#### TESIS DE DOCTORADO EN CIENCIAS BIOLOGICAS

# HISTORIA DE USO DEL TERRITORIO EN EL ÁREA PERI-URBANA DE LA SIERRA DE SAN JAVIER Y EL GRAN SAN MIGUEL DE TUCUMÁN, ARGENTINA (1972-2010)

Biol. Jorgelina Gutiérrez Angonese

Joaquín Bosque Sendra Director **Héctor Ricardo Grau** Co-Director

Lugar de Trabajo: Instituto de Ecología Regional
Universidad Nacional de Tucumán



FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS, FÍSICAS Y NATURALES UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Córdoba, Argentina

#### **COMISIÓN ASESORA**

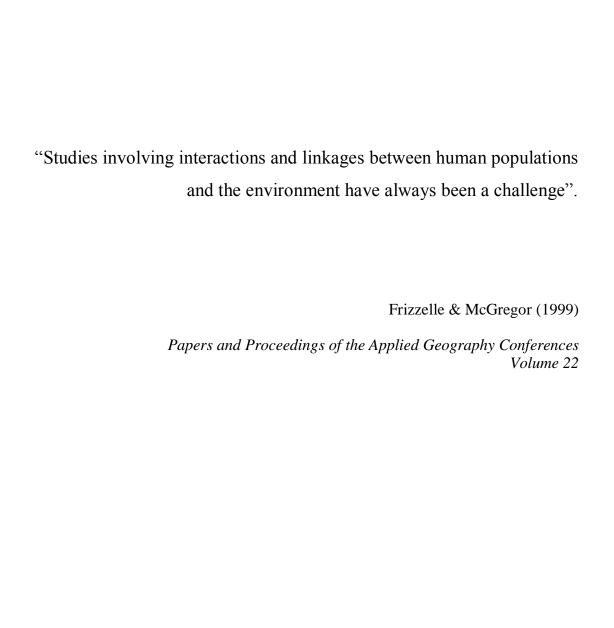
*Dr. Joaquín Bosque Sendra*, Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá de Henares (España).

*Dr. Marcelo Zak*, IMBIV-CONICET, Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, Universidad Nacional de Córdoba.

*Dr. Jorge Oscar Ares*, Centro Nacional Patagónico (CONICET), Puerto Madryn.

#### **DEFENSA ORAL Y PÚBLICA**

Lugar y Fecha:	
Calificación:	
TRIBUNAL	
Firma:	Aclaración: Dr. Jorge Oscar ARES
Firma:	Aclaración: Dr. Marcelo ZAK
Firma:	Aclaración: Dra. Melisa GIORGIS



A mis padres y hermanos

A Fabián

quí culmina un largo camino que emprendí hace algunos años, sinuoso por momentos, pero muy gratificante y enriquecedor. Un camino que no he recorrido sola, eso no hubiese sido posible. Por eso quiero agradecer muy sinceramente a quienes me brindaron su apoyo, sus conocimientos y me abrieron tantas puertas.

En primer lugar quiero agradecer a mis directores *Ricardo Grau* y *Joaquín Bosque Sendra*, por depositar en mí su confianza y ser mis guías en este camino.

Al *Instituto de Ecología Regional* (IER) por abrirme sus puertas y ser la incubadora de mis sueños.

A la *Universidad Nacional de Córdoba* (UNC) por poner a mi disposición tantos conocimientos y tantos grandes profesionales.

A *CONICET* por brindarme los medios necesarios para emprender este camino.

Al Departamento de Geografía de la Universidad de Alcalá (UAH) por abrirme sus puertas durante mis estancias en Alcalá de Henares (España), en especial a Joaquín y Montserrat.

En lo personal quiero agradecer a *Chilo*, por confiar en mí desde el primer día y estar siempre ahí cuando lo necesito, brindándome su apoyo, consejos y conocimientos.

Al *Negro Gasparri*, por ser mi guía y motivador personal. Por sus largas charlas y su energía tan contagiosa, pero por sobre todo eso, por ser un gran amigo. También a *Vero*, *Luca* y *Sofi*, que me abrieron las puertas de su casa y fueron mi segunda familia.

A los *compañeros* del IER, los que están y los que algún día fueron parte de él, con los que he compartido tantos días y mates en Horco Molle.

A *mi familia*. A mis *padres* por darme la libertad de elegir y el apoyo para defender mi elección, ayer, hoy y siempre. También por inculcarme tantos valores y enseñarme a ser una persona hecha y derecha.

A mis *hermanas* y mi *hermano* por ser mis amigos y confidentes, más allá de las distancias que nos separan.

A *Fabián*, mi amor y compañero, por estar a mi lado, acompañarme e incentivarme a continuar en este viaje.

Aquí culmina un largo camino, pero también se inician otros...este viaje no ha acabado, solo haré un parada para tomar aire, respirar profundo y seguir adelante!!

•	•				
Ì	n	d	i	c	ρ
				•	•

maice
Resumeni
Summaryiii
Lista de acrónimos y definicionesv
Canítula 1. Introducción Canaral
Capítulo 1. Introducción General.
1.1. Cambios de uso y/o cobertura del territorio y Cambio Ambiental Global2
1.2. Sistemas peri-urbanos para el estudio de las interacciones naturaleza-sociedad5
1.3. Avances en el estudio de las interacciones naturaleza-sociedad6
1.4. Objetivos, hipótesis y justificación de la tesis7
1.5. Enfoque y organización de la tesis9
1.6. Área de estudio. Contexto geográfico y socio-económico del área peri-urbana
del GSMT
1.6.a. Límites y ambiente12
1.6.b. Aspectos sociales y demográficos17
1.6.c. Usos del suelo y economía20
1.7. Referencias bibliográficas23

## Capítulo 2. Series temporales de mapas de cobertura del territorio a partir de imágenes satelitales Landsat MSS (1972-1981) y TM (1986-2010).

Resumen...31

- 2.1. Introducción.
  - 2.1.a. Sistemas de observación de la Tierra. Serie Landsat...32
  - 2.1.b. Caracterización de las coberturas del territorio. Random Forest...35
- 2.2. Metodología.
  - 2.2.a. Imágenes satelitales e información auxiliar...39
  - 2.2.b. Pre-procesamiento de imágenes Landsat MSS y TM...41
  - 2.2.c. Clasificación con Random Forest...45
- 2.3. Resultados.
  - 2.3.a. Definición de las clases de cobertura del territorio y análisis de las estadísticas de entrenamiento...**56**
  - 2.3.b. Selección de variables predictoras...61

2.3.c. Clasificación final con Random Forest63
2.3.d. Validación de los mapas de cobertura63
2.4. Discusión.
2.4.a. Series temporales de mapas de cobertura66
2.4.b. Estimación de error con OOB68
2.4.c. Desempeño de RF <b>69</b>
2.5. Conclusiones70
2.6. Referencias bibliográficas <b>71</b>
Capítulo 3. Análisis de cambios de cobertura en el área peri-urbana del Gran San Miguel de Tucumán (1972-2010).
Resumen92
3.1. Introducción93
3.2. Metodología.
3.2.a. Análisis de cambios de cobertura97
3.2.b. Transiciones entre clases de cobertura101
3.2.c. Patrones espaciales de cambio102
3.3. Resultados.
3.3.a. Cuantificación de las áreas de cambio y persistencia103
3.3.b. Transiciones sistemáticas entre clases de cobertura108
3.3.c. Patrones espaciales de cambio110
3.4. Discusión <b>112</b>
3.5. Conclusiones <b>118</b>
3.6. Referencias bibliográficas119
Capítulo 4. Series temporales de cambios de cobertura y análisis de factores causales.
Resumen126
4.1. Introducción <b>127</b>
4.2 Metodología 129

4.2.a. Tendencias de las clases de cobertura en el período 1972-2010...130

4.2.c. Análisis de variables explicativas de los CCT... 134

4.2.b. Tendencias de cambio de cobertura por períodos. *Intensity Analysis*...**131** 

- 4.3. Resultados...**138** 
  - 4.3.a. Tendencias de las clases de cobertura en el período 1972-2010...139
  - 4.3.b. Tendencias de cambio de cobertura por períodos...141
  - 4.3.c. Relaciones entre cambios de cobertura y factores causales...146
- 4.4. Discusión... **151**
- 4.5. Conclusiones...**156**
- 4.6. Referencias bibliográficas...158

## Capítulo 5. Patrones espacio-temporales de cambios de cobertura en el área peri-urbana del Gran San Miguel de Tucumán (1972-2010).

Resumen...169

- 5.1. Introducción...170
- 5.2. Metodología.
  - 5.2.a. Configuración espacial de los cambios de cobertura...173
  - 5.2.b. Factores explicativos de los patrones geográficos de los cambios de cobertura...175
- 5.3. Resultados...178
  - 5.3.a. Patrones espaciales de cambio con índices de paisaje...179
  - 5.3.b. Relación entre la distribución espacial de los cambios de cobertura y las variables explicativas...182
- 5.4. Discusión... 185
- 5.5. Conclusiones...**187**
- 5.6. Referencias bibliográficas... 188

#### Capítulo 6. Discusión General.

- 6.1. Conclusiones... **196**
- 6.2. Nuevos conocimientos surgidos de la tesis...198
- 6.3. Aportes metodológicos...199
- 6.4. Líneas futuras de investigación...200
- 6.5. Referencias bibliográficas...202

Lista de publicaciones derivadas...204

#### Índice de figuras

#### Capítulo 1

- Figura 1.1. Organización de la tesis...10
- Figura 1.2. Dimensión espacial y temporal de cada capítulo de la tesis...11
- **Figura 1.3.** Área de estudio. Región natural-urbana conformada por la Sierra de San Javier (sector oeste) y el Gran San Miguel de Tucumán (sector este)...13
- Figura 1.4. Distribución de las Yungas o Selva Subtropical de Montaña en Argentina...14
- **Figura 1.5.** Régimen de precipitaciones. A) Distribución anual de la precipitación vertical y horizontal u orográfica en el área de la Sierra de San Javier; B) Tendencia de la precipitación media anual de San Miguel de Tucumán durante el siglo 20...**15**
- **Figura 1.6**. Tendencia poblacional de la Provincia de Tucumán y el Gran San Miguel de Tucumán, según datos de los Censos Nacionales de Población (INDEC 1947-2001)... **17**
- Figura 1.7. Distribución espacial de la población total y urbana en Tucumán...18

#### Capítulo 2

- Figura 2.1. Esquema metodológico del capítulo 2...38
- **Figura 2.2.** Área de cobertura de las escenas Landsat MSS y TM en relación al área de estudio...**40**
- Figura 2.3. Ejemplo ficticio de la estructura de un árbol de clasificación...46
- Figura 2.4. Procedimiento seguido para la corrección de la clase urbana...54
- Figura 2.5. Gráficos de solape espectral...60
- Figura 2.6. Selección de variables predictoras en base a la imagen TM de 2010...62
- Figura 2.7. Selección de variables predictoras en base a la imagen MSS de 1981....62
- **Figura 2.8.** Ejemplos de la distribución espacial de la clase urbana antes y después de su corrección...**64**
- **Figura 2.9.** Precisión global (%) de los mapas de cobertura registrada previa y posterior a la corrección independiente de la clase urbana...65

- **Figura 3.1.** Esquema metodológico del capítulo 3...97
- Figura 3.2. Representación esquemática de los intercambios entre clases de cobertura...99
- Figura 3.3. Jerarquías de las clases de cobertura utilizadas en el análisis de cambios...100

- **Figura 3.4.** Representación gráfica de la superficie ocupada por cada clase de cobertura en los años 1972 y 2010 con el correspondiente porcentaje de error de la clasificación...**104**
- Figura 2.5. Principales transiciones entre clases de cobertura...110
- Figura 3.6. Mapa de cambios de cobertura observados en el período 1972-2010...111
- Figura 3.7. Patrones espaciales de cambio de cobertura...114

- Figura 4.1. Esquema metodológico del capítulo 4...130
- **Figura 4.2.** Tendencias de las clases de coberturas con ajuste significativo (p≤0.05) durante el período 1972-2010...**140**
- **Figura 4.3.** Tendencias de las clases de coberturas que no presentaron ajuste significativo (p≤0.05) durante el período 1972-2010...**141**
- **Figura 4.4.** Cambio de cobertura por períodos. A) Cambio total anual (S) de cada período expresado como porcentaje del área total, comparado con el cambio uniforme (U), es decir, el valor de cambio esperado si se distribuyera de mono uniforme a lo largo del tiempo; B) tendencia de las clases de cobertura expresada en porcentaje del área de cada cobertura al inicio del período...**142**
- **Figura 4.5.** Cambios a nivel de clases de cobertura. Tasa anual de ganancias expresada como porcentaje del área final de cada categoría y tasa anual de pérdidas de cada categoría, expresada como porcentaje del área de cada categoría en el año inicial del período, comparada con el cambio total anual de cada período (S)...**144**
- **Figura 4.6.** Desacople entre las tendencias de reforestación en el área de montaña y urbanización en el pedemonte...**152**
- **Figura 4.7.** Relación entre las tendencias del área total de selva montana y precipitación media de primavera (r²= 0.84 p≤0.01 entre 1972-1996)...**153**
- **Figura 4.8.** Relación entre las tendencias de A) área total de caña de azúcar y el rendimiento de caña en toneladas/hectárea ( $r^2$ =0.735 p≤0.003), y B) área total de pastizal montano y número de cabezas de ganado bovino ( $r^2$ =0.913 p≤0.001)...**154**
- **Figura 4.9.** Relación entre las tendencias del área de selva montana y el PBI nacional, expresado en millones de USD corrientes ( $r^2$ =0.765; p≤0.002)... **155**
- **Figura 4.10.** Relación entre las tendencias del área urbana del GSMT y la población urbana de Tucumán ( $r^2$ =0.92; p≤0.001)...**156**

- Figura 5.1. Esquema metodológico del capítulo 5...172
- **Figura 5.2.** Evolución de las transiciones entre clases de cobertura durante los diferentes períodos analizados...**179**
- Figura 5.3. Índices de paisaje calculados para las distintas transiciones de cobertura...181
- **Figura 5.4.** Coeficientes estandarizados (b') de las variables explicativas (escalados de 0-100%) obtenidos de la Regresión Logística Múltiple de cada transición...**184**

#### Índice de tablas

#### Capítulo 1

**Tabla 1.1.** Evolución de la población de la Provincia de Tucumán, del Gran San Miguel de Tucumán, y localidades aledañas, según datos de los Censos Nacionales de Población...**20** 

#### Capítulo 2

- Tabla 2.1. Características de los satélites de la Serie Landsat...34
- Tabla 2.2. Características de los sensores a bordo de los satélites Landsat...35
- Tabla 2.3. Imágenes Landsat seleccionadas...39
- **Tabla 2.4.** Imágenes satelitales de alta resolución espacial utilizadas como material auxiliar en diferentes etapas del proceso de clasificación y validación...**41**
- **Tabla 2.5.** Valores de los coeficientes de calibración de Landsat e irradiancia solar exoatmosférica (E0)... **43**
- **Tabla 2.6.** Distancia tierra-sol y ángulo de elevación solar correspondientes a las diferentes fechas...45
- **Tabla 2.7.** Número de puntos de entrenamiento invariantes (*PEI*) seleccionados por clase de cobertura y porcentaje del total de puntos, según el tipo de sensor...48
- **Tabla 2.8.** Variables predictoras auxiliares utilizadas en la clasificación con Random Forest...**51**
- **Tabla 2.9.** Coeficiente de Variación (Cv) de cada clase para el sensor TM y MSS obtenido como Cv=DT\*100/media...**57**
- **Tabla 2.10.** Valores de separabilidad (*Jeffries-Matusita*) obtenidos a partir de las 6 bandas espectrales de la imagen TM de 2010 y las 4 bandas de la imagen MSS de 1981...**59**
- **Tabla 2.11.** Porcentaje de error total y por clase de cobertura de los mapas de cobertura finales obtenidos mediante Random Forest...**65**

- **Tabla 3.1.** Matriz de cambio o transición general para cuantificar los cambios de cobertura entre dos fechas...98
- **Tabla 3.2.** Síntesis de los cambios de cobertura observados entre 1972 y 2010...**107**
- **Tabla 3.3.** Índices de cambio/persistencia (Braimoh, 2006)... **108**
- Tabla 3.4. Transiciones sistemáticas entre clases de cobertura...109
- **Tabla 3.5.** Relación entre los cambios de cobertura y las variables explicatorias...113

#### Capítulo 4

- Tabla 4.1. Variables ambientales...135
- Tabla 4.2. Variables Sociales...136
- Tabla 4.3. Variables Económicas y productivas...137
- Tabla 4.4. Grupos de variables explicativas según su incorporación en la RLM...138
- **Tabla 4.5.** Porcentaje de error de los cambios binarios, total y por clase de cobertura, correspondientes a los períodos de análisis...139
- **Tabla 4.6.** Resultados del análisis de intensidad de transición entre clases de cobertura en relación a las ganancias...**147**
- **Tabla 4.7.** Resultados del análisis de intensidad de transición entre clases de cobertura en relación a las pérdidas...**148**
- **Tabla 4.8.** Resultados de la Regresión Lineal Múltiple (RLM)... **150**

- **Tabla 5.1.** Transiciones entre clases de cobertura seleccionadas para el análisis de los patrones espaciales...**173**
- **Tabla 5.2.** Índices de paisaje seleccionados para describir la configuración espacial de las áreas de transición entre coberturas...**176**

#### Anexos

#### Capítulo 2

**Anexo 2.A.** Tablas de separabilidad (*Jeffries-Mattusita*) considerando las bandas espectrales de la imagen TM de 2010 en combinación con información auxiliar...**76** 

**Anexo 2.B.** Tablas de separabilidad (*Jeffries-Mattusita*) considerando las bandas espectrales de la imagen MSS de 1981 en combinación con información auxiliar...**77** 

Anexo 2.C. Código R para la ejecusión de Random Forest... 78

Anexo 2.D. Mapas de cobertura del territorio, período 1972-2010.... 79

Anexo 2.E. Matrices de error de los mapas de cobertura (1972-2010)... 88

#### Capítulo 3

**Anexo III.A.** Matriz de transición del período 1972-2010, con valores de cambio observados y esperados...**124** 

#### Capítulo 4

**Anexo IV.A.** Valores de superficie de cada clase de cobertura en cada fecha (en hectáreas y como porcentaje del área de estudio) y valores de error asociados...**161** 

**Anexo IV.B.** Valores absolutos de cambio de cada clase de cobertura por períodos...**162 Anexo IV.C.** Tratamiento de las variables explicativas...**164** 

#### Capítulo 5

**Anexo V.A.** Resultados de los índices de paisaje aplicados a las áreas de transición entre clases de cobertura...**191** 

Anexo V.B. Resultados de las Regresiones Logísticas Múltiples...193

#### Resumen

Los ecosistemas de América Latina están sufriendo rápidos cambios antropogénicos, entre los que se encuentran la deforestación por avance agrícola, la reforestación asociada a la migración rural-urbana y el reajuste agrícola, y la urbanización como resultado del crecimiento poblacional y su redistribución espacial. Estos procesos forman parte de una dinámica integrada de uso de la tierra, cuyas interacciones transforman el patrón espacial del paisaje. Los sistemas peri-urbanos constituyen un buen ejemplo para integrar los sistemas sociales, productivos y ambientales y estudiar las causas, mecanismos y consecuencias de los cambios de cobertura del territorio, permitiendo comprender las interacciones naturaleza-sociedad. En el noroeste argentino, el sistema peri-urbano del Gran San Miguel de Tucumán que incluye la Sierra de San Javier ha experimentado numerosos cambios de cobertura del territorio en las décadas recientes. El objetivo principal de la tesis es realizar un análisis detallado de los cambios de cobertura, tanto en su dimensión espacial como temporal, ocurridos en el sistema naturalurbano Gran San Miguel de Tucumán - Sierra de San Javier entre 1972 y 2010, con especial énfasis en los procesos de urbanización y transición forestal. Para ello se elaboró una serie temporal de mapas de cobertura con frecuencia quinquenal, aplicando el método Random Forest para la clasificación de imágenes Landsat, en los que se identificaron áreas naturales, urbanas y productivas. Se cuantificaron las áreas de cambio, persistencia e intercambios entre clases de cobertura, mediante superposición de los mapas de cobertura y se analizaron las tendencias y tasas de cambio considerando sub-períodos de 5 años. Posteriormente, se relacionaron los cambios observados con variables biofísicas y socioeconómicas a fin de inferir las potenciales causas de los cambios. Se examinó la distribución y configuración espacial de las áreas de cambio, así como su variabilidad temporal, con la finalidad de conocer si los cambios se distribuyen siguiendo un patrón de continuidad espacial, es decir, si ocurren contiguos o aislados de áreas transformadas en períodos previos.

El patrón general de cambio observado responde al modelo de "Transición forestal peri-urbana" caracterizado por la expansión de las áreas urbanas, la concentración de la agricultura en suelos planos y fértiles (reajuste agrícola) y la recuperación de áreas de bosque en zonas de montaña. Se produjo una reorganización territorial siguiendo gradientes ambientales, tendiente a una separación espacial más marcada entre las áreas

naturales y las áreas las productivas o de consumo. Las áreas urbanas triplicaron su extensión en el pedemonte ocupando tierras agrícolas, las cuales redujeron su extensión o se relocalizaron. En contraste, en la Sierra de San Javier se observó áreas de selva de Yungas en expansión, principalmente sobre los pastizales naturales que redujeron su área total. En la región de transición con Chaco, el bosque seco aumentó su superficie en zonas con mayor pendiente y alejadas de la influencia antrópica, mientras que las actividades agrícolas se concentraron en las zonas planas y más accesibles. Los cambios de cobertura observados presentaron tasas y direcciones de cambio variables a lo largo del tiempo y se observó un desfase temporal entre las tendencias de reforestación de áreas naturales (que tienden a desacelerarse) y la expansión urbana (que continua acelerándose). El avance de bosque se asoció con el crecimiento económico (incrementos en el sector de producción de bienes y servicios) y el abandono de actividades agrícolas menos rentables (pastoreo extensivo), y con el aumento en las precipitaciones. Por su parte, los patrones de reforestación y deforestación de bosque seco estuvieron explicados principalmente por variables económicas asociadas a las actividades productivas. El crecimiento urbano en el pedemonte se asocia al crecimiento poblacional y su tendencia a concentrarse en los principales centros urbanos de la provincia, y a los cambios en el sector terciario de la economía, asociado a actividades urbanas. La recuperación de bosque y la intensificación de los usos del suelo representan una oportunidad para la conservación de la biodiversidad y los servicios ecosistémicos simultánea con incrementos en la producción agrícola. Sin embargo, los nuevos bosques pueden presentar características ecológicas diferentes de los bosques originales y una abundancia de especies exóticas, cuyas características ecológicas son desconocidas; y la reducción en el área de pastizales naturales es posiblemente negativa para algunos componentes de la biodiversidad. El remplazo de áreas productivas por asentamientos urbanos implican cambios negativos en términos de producción agrícola. El conocimiento de las dinámicas de cambio de cobertura, los mecanismos causales y sus consecuencias es importante para determinar el uso futuro de la tierra y compatibilizar el desarrollo socio-económico con la conservación de la naturaleza y los servicios ambientales.

Palabras clave: Cambios de cobertura, Peri-urbano, Transición Forestal, Urbanización, Random Forest, Landsat.

#### **Summary**

Latin American ecosystems are experiencing rapid anthropogenic changes as a consequence of globalization and economic development, including deforestation due to the advance of agricultural frontiers, reforestation associated to rural-urban migration and agricultural adjustment, and the urbanization as a result of population growth and ruralurban migration. These processes are part of an integrated process of land change, implying the transformation of the spatial pattern of the landscape. Peri-urban systems are a good example of integrated social, productive and environmental systems, and allow studying the causes, mechanisms and consequences of land cover changes and the humanenvironment interactions. In north-western Argentina, the Great San Miguel de Tucumán (GSMT) and the Sierra de San Javier (SSJ) is a dynamic peri-urban system, having undergone major land cover changes over time. The main objective of this work is to carry on a detailed analysis of LCC that took place in the GSMT-SSJ area, both in its spatial and temporal dimension, during the period 1972-2010, with special focus on urbanization and forest transition processes. To do this, a time series of land cover maps was developed (every five years) applying the Random Forest method to classify Landsat images, identifying natural, urban and productive land covers. Areas of change, persistence and exchanges between land cover classes were quantified through the overlap of land cover maps; trends and rates of land cover change were also analysed considering sub-periods of 5 years. Observed land cover changes were related to biophysical and socio-economic variables to explore potential causes of changes. The spatial distribution and configuration of land cover changes and their temporal variability were examined with the aim of know if changes are distributed according to a pattern of spatial continuity, that means, if they occur adjacent or isolated from areas transformed earlier.

The general pattern of observed land cover changes responded to the "Peri-urban Forest Transition" model characterized by the association of urban expansion, agricultural adjustment and forest recovery. These changes resulted in a spatial reorganization, increasing the spatial segregation between natural and productive or consumption areas. Urban areas tripled its extension on the foothills, occupying agricultural lands, which reduced it extension or were relocated. Meanwhile, the expansion of humid Yungas forests was observed in the Sierra de San Javier, extending over natural grasslands, which in turn reduced their total area. In the transition region with Chaco, dry forests increased their

extension in steeper areas and far away from human influence, while agricultural activities were concentrated in flat and accessible areas. Observed land cover changes presented varying rates and directions of change over time. Also a time lag was observed between the trends of reforestation in natural areas (which tend to de-accelerate) and urban expansion (which continue to at fast rates in the present). Observed land cover changes are distributed following a fragmented pattern in each period, however, considering successive periods is possible to observe a spatial association between areas of change of each period and the previous period.

Reforestation was favoured by economic changes (increases in the sector of production of goods and services) and the abandonment of less profitable agricultural activities (extensive grazing), and benefited from the increase in precipitations. Reforestation-deforestation patterns of dry forest were explained by economic variables associated with agricultural activities. Urban expansion was associated to population growth and its tendency to concentrate in major urban centres, and to changes in the tertiary sector of the economy, associated to urban activities. Forest recovery and land use intensification represent an opportunity for the conservation of biodiversity and ecosystem services, and resulted in an expansion of natural habitats simultaneous to a higher agriculture production and urban development. However, new forests have ecological characteristics different from the original ones and an abundance of exotic species with unknown ecological characteristics. The reduction in natural grasslands may have a negative impact in come components of biodiversity. The replacement of productive areas by urban settlements implies negative changes in terms of potential agricultural production. The knowledge of the dynamics of land cover change and their causal mechanisms and consequences, are important in determining the future land use and reconcile socioeconomic development with conservation of nature and ecosystem services.

*Key words*: Land cover change, Peri-urban, Forest Transition, Urbanization, Random Forest, Landsat.

#### Lista de acrónimos y definiciones

#### **CAG** *Cambio Ambiental Global.*

Modificaciones del medio ambiente mundial, incluyendo alteraciones en el clima, la productividad de la tierra, los océanos u otros recursos hídricos, la química atmosférica y los sistemas ecológicos que pueden alterar la capacidad de la tierra para sustentar la vida (Instituto Interamericano para la Investigación del Cambio Global, IAI).

#### **CCT** *Cambio de Cobertura del Territorio.*

Modificaciones producidas en los atributos biofísicos del territorio a lo largo del tiempo. La *cobertura del territorio* designa a los materiales que se presentan en un momento concreto sobre la superficie terrestre (ej. bosque, cultivo de caña), mientras que *uso del territorio* se refiere a la actividad humana que se desarrolla en ese espacio (ej. explotación forestal, agricultura) (Chuvieco Salinero 2006, Teledetección espacial, Ed. Ariel Ciencia).

#### **NOA** Noroeste Argentino.

Región que incluye las provincias de Jujuy, Salta, Tucumán, Catamarca y Santiago del Estero.

#### **GSMT** Gran San Miguel de Tucumán.

Área metropolitana que incluye la ciudad de San Miguel de Tucumán (capital de Provincia) y diversos municipios y comunas espacial y funcionalmente conectadas al distrito capital (Yerba Buena, Banda de Río Salí, Alderete, Las Talitas, El Manantial y El Pocito).

#### **SSJ** Sierra de San Javier.

Cordón montañoso situado a 15km hacia el oeste del GSMT, con una extensión nortesur de 35 km y una altitud de 1200-1800msnm. Está cubierto por selva de Yungas en las laderas y pastizales naturales o semi-naturales en la zona de cumbre.

**SSJ-GSMT** Asigna a la región conformada por la Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán, formando un sistema natural-urbano.

#### **PSSJ** Parque Sierra de San Javier.

Área natural protegida perteneciente a la Universidad Nacional de Tucumán desde 1973. Con una extensión de 14.174 hectáreas cubre el 70% de la SSJ.

#### **PGB** Producto Geográfico Bruto.

Indicador del nivel de actividad económica global y sectorial de una provincia o jurisdicción. Refiere al valor de mercado de todos los bienes y servicios finales producidos dentro de su frontera durante un determinado período de tiempo, habitualmente un año. Es considerado como un patrón de medida del ritmo de crecimiento económico de una región (equivalente al PBI a nivel Nacional).

#### SIG Sistemas de Información Geográfica.

Sistemas de software y procedimientos que permiten la integración, almacenamiento, edición, visualización, gestión y análisis de bases de datos geográficamente referenciados de manera rápida y eficaz.

#### **RF** Random Forest

Método estadístico no paramétrico basado en la construcción de un conjunto de árboles de clasificación o regresión. Cada árbol se construye en base a re-muestreo de los datos de entrenamiento y las variables predictoras, minimizando la correlación entre los árboles del ensamble (Breiman, 2001).

#### **OOB** Out-of-Bag

Estimación de error realizada por RF para la verificación de los árboles de clasificación o regresión. La estimación OOB se realiza utilizando el tercio de los datos de entrenamiento que no fueron utilizadas en la construcción de cada árbol.

#### **DEM** Digital Elevation Model (Modelo de Elevación Digital)

Representación visual y matemática de los valores de altura con respecto al nivel medio del mar, que permite caracterizar las formas del relieve y los elementos u objetos presentes en el mismo. Corresponde a una imagen raster donde cada celda contiene el valor de altitud media del terreno en ese punto.

#### **GPS** Global Position System (Sistema de Posicionamiento Global)

Sistema global de navegación por satélite que permite determinar con gran precisión la posición de un objeto en cualquier parte de la geografía mundial. Utilizan el principio de triangulación, con el que se determina la posición de un objeto midiendo su distancia a otros objetos con ubicaciones conocidas.

#### **ND** Número digital.

Valor numérico que contiene cada píxel de una imagen, correspondiente a la intensidad radiométrica recibida por un sensor óptico-electrónico en el momento que se adquiere la imagen.

#### **AFD** Análisis de Funciones Discriminantes

Técnica de análisis multivariado que combina características de MANOVA y regresión múltiple y permite determinar si existen diferencias significativas entre grupos de elementos definidos a priori, según un conjunto de variables independientes, y determinar cuál de las variables cuantifica mejor las diferencias entre grupos.

#### **RLS** Regresión Lineal Simple

Técnica de análisis estadístico que permite encontrar un modelo que explique la relación existente entre una variable dependiente (Y) y una variable independiente (X), con la forma  $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \mu$ .

#### **RLM** Regresión Lineal Múltiple

Técnica de análisis multivariado cuyo objetivo es encontrar un modelo que explique el comportamiento de una variable dependiente (Y) mediante un conjunto de variables explicativas independientes  $(X_n)$ . El modelo vendrá dado por la forma  $Y=\beta_0+\beta_1X_1+\ldots+\beta_nX_n+\mu$ , donde  $\beta_1\ldots\beta_n$  denotan la magnitud del efecto de las variables independientes sobre Y, y  $\mu$  es el error del modelo.

#### **RLoM** Regresión Logística Múltiple

Modelo utilizado para predecir la presencia o ausencia de una determinada característica según un conjunto de variables independientes categóricas o cuantitativas. La variable dependiente será dicotómica, es decir, posee sólo dos valores: 1 (presencia) y 0 (ausencia).

### **CAPITULO 1**

Introducción General.

#### Introducción General.

## 1.1. Cambios de uso y/o cobertura del territorio y Cambio Ambiental Global.

La relación existente entre las sociedades y los ecosistemas se remonta al origen de la especie humana en el planeta (Sapiña, 2002). Los cambios de "cobertura del territorio", es decir, la modificación de los atributos biofísicos de la superficie terrestre, son generados principalmente por las actividades humanas, las cuales han transformado el ambiente a diferentes ritmos con la finalidad de obtener energía, materiales y alimentos para su subsistencia. El propósito con el cual los humanos manipulan los atributos biofísicos del territorio se conoce como "uso del territorio". La cobertura y el uso del territorio están tan íntimamente ligados que su comprensión requiere adquirir enfoques donde se integren datos espaciales, obtenidos de sistemas de información geográfica y teledetección (datos de "cobertura de territorio") con encuestas demográficas, censos agrícolas, datos del mercado, entre otros (datos de "usos del territorio"). El estudio de los "cambios de uso y/o cobertura del territorio" tiene como fin mejorar el conocimiento de las interacciones entre naturaleza y sociedad (Lambin & Geist, 2006).

En los últimos siglos el crecimiento de la población y el aumento de los niveles de consumo, el crecimiento económico, el desarrollo de la actividad industrial y la incorporación de nuevas tecnologías, han introducido alteraciones en los ecosistemas naturales a tasas y magnitudes sin precedentes, dando origen a problemas ambientales complejos y con efectos perceptibles a diversas escalas, alterando los recursos de los que depende la humanidad (Ramankutty et al., 2006; IGBP Science 4, 2001; Turner, Meyer, & Skole, 1994). El *Cambio Ambiental Global* (CAG) comprende un conjunto de transformaciones ambientales causadas por las actividades humanas, introduciendo alteraciones en el funcionamiento del sistema terrestre global (IGBP Science 4, 2001). Los *cambios de uso y/o cobertura del territorio* y el *cambio climático* son considerados los principales componentes del CAG (Dale et al., 2000; Vitousek et al., 1997), sin embargo, en las últimas décadas se observó que los cambios de cobertura del territorio (CCT) presentaron mayores efectos sobre los sistemas ecológicos que el clima (Dale, 1997). Los cambios de cobertura responden a procesos ecológicos y sociales, y están íntimamente

ligados a la globalización, definida como la creciente interconectividad del mundo en los ámbitos económico, político, social y cultural, debido al flujo de bienes, capital, información y población, separando los lugares de producción y consumo (Lambin & Meyfroidt, 2011). Dicha interconectividad global facilita la transferencia de conocimientos y tecnología, introduciendo nuevas formas de uso del suelo, cambios en el uso de los recursos y restructuración de la dinámica poblacional, con efectos indirectos en la dinámica de uso del suelo a escala local (GLP, 2005). Por ello, para conocer y predecir los efectos de los CCT es necesario comprender las interacciones hombre-ambiente asociado a dichos cambios (Lambin, Geist, & Lepers, 2003).

Los sistemas ambientales proveen diversos recursos necesarios para el funcionamiento de las sociedades humanas (alimentos, combustibles y otros servicios ambientales necesarios para la producción, regulación de riesgos ambientales, entre otros). Actualmente, más del 50% de la superficie terrestre presenta alteraciones en la estructura y función de los ecosistemas como consecuencia directa o indirecta de las actividades humanas a diferentes escalas, lo cual afecta, a su vez, el funcionamiento y bienestar de la humanidad ( Turner, Lambin, & Reenberg, 2007; Rindfuss et al., 2004). Los CCT determinan, a su vez, la vulnerabilidad de los ambientes y la población a los cambios climáticos, económicos o socio-políticos (Lambin, Geist, & Rindfuss, 2006). Por ello, los CCT son considerados tanto causa como consecuencia de los procesos socio-ecológicos a diferentes escalas espaciales y temporales (Verburg et al., 2013). Actualmente, existe una creciente tendencia a considerar la importancia de los agentes causales que operan desde grandes distancias, separados geográficamente de las áreas de cambio, así como de las consecuencias indirectas o inintencionadas de los CCT (Meyfroidt et al., 2013; Defries, Foley, & Asner, 2004).

En zonas tropicales y subtropicales de América Latina, los ecosistemas naturales están sufriendo importantes cambios antropogénicos, consecuencia del crecimiento económico y poblacional (Grau & Aide, 2008). La creciente población humana y el incremento en el consumo per cápita de alimentos conducen a un aumento progresivo de tierras destinadas a usos agrícolas. Consecuentemente, el avance de la frontera agrícola es causante de la pérdida de áreas de bosque, en particular en áreas fértiles con potenciales para la agricultura intensiva (DeFries et al., 2010; Gasparri & Grau, 2009; Hoekstra et al., 2004). Por otra parte, la intensificación de la producción y la introducción de cambios en las prácticas agrícolas (fertilización, mecanización, introducción de cultivos de alto

rendimiento) promueven que áreas marginales para la agricultura moderna (menos productivas y accesibles) sean abandonadas. El abandono de tierras agrícolas se asocia a la expansión de áreas de bosque en varias partes del mundo (Munroe et al., 2013). En América Latina extensas áreas de bosque se regeneran espontáneamente en asociación con la modernización socioeconómica, la migración rural-urbana y la urbanización (Aide et al., 2013). El proceso de recuperación de bosques sobre tierras agrícolas y pasturas, que revierte la tendencia histórica de deforestación, se conoce como "transición forestal" (Grau & Aide, 2008; Rudel et al., 2005; Aide & Grau, 2004; Mather & Needle, 1998), y ocurre mayoritariamente en regiones donde se producen cambios de una economía principalmente agrícola hacia una economía basada en industrias y servicios (Grau & Aide, 2008; Aide & Grau, 2004). La transición forestal ha sido documentada en Europa (Mather, Fairbairn, & Needle, 1999), Norteamérica (Walker & Solecki, 1997) y regiones de montaña de América Latina (Aide et al., 2013; Redo et al., 2012; Grau et al., 2008; Parés-Ramos, Gould, & Aide, 2008; Farley, 2007; Hecht & Saatchi, 2007; Baptista & Rudel, 2006; Bass, 2004; Klooster, 2003), en muchos casos afectada por la urbanización. Este proceso incluye una dinámica de uso de la tierra asociada a la intensificación de la producción agropecuaria y el abandono de prácticas agrícolas poco productivas (ej., ganadería extensiva), la industrialización, la urbanización y la migración rural-urbana; tendencias vinculadas a la globalización socioeconómica (Aide & Grau, 2004; Grau et al., 2003). La transición forestal suele ser poco percibida debido a que ocurre en forma gradual y solo la revelan estudios de largo plazo. En el noroeste argentino se han documentado casos de recuperación de ecosistemas en diferentes ambientes (Grau et al. 2008; 2007), asociados a cambios climáticos y de uso del suelo y disminución de la presión antrópica.

Las áreas urbanas cubren una pequeña proporción del planeta (2-3%) pero su población (alrededor del 50% de la población mundial) genera una demanda de recursos (alimentos y materiales) que altera el uso del suelo sobre un área mucho mayor, existiendo una diferenciación geográfica entre las áreas de producción y consumo (Meyfroidt et al., 2013). Actualmente, la población urbana se encuentra en continuo crecimiento (superando a la población rural), y como consecuencia directa de ello las ciudades se expanden, ocupando áreas naturales y/o rurales circundantes, en muchos casos tierras con aptitud agrícola. Las ciudades que experimentan mayor crecimiento están localizadas, en su mayoría, en países en desarrollo (Lambin et al., 2003). A pesar de su limitada extensión, las áreas urbanas poseen efectos directos sobre la población humana y los servicios

ecosistémicos, por ello, las áreas peri-urbanas constituyen un buen ejemplo para integrar los sistemas sociales y ambientales (Gutiérrez Angonese & Grau, 2014; Baptista, 2010). El análisis de la transición forestal y su relación con la urbanización son de gran importancia para compatibilizar el desarrollo socioeconómico con la conservación de la naturaleza en América Latina.

## 1.2. Sistemas peri-urbanos para el estudio de las interacciones naturaleza-sociedad.

Las áreas peri-urbanas comprenden la zona periférica a las ciudades, que en términos ecológicos y socioeconómicos puede considerarse como una transición entre las ciudades y zonas rurales o naturales (sistema natural-urbano). Desde una perspectiva ambiental, constituye un mosaico heterogéneo de ecosistemas naturales, agro-ecosistemas y zonas urbanas, donde cada sub-sistema condiciona y está condicionado por los otros dos (Allen, 2003). El concepto de área peri-urbana incluye también las redes funcionales que conectan las actividades urbanas y rurales, generando flujos de capital financiero, capital social, trabajo, tecnología e información entre ellas (Güneralp, Seto, & Ramachandran, 2013; Browder, 2002). A su vez, las áreas peri-urbanas están formadas por una heterogeneidad de grupos sociales, que coexisten en el mismo territorio con diferentes intereses, prácticas y percepciones, que pueden ir cambiando a lo largo del tiempo (Allen, 2003).

Las áreas urbanas constituyen el vínculo entre las sociedades y los procesos sociales, económicos, políticos y ambientales globales, concentrando una gran proporción del flujo de capital financiero mundial, la manufactura de bienes de consumo y producción, del comercio y servicios (Sánchez Rodríguez & Bonilla, 2007). A través del flujo de bienes y servicios, las ciudades disponen de recursos materiales y servicios ecosistémicos de las áreas naturales. El rápido crecimiento de las ciudades y la expansión de su huella ecológica posee importantes implicancias para la interface peri-urbana (Allen, 2003), ya que afectan el uso del suelo más allá de sus límites, incrementando la presión sobre la capacidad de carga de los sistemas naturales y perdiendo oportunidades de producción (Meyfroidt et al., 2013). Sin embargo, algunos estudios han reconocido en el proceso de urbanización una oportunidad para la recuperación de áreas naturales, al reducir la presión directa sobre los ecosistemas (Baptista, 2008; Grau et al., 2008).

Un caso particular de área peri-urbana la constituyen las ciudades asociadas a zonas de bosque, conformando un sistema complejo y dinámico. En este tipo de sistemas, las áreas de bosque son directamente utilizadas y afectadas por una población urbana creciente y, a su vez, los cambios en los servicios ecosistémicos que proveen afectan la calidad de vida de dicha población (Grau et al., 2008). En el noroeste argentino, el Gran San Miguel de Tucumán (GSMT) junto con la Sierra de San Javier (SSJ) constituyen un sistema urbano-natural dinámico, habiendo experimentado notables cambios de cobertura a lo largo de la historia, siendo los más notables la conversión de áreas de selva a usos agroganaderos y la ocupación del pedemonte por asentamientos urbanos.

El GSMT constituye el centro urbano más grande y con mayor crecimiento del noroeste argentino, y es representativo de una tipología de ciudades de pedemonte con características particulares de relaciones con el entorno. Dentro de esta tipología se encuentran la mayoría de las ciudades del noroeste argentino con áreas de Yungas (ej, Salta, Jujuy, Catamarca, Ledesma, Metan, Tartagal) y Bolivia (ej. Santa Cruz de la Sierra). El conocimiento de las dinámicas de CCT en la interface natural-urbana SSJ-GSMT, de sus mecanismos causales y consecuencias, es importante para determinar el uso futuro de la tierra y compatibilizar el desarrollo socioeconómico con la conservación de la naturaleza y los servicios ambientales. Además, el estudio de los sistemas peri-urbanos nos permite comprender las interacciones naturaleza-sociedad ya que integran componentes de ambos sistemas (Baptista, 2010).

#### 1.3. Avances en el estudio de las interacciones naturaleza-sociedad.

El cambio global se produce por múltiples causas que interactúan entre sí generando mecanismos más complejos que simples relaciones de causa-efecto, y aún más complejas son las respuestas del sistema terrestre a dichos cambios (Lambin et al., 2003). Como el comportamiento de los sistemas ambientales depende de una multitud de interacciones internas y fuerzas externas, no es regular y predecible. Este comportamiento se complejiza aún más cuando se incluyen los efectos de las actividades humanas, resultando en patrones funcionales complejos de interacciones naturaleza-sociedad, cuyo estudio requiere de la aplicación de métodos avanzados para su análisis (ej, modelos dinámicos complejos, autómatas celulares) (IGBP Science 4, 2001). La *Ciencia de los Sistemas Terrestres (Land System Science)* surge a partir del reconocimiento de las interrelaciones entre los sistemas naturales y sociales que promueven los CCT, como una

disciplina que integra las diferentes dimensiones del estudio del cambio ambiental global, unificando las ciencias ambientales, sociales y de la información geográfica (teledetección / GIS) para resolver varias preguntas sobre los CCT y sus impactos en la humanidad y el medio ambiente ( Verburg et al., 2013; Ramankutty et al., 2006).

A pesar de los grandes avances obtenidos en el estudio del CAG, existe aún la necesidad de mejorar el conocimiento de los efectos de las actividades del hombre sobre los procesos naturales, cuáles son las principales causas y consecuencias de los CCT, con el fin de evaluar los riesgos a los que se enfrenta la sociedad y el ambiente y cómo hacer frente a ellos (GLP, 2005). Juntos, la urbanización y la globalización serán, sin duda, los principales motores del cambio ambiental a escala global en las próximas décadas (IGBP Science 4, 2001). En cuanto a la agricultura, es necesario un incremento en la producción de alimentos, así como la introducción de mejoras en su distribución y acceso, para satisfacer las necesidades de una población en crecimiento, equilibrando la satisfacción de las necesidades humanas inmediatas con la preservación de las funciones y servicios ecosistémicos (Lambin & Meyfroidt, 2011; Defries et al., 2004).

#### 1.4. Objetivos, hipótesis y justificación de la tesis.

El objetivo principal de la tesis es describir y analizar la dinámica espacio-temporal de cambios de cobertura del territorio ocurridos en el sistema natural-urbano Sierra de San Javier-Gran San Miguel de Tucumán (SSJ-GSMT), entre 1972 y 2010. El trabajo se orienta principalmente a conocer las interacciones entre los procesos de urbanización y transición forestal, analizando su evolución e identificando los potenciales agentes causales del cambio, con el fin de contribuir al conocimiento las interacciones naturaleza-sociedad. Para alcanzar este objetivo se han planteado los siguientes objetivos específicos:

- 1. Desarrollar series temporales de mapas de cobertura del territorio para el área SSJ-GSMT, abarcando el período 1972-2010 y con una resolución espacial media (30m).
- 2. Describir y cuantificar los cambios de cobertura del territorio ocurridos en el área SSJ-GSMT entre los años 1972 y 2010, identificando cambios netos, ganancias, pérdidas e intercambios entre coberturas del territorio.
- **3.** Examinar las tendencias de cambio de las diferentes coberturas del territorio a lo largo del período 1972-2010, con una frecuencia temporal de 5 años, e identificar los

factores ambientales y socio-económicos potencialmente influyentes en dichas tendencias.

**4.** Describir la localización y configuración espacial de los cambios de cobertura y analizar la evolución de las relaciones espaciales de dichos cambios.

El desarrollo de este trabajo parte del planteamiento de las siguientes hipótesis:

- H1: El sistema SSJ-GSMT constituye un área dinámica, presentando diversas tasas y direcciones de cambio de cobertura a lo largo del tiempo;
- H2: Las tendencias actuales de ocupación del territorio en el pedemonte muestran un crecimiento constante del área urbana, determinado por el crecimiento natural de la población, en detrimento de las áreas naturales y rurales que la rodean.
- H3: En áreas de montaña se observa la recuperación de bosque, el cual sigue una tendencia de crecimiento neto (selva montana) o relocalización (bosque seco).
- H4: Las tendencias de cambio de cobertura del territorio en el área SSJ-GSMT están determinadas, principalmente, por los cambios demográficos y el desarrollo económico de la región, además de la influencia de factores climáticos.
- H5: A nivel regional se produce una reorganización y diferenciación espacial de las coberturas del territorio separando las áreas naturales de las áreas agrícolas o urbanas.
- H6: El patrón espacial de los cambios de cobertura del territorio contribuye a una mayor heterogeneidad del paisaje.

Hasta el momento de realización de esta tesis, se observó una escasez de datos locales o regionales que permitieran realizar una reconstrucción de largo plazo de los cambios de cobertura ocurridos en sistemas peri-urbanos del noroeste argentino, y en particular para el GSMT, y de antecedentes donde se analice la dinámica de los sistemas naturales y humanos, así como las interacciones existentes entre ellos como un sistema integrado. Asimismo, existen diversos trabajos donde se analizan aspectos parciales de la dinámica de CCT en Tucumán y sus efectos sobre sistemas naturales o socio-económicos. En un trabajo previo (Grau et al., 2008) se realizó un análisis preliminar del proceso de transición forestal peri-urbana en el área de estudio y su implicancia en la conservación de servicios ambientales (producción de sedimentos). Sin embargo, dicho antecedente constituye un estudio de largo plazo (1972-2006) que no toma en cuenta las variaciones de

los cambios dentro del período analizado. Además, su área de estudio excluye al GSMT, el centro urbano con mayor influencia en la dinámica demográfica de la región. En este aspecto, estudios particulares se centran en el estudio del crecimiento urbano del GSMT y su efecto sobre la vegetación o áreas agrícolas vecinas (Gutiérrez Angonese, 2010; Oltra-Carrió et al., 2010). Por otro lado, Nanni y Grau (2014) analizan los patrones de deforestación y reforestación asociados al proceso de reajuste agrícola en la región de Tapia, mientras que García y colaboradores (2011) estudian los cambios de cobertura en la cuenca media y alta del Río Lules, con diferente nivel de influencia antrópica, y sus efectos en la calidad del agua. Los estudios mencionados aportan información relevante para comprender las dinámicas territoriales del área SSJ-GSMT, sin embargo es necesaria una mayor integración de los procesos observados en el área de estudio, considerando las interacciones existentes entre la reforestación, deforestación, cambio agrícola y urbanización, cuya comprensión requiere un análisis conjunto.

#### 1.5. Enfoque y organización de la tesis

El desarrollo de la tesis se presenta a lo largo de seis capítulos (Figura 1.1), en los cuales se aborda la problemática de los cambios de cobertura del territorio asociados a la urbanización, con especial énfasis en el proceso de transición forestal, sus posibles causas y efectos. El enfoque de la tesis está orientado a tratar las dinámicas de cambio de cobertura desde una perspectiva territorial, sin tener en cuenta o tratando de manera superficial las consecuencias que dichos cambios poseen sobre los ecosistemas o el hombre. Sin embargo, en diversos puntos se hace referencia a las implicancias que los diversos cambios observados poseen para los servicios ecosistémicos, biodiversidad y la calidad de vida del hombre.

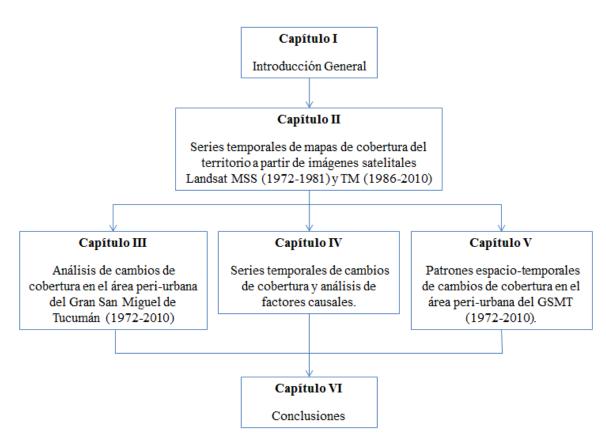


Figura 1.1. Organización de la tesis.

Para lograr los objetivos propuestos se considera primordial disponer de datos de cobertura fiables para la obtención de estimaciones de cambios de cobertura. En cuanto al enfoque metodológico se hace hincapié en el análisis de series temporales para una reconstrucción detallada y a largo plazo de la dinámica de cambios de cobertura. Los procedimientos seguidos en la tesis van incrementando el nivel de complejidad de análisis, incorporando nuevos aspectos que contribuyen a una mejor comprensión de los procesos y patrones de CCT. En el Capítulo 1 se realizó una revisión de conocimientos sobre los CCT en áreas peri-urbanas relevantes para este trabajo, sus implicancias e importancia del estudio. En el Capítulo 2 se realizó una caracterización espacial de las coberturas del territorio presentes en diferentes fechas (series temporales), evaluando la aplicación del método Random Forest para la construcción de series de mapas de cobertura a partir de imágenes satelitales de la serie Landsat, que representen las coberturas existentes en el área de estudio con bajo margen de error y permitan obtener datos consistentes a lo largo del tiempo. En el Capítulo 3 se llevó a cabo la determinación de cambios de cobertura ocurridos en las últimas cuatro décadas, comparando las coberturas del territorio presentes en el año 1972 y 2010, y se identificaron los principales cambios de cobertura, incluyendo

las transiciones sistemáticas entre clases de cobertura. Teniendo en cuenta el nivel de persistencia del paisaje y los intercambios entre clases de cobertura se concluyó que los cambios de cobertura se pueden describir tanto por su magnitud (considerando el cambio total o cambio neto de cada clase) como su localización (los intercambios entre clases de cobertura implican la relocalización de las mismas), aspectos que se analizan en mayor detalle en los capítulos siguientes. En el Capítulo 4 se analizó la evolución temporal de las clases de coberturas, mediante el uso de la serie temporal de mapas de cobertura, considerando las variaciones en la magnitud (valor absoluto de cambio) e intensidad (valor de cambio expresado por unidad de tiempo) de los cambios, identificando los factores ambientales, demográficos y económicos potencialmente influyentes en las variaciones de los CCT observados a lo largo del tiempo. En el Capítulo 5 se examinó la configuración espacial de las áreas de cambio de cobertura (particularmente las transiciones entre clases de cobertura) mediante la aplicación de índices del paisaje y se analizó su relación con factores biofísicos y de proximidad que explican la distribución espacial de las áreas de cambio. La dimensión espacial y temporal abarcada en cada capítulo de la tesis se ilustra en la Figura 1.2.

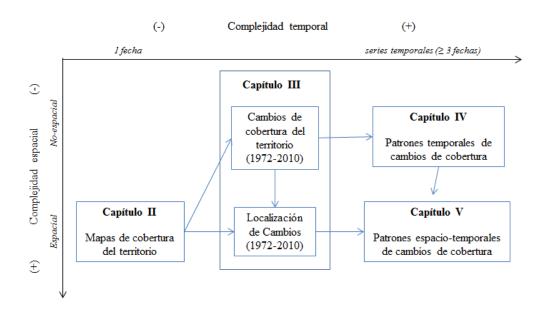


Figura 1.2. Dimensión espacial y temporal de cada capítulo de la tesis.

## 1.6. Área de estudio. Contexto geográfico y socio-económico del área peri-urbana del GSMT.

#### 1.6.a. Límites y ambiente.

El área de estudio se localiza en el centro de la Provincia de Tucumán (26° 49' S y 65° 13' O), en la región del Noroeste Argentino (NOA). El área abarca una extensión de 185.000 hectáreas, donde se incluye la Sierra de San Javier (SSJ) y su región pedemontana oriental, en la cual se asienta el Gran San Miguel de Tucumán (GSMT), el centro urbano de mayor extensión del NOA (Figura 1.3); incluye además las sierras del Periquillo y del Siambón (al oeste), la Loma de Yerba Huasi (suroeste), el sector sur de la cuenca de Tapia-Trancas (al norte) y el extremo sur de la Sierra de Medina (noreste). La SSJ y el GSMT constituyen una tipología de interfase natural-urbana donde coincide un área de montaña dominada por bosques de yungas en relativamente buen estado de conservación, un pedemonte con suelos fértiles aptos para la agricultura y un área urbana en crecimiento. El sistema SSJ-GSMT representa una oportunidad para estudiar las interacciones existentes entre la ciudad y los ambientes naturales y semi-naturales cercanos (Grau, 2010).

La Sierra de San Javier corresponde a un cordón montañoso perteneciente al sistema de Sierras Pampeanas Septentrionales (Sesma, Guido, & Puchulu, 2010). Posee una longitud norte-sur de 35 kilómetros y cubre un rango altitudinal entre los 500 msnm en el pedemonte y 1876 msnm en la cumbre del Taficillo. La mayor parte de la Sierra pertenece a la provincia fitogeográfica de las Yungas o "Selva Subtropical de Montaña" (Cabrera, 1976) (Figura 1.4). Las Yungas son bosques siempreverdes o semidecíduos que se extienden por el pie y faldeo de las laderas orientales de los Andes y sierras subandinas. En el NOA poseen una extensión norte-sur de 400 km y un rango altitudinal entre los 400 y 3000 msnm (Brown et al., 2001), extendiéndose desde la frontera con Bolivia (23° S) hasta el sudeste de la Provincia de Catamarca (29° S), y ocupando parte de las provincias de Salta, Jujuy y Tucumán. En Argentina, las yungas comprenden 2,5 millones de hectáreas, incluyendo las áreas de yungas en sentido estricto y las áreas de transición (Figura 1.4), y representan ecosistemas de elevada biodiversidad (Brown et al., 2002).

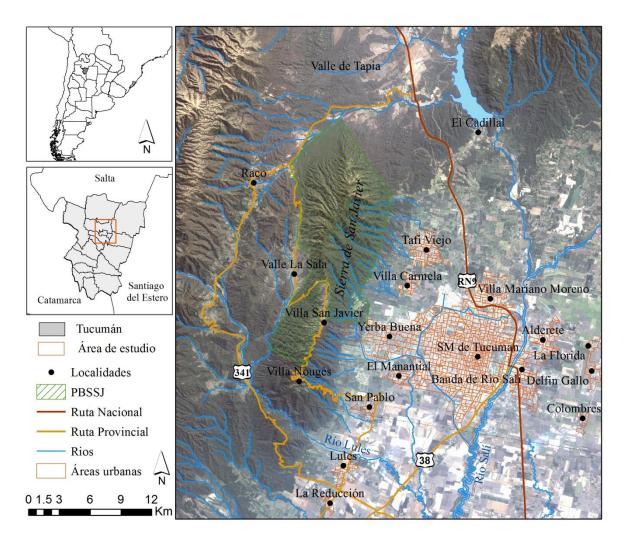


Figura 1.3. Área de estudio. Región natural-urbana conformada principalmente por la Sierra de San Javier (sector oeste) y el Gran San Miguel de Tucumán (sector este).

La vegetación de Yungas, se divide en pisos altitudinales de características fisonómico-florísticas distintivas (Brown et al., 2005; Morales, Sirombra, & Brown, 1995):

- 1) **Selva Pedemontana** (entre 400 y 600 msnm), formada en su mayoría por especies caducifolias y poca presencia de epífitos. En Tucumán está caracterizada por la selva de "tipa y pacará" (*Tipuana tipu* y *Enterolobium contortisiliquum*), aunque estas formaciones vegetales, en el presente, se encuentran casi en su totalidad remplazadas por cultivos y áreas urbanas.
- 2) **Selva Montana** (entre 600 y 1500 msnm), ocupando las laderas de montaña es el piso con mayor precipitación y el más diverso. La selva montana está formada fundamentalmente por especies perennifolias de origen tropical y abundancia de epífitas. En ella se distingue la selva de "laurel y horco molle" (*Cinnamomum porphyria* y

Blepharocalix salicifolius) y la selva de mirtáceas. Buena parte de sus bosques secundarios están dominados por especies exóticas como *Ligustrum lucidum* y *Morus alba*.

3) **Bosque Montano** (> 1500 msnm), constituye el límite superior de la línea de bosques y se encuentra lindante con los pastizales de neblina. Se trata, en general, de bosques monoespecíficos dominados por *Alnus acuminata* (Aliso), *Podocarpus parlatorei* (pino del cerro) y *Crinodendron tucumanum*.

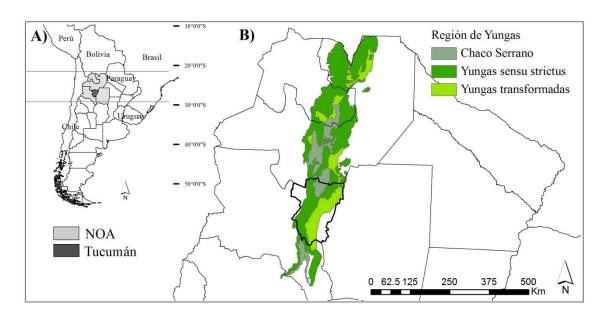


Figura 1.4. Distribución de las Yungas o Selva Subtropical de Montaña en Argentina (Fuente: Fundación Pro-yungas-LIEY).

Las **yungas de transición** constituyen un ecotono entre la selva pedemontana y la vegetación chaqueña hacia el este (Figura 1.4). Son áreas relativamente secas, estructuralmente más simples y menos diversas, donde conviven especies de ambas regiones fitogeográficas. Además de las especies típicas de selva pueden encontrarse especies de vegetación chaqueña (por ejemplo, *Chorisia insignis, Prosopis sp., Schinopsis marginata, Aspidosperma quebracho-blanco*).

