

Análisis satelital de la urbanización en la cuenca del embalse San Roque (1972-2020) y su relación con aspectos geomorfológicos y geográficos

Por Daniel Castellano Francucci

**Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía, Física y
Computación y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario
Gulich para optar al título de la**

**MAESTRÍA EN APLICACIONES DE INFORMACIÓN
ESPACIAL**

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CORDOBA

Diciembre de 2021

©IG - CONAE/UNC 2021

©FAMAF - UNC 2021

Director de tesis: Dr. Luccini, Eduardo.

Co-Directora de tesis: Mg. García Ferreyra, María Fernanda.



Resumen

Los entornos urbanos afectan los procesos ecológicos, el clima, los flujos de materiales y las transformaciones del terreno, un estudio detallado del desarrollo urbano constituye un aporte para la comprensión de muchos fenómenos relacionados al bienestar público y ambiental. En este trabajo se analiza el desarrollo del paisaje urbano en la cuenca del embalse San Roque, principal cuerpo de agua del departamento Punilla en la provincia de Córdoba, Argentina. En él se utilizan imágenes satelitales de distintas plataformas Landsat para caracterizar la evolución de la superficie edificada y huella urbana entre los años 1972 y 2020. Mediante la utilización de técnicas de clasificación temática, procesamiento digital de imágenes y análisis geomorfológico del terreno se determinó la evolución de la urbanización y su fragmentación. Se estimó un crecimiento total de la huella urbana mayor al 450 %, con una tasa promedio de crecimiento cercana a los 4 km²/año, concentrándose principalmente en la cercanía de cuerpos de agua y el embalse. Asimismo, se explora también el grado de correlación entre la edificación y características del terreno como elevación, cercanía a fuentes de agua, geoformas locales y otras, demostrando diferentes niveles de asociación según la disponibilidad de espacios edificables. Durante el progreso de la tesis se desarrollaron algoritmos computacionales, y procedimientos analíticos, los cuales fueron agrupados en un único software que se espera facilite la realización de múltiples estudios a futuro.

Palabras clave

Embalse San Roque; Cuenca hidrográfica; Urbanización y uso del suelo; Teledetección satelital; Landsat; Evolución temporal; Geomorfología.

Abstract

Urban environments affect ecological processes, climate, material flows and land transformations, a detailed study of urban development constitutes a contribution to the understanding of many phenomena related to public and environmental well-being. This work analyzes the development of the urban landscape in the basin of the San Roque reservoir, the main body of water in the Punilla department in the province of Córdoba, Argentina. In it, satellite images from different Landsat platforms are used to characterize the evolution of the built surface and urban footprint between 1972 and 2020. Through the use of thematic classification techniques, digital image processing and geomorphological analysis of the terrain, the evolution of urbanization and its fragmentation was determined. The total growth of the urban footprint was estimated in about 450 %, with an average growth rate close to 4 km²/year, concentrated mainly on the proximity water courses and the lake reservoir. Also, it studies the degree of correlation between the building and land characteristics, such as elevation, proximity to water sources, local geoforms and others, showing different levels of association according to the avai-

lability of building spaces. During the progress of the thesis, computational algorithms and analytical procedures were developed, which were grouped into a single software that is expected to facilitate the performance of multiple studies in the future.

Keywords

San Roque reservoir; Watershed; Urbanization and land use; Satellite remote sensing; Landsat; Temporal evolution; Geomorphology.

Dedicatoria

Dedico esta obra a mis abuelos y padres, mujeres y hombres laboriosos que con el ejemplo inculcaron en mi persona el valor del trabajo honesto, la perseverancia y la paciencia necesarias para no abandonar las tareas que se complican, mas redoblar esfuerzos para conseguirlas.

También la dedico con empatía a las decenas de millones de familiares, de aquellas personas que se ausentaron definitivamente durante la pandemia de Covid-19.

A mi padre Jorge, a quién no pudimos despedir como hubiéramos querido.

Agradecimientos

Durante el desarrollo de esta tesis y el período previo de entrenamiento técnico, me he encontrado con profesionales y estudiantes que, buscando respuestas a sus propias inquietudes contribuyeron en mayor o menor medida a responder las mías. Profesionales del ámbito privado, estatal y académico a quienes hago extensivo mi sincero agradecimiento porque de una forma directa o indirecta han contribuido a esta obra.