El clima del área de estudio es subtropical con estación seca. El régimen de lluvias es subtropical monzónico concentrados en los meses de verano (octubre-marzo), cuando se registra el 85% del total anual. Durante el invierno reciben el aporte de vientos húmedos del sur y este, que al chocar contra las laderas condensan la humedad formando lo que se conoce como precipitación horizontal u orográfica (Stadmüller, 1997; Bianchi & Yañez, 1992). La precipitación horizontal constituye el mayor aporte de agua en los meses secos

(abril-septiembre; Figura 1.5.A), donde la precipitación promedio constituye el 15% del total anual (Hunzinger, 1995). Tanto la precipitación como la temperatura están fuertemente controladas por la topografía, presentando una importante variación altitudinal. La precipitación media anual en San Miguel de Tucumán (450 msnm) es de 969 mm en los últimos 100 años, mientras que en los pisos bajos de selva pedemontana es de 1000 mm anuales, entre 1500-2000 mm anuales en la selva montana y 900-1300 mm anuales en los pisos superiores. La temperatura media anual en el área pedemontana es de 19 °C y alcanza valores mínimos en zonas más altas (12°C). Diversos estudios señalan la existencia de una tendencia positiva de las precipitaciones en gran parte del territorio Argentino desde mediados del siglo 20 (Minetti & González, 2006; Barros, Castañeda & Doyle, 2000; Minetti & Vargas, 1997). De acuerdo a los registros de precipitación de la estación de San Miguel de Tucumán, la serie de precipitación más confiable del NOA, se ha registrado un incremento del en la precipitación promedio del NOA durante el último siglo (Figura 1.5.B).

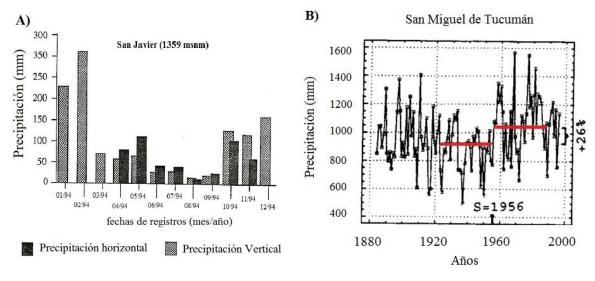


Figura 1.5. Régimen de precipitaciones. A) Distribución anual de la precipitación vertical y horizontal u orográfica en el área de la Sierra de San Javier (extraído de Hunzinger 1995); B) Tendencia de la precipitación media anual de San Miguel de Tucumán durante el siglo 20. En el gráfico se observa el salto positivo de la precipitación media anual considerando dos sub-series consecutivas de 30 años cada una (líneas en rojo). Entre ambas sub-series se observó un cambio promedio del 26% (S=1956 indica el año del cambio), con un error promedio de los datos menor al 5% (extraído de Minetti & Vargas, 1997).

Además, se ha observado una tendencia creciente de las temperaturas mínimas (nocturnas, mayor en invierno), influenciada por el calentamiento urbano-industrial, y una disminución de las temperaturas máximas (diurnas), resultando en una disminución de la amplitud térmica. Asociado a ello se ha incrementado la intensidad de lluvias y la nubosidad. El conjunto de estos cambios se los ha englobado dentro del concepto informal de "tropicalización del clima" (Minetti & González, 2006).

Las laderas de la SSJ están cubiertas mayormente por Selva Montana y sectores de Bosque Montano, mientras que en la zona cumbral se encuentran pastizales naturales y antrópicos en activo proceso de sucesión y expansión del bosque. El sector norte del área de estudio forma parte de la cuenca de Tapia-Trancas (Figura 1.3), con precipitaciones por debajo de los 700-800 mm anuales y ocupada principalmente por bosques secos de tipo "de transición" (Chaco Serrano) y áreas agro-ganaderas, destinadas principalmente a la ganadería (para producción de leche) y al cultivo de forrajeras, como sorgo y alfalfa (Nanni & Grau, 2014). El área de selva pedemontana, originalmente distribuida en el pedemonte oriental de la Sierra, ha sido casi completamente transformada en áreas de agricultura intensiva (principalmente caña de azúcar) hacia principios del siglo 20. Aproximadamente el 70% de la SSJ está incluida dentro del Parque Sierra de San Javier (PSSJ; Figura 1.3), perteneciente a la Universidad Nacional de Tucumán, creado en 1973 con fines científicos, educativos y de conservación (Chebez, 2005). El esfuerzo de conservación en Tucumán, y de las Yungas en general, está concentrado en las áreas de yungas en sentido estricto, mientras que las áreas de transición, más afectadas por la conversión a usos agrícolas, quedan fuera del esquema de protección (Brown et al., 2005).

La SSJ es una importante fuente de servicios ecosistémicos para el GSMT, tales como regulación de ciclos hidrológicos, conservación de la biodiversidad (Grau, 2010; Grau et al., 2008) y un área importante para actividades turísticas y de esparcimiento (Farías et al., 2010). La SSJ posee una importante función en la captación del agua y regulación de los caudales hídricos, que abastecen de agua potable a la población del GSMT y gran parte del sistema productivo, que depende de este aporte de agua para el riego (Romero et al., 2010). El PSSJ contribuye en la protección de las nacientes de la mayoría de los ríos de la Sierra. Debido al aumento de las precipitaciones y la eliminación de la cobertura vegetal en laderas sobre-explotadas, sumado a las fuertes pendientes y los suelos erosionables y de baja permeabilidad, se observa la ocurrencia de inundaciones en la zona pedemontana, la más densamente poblada de Tucumán. Por otra parte, el aumento de la disponibilidad de agua en el suelo contribuye al cambio de actividad humana,

favoreciendo la actividad agrícola. En el caso de la caña de azúcar ha favorecido al crecimiento de biomasa, aumentando el rendimiento cultural (Minetti et al., 1982).

## 1.6.b. Aspectos sociales y demográficos.

La provincia de Tucumán es la 6º provincia en el orden nacional según el tamaño poblacional (1.448.200 habitantes) y la provincia con mayor densidad poblacional de Argentina (64,3 habitantes por km², INDEC 2010). A partir de 1947 se registró un crecimiento constante de la población total de la provincia (Figura 1.6), a excepción del período 1960-1970 con registro negativo asociado al cierre de los ingenios en 1966 (Caillou 1995), debido principalmente al aumento natural de la población (alta tasa de natalidad) ya que el aporte de inmigrantes no es significativo. Además, durante ese periodo la población urbana superó por primera vez a la población rural. A partir de la década de 1970 el proceso de urbanización se ha acentuado notablemente, registrándose un incremento marcado de la población urbana (+568.147 habitantes durante el período 1970-2001) y una disminución de la población rural (-4.414 habitantes, en el mismo período).

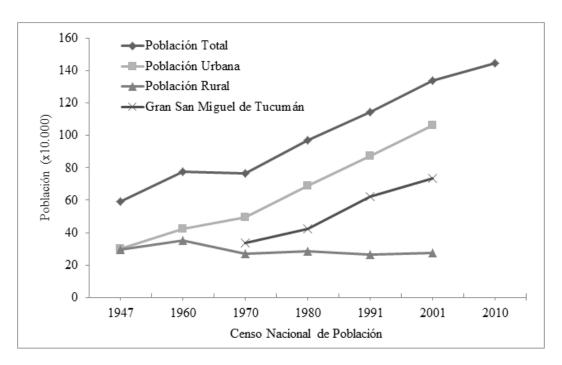


Figura 1.6. Tendencia poblacional de la Provincia de Tucumán y el Gran San Miguel de Tucumán, según datos de los Censos Nacionales de Población (INDEC 1947-2001).

La densidad poblacional de Tucumán presenta una clara concentración de la población en unos pocos centros urbanos del pedemonte, siendo las localidades de San Miguel de Tucumán (Capital), Banda de Rio Salí, Yerba Buena, Tafí Viejo, Alderete, Concepción, Aguilares, Monteros, Famaillá y Lules las que concentran la mayor proporción de población (66% de la población total). Además, en el año 2001 se registró un 79% de población urbana, siendo los departamentos Capital, Cruz Alta, Tafí Viejo y Yerba Buena los que poseen mayor proporción de población urbana (Figura 1.7).

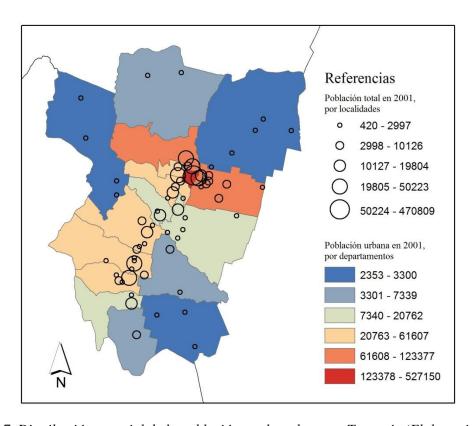


Figura 1.7. Distribución espacial de la población total y urbana en Tucumán (Elaboración propia a partir de datos del INDEC).

El GSMT, localizado a 15km hacia el este de la SSJ, corresponde a un conglomerado urbano que incluye el municipio de San Miguel de Tucumán (SMT; capital provincial) y otros municipios espacial y funcionalmente conectados a él, como Yerba Buena, Banda de Rio Salí, Alderete, Las Talitas y las Comunas de El Manantial y Los Pocitos, constituyendo el centro urbano de mayor tamaño del noroeste argentino y el de mayor crecimiento en las últimas décadas. El GSMT es considerado el centro urbano político, económico y cultural más importante del NOA. Además del GSMT, en el área de estudio se incluyen municipios intermedios como son Tafí Viejo, Lules y San Pablo,

funcionalmente vinculados a él (Figura 1.3). El GSMT, tal como lo conocemos hoy, se comienza a formar a partir de 1970, como resultado de la integración a SMT, de pequeñas localidades ubicadas en su entorno generalmente vinculadas a actividades agrícolas, como los barrios de los ingenios azucareros o quintas, mediante la extensión de las redes de servicios, y la construcción de barrios planificados por el Estado (La Gaceta 2004). Según datos del INDEC, en el año 1970, las localidades que conformaban el GSMT tenían una población de aproximadamente 340.000 habitantes, es decir, cerca del 45% de la población de la provincia. En 2001 dicho porcentaje se elevó al 55%, con una totalidad de 736.000 habitantes, lo cual representa un crecimiento del 54% (+400.000 habitantes). Si se consideran las demás localidades incluidas en el área de estudio (ej., Tafí Viejo, Villa Carmela, San Pablo, Lules, La Reducción) la población asciende a 840.000 habitantes en 2001, es decir, el 63% del total provincial (Tabla 1.1, INDEC 2001).

El GSMT ejerce un efecto atractivo sobre la población, ofreciendo una amplia disponibilidad de empleo, lugares de residencia, accesibilidad a la educación, sistemas de salud y servicios básicos de agua, luz y gas, entre otros, influyendo así en los patrones de distribución de la población (Gutiérrez Angonese, 2010). El crecimiento poblacional del GSMT ha sido acompañado por una extensión notable del área construida, la cual se ha extendido hacia la periferia siguiendo un patrón de crecimiento agregado y asimétrico. Tal desarrollo, en general, careció de una adecuada provisión de infraestructura, planificación y gestión de los espacios residenciales (La Gaceta 2004). Se observaron zonas de mayor de crecimiento en el sector sudeste de SMT y Banda de Rio Salí (acceso sur por la ruta Nacional 9 y márgenes del Río Salí) y hacia el oeste de Yerba Buena acompañando el trazado de las avenidas Aconquija y Perón. Dicho patrón de crecimiento evidencia también una segregación espacial de clases sociales ya que, en el primer caso se trata de un crecimiento espontáneo de sectores sociales de bajos recursos y urbanizaciones fomentadas por el Estado, mientras que en el sector de Yerba Buena predominan los emprendimiento urbanísticos privados que generan barrios cerrados y urbanizaciones de alta calidad destinadas a la población con mayores recursos (Gutiérrez Angonese, 2010).

Tabla 1.1. Evolución de la población de la Provincia de Tucumán, del Gran San Miguel de Tucumán y localidades aledañas, según datos de los Censos Nacionales de Población (INDEC 1970-2001).

Población de Tucumán y el G	Fran San M	liguel de T	ucumán	
Censos de población	1970	1980	1991	2001
Provincia de Tucumán				
Población urbana	495.487	689.444	875.208	1.063.634
Población rural	270.475	283.211	266.897	274.889
Población total	765.962	972.655	1.142.105	1.338.523
San Miguel de Tucumán	321.567	392751	470.809	527.150
Banda del Río Salí	//	//	50.223	57.959
Alderete	//	//	19.497	32.531
Villa Mariano Moreno - El Colmenar	//	//	31.866	48.655
Diagonal Norte - Luz y Fuerza - Los Pocitos	//	//	4.902	7.295
Yerba Buena - Marcos Paz	10.921	21512	34.901	50.057
El Manantial	3.243	7085	10.126	12.570
Total GSMT	335.731	421.348	622.324	736.217
% total provincia	44	43	54	55
La Florida	2.986	1.648	6.218	7.776
Delfín Gallo	2.701	4.997	4.314	5.297
Colombres	1.555	2.435	3.459	3.480
Tafí Viejo	21.602	26.625	35.460	45.037
Villa Carmela / B° San josé	//	2.348	6.093	11.550
Lules	6.044	11.391	14.195	17.878
La Reducción	1.281	1.302	1.503	4.749
Ingenio San Pablo	5.076	5.978	6.564	8.139
Total área estudio	376.976	440.019	700.130	840.123
% total provincia	49	45	61	63

// Localidades ausentes

### 1.6c. Usos del suelo y economía

En el área de montaña, la selva montana ha sido afectada por la ganadería extensiva y la explotación forestal selectiva, basada casi exclusivamente en especies de alto valor maderero, como el cedro y el nogal, ya que los costos de explotación son elevados debido al relieve quebrado y la limitación de la actividad al período libre de lluvias, entre julio y noviembre (Brown, 1995). En el área cumbral de la Sierra, por encima del límite de bosque (>1200 msnm), existe un mosaico de pastizales naturales y antrópicos, donde la principal actividad es la ganadería extensiva (vacunos, ovinos), acompañada de pequeñas

extensiones de agricultura herbácea (Brown, 1995). A nivel regional, Tucumán representa sólo el 5% de la ganadería del NOA y en los últimos años, la cantidad de productores ganaderos ha disminuido, siendo en su mayoría pequeños productores (<500 cabezas de ganado) caracterizados por una baja densidad de animales por unidad de superficie (Fundación del Tucumán, 2010). Desde mediados del siglo 20, debido a la disminución de la ganadería extensiva y casi desaparición de la explotación forestal, sumado al aumento de las precipitaciones promedio, los bosques se están expandiendo y acumulando biomasa, aunque con gran presencia de especies exóticas (Brown et al., 2002; Grau & Aragón, 2000; Grau et al., 2010). En la zona cumbral de la Sierra se observa el emplazamiento de desarrollos urbanos de segunda residencia, como por ejemplo la Villa San Javier y Villa Nougués (Gutierrez Angonese, 2006).

En el pedemonte oriental de la SSJ, grandes extensiones de selva pedemontana han sido remplazadas por usos agrícolas intensivos, debido a que se encuentran en condiciones de poca pendiente, suelos ricos, cercanía a las fuentes de agua que permite el cultivo de hortalizas de invierno bajo riego y condiciones climáticas que permiten agricultura extensiva sin riego (Grau, 2005; Pacheco & Brown, 2005). Además, se observó una intensa transformación en áreas residenciales, principalmente el GSMT y Tafí Viejo, las cuales deben "competir" con los usos agrícolas por el mismo territorio (Gutiérrez Angonese, 2010). Las principales actividades agrícolas son el cultivo de caña de azúcar, las plantaciones citrícolas (limón) y cultivos de hortalizas anuales (Gutierrez Angonese, 2006). Sin embargo, a partir de la década de los 70 y con la disminución en el número de ingenios azucareros tuvo un mayor desarrollo el sector industrial, especialmente el sector relacionado con los cítricos y la destilación de la melaza para producir etanol (González et al., 2008).

El Producto Geográfico Bruto (PGB) de Tucumán presentó una tendencia creciente en las últimas décadas (Dirección de Estadísticas de Tucumán, 2009). En los últimos años se han observado cambios globales en la economía de Tucumán, marcados por una disminución de la importancia relativa del sector agrícola y un crecimiento de los sectores productores de bienes y servicios, los cuales ofrecen una mayor oferta de oportunidades laborales urbanas. Actualmente el sector agrícola representa el 9% del PGB, mientras que el 45% del PGB de Tucumán corresponde a los sectores de Administración Pública e Industria Manufacturera. Dentro del sector agrícola la producción de caña representa el 40% del PGB agrícola de Tucumán, el limón el 32% y la soja el 16% (Dirección de Estadísticas de Tucumán, 2009).

El 66% del azúcar producido en Argentina proviene de Tucumán (Pérez et al., 2007). En lo últimos años, la caña de azúcar presentó una tendencia decreciente en la superficie cultivada, sin embargo, la producción de azúcar ha crecido debido al uso de nuevas tecnologías y variedades de caña con mayor rendimiento. En el período 1990-2009 el rendimiento cultural de caña de azúcar aumentó de 40 toneladas de caña por hectárea cultivada a 60 tn/ha, mientras que el rendimiento fabril se mantuvo más o menos constante entre 10-12% de azúcar/caña molida (Fundación del Tucumán, 2010). Si bien en Tucumán predominan los establecimientos de pequeños productores cañeros independientes (fincas de <1 hectárea) que venden su materia prima a los ingenios, existe una tendencia hacia la concentración de los establecimientos productivos, incorporando sistemas de producción modernos con cosechas mecanizadas, lo cual resultó en un crecimiento de la producción y atracción de inversiones y mejoras en los procesos agrícolas (Pérez et al., 2007). El azúcar producido es destinado a la industria alimenticia (60%) y al consumo doméstico (40%) (Fundación del Tucumán, 2010). La mayor parte de la producción de azúcar es destinada al consumo interno (nacional), mientras que un porcentaje menor es destinado a la exportación.

Por otro lado, Tucumán concentra el 85% de la producción nacional de limón, con un total de 37.00 hectáreas, distribuidas principalmente entre los departamentos de Burruyacu, Tafí Viejo, Monteros, Famaillá, Lules y Chicligasta los cuales incluyen el 76% de la superficie total (Fandos et al., 2012; Paredes, Pérez, & Rodríguez, 2011). La producción citrícola representa, luego de la caña de azúcar, un componente importante de la economía provincial. El 70% de la producción tucumana de limón es destinado a la industria para la obtención de jugos concentrados, aceites esenciales, cáscaras deshidratadas, entre otros subproductos; el 30% restante se comercializa como fruta fresca, de la cual el 80% es exportada y el 20% restante se destina al mercado interno (Fundación del Tucumán, 2010; Pérez et al., 2004). En cuanto a las exportaciones, los cítricos representan casi el 50% de las exportaciones provinciales. En la última década, la producción de limón presentó tasas de crecimiento anual promedio negativas (Paredes et al., 2011). El área citrícola presentó una leve disminución, sin embargo, mientras dicha tendencia se observó en el sector centro-norte de la provincia, en la zona sur se observó una expansión del área con cítricos (Fandos et al., 2011).

## 1.7. Referencias bibliográficas.

- Aide, T. M., Clark, M. L., Grau, H. R., López-Carr, D., Levy, M. a., Redo, D., ... Muñiz, M. (2013). Deforestation and Reforestation of Latin America and the Caribbean (2001-2010). *Biotropica*, 45(2), 262–271. doi:10.1111/j.1744-7429.2012.00908.x
- Aide, T. M., & Grau, H. R. (2004). Globalization, Migration and Latin American Ecosystems. *Science*, 3005, 1915–1916. Retrieved from www.sciencemag.org/cgi/content/full/305/5692/1915
- Allen, A. (2003). Environmental planning and management of the peri-urban interface: perspectives on an emerging field. *Environment and Urbanization*, 15(1), 135–148. doi:10.1177/095624780301500103
- Baptista, S. R. (2008). Metropolitanization and Forest Recovery in Southern Brazil: a Multiscale Analysis of the Florianópolis City-Region, Santa Catarina State, 1970 to 2005. *Ecology And Society*, *13*(2).
- Baptista, S. R. (2010). Metropolitan land-change science: A framework for research on tropical and subtropical forest recovery in city-regions. *Land Use Policy*, 27(2), 139–147. doi:10.1016/j.landusepol.2008.12.009
- Baptista, S. R., & Rudel, T. K. (2006). A re-emerging Atlantic forest? Urbanization, industrialization and the forest transition in Santa Catarina, southern Brazil. *Environmental Conservation*, *33*(03), 195. doi:10.1017/S0376892906003134
- Barros, V., Castañeda, M., & Doyle, M. (2000). Recent Precipitation Trends in Southern South America East of the Andes: An Indication of Climatic Variability. In P. Smolka & W. Volkheimer (Eds.), *Sothern Hemisphere Paleo- and Neoclimates* (pp. 187–206). Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-59694-0\_13
- Bass, J. (2004). More trees in the tropics. *Area*, *36*(1), 19–32. doi:10.1111/j.0004-0894.2004.00325.x
- Bianchi, A. R., & Yañez, C. E. (1992). *Las precipitaciones en el noroeste argentino*. Buenos Aires, Argentina: Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA).
- Browder, J. O. (2002). The urban-rural interface: Urbanization and tropical forest cover change. *Urban Ecosystems*, 6(1-2), 21–41. doi:10.1023/A:1025962512653
- Brown, A. D. (1995). Las selvas de montaña del noroeste de Argentina: poblemas ambientales e importancia de su conservación. In A. D. Brown & H. R. Grau (Eds.), *Investigación, Conservación y Desarrollo en Selvas Subtropicales de Montaña* (pp. 9–18). Tucumán, Argentina.
- Brown, A. D., Grau, A., Lomáscolo, T., & Gasparri, N. I. (2002). Una estrategia de conservacion para las selvas subtropicales de montaña (yungas) de Argentina. *Ecotropicos*, *15*(2), 1–13.

- Brown, A. D., Grau, H. R., Malizia, L., & Grau, A. (2001). Bosques nublados del neotrópico de Argentina. In M. Kappelle & A. D. Brown (Eds.), *Bosques Nublados del Neotrópico*. Editorial INBio.
- Brown, A. D., Pacheco, S., Lomáscolo, T., & Malizia, L. (2005). Situación ambiental en los Bosques Andino Yungueños. In A. D. Brown, U. Martínez Ortíz, M. Acerbi, & J. Corcuera (Eds.), *Situación Ambiental Argentina 2005* (pp. 53–72). Buenos Aires, Argentina: Fundación Vida Silvestre Argentina.
- Cabrera, A. L. (1976). Regiones Fitogeográficas Argentinas. In *Enciclopedia Argentina de Agricultura y Jardinería*. Buenos Aires, Argentina: Editorial Acme.
- Caillou, M. (1995). Evolución de la población de San Miguel de Tucumán según los Censos Nacionales: 1960-1970-1980. *Breves Contribuciones Del Instituto de Estudios Geográficos*, 9, 7–37.
- Chebez, J. C. (2005). Sierra de San Javier. Reserva Provincial. In *Guía de las Reservas Naturales de la Argentina*. (pp. 160–163). Buenos Aires, Argentina: Editorial Albatros.
- Dale, V. H. (1997). The Relationship Between Land-Use Change and Climate Change. *Ecological Applications*, 7(3), 753–769.
- Dale, V. H., Brown, S., Haeuber, R. A., Hobbs, N. T., Huntly, N., Naiman, R. J., ... Valone, T. J. (2000). Ecological Principles and Guidelines for Managing the Use of Land. *Ecological Applications*, 10(3), 639–670.
- Defries, R. S., Foley, J. A., & Asner, G. P. (2004). Land-use choices: balancing human needs and ecosystem function. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2(5), 249–257.
- DeFries, R. S., Rudel, T., Uriarte, M., & Hansen, M. (2010). Deforestation driven by urban population growth and agricultural trade in the twenty-first century. *Nature Geoscience*. doi:10.1038/NGEO756
- Dirección de Estadísticas de Tucumán. (2009). *Actividad Económica de Tucumán. PBG 2008*.
- Fandos, C., Scandaliaris, P., Carreras Baldrés, J. I., & Soria, F. (2012). Superficie con cítricos en Tucumán en el año 2012. Comparación con años anteriores. *Reporte Agroindustrial EEAOC*, 70.
- Fandos, C., Soria, F., Carreras Baldrés, J. I., & Scandaliaris, P. (2011). Estimación satelital de la superficie implantada con cítricos en Tucumán en el año 2010 y análisis del período 2001 2010. *Avance Agroindustrial. EEAOC*, 32(2), 28–32.
- Farías, E. I., Tisone, J. L., Hernández, M. E., Vila, G., Segara, G., & Saca, S. (2010). Uso recreativo, deportivo y turístico de la Sierra de San Javier. Bases para su planificación. In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La*

- Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán. (pp. 191–214). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Farley, K. A. (2007). Grasslands to Tree Plantations: Forest Transition in the Andes of Ecuador. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(August 2006), 755–771.
- Fundación del Tucumán. (2010). *Indicadores de la Evolución de la provincia de Tucumán.* 2010.
- Gasparri, N. I., & Grau, H. R. (2009). Deforestation and fragmentation of Chaco dry forest in NW Argentina (1972–2007). *Forest Ecology and Management*, 258(6), 913–921. doi:10.1016/j.foreco.2009.02.024
- GLP. (2005). Global Land Project. Science Plan and Implementation Strategy.
- González, J. A., Sarmiento, F., & Minetti, J. L. (2008). Cambios Globales en el Noroeste Argentino (21°-32°S) con referencias a la Provincia más pequeña de Argentina: Tucumán. *Pirineos*, 163, 51–62.
- Grau, H., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Floresivaldi, E., & Paolini, L. (2008). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).
- Grau, H. R. (2005). Dinámica de bosques en el gradiente altitudinal de las Yungas Argentinas. In M. F. Arturi, J. L. Frangi, & J. F. Goya (Eds.), *Ecología y Manejos de Bosques en Argentina* (Vol. 34).
- Grau, H. R. (2010). Ecología de una interfase natural-urbana. San Javier-Tucumán como modelo de estudio. In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán.* (pp. 11–18). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Grau, H. R., & Aide, T. M. (2008). Globalization and Land-Use Transitions in Latin America. *Ecology And Society*, 13(2).
- Grau, H. R., Aide, T. M., Zimmerman, J. K., Thomlinson, J. R., Helmer, E., & Zou, X. (2003). The Ecological Consequences of Socioeconomic and Land-Use Changes in Postagriculture Puerto Rico. *BioScience*, *53*(12), 1159. doi:10.1641/0006-3568(2003)053[1159:TECOSA]2.0.CO;2
- Grau, H. R., & Aragón, R. (2000). Ecología de los árboles invasores de la Sierra de San Javier. In H. R. Grau & R. Aragón (Eds.), *Árboles Exóticos de las Yungas Argentinas* (pp. 5–20). Tucumán, Argentina: LIEY, UNT.
- Grau, H. R., Gasparri, N. I., Morales, M., Grau, A., Araoz, E., Carilla, J., & Gutierrez, J. (2007). Regeneración ambiental en el Noroeste argentino Oportunidades para la conservación y restauración de ecosistemas. *Ciencia Hoy*, *17*(100), 42–56.

- Grau, H. R., Paolini, L., Malizia, A., & Carilla, J. (2010). Distribución, estructura y dinámica de los bosques de la Sierra de San Javier (Tucumán, Argentina). In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán*. (pp. 33–50). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Güneralp, B., Seto, K. C., & Ramachandran, M. (2013). Evidence of urban land teleconnections and impacts on hinterlands. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(5), 445–451. doi:10.1016/j.cosust.2013.08.003
- Gutierrez Angonese, J. (2006). Historia de uso de la tierra y transición forestal en la Sierra de San Javier, Tucumán. Tesis de Grado. Univeridad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.
- Gutiérrez Angonese, J. (2010). Dinámica espacio-temporal de crecimiento urbano en el pedemonte oriental de la Sierra de San Javier (1986-2045). In *Ecología de una interfase natural-urbana*. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán (pp. 137–151).
- Gutiérrez Angonese, J., & Grau, H. R. (2014). Assessment of swaps and persistence in land cover changes in a subtropical periurban region, NW Argentina. *Landscape and Urban Planning*, 127, 83–93.
- Hecht, S. B., & Saatchi, S. S. (2007). Globalization and Forest Resurgence: Changes in Forest Cover in El Salvador. *BioScience*, *57*(8).
- Hoekstra, J. M., Boucher, T. M., Ricketts, T. H., & Roberts, C. (2004). Confronting a biome crisis: global disparities of habitat loss and protection. *Ecology Letters*, 8(1), 23–29. doi:10.1111/j.1461-0248.2004.00686.x
- Hunzinger, H. (1995). La precipitación horizontal: su importancia para el bosque y a nivel de cuencas en la Sierra de San Javier, Tucumán, Argentina. In A. Brown & H. R. Grau (Eds.), *Investigación, Conservación y Desarrollo en Selvas Subtropicales de Montaña* (pp. 53–58). Tucumán, Argentina.
- IGBP Science 4. (2001). Global Change and the Earth System: A planet under pressure. Science.
- Klooster, D. (2003). Forest Transitions in Mexico: Institutions and Forests in a Globalized Countryside. *The Professional Geographer*, 55(2), 227–237.
- Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of Land-Use and Land-Cover Change in Tropical Regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28(1), 205–241. doi:10.1146/annurev.energy.28.050302.105459
- Lambin, E. F., & Meyfroidt, P. (2011). Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(9), 3465–72. doi:10.1073/pnas.1100480108

- Lambin, E., Geist, H., & Rindfuss, R. R. (2006). Introduction: local processes with global impacts. In *Land-use and Land-cover Change*. *Local Processes and Global Impacts* (pp. 1–9).
- Mather, A. S., Fairbairn, J., & Needle, C. L. (1999). The Course and Drivers of the Forest Transition: the case of France. *Journal of Rural Studies*, 15(1), 65–90.
- Mather, A. S., & Needle, C. L. (1998). The forest transition: a theoretical basis. *Area*, 30(2), 117–124. doi:10.1111/j.1475-4762.1998.tb00055.x
- Meyfroidt, P., Lambin, E. F., Erb, K.-H., & Hertel, T. W. (2013). Globalization of land use: distant drivers of land change and geographic displacement of land use. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, *5*(5), 438–444. doi:10.1016/j.cosust.2013.04.003
- Minetti, J. L., & González, J. A. (2006). *El cambio climático en Tucumán. Sus impactos.* Tucumán, Argentina: Fundación Miguel Lillo.
- Minetti, J. L., Neder, R. A., Gargiulo, C. A., & Sal Paz, J. C. (1982). Impacto del clima sobre la producción de caña de azúcar en Tucumán. *Publicación Miscelánea*, 72, 45–93.
- Minetti, J. L., & Vargas, W. M. (1997). Trends and jumps in the annual precipitation in South America, south of the 15°S. *Atmósfera*, 11, 205–221.
- Morales, J. M., Sirombra, M., & Brown, A. D. (1995). Riqueza de árboles en las Yungas argentinas. In A. D. Brown & H. R. Grau (Eds.), *Investigación, Conservación y Desarrollo en Selvas Subtropicales de Montaña* (pp. 163–170). Tucumán, Argentina.
- Munroe, D. K., van Berkel, D. B., Verburg, P. H., & Olson, J. L. (2013). Alternative trajectories of land abandonment: causes, consequences and research challenges. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, *5*(5), 471–476. doi:10.1016/j.cosust.2013.06.010
- Nanni, A. S., & Grau, H. R. (2014). Agricultural adjustment, population dynamics and forests redistribution in a subtropical watershed of NW Argentina. *Regional Environmental Change*. doi:10.1007/s10113-014-0608-x
- Oltra-Carrió, R., Sobrino, J. A., Gutierrez Angonese, J., Gioia, A., Paolini, L., & Malizia, A. (2010). Estudio del crecimiento urbano, de la estructura de la vegetación y de la temperatura de la superficie del Gran San Miguel de Tucumán, Argentina. *Revista de Teledetección*, 34, 69–76.
- Pacheco, S., & Brown, A. D. (2005). La biodiversidad de la ecorregión de las Yungas ¿es sustentable a largo plazo? In A. D. Brown & H. R. Grau (Eds.), *Situación Ambiental Argentina 2005* (p. 59). Buenos Aires, Argentina: Fundación Vida Silvestre Argentina.

- Paredes, V., Pérez, D., & Rodríguez, G. (2011). El limón en Tucumán, la Argentina y el mundo: producción y exportación durante el período 1999/2000-2010/2011. *Avance Agroindustrial. EEAOC*, 32(3), 15–21.
- Parés-Ramos, I. K., Gould, W. A., & Aide, T. M. (2008). Agricultural Abandonment, Suburban Growth, and Forest Expansion in Puerto Rico between 1991 and 2000. *Ecology And Society*, 13(2).
- Pérez, D., Fandos, C., Scandaliaris, J., Mazzone, L., Soria, F., & Scandaliaris, P. (2007). Estado actual y evolución de la productividad del cultivo de caña de azúcar en Tucumán y el noroeste argentino en el período 1990-2007.
- Pérez, D., Mazzone, L., Fandos, C., & Soria, F. (2004). Producción y exportación de limón y subproductos desde Tucumán entre 2000-2004. EEAOC. Economía y Estadísticas.
- Ramankutty, N., Graumlich, L., Achard, F., Alves, D., Chhabra, A., DeFries, R., ... Turner, B. (2006). Global land-cover change: recent progress, remaining chanllenges. In *Land-use and Land-cover Change. Local Processes and Global Impacts* (pp. 10–39).
- Redo, D. J., Grau, H. R., Aide, T. M., & Clark, M. L. (2012). Asymmetric forest transition driven by the interaction of socioeconomic development and environmental heterogeneity in Central America. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. doi:10.1073/pnas.1201664109
- Rindfuss, R. R., Walsh, S. J., Turner, B. L., Fox, J., & Mishra, V. (2004). Developing a science of land change: challenges and methodological issues. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(39), 13976–81. doi:10.1073/pnas.0401545101
- Romero, F., Fernández, H. R., Molineri, C., & Domínguez, E. (2010). Ecología de los ríos y arroyos de la Sierra de San Javier. In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán* (pp. 77–92). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Rudel, T., Coomes, O., Moran, E., Achard, F., Angelsen, a, Xu, J., & Lambin, E. (2005). Forest transitions: towards a global understanding of land use change. *Global Environmental Change Part A*, 15(1), 23–31. doi:10.1016/j.gloenvcha.2004.11.001
- Sánchez Rodríguez, R., & Bonilla, A. (2007). *Urbanizacion, Cambios Globales en el Ambiente y Desarrollo Sustentable en América Latina*.
- Sapiña, F. (2002). ¿Qué es el cambio global? *Mètode*.
- Sesma, P. J., Guido, E. Y., & Puchulu, M. E. (2010). Geología de la ladera oriental de la Sierra de San Javier, soporte físico para la gestión territorial. In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán* (pp. 19–32). Tucumán, Argentina: EDUNT.

- Stadmüller, T. (1997). Lo bosques nublados tropicales: distribución, características ecológicas e importancia hidrológica. In M. Liberman & C. Baied (Eds.), *Desarrollo Sostenible de Ecosistemas de Montaña. Manejo de áreas frágiles en los Andes.* (pp. 47–54).
- Turner, B. L., Lambin, E. F., & Reenberg, A. (2007). The emergence of land change science for global environmental change and sustainability. *PNAS*, 104(52), 20666–20672.
- Turner, B. L., Meyer, W. B., & Skole, D. L. (1994). Global Land-Use/Land-Cover Change: Towards an Integrated Study. *Ambio*, 23(1), 91–95.
- Verburg, P. H., Erb, K.-H., Mertz, O., & Espindola, G. (2013). Land System Science: between global challenges and local realities. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(5), 433–437. doi:10.1016/j.cosust.2013.08.001
- Vitousek, P., Money, H., Lubchenco, J., & Melillo, J. M. (1997). Human domination of Earth's ecosystems. *Science*, 277(5325), 494.
- Walker, R. T., & Solecki, W. D. (1997). Land use dynamics and ecological transition: the case of South Florida. *Urban Ecosystems*, 1, 37–47.

# **CAPITULO 2**

Series temporales de mapas de cobertura del territorio a partir de imágenes satelitales Landsat MSS (1972-1981) y TM (1986-2010).

#### Resumen.

La disponibilidad de grandes bases de imágenes satelitales (por ejemplo, Landsat) adquiridas de forma continua y manteniendo consistencia en la toma de datos, posibilita la construcción de series temporales de datos espaciales y su comparación a lo largo del tiempo. Ello constituye una valiosa fuente de datos para el seguimiento de los cambios de cobertura del territorio a largo plazo y por períodos de tiempo variables. En este capítulo se evalúa la aplicación de Random Forest, un método de clasificación supervisada no paramétrico basado en la construcción de ensambles de árboles de decisión, para la elaboración de series de mapas de cobertura del territorio a partir de imágenes Landsat. Random Forest permite incorporar a la clasificación información auxiliar cuanti- y cualitativa y obtener una valoración del desempeño del clasificador (estimación "Out-of-Bag") lo cual nos permite estimar la fiabilidad del producto generado. En este capítulo se construyó una serie de mapas de cobertura para el área Sierra de San Javier- Gran San Miguel de Tucumán utilizando imágenes Landsat MSS (1972, 1977, 1981) y TM (1986, 1992, 1996, 2001, 2006, 2010). Se realizó una clasificación de las imágenes con Random Forest, donde se incorporaron variables topográficas, índices de vegetación, Tasseled Cap y variables de textura para mejorar la identificación de las clases de cobertura. Los mapas de cobertura finales presentaron porcentajes de error que oscilan entre 8-18%. Se identificaron siete clases de cobertura: selva montana, bosque seco, pastizales montanos, áreas mixtas de pasturas antrópicas y agricultura herbácea, plantaciones de cítricos, cultivos de caña de azúcar y zonas urbanas. Random Forest ha demostrado un desempeño adecuado para la clasificación de imágenes Landsat, permitiendo obtener series temporales de mapas de cobertura del territorio precisas y optimizando el tratamiento de grandes volúmenes de datos. Además, la disponibilidad de una medida de fiabilidad de los mapas de cobertura constituye información útil y confiable para obtener una estimación de la precisión de los mapas de cobertura generados ante la ausencia de datos de referencia directos como "verdad terreno" (datos de campo o imágenes de mayor resolución espacial).

Palabras clave: Series temporales, Clasificación, Imágenes Satelitales, Random Forest, OOB.

### 2.1. Introducción.

### 2.1.a. Sistemas de observación de la tierra. Serie Landsat.

El desarrollo y difusión de los sensores remotos, Sistemas de Información Geográfica (SIG) y modelos espaciales ha provisto de nuevas herramientas y metodologías para detectar, monitorear y predecir cambios ambientales. La principal aplicación de la teledetección ha sido la descripción de la cobertura terrestre (ej., clasificación en unidades discretas de clases de cobertura) y la estimación de diferentes variables biofísicas a partir de la información espectral derivada de las imágenes satelitales (ej., temperatura superficial, contenido de clorofila o humedad), lo cual permite realizar una caracterización de la heterogeneidad del paisaje y describir patrones espaciales de las diferentes clases de coberturas (Cabello & Paruelo, 2008; Matson & Ustin, 1991). En la actualidad, la teledetección ha demostrado poseer importantes aplicaciones en estudios socioeconómicos, principalmente relacionados al uso del territorio, las consecuencias ecológicas de las diferentes políticas de manejo territorial y la influencia sobre los bienes y servicios ecológicos a nivel local y regional (Cohen & Goward, 2004; Frizzelle & Mcgregor, 1999).

Los sensores remotos montados sobre plataformas satelitales proveen mediciones sistemáticas y repetitivas (por intervalos de tiempo regulares) de las propiedades espectrales asociadas a los diferentes elementos presentes en la superficie terrestre. La obtención de imágenes satelitales de forma continua, por largos períodos de tiempo y con una frecuencia de adquisición de datos variable (por ejemplo, Landsat ofrece imágenes cada 16 días, MODIS cada 2 días, SPOT cada 2-3 días), manteniendo además consistencia en la toma de datos, permite obtener series temporales de datos espaciales a diferentes escalas temporales, posibilitando el seguimiento de los cambios ocurridos sobre la superficie terrestre. La posibilidad de observar el comportamiento de las diferentes coberturas a lo largo del tiempo es quizás uno de los aportes más destacados de la teledetección (Chuvieco 2007; 1998). El estudio de la deforestación y la urbanización son buenos ejemplos de este tipo de análisis. El análisis temporal de los cambios ambientales permite conocer tasas (ej, tasa de deforestación) y trayectorias de cambio, patrones temporales de ocurrencia de determinados eventos (periodicidad, pervivencia), cambios sucesionales y estacionales de diferentes ecosistemas, favoreciendo el estudio de las dinámicas territoriales, monitoreo de procesos ecológicos y análisis de interacciones naturaleza-sociedad.

El comienzo de la era espacial de observación de la tierra, luego del lanzamiento del primer satélite Landsat en 1972, significó una mejora en los estudios de detección y monitoreo de cambios ambientales al sustituir la fotografía aérea, la cual requería altos costos y tiempos de procesamiento con una carente cobertura espacial y temporal (Goward & Masek, 2001; Lauer, Morain, & Salomonson, 1997). No obstante, los estudios multitemporales poseen ciertos requerimientos en cuanto a la resolución espacial, espectral y temporal de los sensores remotos, dependiendo de las características propias del estudio a realizar. La continuidad y homogeneidad de los datos espectrales, es decir que el sensor elegido posea una cobertura periódica, con las mismas bandas espectrales y condiciones de observación similares, son condiciones esenciales para asegurar la consistencia de los resultados obtenidos (Wulder et al., 2008; Chuvieco Salinero, 2007).

Los satélites de la serie Landsat (Landsat Program<sup>1</sup>), fueron especialmente diseñados para el monitoreo de dinámicas territoriales, operando en un punto de equilibrio entre la resolución espacial y temporal necesaria para capturar la heterogeneidad espacial y variabilidad temporal propia de los sistemas terrestres, siendo apropiados para el análisis de cambios de coberturas del territorio a nivel local, regional y global. Con una cobertura de 40 años de observación de la tierra, Landsat provee la serie de imágenes más completa existente (Tabla 2.1). La disponibilidad de imágenes a largo plazo y el mantenimiento de la homogeneidad en la toma de datos (es decir, constancia en los parámetros de adquisición de datos, tales como resolución, calibración, los ángulos de observación y la hora de adquisición de las imágenes), la convierte en un recurso muy valioso para el monitoreo de cambios ambientales a largo plazo (Wulder et al., 2008; Williams, Goward, & Arvidson, 2006; Cohen & Goward, 2004; Goward & Williams, 1997). Los satélites Landsat brindan una observación global y periódica (Goward et al., 2006), obteniendo una cobertura total de la tierra siguiendo una órbita repetitiva, polar, sol-sincrónica, con un ciclo de revisita de 16 días (Tabla 2.1), lo cual permite obtener dos imágenes del mismo sitio por mes (Global Land Cover Facility, 2004). Los diferentes satélites han sido provistos de sensores multiespectrales de resolución espacial media, que varían desde 80m en los sensores MSS, 30m en TM y ETM<sup>+</sup> hasta 15m de resolución en la banda pancromáticas del sensor ETM<sup>+</sup> y OLI. Además, cubren un amplio rango espectral dentro de la región visible e infra-roja (Tabla 2.2), lo cual permite realizar numerosas combinaciones algebraicas de las bandas

\_

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Landsat Program (NASA) <a href="http://landsat.gsfc.nasa.gov/">http://landsat.gsfc.nasa.gov/</a> (consultado 14/05/2011)

para obtener diferentes índices (ej. índices de vegetación, *Tasseled cap*, análisis de componentes principales, entre otros), facilitando de esta forma la identificación de las coberturas terrestres. La dimensión temporal ha sido una cualidad muy apreciable de la serie Landsat, aunque poco utilizada debido a la limitada disponibilidad y accesibilidad de las imágenes. Sin embargo, a partir de la apertura de la base de imágenes en 2008 (Woodcock et al., 2008), es posible acceder fácilmente a los productos por internet y libre de costos. Es posible obtener imágenes de Landsat 1-8 y de otros satélites similares, por ejemplo, a través del *Global Land Cover Facilities* de la Universidad de Maryland, USA (www.landcover.org/data/) o el Instituto Nacional de Investigaciones Espaciales (INPE) en Brasil (http://www.dgi.inpe.br/CDSR/).

Tabla 2.1. Características de los satélites de la Serie Landsat (Fuente: Landsat Science, http://landsat.gsfc.nasa.gov/)

Satélite	Sensor	Lanzamiento	Decomisión	Altitud (Km)	Ciclo revisita (días)	Tamaño escena (Km)
Landsat 1	RBV, MSS	23 julio 1972	7 enero 1978	917	18	180 x 170
Landsat 2	RBV, MSS	22 enero 1975	25 febrero 1982	917	18	180 x 170
Landsat 3	RBV, MSS	5 marzo 1978	31 marzo 1983	917	18	180 x 170
Landsat 4	TM, MSS	16 julio 1982	30 junio 2001	705	16	183 x 170
Landsat 5	TM, MSS	1 marzo 1984	noviembre 2011	705	16	183 x 170
Landsat 7	ETM+	15 abril 1999	Operacional (*)	705	16	183 x 170
Landsat 8	OLI, TIRS	11 febrero 2013	Operacional (**)	705	16	185 x 180

<sup>(\*)</sup> Presenta un fallo en Scan Line Corrector desde 31/05/2003, con una pérdida del 20-25% de datos de cada escena (Cohen & Goward, 2004). (\*\*) Landsat Data Continuity Mission (LDCM), http://landsat.usgs.gov/

Tabla 2.2. Características de los sensores a bordo de los satélites Landsat (Fuente: Landsat Science, http://landsat.gsfc.nasa.gov/)

G 4714	Resolución	Región del	Resolución
Satélite	espectral (µm)	espectro	espacial (m)
Landsat 1-3	MSS		_
	Banda 1: 0.5 - 0.6	Verde	79
	Banda 2: 0.6 - 0.7	Rojo	79
	Banda 3: 0.7 - 0.8	IR cercano	79
	Banda 4. 0.8 – 1.1	IR cercano	79
Landsat 4-5	MSS		
	Banda 1: 0.5 - 0.6	Verde	82
	Banda 2: 0.6 - 0.7	Rojo	82
	Banda 3: 0.7 - 0.8	IR cercano	82
	Banda 4: 0.8 – 1.1	IR cercano	82
	TM		
	Banda 1: $0.45 - 0.52$	Azul	30
	Banda 2: $0.52 - 0.6$	Verde	30
	Banda 3: 0.63 – 0.69	Rojo	30
	Banda 4: 0.76 – 0.9	IR cercano	30
	Banda 5: 1.55 – 1.75	IR medio	30
	Banda 6: 10.4 – 12.5	Térmico	120
	Banda 7: 2.08 – 2.35	IR medio	30
Landsat 7	ETM+		
	Banda 1: 0.450 – 0.515	Azul	30
	Banda 2: 0.525 – 0.605	Verde	30
	Banda 3: 0.630 – 0.690	Rojo	30
	Banda 4: 0.760 – 0.900	IR cercano	30
	Banda 5: 1.550 – 1.750	IR medio	30
	Banda 6: 10.40 – 12.5	Térmico	60
	Banda 7: 2.080 – 2.35	IR medio	30
	Banda 8: $0.52 - 0.92$	Pancromática	15
Landsat 8	OLI		
	Banda 1: 0.433-0.453	Azul	30
	Banda 2: 0.450-0.515	Azul	30
	Banda 3: 0.525-0.600	Verde	30
	Banda 4:0.630-0.680	Rojo	30
	Banda 5: 0.845-0.885	IR cercano	30
	Banda 6: 1.560-1.660	IR medio	30
	Banda 7: 2.100-2.300	IR medio	30
	Banda 8: 0.500-0.680	Pancromática	15
	Banda 9: 1.360-1.390	IR medio	30
	TIRS		
	Banda 10: 10.6-11.2	Térmico	100
	Banda 11: 11.5-12.5	Térmico	100

## 2.1.b. Caracterización de las coberturas del territorio. Random Forest.

La comparación bi-temporal de imágenes o mapas de cobertura constituye uno de los métodos comúnmente utilizados para la detección de cambios de cobertura del territorio (Coppin et al., 2004). No obstante, gracias a la mayor accesibilidad a las imágenes satelitales y el avance en el desarrollo de métodos y herramientas para el procesamiento de los datos, gradualmente se utilizan métodos más exhaustivos de detección de cambios que

emplean series temporales de datos (Hansen & Loveland, 2012; Huang et al., 2009), haciendo uso de la ventajosa continuidad y frecuencia temporal de Landsat. Sin embargo, a pesar de la utilidad de las series temporales en el estudio de cambios de cobertura del territorio (CCT), las técnicas de detección de cambio multi-temporales enfrentan el desafío de trabajar con grandes volúmenes de datos. Uno de esos desafíos radica en la propagación del error asociado a los mapas de cobertura, dado que la fiabilidad de los cambios observados entre dos fechas es altamente dependiente de la precisión de los mapas de cobertura individuales. Para reducir la magnitud del error de los CCT es necesario minimizar los porcentajes de error de los mapas individuales de la serie, para ello se requiere de métodos de clasificación precisos, consistentes, que permitan por ejemplo reducir el error asociado a la fase de entrenamiento. En este aspecto, *Random Forest* (Breiman, 2001) permite realizar clasificaciones con grandes volúmenes de datos y muestras reducidas de áreas de entrenamiento, obteniendo representaciones fiables de las coberturas terrestres.

Random Forest es un método no paramétrico actualmente utilizado para la clasificación de imágenes satelitales y extracción de información espacial para el análisis de CCT (Na et al. 2009; Gislason et al. 2006; Pal 2005;). Random Forest está basado en el ajuste de un ensamble de cientos o miles de árboles de regresión o clasificación, permitiendo realizar ajustes de funciones de regresión a partir de variables continuas, o clasificaciones supervisadas si la variable dependiente es discreta. La construcción de árboles de clasificación requiere de un número de observaciones para las cuales se dispone de información (datos de entrenamiento) y un conjunto de variables independientes predictoras. La variable respuesta (clases de cobertura) es predicha siguiendo una serie de decisiones binarias que en su conjunto conforman un árbol de clasificación. Para la construcción de cada árbol se utiliza solo una proporción de los datos de entrenamiento, seleccionados por muestreo aleatorio, utilizando los datos restantes para la verificación de las predicciones de ese árbol en particular, lo que se conoce como estimación interna del error o "Out-Of-Bag" (OOB).

Algunas de las cualidades que hacen de Random Forest un método idóneo para la clasificación de coberturas es que posee baja sensibilidad a los valores atípicos (*outliers*) y ruidos (por ejemplo, errores en la asignación de las áreas de entrenamiento) y que proporciona una estimación interna del error (OOB), la cual evalúa el desempeño del clasificador permitiendo obtener una medida indirecta de la precisión del producto final.

Además, Random Forest permite incorporar variables independientes correlacionadas entre sí y de diferente naturaleza (por ejemplo, variables topográficas o índices de vegetación) para mejorar la clasificación. Al ser un método no-paramétrico, no asume ningún tipo de distribución de los datos, las variables predictoras ni de la variable respuesta (Na et al. 2009; Gislason et al. 2006; Liaw & Wiener 2002; Breiman 2001). Algunos autores sostienen que Random Forest presenta notables mejoras en base a comparaciones realizadas con otros métodos de clasificación supervisada, tales como Árboles de Regresión y Clasificación (*Clasification and Regresion Trees*, CART), Máxima Similitud (*Maximum Likelihood*), *Support Vector Machine* (SVM) (Na et al. 2009; Gislason et al. 2006; Pal 2005) y *Boosted Regression Trees* (Ghimire et al., 2012), en cuanto a precisión de la clasificación, tiempo de entrenamiento y ejecución, sensibilidad al tamaño de la muestra y ruido, entre otras, considerándolo un método objetivo, eficiente y consistente.

La posibilidad de combinar la disponibilidad de una gran base de datos espaciales a largo plazo, como la ofrecida por la serie de imágenes Landsat, junto con las potencialidades del método Random Forest se presenta como una gran oportunidad para el análisis a largo plazo de los cambios de cobertura, con elevada frecuencia temporal de observaciones, incrementando la eficiencia en el procesamiento de imágenes para extraer información de calidad de las coberturas terrestres. En base a ello, el objetivo de este capítulo es desarrollar series temporales de mapas de cobertura del territorio para el área Sierra de San Javier-Gran S.M. de Tucumán utilizando el método Random Forest para la clasificación de imágenes Landsat, a fin de realizar una descripción de las coberturas del territorio entre los años 1972 y 2010.

Para lograr este objetivo se procedió en primer lugar a la selección de las imágenes satelitales que formarán parte de la serie de mapas de cobertura (Sección 2.2.a), las cuales fueron sometidas a correcciones geométricas y atmosféricas a fin de mantener la consistencia de los datos a lo largo del tiempo (Sección 2.2.b). Posteriormente, se realizó la clasificación de las imágenes aplicando *Random Forest* (Sección 2.2.c), la cual incluye i) la fase de entrenamiento (seleccionando muestras de cada clase de cobertura), ii) la selección de variables predictoras, iii) la fase de clasificación, propiamente dicha, y iv) la fase de validación a fin de obtener una medida de la fiabilidad de los mapas obtenidos (Figura 2.1). En la sección 2.3 se presentan los principales resultados obtenidos y, posteriormente, se discuten las ventajas del método utilizado para la elaboración de series

temporales de mapas de cobertura y su aplicabilidad en el estudio de cambio de cobertura (Sección 2.4).

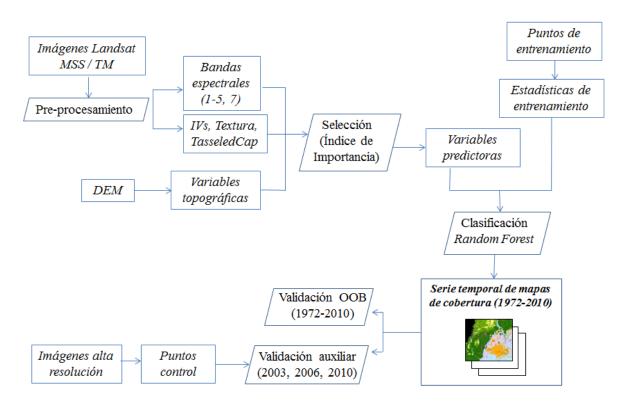


Figura 2.1. Esquema metodológico del capítulo 2. Etapas del procesamiento de las imágenes Landsat y clasificación con Random Forest para la obtención de series de mapas de cobertura. A partir de las imágenes Landsat se obtuvieron las propias bandas espectrales (1-5 y 7) y una serie de variables derivadas: índices de vegetación (IVs), variables de textura y Tasseled Cap, las cuales, junto a las variables topográficas derivadas del DEM, y luego de un proceso de selección, constituyen las variables predictoras de la clasificación. De los mapas finales se obtienen dos medidas de fiabilidad: la estimación OOB para todas las fechas (1972-2010) y la validación independiente de las fechas con las que se cuenta con información auxiliar como verdad terreno (imágenes de alta resolución).

## 2.2. Metodología.

# 2.2.a. Imágenes satelitales e información auxiliar.

En el presente trabajo se elaboró una serie temporal de mapas de cobertura del territorio utilizando imágenes satelitales Landsat MSS de los años 1972, 1977 y 1981 y Landsat TM de 1986, 1992, 1996, 2000, 2006 y 2010 (Tabla 2.3), las cuales fueron adquiridas de la base de imágenes del Instituto Nacional de Pesquisas Espaciáis<sup>2</sup> (INPE, Brasil). Se seleccionaron imágenes adquiridas en la misma época del año para minimizar las diferencias debidas a la geometría de iluminación y la fenología de la vegetación, entre los meses de agosto y septiembre de cada año (comienzos de primavera) ya que al ser un período cálido y seco presenta buenas oportunidades para la diferenciación de la vegetación debido a diferencias en la fenología, además de poseer baja cobertura de nubes y neblina. El área de estudio (185,000 hectáreas) se encuentra cubierta en su totalidad con la escena MSS 247/79 (path/row) y TM 231/78 y 231/79 (Figura 2.2). Todas las imágenes fueron primeramente proyectadas al sistema de referencia oficial de Argentina (POSGAR 94, Gauss Kruger) el cual divide el territorio en fajas. El área de estudio se encuentra íntegramente en la faja 3 (meridiano central 66º longitud oeste, falso este 3.000.000, datum WGS84). Las imágenes del sensor MSS, con una resolución original de 80m, fueron remuestreadas a 30m (método: nearest neiborhood) con la finalidad de unificar la resolución espacial de la base de datos.

Tabla 2.3. Imágenes Landsat seleccionadas

Fecha*	Satélite**/Sensor	Path/Row
03/09/1972	L1 MSS	247/079
17/08/1977	L2 MSS	247/079
27/07/1981	L2 MSS	247/079
11/09/1986	L5 TM	231/078; 231/079
27/09/1992	L5 TM	231/078; 231/079
06/09/1996	L5 TM	231/078; 231/079
03/08/2001	L5 TM	231/078; 231/079
18/09/2006	L5 TM	231/078; 231/079
28/08/2010	L5 TM	231/078; 231/079

<sup>\*</sup> dd/mm/aaaa; \*\* L1 (Landsat 1), L2 (Landsat 2), L5 (Landsat 5)

39

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) <u>http://www.dgi.inpe.br/CDSR/</u>

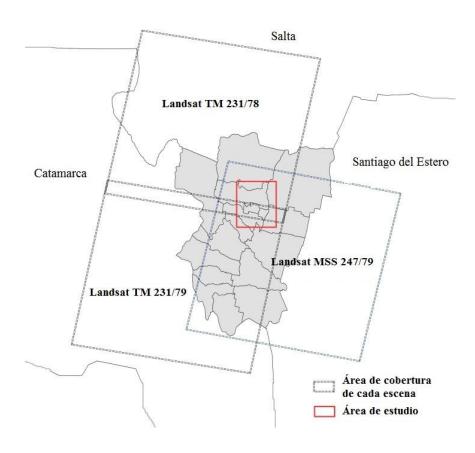


Figura 2.2. Área de cobertura de las escenas Landsat MSS (247/79) y TM (231/78 y 231/79) en relación al área de estudio.

Para la elaboración de los mapas de cobertura se utilizó, además de las imágenes satelitales, un modelo digital de elevación (*Digital Elevation Model*, DEM) elaborado por la NASA mediante interferometría de RADAR (SRTM) en el año 2000. El DEM constituye una imagen donde se almacenan datos de altitud del terreno dentro de un formato de celdas (*raster*) con una resolución espacial original de 90 x 90m (Jarvis et al., 2008). Actualmente es distribuido por el CGIAR-CSI<sup>3</sup>, en formato ESRI Grid de 16 bits y proyectado al sistema Latitud/Longitud, WGS84. Para compatibilizar con la resolución de las imágenes Landsat el DEM fue reproyectado al sistema de referencia de Argentina (POSGAR94, faja 3) y remuestreado a 30m, mediante interpolación bilineal (Toutin, 2004). Adicionalmente, en diferentes etapas del proceso de entrenamiento, clasificación y validación de los mapas de cobertura del territorio se utilizaron imágenes de mayor resolución espacial como información de apoyo (Tabla 2.4).

<sup>3</sup> CGIAR-CSI (Consortium for Spatial Information of the Consultative Group for International Agricultural Research) <a href="http://srtm.csi.cgiar.org">http://srtm.csi.cgiar.org</a>

Tabla 2.4. Imágenes satelitales de alta resolución espacial utilizadas como material auxiliar en diferentes etapas del proceso de clasificación y validación.

Imagen	fecha	Resolución espacial	Resolución espectral	Fuente	Área de cobertura
FORMOSAT-2	18/05/2010	8m	MS	SPOT Image <sup>4</sup>	GSMT
CBERS-2B	21/09/2008	2.5m	PAN	INPE	área de estudio completa
SPOT-5	28/09/2007 20/10/2003	5m	MS	SPOT Image	área de estudio completa

<sup>\*</sup>PAN (pancromática), MS (Multi-espectral)

## 2.2.b. Pre-procesamiento de imágenes Landsat MSS y TM

En el análisis multi-temporal de cambios de cobertura es necesario realizar previamente una serie de tratamientos sobre las imágenes satelitales a fin de garantizar su comparabilidad, tanto geométrica como radiométrica, a lo largo del tiempo (Chuvieco, 1998), eliminando cualquier cambio en los valores de la imagen que no se deban a cambios reales en las coberturas terrestres, por ejemplo, el desplazamiento espacial entre escenas o inconsistencias en la respuesta espectral de las coberturas terrestres (Paolini et al. 2006; Roy et al. 2002; Tokola 1999). Para ello se llevó a cabo a) el corregistro espacial entre imágenes y b) la corrección de los efectos atmosféricos.

#### a) Corregistro espacial:

En primer lugar, fue necesario que todas las imágenes que conforman la serie temporal analizada presenten un ajuste espacial lo más preciso posible (entre imágenes de fechas sucesivas y escenas adyacentes de la misma fecha), minimizando así la detección de cambios debidos al desfase espacial entre las imágenes (Armstron et al., 2002; Toutin, 2004). Para ello se realizó un corregistro espacial imagen-imagen mediante un procedimiento de alineación simple, utilizando como referencia una serie de puntos de campo con coordenadas conocidas tomados con GPS (*trackpoints*). Las imágenes utilizadas estaban originalmente georreferenciadas en función de los parámetros satelitales por lo que el corregistro se orientó a reducir el desplazamiento entre imágenes. Este método se aplicó a las 15 escenas incluidas en la serie (3 escenas MSS y 12 escenas TM, correspondientes a los 6 mosaicos), considerándolo un método adecuado para lograr una

\_

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> Imágenes obtenidas en el marco del proyecto "How Urbanization processes contribute to Global Environmental Change?" **Planet Action** an SPOT Image Initiative <a href="http://www.planet-action.org">http://www.planet-action.org</a>

buena precisión en la correspondencia entre escenas dentro del área de estudio y teniendo en cuenta su operatividad, referida al tiempo insumido para el corregistro de toda la serie. La evaluación del corregistro de realizó de forma visual, tomando como referencia elementos distribuidos en el área, fácilmente identificables y que no hayan modificado su localización dentro del período 1972-2010 (dique, cruces de caminos, edificaciones y otros). Una vez corregistradas las escenas, se armaron los mosaicos correspondientes a las escenas TM (uniendo las escenas 231/78 y 231/79 de cada fecha) para completar la cobertura del área de estudio en una misma imagen.

#### b) Corrección radiométrica:

La respuesta radiométrica del sensor puede variar debido a cambios en las condiciones atmosféricas (dispersión y absorción de la radiación electromagnética producida por los gases y aerosoles presentes en la atmósfera, los cuales modifican la señal recibida por el sensor), la geometría de iluminación (debido a diferencias en la posición relativa del sol con respecto a la tierra dependiendo del horario de adquisición de la imagen y la estacionalidad, Lillesand et al. 2004), la calibración del sensor (variaciones por envejecimiento del sensor) y la variabilidad fenológica en el momento de adquisición de la imagen (Chander, Markham, & Helder, 2009; Natural Resources Canadá, 2006; Paolini et al., 2006; Lillesand et al., 2004; Lu, Mausel, Brondizio, & Moran, 2002). La corrección de dichos efectos es necesaria para obtener imágenes comparables espectralmente, como si fueran tomadas bajo las mismas condiciones atmosféricas y por el mismo sensor, garantizando así la obtención de estimaciones de cambios de cobertura consistentes y fiables (Paolini et al., 2006).

La aplicación o no de la corrección radiométrica depende de la información que se desea obtener y del método de clasificación utilizado, además de las características del sensor y la disponibilidad de datos sobre las condiciones atmosféricas (Song et al. 2001). En general, cuando se utilizan imágenes de distintos sensores, de diferente fecha se necesita armar mosaicos con imágenes del mismo sensor es necesario llevar a cabo la corrección para mantener uniformidad en las características de una escena a otra (Lillesand et al., 2004). Además, es altamente requerida cuando deben derivarse índices a partir de los datos de la imagen (índices de vegetación y transformación Tasseled Cap) ya que la dispersión atmosférica altera la respuesta espectral de las cubiertas tanto en la región del visible como en el infra-rojo cercano y medio (Myneni & Asrar 1994). A fin de minimizar los efectos antes mencionados, se llevó a cabo la corrección radiométrica absoluta de todas

las bandas espectrales correspondiente a cada escena (excepto la banda térmica), basada en los datos de la propia imagen.

La corrección radiométrica absoluta implica dos etapas: i) la transformación de los números digitales (ND) originales de la imagen a valores de radiancia aparente a nivel del sensor (calibración del sensor) y ii) conversión a valores de reflectancia de superficie (corrección atmosférica, propiamente dicha).

i) Calibración del sensor: la conversión de ND a radiancia se realizó aplicando los coeficientes de calibración (ganancia y offset) presentados por Chander et al. (2009) para los sensores MSS y TM, según la ecuación [2.1]:

$$L_{sat} = ND * ganancia + offset$$
 [2.1]

Donde  $L_{sat}$  es la radiancia aparente a nivel del sensor y ND son los valores digitales de la escena. Esta operación permite convertir los ND de múltiples sensores a una escala radiométrica común con significado físico (radiancia) y eliminar o reducir los efectos debidos a la calibración del sensor (Chander et al. 2009). Como resultado, se obtuvo una nueva imagen con valores de radiancia a nivel del sensor en cada fecha.

Tabla 2.5. Valores de los coeficientes de calibración de Landsat e irradiancia solar exoatmosférica  $(E_0)$  (actualizados por Chander et al., 2009).

	Ganancia	Offset*	$E_0$		
L1 MSS					
Banda 1	1.952760	0	1823		
Banda 2	1.574800	0	1559		
Banda 3	1.385830	0	1276		
Banda 4	1.204720	0	880.1		
L1 MSS					
Banda 1	2.007870	0	1829		
Banda 2	1.338580	0	1539		
Banda 3	1.149610	0	1268		
Banda 4	0.997373	3.66667	886.6		
L5 TM					
Banda 1	0.671339	-2.19	1983		
Danua 1	(0.765827)	(-2.29)	1703		
Banda 2	1.322205	-4.16	1796		
Danua 2	(1.448189)	(-4.29)	1790		
Banda 3	1.043976	-2.21	1536		
Banda 4	0.876024	-2.39	1031		
Banda 5	0.120354	-0.49	220.0		
Banda 7	0.065551	-0.22	83.44		

<sup>\*</sup> a partir del 31/12/1991 se utilizan los valores revisados para las bandas TM 1 y 2 (indicados entre paréntesis)

ii) Corrección atmosférica: La conversión final a valores de reflectancia de superficie se realizó aplicando el método de "Sustracción de Objeto Oscuro" (Dark Object Subtraction, DOS) propuesto por Chavez (1996) y posteriormente modificado incorporando el efecto de la dispersión de Rayleigh (Song et al., 2001). Este método es sencillo de aplicar ya que no requiere información in-situ adicional sobre las condiciones atmosféricas (Chander et al., 2009; Paolini et al., 2006; Lu et al., 2002; Song et al., 2001). El método DOS asume la existencia de objetos oscuros con reflectancia cero o cercana a cero en la imagen y una atmósfera horizontalmente homogénea. Dichos objetos (ej., cuerpos de agua limpia y profunda) corresponden al valor mínimo del histograma de la imagen (ND<sub>mín</sub>), por ello, si se observa un valor de ND<sub>mín</sub> distinto de cero puede asumirse que se debe a la dispersión atmosférica y corregir la escena completa a partir de la sustracción de dicho valor a cada píxel de la escena, por cada banda (Song et al., 2001; Chavez, 1996). Los valores de reflectancia de superficie (ρ) se calcularon según la ecuación [2.2],

$$\rho = \frac{(L_{sat} - L_{haze}) * \pi * d^2}{E_0 * cos \theta_z * \tau_z}$$
 [2.2]

donde  $L_{sat}$  es la radiancia a nivel del sensor (con contribución de la atmósfera, obtenido en la etapa de calibración del sensor),  $L_{hazs}$  es la radiancia atmosférica ascendente, calculada como [2.3], obteniendo los valores de ND mínimo ( $ND_{min}$ ) de cada banda a partir del histograma de la imagen (ND con un porcentaje acumulado menor al 1%),

$$L_{hazs} = ND_{min} * ganancia + offset - \frac{(0.01*\cos\theta_z*\tau_z*E_0)}{\pi*d^2}$$
[2.3]

d es la distancia tierra-sol en unidades astronómicas (Tabla 2.6),  $E_0$  es la irradiancia solar exo-atmosférica (Tabla 2.5.),  $\theta_z$  es el ángulo cenital solar calculado como 90° - ángulo de elevación solar (Tabla 2.6) y  $\tau_z$  es la transmitancia atmosférica, calculada como [2.4]:

$$\tau_z = e^{\left(-\frac{\tau_r}{\cos\theta_z}\right)} \tag{2.4}$$

donde  $\tau_r$  es el espesor óptico de la radiación de Rayleigh y se obtiene según la ecuación [2.5], siendo  $\lambda$  la longitud de onda correspondiente al centro de cada banda:

$$\tau_r = 0.008569\lambda^{-4} * (1 + 0.0113\lambda^{-2} + 0.00013\lambda^{-4})$$
 [2.5]

Tabla 2.6. Distancia tierra-sol y ángulo de elevación solar correspondientes a las diferentes fechas.

Escena	Distancia tierra-sol	Ángulo de elevación solar (°)
L5TM_28/08/2010	1.0099	41
L5TM_18/09/2006	1.0045	49
L5TM_03/08/2001	0.0142	33
L5TM_06/09/1996	1.0077	38
L5TM_27/09/1992	0.0064	46
L5TM_11/09/1986	1.0064	57
L2MSS_27/07/1981	1.0155	27
L2MSS_17/08/1977	1.0122	28
L1MSS_03/09/1972	1.0084	28

Como resultado de la corrección atmosférica se obtienen imágenes con valores de reflectancia que oscilan entre 0 y 1. Por último, se realizó un recorte del área de estudio para todas las imágenes MSS y TM de la serie utilizando un ROI ("región of interest") común para mantener la misma extensión (1607 filas x 1391 columnas) en todas las imágenes.

### 2.2.c. Clasificación con Random Forest

Para la clasificación de las imágenes Landsat se aplicó un método de clasificación supervisada no paramétrico, conocido como *Random Forest* (Breiman, 2001). *Random Forest* (RF) se basa en el ajuste de un ensamble de cientos o miles de clasificadores en árbol a partir de una muestra de las clases de cobertura de interés (datos de entrenamiento). Para ajustar cada árbol el método utiliza una muestra aleatoria independiente de los datos de entrenamiento (usualmente dos tercios; el tercio restante lo utiliza para verificar la predicción de ese árbol en particular), a partir de las cuales realiza una discriminación secuencial en base a decisiones binarias que fraccionan la muestra de observaciones en grupos mutuamente excluyentes hasta llegar a discriminar las clases de cobertura de interés (Figura 2.3.). Cada punto de decisión se denomina *nodo*. En cada nodo selecciona un subgrupo aleatorio de las variables independientes predictoras (en este contexto, son las bandas espectrales, originales o transformadas, y la información auxiliar utilizada en la clasificación; Figura 2.1), de las cuales escoge la más adecuada para armar la regla de decisión o "*split*". Finalmente se dispone de un conjunto de árboles (ensamble)

ajustados en base a re-muestreos de los datos de entrenamiento y de las variables predictoras, minimizando la correlación entre árboles individuales (todos los árboles son diferentes), ya que la precisión de *RF* depende de ello. Luego se aplica el conjunto de árboles construido a la imagen para predecir la clase de cobertura a la que pertenece cada pixel. La predicción final se realiza asignando la clase de cobertura de cada píxel por mayoría de votos, es decir, que cada árbol del ensamble asigna una clase de cobertura a cada píxel de la imagen otorgando un *voto*, una vez construidos todos los árboles del ensamble se asigna a cada píxel la clase que recibió más votos (Breiman, 2001).

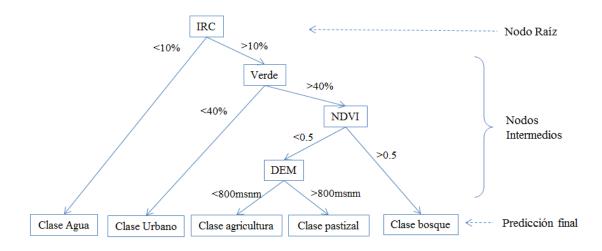


Figura 2.3. Ejemplo ficticio de la estructura de un árbol de clasificación, elaborado a partir de sucesivas decisiones binarias (nodos) que fraccionan la muestra de observaciones (datos de entrenamiento) en grupos mutuamente excluyentes hasta llegar a discriminar las clases de interés (predicción final).

La elaboración de los mapas de cobertura se llevó a cabo según los siguientes pasos: i) obtención de datos de entrenamiento y análisis de las estadísticas de las clases de cobertura, ii) selección de las variables predictoras, iii) ejecución del algoritmo *Random Forest* y procesamiento final de los mapas de cobertura, incluyendo una corrección de la clase urbana, y iv) validación de los mapas de cobertura finales. A continuación se describe en detalle cada uno de los pasos mencionados. Cabe aclarar que los procedimientos indicados fueron realizados siguiendo el mismo protocolo, pero de forma independiente, para las imágenes MSS y TM (entrenamiento, selección de variables predictoras y

clasificación) ya que, debido a las diferencias en las características espectrales existentes entre ellos, no se considera apropiada la generalización del proceso de entrenamiento y clasificación entre sensores, en ausencia de una previa cros-calibración entre ellos.

## i) Selección y análisis de los datos de entrenamiento:

Previo a la clasificación de las imágenes se definieron las clases de cobertura de interés en función de los procesos que se desean analizar, su representatividad en el área de estudio y la capacidad de discriminación a la resolución espacial y espectral de Landsat. En la etapa de entrenamiento, se seleccionaron puntos de entrenamiento representativos de las clases de cobertura de interés mediante interpretación visual de imágenes satelitales, con apoyo de imágenes de mayor resolución espacial (Tabla 2.4) y conocimiento del área de estudio (por experiencia previa y consulta a expertos). La fase de entrenamiento permite describir el comportamiento espectral de cada clase de cobertura e indicar al clasificador como reconocer dichas clases según sus características espectrales, texturales, etc. Cada punto de entrenamiento representa un único píxel, y el valor de ese punto está definido por un espacio multivariado con tantos valores como variables predictoras intervienen en la clasificación. Además, corresponden a puntos de entrenamiento invariantes (PEI), es decir espectralmente estables en el tiempo, obtenidos mediante la selección de sitios que no han cambiado de categoría en ninguna de las fechas seleccionadas para la serie de mapas. Esta cualidad permitió utilizar los mismos PEI para obtener las estadísticas de entrenamiento de todas las imágenes de la serie temporal, evitando introducir errores en la asignación de clases. La selección de píxeles aislados de cada clase de cobertura (en lugar de las clásicas "áreas" de entrenamiento) permite evitar la inclusión de grupos de píxeles vecinos afectados por el fenómeno de auto-correlación espacial, que no aportan mayor información sobre el comportamiento espectral de cada clase (Chuvieco Salinero, 2007). A fin de obtener una muestra de PEI representativa y completa, es decir que permitan identificar adecuadamente todas las clases de interés, se seleccionaron puntos lo más distribuidos posible dentro del área de cobertura de cada clase, lo cual permite capturar el rango de variabilidad interna de cada clase de cobertura (Lillesand et al., 2004). En esta etapa, se realizó un entrenamiento independiente para cada sensor, seleccionando un total de 260 puntos invariantes para las imágenes MSS y 315 puntos invariantes para las TM (Tabla 2.7.).

Tabla 2.7. Número de puntos de entrenamiento invariantes (PEI) seleccionadas por clase de cobertura y porcentaje del total de puntos seleccionados, según el sensor.

Clases de cobertura	Nº de puntos invariantes ( <i>PEI</i> )				
Clases de Cobel tul a	MSS	%	TM	%	
Selva montana	55	21	68	22	
Bosque seco	25	10	26	8	
Pastizales	31	12	37	12	
Vegetación herbácea y arbustiva	33	13	47	15	
Caña de azúcar	47	18	48	15	
Plantaciones de cítricos	25	10	35	11	
Urbano	44	17	54	17	
Total	260	100	315	100	

Finalizada la selección de *PEI* se calcularon las estadísticas de cada clase de cobertura (media, desviación típica), calculadas a partir de la muestra de PEI para cada variable predictora, a fin de identificar una serie de rasgos (ej. valor espectral, textura) y su rango de variabilidad que definen las clases de cobertura seleccionadas. Posteriormente, se analizó la separabilidad de las clases de cobertura, es decir, la viabilidad de que dichas clases puedan clasificarse minimizando el riesgo de error, dado que el éxito de la clasificación depende, en gran parte, de la calidad de la muestra de entrenamiento seleccionada (Chuvieco Salinero, 2007). Dicho análisis se llevó a cabo en base a la imagen Landsat MSS de 1981y TM de 2010, las cuales se utilizaron como referencia en todo el proceso de calibración de *Random Forest* para cada sensor.

Para conocer el comportamiento de las clases de cobertura se calculó el coeficiente de variación (*Cv*) de cada clase de cobertura, el cual expresa la desviación estándar (DS) como porcentaje de la media aritmética (m), ambos valores calculados a partir de la muestra de PEI de la clase de cobertura (a) en cada variable predictora (x) [2.6], dando un valor del grado de variabilidad de cada clase de cobertura (Chuvieco Salinero, 2007):

$$Cv_{a,x}$$
 (%)= (DS<sub>a,x</sub> \*100)/m<sub>a,x</sub> [2.6]

A mayor valor del *Cv* mayor es la heterogeneidad de la clase y por lo tanto presenta una mayor probabilidad de solapamiento con otras clases. Se consideraron clases heterogéneas a aquellas que poseen valores de *Cv* superiores al 20%. A su vez, se realizó un análisis de separabilidad de las clases de cobertura mediante el cálculo del índice de *Jeffries-Matusita*, a partir de la muestra de entrenamiento, a fin de conocer qué clases de cobertura presentarán mayor probabilidad de error en la clasificación según la combinación

de variables predictoras seleccionadas. *Jeffries-Matusita* mide la distancia estadística entre pares de clases de cobertura, basado en el vector de medias y la matriz de varianzacovarianza<sup>5</sup> entre pares de clases, dentro de un espacio multivariado de dimensión k, donde k es el número de variables predictoras incluidas en el cálculo. Este índice toma valores entre 0 y 2, en función del grado de separabilidad entre clases. Valores altos del índice indican una mayor distancia entre clases y, por lo tanto, mayor probabilidad de clasificarlas correctamente. Como referencia, se considera que valores mayores a 1.9 indican un nivel de separabilidad ideal entre clases y valores mayores a 1.5 una separabilidad aceptable, según las variables consideradas. Si la separabilidad es menor sería necesario revisar los *PEI* para asegurarse que hayan sido seleccionados correctamente, combinar las clases en conflicto en una sola categoría o incorporar información auxiliar que contribuya a la separabilidad entre dichas clases (Lillesand et al., 2004; Schowengerdt, 1997).

# ii) Selección de variables predictoras:

Las clasificaciones basadas únicamente en las bandas espectrales suelen presentar dificultades en la discriminación de las clases de cobertura. Random Forest permite incorporar a la clasificación información auxiliar tanto cuantitativa como cualitativa para mejorar la identificación de las clases de interés (Pal, 2005; Breiman, 2001). Además, permite seleccionar del total de variables aquellas que aporten mayor información, limitando el número de variables predictoras utilizadas, lo cual lo convierte en un método completo, ligero computacionalmente y de rápida ejecución, logrando un buen balance entre eficiencia y calidad para la generación de series da datos espaciales (Gislason et al. 2006; Liaw & Wiener 2002). Para la elaboración de los mapas de cobertura se incorporaron una serie de variables como información auxiliar (Tabla 2.8) en combinación con las bandas espectrales de cada imagen (bandas 1-4 de MSS; 1-5 y 7 de TM, excluyendo la banda térmica) y se realizó una selección de las variables predictoras mediante un procedimiento basado en el índice de importancia por permutación (Permutation Accurancy Importance measure) generado por RF. Dicho índice permite cuantificar la contribución relativa de las variables predictoras (x) a la predicción de la variable respuesta (y, clases de cobertura) rompiendo la dependencia entre cada variable

\_

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> La matriz de varianzas y covarianzas resume la variabilidad de los datos y la información relativa a las relaciones lineales entre pares de clases de cobertura. Es una matriz cuadrada y simétrica de orden k (k es el número de variables predictoras) donde los términos diagonales son las varianzas y los no diagonales, las covarianzas entre clases de cobertura.

predictora  $(x_i)$  y la variable respuesta, realizando permutaciones aleatorias de la variable predictora en las observaciones OOB (muestra de verificación) de cada árbol y registrando la diferencia entre la precisión de la predicción antes y después de la permutación. Si  $x_i$  es predictora de y entonces el número de observaciones clasificadas correctamente aumenta sustancialmente (decrece el error de la predicción) y la variable  $x_i$  estará presente en gran proporción de los árboles y en nodos cercanos a la raíz (Figura 2.3.) (Meng et al., 2009; Strobl et al., 2008; Liaw & Wiener, 2002). Para realizar la selección de variables se clasificó la imagen TM de 2010 incorporando conjuntamente la totalidad de variables predictoras del sensor TM (Tabla 2.8.), y obtuvieron los valores del índice de importancia por permutación correspondiente a cada una de las variables predictoras. Posteriormente, para explorar la contribución que cada variable realiza a la predicción, se corrió nuevamente RF incorporando las variables una a la vez siguiendo el orden de importancia y evaluando el error de la predicción (OOB) en cada incorporación. Finalmente, se seleccionó un subgrupo de variables en función del valor de convergencia del error (es decir, que la incorporación de más variables no altera significativamente el valor de error), las cuales fueron utilizadas para ajustar los árboles de RF finales para clasificar todas las imágenes TM seleccionadas. La misma prueba se realizó con la imagen MSS de 1981 para seleccionar las variables predictoras utilizadas en la clasificación final de las imágenes MSS.

Tabla 2.8. Variables predictoras auxiliares utilizadas en la clasificación con Random Forest. Se indican las variables incluidas en la clasificación y su notación.

	Variable	Descripción	Cálculo/Fuente	MSS	TM	
(IVs)	absorción de energ		rtura y biomasa de vegetación verde. Se calculan a partir de la relación existo y azul del espectro visible para realizar la fotosíntesis y la reflectancia en la de la hoja.			
Vegetación (I	NDVI	Normalized Difference Vegetation Index.  Posee una escala de medida con valores que oscilan entre - 1 (sin vegetación) y +1 (vegetación vigorosa).	NDVI = (IRC - R)/(IRC + R) $R = reflectancia en la banda roja$ $IRC = reflectancia en la banda infra-roja cercana$	ndvi	ndvi	
de	SAVI	Soil-adjusted Vegetation Index. Corrige el efecto refractivo del suelo en zonas donde la vegetación es escasa (Huete, Justice, & Liu, 1994; Huete, 1988).	$SAVI = \frac{IRC - R}{IRC + R + L}$ L= 0,5 (factor de ajuste del suelo)	savi	savi	
Índices	EVI	Enhanced Vegetation Index. Incluye cálculo dos coeficientes ( $C_1$ y $C_2$ ) y la banda azul ( $B$ ) que permiten disminuir la influencia atmosférica corrigiendo la dispersión producida por los aerosoles en la banda roja (Liu & Huete 1995).	$EVI = 2.5 * \left(\frac{IRC - R}{IRC + C_1R + C_2B + L}\right)$ L= 1 (factor de ajuste del suelo); C1= 0.6; C2= 7.5		evi	
Cap		insformación ortogonal de las bandas originales de las imágeno n, con significado físico.	es MSS o TM para formar un nuevo grupo de bandas no correlacionadas qu	e realzan	rasgos de	
Tasseled	Índice de Brillo ("Brightness")	Referido al brillo del suelo. Se obtiene como la suma ponderada de las bandas de cada imagen.	MSSBright = (MSS1 * 0.433) + (MSS2 * 0.632) + (MSS3 * 0.586) + TMBright = (TM1 * 0.3037) + (TM2 * 0.2793) + (TM3 * 0.4343) +	(MSS4 * (TM4 * 0	0.264) .5585) + (	TM5 * 0.5082)
Transformación de	Índice de Vegetación Verde ("Greenness")	Resalta la vegetación o biomasa verde sobre el suelo.	MSSGreen = (MSS1 * -0.29) + (MSS2 * -0.562) + (MSS3 * 0.6) + (TMGreen = (TM1 * -0.2848) + (TM2 * -0.2435) + (TM3 * -0.5436)	(MSS4 * ( s)	0.49) 4 * 6.7 <sub>243</sub>	) + ( <i>TM</i> 5 * 0.08
Transfe	Índice de Vegetación Amarilla ("Yellowness")	Contiene información de la vegetación en estado de senescencia o desecación (sólo en MSS).	MSSYellow = (MSS1 * -0.829) + (MSS2 * -0.522) + (MSS3 * -0.03)	39) <b>t&amp;3</b> M	\$\$4 * 0.19	4)

	Índice de Humedad ("Moistness")	Se relaciona con el contenido de humedad en la vegetación y en el suelo. Se deriva a partir del contraste entre las bandas del IRC y rojo con el infra-rojo medio o SWIR (sólo en TM).	TMMoist = (TM1 * 0.1509) + (TM2 * 0.1793) + (TM3 * 0.3299) + (TM3 * 0.32	ΓM4 * 0.3	340 <b>6∂3</b> + (
	Referidas a las con	ndiciones topográficas del territorio, calculadas a partir del mode	elo de elevación digital (DEM).	•	1
	Altitud	Valores de elevación del terreno, expresado en metros sobre e	el nivel del mar (msnm).	dem	dem
Variables Topográficas	Pendiente	Pendiente de cada celda de la imagen en base a su resolución espacial y los valores de altitud de las celdas inmediatas vecinas.	$\tan^{-1}(pendiente) = \sqrt{\left(\frac{px_{der} - px_{izq}}{res*2}\right)^2 + \left(\frac{px_{sup} - px_{inf}}{res*2}\right)^2}$ $Tan^{-1}(pendiente) = \text{inversa tangente del ángulo con mayor pendiente}$ (hacia la celda superior, inferior, izquierda o derecha de la celda en cuestión). En grados decimales. $px_{(der, izq, sup, inf)} = \text{posición de la celda vecina}$ $res = \text{resolución espacial de la imagen}$	pen	pen
>	Orientación	Representa la dirección hacia la cual mira la máxima pendiente.	Es expresado en grados decimales de 0° a 360°, tomando como origen la dirección norte e incrementando en sentido horario. Donde la pendiente es 0, el valor asignado a la orientación es -1.	ori	ori
Textura	una imagen represe Así, una cubierta e se asemejan. Permi	nedida de la variabilidad de los valores de reflectividad dentro entando la heterogeneidad espacial de determinadas cubiertas. es homogénea si los valores de reflectividad de pixeles vecinos ite incorporar el contexto espacial de cada pixel como variable ción de las diferentes coberturas.	Se calcula a partir de una matriz de co-ocurrencia, en la que se mide la frecuencia relativa de cada combinación de valores de gris, reflejando la distribución espacial de los valores de gris de la imagen (Baraldi & Panniggiani, 1995; Fernández Sarría, Recio Recio, & Fernández Ruiz, 2003).  Se obtuvieron medidas de <i>homogeneidad</i> ( <i>h</i> ), <i>correlación</i> ( <i>cr</i> ), <i>contraste</i> ( <i>cn</i> ) <i>y varianza</i> ( <i>v</i> ) para cada una de las bandas espectrales TM y MSS, considerando una ventana de 3x3 pixeles.	h1-4 cr1-4 cn1-4 v1-4	h1-5,7 cr1-5,7 cn1-5,7 v1-5,7 **

<sup>\*</sup> Total de 16 variables para el sensor MSS (4 variables x las 4 bandas espectrales) \*\* Total de 24 variables para el sensor TM (4 variables x las 6 bandas espectrales)

## iii) Clasificación final con Random Forest:

Finalmente, se procedió a aplicar el algoritmo RF para clasificar cada una de las imágenes Landsat seleccionadas (Tabla 2.3). *RF* fue aplicado íntegramente en el entorno del programa estadístico *R* (R Development Core Team, 2007) utilizando el paquete *Random Forest* elaborado por Liaw y Wiener (2002), mientras que la confección de los mapas de cobertura en formato raster se realizó empleando los paquetes *Yalmpute* (Crookston & Finley, 2007) y *SP* (Pebesma & Bivand, 2005). La ejecución de RF requiere la definición de sólo dos parámetros: el número de árboles en el ensamble (*ntree*) y el número de variables predictoras seleccionadas por nodo (*mtry*). Como input de la clasificación RF utiliza una matriz de datos conteniendo los puntos de entrenamiento (PEI) y los valores de las variables predictoras para dichos puntos. El módulo SP permite la manipulación de las bandas de las imágenes satelitales (tratadas como matrices) y el módulo YaImpute permite aplicar una función (en este caso el RF ajustado) de manera secuencial a cada píxel de la imagen, estructurando una nueva matriz que no es más que una cobertura raster que contiene en cada pixel el valor de la predicción de RF, es decir, la clase de cobertura.

Debido a la complejidad que presenta la correcta clasificación de las áreas urbanas a la resolución espacial de Landsat, se realizó una corrección independiente de dicha categoría. La corrección está orientada a eliminar la existencia de transiciones de urbano a otras categorías a lo largo de la serie temporal (al tratarse de una zona donde prácticamente no ha ocurrido reversión de áreas urbanas a zonas agrícolas o naturales, de modo que puede considerase irreversible durante el periodo de análisis). En este proceso se decidió asumir el riesgo de cometer errores de omisión, es decir, eliminar pixeles urbanos que han sido correctamente clasificados en una fecha, solo por el hecho de no estar presentes en la fecha posterior. Para ello, se realizó una primera clasificación aplicando Random Forest a las imágenes MSS y TM y se extrajo la clase urbana, obteniendo mapas binarios urbano-no urbano de cada fecha. Posteriormente, se llevó a cabo la edición del mapa urbano de 2010 eliminando las zonas que fueron identificadas como urbanas en la clasificación y que corresponden a zonas agrícolas, agua, etc., mediante interpretación visual y con el apoyo de imágenes de mayor resolución espacial (CBERS-2B pancromática, Tabla 2.4.). La precisión del mapa resultante fue evaluada mediante la elaboración de una matriz de error, utilizando 600 puntos de control distribuidos según un muestreo aleatorio estratificado (300 puntos dentro del área urbana y 300 puntos aleatorios en el resto del área) y una imagen multi-espectral

FORMOSAT-2 (Tabla 2.4.) del mismo año como referencia. Para corregir los mapas urbanos de las demás fechas (2006-1972) se realizaron una serie de operaciones entre mapas, tomando como referencia en primer lugar el mapa urbano de 2010 corregido, a fin de identificar las zonas urbanas "mal clasificadas" (Figura 2.4).

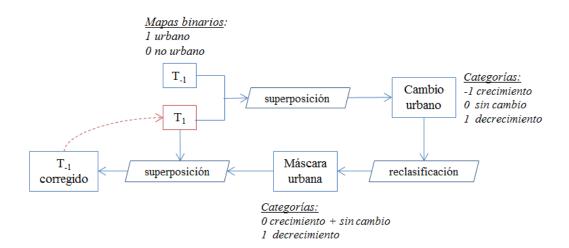


Figura 2.4. Procedimiento seguido para la corrección de la clase urbana. A partir de la superposición del mapa urbano de referencia ( $T_1$ ; ej, mapa urbano 2010) y el mapa urbano a corregir ( $T_{-1}$ ; ej, mapa urbano 2006) se obtiene una capa raster con 3 tipos de cambio (crecimiento, decrecimiento y sin cambios). La misma es luego reclasificada para obtener un nuevo mapa binario donde se asigna el valor 1 a los cambios improbables (decrecimiento de la clase urbana) y 0 a los cambios posibles (crecimiento o sin cambios). la cual se superpone nuevamente a la capa de referencia ( $T_1$ ) para obtener el mapa urbano  $T_{-1}$  corregido. Este último es ahora utilizado como referencia para corregir el mapa de la fecha anterior, siguiendo el mismo procedimiento.

Para obtener una medida de fiabilidad de la clase urbana corregida, se procedió a validar los mapas urbanos de 2006 y 2001 utilizando imágenes SPOT-5 de 2007 y 2003<sup>6</sup> (Tabla 2.4.), respectivamente y los mismos 600 puntos de control de la validación del mapa urbano 2010. Finalmente, utilizando los mapas urbanos corregidos como máscaras se procedió a clasificar nuevamente las imágenes Landsat de cada fecha con

<sup>-</sup>

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup> Debido a la carencia de imágenes satelitales de alta resolución espacial o fotografías aéreas coincidentes con las fechas de las imágenes Landsat, en las etapas de edición y validación de la clase urbana, así como la validación auxiliar de los mapas de cobertura finales, se utilizaron las imágenes de alta resolución disponibles más próximas a la fecha de la imagen Landsat correspondiente, siempre que no se exceda en +/- 2 años.

Random Forest para delimitar las demás clase de cobertura, utilizando los mismos parámetros mencionados anteriormente para el ajuste del clasificador.

# iv) Validación de los mapas finales:

Con la finalidad de evaluar la precisión total y por clase de cobertura de los mapas de cobertura finales se examinaron los valores de error arrojados por la estimación interna del error "Out-of-Bag" (OOB) de Random Forest, obteniendo el error total de la predicción como promedio de los errores de los árboles individuales. Dicho valor ofrece una evaluación del desempeño del clasificador, el cual puede traducirse en precisión del mapa (grado de acuerdo entre mapa y terreno), siempre que se realice un entrenamiento adecuado.

Como una medida adicional para reforzar la validez de la estimación OOB se realizó una validación independiente mediante matrices de error o confusión de los mapas finales de 2001, 2006 y 2010, dada la disponibilidad de información auxiliar como datos de referencia sobre el terreno coincidentes con estas fechas (ver nota al pie nº6). Se utilizaron imágenes CBERS de 2008, SPOT de 2007 y 2003 (Tabla 2.4.) para validar los mapas de 2010, 2006 y 2001, respectivamente, mediante una inspección visual de una muestra de 500 puntos de control, obtenidos por muestreo aleatorio y cubriendo la totalidad del área de estudio, para la construcción de matrices de error para cada fecha (Foody, 2002; Banko, 1998).

En ambos casos (estimación OOB y matriz de error) la precisión final de los mapas de cobertura fue evaluada en términos de la precisión total del mapa y precisión por clase de cobertura. El valor de precisión se obtuvo dividiendo el número de pixeles clasificados correctamente sobre el número total de pixeles de la imagen, multiplicado por 100 para expresar en porcentaje. Asimismo, el error de clasificación se obtiene restando de 100 el porcentaje de precisión.

## 2.3. Resultados.

# 2.3.a. Definición de las clases de cobertura del territorio y análisis de las estadísticas de entrenamiento.

En el área de estudio es posible identificar dos sectores principales con características diferenciales: un área de montaña hacia el oeste dominada por coberturas de bosque y pastizales (en cumbres y valles) y una región de pedemonte hacia el este donde predominan coberturas artificiales (urbanas) o semi-artificiales (agrícolas). En función de los objetivos propuestos en la tesis, se definieron 7 clases temáticas de interés:

- Selva montana (SM): cobertura dominante en el área de montaña; corresponde a vegetación de yungas conformada por un bosque de estructura densa y dosel cerrado, con predominio de especies perennifolias (Cinnamomum porphyrium, y diversas Myrtáceas); incluye también parches de Ligustrum lucidum.
- 2. Bosque seco (BS): zonas de vegetación chaqueña en la ladera norte de la Sierra de San Javier (cuenca Tapia-Trancas), conformadas por áreas de bosque seco con una estructura abierta y predominio de especies caducifolias, (Schinopsis haenkeana, Aspidosperma quebracho-blanco), acompañadas por arbustales de gran porte.
- 3. *Pastizales* montanos (PM): área de pastizales naturales o semi-naturales en la zona cumbral de la Sierra de San Javier (SSJ), utilizados principalmente con fines ganaderos;
- 4. Pastizales Antrópicos (PA): corresponde a una cobertura mixta con arbustales y pasturas antrópicas, acompañados por áreas con agricultura herbácea (hortalizas) y usos ganaderos, localizadas principalmente en valles intermontanos (La Sala, Raco) y en sectores de baja pendiente y aptitud agrícola en el sector norte de la Sierra de San Javier (cuenca Tapia-Trancas);
- 5. *Plantaciones de cítricos* (PC): principalmente de limón, ubicadas en las zonas altas del pedemonte;
- 6. *Caña de azúcar* (CA): principal cultivo en la zona pedemontana; es posible encontrarlo en diferentes estadios ya que los períodos de cultivo y cosecha pueden

extenderse durante varios meses, incluyendo en algunos casos áreas de suelo desnudo;

7. Áreas urbanas (UR): áreas residenciales de media y alta densidad de ocupación, correspondientes al Gran San Miguel de Tucumán (GSMT) y localidades aledañas en el pedemonte. Incluye además construcciones asociadas a usos urbanos como caminos y aeropuerto. Se excluyeron del análisis zonas urbanas de baja densidad de ocupación (*countries*, barrios cerrados y zonas de segunda residencia o turísticas) por no ser correctamente capturados a la resolución espacial de Landsat.

Los valores del coeficiente de variación (Cv), considerando sólo las bandas espectrales de los sensores TM y MSS, han demostrado que las clases SM y CA constituyen las clases con mayor rango de variabilidad espectral para el sensor TM, seguidas por las clases UR y PA, con valores de Cv superiores al 20% en la región del rojo (TM3) e infra-rojo (TM4-7). Respecto al sensor MSS, la mayor variabilidad se registró en las clases SM, BS y PA para las bandas MSS3 y 4 (Tabla 2.9).

Tabla 2.9. Coeficiente de Variación (Cv) de cada clase para el sensor TM y MSS obtenido como  $Cv_{a,x}$  (%)= $DS_{a,x}$  \*100/ $m_{a,x}$  [ecuación 2.6]. Una clase se considera heterogénea cuando Cv > 20%.

	Urbano	Selva Montana	Bosque seco	Pastizal montano	Pastizal Antrópico	Plantación de Cítrico	Caña de azúcar
Sensor TM							
TM 1	18.51	16.91	6.99	12.83	17.04	9.66	16.01
TM 2	21.66	20.09	8.41	12.74	17.44	11.49	22.23
TM 3	23.52	23.84	10.58	16.49	23.50	14.96	31.46
TM 4	16.64	30.13	8.33	13.58	12.99	13.87	34.32
TM 5	18.10	29.32	10.65	11.65	14.00	15.16	27.47
TM 7	25.39	31.04	12.96	11.06	22.90	19.14	30.06
Sensor MSS							
MSS 1	7.63	10.61	7.56	12.95	9.73	8.10	8.98
MSS 2	10.50	16.71	9.91	15.43	14.29	12.47	14.75
MSS 3	12.03	23.42	27.38	14.49	11.68	11.87	13.64
MSS 4	18.72	30.74	13.70	20.74	161.24	14.09	19.95

La variabilidad presente en la clase SM en las bandas del rojo e infra-rojo puede atribuirse a la presencia de diferentes unidades de vegetación presentes en la sierra

(Grau et al., 2010), además de la presencia de sombras en las laderas, que pueden influir en el contenido de humedad de la vegetación (variabilidad en la banda 7, infra-rojo medio), lo cual podría minimizarse en parte realizando previamente una corrección de los efectos topográficos. La variabilidad observada en la clase CA se debe a la presencia de campos con diferentes estadios del cultivo y a la gran contribución de la señal proveniente del suelo posterior a la cosecha y en los primeros estadios luego de la siembra. La clase de PA presenta un nivel de heterogeneidad propio de clases mixtas, donde predominan diferentes tipos de coberturas (arbustos, pasturas, suelo desnudos). Si bien en la clase UR se procuró seleccionar áreas construidas homogéneas, existe una gran diversificación de materiales utilizados en las construcciones propias de zonas urbanas, sumado a la presencia de vegetación que conforma el arbolado urbano y los espacios verdes, elementos difíciles de discriminar a la resolución espacial de Landsat. Las categorías que poseen elevada variabilidad interna son las que suelen presentar inconvenientes para su discriminación al poseer mayor solape espectral con otras clases, el cual puede variar según la región del espectro que se considera, haciendo más compleja la diferenciación de las distintas coberturas (Figura 2.5).

El análisis de separabilidad en el sensor TM permitió observar un nivel de separabilidad aceptable (valores de *Jeffries-Matusita* > 1.5) entre clases de cobertura (Tabla 2.10). La principal confusión se observa entre las clases de pastizales (PM y PA) en el sensor TM, debido a que se trata de clases con una fisonomía similar (*Jeffries-Matusita* = 0.7) y, en el caso de PA, posee un amplio rango de variabilidad, confusión a la que se incorpora la caña de azúcar en el sensor MSS. Debido a la baja resolución espacial y espectral del sensor MSS, se incrementa la posibilidad de seleccionar pixeles mixtos para cada clase de cobertura, por lo cual las clases de cobertura presentaron en general menores valores de separabilidad (Tabla 2.10). Principalmente se observó confusión entre las clases de pasturas (PA, PM; *Jeffries-Matusita* = 0.7), entre éstas y CA (*Jeffries-Matusita* = 0.7-0.8, respectivamente), y entre UR y CA (*Jeffries-Matusita* = 1.24). Por otro lado, la clase PC presentó valores de *Jeffries-Matusita* < 1.5 con todas las demás clases (excepto urbano), mostrando baja separabilidad considerando las bandas del sensor MSS.

Gran parte de la confusión observada entre clases puede ser minimizada al incorporar información auxiliar (Anexos 2.A y 2.B). Por ejemplo, la confusión entre las clases PM y PA se reduce al considerar la topografía (*Jeffries-Matusita* =1.76 en TM; *Jeffries-Matusita* = 1.58 en MSS) y variables de textura (*Jeffries-Matusita* =1.65 en

TM; *Jeffries-Matusita* = 1.99 en MSS). Del mismo modo los conflictos en MSS entre las clases de bosque (SM y BS) y pasturas (PM y PA) con PC pueden salvarse al incorporar índices de vegetación (*Jeffries-Matusita* > 1.6) y textura (*Jeffries-Matusita* < 1.9). Entre las clases UR y CA la confusión se resuelve al considerar variables de textura (*Jeffries-Matusita* = 1.99), al tratarse de una clase de textura heterogénea como es la urbana con otra de aspecto homogéneo en el caso de la caña de azúcar, e índices de vegetación (*Jeffries-Matusita*= 1.7).

Tabla 2.10. Valores de separabilidad (Jeffries-Matusita) obtenidos a partir de las 6 bandas espectrales de la imagen TM de 2010 (tabla superior) y las 4 bandas de la imagen MSS de 1981 (tabla inferior). Valores superiores a 1.5 indican una separabilidad aceptable y valores superiores a 1.9 una separabilidad ideal.

Bandas TM	Urbano	Selva Montana	Bosque Seco	Pastizal montano	Pastizal antrópico	Caña de azúcar
Selva Montana	1.955					
Bosque Seco	1.917	1.569				
Pastizal Montano	1.955	1.958	1.991			
Pastizal Antrópico	1.934	1.915	1.970	0.711		
Caña de azúcar	1.624	1.960	1.986	1.864	1.755	
Plantación de Cítricos	1.952	1.580	1.941	1.931	1.902	1.762
Bandas MSS	Urbano	Selva Montana	Bosque Seco	Pastizal montano	Pastizal antrópico	Caña de azúcar
Selva Montana	1.978/					
Bosque Seco	1.730	1.580				
Pastizal Montano	1.649	1.646	1.697			
Pastizal Antrópico	1.444	1.601	1.701	0.706		
Caña de azúcar	1.242	1.861	1.709	0.849	0.700	
Plantación de Cítricos	1.803	1.259	1.208	1.430	1.058	1.413

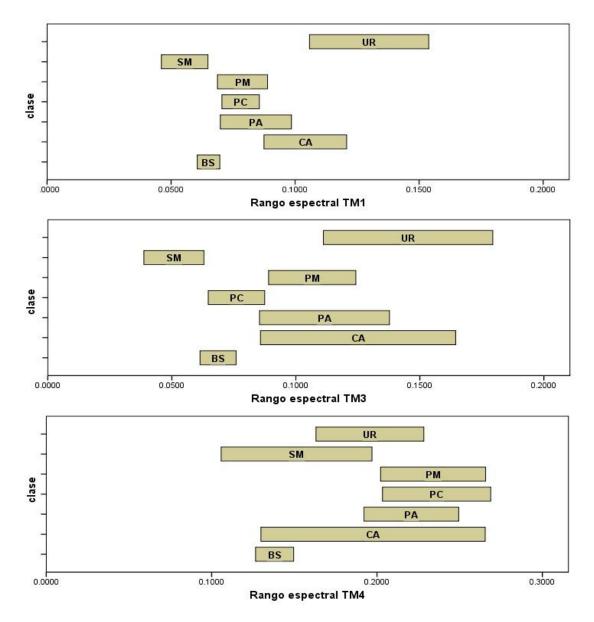


Figura 2.5. Gráficos de solape espectral correspondientes a las bandas 1 (Azul), 3 (rojo) y 4 (IRC) de las imágenes TM. El eje x representa el rango espectral recorrido por cada clase de cobertura en cada banda, la posición de la etiqueta de cada clase de cobertura representa la ubicación del valor medio y el largo de la barra la variabilidad (media +/- desviación estándar). Abreviaturas: SM (Selva montana), BS (Bosque seco), PM (Pastizal montano), PA (Pastizal antrópico), PC (Plantaciones de cítricos), CA (Caña de azúcar), UR (Urbano), TM1 (banda 1 del sensor TM), TM3 (banda 3 del sensor TM), TM4 (banda 4 del sensor TM).

# 2.3.b. Selección de variables predictoras

Dadas las mejoras observadas en la separabilidad de las clases de cobertura al incorporar información auxiliar (Sección 2.3.a), se decidió incluir dicha información en la clasificación, seleccionando aquellas variables que aporten mayor información para la discriminación entre clases de cobertura. El índice de importancia por permutación de Random Forest calculado en base a la imagen TM de 2010, atribuye a la variable "altitud" (dem) la mayor contribución a la discriminación de clases de cobertura; incorporando solo esta variable a la clasificación se obtuvo una precisión total del 55% de acuerdo a la estimación OOB (Figura 2.6). La incorporación de las variables siguientes, siguiendo el orden otorgado por el índice de importancia, produce paulatinas mejoras en la precisión final de la clasificación. Luego de la incorporación de un cierto número de variables se alcanza una zona de convergencia del error (donde no existen variaciones significativas del error de clasificación), a partir de allí la incorporación de sucesivas variables no aporta una mejora sustancial a la precisión total. En base a esta observación, se incorporó a la clasificación las variables incluidas hasta alcanzar la zona de convergencia del error, que por otra parte, se corresponde con un salto en el valor del índice de importancia (Figura 2.6). El mismo procedimiento se repitió utilizando la imagen TM de 2006 observándose un comportamiento similar en el orden de importancia asignado a las variables. Finalmente, para la clasificación de las imágenes TM se incluyeron las seis bandas espectrales (TM 1-5 y 7), junto a las variables altitud, NDVI, SAVI, EVI, bandas Tasseled Cap (brillo, verdor y humedad) y una variable de textura (correlación en banda 3 - cr3-).

El ordenamiento de las variables según el índice de importancia para las imágenes MSS presentó un comportamiento similar al descripto para las imágenes TM, por lo cual se aplicó el mismo criterio de selección de variables. Dentro del grupo de variables seleccionadas se incluyen las cuatro bandas MSS, la altitud (con el mayor poder discriminante), los índices de vegetación (NDVI y SAVI) y las bandas de la transformación *Tasseled Cap* (brillo, verdor y madurez). En este caso, no se incorporó ninguna variable de textura (Figura 2.7).

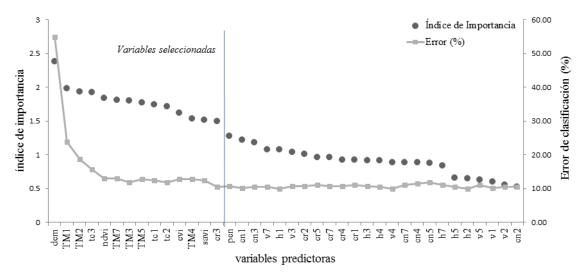


Figura 2.6. Selección de variables predictoras en base a la imagen TM de 2010. Se presentan los valores del índice de importancia otorgado por RF a las variables predictoras y la variación del error de clasificación (%) a partir de la incorporación de las variables predictoras según el orden de importancia. Variables: TM1-5 y 7 (bandas espectrales de la imagen TM); dem (altitud), pen (pendiente); ndvi, savi, evi (índices de vegetación); tc1-3 (bandas Tasseled Cap); variables de textura cr (correlación), cn (contraste), h (homogeneidad), v (varianza) con bandas 1-5 y 7 (ej: cr3= correlación con banda 3).

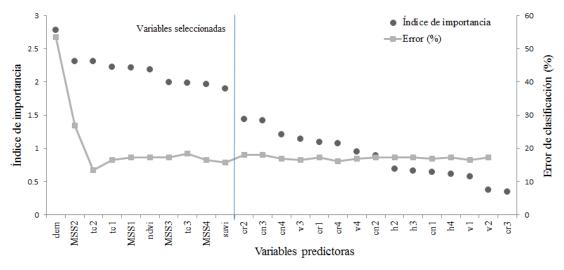


Figura 2.7. Selección de variables predictoras en base a la imagen MSS de 1981. Se presentan los valores del índice de importancia otorgado por RF a las variables predictoras y la variación del error de clasificación (%) a partir de la incorporación de las variables predictoras según el orden de importancia. Variables: MSS1-4 (bandas espectrales de la imagen MSS); dem (altitud); ndvi, savi (índices de vegetación); tc1-3 (bandas Tasseled Cap); variables de textura cr (correlación), cn (contraste), h (homogeneidad), v (varianza) con bandas 1-4 (ej: cr2= correlación con banda 2).

## 2.3.c. Clasificación final con Random Forest

Para la clasificación de las imágenes TM y MSS se escogió la combinación de número de árboles que conformarán el ensamble (ntree=1000) y el número de variables por nodo (mtry= 4 variables en TM y 3 variables en MSS, valores correspondientes a la raíz cuadrada del número de variables predictoras seleccionadas) que optimizan el desempeño del clasificador, es decir, que arrojan el menor error de predicción. Como salida de la clasificación de cada imagen se obtuvo la predicción de Random Forest como un objeto de R y la matriz de confusión con los valores de OOB. A continuación, las predicciones de RF fueron convertidas a formato raster GRID para su edición final y posterior tratamiento en un SIG, obteniendo un mapa de cobertura para cada año de la serie (Anexo 2.D). La corrección realizada a la clase urbana permitió obtener mejores sustanciales en la precisión de los mapas de cobertura (Figura 2.8), reduciendo la presencia de cambios de urbano a otras clases, ya que la conversión a urbano se considera un cambio irreversible en el área de estudio.

## 2.3.d. Validación de los mapas de cobertura

Los mapas de cobertura obtenidos (1972-2010) presentaron valores de error menores al 20% en cada mapa. En general, los mapas de cobertura derivados de imágenes MSS presentaron menor precisión global con respecto a los mapas derivados de las imágenes TM (Tabla 2.11). El análisis de precisión por clase de cobertura reveló que la clase plantaciones de cítricos presentó el mayor porcentaje de error en todas las fechas, siendo mayor el error en las imágenes MSS (28-60% de error) que en las imágenes TM (11-29% de error). Contrariamente, las clases de selva montana y pastizales montanos fueron las que presentaron mayor precisión en cada fecha (3-11% de error) en ambos sensores, seguidas por los cultivos de caña de azúcar (6-13% de error). Por otro lado, las clases de pastizales antrópicos y bosque seco presentaron valores de error que oscilan entre 7-21%. La corrección realizada a la clase urbana introdujo mejoras de entre un 1% y 3% en la precisión total de los mapas de cobertura (Figura 2.9).

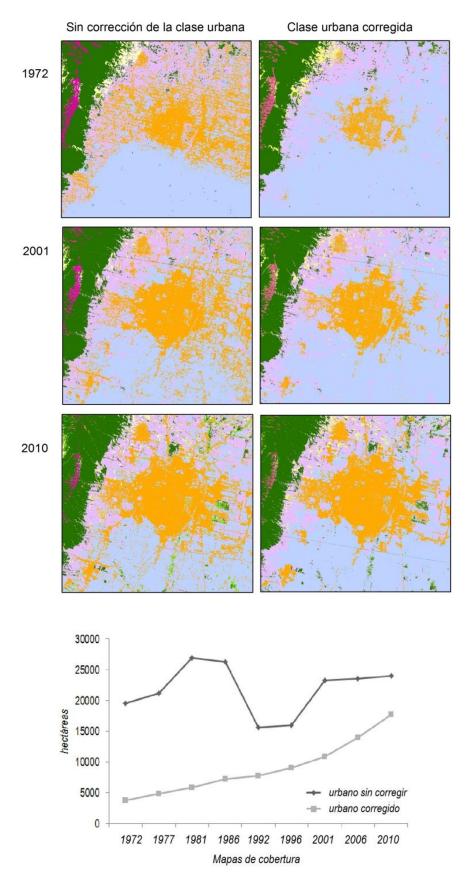


Figura 2.8. Ejemplos de la distribución espacial de la clase urbana antes y después de su corrección.

Tabla 2.11. Porcentaje de error total y por clase de cobertura de los mapas de cobertura finales obtenidos mediante Random Forest. Los valores representan el porcentaje de error según la estimación OOB.

		% error	% error por clase de cobertura									
Mapa		total	Pastizal montano	Pastizal antrópico	Selva Montana	Bosque Seco	Plantación de Cítrico	Caña de azúcar	Urbano*			
	1972	18.98	9.68	21.21	9.09	20.00	60.00	12.77				
NSS	1977	12.96	3.23	9.09	7.27	8.00	52.00	10.64				
	1981	13.89	9.68	21.21	9.09	16.00	28.00	8.51				
	1986	12.26	8.11	14.89	10.29	7.69	22.86	10.42				
	1992	12.64	5.41	14.89	5.88	15.38	28.57	12.50				
И	1996	10.73	5.41	10.64	10.29	11.54	20.00	8.33				
TM	2001	9.96	10.81	17.21	4.41	7.69	17.14	6.25	12.83			
	2006	8.81	10.81	8.51	7.35	7.69	11.43	8.33	11.0			
	2010	11.11	5.41	10.64	7.35	19.23	20.00	10.42	5.50			

<sup>\*</sup> los valores de error de la clase urbana corresponden a los obtenidos mediante validación independiente con matriz de error de las fechas seleccionadas. No se obtuvieron valores de error OOB para la clase urbana al ser tratada de forma independiente en la clasificación con RF (ver Sección 2.2.c.iii).

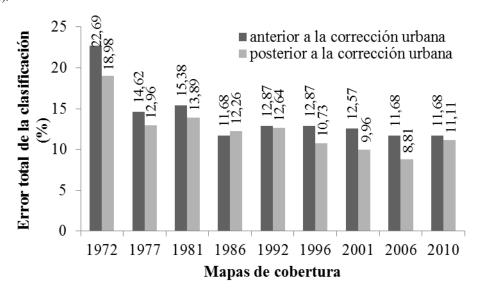


Figura 2.9. Precisión global (%) de los mapas de cobertura registrada en la etapa previa y posterior a la corrección independiente de la clase urbana.

La validación independiente con matriz de error realizada a los mapas de 2010, 2006 y 2001 presentó porcentajes de error de 30.8%, 29.3% y 28.4%, respectivamente. Dichos porcentajes de error son notoriamente mayores a los estimados mediante la validación interna de RF (Tabla 2.11), lo cual indicaría que RF tiende a sobrestimar la precisión de los mapas. Sin embargo, al observar la precisión individual por clase de cobertura pueden observarse los mismos conflictos revelados por la estimación OOB.

La estimación cuantitativa del error será de gran utilidad para ajustar las estimaciones de superficie de cada clase de cobertura, al conocer los márgenes de error entre los cuales se mueven dichas estimaciones, dadas por la presencia de errores de omisión y comisión, y por lo tanto el riesgo que se asume al tomar decisiones sobre la información generada. Las clases de plantaciones de citrus y bosque seco presentaron valores elevados tanto de error por omisión como comisión (siendo valores mayores en la clase PC; Anexo 2.E). Es decir que existen pixeles pertenecientes a estas categorías que no fueron incluidas en ellas en el mapa final, pero a su vez, se clasificaron como tal a pixeles que en el terreno pertenecen a otras categorías. Si bien ello puede significar que la estimación de la superficie total de estas categorías no presenta grandes inconvenientes, si lo posee su localización dentro del área de estudio, pudiendo existir desfasajes entre su posición en el mapa y el terreno. Por otro lado, la clase de pastizales antrópicos presentó valores de error por comisión elevados hasta 2001, indicando una sobrevaloración de esta clase entre 1972-1996, es decir, que se clasificaron como PA píxeles que pertenecen a otra clase de cobertura (Anexo 2.E).

## 2.4. Discusión.

## 2.4.a. Series temporales de mapas de cobertura.

Los mapas de cobertura resultantes de la aplicación de Random Forest para la clasificación de imágenes satelitales Landsat presentaron niveles de precisión total entre el 8.8% (mapa de 2006) y el 19% (mapa de 1972), según la estimación interna de Random Forest (Tabla 2.11). Dichos valores de precisión se consideran "aceptables" considerando que las clasificaciones obtenidas en este trabajo constituyen la representación de las coberturas del territorio más precisas (en términos de porcentaje de error total) obtenidas hasta el momento para el área de estudio (Grau et al., 2008; Gutierrez Angonese, 2007; Gutiérrez Angonese, 2006), y se encuentran dentro de los valores de precisión comúnmente obtenidos en estudios de este tipo, entre 10-15% de error (Pontius & Lippitt, 2006). Por otro lado, dado que el propósito de este capítulo es la construcción de *series temporales* de mapas de cobertura del territorio para el período 1972-2010, valorando la representatividad espacial y temporal de las coberturas terrestres, se evaluó tanto la precisión global de los mapas de cobertura obtenidos como su tiempo de entrenamiento y ejecución, valorando el equilibrio entre precisión y operatividad para la construcción de la serie de mapas, incrementando la eficiencia en el

procesamiento de imágenes para extraer información de calidad de las coberturas terrestres en el largo plazo y con elevada frecuencia temporal. Además, la serie de mapas de cobertura obtenida se considera un recurso valorable para realizar una aproximación de las tendencias de cambio de cobertura a largo plazo en el área SSJ-GSMT, a pesar de los errores encontrados, y el análisis de potenciales factores explicativos de dichos cambios.

El análisis de precisión por clases de cobertura reveló diferencias en la capacidad de discriminación entre clases. La cobertura urbana presentó un elevado rango de solapamiento espectral con la clase de caña de azúcar (Figura 2.5), lo cual se traduce en un alto nivel de confusión entre ambas clases, especialmente en las escenas MSS (Jeffries-Matusita=1.2; Tabla 2.10). Dicha confusión se produce particularmente cuando los cultivos de caña de azúcar se encuentran en los estadios inicial o final se su producción, momento donde se mezcla con la señal proveniente del suelo. La elevada similitud espectral de las coberturas urbanas y de suelo desnudo, sumado a que presentan una estrecha asociación espacial (los cultivos de caña se distribuyen en los alrededores de las zonas urbanas), dificultó la clasificación de las áreas urbanas con la resolución espectral y espacial de las imágenes Landsat, siendo necesario recurrir a procedimientos adicionales para mejorar su identificación y delimitación. Superado este punto, se observó una mejora del 1-3% en la precisión global de los mapas resultantes (Figura 2.9). Las áreas asignadas en un principio a la clase urbana serían, luego de la corrección, redistribuidas en su mayoría a la clase caña de azúcar debido a que es con ella con la que presenta mayor nivel confusión.

Por otro lado, las clases de bosques constituyen clases heterogéneas, con elevada variabilidad interna (Tabla 2.9) debido a la presencia de diferentes unidades de vegetación (Grau et al., 2010). A los fines de esta tesis se decidió incluir los diferentes tipos de vegetación existentes en el área en grandes clases de cobertura (selva montana y bosque seco), dependiendo de sus características fisiográficas, espectrales o su disposición en el área de estudio, definiendo clases con pocas posibilidades de confusión entre ellas (Tabla 2.10). Asimismo, los casos de solapamiento observados entre ambas clases (y con la clase de plantaciones de cítrico) fueron resueltos con la incorporación de índices de vegetación para su delimitación. En caso contrario, para la identificación de subgrupos de vegetación, por ejemplo de áreas con *Ligustrum lucidum*, sería necesario seleccionar áreas de entrenamiento para cada clase de vegetación específica (ej., mediante muestreo de campo) en todas las fechas que componen la serie

temporal. Al ser objetivo de esta tesis la construcción de una serie de mapas de cobertura abarcando un período de casi 40 años, utilizando imágenes de diferente disponibilidad y calidad (MSS y TM), incrementar el nivel de detalle de la leyenda (incluyendo clases mas específicas) elevaría el nivel de complejidad de la clasificación, dificultando la selección de áreas de entrenamiento al no disponer de fuentes de datos sobre las coberturas disponibles en el pasado. Por otro lado, un mayor nivel de detalle en la leyenda del mapa incrementaría los niveles de confusión entre clases y, por consiguiente, reduciría la precisión global del mapa.

#### 2.4.b. Estimación del error con OOB.

Si bien los mapas de cobertura del territorio obtenidos presentaron niveles de precisión satisfactorios (error < 15%; a excepción de 1972) de acuerdo a la estimación OOB de RF (Tabla 2.11), al comparar estos valores de error con las evaluaciones independientes realizadas mediante matrices de error, se observó que la estimación interna de RF presenta una tendencia a sobrestimar la precisión de los mapas. En este punto es importante aclarar que la estimación OOB provee una medida del desempeño del clasificador, es decir, evalúa cuán bien el clasificador ha asignado las clases de cobertura a los píxeles de la imagen, en base a un conjunto de datos de prueba ("test set") recogidos de la misma manera y al mismo tiempo que los datos utilizados para entrenar el clasificador ("training set"). Mientras que la matriz de error evalúa directamente el grado de acuerdo entre mapa y terreno, contrastando una muestra de píxeles seleccionados en el mapa de cobertura con datos del terreno (tomados por muestreo de campo o a partir de imágenes con mayor resolución espacial). En las clasificaciones supervisadas, para que ambas valoraciones sean equivalentes, debe estar apoyada en un entrenamiento adecuado (Richards, 1996), de allí la importancia de evaluar, previo a la clasificación, el comportamiento espectral de las clases de cobertura y su nivel de separabilidad con las variables utilizadas (bandas espectrales, índices de vegetación, etc).

La disponibilidad de una medida de fiabilidad de los mapas de cobertura es de gran importancia para conocer el grado de certidumbre de los datos, a partir de los cuales se derivarán datos de cambio de cobertura, se estimarán superficies y localización de áreas de cambio. Si bien no se considera que la estimación OOB remplace en su totalidad la verificación en terreno, se considera una alternativa adecuada para obtener una medida de precisión de los mapas de cobertura cuando no se

dispone de datos de referencia directos. Ello se da en situaciones donde el trabajo de campo es complejo o impracticable (cuando la zona de estudio presenta dificultades de acceso para la toma de datos a campo o se trata de áreas muy extensas, ej. estudios regionales), no se dispone de fotos aéreas o imágenes de mayor resolución (porque no existen o son muy costosas) y cuando se obtienen mapas derivados de imágenes de fechas pasadas (varios meses o años).

Para mejorar el desempeño del clasificador y poder considerar a OOB como una estimación de la fiabilidad del mapa es necesario dedicar especial atención a ciertos aspectos metodológicos que influyen directamente en la calidad del mapa final. En primer lugar es imprescindible realizar una selección cuidadosa de los puntos de entrenamiento, analizando la separabilidad de las clases de interés teniendo en cuenta las características espaciales y espectrales de cada clase, y definiendo el nivel de desagregación de leyenda adecuado a los datos y objetivos de la investigación. Por otro lado, cuando las clases de cobertura presenten conflictos para su correcta diferenciación es posible considerar la incorporación de información auxiliar, siempre que ello signifique una contribución significativa para la caracterización de las clases de cobertura y mantengan una consistencia temporal con la fecha del mapa.

#### 2.4.c. Desempeño de RF.

La aplicación de *Random Forest* para la clasificación de coberturas terrestres ha sido evaluada en varias investigaciones (Na et al., 2009; Gislason et al., 2006; Pal, 2005), demostrando poseer numerosas ventajas sobre otros métodos de clasificación supervisada en cuanto a precisión de la clasificación, tiempo de ejecución y definición de parámetros por parte del usuario. En esta tesis se evaluó la idoneidad de RF para la construcción de series temporales de mapas categóricos de cobertura del territorio, dando provecho a la gran disponibilidad de imágenes satelitales de la serie Landsat, lo cual implica el tratamiento de un gran volumen de datos.

En primer lugar, RF permitió reducir la intervención del productor en la definición de los parámetros necesarios para su ejecución (*mtry* y *ntree*), siendo además poco sensible a estos valores tal como lo demuestran Gislason y colaboradores (2006), minimizando los riesgos de error por parte del operador y permitiendo optimizar el tiempo implementado en su ejecución. En segundo lugar, RF constituye un método computacionalmente liviano en comparación con métodos similares, debido en parte a que trabaja con muestras aleatorias de las variables predictoras para elaborar las reglas

de decisión. En general, el tiempo de ejecución de RF depende del número de árboles en el ensamble, el número de variables y el tamaño de la muestra de entrenamiento. Utilizando un ordenador portátil Pentium (R) Dual-Core 2.10GHz fueron necesarios entre 1 o 2 minutos para elaborar cada mapa, utilizando los parámetros por defecto (mtry y ntree), lo cual permite construir mayor número de mapas en menor tiempo y concentrar el mayor tiempo y esfuerzo en la selección cuidadosa de las muestras de entrenamiento. En tercer lugar, al ser poco sensible a los valores atípicos (Na et al., 2009) permite minimizar los errores introducidos en la selección de las áreas de entrenamiento, un aspecto clave en el éxito de los métodos de clasificación supervisada. Finalmente, RF permite la incorporación de datos de diferentes fuentes y naturaleza (imágenes satelitales, datos topográficos, cartografía, etc) a fin de obtener mayor información sobre el área a clasificar, lo cual requiere de técnicas estadísticas no paramétricas para su tratamiento y análisis.

#### 2.5. Conclusiones.

En este capítulo se evaluó la aplicación del método Random Forest para la clasificación de imágenes de la serie *Landsat*, a fin de obtener series de mapas de cobertura del territorio a largo plazo y con elevada frecuencia temporal de observaciones (aproximadamente cada 5 años). Los mapas resultantes presentaron errores totales menores al 15% (excepto en 1972), representando la distribución espacial de las clases de cobertura con errores inferiores al 20% por clase (excepto para la clase de plantaciones de citrus), logrando un balance entre precisión y eficiencia para la elaboración de series de mapas, abarcando un período de 38 años con 9 mapas de cobertura con resolución espacial media (30m). La disponibilidad de series de datos de cobertura con elevada frecuencia temporal permite conocer el comportamiento de los diferentes tipos de coberturas, lo cual es de gran relevancia cuando se desean analizar las causas de las variaciones temporales de las coberturas del territorio. Los resultados revelaron que Random Forest constituye un clasificador idóneo para la obtención de series de mapas de cobertura, siendo un método de rápida ejecución. La posibilidad de obtener una medida de fiabilidad interna constituye una de las principales ventajas de Random Forest sobre otros métodos de clasificación, especialmente valiosa cuando no se poseen datos directos de las coberturas presentes en el terreno, aunque no represente directamente una medida de acuerdo entre mapa y terreno.

# 2.6. Referencias bibliográficas.

- Armstron, J. D., Danaher, T. J., Goulevich, B. M., & Byrne, M. I. (2002). Geometric coreection of Landsat MSS, TM and ETM+ imagery for mapping of woody vegetation cover and change detection in Qeensland. In *Proceedings of the 11th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference, Brisbane, Australia* (pp. 1–23).
- Banko, G. (1998). A Review of Assessing the Accuracy of and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory.
- Baraldi, A., & Panniggiani, F. (1995). An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters. *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), 293–304.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. doi:10.1016/j.compbiomed.2011.03.001
- Cabello, J., & Paruelo, J. M. (2008). La teledetección en estudios ecológicos. *Ecosistemas*, 17(3), 1–3.
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903. doi:10.1016/j.rse.2009.01.007
- Chavez, P. S. J. (1996). Image-Based Atmospheric Corrections Revisited and Improved. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(9), 1025–1036.
- Chuvieco, E. (1998). El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de Teledetección*, 10, 1–9.
- Chuvieco Salinero, E. (2007). Teledetección Ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio.
- Cohen, W., & Goward, S. N. (2004). Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing. *BioScience*, *54*(6), 535. doi:10.1641/0006-3568(2004)054[0535:LRIEAO]2.0.CO;2
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., & Lambin, E. (2004). Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 25(9), 1565–1596. doi:10.1080/0143116031000101675
- Crookston, N. L., & Finley, A. O. (2007). yaImpute: An R Package for k-NN Imputation. *Journal of Statistical Software*, 23(10), 1–16.
- Fernández Sarría, A., Recio Recio, J., & Fernández Ruiz, L. (2003). Análisis de imágenes mediante texturas: aplicación a la clasificación de unidades de vegetación. *GeoFocus*, *3*, 143–159.

- Foody, G. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201. doi:10.1016/S0034-4257(01)00295-4
- Frizzelle, B. G., & Mcgregor, S. J. (1999). Integrating Geographic Information Science (GISc) techniques in the data collection phase of population-environment research. In *Papers and Proceedings of the Applied Geography Conferences* (Vol. 22, pp. 199–207).
- Ghimire, B., Rogan, J., Galiano, V. R., Panday, P., & Neeti, N. (2012). An evaluation of Bagging, Boosting and Random Forest for land-cover classification in Cape Cod, Massachusetts, USA. *GIScience & Remote Sensing*, 49(5), 623–643.
- Gislason, P., Benediktsson, J., & Sveinsson, J. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4), 294–300. doi:10.1016/j.patrec.2005.08.011
- Gislason, P. O., Benediksson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random Forest for Land Cover Classification. *Pattern Recognition Letters*, 27, 294–300.
- Global Land Cover Facility. (2004). Landsat Technical Guide. Science.
- Goward, S., Arvidson, T., Williams, D., Faundeen, J., Irons, J., & Franks, S. (2006). Historical Record of Landsat Global Coverage: Mission Operations, NSLRSDA, and International Cooperator Stations. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(10), 1155–1169.
- Goward, S. N., & Masek, J. G. (2001). Landsat 30 Years and Counting. *Remote Sensing of Environment*, 78, 1–2.
- Goward, S. N., & Williams, D. L. (1997). Landsat and Earth Systems Science: Development of Terrestrial Monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 63(7), 887–900.
- Grau, H., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Floresivaldi, E., & Paolini, L. (2008). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).
- Grau, H. R., Paolini, L., Malizia, A., & Carilla, J. (2010). Distribución, estructura y dinámica de los bosques de la Sierra de San Javier (Tucumán, Argentina). In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana*. *La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán*. (pp. 33–50). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Gutierrez Angonese, J. (2006). Historia de uso de la tierra y transición forestal en la Sierra de San Javier, Tucumán. Tesis de Grado. Univeridad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.
- Gutiérrez Angonese, J. (2007). Ocupación del suelo en la Sierra de San Javier (Tucumán, Argentina) en los años 1986 y 2006. Tesis de Maetría. Universidad de Alcalá de Henares, España.

- Hansen, M. C., & Loveland, T. R. (2012). A review of large area monitoring of land cover change using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 1–9. doi:10.1016/j.rse.2011.08.024
- Huang, C., Kim, S., Song, K., Townshend, J. R. G., Davis, P., Altstatt, A., ... Tucker, C. J. (2009). Assessment of Paraguay's forest cover change using Landsat observations. *Global and Planetary Change*, 67(1-2), 1–12. doi:10.1016/j.gloplacha.2008.12.009
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295–309.
- Huete, A. R., Justice, C., & Liu, H. (1994). Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), 224–234.
- Jarvis, A., Reuter, H. I., Nelson, A., & Guevara, E. (2008). *Hole-filled SRTM for the globe Version 4*.
- Lauer, D. T., Morain, S. A., & Salomonson, V. V. (1997). The Landsat Program: Its Origins, Evolution, and Impacts. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 63(7), 831–838.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002, January). Classification and Regression by randomForest. *R News*, 4(2), 18–22. doi:10.1159/000328205
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. M. (2004). *Remote Sensing and Image Interpretation* (5th ed.). Wiley.
- Liu, H. Q., & Huete, A. (1995). A Feddback Based Modification of the NDVI to Minimize Canopy Background and Atmospheric Noise. *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), 457–465.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., & Moran, E. (2002). Assessment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to Amazon basin LBA research. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13), 2651–2671. doi:10.1080/01431160110109642
- Matson, P., & Ustin, S. L. (1991). The Future of Remote Sensing in Ecological Studies. *Ecology*, 72(6), 1917.
- Meng, Y. a, Yu, Y., Cupples, L. A., Farrer, L. a, & Lunetta, K. L. (2009). Performance of random forest when SNPs are in linkage disequilibrium. *BMC Bioinformatics*, 10, 78. doi:10.1186/1471-2105-10-78
- Myneni, R., & Asrar, G. (1994). Atmospheric effects and spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 47(3), 390–402. doi:10.1016/0034-4257(94)90106-6
- Na, X., Zang, S., & Wang, J. (2009). Evalution of Random Forest Ensemble Classification for Land Cover Mapping Using TM and Ancillary Geographical

- Data. In 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (pp. 89–93). Ieee. doi:10.1109/FSKD.2009.165
- Natural Resources Canadá. (2006). *Fundamentals of Remote Sensing*. Retrieved from http://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geography-boundary/remote-sensing/fundamentals/1430
- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), 217–222. doi:10.1080/01431160412331269698
- Paolini, L., Grings, F., Sobrino, J., Jiménez Muñoz, J., & Karszenbaum, H. (2006).
  Radiometric correction effects in Landsat multi-date/multi-sensor change detection studies. *International Journal of Remote Sensing*, 27(4), 685–704.
  doi:10.1080/01431160500183057
- Pebesma, E. J., & Bivand, R. S. (2005). Classes and methods for spatial data in R. *R News*, 5(2). Retrieved from http://cran.r-project.org/doc/Rnews/.
- Pontius, R. G., & Lippitt, C. D. (2006). Can Error Explain Map Differences Over Time? *Cartography and Geographic Information Science*, 33(2), 159–171. doi:10.1559/152304006777681706
- R Development Core Team. (2007). R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Fundation for Statistical Computing. Retrieved from http://www.r-project.org
- Richards, J. A. (1996). Classifier performance and map accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 57, 161–166.
- Roy, D. P., Borak, J. S., Devadiga, S., Wolfe, R. E., Zheng, M., & Descloitres, J. (2002). The MODIS Land product quality assessment approach. *Remote Sensing of Environment*, 83, 62–76.
- Schowengerdt, R. A. (1997). *Remote Sensing. Models and Methods for Image Processing.* (2nd ed.). Academic Press.
- Song, C., Woodcock, C. E., Seto, K. C., Lenney, M. P., & Macomber, S. A. (2001). Classification and Change Detection Using Landsat TM Data When and How to Correct Atmospheric Effects? *Remote Sensing of Environment*, 75(2), 230–244. doi:10.1016/S0034-4257(00)00169-3
- Strobl, C., Boulesteix, A.-L., Kneib, T., Augustin, T., & Zeileis, A. (2008). Conditional variable importance for random forests. *BMC Bioinformatics*, 9, 307. doi:10.1186/1471-2105-9-307
- Tokola, T. (1999). Relative Calibration of Multitemporal Landsat Data for Forest Cover Change Detection. *Remote Sensing of Environment*, 68(1), 1–11. doi:10.1016/S0034-4257(98)00096-0

- Toutin, T. (2004). Review article: Geometric processing of remote sensing images: models, algorithms and methods. *International Journal of Remote Sensing*, 25(10), 1893–1924. doi:10.1080/0143116031000101611
- Williams, D. L., Goward, S., & Arvidson, T. (2006). Landsat: Yesterday, Today, and Tomorrow. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(10), 1171–1178.
- Woodcock, C. E., Allen, A. A., Anderson, M., Belward, A. S., Bindchadler, R., Cohen, W. B., ... Wynne, R. (2008). Free access to Landsat imagery. *Science*, 320, 1011. doi:doi: 10.1126/science.320.5879.1011a.
- Wulder, M. A., White, J. C., Goward, S. N., Masek, J. G., Irons, J. R., Herold, M., ... Woodcock, C. E. (2008). Landsat continuity: Issues and opportunities for land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment*, *112*(3), 955–969. doi:10.1016/j.rse.2007.07.004

ANEXO 2.A. Tablas de separabilidad (Jeffries-Mattusita) considerando las bandas espectrales de la imagen TM de 2010 en combinación con información auxiliar\*.

	Urbano	Selva Montana	Bosque Seco	Pastizal montano	Pastizal antrópico	Caña de azúcar
Bandas TM + índic	es de Vegeta	nción (NDVI, S	SAVI, EVI)			
Selva Montana	1.999					
Bosque Seco	1.999	1.986				
Pastizal montano	2.000	1.998	2.000			
Pastizal antrópico	1.998	1.995	1.999	1.261		
Caña de azúcar	1.959	2.000	2.000	1.974	1.906	
Plantaciones de Citrus	2.000	1.954	2.000	1.986	1.979	1.980
Bandas TM + varia	bles topográ	áficas (altitud,	pendiente)			
Selva Montana	1.995					
Bosque Seco	1.986	1.752				
Pastizal montano	2.000	1.987	1.999			
Pastizal antrópico	1.989	1.962	1.977	1.765		
Caña de azúcar	1.738	1.993	1.998	1.999	1.964	
Plantaciones de Citrus	1.963	1.864	1.970	1.999	1.980	1.838
Bandas TM + varia	bles de textı	ura (correlacio	ón, homogen	eidad, contra	ste, varianza)	
Selva Montana	1.998					
Bosque Seco	1.997	1.754				
Pastizal montano	1.989	1.994	2.000			
Pastizal antrópico	1.975	1.985	1.998	1.653		
Caña de azúcar	1.938	1.992	1.999	1.980	1.981	
Plantaciones de Citrus	1.995	1.770	1.985	1.980	1.969	1.970

<sup>\*</sup> Las variables predictoras auxiliares utilizadas se encuentran descriptas en la tabla 2.8 de la Sección Métodos.

ANEXO 2.B. Tablas de separabilidad (Jeffries-Mattusita) considerando las bandas espectrales de la imagen MSS de 1981 en combinación con información auxiliar\*.

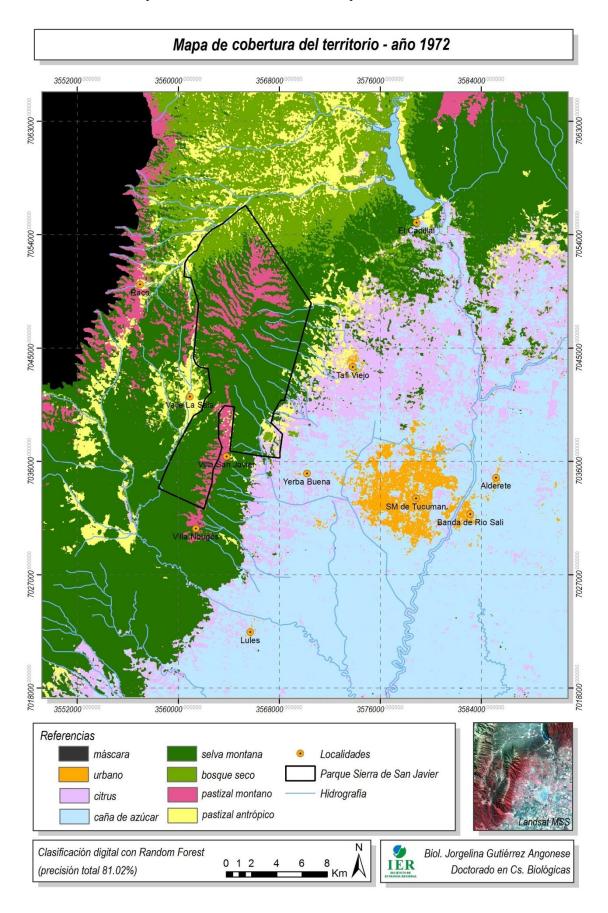
	Urbano	Selva Montana	Bosque Seco	Pastizal montano	Pastizal antrópico	Caña de azúcar
Bandas MSS + índi	ces de Veget	ación (NDVI,	SAVI)			
Selva Montana	1.996					
Bosque Seco	1.951	1.918				
Pastizal montano	1.899	1.928	1.986			
Pastizal antrópico	1.753	1.901	1.971	1.149		
Caña de azúcar	1.696	1.965	1.981	1.346	1.248	
Plantaciones de Citrus	1.947	1.659	1.822	1.845	1.634	1.871
Bandas MSS + vari	ables topogi	<b>áficas</b> (altitud	, pendiente)			
Selva Montana	1.997					
Bosque Seco	1.975	1.805				
Pastizal montano	2.000	1.748	1.926			
Pastizal antrópico	1.940	1.759	1.800	1.579		
Caña de azúcar	1.379	1.983	1.977	1.999	1.887	
Plantaciones de Citrus	1.840	1.863	1.941	1.996	1.822	1.592
Bandas MSS + vari	ables de tex	t <b>ura</b> (correlac	ión, homoge	neidad, contra	aste, varianza)	
Selva Montana	1.999					
Bosque Seco	1.999	1.999				
Pastizal montano	1.999	1.999	1.999			
Pastizal antrópico	1.996	1.994	1.999	1.999		
Caña de azúcar	1.996	1.999	1.999	1.999	1.996	
Plantaciones de Citrus	1.999	1.999	1.999	1.999	1.999	1.999

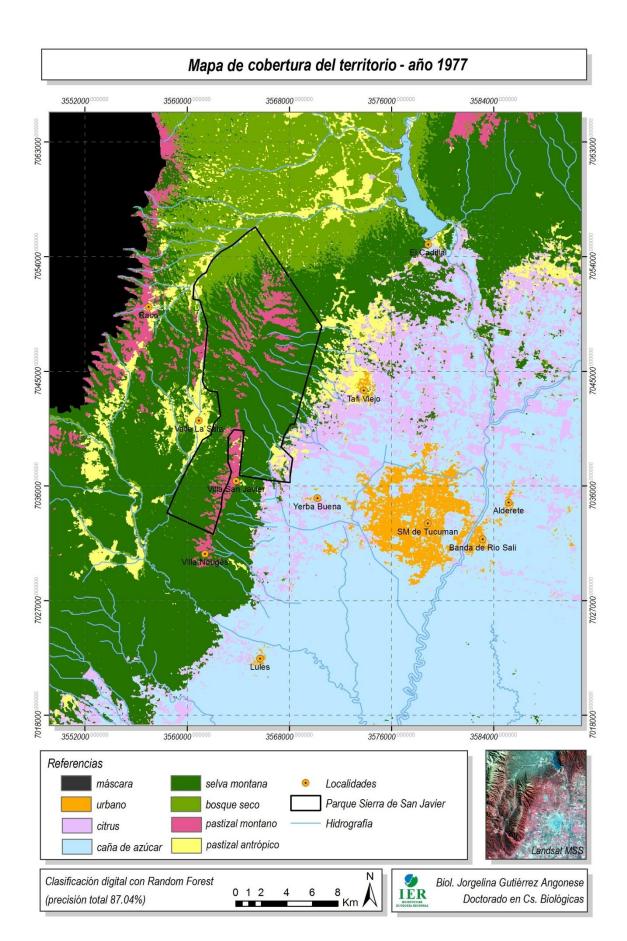
<sup>\*</sup> Las variables predictoras auxiliares utilizadas se encuentran descriptas en la tabla 2.8 de la Sección Métodos.

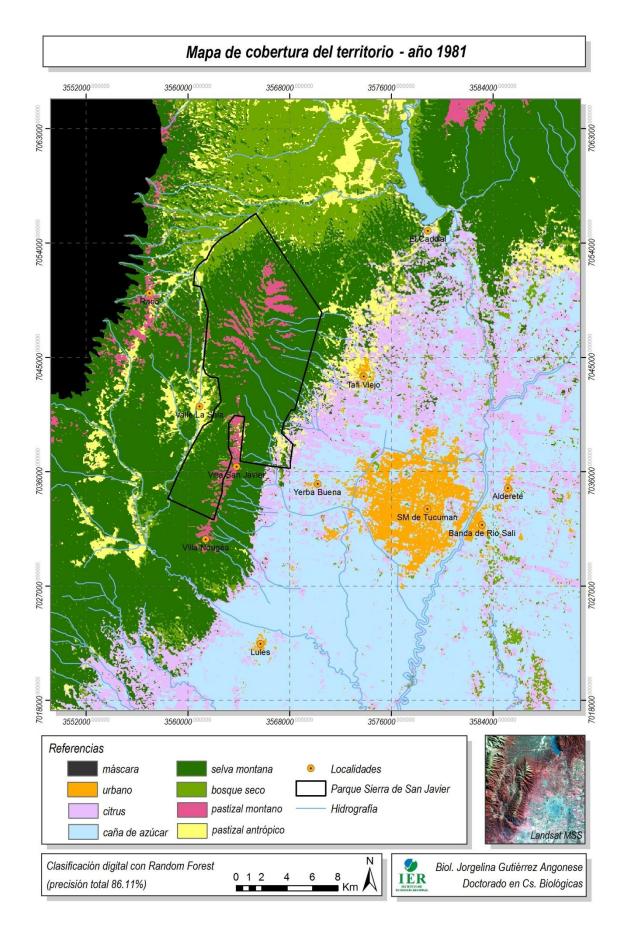
**ANEXO 2.C.** Código R para la ejecución de Random Forest y construcción de los mapas raster de cobertura del territorio.

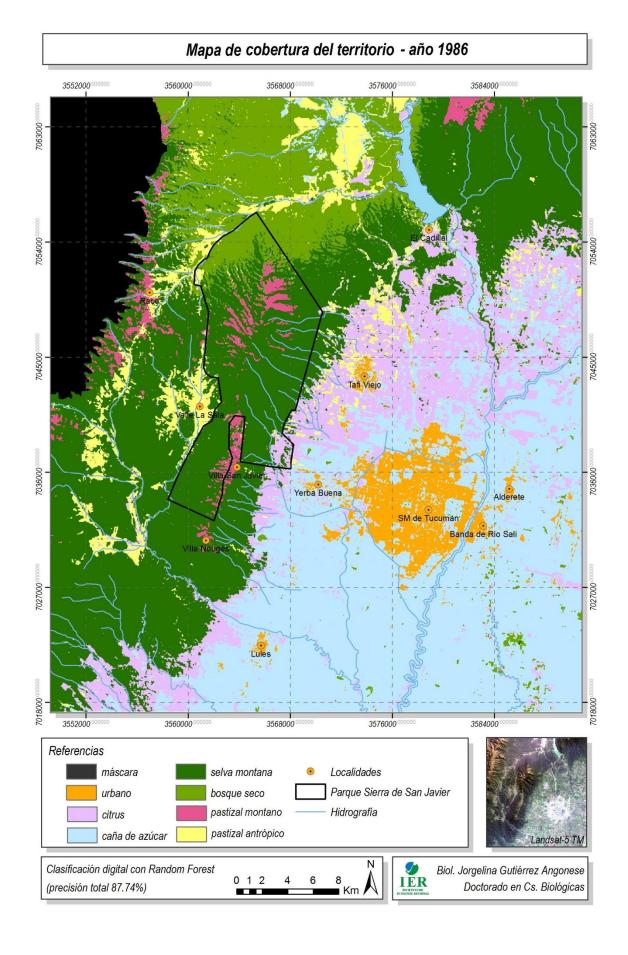
```
# Predicción de RF
library(randomForest)
data=read.table("Table1.txt", header=TRUE)
clases=data$clases
x = data[2:14]
sanjavier.rf = randomForest(x, as.factor(clases), ntree = 1000, mtry = 3,
importance=TRUE)
list(sanjavier08.rf)
# Índice de importancia de variables
importance(sanjavier.rf, type01)
VarImpPlot(sanjavier.rf)
# Construcción de una matriz para la asignación de las predicciones de RF y conversión
a formato ASCII-GRID
library(sp)
library(yaImpute)
B1 = read.asciigrid("b1.txt")
B2 = read.asciigrid ("b2.txt")
B3 = read.asciigrid ("b3.txt")
B4 = read.asciigrid ("b4.txt")
B5 = read.asciigrid ("b5.txt")
B6 = read.asciigrid ("b6.txt")
B7 = read.asciigrid ("b7.txt")
B8 = read.asciigrid ("b8.txt")
B9 = read.asciigrid ("b9.txt")
B10 = read.asciigrid ("b10.txt")
B11 = read.asciigrid ("b11.txt")
B12 = read.asciigrid ("b12.txt")
B13 = read.asciigrid ("b13.txt")
xfiles = list(B1 = "b1.txt", B2 = "b2.txt", B3 = "b3.txt", B4 = "b4.txt",
B5 = "b5.txt", B6 = "b6.txt", B7 = "b7.txt", B8 = "b8.txt", B9 = "b9.txt",
B10 = "b10.txt", B11 = "b11.txt", B12 = "b12.txt", B13 = "b13.txt")
mapa = ("mapSJ.txt")
AsciiGridPredict(sanjavier.rf,xfiles,mapa)
```

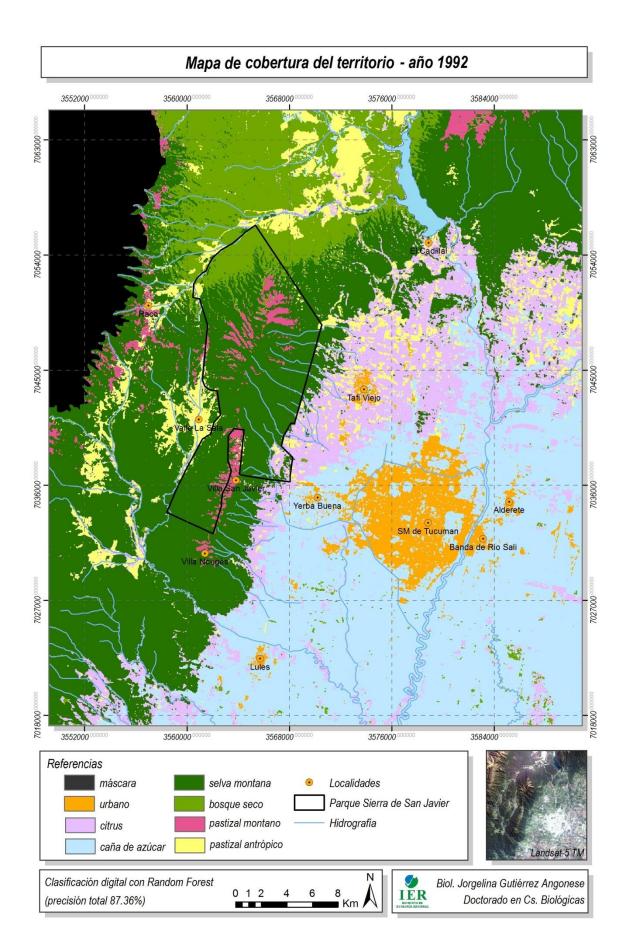
ANEXO 2.D. Mapas de cobertura del territorio, período 1972-2010.

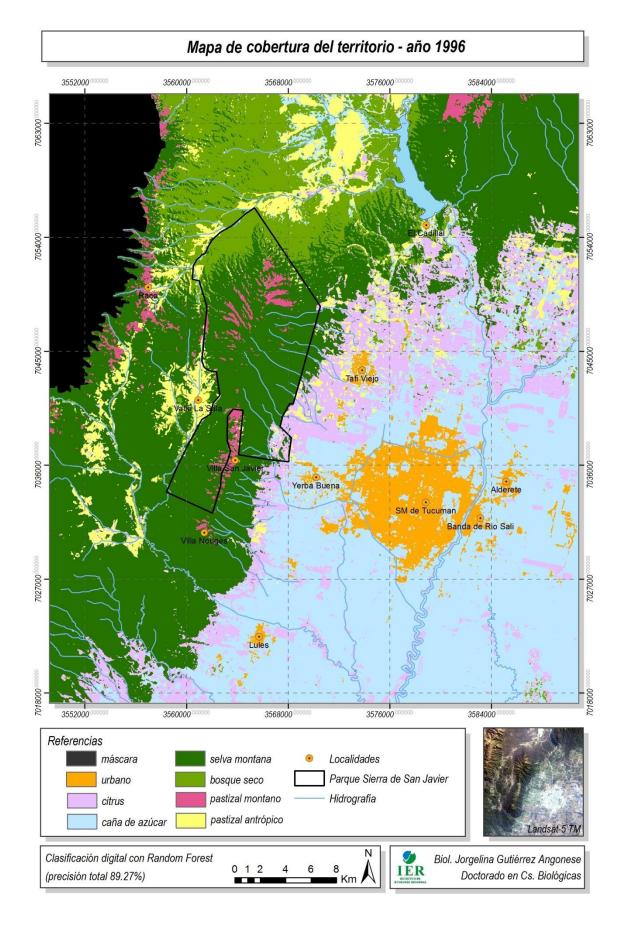


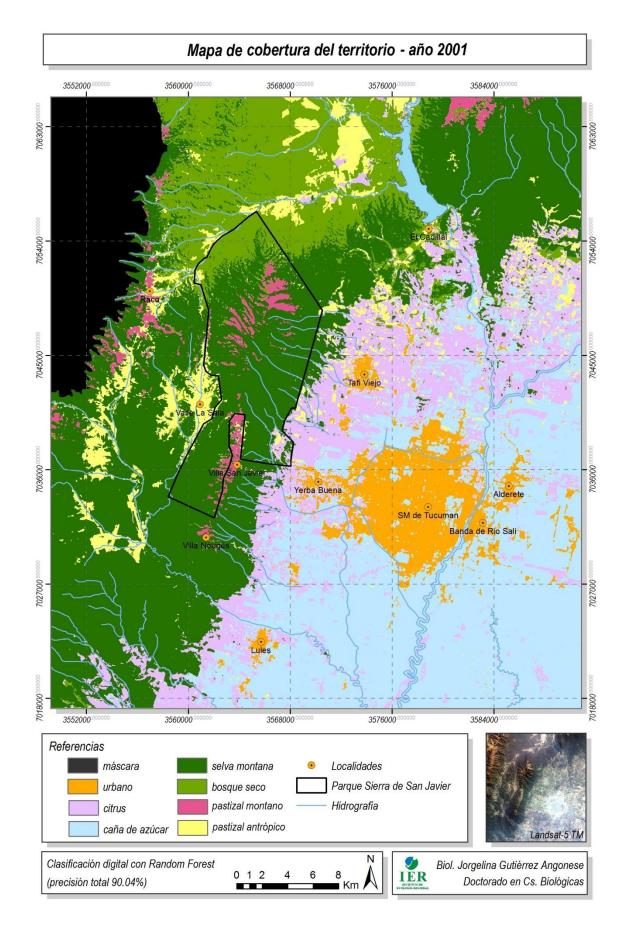


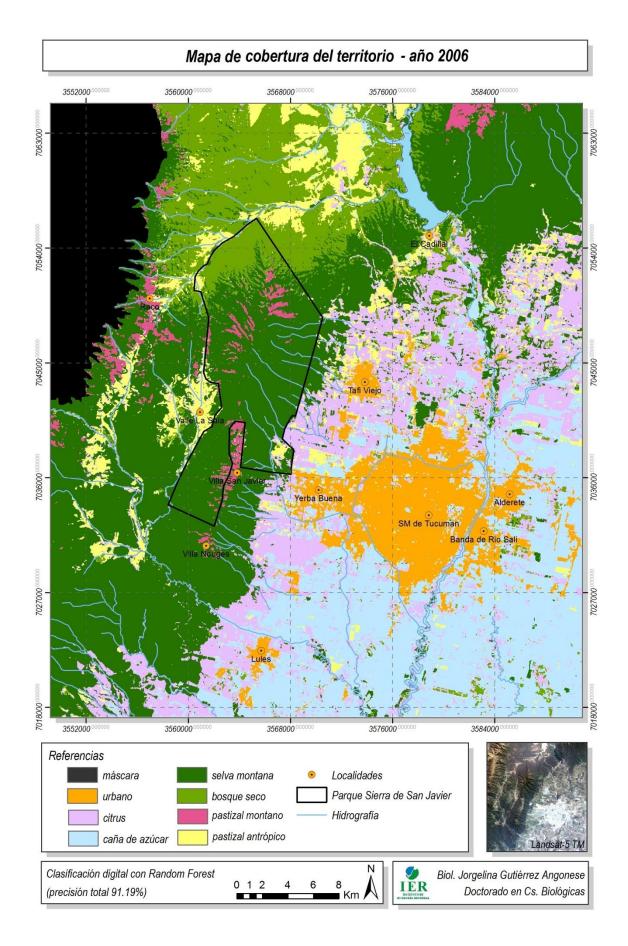


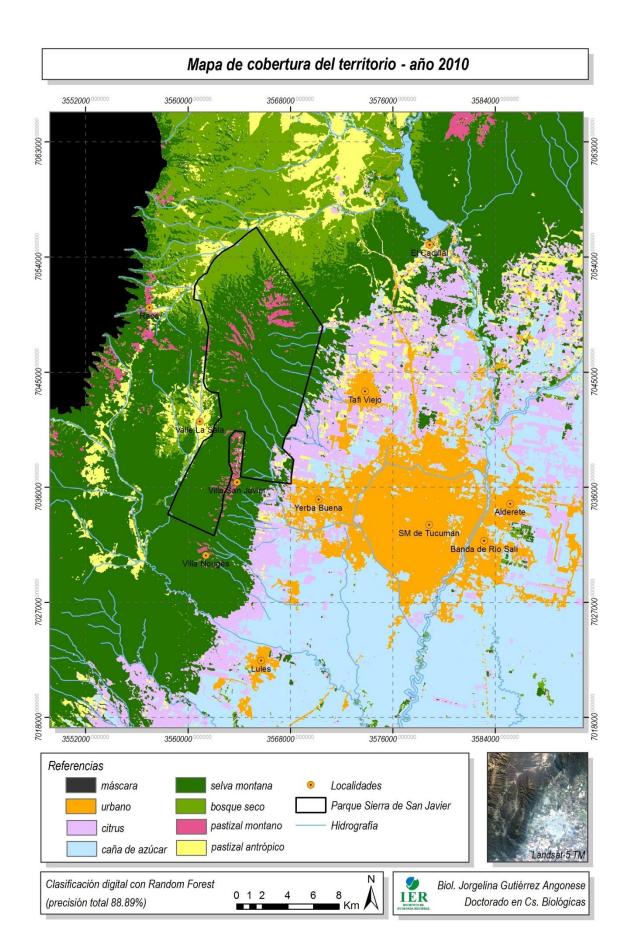












**ANEXO 2.E.** Matrices de error de los mapas de cobertura (1972-2010), obtenidas de la estimación interna OOB de Random Forest. En la matriz se contrastan las predicciones realizadas con la muestra de entrenamiento ("Mapa") y la muestra de evaluación ("OOB").

Abreviaturas: SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), CA (Caña de Azúcar), PC (Plantaciones de cítricos).

<b>Mapa de 1972</b>				00					
		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	28	0	3	0	0	0	31	9,68
ba	PA	3	26	0	4	0	0	33	21,21
	SM	2	1	50	1	1	0	55	9,09
Mapa	BS	0	4	1	20	0	0	25	20,00
	PC	0	3	2	0	10	10	25	60,00
	CA	0	0	0	0	6	41	47	12,77
	Total	33	34	56	25	17	51		
Error de omisión (%)		15,15	23,53	10,71	20,00	41,18	19,61		
_								•	

Error total: 18,98%

Mana de 1977

OOB

Mapa	de 19//	_						_	
		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	30	0	0	1	0	0	31	3.23
	PA	2	30	0	1	0	0	33	9.09
pa	$\mathbf{SM}$	1	0	51	2	1	0	55	7.27
Mapa	BS	0	0	2	23	0	0	25	8.00
	PC	0	3	2	0	12	8	25	52.00
	CA	0	0	0	0	5	42	47	10.64
	Total	33	33	55	27	18	50		
Error	de omisión (%)	9.09	9.09	7.27	14.81	33.33	16,00		

**Error total: 12,96%** 

<b>Mapa de 1981</b>	OOB
Mapa de 1701	

		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	28	2	0	1	0	0	31	9.68
	PA	2	26	2	1	2	0	33	21.21
pa	$\mathbf{SM}$	1	1	50	1	2	0	55	9.09
Mapa	BS	0	1	3	21	0	0	25	16.00
	PC	0	3	1	1	18	2	25	28.00
	CA	0	1	0	1	2	43	47	8.51
	Total	31	34	56	26	24	45		
Error	de omisión (%)	9,6	23,53	10,71	19,23	25,00	4,44		

**Error total: 13,89%** 

Mapa	de 1986			(	OOB				
		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Tot al	Error de comisión (%)
	PM	34	2	1	0	0	0	37	8.11
	PA	4	40	0	0	3	0	47	14.89
ba	$\mathbf{SM}$	2	0	61	2	3	0	68	10.29
Mapa	BS	0	0	2	24	0	0	26	7.69
	PC	0	2	2	0	27	4	35	22.86
	CA	0	3	0	0	2	43	48	10.42
	Total	40	47	66	26	35	47		
Error o	de omisión (%)	15.0	14.89	7.58	7.69	22.86	8.51		

Error total: 12,26%

	OOB
<b>Mapa de 1992</b>	332

		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	35	1	0	1	0	0	37	5.41
	PA	3	40	0	1	2	1	47	14.89
ba	$\mathbf{SM}$	0	0	64	3	1	0	68	5.88
Mapa	BS	0	0	3	22	0	1	26	15.38
	PC	0	3	3	0	25	4	35	28.57
	CA	0	1	0	0	5	42	48	12.50
	Total	38	45	70	27	33	48		
Error o	de omisión (%)	7. 9	11.11	8.57	18.52	24.24	12.50		

**Error total: 12,64%** 

<b>Mapa de 1996</b>	OOB

		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	35	1	1	0	0	0	37	5.41
	PA	2	42	1	2	0	0	47	10.64
ba	SM	2	0	61	3	2	0	68	10.29
Mapa	BS	0	0	3	23	0	0	26	11.54
	PC	0	3	1	0	28	3	35	20.00
	CA	0	0	1	0	3	44	48	8.33
	Total	39	46	68	28	33	47		
Error d	le omisión (%)	10.26	8.70	10.29	17.86	15.15	6.38		

**Error total: 10,73%** 

Mapa	de 2001			(	OOB				
		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	33	2	1	1	0	0	37	10.81
	PA	2	39	2	1	3	0	47	17.02
g	$\mathbf{SM}$	1	0	65	1	1	0	68	4.41
Mapa	BS	0	1	1	24	0	0	26	7.69
	PC	0	3	1	0	29	2	35	17.14
	CA	0	0	0	1	2	45	48	6.25
	Total	36	45	70	28	35	47		
Error d	le omisión (%)	8.33	13.33	7.14	14.29	17.14	4.26		

Error total: 9,96%

Mapa	de 2006			(					
		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	33	1	1	2	0	0	37	10.81
	PA	2	43	1	0	1	0	47	8.51
ba	$\mathbf{SM}$	1	0	63	3	1	0	68	7.35
Mapa	BS	0	0	2	24	0	0	26	7.69
	PC	0	0	1	0	31	3	35	11.43
	CA	0	3	1	0	0	44	48	8.33

33

6.38

36 47 69 29

Error total: 8,81%

Total

<b>Mapa de 2010</b>			0	OB
•	PM	PΛ	SM	I

**Error de omisión (%)** 8.33 8.51 8.70 17.24 6.06

		PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total	Error de comisión (%)
	PM	35	1	1	0	0	0	37	5.41
	PA	3	42	0	1	1	0	47	10.64
pa	$\mathbf{SM}$	1	0	63	3	1	0	68	7.35
Mapa	BS	0	1	4	21	0	0	26	19.23
	PC	0	2	2	0	28	3	35	20.00
	CA	0	0	1	0	4	43	48	10.42
	Total	39	46	71	25	34	46		
Error d	le omisión (%)	10.26	8.70	11.27	16.00	17.65	6.52		

Error total: 11,11%

# CAPÍTULO 3

Análisis de cambios de cobertura en el área peri-urbana del Gran San Miguel de Tucumán (1972-2010).

#### Resumen.

Los ecosistemas naturales de América Latina están sufriendo importantes cambios antropogénicos. Los principales cambios de cobertura son la deforestación, debido principalmente al avance de la frontera agrícola, la reforestación asociada a cambios socio-económicos, como la migración rural-urbana y el reajuste agrícola, y la urbanización, resultado del crecimiento poblacional y su redistribución espacial. En este capítulo se realiza un análisis detallado de los cambios de cobertura ocurridos en el área peri-urbana del Gran San Miguel de Tucumán entre 1972 y 2010. A partir de la comparación de mapas de cobertura del territorio en esas fechas se cuantificaron los cambios de cobertura observados, con especial énfasis en las áreas de persistencia, ganancias, pérdidas e intercambios entre clases de cobertura. Además, se relacionó la distribución espacial de los cambios con variables ambientales y socio-económicas. El patrón general de cambio observado responde al proceso de "Transición Forestal Periurbana" caracterizado por la expansión de las áreas urbanas, el reajuste agrícola y la recuperación de áreas de bosque. En el área de la Sierra de San Javier, mientras la selva montana presentó un incremento del 10%, los pastizales montanos redujeron su área total. Por otro lado, las áreas de bosque seco experimentaron elevados niveles de intercambios (ganancias y pérdidas simultáneas) siendo relocalizado en zonas más húmedas, con mayor pendiente y alejadas de las principales vías de acceso. Simultáneamente, las áreas agrícolas se concentraron en zonas planas, aptas para la agricultura mecanizada. En el pedemonte, las áreas urbanas triplicaron su extensión, ocupando áreas agrícolas, las cuales redujeron su extensión o fueron relocalizadas. La recuperación de bosque y la intensificación de los usos del suelo son consideradas como una oportunidad para la conservación de la biodiversidad y los servicios ecosistémicos. Sin embargo, los nuevos bosques están usualmente caracterizados por una abundancia de especies exóticas, cuyas características ecológicas son desconocidas. Además, el remplazo de áreas altamente productivas por asentamientos urbanos y de pastizales naturales por bosque implican cambios negativos en términos de producción agrícola y la conservación de la biodiversidad de los pastizales.

Palabras clave: Intercambios, Persistencia, Peri-urbano, Transición Forestal, Urbanización.

#### 3.1. Introducción.

Los distintos tipos de coberturas del territorio y su configuración espacial cambian constantemente debido a causas naturales y antropogénicas, y las interacciones entre ellas. Dichos cambios se han incrementado notablemente durante el siglo 20, tanto en términos de extensión como de intensidad (Ramankutty et al., 2006; Antrop, 2005), con diferentes impactos sobre los bienes y servicios ecosistémicos (Lambin, Geist, & Lepers, 2003), afectando además a las sociedades que se benefician de dichos bienes y servicios. Los ecosistemas naturales, particularmente de zonas tropicales y subtropicales, están sufriendo intensos cambios de cobertura del territorio (CCT). En América Latina, los CCT mayormente documentados son: 1) deforestación, debido al crecimiento poblacional, la creciente demanda de productos agrícolas, los cambios dietarios y el comercio agrícola (Angelsen & Kaimowitz, 1999; DeFries et al., 2010; Grau, Gasparri, & Aide, 2008; Grau, Gasparri, & Aide, 2005); 2) reforestación o "transición forestal" (Aide & Grau, 2004; Baptista & Rudel, 2006; Grau et al., 2003; Rudel, Bates, & Machinguiashi, 2002) asociada a cambio socio-económicos, como la migración rural-urbana y el reajuste agrícola (concentración de la agricultura en tierras productivas; (Mather & Needle, 1998), y 3) expansión urbana como resultado del crecimiento natural de la población y la migración hacia zonas urbanas (Baptista, 2008; Parés-Ramos, Gould, & Aide, 2008). En general, los estudios de CCT analizan estos procesos de forma independiente, sin embargo, forman parte de una dinámica integrada de uso de la tierra, cuyas interacciones transforman el patrón espacial del paisaje.

Aproximadamente el 80% de la población de Sudamérica vive en ciudades y sus alrededores (Naciones Unidas, 2010). Las áreas peri-urbanas comprenden el área de transición entre las ciudades y zonas rurales, así como las redes funcionales que conectan las actividades urbanas y rurales (Browder, 2002). A pesar de su relativa poca extensión, las áreas urbanas y peri-urbanas poseen efectos directos sobre la población humana y una huella ecológica que afecta las áreas rurales (ej., pérdida de tierras agrícolas por ocupación urbana) y los servicios ecosistémicos que brindan las áreas naturales próximas (ej., contaminación de ríos y del aire), con impactos locales y regionales. Dada la creciente proporción de población que vive en zonas urbanas y las relaciones que éstas poseen con el entorno, las áreas peri-urbanas constituyen un buen ejemplo de sistemas socio-ecológicos integrados, permitiendo estudiar las interacciones entre el hombre y el ambiente, ya que incluye componentes de ambos subsistemas

(Baptista, 2010). Estudios recientes han demostrado que varias regiones peri-urbanas de América Latina están experimentando procesos de *transición forestal* (ej., Aide et al. 2013; Baptista 2008; Grau, et al. 2008b; Parés-Ramos et al. 2008). La *transición forestal peri-urbana* se caracteriza por la recuperación de áreas de bosques en regiones que incluyen un centro urbano en crecimiento, por lo tanto, su estudio requiere el análisis de las interrelaciones entre expansión urbana, la concentración de la agricultura de alto rendimiento en las tierras más aptas (ej., tierras fértiles) y la recuperación de los bosques y otras áreas naturales. Al evaluar simultáneamente estos procesos, este estudio proporciona el análisis del proceso de transición forestal peri-urbana en América Latina probablemente más detallado realizado hasta la fecha.

El Gran San Miguel de Tucumán (GSMT) constituye el centro urbano de mayor extensión y rápido crecimiento del noroeste argentino. Por sus características topográficas y relaciones con el entorno es representativo de una tipología de ciudades de pedemonte (Grau, 2010), donde se incluyen varias ciudades del noroeste de Argentina (ej., Salta, San Salvador de Jujuy, Metán, Tartagal) y sudeste de Bolivia (Santa Cruz de la Sierra). Por ello, las tendencias de cambio de cobertura observadas en el área peri-urbana del GSMT pueden extrapolarse a otras áreas, las cuales albergan una proporción significativa de población y producción agrícola de Sudamérica.

Para mejorar nuestra comprensión sobre los CCT y los procesos subyacentes vinculados a los patrones de cambio, se requiere no sólo de datos precisos y actualizados sobre la cobertura del territorio, sino también de técnicas fiables de detección de cambios. Existen numerosas técnicas de detección de cambios de cobertura (Coppin et al., 2004), de las cuales la comparación pos-clasificación de mapas de cobertura es una de las más utilizadas por su simplicidad, precisión y fácil comprensión. Gran parte de los estudios de CCT cuantifican los cambios absolutos entre clases de cobertura durante un período de tiempo determinado (ej., Baldi & Paruelo 2008; Shalaby & Tateishi 2007; Sierra 2000). Sin embargo, este tipo de análisis suele ser insuficiente para detectar las señales más importantes de cambio al no tener en cuenta los intercambios entre clases de cobertura o el nivel de persistencia de cada clase. Particularmente en estudios de largo plazo, valores bajos de cambio neto pueden enmascarar valores altos de intercambios, los cuales implican una relocalización de las coberturas y, en consecuencia, cambios en la composición y/o estructura entre las coberturas "viejas" y "nuevas", con poca o ninguna variación de la superficie total. Por ejemplo, la relocalización de áreas de bosque implica la existencia de bosques

secundarios con una importante proporción de especies pioneras o exóticas, con propiedades ecológicas que difieren de los bosques maduros (Hoobs et al., 2006; Lugo & Helmer, 2004). Estudios recientes de cambio regional han demostrado que mientras 50 millones de hectáreas fueron deforestadas en América Latina entre 2001 y 2010, 36 millones de hectáreas de bosque se recuperaba en el mismo período (Aide et al., 2013), lo cual implica que la redistribución del bosque afecta un área mayor que los cambios netos. En Centroamérica, Redo y colaboradores (2012) encontraron que mientras la deforestación es dominante en el bosque tropical de tierras bajas, la recuperación de bosque está presente en bosques de coníferas y bosques secos de áreas montanas. Dichos cambios en la redistribución de áreas de bosque implican cambios ecológicos significativos que no podrían ser explicados simplemente con análisis de cambio neto. Además, estos resultados demuestran que la distribución espacial de los CCT no es homogénea en el paisaje, presentando diferentes patrones espaciales condicionados por interacciones complejas entre diferentes atributos ambientales (ej., topografía) y socioeconómicos (ej., distribución de la población) (Bürgi, Hersperger, & Schneeberger, 2004).

Por otro lado, pocos estudios han cuantificado los CCT teniendo en cuenta el área de persistencia de cada clase de cobertura (la cual suele ser dominante en el paisaje), asumiendo que las clases con mayor extensión están implicadas en los cambios más significativos (en valores absolutos). Sin embargo, las clases que ocupan áreas relativamente pequeñas pueden presentar cambios que, si bien representan una baja proporción del cambio total, poseen importantes efectos ecológicos. Otro aspecto importante en los estudios de CCT es que, comúnmente, las clases de coberturas son definidas con cierto grado de arbitrariedad. El análisis de cambios de cobertura a diferentes niveles de desagregación de la leyenda (esquema jerárquico) permite identificar intercambios entre tipos de coberturas que no son evidentes cuando se agrupan en la misma categoría a un nivel jerárquico superior. Por ejemplo, Plata-Rocha, Gómez Delgado y Bosque Sendra (2009) encontraron que los valores de ganancias, pérdidas e intercambios obtenidos en estudios de CCT en Madrid (España) aumentaban a medida que se incrementaba el nivel de detalle en la definición de la leyenda.

El objetivo principal de este capítulo es llevar a cabo un análisis detallado e integrado de los CCT ocurridos en el área peri-urbana del GSMT entre 1972 y 2010, considerando las interrelaciones entre urbanización, reajuste agrícola y recuperación de bosques. El análisis de CCT se ha focalizado especialmente en la

cuantificación de los cambios de cobertura en relación al nivel de persistencia (área de una clase de cobertura que permanece sin cambios) y los intercambios entre clases de cobertura (simultáneas ganancias y pérdidas de una clase en diferente localización), debido a que pueden revelar procesos de cambio novedosos con importantes efectos ecológicos (ej., redistribución forestal). Además, el análisis de cambio fue organizado en un esquema jerárquico de clases de cobertura, a fin de detectar patrones de cambio a diferentes niveles de detalle. Partiendo de la hipótesis de que el área peri-urbana del GSMT constituye un sistema dinámico, cuyos CCT están estrechamente vinculados entre sí y condicionados por el contexto ambiental y socio-económico en el que se encuentran inmersos, se plantean los siguientes objetivos específicos de trabajo:

- 1) Cuantificar los cambios de cobertura del territorio ocurridos en el área periurbana del GSMT durante el período 1972-2010, (a) siguiendo un esquema jerárquico de organización de la leyenda, (b) analizando el nivel de persistencia e intercambios entre clases de cobertura, e (c) identificando las principales transiciones sistemáticas;
- 2) Analizar la distribución espacial de los cambios de cobertura y su relación con variables topográficas, climáticas y socio-económicas, a fin de conocer cuáles son los factores que condicionan la localización de las áreas de cambio y persistencia.

A fin de conseguir los objetivos propuestos se analizaron los cambios de cobertura entre 1972 y 2010 mediante la construcción de matrices de transición. En la Sección 3.2.a se cuantificaron los valores de cambio (ganancias, pérdidas, cambio neto, intercambios entre clases de cobertura) y persistencia de cada clase de cobertura. En la sección 3.2.b se identificaron las transiciones sistemáticas a fin de conocer la dirección de los cambios de cobertura. Finalmente, se relacionaron los cambios observados con variables ambientales, sociales y económicas para identificar qué variables explican mejor la diferenciación espacial de las áreas de cambio y persistencia (Sección 3.2.c). En la sección 3.3 se presentan los principales resultados obtenidos y posteriormente se discuten las posibles implicancias de los CCT observados sobre la estructura y funcionamiento de los sistemas ecológicos y socio-económicos (Sección 3.4.).

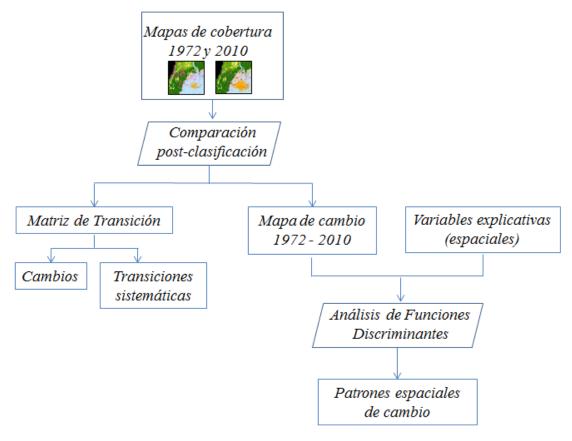


Figura 3.1. Esquema metodológico del capítulo 3.

# 3.1. Metodología.

#### 3.2.a. Análisis de cambios de cobertura.

Para cuantificar los cambios de cobertura se realizó una comparación postclasificación de los mapas de cobertura correspondientes a los años 1972 y 2010, los cuales presentaron una precisión global (OOB) del 81% y 89% respectivamente (Tabla 2.11). Posteriormente, para cuantificar los cambios de cobertura entre ambas fechas se construyó una *matriz de cambio o transición*, la cual consiste en una tabla de doble entrada en la que se representan las clases de cobertura presentes en 1972 ( $t_1$ ) en las filas y las mismas clases en 2010 ( $t_{+1}$ ) en las columnas (Tabla 3.1). En el cuerpo de la matriz quedan representadas las persistencias y las transiciones entre clases de cobertura. La *persistencia* ( $C_{ii}$ ) representa la proporción del paisaje que permanece en la clase i(valores ubicados sobre la diagonal principal de la matriz), mientras que, la proporción del paisaje que experimento un cambio desde la clase i a la clase j (donde el número de clases es J) constituye las *transiciones* ( $C_{ij}$ ). La sumatoria de los valores de las filas indica el total de la clase de cobertura i en el año 1972 ( $\sum C_{i+}$ ) y la sumatoria de la columna representa la superficie total de la clase i al final del período ( $\sum C_{+i}$ ) (Pontius, Shusas, & McEachern, 2004).

Tabla 3.1. Matriz de cambio o transición general para cuantificar los cambios de cobertura entre dos fechas  $(t_1; t_{+1})$ , considerando 3 clases de cobertura hipotéticas.

			Clases en t+	То4о14	Pérdidas		
		Clase 1	Clase 2	Clase 3	Total t <sub>1</sub>	(P)	
	Clase 1	C <sub>11</sub>	C <sub>12</sub>	C <sub>13</sub>	$\sum C_{1+}$	$\sum C_{1+}-C_{11}$	
Clases en t <sub>1</sub>	Clase 2	$C_{21}$	$\mathbf{C}_{22}$	$C_{23}$	${\textstyle\sum} C_{2^+}$	$\sum C_{2+} - C_{22}$	
	Clase 3	C <sub>31</sub>	$C_{32}$	C <sub>33</sub>	${\textstyle\sum} C_{3+}$	$\sum C_{3+}-C_{33}$	
Total t <sub>+1</sub>		$\sum C_{+1}$	$\sum C_{+2}$	$\sum C_{+3}$			
Gananci	as (G)	$\sum C_{+1} - C_{11}$	$\sum C_{+2} - C_{22}$	$\sum C_{+3}$ - $C_{33}$			

<sup>\*</sup> Persistencias de cada clase en negrita (diagonal)

Los patrones de cambio de cobertura fueron presentados en términos de pérdidas, ganancias, cambio neto y cambio total, con especial énfasis en la descripción de los intercambios entre clases de cobertura y niveles de persistencia. Las pérdidas ( $P_{i+}$ ) representan la proporción del paisaje que experimenta pérdidas netas de la clase i en el período analizado y se obtiene como:

$$P_{i+} = \sum C_{i+} - C_{ii} \text{ (siendo } \sum C_{i+} = \text{total de clase } i \text{ en } t_1)$$
 [3.1]

De la misma manera, las ganancias ( $G_{+i}$ ) de la clase i se estiman como:

$$G_{+i} = \sum C_{+i} - C_{ii}$$
, (donde  $\sum C_{+i} = \text{total de la clase i en } t_2$ ) [3.2]

La diferencia entre las ganancias y pérdidas de la clase i constituyen el cambio neto  $(CN_i)$ , mientras que cambio total  $(CT_i)$  indica el número total de transiciones de la clase i y se obtiene al sumar el total de pérdidas y ganancias de cada clase. Los intercambios representan ganancias y pérdidas simultáneas de una misma clase de cobertura en diferentes lugares (Figura 3.2), y se calcula como dos veces el valor mínimo entre ganancias y pérdidas de dicha clase (Pontius, Shusas & McEachern, 2004):

Intercambios (
$$I_i$$
) = 2\*  $min[G_{+i}; P_{i+}]$  [3.3]

Mientras el cambio neto representa cambios en cantidad, los intercambios refieren a cambios en la localización de una clase de cobertura (Alo & Pontius, 2006).

Dado que las áreas estables usualmente dominan el paisaje, los valores de cambio de cada clase de cobertura fueron expresadas en relación a su área de persistencia. Para ello se aplicó un índice propuesto por Braimoh (2006) basado en el cociente entre el área de cambio y persistencia, es decir, ganancia/persistencia ( $G_p$ ), pérdida/persistencia ( $P_p$ ) y cambio neto/persistencia ( $P_p$ ), el cual permite interpretar los cambios independientemente de cualquier nivel de persistencia, o dicho de otro modo, de acuerdo a la representatividad de cada clase de cobertura en el paisaje. Cuando dicho índice presenta valores mayores a 1 indica que la clase de cobertura en cuestión presentó un área de cambio (ganancia o pérdida) mayor al área que persiste.

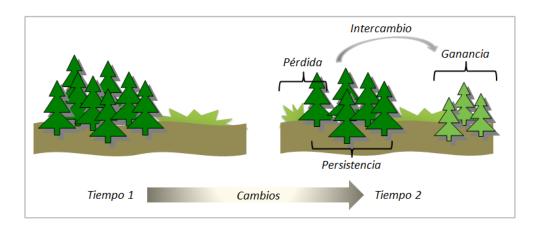


Figura 3.2. Representación esquemática de los intercambios entre clases de cobertura. Los intercambios refieren a cambios en la localización de una clase de cobertura, resultado de simultáneas ganancias y pérdidas de una misma clase de cobertura en diferentes lugares.

En este análisis se incluyeron las siete clases de cobertura de interés: 1) Selva Montana (SM), 2) Bosque Seco (BS), 3) Pastizal Montano (PM), 4) Pastizal Antrópico (PA), 5) Plantaciones de cítricos (PC), 6) Caña de Azúcar (CA), y 7) Áreas urbanas (UR) (Capítulo 2). Adicionalmente, se analizaron los cambios de cobertura a diferentes niveles jerárquicos de organización de la leyenda para identificar las transiciones entre clases de cobertura que son agrupadas en una misma clase de jerarquía superior, modificando así los valores estimados de cambio. Para ello se han descripto tres niveles de análisis (Figura 3.3):

Nivel 1) Incluye dos clases de cobertura amplias, basadas en el uso del suelo: Áreas Naturales (con poca o ninguna intervención humana, ej. usos recreativos o ganadería extensiva) y Áreas transformadas o dominadas por el hombre;

Nivel 2) Incluye clases de cobertura con diferentes propiedades: Bosques y Pastizales montanos (áreas naturales), y Agricultura y Zonas urbanas (áreas transformadas);

Nivel 3) Corresponde a la subsiguiente división de "Bosques" en Selva Montana y Bosque Seco y "Agricultura" en Pastizales Antrópicos, Caña de Azúcar y Plantaciones de Cítricos, obteniendo así las siete clases de cobertura de interés.

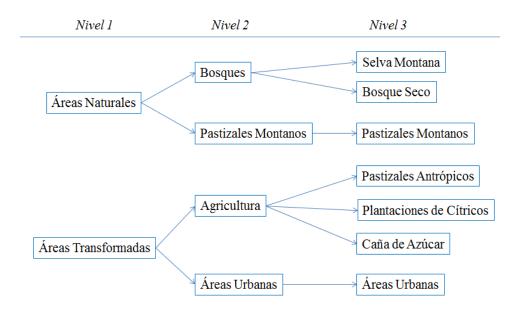


Figura 3.3. Jerarquías de las clases de cobertura utilizadas en el análisis de cambios. En el esquema se presentan las clases de cobertura incluidas en cada nivel de análisis.

La precisión de los valores de cambio de cobertura entre dos fechas depende de la precisión de los mapas de cobertura individuales y se obtiene mediante el producto de la precisión del mapa en cada fecha (Chuvieco Salinero, 2007; Coppin et al., 2004):

$$Cambio_{72-10}(\%) = Mapa_{1972}(\%)*Mapa_{2010}(\%)/100$$
 [3.4]

Sin embargo, dado que cada clase de cobertura individual posee diferente nivel de precisión (Tabla 2.11), determinada por la probabilidad de ser identificada en el área de estudio con mayor o menor dificultad según sus características espectrales, de

textura, etc, para conocer los márgenes de error de los cambios de cobertura analizados resulta conveniente considerar los errores por clase. Modificando la ecuación [3.4] es posible obtener los valores de precisión por clase de cobertura, como el producto de la precisión de cada clase de cobertura en cada fecha:

$$Clase_{i(72-10)}(\%) = Clase_{i(1972)}(\%)*Clase_{i(2010)}(\%)/100$$
 [3.5]

#### 3.2.b. Transiciones entre clases de cobertura.

Los valores de transición entre clases de cobertura (C<sub>ij</sub>), presentes en el cuerpo principal de la matriz de cambio (Tabla 3.1), permiten identificar la dirección de los cambios, es decir, que clase/s de cobertura remplaza una determinada clase cuando gana y por cual/es es remplazada cuando pierde. Además, un análisis detallado de estos valores permite concluir sobre los cambios dominantes en el área de estudio. Con esta finalidad, se realizó una comparación de los valores de cambio observados (obtenidos a partir de la comparación de los mapas de 1972 y 2010), con los valores de cambio esperados en función de la representatividad de cada clase de cobertura en el área de estudio (área inicial y final de cada clase), asumiendo que las clases que ocupan una mayor extensión en el área de estudio están involucradas en la mayor proporción de los cambios.

A partir de este análisis es posible identificar dos tipos de transiciones (Pontius et al., 2004): 1) transiciones "aleatorias" (random) son aquellas cuya magnitud de cambio es proporcional al tamaño final de la clase que gana o inicial de la clase que pierde en cada transición. Según afirman Pontius y colaboradores (2004), este tipo de cambio asume que no existen fuerzas impulsoras de esa transición, sino que el cambio se produce siguiendo un comportamiento normal en base al área que ocupa cada clase en el terreno (a mayor extensión, mayor es la magnitud del cambio). Por el contrario, 2) las transiciones "Sistemáticas" (systematic) son aquellas que no se manifiestan de manera proporcional a la extensión que las clases de cobertura poseen en el área de estudio, es decir que los valores de cambio observados difieren de los valores de

a un cambio "sistemático".

-

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup> Los términos "aleatorio" y "sistemático" son tomados de la traducción literal de "Random" y "Systematic" utilizados en el trabajo original de Pontius et al. (2004) los cuales han sido formalizados como términos específicos dentro de esta metodología para expresar dos tipos posibles de cambio. El término "aleatorio" refiere al tipo de cambio que se produce de forma proporcional al tamaño inicial/final de las clases involucradas en la transición, haciendo referencia puramente al mecanismo que opera en las transiciones, alejándose del significado estadístico del término. En caso contrario se refiere

ganancia o pérdida esperados. En términos de factores causales, refieren a procesos de cambio graduales que siguen un patrón determinado de cambio, evidenciando la existencia de factores específicos que potencian o impiden la ocurrencia de los cambios.

Las transiciones sistemáticas y aleatorias se calculan comparando los valores observados de transición ( $C_{ij}$ ) entre dos clases de cobertura con el valor de cambio esperado si las ganancias y pérdidas se produjesen en proporción al tamaño de cada clase. Dada la transición de la clase i (clase que pierde) a la clase j (clase que gana), las ganancias esperadas ( $G_{ij}$ ) se calculan distribuyendo las ganancias de la clase j ( $G_{+j}$ ) entre las otras clases de acuerdo con el tamaño relativo que éstas últimas poseen en 1972, según la expresión:

$$G'_{ij} = G_{+j} * (C_{i+} / \sum_{i=1; i \neq j}^{J} C_{i+})$$
 [3.6]

donde  $C_{+i}$  es el área inicial de la clase i (1972) y  $\sum_{i=1; i\neq j}^{J} C_{i+}$  es la sumatoria del área total inicial de todas clases, excepto j. Análogamente, las pérdidas esperadas ( $P_{ij}$ ) se calculan distribuyendo las pérdidas de la clase i ( $P_{i+}$ ) entre las otras clases de acuerdo a la proporción relativa de dichas clases en 2010:

$$P'_{ij} = P_{i+} * (C_{+j} / \sum_{i=1; j \neq i}^{J} C_{+j})$$
 [3.7]

donde  $C_{+j}$  es el área final de la clase j y  $\sum_{i=1; j\neq i}^{J} C_{+j}$  es la sumatoria del área final de todas las clases, excepto i.

Si la diferencia entre los valores de transición observados  $(C_{ij})$  y esperados  $(G_{ij})$ ;  $P_{ij}$  es distinta de cero, entonces se considera una transición sistemática. Los valores positivos significan que la clase de cobertura gana desde  $(C_{ij} < G_{ij})$  o pierde hacia  $(C_{ij} < P_{ij})$  otra clase más de lo esperado en relación al área de las categorías involucradas en la transición, y, en contraste, los valores negativos significan que la clase gana desde  $(C_{ij} > G_{ij})$  o pierde hacia  $(C_{ij} > P_{ij})$  otra clase menos de lo esperado.

# 3.2.c. Patrones espaciales de cambio.

La distribución espacial de los cambios de cobertura fue analizada mediante la construcción de mapas de cambio, localizando las áreas de ganancia, pérdida y persistencia de cada clase de cobertura. Posteriormente, las áreas de cambio y persistencia fueron relacionadas con variables ambientales y socio-económicas a fin de identificar patrones espaciales en la distribución de las áreas de cambio y persistencia. Con el fin de examinar cuantitativamente estas relaciones (entre CCT y variables) y

probar su significancia estadística se aplicó un Análisis de Funciones Discriminantes (AFD; Legendre & Legendre, 1998). El AFD permitió identificar si existen diferencias significativas en la localización de las áreas de ganancia, pérdida y persistencia de cada clase de cobertura, en función de las siguientes variables: pendiente (grados), precipitación<sup>8</sup> (mm anuales), distancia a caminos (metros) y distancia a ríos (metros), e identificar cuáles son las variables que explican mejor la diferenciación espacial de las áreas de cambio y persistencia (por ejemplo, una clase gana en zonas con determinadas características, mientras pierde y/o permanece en otras). La contribución de cada variable se estima en función del parámetro λ de Wilks (valores bajos implican una elevada contribución de dicha variable a la explicación de la diferencia entre grupos) y se consideró estadísticamente significativo cuando p <  $\alpha$ =0,05. Adicionalmente, se obtuvo el coeficiente estandarizado (b) para cada variable en cada función discriminante, el cual representa la contribución de cada variable a la discriminación entre grupos, permitiendo obtener una función (regresión múltiple) que podría luego ser utilizada para predecir la probabilidad de ocurrencia de un determinado tipo de cambio de cobertura en una zona determinada a partir del set de variables consideradas.

#### 3.3 Resultados.

### 3.3.a. Cuantificación de las áreas de cambio y persistencia.

En la tabla 3.2 se presentan los valores de persistencia y cambio (ganancias, pérdidas, cambio total, intercambios y cambio neto) de cada clase de cobertura individual, y agrupadas por niveles jerárquicos, observados durante el período 1972-2010. Además se incluyó la estimación del error de cambio de cada clase<sup>9</sup>, obtenido según la ecuación [3.5], a fin de determinar cuáles son los cambios más significativos dentro del área de estudio. En cuanto a la precisión de los mapas, se observó que el

.

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup> Los datos de precipitación media anual fueron obtenidos de la base de datos WorldClim (<a href="http://www.worldclim.org">http://www.worldclim.org</a>). Se utilizó el mapa bio12, que contiene los valores de precipitación media anual (estimada a partir de registros de precipitación del período 1960-1990), en formato raster con una resolución espacial original de 1km, remuestreado a 30m para compatibilizar con la resolución espacial de los mapas de cambio.

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> La estimación de los errores de cambio se obtuvo únicamente para las clases de cobertura individuales (3° nivel jerárquico) en base a los errores de estimación presentados en la tabla 2.11. Los niveles jerárquicos superiores (1° y 2° nivel) fueron obtenidos por adición directa de las clases incluidas en cada grupo, y no poseen una estimación de error (OOB), por lo cual no fue posible estimar el error de cambio en estos niveles.

mapa de 2010 presentó mayor precisión en la delimitación de las clases de cobertura, con valores de precisión por clase entre 1-4% mayores que el mapa de 1972, a excepción de las clases PA y PC las cuales han presentado una superioridad del 10,6% y 40%, respectivamente (Figura 3.4). La estimación de los cambios entre 1972 y 2010 presentan errores entre 14,6% (PM) y 35,4% (BS). La clase PC, debido a la elevada imprecisión en 1972 (60% de error) presentó un valor de error del cambio del 68% (Tabla 3.2).

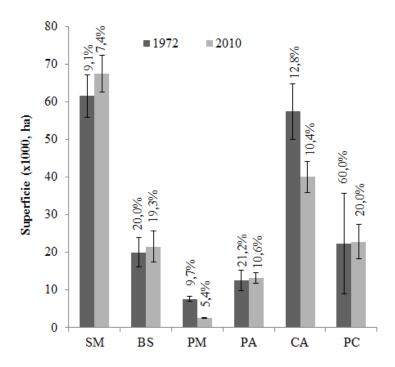


Figura 3.4. Representación gráfica de la superficie ocupada por cada clase de cobertura en los años 1972 y 2010 (barras), con el correspondiente porcentaje de error de la clasificación; la barra de error representa la presencia de errores de omisión o comisión. Se excluye la clase urbana debido a que se carece del valor de error de clasificación en 1972 (ver Sección 2.3.d y tabla 2.11). Abreviaturas: SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), CA (Caña de Azúcar), PC (Plantaciones de cítricos).

La cuantificación de los cambios de cobertura en el 3º nivel jerárquico (mayor detalle de la leyenda), revela que la clase selva montana (SM) presentó el mayor nivel de persistencia (86%) dentro del área de estudio, es decir que sólo el 14% de su área inicial ha experimentado cambios. Dichos cambios están representados principalmente por ganancias significativas (14.511 has), las cuales han sido estimadas con un margen de error del 15,8% (Tabla 3.2). Las ganancias de SM se observan principalmente en

áreas adyacentes a los pastizales montanos (PM) en la zona cumbral de la Sierra de San Javier y zonas de bosque seco (Figura 3.6). Por el contrario, los pastizales montanos redujeron su área de manera significativa (-67%), con pérdidas de 5.930 has ( $\pm 14,6\%$  error; Tabla 3.2), presentando el porcentaje mas bajo de persistencia (22%) y un índice pérdida/persistencia ( $P_p$ ) que representa pérdidas equivalentes a 3,6 veces el área que aún persiste en 2010 (Tabla 3.3). Las estimaciones de cambio de las clases SM y PM poseen el mayor nivel de confianza, ya que presentaron el menor error en la estimación de los cambios (14,6% y 15,8%, respectivamente), debido a que presentan alto valor de precisión en los mapas de 1972 y 2010 (<10% de error).

Por su parte, la clase BS presentó tanto ganancias (10.357 has) como pérdidas (8.848 has) significativas, estimadas con un error del 35.4% (Tabla 3.2). Dichos valores de cambio, sumados a que sólo el 56% del área de BS persiste en 2010, indican la presencia de elevados niveles de intercambios, resultado de simultáneas ganancias y pérdidas de similar magnitud, que significaron la relocalización de 17.696 hectáreas de bosque entre 1972 y 2010 (Tabla 3.2). Mientras en el sector este de la cuenca de Tapia se observó un patrón de deforestación, se identificaron nuevas áreas de bosque en el sector oeste de la cuenca y valle de La Sala (Figura 3.6), reflejando un proceso de reajuste agrícola (concentración de las actividades agrícolas en las tierras más productivas). Una situación similar, en la cual los intercambios prevalecen sobre el cambio neto, se observó en los pastizales antrópicos (PA), los cuales constituyen una clase muy dinámica, en la cual persiste menos de la mitad de su área inicial (33%) y la mayor proporción del cambio total está representado por intercambios (97%). Los PA presentaron tanto ganancias (9.009 has) como pérdidas (8.418 has) significativas (±29,6% de error), y los índices  $G_p$  y  $P_p$  indican que las áreas de ganancia y pérdida de PA fueron un 100% mayor que el área de persistencia (Tabla 3.3). Los intercambios de PA se producen fundamentalmente con BS, en el área de la cuenca de Tapia.

En el sector pedemontano del área de estudio, la expansión urbana constituye el cambio de cobertura más notable, con un cambio neto equivalente a 3,4 veces su área de persistencia ( $CN_p$ ; Tabla 3.3).Las áreas urbanas han triplicado su superficie inicial (+337%), incluyendo 13.871 hectáreas nuevas en casi 40 años, las cuales ocuparon el 15% de las tierras agrícolas fértiles existentes en 1972 en el pedemonte oriental de la Sierra de San Javier (SSJ). Aunque no se dispone de una estimación del error asociado a los cambios en la clase urbana, los resultados obtenidos son congruentes con los datos publicados en investigaciones previas para la misma área de estudio (Gutierrez

Angonese, Gómez Delgado, & Bosque Sendra, 2010; Gutiérrez Angonese, 2010; Oltra-Carrió et al., 2010) que definen un patrón de expansión urbana sobre áreas agrícolas. Por su parte, la clase de caña de azúcar (CA) perdió una superficie equivalente al 30% de su área en 1972 (17.332 has, estimado con un 21,9% de error), principalmente como consecuencia del avance urbano (Figura 3.6). Si bien tanto PM como CA presentaron pérdidas netas significativas, en el caso de CA el área de pérdida (23.145 has) fue menor al área de persistencia (Tabla 3.2) y aún persiste un área significativa en el área de estudio. Por el contrario, en PM sólo persiste una pequeña proporción de su área inicial (22%).

Finalmente, si bien en la clase PC se observa un patrón de cambio similar al observado en las clases BS y PA (con elevados niveles de intercambios) la estimación de cambios de PC presentó el mayor porcentaje de error (68%), debido fundamentalmente a la baja precisión obtenida en la delimitación de la clase en la imagen de 1972 (60% de error) en comparación al 20% de error obtenido en 2010 (Figura 3.4). Como consecuencia, los valores de cambio estimados no resultan significativos y sólo se puede concluir sobre los patrones generales de cambio observados, sin estimaciones precisas de superficie de cambio.

Algunos de los patrones de cambio observados en el 3º nivel jerárquico son enmascarados cuando se observa con menor nivel de detalle. El análisis de cambios realizado en el 1º nivel jerárquico indica que las áreas naturales (bosques y pastizal montano) presentaron un incremento neto del 3% (Tabla 3.2). Sin embargo, como se ha indicado antes, no todas las áreas naturales ganan superficie, el análisis de cambios en el 2º nivel jerárquico revela que su incremento se debe principalmente al crecimiento de las áreas de bosque (+9%), las cuales ocuparon áreas agrícolas y de pastizal montano. Por su parte, la reducción observada en las áreas transformadas (-2,5%; Tabla 3.2) se debe fundamentalmente a la reducción de las áreas agrícolas (-18%), mientras que las áreas urbanas han triplicado su superficie inicial (+337%). Según el 1º nivel de análisis, el 88% del área de estudio permanece sin cambios entre 1972 y 2010; cuando se analiza el 2º nivel este valor se reduce al 77%, debido a las transiciones observadas de pastizal montano a bosque y agricultura a urbano. Por último, el 3º nivel presenta una permanencia del 63% reflejando las transiciones entre todas las clases de cobertura, principalmente entre las clases agrícolas.

Tabla 3.2. Síntesis de los cambios de cobertura observados entre 1972 y 2010, y márgenes de error de los cambios por clase de cobertura.

Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	1972	2010	Persistencia	Ganancias	Pérdidas	Cambio Total	Intercambios <sup>a</sup>	Cambio Neto	Error del cambio (%) [Ec.3.5]	Margen de error (has) <sup>b</sup>
		Selva Montana	61.482	67.460	52.949*	14.511*	8.532	23.043*	17.065*	5.978	15,8	9.697
	S	Seiva Moniana	(90,9)	(92,7)	86	24	14		74	10	13,6	7.077
	Bosques	Bosque Seco	19.970	21.480	11.122*	10.357*	8.848*	19.205*	17.696*	1.509	35,4	7.066
ıles	Bos	Dosque Seco	(80,0)	(80,7)	56	52	44		92	8	33,4	7.000
tur		Total Bosques	81.452	88.940	71.071	17.868	10.381	28.249	20.761	7.488		
s Na		Total Bosques			87	22	13		73	9		
Áreas Naturales	Dastiza	ales Montanos	7.576	2.482	1.646*	835	5.930*	6.766*	1.671*	-5.095*	14,6	1.104
Ą	1 astiza	ues monunos	(90,3)	(94,6)	22	11	78		25	-67	14,0	1.104
	To	tal Áreas Naturales	89.029	91.421	79.173	12.248	9.855	22.103	19.710	2.393		
	10	iai iii cas i tam arcs			89	14	11		89	3		
		Pastizales Antrópicos	12.518	13.109	4.101*	9.009*	8.418*	17.426*	16.835*	591	29,6	3.705
			(78,8)	(89,4)	33	72	67		97	5	25,0	3.703
	olas	Caña de Azúcar	57.358	40.026	34.213*	5.812	23.145*	28.957*	11.625	-17.332*	21,9	12.529
las	Áreas Agrícolas		(87,2)	(89,6)	60	10	40		40	-30	21,9	12.538
тас	ıs A <sub>z</sub>	Plantaciones de cítricos	22.254	22.731	9.058	13.674	13.196	26.870*	26.393*	477	68.0	15.133
sfor	Írea	Fiantaciones de curicos	(40,0)	(80,0)	41	61	59		98	2	00,0	13.133
ran	,	Total Áreas Agrícolas	92.131	75.866	66.339	9.528	25.792	35.320	19.055	-16.264		
as 1		Total Tireas Tigricolas			72	10	28		54	-18		
Áre	Áreas Transformadas Áreas Agrí	eas Urbanas	4.117	17.989	4.117	13.871	0	13.871	0	13.871		
	Are	eus Orbunus	#	(94.5)	100	337	0		0	337		
	Total	Áreas Transformadas	96.248	93.855	84.000	9.855	12.248	22.103	19.710	-2.393		
	Totat	Areas Transformadas			87	10	13		89	-2,5		

Valores de cambio presentados en hectáreas (**negrita**) y como porcentaje del área en 1972 (itálica). Entre ( ) se presenta la precisión (%) de cada clase.

<sup>&</sup>lt;sup>a</sup> Porcentaje de intercambios expresados en relación al áreas de cambio total (% del cambio total).

<sup>&</sup>lt;sup>b</sup> Porcentaje de error expresado en relación al área de cada clase en 1972, calculado como: 100-(precisión(%)\*área1972/100), expresado en hectáreas.

<sup>\*</sup> Indica los cambios significativos, es decir, cuyo valor es superior al área de error (margen de error).

<sup>#</sup> No se dispone de una estimación de error (OOB) para la clase urbana al haber sido clasificada de forma independiente (ver sección 2.2.c.iii) y no disponer de información de terreno en esta fecha para realizar una evaluación independiente.

Tabla 3.3. Índices de cambio/persistencia (Braimoh, 2006).

Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Gp	Pp	CNp
		SM	0,3	0,2	0,1
Áreas Naturales	Bosques	BS	0,9	0,8	0,1
		Total	0,3	0,1	0,1
	Pastizale	s Montanos	0,5	3,6	3,1
	Total área	s naturales	0,2	0,1	0,0
		PA	2,2	2,1	0,1
	A: 14	CA	0,2	0,7	0,5
Áreas	Agricultura	PC	1,5	1,5	0,1
Transformadas		Total	0,1	0,4	0,2
	Áreas Ur	banas	3,4	0,0	3,4
	Total áreas t	ransformadas	0,1	0,1	0,0

Abreviaturas: SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PA (Pastizales Antrópicos), CA (Caña de Azúcar), PC (Plantaciones de cítricos). Cocientes: Gp (Ganancia/Persistencia), Pp (Pérdida/Persistencia), CNp (Cambio neto/Persistencia).

#### 3.3.b. Transiciones sistemáticas entre clases de cobertura.

La cuantificación de los cambios de cobertura ha demostrado que ambos tipos de bosque han presentado ganancias significativas: mientras la selva montana ocupó 4.655 hectáreas de pastizales montanos (Tabla 3.4; Anexo 3.A), el bosque seco se extendió sobre casi 4.000 hectáreas de áreas agrícolas (pastizales antrópicos). Ambas transiciones fueron 4 veces mayores a lo esperado considerando la extensión original de las clases que pierden (Tasa de ganancia; Tabla 3.4). A su vez, como parte de un proceso de redistribución espacial, los pastizales antrópicos remplazaron 3.247 hectáreas de bosque seco, implicando pérdidas de bosque seco 3,6 veces mayor a lo esperado (Tasa de pérdida; Tabla 3.4).

En el pedemonte, las pérdidas de caña de azúcar se deben principalmente a la extensión de la clase urbana, la cual ha ocupado 10.590 has de caña (significando una pérdida 2.7 veces superior a lo esperado en relación al área de la clase urbana), y el remplazo por plantaciones de cítricos (8.400 has) en una proporción 0.8 veces superior a lo esperado dada la gran disponibilidad de caña (Tabla 3.4). Por su parte, la extensión de las áreas urbanas sobre caña de azúcar y plantaciones de cítricos representaron ganancias 1,4 y 0,6 veces mayores a los valores esperados, respectivamente (Tabla 3.4).

Tabla 3.4. Transiciones sistemáticas entre clases de cobertura.

1972	2010	Transición Observada	Ganancias Esperadas*	Pérdidas Esperadas*	Tasa de Ganancia <sup>#</sup>	Tasa de Pérdida <sup>#</sup>
Plantaciones de cítricos	Urbano	2.711	1.704	1.460	0,6	0,9
Caña de azúcar	Crouno	10.590	4.391	2.866	1,4	2,7
Bosque Seco	Pastizales Antrópicos	3.247	1.041	708	2,1	3,6
Pastizales Montanos	Selva Montana	4.655	888	2.189	4,2	1,1
Bosque Seco		3.865	2.341	3.644	0,7	0,1
Plantaciones de cítricos		2.320	2.609	5.476	-0,1	-0,6
Pastizales Antrópicos	_	3.951	784	1.050	4,1	2,8
Selva Montana	Bosque seco	3.135	3.852	1.555	-0,2	1,0
Caña de azúcar	Plantaciones	8.429	4.811	3.622	0,8	1,3
Selva Montana	de cítricos	2.878	5.157	1.646	-0,4	0,7
Plantaciones de cítricos	Caña de azúcar	4.609	1.011	3.250	3,6	0,4

<sup>\*</sup> Los valores de ganancias y pérdidas esperadas fueron calculados utilizando las ecuaciones [3.6] y [3.7], respectivamente.

El análisis de las transiciones sistemáticas permite identificar los cambios de cobertura dominantes en el área de estudio, los cuales se presentan en la Figura 3.5, representando las principales transiciones entre clases. En el área montana predominan simultáneamente procesos de deforestación (ej., transición de bosque seco a pastizal antrópico) y reforestación (ej., de pastizales montanos a selva montana y de pastizales antrópicos a bosque seco), sumado a intercambios entre ambos tipos de bosque (cambio forestal), pudiendo representar diferentes etapas sucesionales (de un bosque secundario abierto a un bosque maduro). En el área pedemontana predomina el crecimiento urbano sobre tierras agrícolas (urbanización) y los intercambios entre las categorías de caña de azúcar y plantaciones de cítricos (cambio agrícola).

<sup>&</sup>lt;sup>#</sup> Las tasas de ganancia y pérdida se calcularon dividiendo la diferencia entre los valores observados y esperados sobre los valores esperados de cada clase: (Obs-Esp)/Esp.

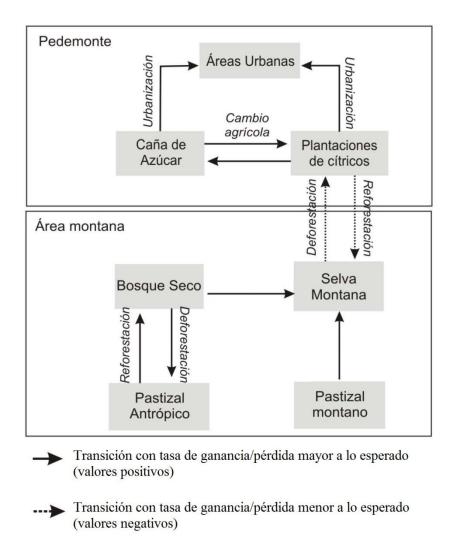


Figura 3.5. Principales transiciones entre clases de cobertura observadas en el área de estudio durante el período 1972-2010.

# 3.3.c. Patrones espaciales de cambio.

Las áreas de selva montana tienden a persistir y ganar en zonas húmedas. En promedio, selva montana ocupa pixeles con valores de precipitación mayores a 900 mm anuales y se distribuye en áreas cercanas a caminos, principalmente en la zona cumbral de la Sierra de San Javier, remplazando a pastizales montanos (Figura 3.6). En la cuenca de Tapia (noroeste del área de estudio) se observó una concentración de usos agrícolas (pastizales antrópicos) en zonas secas (<750 mm anuales) y de baja pendiente, ocupando parches grandes y continuos en áreas óptimas para la agricultura moderna, debido a su posibilidad de mecanización, remplazando al bosque seco. Por su parte, el bosque seco fue relocalizado perdiendo superficie en el sector oriental de la cuenca, cerca de los principales accesos (Ruta Nacional 9 y Ruta Provincial 341), y ganando en

áreas más húmedas y menos accesibles (área montana y valles) resultando en un proceso de reajuste agrícola (Figura 3.6).

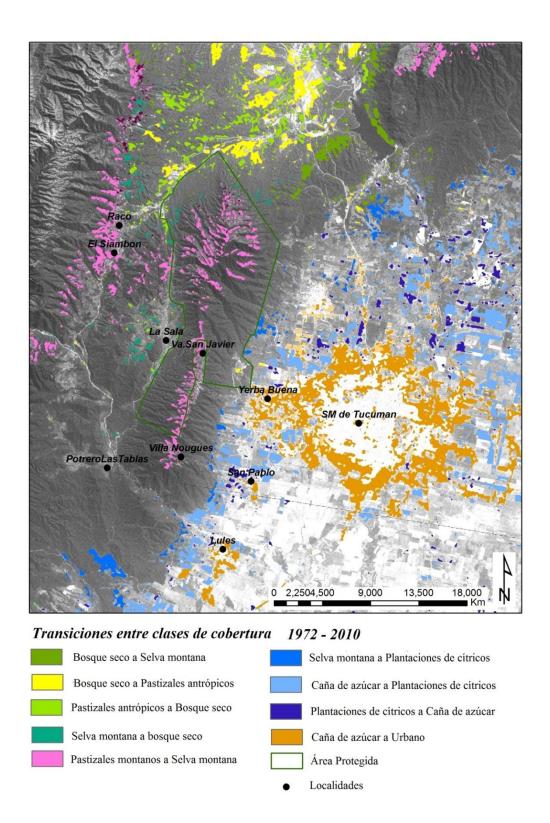


Figura 3.6. Mapa de cambios de cobertura observados en el período 1972-2010, donde se representa la distribución espacial de las principales transiciones entre clases de cobertura en el área de estudio.

En el pedemonte, la expansión urbana ocurrió principalmente en áreas planas y cercanas a caminos, esto es, en áreas contiguas a las áreas urbanas existentes (ej., GSMT), ocupando áreas agrícolas. Las plantaciones de cítricos se expandieron sobre áreas más húmedas y con mayor pendiente (en el borde de la sierra, principalmente hacia el sur), mientras que las zonas con caña de azúcar se localizaron en áreas más secas y con mayor pendiente, alejadas de las zonas urbanas (Figura 3.6).

En términos generales, precipitación y distancia a caminos fueron las variables que mejor explicaron las diferencias de localización de todas las clases de cobertura, reflejado en el valor de  $\lambda$  de Wilks (Tabla 3.4). En base a estos resultados se pueden identificar dos tipos de patrones (Figura 3.7):

- 1) Patrón de "cambio-persistencia", caracterizado por una segregación espacial de las áreas de persistencia y cambio a lo largo de un gradiente ambiental. La distribución de selva montana en el gradiente de precipitación ilustra este patrón (Figura 3.7b), en el cual las áreas de selva persisten en las zonas más húmedas y cambia (deforestación y/o reforestación) en zonas secas. Una situación similar ocurre con la clase caña de azúcar en relación a un gradiente de pendiente (Figura 3.7a), mostrando que los cambios se producen en zonas de menor pendiente.
- 2) Patrón de "desplazamiento", es caracterizado por un arreglo de las áreas de ganancia, pérdida y persistencia a lo largo del gradiente (ej., pérdida-persistenciaganancias), implicando un "movimiento" de las clase de cobertura en una dirección de la variable. Por ejemplo, el bosque seco presentó un "desplazamiento" hacia zonas más húmedas, perdiendo en zonas secas y permaneciendo en zonas intermedias (Figura 3.7b), y más alejadas de los caminos (Figura 3.7c). Por su parte, la clase de pastizales antrópicos presentaron un desplazamiento hacia zonas con mayor pendiente (Figura 3.7.a).

#### 3.4. Discusión.

El análisis de cambios de cobertura en el área peri-urbana del GSMT permitió identificar diferentes patrones de cambio asociados a la heterogeneidad geográfica. A nivel general, los cambios en las áreas naturales están representados por un incremento de las áreas de bosques, selva montana y bosque seco (Tabla 3.2), principalmente en zonas de montaña, acompañado por un retroceso significativo de los pastizales montanos (-67%) en la zona de cumbre de la Sierra de San Javier (Figura 3.6).

Tabla 3.5. Relación entre los cambios de cobertura y las variables explicatorias.

Categoría		Pendiente (grados)	Precipitación (mm)	Distancia a caminos (metros)	Distancia a rios (metros)
Selva Montana	λ de Wilks	0,995	0,800 *	0,731 *	0,886 *
(n=255)	b	0,119	-0,549 #	0,761 #	0,038
Bosque Seco	λ de Wilks	0,987	0,904 *	0,954 *	0,941 *
(n=396)	b	-0,122	0,882 #	0,774 #	-0,368
Pastizales Montanos	λ de Wilks	0,997	0,946 *	0,921 *	0,866 *
(n = 146)	b	-0,285	-0,194	0,411#	0,751 #
Pastizales Antrópicos	λ de Wilks	0,884 *	0,340 *	0,969 *	0,878 *
$(n=252)^{-1}$	b	0,131	0,953 #	0,033	-0,349 #
Plantaciones de cítricos	λ de Wilks	0,995	0,802 *	0,954 *	0,964 *
(n=558)	b	0,215	0,897 #	0,256	0,100
Caña de Azúcar	λ de Wilks	0,932 *	0,609 *	0,965 *	0,980
(n=195)	b	-0,280	0,948 #	-0,047	0,298
Áreas Urbanas	λ de Wilks	0,992 *	0,983 *	0,985 *	1,000
(n=510)	b	0,285	-0,568	0,618 #	0,086

Valores bajos de  $\lambda$  de Wilks indican una elevada contribución de la variable a la diferenciación entre grupos; (\*)indica los grupos con diferencias significativas ( $p < \alpha = 0.05$ ). El coeficiente estandarizado (b) representa el factor de ponderación de cada variable en la función de discriminación (valores elevados indican un buen poder discriminante de la variable); (\*) indica las variables que mejor se correlacionan con la función discriminante, es decir, mejor caracterizan las diferencias entre grupos. n=tamaño de la muestra de píxeles.

Por su parte, las áreas transformadas presentaron una redistribución de las áreas agrícolas (PA) en zonas con menor pendiente en el área de cuenca de Tapia, pérdidas netas de caña de azúcar (-60%) y una marcada expansión de zonas urbanas en el pedemonte (Tabla 3.2). Aunque no se dispone de una estimación directa de los errores asociados al cambio en la clase urbana, el patrón de expansión urbana observado se corresponde con el descrito en investigaciones previas para Gran S.M. de Tucumán (Gutiérrez Angonese, 2010; Gutierrez Angonese, Gómez Delgado, & Bosque Sendra, 2010; Oltra-Carrió et al., 2010), las cuales afirman que el crecimiento urbano, promovido principalmente por el crecimiento natural de la poblacional, se produce sobre tierras fértiles previamente ocupadas por actividades agrícolas, las cuales se vieron reducidas o forzadas a relocalizarse.

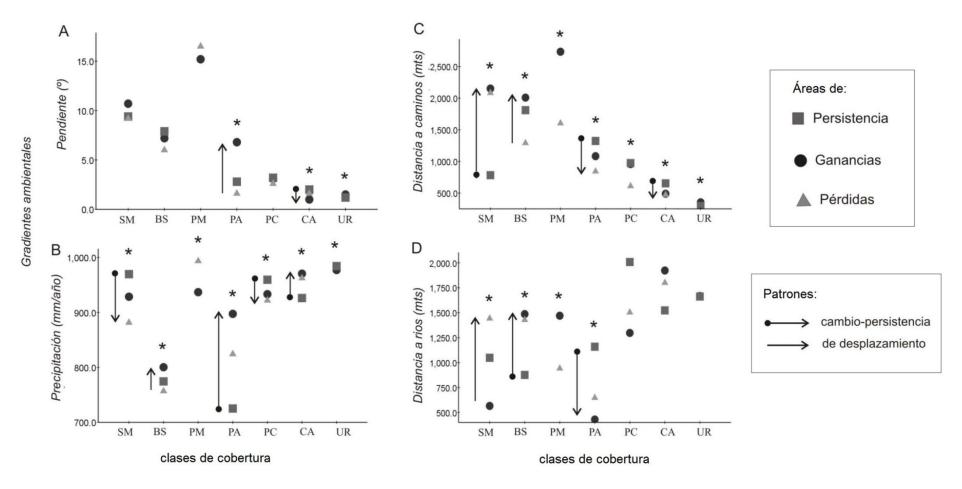


Figura 3.7. Patrones espaciales de cambio de cobertura. En cada gráfico se representa la distribución de las áreas de ganancia, pérdida y persistencia de cada clase de cobertura a lo largo de gradientes ambientales de A) pendiente (grados), B) precipitación (mm/año), C) distancia a caminos (m) y D) distancia a ríos (m). El (\*) indica los grupos con diferencias significativas ( $p < \alpha = 0.05$ ). Las flechas indican el tipo de patrón que representan en función de la disposición de las áreas de cambio y persistencia a lo largo de cada gradiente.

El patrón general de cambio observado responde al modelo de "Transición Forestal Peri-Urbana", según el cual el reajuste agrícola (relocalización de usos agrícolas en tierras más aptas) y la migración rural-urbana promueven la recuperación de bosques, con la intervención de factores específicos asociados al entorno periurbano. Por ejemplo, la disponibilidad de fuentes de trabajo en la ciudad puede actuar como un desincentivo para las actividades rurales en la Sierra de San Javier, favoreciendo la recuperación del bosque en áreas previamente utilizadas para agricultura marginal o pastoreo extensivo, incluso si la población no migra a la ciudad. En este modelo, la urbanización posee impactos directos o indirectos sobre las áreas naturales y, a su vez, una gran proporción de la población es afectada por los cambios en los servicios ambientales que proveen los bosques y otras áreas naturales (Grau et al., 2008b). Procesos similares han sido documentados en Brasil (Baptista, 2008), República Dominicana (Grau et al., 2008c), Puerto Rico (Parés-Ramos et al., 2008) y Ecuador (Rudel et al., 2002), donde la reforestación fue asociada a cambios sociopolíticos y económicos en un contexto urbano (migración rural-urbana, industrialización y globalización económica). El patrón de cambios observado en el área peri-urbana del GSMT podría ser relevante para otras áreas peri-urbanas con contextos geográficos y socio-económicos similares (centros urbanos en expansión próximos a zonas montañosas), como es el caso de varias ciudades del noroeste argentino (ej., Salta, S.S. de Jujuy, Metán) y sudeste de Bolivia (Santa Cruz de la Sierra).

Los cambios de cobertura observados implican cambios en la distribución espacial de las coberturas originales, ya sea si se expanden, reducen o relocalizan, transformando el paisaje con diversas implicancias ecológicas. La reforestación, junto a la intensificación agrícola, ha sido considerada como una oportunidad para la conservación de la biodiversidad y los servicios ecológicos, asociada a un incremento en la eficiencia agrícola (Grau & Aide, 2008). Los resultados aquí presentados muestran que patrones más complejos emergen cuando se analizan con más detalle. Si bien el incremento en la superficie total de bosques puede representar una oportunidad para la conservación de la biodiversidad y el desarrollo de actividades recreativas, los nuevos bosques están comúnmente dominados por especies pioneras exóticas (Aide, Zimmerman, Pascarella, Rivera, & Marcano-Vega, 2000; Lugo & Helmer, 2004), como de hecho ocurre en el área de estudio (Grau et al. 2008b; Aragón & Morales 2003), con diversos efectos sobre las propiedades de los ecosistemas y la biodiversidad (Ayup et al., 2014). Además, los resultados de este estudio demuestran que la expansión del

bosque resulta en la retracción y fragmentación de pastizales naturales, un proceso que podría considerarse como una amenaza para la biodiversidad y el valor recreativo de éstas áreas (Kiviniemi & Eriksson, 2002; Farley, 2007). La redistribución del bosque seco implica la existencia de "nuevos" bosques (bosques secundarios) con características ecológicas diferentes de los bosques originales (Lugo & Helmer, 2004). Este patrón de deforestación en zonas bajas (principalmente de bosque seco) y reforestación en áreas montañosas (selva húmeda) es similar al descripto por Aide et al. (2013), Grau et al. (2008c) y Redo et al. (2012), quienes concluyen que la redistribución espacial de las áreas de bosque es quizás más importante que los cambios netos (ganancias o pérdidas netas de bosque), en términos de cambios ecológicos. Adicionalmente, la expansión urbana en el pedemonte implica la pérdida de tierras agrícolas altamente productivas, forzando a la relocalización de las actividades agrícolas en zonas con menor aptitud, incrementando los costos de producción y transporte (Baxendale & Buzai, 2011; López, Aide, & Thomlinson, 2001).

El abordaje metodológico de este capítulo, el cual considera el análisis de los intercambios entre clases de cobertura en conjunto con los cambios netos, poco frecuente en los estudios de cambio de cobertura, permite cuantificar la redistribución de los diferentes tipos de coberturas, considerando que los "nuevos ecosistemas" pueden influir significativamente en el funcionamiento de los ecosistemas. Considerar el nivel de persistencia permite identificar la representatividad de cada clase de cobertura en el territorio y focalizar en la magnitud relativa de los cambios de cobertura, en oposición a los cambios absolutos, identificando así las transiciones más significativas. Finalmente, el análisis de cambios dentro de un esquema jerárquico permite describir patrones emergentes de cambio, a menudo poco evidentes por su inclusión en categorías más generales pero con potenciales efectos ecológicos.

La metodología empleada en este capítulo para la cuantificación de los cambios de cobertura, *matrices de cambio o transición*, ha sido ampliamente aceptada y utilizada en numerosos estudios de dinámicas de cambio de cobertura (Aguayo et al., 2007; Alo & Pontius, 2006; Shoyama & Braimoh, 2011), por tratarse de un método simple y de fácil comprensión, que permite realizar una descripción detallada de los cambios de cobertura dominantes en el área de estudio (Pontius et al., 2004). Sin embargo, este procedimiento requiere de representaciones precisas de las coberturas del territorio, lo cual no suele ser posible de obtener. Por el contrario, los mapas de cobertura tienen asociado cierto nivel de error (incertidumbre) que no debe ser ignorado ya que puede

inducir a que se cuantifique más o menos cambio del que realmente ocurre en el terreno (Pontius & Lippitt, 2006). Este hecho es particularmente importante cuando la magnitud del cambio reportado es menor al error de los mapas de cobertura. Si bien se ha observado un creciente interés por la evaluación de la precisión de los mapas de cambio entre dos fechas, la cual depende directamente de la precisión de los mapas de cobertura de cada fecha (Coppin et al., 2004) existen aún pocos estudios que analicen cómo abordar dicha incertidumbre en el análisis de cambios de cobertura (Álvarez-Martínez et al., 2010; Burnicki, Brown, & Goovaerts, 2007), siendo un aspecto crucial que requiere una mayor dedicación e investigación, a fin de disponer de estimaciones fiables de cambio sobre las que derivar conclusiones sólidas, que sirvan de base para futuros estudios o la elaboración estrategias de manejo del territorio.

Estimar la proporción del paisaje clasificado correctamente es el procedimiento más comúnmente utilizado para reportar el porcentaje de acierto o, por el contrario, de error de los mapas de cobertura. Siguiendo este proceder, los cambios de cobertura cuantificados en el período 1972-2010 en el área SSJ-GSMT tienen asociado un error total del 28%, producto la precisión individual de los mapas de 1972 (81%) y 2010 (89%), es decir que un total de 50.877 hectáreas han sido mal clasificadas. Por otro lado, el cambio total observado (incluyendo todas las clases de cobertura) asciende a 68.070 has (36% del área total). Si comparamos el porcentaje de error con el cambio total, se concluye que como mínimo, un 8.7% de los cambios observados se corresponden a cambios reales en el terreno, es decir, de magnitud superior a la que puede ser explicada por el error. Sin embargo, los errores no afectan de igual manera a todos los tipos de cambio, debido a las diferencias presentes en la estimación de los errores de cada clase de cobertura (Figura 3.4) y, por lo tanto, en la estimación del cambio entre clases, debido fundamentalmente a que algunos tipos de cobertura son más fáciles de representar que otros, dadas sus características espaciales, espectrales, etc. Por ejemplo, un gran parche homogéneo y continuo de bosque tiende a presentar menor error (ej, selva montana) en comparación con clases de menor extensión (ej, pastizal montano), con distribución fragmentada (ej, plantaciones de cítrico) o presentes en zonas de transición (ej, bosque seco; Tabla 2.11). Asimismo, estos errores suelen desaparecer al utilizar categorías más generales, ya que las confusiones entre clases se eliminan al incluirlas en una misma clase más amplia. Por ejemplo, las confusiones entre selva montana y bosque seco, debido a su similitud espectral, se eliminan al incluirlas dentro de la clase "bosques".

Si bien los mapas de cobertura elaborados en esta tesis constituyen la mejor representación de las coberturas del territorio obtenidas hasta el momento para el área de estudio, los mismos traen asociado cierto nivel de error (Tabla 2.11), por lo tanto, al describir los patrones de cambio observados (Tabla 3.2) se asume que corresponden a una aproximación imperfecta, aunque no necesariamente sesgada de la realidad, de los patrones de cambio dominantes en el área de estudio, coincidentes con los observados por diversos autores en estudios previos de cambios de cobertura en el área de la Sierra de San Javier y el NOA (Nanni & Grau 2014; García et al. 2011; Grau et al. 2008b; Grau et al. 2007). Los resultados obtenidos en este capítulo se consideran un avance significativo en la identificación y análisis de las principales dinámicas de cambio en el área SSJ-GSMT sobre las cuales orientar futuras líneas de trabajo, considerándolos resultados tentativos y susceptibles de mejora.

#### 3.5. Conclusiones.

Las tendencias de CCT observadas en el área peri-urbana del GSMT se corresponden con el proceso de "transición forestal peri-urbana", donde las áreas urbanas interactúan con el entorno natural de manera que las actividades humanas afectan directamente al ambiente y, a su vez, son afectadas por los cambios en los servicios ecosistémicos que éste provee. Durante los últimos 40 años, el área periurbana del GSMT ha experimentado un rápido crecimiento urbano acompañado de la expansión de bosques, asociados a un proceso de reajuste agrícola (modelo de transición forestal) y a efectos específicos asociados a la proximidad urbana (prevalencia de trabajos urbanos, valoración de los usos recreativos y conservación por parte de la población urbana). El análisis de CCT realizado en niveles jerárquicos inferiores (mayor detalle en la definición de la leyenda) revela patrones de cambio menos evidentes al ser incluidos en categorías más generales, incluyendo la deforestación en tierras bajas debido a la expansión agrícola, la reducción de pastizales naturales en áreas de montaña y la redistribución espacial de los principales cultivos. Este trabajo destaca la importancia de realizar un análisis espacial detallado de los cambios de cobertura, focalizando no sólo en el análisis de los cambios netos experimentados por los diferentes tipos de coberturas sino también en los intercambios e interacciones existentes entre ellas, por ejemplo, discriminando entre "viejos" y "nuevos" ecosistemas, lo cual puede poseer importantes implicancias ecológicas.

## 3.6. Referencias Bibliográficas.

- Aguayo, M. I., Wiegand, T., Azócar, G. D., Wiegand, K., & Vega, C. E. (2007). Revealing the Driving Forces of Mid-Cities Urban Growth Patterns Using Spatial Modeling: a Case Study of Los Ángeles, Chile. *Ecology And Society*, *12*(1), 13.
- Aide, T. M., Clark, M. L., Grau, H. R., López-Carr, D., Levy, M. a., Redo, D., ... Muñiz, M. (2013). Deforestation and Reforestation of Latin America and the Caribbean (2001-2010). *Biotropica*, 45(2), 262–271. doi:10.1111/j.1744-7429.2012.00908.x
- Aide, T. M., & Grau, H. R. (2004). Globalization, Migration and Latin American Ecosystems. *Science*, 3005, 1915–1916. Retrieved from www.sciencemag.org/cgi/content/full/305/5692/1915
- Aide, T. M., Zimmerman, J. K., Pascarella, J. B., Rivera, L., & Marcano-Vega, H. (2000). Forest regeneration in a chronosequence of tropical abandoned pastures: implications for restoration ecology. *Restoration Ecology*, 8(4), 328–338.
- Alo, C. A., & Pontius, R. G. (2006). Identifying systematic land-cover transitions using remote sensing and GIS: the fate of forests inside and outside protected areas of Southwestern Ghana. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 35(2), 280–295. doi:10.1068/b32091
- Álvarez-Martínez, J. M., Stoorvogel, J. J., Suárez-Seoane, S., & Calabuig, E. (2010). Uncertainty analysis as a tool for refining land dynamics modelling on changing landscapes: a case study in a Spanish Natural Park. *Landscape Ecology*, 25(9), 1385–1404. doi:10.1007/s10980-010-9492-z
- Angelsen, a, & Kaimowitz, D. (1999). Rethinking the causes of deforestation: lessons from economic models. *The World Bank Research Observer*, *14*(1), 73–98. Retrieved from http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12322119
- Antrop, M. (2005). Why landscapes of the past are important for the future. *Landscape and Urban Planning*, 70(1-2), 21–34. doi:10.1016/j.landurbplan.2003.10.002
- Aragón, R., & Morales, J. M. (2003). Species composition and invasion in NW Argentinian secondary forests: Effects of land use history, environment and landscape. *Journal of Vegetation Science*, *14*(2), 195. doi:10.1658/1100-9233(2003)014[0195:SCAIIN]2.0.CO;2
- Ayup, M. M., Montti, L., Aragón, R., & Grau, H. R. (2014). Invasion of Ligustrum lucidum (Oleaceae) in the southern Yungas: Changes in habitat properties and decline in bird diversity. *Acta Oecologica*, *54*, 72–81. doi:10.1016/j.actao.2013.03.006
- Baldi, G., & Paruelo, J. M. (2008). Land-Use and Land Cover Dynamics in South American Temperate Grasslands. *Ecology And Society*, 13(2), 6.

- Baptista, S. R. (2008). Metropolitanization and Forest Recovery in Southern Brazil: a Multiscale Analysis of the Florianópolis City-Region, Santa Catarina State, 1970 to 2005. *Ecology And Society*, *13*(2).
- Baptista, S. R. (2010). Metropolitan land-change science: A framework for research on tropical and subtropical forest recovery in city-regions. *Land Use Policy*, 27(2), 139–147. doi:10.1016/j.landusepol.2008.12.009
- Baptista, S. R., & Rudel, T. K. (2006). A re-emerging Atlantic forest? Urbanization, industrialization and the forest transition in Santa Catarina, southern Brazil. *Environmental Conservation*, *33*(03), 195. doi:10.1017/S0376892906003134
- Baxendale, C. A., & Buzai, G. D. (2011). Dinámica de crecimiento urbano y pérdida de suelos productivos en el Gran Buenos Aires (Argentina), 1869-2011. Análisis espacial basado en sistemas de información geográfica. *Serie Geografica*, 17, 77–95.
- Braimoh, A. K. (2006). Random and systematic land-cover transitions in northern Ghana. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 113(1-4), 254–263. doi:10.1016/j.agee.2005.10.019
- Browder, J. O. (2002). The urban-rural interface: Urbanization and tropical forest cover change. *Urban Ecosystems*, 6(1-2), 21–41. doi:10.1023/A:1025962512653
- Bürgi, M., Hersperger, A. M., & Schneeberger, N. (2004). Driving forces of landscape change current and new directions. *Landscape Ecology*, *19*(8), 857–868. doi:10.1007/s10980-004-0245-8
- Burnicki, A. C., Brown, D. G., & Goovaerts, P. (2007). Simulating error propagation in land-cover change analysis: The implications of temporal dependence. *Computers, Environment and Urban Systems*, 31(3), 282–302. doi:10.1016/j.compenvurbsys.2006.07.005
- Chuvieco Salinero, E. (2007). Teledetección Ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio.
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., & Lambin, E. (2004). Digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 25(9), 1565–1596. doi:10.1080/0143116031000101675
- DeFries, R. S., Rudel, T., Uriarte, M., & Hansen, M. (2010). Deforestation driven by urban population growth and agricultural trade in the twenty-first century. *Nature Geoscience*. doi:10.1038/NGEO756
- García, A. K., Piriz Carrillo, V., & Gasparri, N. I. (2011). Cambio en la cobertura del suelo en la cuenca media y alta del río Lules. In H. R. Fernández & H. M. Barber (Eds.), *La cuenca del Río Lules: una aproximación multidisciplinaria a su complejidad* (pp. 1–13). Tucumán, Argentina.

- Grau, H., Gasparri, N. I., & Aide, T. M. (2008a). Balancing food production and nature conservation in the neotropical dry forests of northern Argentina. *Global Change Biology*, *14*(5), 985–997. doi:10.1111/j.1365-2486.2008.01554.x
- Grau, H. R. (2010). Ecología de una interfase natural-urbana. San Javier-Tucumán como modelo de estudio. In H. R. Grau (Ed.), *Ecología de una interfase natural-urbana. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán.* (pp. 11–18). Tucumán, Argentina: EDUNT.
- Grau, H. R., Aide, T. M., Zimmerman, J. K., Thomlinson, J. R., Helmer, E., & Zou, X. (2003). The Ecological Consequences of Socioeconomic and Land-Use Changes in Postagriculture Puerto Rico. *BioScience*, *53*(12), 1159. doi:10.1641/0006-3568(2003)053[1159:TECOSA]2.0.CO;2
- Grau, H. R., Gasparri, N. I., & Aide, T. M. (2005). Agriculture expansion and deforestation in seasonally dry forests of north-west Argentina. *Environmental Conservation*, 32(02), 140. doi:10.1017/S0376892905002092
- Grau, H. R., Gasparri, N. I., Morales, M., Grau, A., Araoz, E., Carilla, J., & Gutierrez, J. (2007). Regeneración ambiental en el Noroeste argentino Oportunidades para la conservación y restauración de ecosistemas. *Ciencia Hoy*, *17*(100), 42–56.
- Grau, H. R., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Flores-ivaldi, E., & Paolini, L. (2008b). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).
- Grau, H. R., Pérez Ceballos, M., Martinuzzi, S., Encarnación, X., & Aide, T. M. (2008c). Cambios socioeconómicos y regeneración del bosque en la República Dominicana. In M. González Espinoza, J. M. Rey Benayas, & N. Ramírez Marcial (Eds.), *Restauración de Bosques en América Latina* (pp. 211–227). México: Fundación Internacional para la Restauración de Ecosistemas (FIRE).
- Gutiérrez Angonese, J. (2010). Dinámica espacio-temporal de crecimiento urbano en el pedemonte oriental de la Sierra de San Javier (1986-2045). In *Ecología de una interfase natural-urbana*. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán (pp. 137–151).
- Gutierrez Angonese, J., Gómez Delgado, M., & Bosque Sendra, J. (2010). Simulación del crecimiento urbano mediante evaluación multicriterio y TIG en el Gran San Miguel de Tucumán (Argentina). In *Congreso de TIG. Sevilla* (pp. 873–888).
- Hoobs, R., Arico, S., Aronson, J., Baron, J. S., Bridgewater, P., Cramer, V. A., ... Zobel, M. (2006). Novel Ecosystems: theoretical and management aspects of the new ecological world order. *Global Ecology and Biogeography*, *15*(1), 1–7.
- Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of Land-Use and Land-Cover Change in Tropical Regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28(1), 205–241. doi:10.1146/annurev.energy.28.050302.105459

- Legendre, P. & Legendre, L. (1998). *Numerical Ecology. Developments in Environmental Modelling 2.0*. Sevier Science B.V.
- López, T. M., Aide, T. M., & Thomlinson, J. R. (2001). Urban expansion and the loss of prime agricultural lands in Puerto Rico. *Ambio*, *30*(1), 49–54. Retrieved from http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11351793
- Lugo, A. E., & Helmer, E. (2004). Emerging forests on abandoned land: Puerto Rico?s new forests. *Forest Ecology and Management*, 190(2-3), 145–161. doi:10.1016/j.foreco.2003.09.012
- Mather, A. S., & Needle, C. L. (1998). The forest transition: a theoretical basis. *Area*, 30(2), 117–124. doi:10.1111/j.1475-4762.1998.tb00055.x
- Naciones Unidas (2011). World Urbanization Prospect, the 2011 revision. Retrieved July 11, 2012 from http://esa.un.org/unup
- Nanni, S., & Grau, H. R. (2014). Agricultural adjustment, population dynamics and forest redristibution in a subtropical watershed of NW Argentina. *Regional Environmental Change*.
- Oltra-Carrió, R., Sobrino, J. A., Gutierrez Angonese, J., Gioia, A., Paolini, L., & Malizia, A. (2010). Estudio del crecimiento urbano, de la estructura de la vegetación y de la temperatura de la superficie del Gran San Miguel de Tucumán, Argentina. *Revista de Teledetección*, 34, 69–76.
- Parés-Ramos, I. K., Gould, W. A., & Aide, T. M. (2008). Agricultural Abandonment, Suburban Growth, and Forest Expansion in Puerto Rico between 1991 and 2000. *Ecology And Society*, 13(2).
- Plata-Rocha, W., Gómez Delgado, M., & Bosque Sendra, J. (2009). Cambios de uso del suelo y expansión urbana en la comunidad de Madrid (1990-2000). *Scripta Nova*, *13*(293).
- Pontius, R. G., & Lippitt, C. D. (2006). Can Error Explain Map Differences Over Time? *Cartography and Geographic Information Science*, *33*(2), 159–171. doi:10.1559/152304006777681706
- Pontius, R. J., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2-3), 251–268. doi:10.1016/j.agee.2003.09.008
- Ramankutty, N., Graumlich, L., Achard, F., Alves, D., Chhabra, A., DeFries, R., ... Turner, B. (2006). Global land-cover change: recent progress, remaining chanllenges. In *Land-use and Land-cover Change*. *Local Processes and Global Impacts* (pp. 10–39).
- Rudel, T. K., Bates, D., & Machinguiashi, R. (2002). A Tropical Forest Transition? Agricultural Change, in the Ecuadorian Amazon. *Annals of the Association of American Geographers*, 92(1), 87–102.

- Shalaby, A., & Tateishi, R. (2007). Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt. *Applied Geography*, 27(1), 28–41. doi:10.1016/j.apgeog.2006.09.004
- Shoyama, K., & Braimoh, A. K. (2011). Analyzing about sixty years of land-cover change and associated landscape fragmentation in Shiretoko Peninsula, Northern Japan. *Landscape and Urban Planning*, 101(1), 22–29. doi:10.1016/j.landurbplan.2010.12.016
- Sierra, R. (2000). Dynamics and patterns of deforestation in the western Amazon: the Napo deforestation front, 1986–1996. *Applied Geography*, 20(1), 1–16. doi:10.1016/S0143-6228(99)00014-4

**ANEXO 3.A.** Matriz de transición del período 1972-2010, con valores de cambio observados y esperados\*.

					2010					
		UR	PM	PA	SM	BS	PC	CA	Total t <sub>1</sub>	Pérdidas
1972		4.117,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	4.117,4	0,0
	UR	4.117,4	19,4	214,7	482,6	258,0	345,4	187,1		
		0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0		
		4,8	1.646,1	111,5	4.655,1	1.058,8	93,3	6,8	7.576,4	5.930,3
	PM	580,1	1.646,1	395,1	888,1	474,7	635,5	344,3		
		583,6	1.646,1	425,3	2.188,6	696,9	737,5	1.298,5		
	PA	243,1	92,8	4.100,7	2.454,3	3.950,6	1.303,6	373,4	12.518,4	8.417,7
		958,5	58,9	4.100,7	1.467,4	784,4	1.050,0	568,8		
		879,5	121,3	4.100,7	3.298,3	1.050,2	1.111,4	1.957,0		
		116,9	672,7	1.398,9	52.949,4	3.134,5	2.878,2	331,2	61.481,8	8.532,4
	SM	4.707,7	289,1	3.206,0	52.949,03	3.852,2	5.156,9	2.793,7		
		1.302,8	179,7	949,4	52.949,4	1.555,6	1.646,2	2.898,7		
		205,7	69,4	3.246,6	3.865,1	11.122,4	969,2	491,9	19.970,4	8.848,0
	BS	1.529,1	93,9	1.041,4	2.340,8	11.122,4	1.675,1	907,4		
		971,7	134,1	708,1	3.644,1	11.122,4	12.27,9	2.162,1		
	PC	2.711,3	0,6	2.653,4	2.320,5	901,6	9.057,7	4.609,1	22.254,1	13.196,4
		1.704,0	104,6	1.160,5	2.608,5	1.394,4	9.057,7	1.011,2		
		1.460,4	201,5	1.064,3	5.476,8	1.743,9	9.057,7	3.249,5		
	CA	10.589,6	0,0	1.598,2	1.215,7	1.311,9	8.429,5	34.213,1	57.358,1	23.145,0
		4.391,9	269,7	2.991,0	6.723,3	3.593,8	4.811,0	34.213,1		
		2.866,4	395,4	2.088,9	10.749,4	3.422,7	3.622,1	34.213,1		
	Total t <sub>+1</sub>	17.988,8	2.481,6	13.109,2	67.460,1	21.479,8	22.731,5	40.025,6		
Ganancias		13.871,3	835,5	9.008,5	14.510,7	10.357,4	1.367,8	5.812,5		

<sup>\*</sup> En el cuerpo de la matriz se presentan 3 valores por cada combinación de clases (expresados en hectáreas). El primer valor (negrita) representa los cambios observados (transición de la clase i a la clase j;  $C_{ij}$ ) obtenidos a partir de la comparación píxel a píxel de los mapas de cobertura de 1972 y 2010. En la segunda línea se presentan las ganancias esperadas ( $G'_{ij}$ ) obtenidas a partir de la ecuación [3.6] (itálica), mientras que en la tercer línea se presentan las pérdidas esperadas ( $P'_{ij}$ ) obtenidas con la ecuación [3.7]. Los valores en la diagonal (sombreado) representan las áreas de permanencia y se consideran valores constantes.

<u>Abreviaturas</u>: UR (Urbano), PM (Pastizales montanos), PA (Pastizales antrópicos), SM (Selva montana), BS (Bosque seco), PC (Plantaciones de cítrico), CA (Caña de azúcar).

# **CAPITULO 4**

Series temporales de cambios de cobertura y análisis de factores causales.

#### Resumen.

El uso de series temporales de datos de cobertura del territorio permite conocer el comportamiento de las diferentes coberturas a lo largo del tiempo. Asimismo, conocer las tasas de cambio, en lugar de la magnitud absoluta del cambio, y sus variaciones a lo largo del tiempo permite identificar si las transformaciones del paisaje se aceleran o tienden a una estabilidad. Para abordar este tema es necesario cuantificar los cambios en el paisaje durante un largo período y con intervalos cortos de tiempo, lo cual posibilita identificar tendencias de cambio e inferir con mayor precisión las causas de dichos cambios. En este capítulo se analizan las tendencias de cambio de las clases de cobertura presentes en el área de estudio, examinando la intensidad de los cambios y relacionando los patrones de cambio observados con un grupo de variables ambientales y socio-económicas a fin de identificar los potenciales factores explicativos de dichos cambios.

Según las tendencias y tasas de cambio observadas se identificaron dos grupos de categorías. Las categorías urbano, selva montana, pastizal montano y caña de azúcar presentaron tendencias lineales en el tiempo, con tasas de ganancia o pérdidas netas y menores a los valores esperados bajo un escenario de cambio uniforme (categorías latentes). Estos cambios estuvieron vinculados con procesos de urbanización en el pedemonte, explicadas por variables económicas y sociales, y con procesos de reforestación en la Sierra, relacionadas con variables ambientales y/o económicas. En el segundo grupo se incluyen las categorías de bosque seco, pastizal antrópico y plantaciones de cítrico, con elevados niveles de intercambios y tendencias complejas a lo largo del tiempo. Éstas últimas, constituyen las categorías más activas del área de estudio y están involucradas en tendencias de reforestación-deforestación asociadas al proceso de reajuste agrícola. La observación de las tendencias de cambio revela un desfase temporal entre dos procesos conectados funcionalmente, mientras las tendencias de reforestación en áreas naturales se desacelera, la expansión urbana en el pedemonte continúa a un ritmo creciente.

Palabras clave: Series temporales, tendencias, tasas de cambio, Intensity Analysis, factores explicativos.

# 4.1. Introducción.

Los patrones actuales de cobertura del territorio son el resultado de complejas interacciones entre factores ambientales y sociales (Antrop, 2005; Foley et al., 2005). Sin embargo, en las últimas décadas las actividades humanas introdujeron modificaciones en los sistemas terrestres a tasas y magnitudes sin precedentes, con importantes consecuencias ecológicas, económicas y sociales a diferentes escalas (Lambin et al., 2001; Turner, Meyer, & Skole, 1994). El estudio de los patrones y procesos de cambios de cobertura del territorio (CCT) es esencial para conocer las interacciones complejas entre naturaleza y sociedad, y avanzar en el conocimiento sobre el Cambio Ambiental Global. Usualmente, los estudios de CCT comienzan con la descripción de los cambios de cobertura observados en el paisaje y la identificación de los principales patrones de cambio. Posteriormente, se realiza una evaluación de los factores potencialmente responsables de dichos cambios, incluyendo información cualitativa y cuantitativa, para investigar los procesos ambientales o socio-económicos vinculados a los CCT (Aldwaik & Pontius, 2012; Geist et al., 2006). Sin embargo, la mayoría de estos estudios no analizan las tasas de cambio, las cuales varían de un período a otro y suelen tener mayor importancia que la magnitud absoluta del cambio al identificar si las transformaciones del paisaje se aceleran o tienden a una estabilidad. Esta carencia se debe, en parte, a las características de las fuentes de datos utilizadas. Numerosos estudios de CCT utilizan mapas de cobertura en dos o tres fechas para cuantificar los cambios (Parés-Ramos, Gould, & Aide, 2008; Zak et al., 2008; Shalaby & Tateishi, 2007; Roychowdhury, 2006) lo cual no siempre permite reconocer las fluctuaciones de las tasas de cambio a lo largo del tiempo. Para abordar el tema de las tasas y trayectorias de cambio es necesario cuantificar los cambios en el paisaje durante un largo período y con intervalos cortos de tiempo (Schneeberger et al., 2007). El actual desarrollo de los sensores remotos y la mayor accesibilidad a las imágenes de satélite brindan la posibilidad de construir series temporales de datos, relativamente consistentes en el tiempo, y obtener análisis detallados de CCT. El uso de series temporales de mapas de cobertura con mayor densidad de intervalos de tiempo permite identificar cuando exactamente ocurren los cambios y construir una cronología de los cambios de cobertura, identificando tendencias y trayectorias de cambio (Schneeberger et al., 2007; Killeen et al., 2008).

Las principales causas antropogénicas de los CCT son el crecimiento de la población y la infraestructura asociada, avances en la tecnología y modos de producción, factores económicos y políticos asociados a la gestión de los recursos y factores sociales tales como actitudes, preferencias y valores (Geist et al., 2006; Lambin et al., 2001; Dale et al., 2000). El crecimiento poblacional ejerce una presión directa e indirecta sobre el entorno, promoviendo la expansión de las áreas urbanas (incremento del suelo residencial) o generando una mayor demanda de producción de bienes y alimentos, promoviendo cambios en los sectores productivos y aumento del área destinada a la producción (Rees, 1997). Además, el movimiento de la población debido a la migración rural-urbana o urbana-urbana modifica los patrones de distribución de la población con diversos efectos sobre el territorio y a lo largo del tiempo (Güneralp et al., 2013). En el ámbito económico nacional y provincial, se ha observado una disminución de la importancia relativa de los sectores productores de materia prima (ej., agricultura) frente a un surgimiento de los sectores productores de bienes y servicios (ej., industria, comercio, administración pública, servicios sociales)(Fundación del Tucumán, 2010; Dirección de Estadísticas de Tucumán, 2006), los cuales ofrecen una mayor oferta de oportunidades laborales orientadas a las ciudades. Además, se produjo una intensificación de la actividad agrícola orientada a incrementar los rendimientos agrícolas, mediante la modernización de los mecanismos de producción agrícola.

Sin embargo, dado que los sistemas natural-urbano se basan en interacciones complejas y dinámicas, tanto la estructura y composición del paisaje como los factores motrices cambian con el tiempo, y además el efecto de los factores varía según la escala temporal y espacial del análisis (Álvarez-Martínez et al., 2010; Bürgi, Hersperger, & Schneeberger, 2004). Por ello, el análisis de causas de CCT utilizando sólo un par de fechas particulares o durante un período prolongado de tiempo puede no ser suficiente para detectar las causas reales de cambio. El uso de series temporales permite identificar las variables con mayor influencia en las dinámicas de cambio del territorio e inferir con mayor precisión las causas de dichos cambios (Álvarez-Martínez et al., 2010).

En este capítulo, se examinan las variaciones de los CCT a lo largo del tiempo, en cuanto a magnitud (valor absoluto) e intensidad del cambio (tasas de cambio), así como las relaciones de los CCT con los factores potencialmente explicativos de dichos cambios.

El objetivo principal de este trabajo es **analizar la evolución temporal de las tasas de cambio de las diferentes coberturas del territorio y examinar los posibles factores explicativos de los cambios de cobertura observados en el área de estudio**, para ello se plantean los siguientes objetivos específicos:

- 1) Examinar las tendencias temporales de cambio de las diferentes coberturas del territorio dentro del período 1972- 2010, utilizando series temporales con una frecuencia de observaciones de entre 4 o 5 años;
- 2) Evaluar las variaciones en las intensidades de cambio (tasas de cambio) de las clases de cobertura y principales transiciones entre clases de cobertura, en comparación con los cambios esperados bajo un escenario de cambio uniforme;
- 3) Cuantificar la relación entre las tendencias de los cambio de cobertura y variables ambientales, sociales y económicas consideradas como potenciales factores explicativos de los cambios observados en el área de estudio.

En el presente capítulo se progresó en el análisis de CCT mediante el uso de series temporales de cambio de cobertura, destacando la importancia del componente temporal en los estudios de CCT. En primer lugar se describieron las tendencias de cambio de las clases de cobertura presentes en el área de estudio (Sección 4.2.a) y luego se examinó la intensidad de los cambios, tanto a nivel de clases de cobertura como de transición entre clases, a fin de detectar si los patrones observados difieren de lo esperado bajo escenarios de cambio uniforme, y conocer cómo estos patrones varían a lo largo del tiempo (Sección 4.2.b). Finalmente, se relacionaron los patrones de CCT observados con un grupo de variables ambientales y socio-económicas a fin de identificar los potenciales factores explicativos de dichos cambios (Sección 4.2.c).

### 4.2. Metodología.

La descripción y análisis de las tendencias de cambio de cobertura se realizó a partir de mapas de cobertura de los años 1972, 1977, 1981, 1986, 1992, 1996, 2001, 2006 y 2010 (Anexo 2.D). Se estimó la precisión de los cambios de cobertura binarios, total y por clase de cobertura, para cada sub-período, a partir de los valores de error presentados en la tabla 2.11 (Capítulo 2), utilizando la ecuación [3.5] (Capítulo 3).

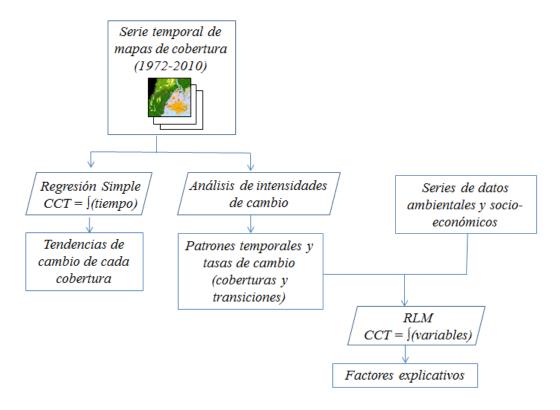


Figura 4.1. Esquema metodológico del capítulo 4.

# 4.2.a. Tendencias de las clases de cobertura en el período 1972-2010.

En primer lugar se analizó la tendencia de cada clase de cobertura a lo largo del tiempo: Selva montana (SM), Bosque seco (BS), Pastizal montano (PM), Pastizal antrópico (PA), Plantaciones de cítricos (PC), Caña de azúcar (CA) y Urbano (UR), obteniendo los valores de superficie (en hectáreas) de cada clase de cobertura para cada año. Para conocer la tendencia general seguida por las diferentes clases de cobertura a lo largo del tiempo se realizaron análisis de Regresión Lineal Simple (RLS) para encontrar la función que mejor explique las trayectorias de cambio. Como variable dependiente se consideró la superficie total de cada de clase de cobertura (en hectáreas) y como variable independiente el tiempo (t). Para evaluar la calidad de ajuste de la función se obtuvo el coeficiente de determinación de la regresión ( $r^2$ ) y se realizó un análisis de significancia estadística ( $p \le 0.05$ ).

# 4.2.b. Tendencias de cambio de cobertura por períodos. *Intensity Analysis*.

En esta etapa, se realizaron comparaciones por pares de mapas, obteniendo una matriz de cambio por cada sub-período: 1972-1977, 1977-1981, 1981-1986, 1986-1992, 1992-1996, 1996-2001, 2001-2006, 2006-2010. A partir de las matrices de cambio se obtuvieron datos de cambio total, cambio neto, ganancias, pérdidas y persistencia por cada clase de cobertura, según el método que se describe en el Capítulo 3 (Sección 3.2.a; Pontius, Shusas, & McEachern, 2004). El análisis con matrices de cambio permite identificar los principales cambios de cobertura dentro un período de tiempo dado. La comparación entre matrices de dos o más períodos nos brinda información sobre las tendencias de cambio a lo largo del tiempo, permitiendo identificar patrones temporales de cambio.

En este capítulo se aplicó el método "*Intensity Analysis*" (Aldwaik & Pontius, 2012), el cual permite analizar los cambios de cobertura entre dos o más períodos sucesivos evaluando las intensidades de cambio, considerando la extensión espacial de cada clase de cobertura en el área de estudio y la duración del período analizado (tasas de cambio). Dicho análisis parte de la construcción de matrices de cambio por cada período de tiempo y analiza los cambios en tres niveles: 1) períodos, 2) clases de cobertura y 3) transición. En el primer nivel se compara el cambio total observado en cada período (S) con el "Cambio uniforme" (U) obtenido al distribuir el cambio total de manera equivalente en todos los períodos (entre 1972 y 2010). El valor de cambio total de cada sub-período (S), expresado en porcentaje, se obtiene como:

$$S(\%) = (C_{(t1-t+1)}/A) / DP_{(t1-t+1)} * 100$$
 [4.1]

donde  $C_{(t1-t+1)}$  es el cambio total en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas), A es el área total de estudio (hectáreas) y  $DP_{(t1-t+1)}$  es la duración de cada sub-período (en años). Los cambios se expresan en relación a la duración de cada sub-período ya que un cambio puede ser mayor en un período con respecto a otro simplemente porque se cuantificó durante un intervalo de tiempo mayor. Por su parte, el cambio uniforme (U) se obtiene como:

$$U(\%) = ((C_{1972-2010} / A) / DP_{1972-2010})*100$$
 [4.2]

donde  $C_{1972-2010}$  es el cambio total del período 1972-2010 ( $\sum C_{(t1-t+1)}$ ), A es el área total de estudio (has) y  $DP_{1972-2010}$  es la duración del período 1972-2010 ( $\sum DP_{(t1-t+1)}$ ). El

cambio uniforme (U) representa el cambio esperado si los cambios fueran estacionarios, es decir, no existiesen variaciones de un período a otro. Si el valor de la tasa de cambio observado es mayor al cambio uniforme (S > U) entonces ese período posee cambios relativamente más intensos o rápidos. Por el contrario, si S < U entonces constituye un período de cambios relativamente lentos.

A nivel de clases de cobertura (2º nivel) se analiza cómo la intensidad de cambio de cada una de las clases de cobertura varía entre sub-períodos, comparando las tasas de ganancia (G) y pérdida (P) observadas en cada clase de cobertura con la tasa de cambio anual de cada sub-período (S). Las tasas de ganancia (G) y pérdida (P) se obtienen como:

$$G(\%) = ((G_{i(t_1-t+1)} / DP_{(t_1-t+1)}) / A_{i(t+1)})*100$$
 [4.3]

donde  $G_{i (t1-t+1)}$  son las ganancias netas de la clase i en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas),  $DP_{(t1-t+1)}$  es la duración de cada sub-período (en años) y  $A_{i (t+1)}$  es el área total de la clase i al final del período (hectáreas).

$$P(\%) = ((P_{i(t1-t+1)} / DP_{(t1-t+1)}) / A_{i(t1)})*100$$
 [4.4]

donde  $P_{i(t1-t+1)}$  son las pérdidas netas de la clase i en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas),  $DP_{(t1-t+1)}$  es la duración de cada sub-período (en años) y  $A_{i(t1)}$  es el área total de la clase i al inicio del período (hectáreas).

Si una clase de cobertura posee una tasa de ganancia y/o pérdida mayor a la tasa anual de cambio del período (G > S; P > S) entonces dicha clase es relativamente activa respecto a las ganancias y/o pérdidas, por el contrario si G < S y/o P < S entonces la clase es relativamente estable en dicho período. En la cuantificación y comparación de los cambios dentro de cada período se tiene en cuenta la extensión espacial de las clases de cobertura particulares, lo cual permite explicar si, por ejemplo, los valores de ganancias o pérdidas de una categoría son elevados simplemente porque dicha categoría ocupa una mayor extensión en el área de estudio (en valores absolutos).

Por último, el tercer nivel (transición) analiza cómo la intensidad de cambio de una transición en particular varía en relación al cambio esperado si dicha transición se distribuyera entre todas las clases de cobertura disponibles, de forma proporcional al área total de cada clase. Ello permite identificar las clases que son objetivo de dicha

transición con mayor frecuencia y cuáles son, por el contrario, evadidas. Dada la transición de la clase i a la clase j, cada transición se examina en función de la clase que gana (j) o pierde (i) de forma independiente. Los valores de ganancias  $(G_{obs})$  y pérdidas  $(P_{obs})$  observados de cada transición se obtienen de acuerdo a las siguientes formulaciones:

$$G_{\text{obs}}(\%) = ((C_{ij(t1-t+1)}/DP_{(t1-t+1)})/A_{i(t1)})*100$$
 [4.5]

$$P_{obs}(\%) = ((C_{ij(t1-t+1)}/DP_{(t1-t+1)})/A_{j(t+1)}))*100$$
 [4.6]

donde  $C_{ij\,(t1-t+1)}$  es el área total de la transición de i a j en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas),  $DP_{(t1-t+1)}$  es la duración de cada sub-período (en años),  $A_{i\,(t1)}$  es el área total de la clase i al inicio del período (hectáreas) y  $A_{j\,(t+1)}$  es el área total de la clase j al final del período (hectáreas). Por otra parte, las ganancias ( $G_{uni}$ ) y pérdidas ( $P_{uni}$ ) esperadas en relación al tamaño de cada clase se obtiene como:

$$G_{\text{uni}}(\%) = \left( \left( G_{i(t1-t+1)} / DP_{(t1-t+1)} \right) / \sum_{i=1; i \neq i}^{J} A_{i(t1)} \right) * 100$$
 [4.7]

$$P_{\text{uni}}(\%) = ((P_{i(t1-t+1)}/DP_{(t1-t+1)})/\sum_{i=1; j\neq i}^{J} A_{i(t+1)}))*100$$
 [4.8]

donde  $G_{j (t1-t+1)}$  son las ganancias netas de la clase j en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas),  $P_{i (t1-t+1)}$  son las pérdidas netas de la clase i en el sub-período  $t_1$ - $t_{+1}$  (hectáreas),  $DP_{(t1-t+1)}$  es la duración del sub-período (en años),  $\sum_{i=1; i\neq j}^{J} A_{i (t1)}$  es la sumatoria del área total inicial de todas las clases, excepto j (hectáreas),  $y \sum_{i=1; j\neq i}^{J} A_{j (t+1)}$  es la sumatoria del área total final de todas clases, excepto i (hectáreas).

Una clase presenta ganancias uniformes ( $G_{uni}$ ) cuando gana de las demás clases en proporción al área inicial cada una de ellas. Alternativamente, puede ganar más de lo esperado ( $G_{obs} > G_{uni}$ ) sobre otra clase, representando ésta una clase "objetivo", o ganar menos de lo esperado ( $G_{obs} < G_{uni}$ ) "evitando" ciertas clases de cobertura. De modo análogo se examinan las pérdidas, identificando clases de cobertura que son blanco de otras clases ( $P_{obs} > P_{uni}$ ) o, por el contrario, que son evadidas de manera sistemática ( $P_{obs} < P_{uni}$ ). El tercer nivel de análisis se centró en las tendencias de cambio de algunas transiciones particulares, considerando dos casos de reforestación: de SM sobre PM (PMSM) y BS sobre PA (PABS), un caso de deforestación (BSPA), el cambio entre las dos categorías de bosque (BSSM) y los dos casos de urbanización, sobre caña (CAUR) y plantaciones de cítrico (PCUR).

El método "Intensity Analysis" permite identificar si los patrones de cambio observados son estables a lo largo del tiempo o, por el contrario, existen períodos más activos que otros (con mayor tasa de cambio). En el trabajo de Aldwaik y Pontius (2012) se presentan en detalle los cálculos correspondientes a cada nivel de análisis y cómo interpretar correctamente los resultados, mientras que Huang y colaboradores (2012) presentan un caso práctico de aplicación del método.

# 4.2.c. Análisis de variables explicativas de los CCT.

A fin de determinar que variables ambientales, sociales y/o económicas explican los cambios de cobertura observados en el área SSJ-GSMT, se analizaron las relaciones existentes entre los cambios de cobertura observados y una serie de variables consideradas como potenciales factores explicativos de los CCT.

# i) Identificación de variables explicativas.

Se realizó una búsqueda exhaustiva de información estadística en diversas bases de datos provinciales, nacionales e internacionales (Anexo 4.C) para la recopilación de información ambiental, demográfica, social, económica y productiva relevante que pueda considerarse como variables explicativas de los cambios de cobertura observados en el sistema GSMT-SST durante el período 1972-2010. Las variables seleccionadas se organizaron en tres grandes grupos:

1) Variables Ambientales: en este grupo se incluyen variables climáticas (precipitación y temperatura) obtenidas de la estación meteorológica de San Miguel de Tucumán (26° 48' S - 65° 12' W; 481msnm) perteneciente a la Estación Experimental Agroindustrial Obispo Colombres (EEAOC), siendo la serie más completa y confiable disponible. Si bien los valores de precipitación varían en el área de estudio en función de la topografía, los datos obtenidos reflejan las tendencias temporales descriptas para la provincia de Tucumán. La serie climática consiste en registros mensuales de precipitación (mm totales) y temperaturas máximas y mínimas (°C) para el período comprendido entre enero de 1972 a diciembre de 2010 (Tabla 4.1). A partir de ellos se derivaron datos de precipitación y temperatura (máxima y mínima) media anual, media de verano (enero, febrero, marzo), media invierno (julio, agosto, septiembre) y media de primavera

(octubre, noviembre, diciembre), las cuales fueron también evaluadas con desfase temporal (el valor de la variable en el período inmediato anterior). Este grupo de variables ambientales pretende evaluar si existe una relación significativa entre las variaciones climáticas y las tendencias observadas en las cubiertas vegetales naturales (bosques y pasturas) y agrícolas.

Tabla 4.1. Variables ambientales.

Variable	Descripción	Unidades
Precipitación		<u> </u>
PMA	Precipitación media anual del período	mm/año
PMAd	Precipitación media anual del período anterior	mm/año
PMP	Precipitación media de primavera del período	mm/año
PMPd	Precipitación media de primavera del período anterior	mm
PMV	Precipitación media de verano del período	mm/mes
PMVd	Precipitación media de verano del período anterior	mm/mes
PMI	Precipitación media de invierno del período	mm/mes
PMId	Precipitación media de invierno del período anterior	mm
Temperatura i	náxima	•
TMxA	Temperatura máxima media anual del período	°C
TMxAd	Temperatura máxima media anual del período anterior	°C
TMxP	Temperatura máxima media de primavera del período	°C
TMxPd	Temperatura máxima media de primavera del período anterior	°C
TMxV	Temperatura máxima media de verano del período	°C
TMxVd	Temperatura máxima media de verano del período anterior	°C
TMxI	Temperatura máxima media de invierno del período	°C
TMxId	Temperatura máxima media de invierno del período anterior	°C
Temperatura i	nínima	
TMnA	Temperatura mínima media anual del período	°C
TMnAd	Temperatura mínima media anual del período anterior	°C
TMnP	Temperatura mínima media de primavera del período	°C
TMnPd	Temperatura mínima media de primavera del período anterior	°C
TMnV	Temperatura mínima media de verano del período	°C
TMnVd	Temperatura mínima media de verano del período anterior	°C
TMnI	Temperatura mínima media de invierno del período	°C
TMnId	Temperatura mínima media de invierno del período anterior	°C

2) <u>Variables Sociales</u>: incluye variables demográficas obtenidas a partir de los Censos Nacionales de Población realizados en los años 1970, 1980, 1991, 2001 y 2010, y estadísticas provinciales provenientes de la Dirección de Estadística de Tucumán. En este grupo de variables se considera el cambio en la población total, urbana y rural en cada período (diferencia entre la población al inicio y fin del período), la densidad poblacional promedio de cada período, considerando la densidad total de la provincia y

de SMT en particular (reflejando la distribución espacial de la población), y las tasas de empleo y desempleo (Tabla 4.2). Mediante la inclusión de variables sociales se intenta evaluar los efectos de los cambios demográficos sobre las tendencias de cambio de cobertura.

Tabla 4.2. Variables Sociales.

Variable	Descripción	Unidades
PTOTUC	Cambio en la población total de Tucumán	n° habitantes
PURTUC	Cambio en la población urbana de Tucumán	n° habitantes
PURSMT	Cambio en la población urbana del San Miguel de Tucumán	nº habitantes
PRUTUC	Cambio en la población rural de Tucumán (nº habitantes)	n° habitantes
DENTUC	Densidad poblacional de Tucumán promedio del período	n° hab/km²
DENSMT	Densidad poblacional de S.M.T. promedio del período	n° hab/km²
TASEMP	Tasa de empleo promedio del período	%
TASDES	Tasa de desocupación promedio del período	%

3) <u>Variables Económicas</u>: en este grupo se incluyeron aspectos referidos a la actividad económica y productiva, incluyendo los principales sectores productivos de la región e indicadores del desarrollo económico (Tabla 4.3). La serie histórica de PBI nacional, el cual constituye el principal indicador de la actividad económica nacional, con importantes efectos en la economía local, fue obtenida de la base de datos del Banco Mundial. A partir delos datos productivos obtenidos del Anuario Estadístico publicado por la Dirección de Estadística de Tucumán y el Censo Nacional Agropecuario (INDEC) se realizaron estimaciones de cambio en la producción y rendimientos agrícolas de la caña de azúcar y limón en cada período, así como el cambio en el número de cabezas de ganado (bovino, ovino y caprino).

Tabla 4.3. Variables Económicas y productivas.

Variable	Descripción	Unidades
Económicas		
PBI	PBI promedio del período (nacional)	Millones de USD
CPBI	Crecimiento promedio del PBI (nacional)	% anual
PBICap	PBI per cápita promedio del período (nacional)	USD
%IND	Participación promedio del sector industrial en el PBI (nacional)	%
%AGRO	Participación promedio del sector agrícola en el PBI (nacional)	%
%EByS	%EByS Participación promedio del sector de exportación de bienes y servicios en el PBI (nacional)	
Productivas		
RENDCA	Cambio en el rendimiento promedio de caña de azúcar	ton caña/ha
CAmol	Cambio en la producción de caña de azúcar molida	toneladas
PRODAz	Cambio en la producción de azúcar	toneladas
RENDFa	Cambio en el rendimiento promedio fabril de azúcar	%
EXPAz	Cambio en las exportaciones de azúcar y subproductos	toneladas
PRODLm	Cambio en la producción de limón	toneladas
RENDLm	Cambio en el rendimiento promedio de limón	Kg/ha
EXPLm	Cambio en las exportaciones de limón	toneladas
СВо	Cambio en el Nº de cabezas de ganado bovino	Nº de cabezas
COv	Cambio en el Nº de cabezas de ganado ovino	Nº de cabezas
CCa	Cambio en el Nº de cabezas de ganado caprino	Nº de cabezas

# ii) Análisis de relaciones entre cambios de cobertura y variables explicativas.

Con la finalidad de examinar la relación cuantitativa existente entre las series de transiciones entre clases de cobertura y las variables explicativas se aplicaron modelos de Regresión Lineal Múltiple (RLM), el cual constituye un método ampliamente utilizado en estudios de cambio de cobertura del suelo (Lesschen et al., 2005). Para el ajuste de cada RLM se utilizó algoritmos *stepwise* (inclusión de variables por pasos) y se evaluó la calidad del ajuste mediante el coeficiente de determinación múltiple ( $R^2$ ), el cual mide la proporción de la variación de la variable dependiente explicada por el modelo de regresión, y se evaluó la significancia estadística a dos niveles ( $p \le 0.05$  y  $p \le 0.01$ ). Previamente, se realizaron análisis de correlación entre variables, reduciendo el número de variables que presentan co-variación basado en el coeficiente de correlación de Pearson (independiente de las unidades de medida) y el análisis de significancia estadística ( $p \le 0.05$ ). Con el objetivo de conocer el poder explicativo de cada grupo de variables (ambientales, sociales y económicas), las regresiones se llevaron a cabo

incorporando las variables siguiendo diferentes combinaciones entre los grupos (Tabla 4.4).

Tabla 4.4. Grupos de variables explicativas según su incorporación en la RLM.

Grupo	Ambientales	Sociales	Económicas					
A	✓							
$\boldsymbol{S}$		$\checkmark$						
$\boldsymbol{E}$			$\checkmark$					
AS	✓	$\checkmark$						
AE	✓		$\checkmark$					
<b>SE</b>		$\checkmark$	$\checkmark$					
<b>ASE</b>	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$					

<u>Abreviaturas</u>: A (Ambientales), S (Sociales), E (Económicas), AS (Ambientales y Sociales), AE (Ambientales y Económicas), SE (Sociales y Económicas), ASE (Ambientales, Sociales y Económicas).

### 4.3. Resultados.

Las comparaciones entre pares de mapas de cobertura presentaron valores de error total que oscilan entre 18-30%, con una tendencia decreciente hacia períodos más actuales (Tabla 4.5). A nivel de clases de cobertura se observó un comportamiento similar, a excepción de la clase PM, la cual presentó una tendencia creciente del error. Ello puede deberse a que PM constituye una clase cuya extensión en el área de estudio es limitada (< 4% del área total) y, además, se vio drásticamente reducida (-67% en el período total 1972-2010), aspectos que dificultan su delimitación. Por su parte, la clase PC presentó los mayores valores de error en todos los períodos analizados, alcanzando valores superiores al 60% entre 1972 y 1981 (Tabla 4.5). La delimitación de la clase PC fue particularmente difícil al tratarse de una clase con distribución fragmentada en pequeños parches en el área de estudio.

Tabla 4.5. Porcentajes de error de los cambios binarios, total y por clase de cobertura, correspondiente a cada período de análisis, calculados a partir de los valores de error de tabla 2.11.

Período	Total*	PM	PA	SM	BS	PC	CA	UR
1972-1977	29.48	12.59	28.37	15.70	26.40	80.80	22.05	//
	54.619,9	953,9	3.551,5	9.654,2	5.272,2	17.981,3	12.645,3	
1977-1981	25.05	12.59	28.37	15.70	22.72	65.44	18.24	//
	46.411,5	783,9	2.995,6	9.714,0	5.193,4	12.553,5	10.833,7	
1981-1986	24.45	17.00	32.95	18.45	22.46	44.46	18.04	//
	45.294,7	677,5	3.372,9	11.760,7	5.175,8	11.525,2	9.407,2	
1986-1992	23.35	13.08	27.57	15.57	21.89	44.90	21.61	//
	43.262,7	542,4	2.808,7	9.889,1	4.439,1	10.725,8	12.032,6	
1992-1996	22.01	10.52	23.95	15.57	25.15	42.86	19.79	//
	40.786,3	391,7	2.942,7	10.126,3	4.813,8	10.572,5	10.359,9	
1996-2001	19.62	15.64	26.02	14.25	18.34	33.71	14.06	//
	36.353,6	528,8	2.741,5	9.218,3	3.560,3	7.480,3	7.835,3	
2001-2006	17.89	20.45	24.26	11.44	14.79	26.61	14.06	22.42
	33.150,6	652,9	2.795,3	7.478,9	3.189,5	6.498,8	6.753,0	2.436,4
2006-2010	18.94	15.63	18.24	14.17	25.44	29.14	17.88	15.90
	35.093,6	519,9	2.251,4	9.508,7	5.619,3	8.618,6	6.530,2	2.223,4

Valores de error del cambio binario expresado en % (primera línea) y como hectáreas (itálica), en relación al área de cada clase al inicio del período correspondiente. El error de cambio total\* de cada período está expresado en hectáreas (itálica) en relación al área total de estudio.

Clases de cobertura: PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PC (Plantaciones de cítricos), CA (Caña de Azúcar) y UR (Urbano).

# 4.3.a. Tendencias de las clases de cobertura en el período 1972-2010.

El análisis de la tendencia de cada clase de cobertura a lo largo del tiempo (considerando los valores de superficie/año de cada clase de cobertura) permitió identificar dos grupos según su comportamiento:

1) Las clases urbano (UR), selva montana (SM), pastizales montanos (PM) y caña de azúcar (CA) presentan tendencias lineales significativas (Figura 4.2), las dos primeras con tendencias crecientes y las últimas con tendencias decrecientes. Mientras las clases UR y SM constituyen clases con ganancias significativas de superficie en el área de estudio durante el período total de estudio (1972-2010), las clases PM y CA representaron cambios netos significativos con pérdidas netas de superficie (Anexo

<sup>//</sup> No se obtuvieron valores de error OOB para la clase urbana entre 1972-2001 al ser tratada de forma independiente en la clasificación con RF (ver Sección 2.2.c.iii).

4.B). A su vez, las clases de este grupo presentaron correlación significativa entre sí, indicando una estrecha relación entre los cambios en la superficie urbana-caña de azúcar en el pedemonte (r= -0.894) y selva montana-pastizales montanos en el área de sierra (r= -0.891). Dichas clases de cobertura están relacionadas a los procesos de transición forestal y urbanización.

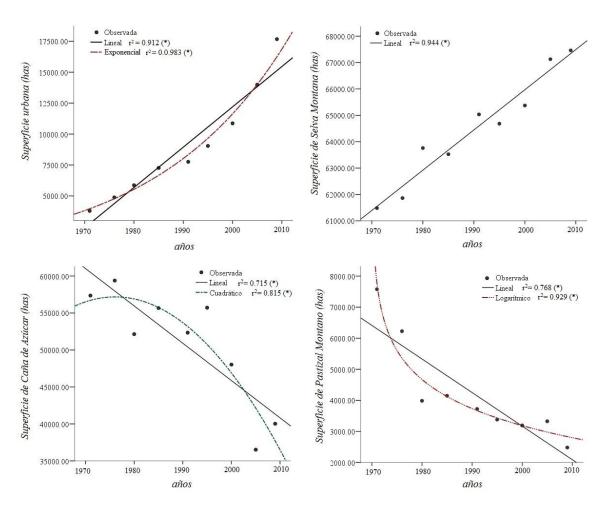


Figura 4.2. Tendencias de las clases de coberturas con ajuste significativo ( $p \le 0.05$ ) durante el período 1972-2010.

2) Las clases bosque seco (BS), pastizales antrópicos (PA) y plantaciones de cítricos (PC), con elevados niveles de intercambios (bajos cambios netos) presentaron tendencias complejas difíciles de modelar (aún con modelos polinómicos, Figura 4.3) y no presentaron correlación entre ellas.

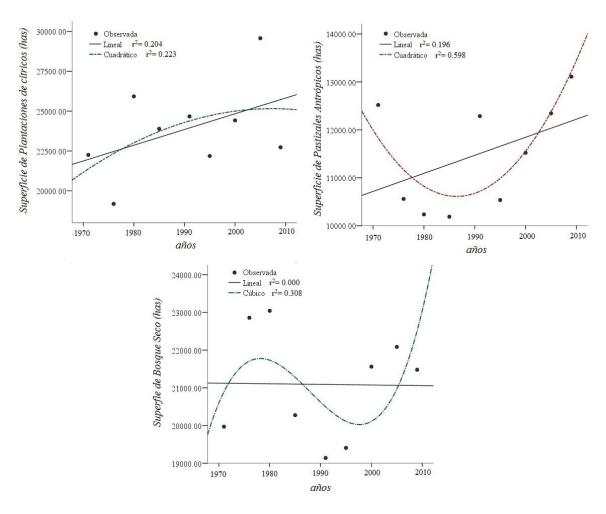


Figura 4.3. Tendencias de las clases de coberturas que no presentaron ajuste significativo ( $p \le 0.05$ ) durante el período 1972-2010.

# 4.3.b. Tendencias de cambio de cobertura por períodos.

Los cambios a nivel de intervalo se presentan en la figura 4.4.A, donde las barras representan el cambio total anual de cada período expresado como porcentaje del área total (S) y la línea discontinua representa la tasa de cambio uniforme (U=5.02%). Los (\*) indican los períodos con cambio total significativo, en base al error de cambio presente en la tabla 4.5 (S > % error). En el área de estudio se observaron períodos con mayor actividad (S > U; 1977-1986 y 2001-2010) separados por períodos menos activos (S < U; 1986-2001). De éstos últimos, sólo el período 1996-2001 presentó valores de cambio significativos. El período de mayor actividad es 1977-1981 (S=7.07%), seguido por 2006-2010 (S=6.1%).

Al analizar las tasas de cambio de las clases de cobertura por períodos (Figura 4.4.B), se observa que durante el período 1977-1986 las clases de bosque (SM y BS) y pastizales (PM y PA) presentaron sus picos máximos de cambio (mayor valor de cambio total anual de su serie), es decir, que la mayor actividad observada en estos períodos puede asociarse principalmente a los cambios de reforestación observados en el área de montana (Sierra de San Javier) y reajuste agrícola en los valles de La Sala y Tapia. Mientras tanto, en el período 2001-2010 fueron las clases CA y UR las que presentaron su mayor porcentaje de cambio, principales representantes de los cambios cobertura en el área pedemontana (urbanización).

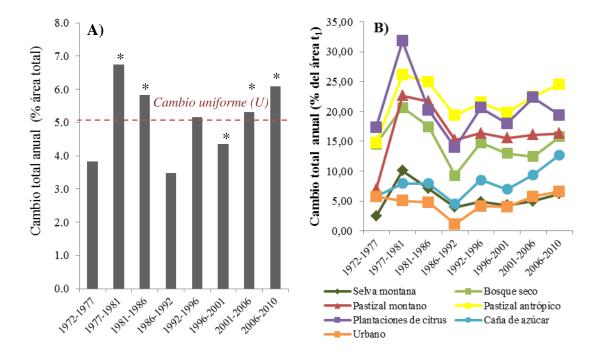


Figura 4.4. Cambios de cobertura por período. A) Cambio total anual (S) de cada período expresado como porcentaje del área total (barras) comparado con el cambio uniforme (U), es decir, el valor de cambio esperado si éste se distribuyera de modo uniforme a lo largo del tiempo (línea discontinua); el \* indica los períodos con cambio total significativo, es decir, menor al % de error de cambio. B) tendencia de las clases de cobertura expresada en porcentaje del área de cada cobertura existente al inicio de cada período.

El análisis a nivel de clases de cobertura permite comparar las tasas de ganancia y pérdida de cada clase para determinar cuáles de ellas representan clases relativamente estables o activas en un período dado y, a su vez, cómo su actividad varía entre períodos. En la figura 4.5 las barras representan la tasa anual de ganancia (G) y pérdida (P) de cada clase de cobertura (como % del área final o inicial de la clase,

respectivamente) y la línea discontinua representa la tasa de cambio anual (S) del período correspondiente (valor de las barras de la figura 4.4.A). Con (\*) se indican las ganancias y pérdidas significativas en cada período, en base al error de cambio de cada clase (tabla 4.5).

Las clases selva montana (SM) y caña de azúcar (CA) constituyen las clases con mayor extensión en el área de estudio (SM= 33-36%; CA= 21-32%; Anexo 4.A), sin embargo, ambas presentan tasas de ganancia y pérdida bajas en todos los períodos (siendo significativas sólo en algunos períodos; Figura 4.5), considerándose clases latentes o inactivas respecto al cambio total anual de cada período (S). En el caso de la clase CA se observó una disminución general del área total (Anexo 4.A), alternando períodos con tasas de ganancia superiores a las tasas de pérdida, y viceversa (Figura 4.5), con valores de cambio significativos a partir del período 1992-1996. A partir del período 1996-2001 la clase CA comienza a ser activa, con tasas de ganancia o pérdida mayores al valor de cambio anual de cada período (Figura 4.5). La clase urbana (UR) presentó valores de ganancias crecientes, con valores significativos en la última década (2001-2010; Anexo 4.A) donde se observó el mayor crecimiento (+6.800 ha) lo cual representa casi el 50% del crecimiento urbano total (13.871 ha en 1972-2010). A pesar del gran crecimiento observado en el área urbana, la tasa anual de ganancias fue siempre menor al cambio anual de cada período, considerándose una categoría inactiva o latente respecto a la tasa de cambio del periodo correspondiente (Figura 4.5).

Por el contrario, las clases bosque seco (BS), pastizal antrópico (PA), pastizal montano (PM) y plantaciones de cítrico (PC) constituyen las clases más activas dentro del área de estudio, con tasas de ganancia y pérdida superiores al cambio anual de cada período (Figura 4.5). Las clases PA y BS presentaron elevados valores de intercambio a lo largo de todos los períodos de estudio y se observó en ellas una alternancia de períodos con ganancias o pérdidas netas significativas (Anexo 4.B). Dentro de este grupo, PA presentó, a partir del período 1981-1986, las tasas anuales de ganancia y pérdida más elevadas dentro del área de estudio (Figura 4.5). La clase BS, a pesar de poseer una elevada presencia de intercambios, predominan los períodos con cambios netos positivos, resultando en un aumento general de la superficie de bosque. En el caso de la clase PC, las tasas de ganancias y pérdidas fueron significativas sólo en algunos períodos (Figura 4.5). Por su parte, la clase PM, ocupando la menor proporción del área de estudio total (1-4%; Anexo 4.A), se presenta como una categoría activa con elevadas tasas anuales de ganancia y pérdida en todos los períodos (Figura 4.5).

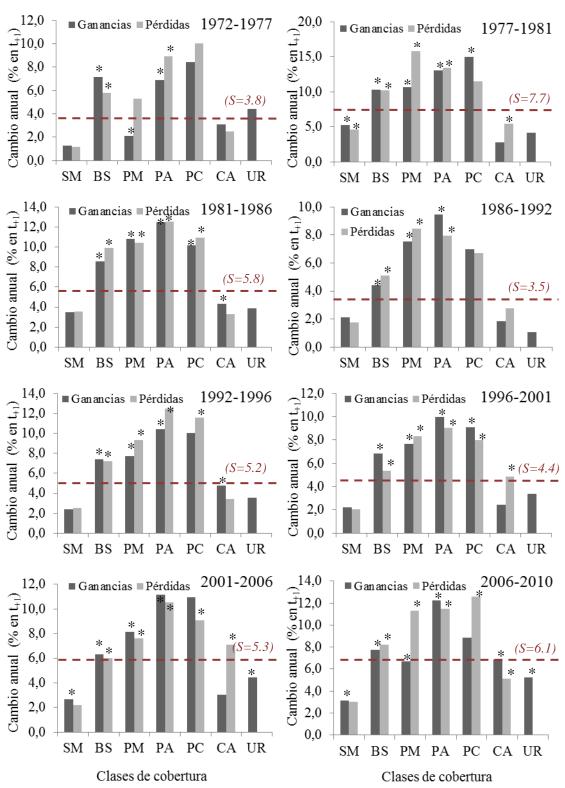


Figura 4.5. Cambios a nivel de clases de cobertura. Tasa anual de ganancias expresada como porcentaje del área final de cada clase y tasa anual de pérdidas de cada clase, expresada como porcentaje del área de cada clase en el año inicial del período (barras), comparada con el cambio total anual de cada período (S; línea discontinua). El (\*) indica las ganancias y pérdidas significativas en cada período, en base al error de cambio de cada clase (tabla 4.5). Clases de cobertura: PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PC (Plantaciones de cítricos), CA (Caña de Azúcar) y UR (Urbano).

El balance entre ganancias y pérdidas de PM dio como resultado valores de cambio neto negativos en la mayoría de los períodos analizados. Entre 1972 y 1981 se observó la mayor magnitud de pérdidas netas de PM (1.350 y 2.240 hectáreas, respectivamente). Posteriormente, la tasa de pérdida fue disminuyendo, acompañando la disminución en la disponibilidad de pastizales. El tercer nivel de análisis se centró en las tendencias de cambio de algunas transiciones particulares, considerando dos casos de reforestación: de SM sobre PM (PMSM) y BS sobre PA (PABS), un caso de deforestación (BSPA), el cambio entre las dos categorías de bosque (BSSM) y la urbanización sobre caña (CAUR).

La clase SM se extiende principalmente sobre PM y BS (sólo en algunos períodos también sobre PA), las cuales son sus categorías objetivo (G<sub>obs</sub>>G<sub>uni</sub>) en función de la disponibilidad de cada clase en todos los períodos analizados, presentando mayor intensidad de cambio sobre PM (Tabla 4.6). Desde el punto de vista de las pérdidas de PM esta tiende a ser sustituida por SM en todos los períodos (Tabla 4.7), indicando que constituye una transición sistemática tanto en ganancia de SM como pérdida de PM, y estacionaria, es decir que presenta el mismo comportamiento en todos los períodos analizados. También cuando BS pierde tiende a ser remplazada por SM (Tabla 4.7). A partir de 1986-1992 se observó también una tendencia de SM a ganar sobre PC, presentando valores de cambio mayores a lo esperado en función al área de PC disponible (Tabla 4.6), lo cual demostraría la existencia de reforestación sobre otras coberturas.

La clase BS presentó una tendencia constante a ganar sobre áreas de pasturas (PM) y agrícolas (PA), siendo de mayor magnitud las ganancias sobre PA (Tabla 4.6). Por otro lado, también se observó una tendencia de PA a perder hacia BS en la mayoría de los períodos analizados, principalmente en períodos previos a 1992 (Tabla 4.7). Al igual que la reforestación con SM (PMSM), PABS constituye una transición sistemática y estacionaria. La transición de PM a BS podría representar una etapa temprana de la transición PMSM, considerando a la categoría BS como un estadio sucesional temprano, lo cual es apoyado por la presencia de transiciones de BS a SM (BSSM), con tasas de cambio mayores a lo esperado por un cambio uniforme (como ganancia de SM y pérdida de BS).

El caso de deforestación (BSPA) presentó tanto una tendencia de PA a remplazar áreas de BS ( $G_{obs} > G_{uni}$ ; Tabla 4.6) como de BS a ser remplazado por PA ( $P_{obs} > P_{uni}$ ; Tabla 4.7), patrón que se mantuvo a lo largo del tiempo, aunque con tasas

variables. La transición observada de PA sobre PC puede deberse a la confusión entre las categorías de bosque (BS y SM) y PC, debido a las semejanzas espectrales que existen entre ellas.

En el área de pedemonte se observó una tendencia de la CA a ser remplazada por áreas urbanas (UR) y de PC (Tabla 4.7), siendo la transición CAPC de mayor magnitud en todos los períodos. Por su parte, cuando UR gana tiende a remplazar tanto CA como PC (Tabla 4.6).

En general los patrones de cambio observados, tanto a nivel de clases de cobertura como de transiciones, presentaron un comportamiento estacionario, lo cual significa que los patrones de cambio observados son similares en todos los períodos analizados (Aldwaik & Pontius, 2012). Sin embargo las intensidades o tasas de cambio varían entre períodos posiblemente debido al efecto conjunto de factores biofísicos o antropogénicos que actúan de modo diferencial según pasa el tiempo.

# 4.3.c. Relaciones entre cambios de cobertura y factores causales.

Las transiciones de reforestación fueron mayormente explicadas por variables económicas y ambientales, entre ellas el cambio en la participación del área industrial en el PBI (%IND), la carga ganadera (CBo), temperaturas mínimas y precipitación promedio. El avance de selva montana sobre pastizales (PMSM) y zonas agrícolas (PASM) presentó relación positiva con la variable %IND y negativa con CBo (Tabla 4.8), es decir, que el avance de bosque estaría relacionado con los cambios económicos en el sector secundario de la economía y el abandono de actividades agrícolas menos rentables (entre ellas el pastoreo extensivo), principalmente en los pastizales de la Sierra de San Javier, valle de La Sala y Potrero de las Tablas. En este caso las variables ambientales podrían actuar como "facilitadoras" generando condiciones favorables para los cambios (avance de selva montana) promovido por cambios socio-económicos (ej, reducción de la presión ganadera), ya que las variables económicas y sociales por sí solas no presentaron poder explicativo y, por el contrario, incluyendo las variables ambientales en conjunto con las económicas es posible explicar entre un 75% (PMSM) y 99% (PASM) del cambio. De modo similar, la reforestación de bosque seco sobre pastizal (PMBS) y zonas agrícolas (PABS) estuvieron explicadas por variables económicas (grupo E, R<sup>2</sup>=0.80 y 0.67; Tabla 4.8), principalmente vinculadas a la

Tabla 4.6. Resultados del análisis de intensidad de transición entre clases de cobertura en relación a las ganancias. Los valores representan las tasas de ganancia observadas ( $G_{obs}$ ) de las clases que ganan superficie sobre las demás clases disponibles. La Ganancia uniforme ( $G_{uni}$ ) representa el cambio esperado si la clase gana de modo uniforme entre todas las clases disponibles, considerando el área de cada clase. Si el valor de  $G_{obs}$  es mayor a la  $G_{uni}$  entonces la clase en cuestión gana de la otra clase más de lo esperado.

	1972- 1977	1977- 1981	1981- 1986	1986- 1992	1992- 1996	1996- 2001	2001- 2006	2006- 2010	
Ganacias	Ganacias de SM desde:								
BS	2.26	6.13	4.11	2.13	2.49	2.88	2.17	4.36	
PM	2.90	13.83	7.78	6.66	7.45	4.88	6.01	7.54	
PA	0.24	5.99	3.56	1.65	1.24	1.68	2.35	1.78	
PC	0.32	2.11	2.14	1.98	2.44	2.22	2.69	2.19	
CA	0.02	0.08	0.10	0.06	0.07	0.11	0.46	0.12	
UR	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
$G_{uni}$	0.64	2.72	2.30	1.14	1.29	1.21	1.51	1.80	
Ganacias	de BS des	de:							
SM	0.81	1.68	1.49	0.52	1.12	0.81	1.02	1.31	
PM	1.92	1.34	1.59	0.85	0.91	1.63	0.35	1.66	
PA	7.52	4.96	3.94	1.87	1.09	2.48	1.07	2.17	
PC	0.54	1.65	0.65	0.33	1.42	0.62	0.93	0.95	
CA	0.06	0.71	0.29	0.38	0.37	0.89	0.77	0.48	
UR	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
$G_{uni}$	1.05	1.47	1.07	0.51	0.87	0.89	0.85	1.02	
Ganacias	de PA des	de:							
SM	0.06	0.67	0.63	0.30	0.32	0.37	0.23	0.26	
BS	2.04	2.87	2.13	0.78	0.89	0.68	1.93	1.05	
PM	0.43	0.62	0.91	0.64	0.74	1.65	0.46	1.46	
PC	1.00	1.14	0.84	1.71	2.06	1.61	1.65	2.56	
CA	0.05	0.02	0.24	0.67	0.36	0.64	0.83	1.09	
$G_{uni}$	0.42	0.77	0.73	0.66	0.64	0.65	0.79	0.93	
Ganacias	de UR des	de:							
SM	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	
BS	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.01	0.09	0.23	
PM	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	
PA	0.01	0.02	0.08	0.02	0.13	0.19	0.20	0.83	
PC	0.25	0.16	0.30	0.06	0.08	0.09	0.60	0.74	
CA	0.28	0.36	0.35	0.12	0.54	0.58	0.90	1.45	
$G_{uni}$	0.12	0.14	0.16	0.05	0.18	0.21	0.36	0.54	

Clases de cobertura: PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PC (Plantaciones de cítricos), CA (Caña de Azúcar) y UR (Urbano).

Tabla 4.7. Resultados del análisis de intensidad de transición entre clases de cobertura en relación a las pérdidas. Los valores representan las tasas de pérdida observadas ( $P_{obs}$ ) de las categorías que pierden superficie hacia las demás categorías disponibles. La Pérdida uniforme ( $G_{uni}$ ) representa el cambio esperado si la categoría pierde de modo uniforme entre todas las categorías disponibles, considerando el área de cada categoría. Si el valor de  $P_{obs}$  es mayor a la  $P_{uni}$  entonces la categoría en cuestión pierde hacia la otra categoría más de lo esperado.

	1972- 1977	1977- 1981	1981- 1986	1986- 1992	1992- 1996	1996- 2001	2001- 2006	2006- 2010
Pérdida d	de PM haci		1700	1772	1990	2001	2000	2010
SM	0.36	1.35	8.62	0.42	0.43	0.25	0.29	0.37
BS	0.64	0.36	0.31	0.19	0.17	0.26	0.05	0.26
PA	0.31	0.38	0.36	0.22	0.26	0.49	0.12	0.37
PC	0.01	0.01	0.03	0.05	0.03	0.02	0.08	0.07
CA	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
UR	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
$P_{uni}$	0.22	0.54	0.23	0.19	0.19	0.16	0.13	0.21
Pérdida d	de PA hacid	ı:						
SM	0.05	0.99	0.57	0.26	0.23	0.27	0.40	0.33
BS	4.12	2.27	1.99	0.99	0.69	1.20	0.56	1.25
PM	0.56	1.00	0.73	0.57	1.57	0.43	1.93	0.64
PC	0.54	0.78	1.51	1.41	2.36	1.18	1.95	1.65
CA	0.01	0.04	0.20	0.15	1.18	0.39	0.43	1.09
UR	0.03	0.03	0.11	0.02	0.18	0.18	0.17	0.58
$P_{uni}$	0.64	0.81	0.73	0.47	0.88	0.54	0.70	0.82
Pérdida d	de BS hacia	ı:						
SM	0.73	2.20	1.49	0.66	0.74	0.86	0.70	1.43
PM	0.84	2.26	1.43	0.88	1.36	0.50	1.78	0.60
PA	3.86	6.40	4.81	1.29	1.62	1.15	3.37	1.76
PC	1.03	0.53	1.38	0.64	0.55	0.63	0.63	1.02
CA	0.09	0.10	0.81	0.48	1.01	0.38	0.39	0.81
UR	0.00	0.00	0.14	0.01	0.01	0.02	0.15	0.29
$P_{uni}$	0.72	1.44	1.39	0.62	0.83	0.64	0.79	1.11
Pérdida d	de CA hacid	a:						
SM	0.02	0.08	0.08	0.05	0.05	0.09	0.33	0.07
BS	0.14	1.83	0.74	1.10	1.00	2.30	1.67	0.82
PM	0.00	0.00	0.00	0.01	0.05	0.03	0.05	0.03
PA	0.25	0.11	1.25	3.03	1.77	3.14	3.21	3.02
PC	6.30	9.90	5.01	3.44	4.97	5.99	6.73	3.22
UR	3.25	3.60	2.51	0.84	3.13	2.96	3.08	2.99
$P_{uni}$	1.15	2.45	1.32	1.15	1.40	1.98	2.30	1.30

Clases de cobertura: PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), PC (Plantaciones de cítricos), CA (Caña de Azúcar) y UR (Urbano).

reducción de la ganadería (CBo). A diferencia de las transiciones a selva montana, no presentaron relación con las variables ambientales, tratándose de sistemas cuya dinámica posee mayor influencia antrópica. Finalmente, el avance de selva sobre plantaciones de cítricos (PCSM) fue explicada por variables ambientales en un 96% (Tabla 4.8), favorecida por el aumento de las precipitaciones y temperatura mínima de verano, lo cual genera las condiciones climáticas adecuadas para el restablecimiento de SM, luego del abandono de las plantaciones. La deforestación de bosque seco (BSPA) se relacionó negativamente con las temperaturas mínimas de verano e invierno (Grupo A; R²=0.99; Tabla 4.8), lo cual podría asociarse a una disminución en la frecuencia de heladas, lo cual generaría situaciones favorables para la producción agrícola. Al incorporar sólo variables económicas (participación del área industrial en el PBI; %IND) se obtuvo un poder explicativo de R²=0.59, lo cual significaría que la deforestación estaría también vinculada al crecimiento del área industrial, asociado a un aumento de la demanda de materia prima para los procesos de manufactura.

En el área pedemontana se observaron cambios entre las cubiertas agrícolas, explicadas principalmente por variables económicas vinculadas a los rendimientos y comercialización de la caña de azúcar, principal actividad agrícola de la provincia. La expansión del área cañera (PCCA) presentó una relación negativa con las exportaciones de azúcar y positiva con su rendimiento cultural (RENDCA; Tabla 4.8). La transición inversa (CAPC) se relacionó negativamente con la participación del sector agrícola en el PBI (%AGRO). Las pérdidas de superficie cañera no presentaron consecuencias negativas para la producción de azúcar, ya que se vio asociada a un aumento de los rendimientos fabriles (RENFa). El crecimiento urbano en el pedemonte está explicado fundamentalmente por variables sociales y económicas. El avance urbano sobre plantaciones (PCUR), observado principalmente en el área periurbana de Tafí Viejo, estuvo relacionado negativamente con la población rural (PRUTUC; grupo S; R<sup>2</sup>=0.72), mientras que el avance urbano sobre caña (CAUR), está asociado directamente al incremento de la densidad urbana de San Miguel de Tucumán (DENSMT) y su área periurbana (R<sup>2</sup>=0.70; Tabla 4.8). Ambas transiciones presentaron relación positiva con la participación del sector de bienes y servicios en el PBI (%EByS; grupo E), lo cual indica una relación entre el crecimiento urbano y el desarrollo del sector de producción de bienes y servicios, cuyas actividades están asociadas principalmente a entornos urbanos.

Tabla 4.8. Resultados de la RLM (escala temporal: 5 años). Dentro de cada grupo se indica el  $R^2$ , su significancia estadística (\*\*  $p \le 0.01$  y \*  $p \le 0.05$ ) y las variables seleccionadas por la RLM.

	Grupo A	Grupo S	Grupo E	Grupo AS	Grupo AE	Grupo SE	Grupo ASE
PM a SM	$R^2 = 0.61$ $(*)$ $TMnId(-)$			$R^2 = 0.65$ (*) $DENSMT(-)$	$R^2 = 0.75$ $(**)$ %IND(+)		$R^2 = 0.75$ $(**)$ $%IND(+)$
PA a SM	$R^{2}=0.94$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $PMPd(-)$			$R^{2}=0.94$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $PMPd(+)$	R <sup>2</sup> = 0.99 (**) %IND(+) TMnVd(-) CBo(-)		R <sup>2</sup> = 0.99 (**) %IND(+) TMnVd(-) CBo(-)
PM a BS		$R^2 = 0.76$ $(*)$ $DENSMT(-)$	$R^2 = 0.80$ $(**)$ $CBo(-)$		$R^2 = 0.61$ $(*)$ $CBo(-)$	R <sup>2</sup> = 0.99 (**) CBo(-) PRUTUC(-)	$R^2 = 0.61$ $(*)$ $CBo(-)$
PA a BS		$R^2 = 0.61$ (*) $DENSMT(-)$	$R^2 = 0.67$ $(**)$ $CBo(-)$		$R^2 = 0.64$ $(*)$ %IND(+)	$R^2 = 0.67$ $(**)$ $CBo(-)$	$R^2 = 0.64$ $(*)$ %IND(+)
PC a SM	$R^{2} = 0.96$ $(**)$ $PMPd(+)$ $TMnVd(+)$	$R^2 = 0.53$ (*) $DENSMT(+)$	$R^2 = 0.77$ $(**)$ $CBo(+)$	$R^{2}=0.96$ $(**)$ $PMPd(+)$ $TMnVd(+)$	$R^{2} = 0.96$ $(**)$ $PMPd(+)$ $TMnVd(+)$	$R^2 = 0.77$ $(**)$ $CBo(+)$	$R^{2}=0.96$ $(**)$ $PMPd(+)$ $TMnVd(+)$
BS a PA	$R^{2} = 0.99$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $TMnI(-)$		$R^2 = 0.59$ $(*)$ %IND(+)	$R^{2} = 0.99$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $TMnI(-)$	$R^{2} = 0.99$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $TMnI(-)$	$R^2 = 0.59$ $(*)$ %IND(+)	$R^{2} = 0.99$ $(**)$ $TMnVd(-)$ $TMnI(-)$
BS a SM				$R^{2} = 0.93$ $(**)$ $TASDES(-)$ $PMP(+)$	$R^{2} = 0.90$ $(**)$ $%IND(+)$ $TMxV(-)$		$R^{2} = 0.90$ $(**)$ $%IND(+)$ $TMxMV(-)$
PC a CA	$R^2 = 0.98$ $(**)$ $TMnI(-)$ $PMPd(+)$ $TMxV(-)$			R <sup>2</sup> = 0.98 (**) TMnI(-) PMPd(+) TMxV(-)	R <sup>2</sup> = 0.99 (**) EXPAz(-) PMPd(-) RENDCA(+)		R <sup>2</sup> = 0.99 (**) EXPAz(-) PMPd(-) RENDCA(+)
CA a PC	$R^{2}=0.91$ $(**)$ $TMnMI(+)$ $TMxMI(-)$		R <sup>2</sup> = 0.91 (**) RENDFa(+)	$R^{2} = 0.91$ $(**)$ $TMnI(+)$ $TMxI(-)$	$R^{2} = 0.97$ $(**)$ $RENDFa(+)$ $%AGRO(-)$	$R^2 = 0.91$ $(**)$ $RENDFa(+)$	$R^{2}=0.97$ $(**)$ $RENDFa(+)$ $%AGRO(-)$
PC a UR		$R^2 = 0.72$ $(**)$ $PRUTUC(-)$	$R^2 = 0.84$ $(**)$ %EByS(+)	R <sup>2</sup> = 0.99 (**) PRUTUC(-) PMPd(+) PURSMT(-)	R <sup>2</sup> = 0.88 (**) %EByS(+)	$R^{2} = 0.84$ $(**)$ $%EByS(+)$	$R^{2} = 0.88$ $(**)$ $%EByS(+)$
CAUR		$R^{2}=0.70$ $(**)$ $DENSMT(+)$	$R^{2} = 0.75$ (**) %EByS(+)	$R^{2} = 0.95$ $(**)$ $DENSMT(+)$ $TMxV(-)$	R <sup>2</sup> = 0.9 (**) %EByS(+) PMP(+)	R <sup>2</sup> = 0.75 (**) %EByS(+)	$R^{2} = 0.95$ $(**)$ $DENSMT(+)$ $TMxV(-)$

Los signos (+) y (-) indican si la relación entre transición-variable es positiva o negativa.

<u>Abreviaturas</u>: PM (pastizal montano), PA (pastizal antrópico), SM (selva montana), BS (bosque seco), PC (plantación de citrus), CA (caña de azúcar) y UR (urbano). Para más detalle sobre las variables ver en tablas 4.1, 4.2 y 4.3.

#### 4.4. Discusión.

En base al análisis de tendencias de las clases de cobertura e identificación de factores potencialmente explicativos de los cambios de cobertura se pueden identificar dos grandes grupos:

Grupo I: incluye las clases urbano y selva montana, ambas con tendencias crecientes de superficie, y las clases caña de azúcar y pastizal montano con tendencias decrecientes, marcadas por pérdidas netas de superficie (Figura 4.2). Las tendencias presentadas por estas clases de cobertura son simples de modelar (ajustar una función que explique su comportamiento en el tiempo) y por lo tanto de predecir (predictibilidad cuantitativa). En general, se trata de clases con valores bajos de tasas de ganancias y/o pérdidas (expresadas en relación al área total de cada clase) en todos los períodos analizados (menor al cambio total de cada período (S); Figura 4.5), es decir que, según el análisis de intensidades de cambio (*Intensity Analysis*), constituyen clases latentes o "inactivas". Escapa de esta regla el pastizal montano, el cual presentó tasas de cambio elevadas (ganancias y pérdidas) siendo una categoría activa en todos los períodos. Las clases de este grupo están estrechamente vinculadas con los procesos de urbanización en el pedemonte (urbano y caña de azúcar) y reforestación en el área de sierra (selva y pastizales montanos), y sus dinámicas presentaron relaciones significativas con las variables analizadas (Tabla 4.8). Los casos de reforestación analizados presentaron relación significativa ( $p \le 0.01$ ) con variables ambientales (ej., precipitación media) y/o económicas (ej., carga ganadera, participación del sector industrial en el PBI), mientras que la urbanización presentó relación significativa ( $p \le 0.01$ ) con variables económicas (participación del sector de bienes y servicios en el PBI) y sociales (ej., densidad poblacional de SMT, población rural).

Grupo II: conformado por las clases de bosque seco, pastizales antrópicos y plantaciones de cítricos, las cuales presentaros elevados niveles de intercambios (ganancias y pérdidas simultáneas; Anexo 4.B) con tendencias complejas a lo largo del tiempo, para las cuales fue dificultoso encontrar una función que explique su comportamiento (Figura 4.3) y, por lo tanto resulta difícil de predecir. Todas ellas presentaron tasas de ganancias y pérdidas elevadas (Figura 4.5), siendo las clases más activas en el área de estudio, y están involucradas en tendencias de reforestación-deforestación asociadas al proceso de reajuste agrícola en el área de la cuenca de Tapia

y, en menor medida, en valles intermontanos (Gutiérrez Angonese & Grau 2014; Nanni & Grau 2014). En el análisis de relaciones entre las transiciones y variables no fue sencillo encontrar relaciones significativas con las variables analizadas, principalmente en las transiciones de deforestación, las cuales son el resultado de procesos complejos, donde intervienen aspectos vinculados a las decisiones humanas en el mediano y corto plazo, requiriendo métodos más sofisticados para su modelado (ej, sistemas dinámicos).

La observación de las tendencias de cambio en el área de estudio permite distinguir, además, dos períodos de actividad. Con anterioridad a la década de 1990 la mayor intensidad de cambios de cobertura se concentra en las transiciones que incluyen a las categorías de bosque (Figura 4.4.B), principalmente en el área montana de la SSJ y valles inter-montanos. Posteriormente, en la última década el cambio se intensifica en el área pedemontana donde el crecimiento urbano y los cambios agrícolas impulsados por el crecimiento urbano toman el rol principal. Este patrón revela un desfase temporal entre dos procesos conectados funcionalmente, mientras las tendencias de reforestación en áreas naturales se desacelera, limitada por factores topográficos, la expansión urbana en el pedemonte continúa, mostrando un patrón de crecimiento exponencial (Figura 4.6).

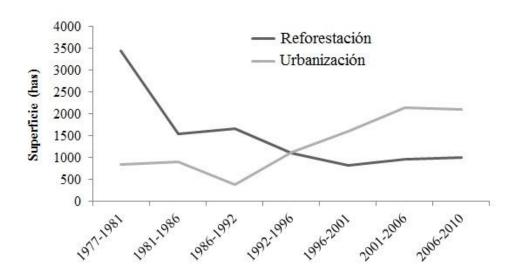


Figura 4.6. Desacople entre las tendencias de reforestación en el área montana (ilustrada con la transición de pastizal montano a selva montana) y la urbanización en el pedemonte sobre áreas con caña de azúcar.

### Relaciones entre las variaciones climáticas y la vegetación.

Las tendencias climáticas en la provincia de Tucumán evidencian un aumento de la precipitación promedio desde mediados del siglo 20 (Figura 1.5.B), con lluvias más intensas y mayor nubosidad, asociado al aumento de las temperaturas mínimas y disminución de las temperaturas máximas (Minetti & González, 2006). Estas condiciones generan un balance hídrico favorable para el crecimiento de la vegetación (Morales et al., 2004). Las nuevas condiciones climáticas en Tucumán, sumado a la disminución de los efectos directos de la población sobre áreas naturales o seminaturales, asociados a la reducción de la actividad agrícola marginal y ganadería extensiva, favorecieron el avance de áreas de bosque sobre pastizales montanos (cumbres y valles) y áreas con mayor pendiente (laderas). Entre 1972 y 1996, se observó una relación directa entre la superficie de selva montana y la precipitación promedio de primavera (r²= 0.84 p≤0.01; Figura 4.7), produciéndose luego un desacople entre ambas variables, el cual podría estar explicado por la intervención de otras variables (ej., económicas).

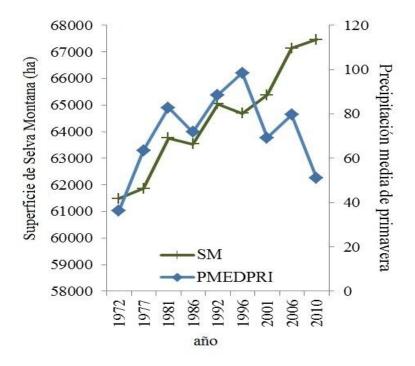


Figura 4.7. Relación entre las tendencias del área total de selva montana y precipitación media de primavera (r2=0.84 p<0.01 entre 1972-1996).

### Cambios económicos y su relación con los cambios de uso de la tierra.

La actividad económica de Tucumán (y, en general, del país) está marcada por un creciente predominio de los sectores productores de bienes y servicios (industria, construcción y comercio) sobre las actividades agrícolas. Sin embargo, la actividad agrícola continúa siendo uno de los pilares más relevantes de la economía de Tucumán, principalmente con el cultivo de caña de azúcar y producción de limón (Dirección de Estadísticas de Tucumán, 2006). Si bien el área total de caña de azúcar se vio reducida debido al avance urbano en el pedemonte y la transferencia de tierras hacia otros cultivos, la introducción de nuevas tecnologías y variedades de caña con mayor rendimiento (Fundación del Tucumán, 2010) permitieron obtener incrementos en los rendimientos de las cosechas (Figura 4.8.A) y los rendimientos fabriles. Por otro lado, el crecimiento de la agricultura moderna (intensiva y concentrada en zonas más productivas) trajo como consecuencia el abandono de actividades productivas menos eficientes, entre ellas la ganadería extensiva. El área de pastizales montanos de la Sierra de San Javier presentó un tendencia negativa, con una relación positiva con la carga ganadera (nº de cabezas de ganando bovino, Figura 4.8.B). Ello indicaría que la reducción de la carga ganadera, consecuencia del paulatino abandono de la ganadería extensiva, posibilitó el avance de áreas de bosque sobre pastizales, favorecido además por un aumento de las precipitaciones promedio.

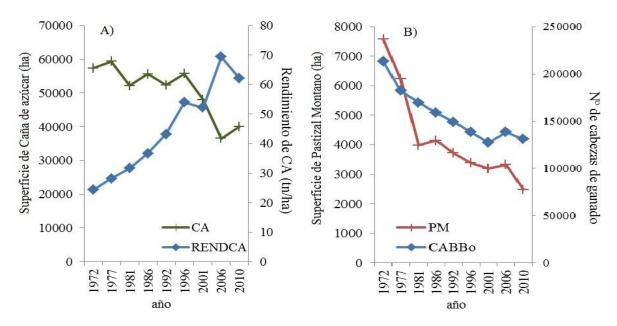


Figura 4.8. Relación entre las tendencias de A) área total de caña de azúcar y el rendimiento de caña en toneladas/hectárea ( $r^2$ =0.735 p<0.003), y B) área total de pastizal montano y número de cabezas de ganado bovino ( $r^2$ =0.913 p<0.001).

El producto bruto interno (PBI) es considerado un indicador del crecimiento económico de un país, reflejando la evolución de su actividad económica (Dirección de Estadísticas de Tucumán, 2006). Si bien es difícil establecer una relación directa entre el crecimiento económico y la conservación o recuperación de recursos naturales, en el área SSJ- GSMT se observó una relación positiva entre el PBI y el avance de bosque (Figura 4.9). Dicha relación estaría mediada por los cambios en los sistemas económico-productivos y el fomento de actividades de conservación.

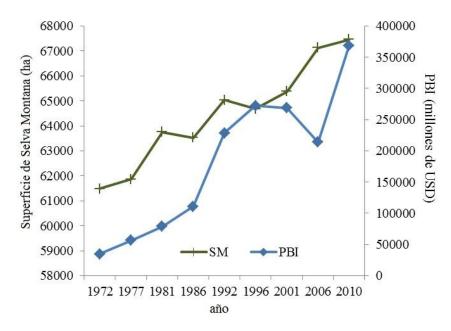


Figura 4.9. Relación entre las tendencias del área de selva montana y el PBI nacional, expresado en millones de USD corrientes ( $r^2$ =0.765; p<0.002).

### Urbanización, pérdida de suelo agrícola y reforestación.

El crecimiento urbano en el área de estudio presentó una relación significativa con la población urbana de Tucumán y, en particular, del GSMT (Figura 4.10). En el año 2001 la población urbana de Tucumán alcanzaba un porcentaje del 79%, de la cual cerca del 70% se asienta en el Gran S.M. de Tucumán (GSMT). A partir de la década de 1990, mientras la población de Tucumán mantiene un crecimiento constante (debido principalmente por el crecimiento natural de la población), el área del GSMT duplicó su extensión, mostrando un patrón de crecimiento extensivo (es decir, mayor superficie por habitante). El crecimiento acelerado de la población urbana de debe a la tendencia de la población a concentrarse en centros urbanos debido al abanico de posibilidades que éstas ofrecen a la población (empleo, salud, educación, servicios públicos). Como

consecuencia de la concentración de la población en el GSMT se produce un incremento de la densidad urbana y, por lo tanto, a una extensión de los límites de la ciudad. Al estar completamente rodeada de campos con caña de azúcar, es la categoría mayormente afectada por la expansión de la ciudad, la cual sigue un patrón de crecimiento agregado (Gutiérrez Angonese, 2010).

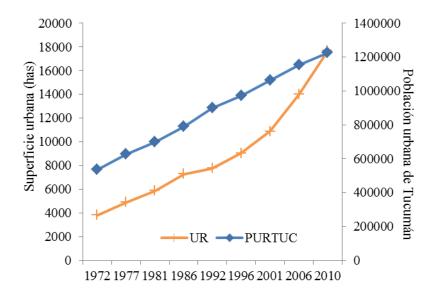


Figura 4.10. Relación entre las tendencias del área urbana del GSMT y la población urbana de Tucumán ( $r^2$ =0.92; p<0.001).

#### 4.5. Conclusiones.

Este estudio permitió identificar las principales tendencias de cambio de cobertura y cuantificar las tasas de cambio en el área natural-urbano SSJ-GSMT. El estudio de los cambios de cobertura entre dos o más períodos, incrementando la frecuencia temporal de las observaciones, nos brinda información más detallada sobre las tendencias de cambio y permite identificar patrones de cambio a lo largo del tiempo, lo cual a su vez permite inferir con mayor precisión cuales son los factores potencialmente responsables de dichos cambios.

Desde el punto de vista metodológico, los análisis de correlación y regresión entre las trayectorias de cambio de cobertura y diferentes variables ambientales y/o socio-económicas contribuyen a identificar potenciales factores explicativos del cambio (driving forces). Sin embargo, estas relaciones no siempre son directas, lineales o simples de inferir, estando potencialmente afectadas por correlaciones con otras

variables, formando sistemas complejos con una variedad de interacciones entre las actividades humanas y el ambiente. Además los factores no son estáticos, también cambian a lo largo del tiempo e interactúan entre sí, por lo que incluir su comportamiento en el análisis de las relaciones contribuye al conocimiento de los sistemas complejos de cambio de cobertura. Además, los resultados obtenidos mediantes los métodos estadísticos presentados en este capítulo permiten conocer el comportamiento de las variables a nivel global, es decir que se aplican a todo el territorio en su totalidad, generando un promedio o "síntesis" de los resultados para el área de estudio en su totalidad. Este hecho se convierte en una limitante cuando se trabaja con información geográfica debido a la variabilidad espacial en la distribución de las variables, determinada por la heterogeneidad espacial del paisaje.

# 4.5. Referencias bibliográficas.

- Aldwaik, S. Z., & Pontius, R. G. (2012). Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition. *Landscape and Urban Planning*, 106(1), 103–114. doi:10.1016/j.landurbplan.2012.02.010
- Álvarez-Martínez, J. M., Stoorvogel, J. J., Suárez-Seoane, S., & Calabuig, E. (2010). Uncertainty analysis as a tool for refining land dynamics modelling on changing landscapes: a case study in a Spanish Natural Park. *Landscape Ecology*, 25(9), 1385–1404. doi:10.1007/s10980-010-9492-z
- Antrop, M. (2005). Why landscapes of the past are important for the future. *Landscape and Urban Planning*, 70(1-2), 21–34. doi:10.1016/j.landurbplan.2003.10.002
- Bürgi, M., Hersperger, A. M., & Schneeberger, N. (2004). Driving forces of landscape change current and new directions. *Landscape Ecology*, 19(8), 857–868. doi:10.1007/s10980-004-0245-8
- Chowdhury, R. (2006). Landscape change in the Calakmul Biosphere Reserve, Mexico: Modeling the driving forces of smallholder deforestation in land parcels. *Applied Geography*, 26(2), 129–152. doi:10.1016/j.apgeog.2005.11.004
- Dale, V. H., Brown, S., Haeuber, R. A., Hobbs, N. T., Huntly, N., Naiman, R. J., ... Valone, T. J. (2000). Ecological Principles and Guidelines for Managing the Use of Land. *Ecological Applications*, *10*(3), 639–670.
- Dirección de Estadísticas de Tucumán. (2006). Evolución del Producto Bruto Geográfico de la Provincia de tucumán, 1993-2005.
- Foley, J. a J. A., Defries, R. S., Asner, G. P., Barford, C., Bonan, G., Carpenter, S. R. S. R., ... Snyder, P. K. (2005). Global consequences of land use. *Science (New York, N.Y.)*, 309(5734), 570–4. doi:10.1126/science.1111772
- Fundación del Tucumán. (2010). *Indicadores de la Evolución de la provincia de Tucumán.* 2010.
- Geist, H., McConnell, W., Lambin, E., Moran, E., Alves, D., & Rudel, T. (2006). Causes and trajectories of land-use/cover change. In *Land-use and Land-cover Change. Local Processes and Global Impacts* (pp. 40–70).
- Grau, H. R., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Flores-ivaldi, E., & Paolini, L. (2008). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).

- Güneralp, B., Seto, K. C., & Ramachandran, M. (2013). Evidence of urban land teleconnections and impacts on hinterlands. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(5), 445–451. doi:10.1016/j.cosust.2013.08.003
- Gutiérrez Angonese, J. (2010). Dinámica espacio-temporal de crecimiento urbano en el pedemonte oriental de la Sierra de San Javier (1986-2045). In *Ecología de una interfase natural-urbana*. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán (pp. 137–151).
- Gutiérrez Angonese, J., & Grau, H. R. (2014). Assessment of swaps and persistence in land cover changes in a subtropical periurban region, NW Argentina. *Landscape and Urban Planning*, *127*, 83–93.
- Huang, J., Pontius, R. G. J., Li, Q., & Zhang, Y. (2012). Use of intensity analysis to link patterns with processes of land change from 1986 to 2007 in a coastal watershed of southeast China. *Applied Geography*, *34*, 371–384.
- Killeen, T. T. J., Guerra, A., Calzada, M., Correa, L., Calderon, V., Soria, L., ... Steininger, M. K. (2008). Total Historical Land-Use Change in Eastern Bolivia: Who, Where, When, and How Much? *Ecology And Society*, *13*(1), 36.
- Lambin, E., Turner, B., Geist, H., Agbola, S., Angelsen, A., Bruce, J., ... Folke, C. (2001). The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Global Environmental Change*, 11(4), 261–269. doi:10.1016/S0959-3780(01)00007-3
- Lesschen, J. P., Verburg, P. H., & Staal, S. J. (2005). Statistical methods for analysing the spatial dimension of changes in land use and farming systems. Focus.
- Minetti, J. L., & González, J. A. (2006). *El cambio climático en Tucumán. Sus impactos*. Tucumán, Argentina: Fundación Miguel Lillo.
- Morales, M. S., Villalba, R., Grau, H. R., & Paolini, L. (2004). Rainfall-controlled tree growth in high-elevation subtropical treelines. *Ecology*, 85(11), 3080–3089.
- Nanni, S., & Grau, H. R. (2014). Agricultural adjustment, population dynamics and forest redristibution in a subtropical watershed of NW Argentina. *Regional Environmental Change*.
- Parés-Ramos, I. K., Gould, W. A., & Aide, T. M. (2008). Agricultural Abandonment, Suburban Growth, and Forest Expansion in Puerto Rico between 1991 and 2000. *Ecology And Society*, *13*(2).
- Pontius, R. J., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2-3), 251–268. doi:10.1016/j.agee.2003.09.008

- Rees, W. E. (1997). Urban ecosystems: the human dimension. *Urban Ecosystems*, *1*, 63–75.
- Schneeberger, N., Bürgi, M., & Kienast, P. D. F. (2007). Rates of landscape change at the northern fringe of the Swiss Alps: Historical and recent tendencies. *Landscape and Urban Planning*, 80(1-2), 127–136. doi:10.1016/j.landurbplan.2006.06.006
- Shalaby, A., & Tateishi, R. (2007). Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt. *Applied Geography*, 27(1), 28–41. doi:10.1016/j.apgeog.2006.09.004
- Turner, B. L., Meyer, W. B., & Skole, D. L. (1994). Global Land-Use/Land-Cover Change: Towards an Integrated Study. *Ambio*, 23(1), 91–95.
- Zak, M. R., Cabido, M., Cáceres, D., & Díaz, S. (2008). What drives accelerated land cover change in central Argentina? Synergistic consequences of climatic, socioeconomic, and technological factors. *Environmental Management*, 42(2), 181–9. doi:10.1007/s00267-008-9101-y

**ANEXO 4.A.** Valores de superficie de cada clase de cobertura en cada fecha (en hectáreas y como porcentaje del área de estudio) y valores de error asociados.

		1972	1977	1981	1986	1992	1996	2001	2006	2010
	has	7.576,4	6.226,1	3.985,1	4.146,6	3.723,0	3.380,9	3.192,8	3.326,3	2.481,6
PM	<b>%</b> *	4,1	3,4	2,2	2,3	2,0	1,8	1,7	1,8	1,3
	$e^{\#}$	9,68	3,23	9,68	8,11	5,41	5,41	10,81	10,81	5,41
	has	12.518,4	10.559,2	10.236,3	10.187,6	12.286,9	10.536,1	11.522,1	12.343,2	13.109,2
PA	%	6,8	5,7	5,5	5,5	6,6	5,7	6,2	6,7	7,1
	e	21,21	9,09	21,21	14,89	14,89	10,64	17,21	8,51	10,64
	has	61.481,8	61.862,9	63.759,1	63.525,8	65.033,6	64.682,1	65.372,9	67.127,3	67.460,1
$\mathbf{SM}$	%	33,2	33,5	34,5	34,4	35,2	35,0	35,3	36,3	36,5
	$\boldsymbol{e}$	9,09	7,27	9,09	10,29	5,88	10,29	4,41	7,35	7,35
	has	19.970,4	22.858,1	23.043,1	20.275,7	19.141,1	19.408,3	21.561,7	22.085,2	21.479,8
BS	%	10,8	12,4	12,5	11,0	10,4	10,5	11,7	11,9	11,6
	e	20,00	8,00	16,00	7,69	15,38	11,54	7,69	7,69	19,23
	has	57.358,1	59.383,9	52.144,3	55.668,8	52.345,4	55.718,8	48.021,2	36.518,3	40.025,6
$\mathbf{C}\mathbf{A}$	%	31,0	32,1	28,2	30,1	28,3	30,1	26,0	19,7	21,6
	e	12,77	10,64	8,51	10,42	12,50	8,33	6,25	8,33	10,42
	has	22.254,1	19.183,2	25.924,4	23.889,3	24.669,3	22.187,2	24.420,2	29.573,6	22.731,5
PC	%	12,0	10,4	14,0	12,9	13,3	12,0	13,2	16,0	12,3
	e	60,00	52,00	28,00	22,86	28,57	20,00	17,14	11,43	20,00
	has	3.798,6	4.884,4	5.865,5	7.263,9	7.758,5	9.044,3	10.866,9	13.983,8	17.669,9
UR	%	2,1	2,6	3,2	3,9	4,2	4,9	5,9	7,6	9,6
	e	//	//	//	//	//	//	12,8	11,0	5,5

<sup>\*</sup> Superficie de cada clase de cobertura expresada como porcentaje del área de estudio total (%)

<sup>#</sup> Porcentajes de error (%) de cada clase i en el tiempo t (extraídos de la tabla 2.11)

<sup>//</sup> Indica las fechas en las que no se cuenta con una estimación del error de la clase urbana. Clases de cobertura: UR (Urbano), PM (Pastizal montano), PA (Pastizales Antrópicos), SM (Selva Montana), BS (Bosque Seco), CA (Caña de Azúcar) y PC (Plantaciones de cítricos).

**ANEXO 4.B.** Valores absolutos de cambio de cada clase de cobertura por períodos (hectáreas).

		1972- 1977	1977- 1981	1981- 1986	1986- 1992	1992- 1996	1996- 2001	2001- 2006	2006- 2010
	PS	57.938,2	50.372,2	52.387,7	56.756,5	58.505,0	58.107,2	58.090,8	58.957,7
	%	18,8	20,4	16,4	14,9	22,5	18,0	17,8	22,0
•	G	3.924,6	13.386,9*	11.138,0	8.277,0	6.177,1	7.265,8	9.036,5*	8.502,5*
na	%	1,3	5,4	3,5	2,2	2,4	2,2	2,8	3,2
onta	P	3.543,6	11.490,7*	11.371,3	6.769,3	6.528,5	6.575,0	7.282,2	8.169,7
Selva montana	%	1,2	4,6	3,6	1,8	2,5	2,0	2,2	3,0
	CN	381,1	1.896,2	-233,3	1.507,8	-351,4	690,8	1.754,4	332,8
	%	0,1	0,8	-0,1	0,4	-0,1	0,2	0,5	0,1
	I	7.087,1	22.981,3	22.276,1	13.538,5	12.354,1	13.149,9	14.564,3	16.339,3
	%	2,3	9,3	7,0	3,6	4,7	4,1	4,5	6,1
	PS	14.159,4	13.501,8	11.616,0	14.078,2	13.637,2	14.185,4	15.113,3	14.825,5
	%	14,2	14,8	10,1	11,6	17,8	14,6	14,0	16,8
	G	8.698,7*	9.541,3*	8.659,7*	5.063,0*	5.771,2	7.376,2*	6.971,9*	6.654,2*
0:	%	8,7	10,4	7,5	4,2	7,5	7,6	6,5	7,5
Bosque seco	P	5.810,9*	9.356,3*	11.427,0*	6.197,6*	5.504,0	5.222,9*	6.448,4*	7.259,7*
nbso	%	5,8	10,2	9,9	5,1	7,2	5,4	6,0	8,2
B	CN	2.887,7	185,0	-2.767,3	-1.134,6	267,2	2.153,3	523,5	-605,4
	%	2,9	0,2	-2,4	-0,9	0,3	2,2	0,5	-0,7
	I	11.621,9	18.712,6	17.319,4	10.125,9	11.007,9	10.445,8	12.896,8	13.308,5
	%	11,6	20,5	15,0	8,3	14,4	10,8	12,0	15,1
	PS	5.578,1	2.284,4	1.903,1	2.040,0	2.334,2	1.972,4	1.975,6	1.819,3
	%	14,7	9,2	9,6	8,2	15,7	11,7	12,4	13,7
	G	648,0	1.700,7*	2.243,5*	1.683,0*	1.046,8*	1.220,4*	1.350,7*	662,3*
Pastizal montano	%	1,7	6,8	11,3	6,8	7,0	7,2	8,5	5,0
mon	P	1.998,3*	3.941,7*	2.082,1*	2.106,5*	1.388,9*	1.408,6*	1.217,2*	1.507,1*
izal	%	5,3	15,8	10,4	8,5	9,3	8,3	7,6	11,3
Past	CN	-1.350,3	-2.241,0	161,5	-423,5	-342,1	-188,2	133,6	-844,7
	%	-3,6	-9,0	0,8	-1,7	-2,3	-1,1	0,8	-6,3
	I	1.296,0	3.401,5	4.164,1	3.366,0	2.093,6	2.440,8	2.434,3	1.324,6
	%	3,4	13,7	20,9	13,5	14,1	14,4	15,2	10,0

<sup>\*</sup> indica si los valores de ganancia y/o pérdida son significativos en relación a los valores de error de cambio presentados en la tabla 4.5 (valor cambio > error (has))

Abreviaturas: Persistencias (PS), Ganancias (G), Pérdidas (P), Cambio neto (CN), Intercambios (I).

<sup>%</sup> refiere al área total de cambio en relación al área inicial de la categoría en cada período. En los intercambios (I) corresponde al porcentaje en relación al cambio total del mismo período.

(Continuación...)

PS	6.675,9 13,5 6.433,3* 13,0 5.667,3* 11,5 766,0 1,6
Fig.	6.433,3* 13,0 5.667,3* 11,5 766,0
P	13,0 5.667,3* 11,5 766,0
No.   10.0   13.5   10.072,1   10.0   13.4   10.074,0   10.09,0   10.0   13.3	5.667,3* 11,5 766,0
No.   10.0   13.5   10.072,1   10.0   13.4   10.074,0   10.09,0   10.0   13.3	766,0
No.   10.0   13.5   10.072,   10.0   13.4   10.074,	766,0
No.   10.0   13.5   10.072,1   10.0   13.4   10.074,0   10.09,0   10.0   13.3	
No.   10.0   13.5   10.072,1   10.0   13.4   10.074,0   10.09,0   10.0   13.3	16
PS         11,6         25,4         24,8         15,9         17,9         17,9         21,1           PS         11.077,8         10.362,6         11.780,6         14.297,1         13.262,6         13.324,9         13.351,7           %         10,0         13,5         9,1         10,0         13,4         12,0         10,9           G         8.105,4         15.561,8*         12.108,8*         10.372,1         8.924,6         11.095,4*         16.221,9           %         7,3         20,3         9,3         7,2         9,0         10,0         13,3           P         11.176,3         8.820,6         14.143,9*         9.592,2         11.406,7*         8.862,3*         11.068,6           %         10,0         11,5         10,9         6,7         11,6         8,0         9,1           CN         -3.070,9         6.741,2         -2.035,1         779,9         -2.482,1         2.233,1         5.153,3           %         -2,8         8,8         -1,6         0,5         -2,5         2,0         4,2           I         16.210,8         17.641,3         24.217,6         19.184,4         17.849,2         17.724,6         22.137,1 <th>1,0</th>	1,0
PS   11.077,8   10.362,6   11.780,6   14.297,1   13.262,6   13.324,9   13.351,7	11.334,6
No.   10,0   13,5   9,1   10,0   13,4   12,0   10,9	23,0
G         8.105,4         15.561,8*         12.108,8*         10.372,1         8.924,6         11.095,4*         16.221,9           %         7,3         20,3         9,3         7,2         9,0         10,0         13,3           P         11.176,3         8.820,6         14.143,9*         9.592,2         11.406,7*         8.862,3*         11.068,6           %         10,0         11,5         10,9         6,7         11,6         8,0         9,1           CN         -3.070,9         6.741,2         -2.035,1         779,9         -2.482,1         2.233,1         5.153,3           %         -2,8         8,8         -1,6         0,5         -2,5         2,0         4,2           I         16.210,8         17.641,3         24.217,6         19.184,4         17.849,2         17.724,6         22.137,1           %         14,6         23,0         18,7         13,4         18,1         16,0         18,1           PS         50.164,2         46.344,2         43.595,3         46.496,9         45.131,7         42.202,9         30.986,6           %         17,5         19,5         16,7         13,9         21,6         15,1         12,9 <th>14.686,3</th>	14.686,3
No.   No.	12,4
I       16.210,8       17.641,3       24.217,6       19.184,4       17.849,2       17.724,6       22.137,1         %       14,6       23,0       18,7       13,4       18,1       16,0       18,1         PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	8.045,2
I       16.210,8       17.641,3       24.217,6       19.184,4       17.849,2       17.724,6       22.137,1         %       14,6       23,0       18,7       13,4       18,1       16,0       18,1         PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	6,8
I       16.210,8       17.641,3       24.217,6       19.184,4       17.849,2       17.724,6       22.137,1         %       14,6       23,0       18,7       13,4       18,1       16,0       18,1         PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	14.887,3*
I       16.210,8       17.641,3       24.217,6       19.184,4       17.849,2       17.724,6       22.137,1         %       14,6       23,0       18,7       13,4       18,1       16,0       18,1         PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	12,6
I       16.210,8       17.641,3       24.217,6       19.184,4       17.849,2       17.724,6       22.137,1         %       14,6       23,0       18,7       13,4       18,1       16,0       18,1         PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	-6.842,1
%     14,6     23,0     18,7     13,4     18,1     16,0     18,1       PS     50.164,2     46.344,2     43.595,3     46.496,9     45.131,7     42.202,9     30.986,6       %     17,5     19,5     16,7     13,9     21,6     15,1     12,9       G     9.219,7     5.800,1     12.073,5*     5.848,6     10.587,2*     5.818,3     5.531,8	-5,8
PS       50.164,2       46.344,2       43.595,3       46.496,9       45.131,7       42.202,9       30.986,6         %       17,5       19,5       16,7       13,9       21,6       15,1       12,9         G       9.219,7       5.800,1       12.073,5*       5.848,6       10.587,2*       5.818,3       5.531,8	16.090,4
%     17,5     19,5     16,7     13,9     21,6     15,1     12,9       G     9.219,7     5.800,1     12.073,5*     5.848,6     10.587,2*     5.818,3     5.531,8	13,6
<b>G</b> 9.219,7 5.800,1 12.073,5* 5.848,6 10.587,2* 5.818,3 5.531,8	29.003,8
	19,9
\$\frac{\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c	11.021,9*
P 7.193,9 13.039,7* 8.549,0 9.171,9 7.213,8 13.515,9* 17.034,7*	7,5
	7.514,6*
<b>8</b> % 2,5 5,5 3,3 2,7 3,4 4,9 7,1	5,1
CN 2.025,8 -7.239,6 3.524,5 -3.323,3 3.373,4 -7.697,6 -11.502,9	3.507,3
% 0,7 -3,0 1,4 -1,0 1,6 -2,8 -4,8	2,4
I 14.387,8 11.600,3 17.098,0 11.697,1 14.427,5 11.636,6 11.063,5	15.029,1
% 5,0 4,9 6,6 3,5 6,9 4,2 4,6	10,3
<b>PS</b> 3.798,6 4.884,4 5.865,5 7.263,9 7.758,5 9.044,3 10.866,9	13.983,8
<b>8</b> % 20,0 25,0 20,0 16,7 25,0 20,0 20,0	25,0
%     20,0     25,0     20,0     16,7     25,0     20,0     20,0       G     1.085,8     981,1     1.398,4     494,6     1.285,8     1.822,6     3.117,0*	3.686,1*
% 5,7 5,0 4,8 1,1 4,1 4,0 5,7	6,6

<sup>\*</sup> indica si los valores de ganancia y/o pérdida son significativos en relación a los valores de error de cambio presentados en la tabla 4.5 (valor cambio > error (has))

<sup>%</sup> refiere al área total de cambio en relación al área inicial de la categoría en cada período <u>Abreviaturas</u>: Persistencias (PS), Ganancias (G), Pérdidas (P), Cambio neto (CN), Intercambios (I).

### ANEXO 4.C. Tratamiento de las variables explicativas.

#### 1. Fuentes consultadas para la recopilación de datos estadísticos.

Fuente	
Estación Experimental Agroindustrial Obispo Colombres (EEAOC)	http://www.eeaoc.org.ar/
Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC)	http://www.indec.mecon.ar/
Censo Nacional Agropecuario (CNA)	http://www.indec.mecon.ar/
Dirección de Estadísticas de Tucumán	http://estadistica.tucuman.gov.ar/
Banco Mundial	http://data.worldbank.org/

#### 2. Estimación de datos faltantes.

La información obtenida requiere ser lo más completa posible y representativa del sistema en estudio. Sin embargo, la disponibilidad de series de datos con estas características constituye la principal limitante para el análisis de relaciones entre CCT y potenciales factores explicativos. Por ello, en algunos casos fue necesario recurrir a estadísticas provinciales o nacionales (a falta de datos locales) o realizar estimaciones de datos faltantes para completar las series de datos. La principal fuente de datos demográficos y sociales son los censos nacionales de población, los cuales se realizan con una frecuencia de 10 años, por lo cual fue necesario estimar los datos inter-censales para obtener una frecuencia de datos equivalentes a las series de cobertura del territorio. En el caso de las variables económicas y productivas la mayor disponibilidad de datos se obtiene a partir de la década de 1990.

La estimación de datos se realizó mediante el ajuste de funciones de regresión que mejor expliquen el comportamiento de la variable y la posterior estimación de datos en las fechas de estudio.

• <u>Variables sociales</u>: se realizaron estimaciones a partir de datos del INDEC y la Encuesta Permanente de Hogares (EPH), aplicando las siguientes funciones:

PTOTUC = 
$$765.927.8 + 17.572.7 *$$
 fecha ( $r^2=0.992$ ; p<0,001)  
PURTUC =  $481.198.9 + 18.166.3 *$  fecha ( $r^2=0.999$ ; p<0,001)  
URBSMT<sup>1</sup> =  $354.687.7 + 11.920.5 *$  fecha ( $r^2=0.998$ ; p<0,001)  
PRUTUC = PTOTUC – PURTUC

DENTUC= PTOTUC / área (Tucumán = 22.524 Km²)  
DENSMT² = PURSMT / área SMT (SMT = 90 Km²)  
TEMP³ = 
$$42.78 - 0.056 * (fecha)² + 0.001 * (fecha)³ (r²=0.756; p<0.015)$$
  
TDES⁴ =  $14.27 - 1.92 * fecha + 0.15 * (fecha)² - 0.003 * (fecha)³ (r²=0.81; p<0.001)$ 

Series de datos sociales finales: en las variables de población (total, rural y urbana) corresponden a valores de cambio de cada variable (nº de habitantes), calculado como la diferencia en el valor de la variable al inicio y final de cada período ( $t_2$ - $t_1$ ), mientras que el valor de densidad (nº hab/km²) corresponde al valor promedio del período ( $t_2$ - $t_1$ /2). Las tasas de empleo y desempleo se miden en porcentaje.

Variable	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010
$PTOTUC^{I}$	87.864	70.291	87.864	105.436	70.291	98.132	77.595	32.082
$PURTUC^{1}$	90.832	72.665	90.831	108.998	72.666	91.944	89.719	72.665
$PURSMT^{l}$	59.602	47.682	59.603	71.523	47.682	59.602	59.602	57.255
PRUTUC <sup>1</sup>	-2.969	-2.374	-2.967	-3.562	-2.375	6.188	-12.124	-40.583
$DENTUC^2$	38,30	41,81	45,32	49,61	53,51	57,25	61,15	63,58
DENSMT <sup>2</sup>	4026,43	4314,71	4602,99	4955,34	5275,65	5633,04	5953,35	6037,11
$TASEMP^2$	41,14	38,63	35,12	33,00	31,25	30,75	36,80	46,20
TASDES <sup>2</sup>	7,79	7,75	11,48	12,78	16,25	19,18	14,16	10,03

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> valores de cambio  $(t_2-t_1)$ 

La tasa de empleo se calcula como el porcentaje entre la población ocupada y la población total.

La tasa de desocupación se calcula como el porcentaje de la población desocupada y la población económicamente activa.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> los datos de población urbana de San Miguel de Tucumán (SMT) corresponden a estimaciones del Banco Mundial.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> la densidad de población de SMT entre 1970 y 1980 fue estimada considerando el área departamental actual (90 Km<sup>2</sup>) ya que no se dispone de este dato previo a la reorganización departamental de la provincia.

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> La tasa de empleo representa el % de la población ocupada respecto a la población total.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> La tasa de desempleo representa el % de la población desocupada respecto a la población económicamente activa.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> valores promedio  $(t_2-t_1/2)$ 

 <u>Variables económicas</u>: los datos de PBI corresponden a datos nacionales obtenidos del Banco Mundial, mientras que los datos relativos a la producción agroganadera corresponden a estimaciones provinciales obtenidas de la Dirección de Estadística de Tucumán. Para la estimación de datos se utilizaron las siguientes funciones:

$$RENDCA = 0.045 + 0.971 * log (fecha) (r^2=0.905; p<0.001)$$

$$CAmol = 0.974 * log (fecha) (r^2=0.793; p<0.007)$$

$$PRODLm = 0.943 * log (fecha) (r^2=0.847; p<0.001)$$

$$RENDLm = -1.794.91 + 1.092.8 * fecha (r^2=0.948; p<0.001)$$

$$CBo = 247.671 - 313.89.3 * ln (fecha) (r^2=0.870; p<0.001)$$

$$COv = 103.841.2 - 26.322.8 * ln (fecha) (r^2=0.951; p<0.001)$$

Series de datos económicos finales: corresponden a valores de cambio de la variable, calculado como la diferencia en el valor de la variable al inicio y final de cada período  $(t_2-t_1)$ .

Variable	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010
PBI <sup>3</sup>	52.664,4	65.269,5	86.894,4	125.992,8	245.251,2	286.336,8	167.331,4	277.143,2
CPBI (% anual)	1,59	4,20	-2,43	1,83	5,21	2,66	2,35	6,18
PBICap (U\$D)	2.050,01	2.368,27	2.950,14	3.929,23	7.167,59	7.928,03	4.410,64	6.999,90
%IND	46,71	44,79	40,40	37,46	29,14	28,31	32,91	33,36
%AGRO	9,58	7,44	8,14	8,22	5,66	5,38	9,26	8,78
%EByS	7,34	7,45	8,90	9,44	7,67	10,40	22,90	23,80
RENDCA (tn/ha)	3,85	3,51	5,01	6,61	10,71	-1,76	17,18	-7,26
CAmol (tn)	684.852	616.643	867.996	982.771	957.766	168.361	2.305.739	1.970.946
PRODAz (tn)	153.057	114.400	-300.300	160.340	36.579	69.290	662.171	-581.477
RENDFa (%)	0,31	0,26	0,34	0,32	-0,60	0,59	1,78	-0,51
EXPAz (tn)	38.353	-3.148	-38.061	3.831	-2.258	-286	35.956	-15.266
PRODLm (tn)	57.983	60.447	98.721	56.479	343.980	413.824	128.300	265.930
RENDLm (kg/ha)	5.464	4.372	5.464	3.938	7.863	3.587	5.780	5.059
EXPLm (tn)	11.720	1.498	9.226	41.592	81.960	88.936	60.063	-58.581
$CBo^4$	-30.787	-12.728	-10.933	-9.488	-10.928	-10.907	11.042	-7.353
$COv^4$	-25.819	-10.676	-9.168	-7.957	6.019	-20.643	-895	303

$CCa^4$	-32.443	-13.411	-11.521	-9.999	4.862	-18.986	217	-5.214
---------	---------	---------	---------	--------	-------	---------	-----	--------

valores de cambio (t<sub>2</sub>-t<sub>1</sub>)

• <u>Variables ambientales</u>: A partir de los datos mensuales de precipitación y temperatura se derivaron los valores promedio de precipitación (mm/año) y temperatura (°C) de cada período, entre el año  $t_1 \; y \; t_{\text{m-1}}$  (m= año final del período).

Variable	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010
PMA	83,64	103,97	103,55	82,37	87,97	105,51	88,53	88,05
PMP	51,91	75,23	68,33	51,96	65,62	89,53	62,78	56,88
PMI	11,67	11,91	20,08	14,54	12,19	19,05	11,18	2,69
PMV	168,85	231,38	220,72	172,81	192,75	224,36	181,59	204,14
TMxA	24,52	24,89	24,34	25,40	25,09	24,88	25,08	25,68
TMxP	26,31	26,50	26,16	26,83	26,51	26,81	27,35	28,38
TMxI	18,95	19,80	18,39	20,05	19,38	19,36	19,50	20,23
TMxV	29,55	29,15	29,09	30,64	30,08	29,51	29,87	29,84
TMnA	13,20	13,81	14,08	14,12	14,00	13,98	14,26	14,36
TMnP	13,07	13,67	14,37	14,45	14,40	14,23	14,68	15,25
TMnI	7,03	7,68	7,47	7,82	7,43	7,94	8,10	7,47
TMnV	18,80	18,99	19,35	19,54	19,35	18,86	19,43	19,80

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> millones de U\$D corrientes <sup>4</sup> nº de cabezas de ganado

# **CAPÍTULO 5**

Patrones espacio-temporales de cambios de cobertura en el área peri-urbana del Gran San Miguel de Tucumán (1972-2010).

#### Resumen.

Las actividades humanas constituyen el principal agente de cambio, introduciendo nuevos tipos de coberturas o modificando la estructura y configuración espacial del paisaje. La cuantificación de los patrones espaciales de cambio de cobertura y su variabilidad temporal permite documentar y comprender los efectos que dichos patrones poseen sobre los procesos ecológicos. En este capítulo se realiza una caracterización de los patrones espaciales de cambio de cobertura, analizando su variabilidad temporal y su relación con factores biofísicos y de proximidad que influyen en la distribución espacial de las áreas de cambio. Este análisis se realiza considerando las áreas de transición entre clases de cobertura que representan los procesos de reforestación, deforestación, cambio forestal y urbanización. Se realizaron series de mapas binarios de cada una de las transiciones de interés, considerando períodos de 5 años (aproximadamente), y a partir de ellos se calcularon índices de paisaje a fin de describir la configuración espacial de las áreas de transición en cada período. Para conocer las relaciones existentes entre la distribución espacial de las áreas de transición entre clases de cobertura y las variables biofísicas y de proximidad se realizó el ajuste de Regresiones Logísticas Múltiple.

Los índices de paisaje revelan que las áreas de cambio presentan un patrón fragmentado en todos los períodos. Las transiciones de reforestación y deforestación tienden a una reducción del número y área media de los parches, mientras que las transiciones de urbanización presentaron la tendencia opuesta. Al analizar la configuración espacial de las áreas de transición respecto a las áreas de cambio en períodos previos se observó una tendencia de agregación, es decir, que las áreas de transición de cada período se disponen adyacentes a las áreas que experimentaron cambio de períodos anteriores, mostrando una continuidad espacial. En cuanto a las variables que presentaron mayor influencia en la distribución de las áreas de cambio predomina la distancia a la clase que gana en cada transición, es decir, que los cambios de cobertura se producen siguiendo un patrón por extensión espacial de las clases de cobertura, mientras que las variaciones de este patrón observadas entre períodos pueden estar explicados por los efectos de otras variables, por ejemplo la precipitación o pendiente.

Palabras clave: patrón espacial, índices de paisaje, áreas de cambio, heterogeneidad.

#### 5.1. Introducción.

Los paisajes actuales son el resultado de múltiples causas naturales y antrópicas, desde la variabilidad en las condiciones abióticas (clima, topografía) y las interacciones entre los sistemas bióticos, hasta los patrones de asentamiento humano y usos del territorio. Las actividades humanas constituyen el principal agente de cambio, introduciendo nuevos tipos de coberturas y/o modificando la estructura del paisaje y la configuración espacial de los hábitats naturales, contribuyendo a una mayor heterogeneidad ambiental y alterando su funcionamiento (Turner, Gardner, & O'Neill, 2001; Briassoulis, 2000; Vitousek et al., 1997). Existe una estrecha relación entre los procesos ecológicos y los patrones espaciales del paisaje, donde los cambios en la estructura y configuración espacial de los elementos que componen el paisaje pueden alterar el funcionamiento de los procesos ecológicos (Turner et al., 2001). Para conocer estos efectos es necesario describir y cuantificar tanto los patrones espaciales de cambio como su evolución a lo largo del tiempo.

El desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y sensores remotos incrementó la posibilidad de realizar representaciones precisas de la configuración y variabilidad espacial y temporal de los sistemas terrestres mediante la construcción de mapas de cobertura y el estudio de su variabilidad a lo largo del tiempo mediante series temporales (Matson & Ustin, 1991; Moizo Marrubio, 2004). A partir de los mapas de cobertura es posible cuantificar la composición y distribución espacial de los diferentes componentes del paisaje mediante el uso de un conjunto de índices, los cuales aportan información sobre la estructura (composición, tamaño, forma) y disposición espacial de los elementos del paisaje mediante valores numéricos (Matteucci & Silva, 2005; Matteucci, 2004; McGarigal & Marks, 1995). Normalmente, los análisis de los patrones espaciales del paisaje se llevan a cabo utilizando datos de cobertura del territorio que han sido digitalizados y almacenados en un SIG. La caracterización de la estructura y configuración espacial de los elementos del paisaje se realiza calculando diferentes índices sobre las clases de cobertura definidas, en determinados momentos temporales. La comparación de dichos índices a lo largo del tiempo permite conocer su evolución e identificar cómo los patrones espaciales cambian a lo largo del tiempo, resaltando el aspecto dinámico del paisaje (Aguilera Benavente, 2010; Liu et al., 2010).

Los cambios de cobertura están influenciados por numerosas variables ambientales y socio-económicas que de manera conjunta dan forma al paisaje,

determinando su configuración espacial; dichas variables pueden ser específicas de cada localidad y período. El reto es identificar los patrones dominantes y sus causas para comprender el funcionamiento del sistema y poder anticiparnos a los cambios, ello permitiría, por ejemplo, adaptar planes de manejo o políticas de ordenamiento territorial y evaluar sus posibles efectos. Es importante considerar que no solo los ecosistemas y sistemas antrópicos están en constante cambio, sino también los actores o factores que influyen en su dinámica. El análisis de los patrones espaciales de cambio y sus causas mediante la comparación de mapas de cobertura en años sucesivos, considerando períodos cortos de tiempo, brinda resultados más consistentes que si sólo se considera un período largo (Álvarez-Martínez et al., 2010), dado que la influencia y relevancia de dichos factores puede variar en el tiempo (Lambin, Geist, & Lepers, 2003).

En el área peri-urbana del GSMT se han descripto diferentes patrones de cambio de cobertura estrechamente relacionados entre sí, vinculados al modelo de transición forestal peri-urbana (Gutiérrez Angonese & Grau 2014; Grau et al., 2008), reajuste agrícola en tierras planas (ej., Cuenca de Tapia; Nanni & Grau, 2014) y urbanización (Gutiérrez Angonese, 2010), los cuales implican una reorganización y segregación espacial de las coberturas del territorio con diversos efectos ecológicos (Gutiérrez Angonese & Grau, 2014). Dichos efectos incluyen desde la fragmentación y reducción de ambientes naturales hasta cambios en la composición original de los ecosistemas (ver discusión del Capítulo 3).

El análisis de las transiciones entre clases de cobertura permite describir los patrones de ganancia y pérdida de cada clase de cobertura particularizando desde o hacia que otra clase se produce el cambio, pudiendo seguir patrones disímiles. Por ejemplo, la categoría de selva montana presentó ganancias desde áreas de pastizal montano, bosque seco y plantaciones de citrus, sin embargo, cada una de ellas presenta particularidades en cuanto a su distribución espacial y tasa de cambio (Gutiérrez Angonese & Grau, 2014). Mientras la ganancia sobre pastizales sigue un patrón local en las áreas de cumbre de la SSJ, la selva ocupa plantaciones citrícolas en el borde pedemontano de la SSJ o áreas de bosque seco en las laderas norte con mayor pendiente, y los tres procesos pueden además estar explicados por diferentes factores.

En base a lo descripto anteriormente, el objetivo principal de este capítulo es caracterizar los patrones espaciales de los cambios de cobertura y su variabilidad temporal, y conocer los factores que determinan dichos patrones, para ello se propone:

- 1) Analizar los patrones espaciales de las áreas de cambio (transiciones entre clases de cobertura) cuantificando una serie de índices de paisaje;
- 2) Examinar las relaciones existentes entre la localización de las áreas de transición y una serie de variables biofísicas y de proximidad;
- 3) Conocer la variabilidad temporal de los patrones espaciales y las variables explicativas a partir del uso de series temporales de cambios de cobertura.

En este capítulo se describen los patrones espaciales y el nivel de agregación espacial de las áreas de cambio de cobertura (transiciones entre clases de coberturas) mediante índices de paisaje (Sección 5.2.a) y se analizan las relaciones existentes entre la localización de las áreas de transición y variables biofísicas (pendiente, precipitación media anual) y de proximidad (distancia a ríos, caminos, parque Sierra de San Javier), mediante la aplicación de Regresiones Logísticas Múltiples (Sección 5.2.b). Los cambios de cobertura analizados representan los principales procesos de cambio en el área de estudio (reforestación, deforestación/reajuste agrícola y urbanización).

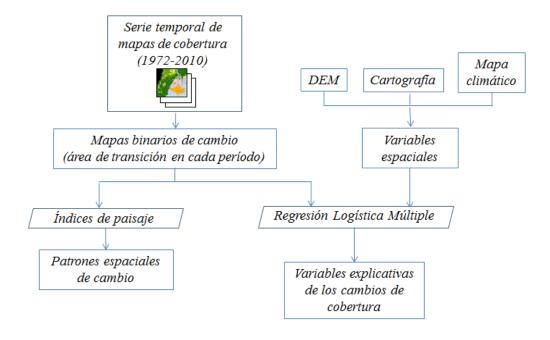


Figura 5.1. Esquema metodológico del capítulo 5.

### 5.2. Metodología.

Para el análisis de los patrones espaciales y temporales de cambio de cobertura se consideran las áreas de transición entre clases de cobertura. Las transiciones seleccionadas han sido consideradas transiciones sistemáticas en el Capítulo 3 y están vinculadas a procesos de 1) reforestación, 2) deforestación, 3) cambio forestal y 4) urbanización (Tabla 5.1). Se realizaron mapas binarios de cada una de las transiciones de interés (asignando el valor 1 al área de transición y 0 al resto del área) presentes en cada período (1972-1977, 1977-1981, 1981-1986, 1986-1992, 1992-1996, 1996-2001, 2001-2006 y 2006-2010). Posteriormente se aplicó un filtro modal con una ventana de 7x7 pixeles para reducir la presencia de pixeles aislados. Posteriormente, se cuantificó el área ocupada (en hectáreas) por cada transición en cada período a fin de conocer sus tendencias a lo largo del tiempo.

Tabla 5.1. Transiciones entre clases de cobertura seleccionadas para el análisis de los patrones espaciales.

Proceso	Transición	Notación
Reforestación	Pastizal montano (PM) a Selva montana (SM)	PMSM
Rejorestacion	Pastizal antrópico (PA) a Bosque seco (BS)	PABS
Deforestación	Bosque seco (BS) a Pastizal antrópico (PA)	BSPA
Cambio forestal	Bosque seco (BS) a Selva montana (SM)	BSSM
Urbanización	Caña de azúcar (CA) a Urbano (UR)	CAUR
Orbanizacion	Plantaciones de citrus (PC) a Urbano (UR)	PCUR

## 5.2.a. Configuración espacial de los cambios de cobertura.

Con el objetivo de cuantificar la configuración espacial y nivel de agregación de las áreas de transición, así como su evolución a lo largo del tiempo, se calculó una serie de índices de paisaje para cada una de las transiciones seleccionadas y en cada uno de los periodos analizados. Ello permitió conocer la disposición espacial de las áreas de transición dentro del área de estudio y determinar si se distribuyen siguiendo patrones espacialmente agregados o, por el contrario, se disponen en parches aislados contribuyendo a la fragmentación y mayor heterogeneidad del paisaje. Para el análisis de los índices de paisaje se siguió un enfoque estructural que comprende la descripción espacial y temporal de los elementos del paisaje independientemente de los objetos y procesos involucrados (Matteucci, 2004).

Los índices de paisaje fueron seleccionados de acuerdo a la naturaleza raster de los mapas de transición (Tabla 5.2) y se calcularon utilizando el software libre FRAGSTATS 4.2 (McGarigal & Marks, 1995), el cual permite realizar un cálculo rápido y sencillo de numerosas métricas a nivel de parche, clase de cobertura o paisaje. Según las propiedades que describen, se utilizaron diferentes tipos de índices (McGarigal, Cushman, & Regan, 2005; McGarigal & Marks, 1995):

- 1) Índices de estructura (tamaño y forma). Los índices que mejor describen la estructura de las áreas de transición son el Tamaño medio de los parches (AREA\_MN), medido en hectáreas, y el Índice de forma medio (SHAPE\_MN), el cual mide la forma media de los parches considerando la relación perímetro-área de cada parche con respecto al perímetro que tendría un parche con el misma área y forma más simple (en un formato raster equivale a un cuadrado). A mayor valor de SHAPE\_MN, mayor es la complejidad de forma del parche. En ambos casos, para conocer la variabilidad de tamaño y forma se calculó el Coeficiente de variación del área media (AREA\_CV) y el Coeficiente de variación del índice de forma (SHAPE\_CV). El coeficiente de variación mide la variabilidad alrededor de la media (es decir, la variabilidad como porcentaje de la media) y no la variabilidad absoluta (la cual se obtendría con la desviación estándar), lo cual permite comparar entre diferentes clases o la misma clase a lo largo del tiempo. Valores bajos de coeficiente de variación indican mayor similitud entre parches.
- 2) Índices de fragmentación. Una medida simple y directa del nivel de división del paisaje es el Número de Parches (NP), a medida que el número de parches se incrementa, mayor es el nivel de fragmentación del área (por subdivisión de parches mayores o surgimiento de nuevos parches). Por otro lado, el Índice del parche mayor (Largest Patch Index, LPI) cuantifica el área que ocupa el parche de mayor tamaño como porcentaje del área total, constituye una medida de la conectividad de los parches. El valor de LPI igual 1 indicaría una conectividad total de la clase, es decir que existe un patrón de agregación de las áreas de transición, en cambio el valor 0 indicaría que la clase está dispersa en numerosos pequeños fragmentos.
- 3) <u>Índices de agregación y aislamiento.</u> La <u>Distancia media al vecino más cercano</u> (*Euclidean Nearest-Neighbor Distance*, ENN\_MN) se define como la distancia media desde un parche al vecino más cercano del mismo tipo y aporta información sobre del grado de aislamiento de los parches entre sí (mayor valor de ENN\_MN, mayor es el aislamiento de los parches dentro del área de estudio). Para medir la variabilidad de distancias entre vecinos, como una medida de la dispersión de los parches en el área, se

cuantificó el Coeficiente de variación del vecino más cercano (ENN\_CV), valores bajos de éste índice indican una distribución regular o uniforme de los parches en el paisaje, mientras que valores altos representan una distribución irregular. El Índice de agregación (Aggregation Index, AI) se calcula como la proporción entre el total de las adyacencias observadas entre parches de la misma clase y el número máximo de adyacencias posibles (cuando la clase está totalmente agregada formando un solo parche) a partir de una matriz de adyacencias, la cual muestra la frecuencia con la cual un pixel perteneciente a una clase es adyacente a otro de la misma clase y provee una medida del nivel de agregación de los parches individuales en el paisaje. El índice toma valor 0 cuando no hay adyacencias (es decir, cuando la clase está desagregada y el parche está representado por una única celda) y 100 cuando la clase está máximamente agregada.

Los índices de tamaño y forma (AREA y SHAPE) y el NP se calcularon sobre las áreas de transición en cada período, mientras que, para calcular los índices LPI, ENN\_MN, ENN\_CV, AI se incluyeron en el mapa de cambio de cada período las áreas de transición (de la misma clase) de los períodos previos a fin de conocer si las áreas de transición se localizan adyacentes o próximas a zonas transformadas en períodos anteriores, es decir, si existe una continuidad espacial en la distribución de las áreas de transición a lo largo del tiempo. Al no existir una relación unívoca entre los valores de un índice y un patrón de cambio específico (Gustafson, 1998), es conveniente evaluar los índices de manera conjunta y complementaria. Para representar los cambios en los patrones espaciales de las áreas de transición se graficaron los índices del paisaje en relación al área de cambio de cada transición (como porcentaje del área total) o respecto al período correspondiente.

# 5.2.b. Factores explicativos de los patrones geográficos de los cambios de cobertura.

Dado que los cambios de cobertura ocurren a causa de múltiples factores que interactúan entre sí y que, a su vez, dicha combinación de factores varía en el tiempo y espacio dependiendo de las condiciones ambientales y sociales (Lambin et al., 2003), se analizaron las relaciones entre las áreas de transición y potenciales variables explicativas mediante la aplicación de modelos de *Regresión Logística Múltiple (RLoM)* 

Tabla 5.2. Índices de paisaje seleccionados para describir la configuración espacial de las áreas de transición entre coberturas (Extraído de McGarigal & Marks 1994 y McGarical 2014 "Fragstat Help").

	INDICE	Fórmula de cálculo	Unidad	Rango
	Área media (AREA_MN)	$AREA\_MN = (\sum a_{ij}/n_i)/10.000$ $a_{ij} = \text{área del parche ij (m}^2).$ $n_i = n^o$ de parches de la clase i.	ha	AREA_MN > 0
URA	Coeficiente de variación del área media (AREA_CV)	AREA_CV= (ENN_SD / ENN_MN) * 100 ENN_SD= desviación estándar del área media	%	0 <area_cv<100< td=""></area_cv<100<>
ESTRUCTURA	Índice de forma promedio (SHAPE_MN)	SHAPE_MN= $\sum (0.25 \ p_{ij} / \sqrt{a_{ij}}) / n_i$ $p_{ij}$ = perímetro del parche ij (m) $a_{ij}$ = área del parche ij. $n_i$ = $n^o$ de parches de la clase i.	-	SHAPE_MN ≥ 1
	Coeficiente de variación del índice de forma (SHAPE_CV)	SHAPE_CV= (SHAPE_MN/SHAPE_SD)*100  SHAPE_SD= desviación estándar del índice de forma	%	0 <shape_cv<100< td=""></shape_cv<100<>
TACIÓN	Número de parches (NP)	$NP = n_i$ $n_i = n^o$ de parches de la clase i.	-	NP ≥ 1
FRAGMENTACIÓN	Índice del parche más grande (LPI)	$LPI= max(a_{ij})*100/A$ $a_{ij}=$ área del parche ij. $A=$ área total	%	0 <lpi<100< th=""></lpi<100<>
	Distancia media al vecino más cercano (ENN_MN)	metros	ENN_MN>0	
AGREGACIÓN	Coeficiente de variación de la distancia al vecino más cercano (ENN_CV)	%	0 <enn_cv<100< th=""></enn_cv<100<>	
¥	Índice de agregación (AI)	-	-0 <ai<100< th=""></ai<100<>	

(con solo dos valores posibles, 0 y 1; áreas de transición) y dos o más variables independientes (continuas o binarias; variables explicativas), asumiendo que la probabilidad de que la variable dependiente tome valor 1 sigue una curva logística. Una transformación logística permite obtener un modelo lineal en el cual la variable binaria puede tomar cualquier valor entre 0 y 1 (variable continua), representando la probabilidad de ocurrencia de un evento positivo (Lesschen, Verburg, & Staal, 2005). Se ajustaron *RLoM* para cada transición entre clases de cobertura en cada período incorporando todas las variables independientes de manera simultánea. A fin de reducir la correlación espacial se aplicó un muestreo estratificado seleccionando sólo una muestra (10%) de los píxeles del mapa. Para evaluar el ajuste del modelo se utilizó el coeficiente de determinación  $pseudo-R^2$ , el cual toma valores entre 0-1 (valores >0,2 indican un buen ajuste) y representa el porcentaje de la variancia explicada en funciones no lineales (Eastman, 2006). La contribución de cada variable independiente a la explicación de la probabilidad de ocurrencia de la variable dependiente (área de transición) fue evaluada mediante el cálculo de los coeficientes estandarizados de cada variable, los cuales permiten comparar las variables entre sí, independientemente de la unidad de medida de cada variable. Los coeficientes estandarizados (b'yx) se calcularon aplicando la fórmula propuesta por Lesschen et al. (2005):

La *RLoM* permite describir la relación entre una variable dependiente binaria

$$b'_{vx} = (b_{vx}) (S_x) (R) / (S_{logit \, v})$$
 [5.1]

donde  $b_{yx}$  son los coeficientes no estandarizados arrojados por la regresión logística,  $S_x$  es la desviación estándar de la variable independiente, R es la raíz cuadrada del coeficiente de determinación y  $S_{logit y}$  es la desviación estándar de la variable dependiente. Las variables que poseen valores altos de  $b'_{yx}$  son las que más contribuyen a la estimación de la variable dependiente. Los análisis de regresión fueron ajustados utilizando el modulo LOGISTICREG del programa IDRISI Selva 17.0 (Eastman, 2012).

Las variables independientes consideradas como potenciales factores explicativos son:

1) Pendiente (PEND): a partir de un modelo de elevación de terreno (DEM) se calculó la pendiente del terreno, expresada en porcentaje, a partir de la diferencia de altitud entre pixeles adyacentes y la resolución espacial. Un valor del 100% equivale a una pendiente de 45°.

- 2) *Precipitación media anual (PMA)*: se utilizó el mapa de precipitación media (bio12) obtenida de la base de datos *Worldclim* (Hijmans, Cameron, Parra, Jones, & Jarvis, 2005).
- 3) *Distancia a ríos (DRIO)*: se calculó la distancia lineal desde cada pixel al curso de agua permanente más próximo.
- 4) Distancia a caminos (DCAM): se incluyeron rutas primarias y secundarias obtenidas de la cartografía del Instituto Geográfico Militar (IGM) y se obtuvo la distancia lineal de cada pixel a la ruta más cercana.
- 5) *Distancia al área protegida (PSSJ)*: se calculó la distancia lineal desde cada pixel a los límites del parque.
- 6) Distancia a la clase de cobertura que gana en cada transición: se calculó la distancia de cada pixel al área ocupada al inicio de cada período por la clase de cobertura que gana en cada transición.

De cada variable se construyó un mapa raster con una resolución de 30m, a fin de hacerlos compatibles con la resolución de los mapas de cambio de cobertura.

#### 5.3. Resultados.

Al observar la tendencia de las diferentes transiciones entre clases de cobertura a lo largo del tiempo se puede apreciar la existencia de dos períodos con mayor proporción de cambio (1972-1986, 2001-2010) separados por un período de mayor estabilidad entre 1986-2001 (Figura 5.2). En el período 1972-1986 se observa un predominio de las transiciones que involucran a las clases de bosque, es decir, la reforestación sobre pasturas y áreas agrícolas (PMSM y PABS), la deforestación para usos agrícolas (BSPA) y cambios entre las clases de bosque (BSSM). Dichos cambios se distribuyen principalmente en el área de montaña (pastizales cumbrales y laderas de la SSJ), la cuenca de Tapia y valles intermontanos. El período 2001-2010 predomina el crecimiento urbano sobre áreas agrícolas (CAUR y PCUR) y en menor medida, la deforestación para usos agrícolas (BSPA), cambios predominantes en el área pedemontana.

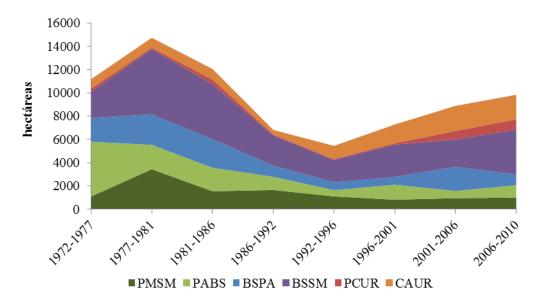


Figura 5.2. Evolución de las transiciones entre clases de cobertura durante los diferentes períodos analizados.

## 5.3.a. Patrones espaciales de cambio con índices de paisaje.

A partir del cálculo de los índices de paisaje ha sido posible identificar los patrones espaciales de las áreas de transición entre clases de cobertura, es decir, la estructura y distribución de las áreas de cambio dentro del área de estudio. En líneas generales se observó un elevado número de parches en todas las transiciones (Anexo 5.A), siguiendo una tendencia decreciente en la mayoría de las transiciones analizadas, a excepción del crecimiento urbano sobre caña (CAUR) que presentó la tendencia opuesta. Además se observó una correspondencia entre el área total de cambio de cada transición con el número de parches, es decir que los períodos con mayor superficie de cambio presentaron mayor número de parches (Figura 5.3.A), indicando que los cambios se distribuyen siguiendo un patrón fragmentado, independientemente de la magnitud del cambio, y por lo tanto la disminución del número de parches se deba a la reducción total del área de cambio. En las transiciones de reforestación (PMSM, PABS) también se observó una relación lineal entre el porcentaje de cambio, el área media de los parches y el índice de forma medio (Figura 5.3.B y C), es decir que en períodos con mayor porcentaje de cambio los parches presentaron mayor extensión y complejidad. En el período 1977-1981 se observó la mayor proporción de cambio de PM a SM, formando 304 parches con un área media de 6,2 hectáreas (Anexo 5.A), aunque con gran variabilidad de tamaños (AREA\_CV=208). En los períodos siguientes se observó

sucesivamente un menor número de parches de cambio (NP= 130 →17), acompañado de una disminución general del área media (AREA\_MN= 2,27 →1,36 ha). En el caso de reforestación con bosque seco (PABS) se observó una situación similar, una disminución general en el número de parches (de NP=365 en 1972-1977 a NP=28 en 2006-2010) y su área media (7,1 ha en 1972-1977 a 1,6 ha en 2006-2010). Ambos casos reflejan una reducción en el área total de cambio en cada período, es decir, que el proceso de reforestación fue cada vez menor. En el caso de deforestación (BSPA) se observó también una tendencia decreciente en el NP (NP=146 → 24; Anexo 5.A), de extensión variable (AREA\_MN=4,0-8,8 ha), hasta 2001donde hubo un incremento del número de parches (NP=91-36). Sin embargo, no se observó relación entre el número y tamaño de los parches. Las transiciones de urbanización (CAUR, PCUR) reflejan un patrón de crecimiento por un aumento sucesivo del número de parches (NP= 41 → 117; Anexo 5.A), los cuales presentaron áreas variables entre períodos, aunque a partir de 1996-2001 se observa un aumento del área media de los parches (AREA\_MN=1,6→4,8 ha).

Al analizar los patrones de agregación de los cambios de cobertura respecto a las áreas de cambio en períodos previos, se observó un nivel elevado de agregación de los cambios (AI > 75%), es decir, que las áreas de transición de cada período se disponen adyacentes a las áreas que experimentaron cambio de períodos anteriores, y este patrón se mantiene mas o menos estable a lo largo del tiempo (Figura 5.3.F). Sin embargo, el LPI revela que no existe un parche dominante (LPI < 0.35) en ninguna de las transiciones analizadas (Figura 5.3.E), lo cual indicaría que la agregación no se produce en un área única sino en múltiples núcleos que se van expandiendo.

En el caso de la urbanización sobre caña de azúcar (CAUR) se observó una mayor agregación en los últimos períodos (Figura 5.3.E), lo cual se confirma al observar la tendencia decreciente del índice ENN\_MN, indicando una creciente cercanía entre las áreas de cambio de cada período y las áreas de cambio de períodos anteriores. En las transiciones de reforestación no se observaron cambios significativos en la distancia media entre parches, presentando un patrón estable a lo largo del tiempo.

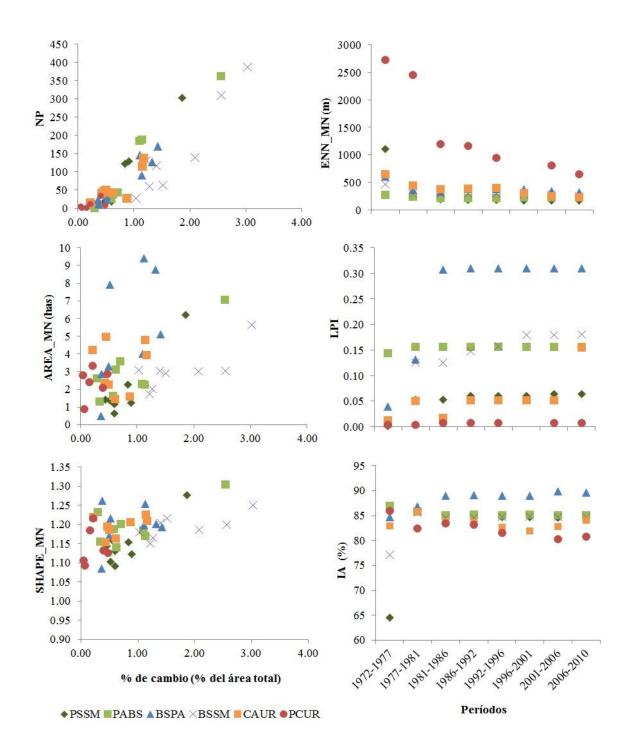


Figura 5.3. Índices de paisaje calculados para las distintas transiciones de cobertura. Los índices NP (nº de parches), AREA\_MN (área media de los parches) y SHAPE\_MN (índice de forma medio) fueron calculados para el área de transición en cada período y se presentan en relación al área de cambio de cada transición como porcentaje del área total (A, B y C). Los índices ENN\_MN (distancia media al vecino más cercano), LPI (índice del parche mayor) y AI (índice de agregación) se calcularon considerando las áreas de transición de cada período junto a las áreas de cambio de períodos previos (D, E y F).

Transiciones: Pastizal montano a Selva monta (PMSM), Pastizal antrópico a Bosque seco (PABS), Bosque seco a Pastizal antrópico (BSPA), Bosque seco a Selva montana (BSSM), Caña de azúcar a urbano (CAUR), Plantaciones de citrus a Urbano (PCUR).

# 5.3.b. Relación entre la distribución espacial de los cambios de cobertura y las variables explicativas.

El análisis de regresión logística múltiple permitió conocer las relaciones existentes entre la localización de las áreas de transición entre clases de cobertura y diferentes variables explicativas, valorando la contribución de cada variable a la explicación de la distribución espacial de los cambios. Los modelos ajustados para la transición de reforestación sobre pastizales montanos (PMSM) presentaron ajuste significativo sólo en el período 2006-2010 con un valor de pseudo- $R^2 = 0.29$  (Figura 5.4.A). Sin embargo, pueden extraerse algunos patrones generales en la distribución de las áreas de cambio. La transición PMSM posee relación negativa con las variables de distancia a áreas de selva (DSM), al parque natural (DPSSJ) y ríos (DRIO) y positiva con la distancia a caminos (DCAM) y pendiente (PEND), es decir que existe una mayor probabilidad de encontrar áreas de reforestación en los sitios cercanos a las áreas naturales, más apartados de la influencia antrópica y con mayor pendiente, condiciones propias del área de montaña. La variable DSM constituye el factor con mayor importancia en la determinación de la localización de las áreas de cambio (DSM posee un elevado valor de b' en todos los períodos), es decir que la reforestación sobre Pastizal montano se produce principalmente en áreas próximas a Selva montana, la cual sigue un patrón de crecimiento por extensión de los bordes del área de Selva sobre Pastizal. La distancia al Parque Sierra de San Javier (DPSSJ) es también un factor influyente en la distribución de las áreas de cambio, principalmente porque la mayor extensión de PM está localizado dentro de los límites del área protegida, sin embargo, la mayor influencia se observó en los años comprendidos entre 1972 y 1981, años sucesivos a la creación del parque en 1973. La precipitación media anual (PMA) presentó un poder explicativo creciente (hasta 1996), indicando que la expansión de Selva montana se vio favorecida en períodos con balance positivo de precipitación.

En el caso de las áreas de reforestación con bosque seco (PABS) las regresiones presentaron ajuste significativo (excepto en los períodos 1992-1996 y 2001-2006). En general, se observa un predominio de la variable "distancia a Bosque Seco" (DBS) en la mayoría de los períodos analizados, con tendencia a disminuir su importancia relativa hacia 1996 y luego incrementando en los últimos períodos (figura 5.4.B). La precipitación media (PMA) fue la variable en segundo orden de importancia relativa y presentó una relación negativa con la transición PABS, indicando que existe una mayor

probabilidad de observar esta transición en las zonas más secas (menor precipitación media), distribuidas principalmente en el área de la cuenca de Tapia (región de transición con Chaco), al contrario de PMSM que tiene mayor probabilidad de ocurrencia en zonas húmedas, propias del área de Yungas. Dependiendo de las variables que presentaron mayor poder explicativo en cada período la distribución de las áreas de cambio se pueden diferenciar dos etapas: 1) entre 1972 y 1992 las variables de mayor importancia fueron DBS y PMA, seguida por una importancia relativa creciente de DPSSJ, es decir que los cambios se producen en áreas cercanas al bosque existente y cercano al parque, hacia el sector oeste de la cuenca de Tapia y valles intermontanos; 2) con posterioridad a 1992 cobran mayor importancia relativa la pendiente y DCAM, siendo mayor la probabilidad de transición en áreas de baja pendiente y cercanas a caminos, es decir, hacia el sector este de la Cuenca Tapia donde se encuentran las áreas con mayor aptitud agrícola.

Por su parte, el ajuste del modelo logístico para el cambio de BS a SM (BSSM) fue significativo ( $pseudo-R^2 > 0.2$ ) en sólo cuatro períodos (Figura 5.4.D). La variable con mayor importancia fue la DSM y la PMA, mientras que los demás factores presentaron variabilidad entre períodos. Aunque presentaron mayor contribución sólo en algunos períodos, DRIO presentó relación positiva con la variable dependiente, mientras que la distancia a los caminos (DCAM) presentó relación negativa, lo cual indicaría que la probabilidad de encontrar áreas de cambio entre tipos de bosque es mayor a mayor distancia de ríos y áreas próximas a caminos (áreas con mayor transformación).

El ajuste de las regresiones de deforestación de bosque seco (BSPA) presentó valores de pseudo-R<sup>2</sup> > 0.2 en todos los períodos (Figura 5.4.C). Previo a 1986 las áreas deforestadas para uso agrícola se distribuían principalmente en sitios cercanos a las áreas agrícolas ya establecidas (DPA). La variable PMA, a igual que en la transición inversa (PABS) presentó una relación negativa significativa con las áreas de cambio, ya que dichas coberturas son típicas del área de transición con al región chaqueña más secas. La pendiente fue cobrando importancia en los períodos sucesivos, mostrando una preferencia por la deforestación en áreas de baja pendiente.

En ambos casos de crecimiento urbano (CAUR y PCUR) la cercanía a las áreas urbanas existentes (DUR) fue la variable con mayor capacidad predictiva en todos los períodos (Figura 5.4.E y F).

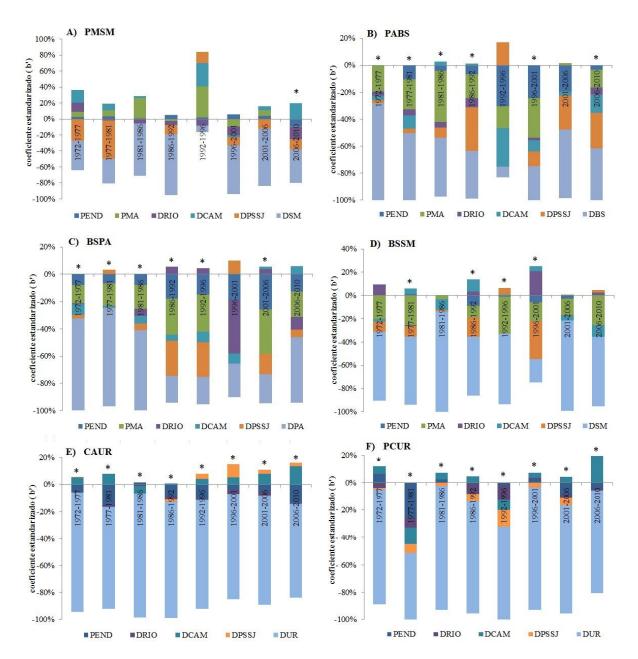


Figura 5.4. Coeficientes estandarizados (b') de las variables explicativas (rescalados de 0-100%) obtenidos de la Regresión Logística Múltiple de cada transición: A) Pastizal montano a Selva monta (PMSM), B) Pastizal antrópico a Bosque seco (PABS), C) Bosque seco a Pastizal antrópico (BSPA), D) Bosque seco a Selva montana (BSSM), D) Caña de azúcar a urbano (CAUR), E) Plantaciones de citrus a Urbano (PCUR). Variables: Pendiente (PEND), Precipitación media anual (PMA), Distancia a ríos (DRIO), Distancia a caminos (DCAM), Distancia al Parque SSJ (DPSSJ), Distancia a selva montana (DSM), Distancia a Bosque seco (DBS), Distancia a Pastizal montano (DPA) y Distancia a Urbano (DUR). El (\*) indica las regresiones con pseudo-R² > 0.2.

La distribución de las áreas de crecimiento urbano sobre caña de azúcar (CAUR) fue explicada también por la pendiente, indicando la urbanización en zonas de baja pendiente. También presentó relación positiva con la distancia a caminos, lo cual indica que el crecimiento urbano se fue extendiendo hacia zonas más alejadas del área urbanizada, representando un patrón de expansión urbana desde el centro hacia la periferia (Figura 5.4.E). En el caso particular de urbanización sobre plantaciones de cítrico (PCUR) también se observó una relación negativa con la variable DPSSJ en algunos períodos, indicando una mayor probabilidad de crecimiento urbano en zonas próximas al parque. Esta relación se observó en la transición CAUR sólo a partir de la década de 1990 indicando, por ejemplo, la expansión de Yerba Buena hacia el oeste.

#### 5.4. Discusión.

La caracterización mediante índices de paisaje de las áreas de cambio de cobertura, representadas por las áreas de transición entre clases de cobertura, permitió conocer la configuración espacial de dichos cambios en el área de estudio. En general se observó que los cambios de cobertura en cada período se manifiestan siguiendo un patrón fragmentado, dado que las áreas de cambio se distribuyen formando numerosos parches separados entre sí, lo cual se ve reflejado en el número de parches observados (NP) en cada período y la distancia media entre parches (ENN\_MN). Al analizar cada transición en particular se observaron algunas tendencias distintivas. Por un lado, las transiciones de reforestación, representadas por el crecimiento de selva montana sobre pastizales montanos y de bosque seco sobre áreas transformadas (pastizales antrópicos), presentaron una tendencia decreciente en el NP y el área media de los mismos, lo cual se traduce en una disminución progresiva del área total de cambio, o dicho de otra manera, el proceso de reforestación fue cada vez menos significativo (en extensión sobre el área de estudio). De modo similar, la deforestación de bosque seco presentó una tendencia decreciente, excepto en la última década donde se observó un aumento de las áreas de cambio y de su área media. Por el contrario, las transiciones de urbanización sobre áreas agrícolas en el pedemonte (caña de azúcar y, en menor medida, plantaciones de cítricos) reflejan un patrón de crecimiento por un aumento sucesivo del número de parches, los cuales presentaron también mayor área media (principalmente en el caso de crecimiento sobre caña de azúcar). No obstante, una observación a largo plazo demuestra que las áreas de cambio observadas en cada período se distribuyen en lugares

próximos o adyacentes a las áreas de cambios en períodos previos, es decir, que tienden a concentrarse en determinadas áreas presentando un patrón de agregación. El elevado valor del índice de agregación (>75%) y la tendencia generalizada de reducción de la distancia media entre áreas vecinas así lo demuestran.

El patrón fragmentado de las áreas de cambio en zonas naturales, ya sea por reforestación o deforestación, contribuyó a la heterogeneidad del área de estudio, donde los cambios se entremezclan con las áreas que aún permanecen estables. La perforación de la matriz original, debido al surgimiento de parches aislados con nuevas características, altera la conectividad en el corto plazo influyendo en el intercambio de materiales y organismos (Matteucci, 2004). Aunque posteriormente dichas áreas sean incorporadas a la misma categoría por extensión y agregación de los parches, no presentarían las mismas características que la clase original (Aragón & Morales, 2003; Hoobs et al., 2006). Sin embargo, estos procesos han presentado una tendencia hacia la estabilidad. Por otro lado, el proceso de urbanización en el pedemonte ha demostrado ser cada vez más activo. La mayor parte del crecimiento urbano se produce por extensión del área urbana existente, lo cual en cierto punto se puede confirmar con el incremento del LPI (índice del parche mayor). La localización de los nuevos parches urbanos en cercanías de las áreas urbanas existentes y a las áreas de cambio de períodos anteriores indicaría la existencia de un crecimiento en anillos, donde se establecen nuevos parches urbanos en las inmediaciones de los centros ya establecidos que luego son incorporados a éstas mediante un proceso de rellenado de los espacios intermedios conocido como infilling (Gutiérrez Angonese, 2010; Liu et al., 2010).

El patrón de cambio espacialmente agregado descripto a partir de los índices de paisaje se confirma al observar que el factor decisivo en la localización de las áreas de cambio (en todas las transiciones analizadas) es la distancia a la clase que gana en cada transición, es decir, que los cambios se producen por extensión espacial de las clases de cobertura. Por otro lado, las variaciones observadas entre períodos pueden estar explicadas por los efectos de otras variables, por ejemplo la precipitación o pendiente. La heterogeneidad geográfica y la presencia de gradientes ambientales influyen en la redistribución espacial de las diferentes coberturas del territorio. La reforestación en áreas de selva montana se vio favorecida en zonas más húmedas, mientras que el bosque seco presentó preferencias por áreas más secas. La variabilidad climática del área podría también haber influido en las tendencias de la cubierta forestal, presentando un cambio

progresivo en la composición del bosque hacia tipos de bosques adaptados a condiciones húmedas. La transición observada de bosque seco a selva montana podría representar un avance en el estadio sucesional del bosque, ya que su distribución se concentra, en general, en el ecotono entre bosque y pastizales o áreas transformadas (en proximidad a las áreas de selva).

Por su parte, la reforestación de bosque seco y deforestación debido al avance agrícola en la cuenca Tapia presentaron una segregación espacial influenciada principalmente por el gradiente topográfico. El establecimiento de la agricultura en áreas de baja pendiente permite la mecanización e irrigación, mientras que las áreas de bosque se conservan o expanden en áreas de mayor pendiente, proceso conocido como "reajuste agrícola" (Mather & Needle, 1998). Este proceso ha sido analizado en detalle por Nanni & Grau (2014) quienes aseguran que la topografía es un condicionante clave en la redistribución espacial de las áreas de bosque y agricultura mecanizada. Los diferentes elementos introducidos por el hombre en el ambiente pueden influir en los patrones y tasas de cambio de cobertura incrementando o reduciendo la probabilidad de ocurrencia de cambios, mientras la construcción de caminos facilita el acceso a áreas naturales (Bürgi, Hersperger, & Schneeberger, 2004; Nelson & Hellerstein, 1997; Southworth & Tucker, 2001), la creación de un área natural protegida puede limitar o impedir el accionar humano y facilitar la recuperación o conservación de los ecosistemas naturales.

#### **5.5.** Conclusiones.

Los procesos de transición ambiental observados poseen diversas repercusiones en el ambiente, como la fragmentación y aumento de la heterogeneidad del paisaje, las cuales influyen o alteran la provisión de servicios ambientales. El estudio de la composición y configuración espacial de los elementos presentes en el área de estudio permite describir, interpretar y comprender los fenómenos espaciales. Los índices de paisaje y análisis estadísticos son herramientas útiles para la descripción de los patrones espaciales y el análisis de las relaciones entre los diferentes componentes del ambiente, capturando la heterogeneidad ambiental y permitiendo inferir las relaciones existentes entre patrones y procesos ambientales, a fin de generar hipótesis sobre los procesos biológicos y socio-económicos que operan en el paisaje, lo cual es de gran importancia para el ordenamiento territorial y gestión ambiental.

#### 5.6. Referencias bibliográficas.

- Aguilera Benavente, F. (2010). Aplicación de métricas de ecología del paisaje para el análisis de patrones de ocupación urbana en el Área Metropolitana de Granada. *Anales de Geografía*, 30(2), 9–29.
- Álvarez-Martínez, J. M., Stoorvogel, J. J., Suárez-Seoane, S., & Calabuig, E. (2010). Uncertainty analysis as a tool for refining land dynamics modelling on changing landscapes: a case study in a Spanish Natural Park. *Landscape Ecology*, 25(9), 1385–1404. doi:10.1007/s10980-010-9492-z
- Aragón, R., & Morales, J. M. (2003). Species composition and invasion in NW Argentinian secondary forests: Effects of land use history, environment and landscape. *Journal of Vegetation Science*, *14*(2), 195. doi:10.1658/1100-9233(2003)014[0195:SCAIIN]2.0.CO;2
- Briassoulis, H. (2000). *Analysis of Land Use Change: Theoretical and Modeling Approaches.* Scott Loveridge. Morgantown: The Web Book of Regional Science.
- Bürgi, M., Hersperger, A. M., & Schneeberger, N. (2004). Driving forces of landscape change current and new directions. *Landscape Ecology*, 19(8), 857–868. doi:10.1007/s10980-004-0245-8
- Eastman, J. R. (2006). *IDRISI Andes. Guía para SIG y Procesamiento de Imágenes*. Worcester, MA: Clark Labs, Clark University.
- Eastman, J. R. (2012). IDRISI Selva 17.0 Software. Worcester, MA: Clark Labs, Clark University.
- Grau, H. R., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Flores-ivaldi, E., & Paolini, L. (2008). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).
- Gustafson, E. J. (1998). Quantifying landscape spatial pattern: What is the state of the art? *Ecosystems*, 1, 143–156.
- Gutiérrez Angonese, J. (2010). Dinámica espacio-temporal de crecimiento urbano en el pedemonte oriental de la Sierra de San Javier (1986-2045). In *Ecología de una interfase natural-urbana*. La Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán (pp. 137–151).
- Gutiérrez Angonese, J., & Grau, H. R. (2014). Assessment of swaps and persistence in land cover changes in a subtropical periurban region, NW Argentina. *Landscape and Urban Planning*, 127, 83–93.
- Hijmans, R. J., Cameron, S. E., Parra, J. L., Jones, P. G., & Jarvis, A. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 25(15), 1965–1978. doi:10.1002/joc.1276

- Hoobs, R., Arico, S., Aronson, J., Baron, J. S., Bridgewater, P., Cramer, V. A., ... Zobel, M. (2006). Novel Ecosystems: theoretical and management aspects of the new ecological world order. *Global Ecology and Biogeography*, 15(1), 1–7.
- Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of Land-Use and Land-Cover Change in Tropical Regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28(1), 205–241. doi:10.1146/annurev.energy.28.050302.105459
- Lesschen, J. P., Verburg, P. H., & Staal, S. J. (2005). Statistical methods for analysing the spatial dimension of changes in land use and farming systems. Focus.
- Liu, X., Li, X., Chen, Y., Tan, Z., Li, S., & Ai, B. (2010). A new landscape index for quantifying urban expansion using multi-temporal remotely sensed data. *Landscape Ecology*, 25(5), 671–682. doi:10.1007/s10980-010-9454-5
- Mather, A. S., & Needle, C. L. (1998). The forest transition: a theoretical basis. *Area*, 30(2), 117–124. doi:10.1111/j.1475-4762.1998.tb00055.x
- Matson, P., & Ustin, S. L. (1991). The Future of Remote Sensing in Ecological Studies. *Ecology*, 72(6), 1917.
- Matteucci, S. D. (2004). Los índices de configuración del mosaico como herramienta para el estudio de las relaciones patrón-proceso. In *Memorias del 1º seminario Argentino de Geografía Cuantitativa*.
- Matteucci, S. D., & Silva, M. E. (2005). Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado. *GeoFocus*, 5, 180–202.
- McGarigal, K., Cushman, S., & Regan, C. (2005). Quantifying Terrestrial Habitat Loss and Fragmentation: A Protocol. Landscape.
- McGarigal, K., & Marks, B. J. (1995). TRAGSTATS. Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure (Vol. 97331).
- Moizo Marrubio, P. (2004). La percepción remota y la tecnología SIG: una aplicación en Ecología de Paisaje. *GeoFocus*, 4, 1578–5157.
- Nanni, A. S., & Grau, H. R. (2014). Agricultural adjustment, population dynamics and forests redistribution in a subtropical watershed of NW Argentina. *Regional Environmental Change*. doi:10.1007/s10113-014-0608-x
- Nelson, G., & Hellerstein, D. (1997). Do roads cause deforestation? Using Satellite Images in Econometric Analysis of Land Use. *American Journal of Agricultural Economics*, 79, 80–88.
- Southworth, J., & Tucker, C. (2001). The Influence of Accessibility, Local Institutions, and Socioeconomic Factors on Forest Cover Change in the Mountains of Western Honduras. *Mountain Research and Development*, 21(3), 276–283. doi:10.1659/0276-4741(2001)021

- Turner, M. G., Gardner, R. H., & O'Neill, R. V. (2001). Landscape Ecology in theory and practise. Pattern and process.
- Vitousek, P., Money, H., Lubchenco, J., & Melillo, J. M. (1997). Human domination of Earth's ecosystems. *Science*, 277(5325), 494.

ANEXO 5.A. Resultados de los índices de paisaje aplicados a las áreas de transición entre clases de cobertura.

Indices	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010		
		Pastiza	al Montano	a Selva mon	tana (PMSN	<b>1</b> )				
NP	32.00	304.00	124.00	130.00	21.00	17.00	53.00	23.00		
AREA_MN	0.64	6.23	2.27	1.25	1.17	1.41	1.38	1.36		
AREA_CV	98.10	208.29	112.54	163.87	110.08	137.86	155.16	132.49		
SHAPE_MN	1.09	1.28	1.15	1.12	1.13	1.14	1.10	1.16		
SHAPE_CV	12.85	25.88	15.87	15.64	12.92	14.23	13.53	13.58		
LPI	0.00	0.05	0.05	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06		
ENN_MN	1103.20	238.15	193.88	182.93	177.99	176.19	169.05	165.96		
ENN_CV	321.80	116.83	117.35	118.07	119.01	119.82	121.32	121.58		
AI	64.47	86.06	85.10	84.78	84.66	84.66	84.54	84.42		
Pastizal Antrópico a Bosque Seco (PABS)										
NP	365.00	191.00	186.00	40.00	3.00	46.00	12.00	28.00		
AREA_MN	7.07	2.27	2.30	3.13	2.61	3.58	1.32	1.62		
AREA_CV	283.36	123.89	124.77	313.67	122.04	188.12	55.41	159.19		
SHAPE_MN	1.30	1.17	1.19	1.14	1.23	1.20	1.15	1.19		
SHAPE_CV	29.70	15.90	18.77	21.33	16.66	17.25	11.72	20.24		
LPI	0.14	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16		
ENN_MN	278.80	239.71	214.29	213.88	222.08	229.34	229.84	228.25		
ENN_CV	177.26	154.87	151.95	141.56	165.47	169.73	181.02	179.65		
AI	86.93	85.84	85.12	85.16	85.15	85.18	85.13	85.03		
		Bosq	ue Seco a Po	astizal Antró	pico (BSPA)	)				
NP	146.00	171.00	128.00	27.00	13.00	24.00	91.00	36.00		
AREA_MN	4.00	5.10	8.76	7.91	2.87	0.49	9.41	3.30		
AREA_CV	212.88	425.45	370.85	265.98	112.67	90.06	298.36	146.05		
SHAPE_MN	1.20	1.19	1.20	1.22	1.26	1.09	1.25	1.17		
SHAPE_CV	20.71	20.09	22.60	20.98	18.60	12.02	19.59	15.18		
LPI	0.04	0.13	0.31	0.31	0.31	0.31	0.31	0.31		
ENN_MN	608.15	366.52	326.23	375.80	374.46	381.85	336.64	323.38		
ENN_CV	122.82	149.38	217.64	344.37	342.52	337.29	335.21	327.60		
AI	84.76	86.87	89.05	89.10	89.01	89.01	89.84	89.62		

(continuación...)

	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010			
Indices	16	19	19	19	19	19	20	20			
		Bos	que Seco a S	Selva Monta	na (BSSM)						
NP	131.00	387.00	312.00	118.00	28.00	64.00	61.00	141.00			
AREA_MN	1.75	5.63	3.07	3.06	3.07	2.89	2.01	3.00			
AREA_CV	135.55	383.97	243.96	266.14	371.08	355.43	147.55	220.88			
SHAPE_MN	1.15	1.25	1.20	1.20	1.18	1.22	1.17	1.19			
SHAPE_CV	17.52	30.89	23.43	22.98	30.00	25.96	15.64	19.35			
LPI	0.01	0.12	0.12	0.15	0.16	0.18	0.18	0.18			
ENN_MN	470.78	292.66	296.32	293.31	293.33	290.20	282.30	254.74			
ENN_CV	122.31	169.05	284.43	272.62	271.06	272.34	272.92	144.13			
AI	77.19	85.56	84.55	84.63	84.71	84.80	84.67	84.65			
Caña de Azúcar a Urbano (CAUR)											
NP	41.00	48.00	52.00	16.00	43.00	29.00	139.00	117.00			
AREA_MN	2.38	4.97	2.26	4.23	1.44	1.60	3.95	4.78			
AREA_CV	209.07	298.23	94.05	92.36	179.98	98.26	211.33	526.03			
SHAPE_MN	1.15	1.19	1.19	1.22	1.16	1.21	1.21	1.23			
SHAPE_CV	15.28	22.43	13.43	12.40	16.52	17.48	21.68	24.96			
LPI	0.01	0.05	0.02	0.05	0.05	0.05	0.05	0.15			
ENN_MN	655.28	446.84	374.71	388.26	399.18	310.53	246.67	226.31			
ENN_CV	93.67	113.82	131.01	141.24	146.39	138.59	174.60	155.36			
AI	82.95	85.86	83.79	83.74	82.64	81.88	82.82	84.06			
		Plant	aciones de c	ítricos a Urb	oano (PCUR	)					
NP	4.00	3.00	12.00	6.00			36.00	10.00			
AREA_MN	2.41	0.90	3.35	2.81			2.10	2.88			
AREA_CV	102.32	74.83	117.72	109.46			133.51	152.71			
SHAPE_MN	1.19	1.09	1.22	1.11			1.13	1.13			
SHAPE_CV	16.74	6.43	15.96	7.70			15.74	17.60			
LPI	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01		0.01	0.01			
ENN_MN	2727.48	2448.15	1200.34	1167.38	942.60		807.02	650.55			
ENN_CV	43.90	75.99	76.05	79.41	86.30		126.40	108.58			
AI	86.01	82.40	83.43	83.22	81.59		80.33	80.75			

<u>Abreviaturas:</u> NP (nº de parches), AREA\_MN (área media de los parches), AREA\_CV (coeficiente de variación del área media), SHAPE\_MN (índice de forma medio), SHAPE\_CV (coeficiente de variación del índice de forma medio), LPI (índice del parche mayor), ENN\_MN (distancia media al vecino más cercano), ENN\_CV (coeficiente de variación de la distancia media al vecino más cercano), AI (índice de agregación).

<u>Observaciones:</u> Los índices NP, AREA\_MN/CV y SHAPE\_MN/CV fueron calculados para el área de transición en cada período, mientras que los índices LPI, ENN\_MN/CV y AI se calcularon considerando las áreas de cambio de cada período junto a las áreas de cambio de períodos previos.

La ausencia de datos en la transición PCUR se debe a que en dichos período las áreas de cambio fueron mínimas y al aplicar el filtro espacial se eliminaron.

ANEXO 5.B. Resultados de las Regresiones Logísticas Múltiples. Se presentan los coeficientes estandarizados (b') de cada variable por períodos.

Variables	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010				
Pastizal Montano a Selva montana (PMSM)												
pseudo-R <sup>2</sup>	0.169	0.130	0.174	0.089	0.109	0.106	0.100	0.291				
PEND	6.54	0.79	0.36	2.02	1.41	13.30	3.67	-36.19				
PMA	13.42	1.73	15.75	-1.14	31.93	-21.78	7.42	-0.51				
DRIO	27.33	-0.40	-3.62	-2.62	-6.50	-26.43	0.00	-57.55				
DCAM	35.09	1.90	1.71	0.26	23.49	-5.64	5.50	72.48				
DPSSJ	-62.05	-10.95	0.00	-5.43	11.45	-24.61	-12.74	-47.41				
DSM	-84.38	-7.09	-40.30	-36.81	-67.38	-143.80	-74.69	-155.70				
Pastizal Antrópico a Bosque Seco (PABS)												
pseudo-R <sup>2</sup>	0.379	0.258	0.240	0.257	0.070	0.206	0.098	0.218				
PEND	-0.34	-0.96	-2.62	-12.01	-57.35	-24.83	-40.75	-8.36				
PMA	-16.28	-21.13	-23.33	-31.01	-30.70	-29.68	3.26	-32.78				
DRIO	-2.45	-4.47	-2.55	-11.51	0.00	-2.22	0.00	-12.60				
DCAM	-2.99	-9.38	1.60	2.03	-53.67	-8.40	-6.20	-33.29				
DPSSJ	-1.87	-3.38	-4.63	-56.55	31.70	-11.21	-52.01	-65.57				
DBS	-60.96	-47.30	-27.03	-62.21	-15.17	-25.46	-105.27	-94.94				
Bosque Seco	o a Pastizal A	Antrópico (B	BSPA)									
pseudo-R <sup>2</sup>	0.279	0.350	0.391	0.299	0.260	0.151	0.311	0.119				
PEND	-10.59	-10.84	-12.03	-33.55	-59.19	-406.08	-16.88	-9.03				
PMA	-17.68	-25.60	-26.87	-49.08	-106.94	4.03	-21.81	-12.79				
DRIO	-0.80	0.00	-7.84	10.45	17.46	-867.80	2.51	-6.72				
DCAM	-10.19	-2.45	-8.47	-8.67	-30.79	-169.09	1.15	4.10				
DPSSJ	-3.35	4.92	-7.38	-47.88	-98.23	211.67	-9.77	-3.87				
DPA	-89.11	-113.89	-89.73	-37.18	-80.25	-539.55	-13.85	-33.53				
Bosque Seco a Selva Montana (BSSM)												
pseudo-R <sup>2</sup>	0.175	0.233	0.107	0.256	0.357	0.496	0.155	0.112				
PEND	2.64	0.40	-0.09	-10.25	-6.06	-16.00	-7.61	0.25				
PMA	-206.10	-8.69	-1.36	-11.68	-169.80	-45.83	-36.00	-10.38				
DRIO	95.97	-0.32	0.00	4.02	2.66	57.54	-1.09	0.68				
DCAM	-21.54	1.59	-3.97	11.80	1.90	11.24	-10.94	-4.02				
DPSSJ	-92.35	-3.18	-0.65	-19.40	30.53	-88.52	2.18	0.98				
DSM	-602.22	-20.19	-37.82	-58.58	-326.55	-56.28	-199.03	-24.23				

(continuación)											
Variables	1972-1977	1977-1981	1981-1986	1986-1992	1992-1996	1996-2001	2001-2006	2006-2010			
Caña de Azúcar a Urbano (CAUR)											
pseudo-R <sup>2</sup>	0.305	0.316	0.285	0.245	0.261	0.282	0.298	0.225			
PEND	-47.47	-68.45	11.20	-73.89	-116.86	-41.65	-12.48	-18.88			
DRIO	-3.34	-10.26	-8.07	-19.11	-11.89	-30.81	-7.46	-0.60			
DCAM	46.16	37.31	-46.45	7.70	47.33	52.96	19.40	18.20			
DPSSJ	3.37	0.00	0.00	-15.37	41.94	97.88	7.08	3.65			
DUR	-773.48	-357.53	-736.57	-727.46	-915.95	-788.29	-194.16	-94.24			
Plantaciones de cítricos a urbano (PCUR)											
pseudo-R <sup>2</sup>	0.301	0.413	0.236	0.354	0.689	0.236	0.233	0.263			
PEND	256.25	-3184.16	26.00	-31.41	-1105.36	9.77	-38.74	-38.13			
DRIO	-159.58	-832.69	0.00	-218.23	-6015.66	5.88	-11.52	-12.68			
DCAM	214.84	-1506.91	53.68	131.95	-4236.20	14.80	19.02	181.39			
DPSSJ	-40.27	-762.63	-28.18	-158.35	-6569.09	-14.82	-24.90	0.00			
DUR	-3402.92	-5991.97	-1033.14	-2471.5	-38424.6	-396.27	-353.05	-692.80			

<u>Abreviaturas:</u> Pendiente (PEND), Distancia a ríos (DRIO), Distancia a caminos (DCAM), Distancia al parque SSJ (DPSSJ), Distancia a selva montana (DSM), Distancia a Bosque seco (DBS), Distancia a Pastizal montano (DPA) y Distancia a Urbano (DUR).

<u>Observaciones:</u> valores de pseudo- $R^2 > 0.2$  representan un buen ajuste

# Capítulo 6

Discusión General.

"Tras un año de investigación, uno cae en la cuenta de que podría haberse hecho en una semana"

Sir William Henry Bragg, físico (1862-1942)

Premio Nobel en Física en 1915

#### **6.1. Conclusiones.**

El área natural-urbana de la Sierra de San Javier y el Gran San Miguel de Tucumán (SSJ-GSMT) conforma un área dinámica donde interactúan, en tiempo y espacio, diferentes patrones de transformación del territorio asociados a la heterogeneidad geográfica de la región y la influencia de diversos factores naturales y antrópicos. En el área montana se observó la extensión del área de bosque húmedo sobre pasturas naturales, favorecida por la reducción de la presión antrópica (principalmente de la ganadería extensiva) y el cambio en los regímenes de precipitación. Paralelamente, en el sector de la cuenca de Tapia (sector norte del área de estudio) se produce una segregación espacial de las áreas de bosques secos y agrícolas como parte del proceso de reajuste agrícola. Mientras las actividades agrícolas se concentras en zonas planas, aptas para la agricultura bajo riego, mecanizada y con mayor accesibilidad, el bosque se extiende sobre las laderas de montaña. Mientras tanto, es evidente el crecimiento del área urbana en el pedemonte, concentrando la mayor proporción de la población de Tucumán y extendiéndose sobre suelos fértiles destinados a actividades agrícolas (principalmente caña de azúcar), las cuales tienden a intensificarse, reduciendo su extensión o migrando hacia zonas con menor aptitud. La integración de estos procesos responde al modelo de "Transición Forestal Peri-Urbana", donde la tendencia general de deforestación se revierte hacia la reforestación asociada al proceso de reajuste agrícola y con la intervención de factores específicos relacionados al entorno peri-urbano, asociado a cambios socio-políticos y económico. Existen evidencias de patrones similares en diversas regiones de Latinoamérica (Farley, 2010; Baptista, 2008; Grau et al., 2008b; Parés-Ramos, Gould, & Aide, 2008; Bray & Klepeis, 2005; Rudel, Bates, & Machinguiashi, 2002) y los resultados obtenidos podrían ser relevantes para otras áreas peri-urbanas con contextos geográficos y socioeconómicos similares del noroeste argentino, como por ejemplo las ciudades de Salta, S.S. de Jujuy, Metán, y otras ciudades intermedias en crecimiento próximas a zonas de montaña.

El proceso de transición forestal, junto con la intensificación agrícola, ha sido considerada como una oportunidad para la conservación de la biodiversidad y los servicios ecosistémicos, asociado a un incremento de los rendimientos agrícolas (Grau & Aide, 2008; Grau et al., 2008a; Aide & Grau, 2004; Grau et al., 2003). Sin embargo, este trabajo revela que al realizar un análisis más detallado de los cambios de cobertura

se ponen en evidencia patrones más complejos y en algunos casos incluso contradictorios. Mientras la expansión y redistribución del bosque representa una oportunidad para la conservación de la biodiversidad, algunos trabajos sostienen que los "nuevos" bosques (bosques secundarios) presentan estructura y características ecológicas diferentes a los bosques maduros originales (Hobbs, Higgs, & Harris, 2009), estando normalmente dominados por especies exóticas pioneras (en el área de estudio predominan *Ligustrum lucidum* y *Gleditzia triacanthos*; Aragón & Morales, 2003), cuya ecología aún no es del todo conocida. Además, traen aparejada la retracción o fragmentación de otras coberturas, por ejemplo los pastizales, con efectos adversos sobre la biodiversidad y funcionamiento de estos ecosistemas. Por otro lado, si bien la concentración de la población en las ciudades implica una reducción de la presión antrópica directa sobre los sistemas naturales, la urbanización conlleva la pérdida de tierras agrícolas altamente productivas del pedemonte, forzando a la relocalización de las actividades agrícolas en zonas con menor aptitud (ej., zonas con mayor pendiente al pie de la SSJ), incrementando los costos de producción y transporte.

La inclusión de series temporales para el análisis de cambios de cobertura del territorio permite conocer el comportamiento de las diferentes coberturas a lo largo del tiempo, las cuales comúnmente no siguen un patrón lineal, e identificar tendencias de aceleración o estabilidad de los cambios, permitiendo además inferir con mayor precisión sobre sus causas. En el área SSJ-GSMT la intensidad de los cambios no fue homogénea a lo largo del tiempo. Las décadas de 1970 y 1980 presentaron mayor actividad, incluyendo casi exclusivamente los cambios entre las clases de cobertura naturales (bosques y pasturas) definiendo patrones de reforestación y sucesión forestal, concentradas principalmente en el área de montaña. Dichas coberturas presentaron una tendencia decreciente de las tasas de cambio, tendiendo hacia la estabilidad en las últimas décadas. Por el contrario, en el pedemonte la ciudad se expande cada vez más rápido, siendo uno de los principales agentes de transformación del paisaje en la última década (2001-2010). Los patrones de cambio observados indican que, si bien los cambios en los ambientes naturales y urbanos están conectados funcionalmente, presentan un desfase temporal. Paralelamente, en la zona de la cuenca de Tapia las coberturas involucradas en los procesos de reforestación-deforestación asociadas al proceso de reajuste agrícola presentaron elevada intensidad de cambios con tendencias complejas a lo largo del tiempo (alternancia de períodos con mayor y menor actividad).

Además de las variaciones temporales observadas, la heterogeneidad geográfica y la presencia de gradientes ambientales influyen en la redistribución espacial de los cambios de cobertura. En el área de estudio se han observado diversos patrones de diferenciación espacial de las áreas de cambio y persistencia a lo largo de un gradiente ambiental. Un claro ejemplo de ello lo constituyen los procesos de deforestaciónreforestación observada en la cuenca de Tapia, mientras el bosque pierde superficie en zonas de baja pendiente y próximas a rutas de acceso, cediendo al avance agrícola, se observó la permanencia y recuperación del bosque en las laderas húmedas de montaña con menor accesibilidad. Situación similar ocurre con la reforestación de selva montana, la cual se vio favorecida en zonas más húmedas de la SSJ. En el pedemonte, el establecimiento de áreas urbanas predominó en zonas planas y próximas a la ciudad ya establecida, mientras las actividades agrícolas (caña de azúcar y plantaciones de cítricos) debieron migrar hacia zonas con mayor pendiente y más alejadas de los principales centros de consumo. Si bien ha sido posible definir patrones de distribución respecto a la variabilidad geográfica, la influencia de los factores explicativos cambia de un período a otro.

Los patrones de cambio observados son el resultado de complejas interacciones entre factores ambientales, económicos y sociales, tanto si consideramos las variaciones en las tasas y magnitudes de cambio como en la distribución espacial de los mismos, ya que responden a la heterogeneidad geográfica del área y la dinámica de los diferentes factores, internos o externos, que influencian los cambios.

#### 6.2. Nuevos conocimientos surgidos de la tesis.

Los resultados obtenidos en la tesis representan avances significativos en el conocimiento del proceso de "Transición Forestal Peri-Urbana", en el cual se integra al modelo "clásico" de transición forestal (tendencia de recuperación de áreas de bosque asociada al reajuste agrícola y la migración rural-urbana) la influencia de factores específicos asociados al entorno peri-urbano. Por ejemplo, la disponibilidad de fuentes de trabajo en la ciudad puede actuar como un desincentivo para las actividades rurales, favoreciendo la recuperación del bosque en áreas previamente utilizadas para agricultura marginal o pastoreo extensivo. Actualmente existe un gran reconocimiento de que los cambios en las áreas urbanas están ligados a cambios en lugares distantes,

dado que su huella ecológica de las ciudades afecta al uso del suelo más allá de sus límites, por ejemplo, mediante cambios en los patrones de consumo asociados al estilo de vida urbano (Güneralp, Seto, & Ramachandran, 2013; Seto et al., 2012).

En esta tesis se realizó por primera vez un estudio detallado de los cambios de cobertura desde una perspectiva de área peri-urbana, la cual constituye un buen ejemplo de integración entre las actividades del hombre y el ambiente, analizando las interrelaciones existentes entre los componentes de ambos subsistemas. Por otra parte, se identificó un patrón de desfase temporal entre las dos tendencias predominantes en el área SSJ-GSMT: mientras la urbanización presenta un patrón de crecimiento acelerado en el pedemonte, la reforestación en áreas de montaña se desacelera. Este patrón no ha sido descripto en otros estudios de transición forestal peri-urbana, en parte, debido a que usualmente se describen los cambios de cobertura a partir del análisis de dos o tres fechas. El uso de series temporales permitió realizar una descripción de los cambios de cobertura a largo plazo con detalle, resaltando las variaciones temporales de las tasas de cambio.

# 6.3. Aportes metodológicos.

El análisis de cambios de cobertura del territorio presentado en esta tesis constituye el estudio más detallado realizado hasta el momento, tanto en su dimensión espacial como temporal, examinando las interacciones entre los diferentes procesos de transformación del paisaje: reforestación, deforestación, reajuste agrícola y urbanización. Uno de los aportes metodológicos más significativos es la inclusión de series temporales para el análisis de las tendencias de cambios de cobertura y el estudio de los factores explicativos que determinan la variabilidad en las tasas de cambio y su distribución espacial. En este aspecto, se destacó la posibilidad de combinar la disponibilidad de una gran base de datos espaciales a largo plazo, como la ofrecida por la serie de imágenes *Landsat*, con las potencialidades del método *Random Forest* como una oportunidad para el análisis a largo plazo y permitiendo aumentar la frecuencia temporal de las observaciones, obteniendo un incremento en la eficiencia del procesamiento de imágenes para extraer información de calidad de las coberturas terrestre.

En cuanto a los procedimientos de detección de cambios, se resaltó la importancia de considerar las áreas de persistencia y los intercambios entre clases de cobertura, más allá de los valores de cambio neto, ganancias y pérdidas. Este enfoque es poco frecuente en los estudios de cambio de cobertura, y ha demostrado gran utilidad para cuantificar la redistribución espacial de los diferentes tipos de coberturas y la importancia relativa de los "nuevos ecosistemas" en el paisaje, con grandes implicancias para el funcionamiento ecosistémico. Por ejemplo, Aide et al. (2013) y Redo et al. (2012) analizaron los patrones de deforestación y reforestación en Latinoamérica y el Caribe, concluyendo que la redistribución del bosque es quizás más importante que los cambios netos, en términos de cambios ecológicos. Por otro lado, considerar el nivel de persistencia permite identificar la representatividad de cada clase de cobertura en el territorio y analizar la magnitud relativa de los cambios de cobertura, en oposición a los cambios absolutos, identificando así los cambios más significativos, en los cuales concentrar posteriores esfuerzos.

# 6.4. Líneas futuras de investigación.

A pesar de los grandes avances obtenidos en el estudio de la transición forestal peri-urbana, aún queda camino que recorrer a fin de mejorar el conocimiento de los efectos que las actividades del hombre poseen sobre los procesos naturales, y cuáles son las principales causas y consecuencias de los cambios. El objetivo final es poder evaluar los riesgos a los que se enfrenta la sociedad y el ambiente y cómo hacer frente a ellos, equilibrando la satisfacción de las necesidades humanas inmediatas con la preservación de las funciones y servicios ecosistémicos. En este contexto se propone:

- Seguir avanzando en el perfeccionamiento de los mapas de cobertura del área SSJ-GSMT a fin de lograr series temporales de mapas con una precisión superior a la obtenida hasta el momento, que permita realizar estimaciones fiables de los cambios de cobertura ocurridos a lo largo del tiempo.
- Contribuir al desarrollo de métodos de detección de cambio que consideren el tratamiento de los errores asociados a la clasificación de las coberturas del territorio, estableciendo los límites de confianza necesarios para la correcta interpretación de las magnitudes de los cambios de cobertura cuantificados.

- Utilizar los patrones espacio-temporales de cambio de cobertura observados en esta
  tesis como hipótesis a testear en otras regiones peri-urbanas del noroeste argentino
  y Latinoamérica asociadas a ambientes de montaña, a fin de encontrar
  generalidades que permitan definir el modelo de transición forestal peri-urbana.
- Profundizar el estudio de las causas de los cambios de cobertura incorporando nuevas variables con influencia en los patrones de cambio de cobertura, incluyendo el carácter dinámico de variables, y evaluar nuevas metodologías para el análisis de las relaciones complejas entre factores y cambios de cobertura (ej., modelos dinámicos y modelos basados en agentes).
- Desarrollar modelos espacio-temporales de cambio de cobertura que permitan representar las relaciones complejas entre los diferentes componentes de los sistemas natural-urbanos y sus agentes causales, y proyectar las tendencias de cambio hacia el futuro, bajo diferentes escenarios de cambio ambiental y situaciones socio-económicas.
- Avanzar en el estudio de las "tele-conexiones" entre las áreas urbanas y las zonas rurales y naturales a las que se encuentran vinculadas, examinando los efectos de la huella urbana sobre los procesos ambientales y, al inverso, las consecuencias de los cambios ambientales para el funcionamiento de las sociedades.

En el largo plazo, se plantea promover una mayor integración entre las ciencias ambientales, sociales y de la información geográfica (teledetección y GIS) para el estudio de los cambios de uso y cobertura del territorio, a diferentes escalas espaciales y temporales, incluyendo los diferentes aspectos de las inter-relaciones entre hombre y ambiente, a fin de resolver varias preguntas sobre el cambio ambiental y sus impactos en la humanidad y el medio ambiente.

#### 6.5. Referencias bibliográficas.

- Aide, T. M., Clark, M. L., Grau, H. R., López-Carr, D., Levy, M. a., Redo, D., ... Muñiz, M. (2013). Deforestation and Reforestation of Latin America and the Caribbean (2001-2010). *Biotropica*, 45(2), 262–271. doi:10.1111/j.1744-7429.2012.00908.x
- Aide, T. M., & Grau, H. R. (2004). Globalization, Migration and Latin American Ecosystems. *Science*, 3005, 1915–1916. Retrieved from www.sciencemag.org/cgi/content/full/305/5692/1915
- Aragón, R., & Morales, J. M. (2003). Species composition and invasion in NW Argentinian secondary forests: Effects of land use history, environment and landscape. *Journal of Vegetation Science*, *14*(2), 195. doi:10.1658/1100-9233(2003)014[0195:SCAIIN]2.0.CO;2
- Baptista, S. R. (2008). Metropolitanization and Forest Recovery in Southern Brazil: a Multiscale Analysis of the Florianópolis City-Region, Santa Catarina State, 1970 to 2005. *Ecology And Society*, *13*(2).
- Bray, D. B., & Klepeis, P. (2005). Deforestation, Forest Transitions, and Institutions for Sustainability in Southeastern Mexico, 1900-2000. *Environment and History*, 11(2), 195–223. doi:10.3197/096734005774434584
- Farley, K. A. (2010). Pathways to forest transition: Local case studies from the Ecuadorian Andes. *Journal of Latin American Geography*, 9(2), 7–26. doi:10.1353/lag.2010.0011
- Grau, H. R., & Aide, T. M. (2008). Globalization and Land-Use Transitions in Latin America. *Ecology And Society*, 13(2).
- Grau, H. R., Aide, T. M., Zimmerman, J. K., Thomlinson, J. R., Helmer, E., & Zou, X. (2003). The Ecological Consequences of Socioeconomic and Land-Use Changes in Postagriculture Puerto Rico. *BioScience*, *53*(12), 1159. doi:10.1641/0006-3568(2003)053[1159:TECOSA]2.0.CO;2
- Grau, H. R., Hernández, M. E., Gutierrez, J., Gasparri, N. I., Casavecchia, M. C., Flores-ivaldi, E., & Paolini, L. (2008). A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services. *Ecology And Society*, *13*(1).
- Grau, H. R., Pérez Ceballos, M., Martinuzzi, S., Encarnación, X., & Aide, T. M. (2008). Cambios socioeconómicos y regeneración del bosque en la República Dominicana. In M. González Espinoza, J. M. Rey Benayas, & N. Ramírez Marcial (Eds.), *Restauración de Bosques en América Latina* (pp. 211–227). México: Fundación Internacional para la Restauración de Ecosistemas (FIRE).

- Güneralp, B., Seto, K. C., & Ramachandran, M. (2013). Evidence of urban land teleconnections and impacts on hinterlands. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 5(5), 445–451. doi:10.1016/j.cosust.2013.08.003
- Hobbs, R. J., Higgs, E., & Harris, J. a. (2009). Novel ecosystems: implications for conservation and restoration. *Trends in Ecology & Evolution*, 24(11), 599–605. doi:10.1016/j.tree.2009.05.012
- Parés-Ramos, I. K., Gould, W. A., & Aide, T. M. (2008). Agricultural Abandonment, Suburban Growth, and Forest Expansion in Puerto Rico between 1991 and 2000. *Ecology And Society*, 13(2).
- Redo, D. J., Grau, H. R., Aide, T. M., & Clark, M. L. (2012). Asymmetric forest transition driven by the interaction of socioeconomic development and environmental heterogeneity in Central America. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. doi:10.1073/pnas.1201664109
- Rudel, T. K., Bates, D., & Machinguiashi, R. (2002). A Tropical Forest Transition? Agricultural Change, in the Ecuadorian Amazon. *Annals of the Association of American Geographers*, 92(1), 87–102.
- Seto, K. C., Reenberg, A., Boone, C. G., Fragkias, M., Haase, D., Langanke, T., ... Simon, D. (2012). Urban land teleconnections and sustainability. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1–6. doi:10.1073/pnas.1117622109

#### Lista de Publicaciones Derivadas

- **Gutiérrez Angonese, J.** & Grau, H.R. (2014) Assessment of swaps and persistence in land cover changes in a subtropical periurban region, NW Argentina. Landscape and Urban Planning, Vol. 127: 83-93. DOI: 10.1016/j.landurbplan.2014.01.021
- Oltra-Carrió, R.; Sobrino, J.A.; **Gutiérrez Angonese, J.**; Gioia, A., Paolini, L. & A. Malizia. 2010. *Estudio del Crecimiento Urbano, de la Estructura de la vegetación y de la temperatura de superficie del Gran San Miguel de Tucumán, Argentina*. Revista de Teledetección. Asociación Española de Teledetección, Vol. 34: 69-76.
- Grau H.R.; Hernández, M.E.; Gutiérrez Angonese, J.; Gasparri N.I.; Flores, E. & L. Paolini. 2008. "A peri-urban neotropical forest transition and its consequences for environmental services". Ecology and Society Vol. 13. URL: <a href="http://www.ecologyandsociety.org/vol13/iss1/art35/">http://www.ecologyandsociety.org/vol13/iss1/art35/</a>