Merece sin embargo que haga mención a los numerosos profesores del instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich, FAMAF y FCEFyN que contribuyeron con su invaluable experiencia en áreas diversas, con mucha pedagogía y paciencia. A los directivos del Ceprocór del gobierno de Córdoba por facilitar el tiempo, recursos económicos y apoyo necesario para esta empresa. Al Mg. Mario Ravera y Lic. Alejandro Germanier, por su apoyo, numerosas gestiones realizadas y por iniciar con sus preguntas e inquietudes científicas el objeto de este estudio. A la Dra. Julieta Névile, por su guía durante el período de la tutoría de investigación en Cicterra. A mis directores de tesis Dr. Eduardo Luccini y Mg. Fernanda García por su dedicación, guía y acompañamiento constante.

Al Sr. Luis Castillo, por compartir amablemente su tiempo, conocimiento histórico y material bibliográfico.

Por último agradezco profundamente a mi familia por la paciencia y silencio en las largas horas de estudio, desarrollo de algoritmos y redacción del informe, en las que estuve ausente.

Comuna San Roque, diciembre de 2021.

Índice general

Resumen	1
Dedicatoria	3
Agradecimientos	3
Índice de figuras	6
Índice de tablas	11
Abreviaturas y siglas	16
1. Introducción	17
1.1. Hipótesis	21
1.2. Objetivos Generales	21
1.3. Objetivos Específicos	21
2. Materiales y métodos	23
2.1. Área de estudio	23
2.2. Teledetección	25
2.3. Escenas e imágenes satelitales	32
2.4. Fuentes de datos	34
2.5. Hardware y programas de computación empleados	37
2.6. Procesamiento de los datos satelitales	37
2.7. Coberturas, uso de suelo y detección de cambios	47
2.8. Fragmentación urbana	52
3. Análisis de datos	54
3.1. Pretratamiento de las escenas Landsat	54

3.2. Implementación y optimización del procedimiento de clasificación	62
3.3. Análisis de la fragmentación urbana	84
3.4. Generación de datos auxiliares	87
4. Resultados	90
4.1. Evolución de la superficie edificada de la cuenca	90
4.2. Segmentación urbana	91
4.3. Relación entre la urbanización y el número de habitantes	99
4.4. Crecimiento de la edificación y la huella urbana discriminado por localidad	103
4.5. Características geográficas y geomorfológicas de la superficie edificada	111
5. Conclusiones	126
Referencias	131
Apéndice A: Orígenes del embalse San Roque.	140
Apéndice B: Crecimiento poblacional, urbanización y medio ambiente	143
Apéndice C: Mapas de la cuenca	145
Apéndice D: Construcción de las máscaras de clasificación	155
Apéndice E: Procedimiento de segmentación para elementos urbanos	157
Apéndice F: Comparación de los resultados generados por algoritmos de segmentación en mapas de diferente resolución espacial	161
Apéndice G: Análisis poblacional, ajustes lineales y rectas utilizadas en la estimación del número de habitantes	163
Apéndice H: Estimación de errores: modelo de elevaciones y modelo de pendientes	166
Apéndice I: Análisis de crecimiento. Segmentación por radios urbanos	169
Apéndice J: Histogramas de frecuencia relativa. Variables en píxeles edificados referidas a píxeles disponibles.	171
Apéndice K: Software Ardema	174

Índice de figuras

Figura 1.	Imagen satelital del embalse San Roque. Afloramiento algar.	18
Figura 2.	Crecimiento urbano (1986 vs 2019)	19
Figura 3.	Locación del área de estudio.	23
Figura 4.	Crecimiento poblacional de las localidades registradas en el censo nacional de 1960. Cuenca del San Roque.	25
Figura 5.	Elementos de un sistema de teledetección	28
Figura 6.	Firmas espectrales de clases exploratorias para diferentes sensores.	29
Figura 7.	Espectro de radiación electromagnética - Zona de trabajo de los instrumentos ópticos y radares	31
Figura 8.	Representación gráfica (RGB) de las matrices de datos espectrales, sensor Landsat-TM	33
Figura 9.	Composiciones de color para la visualización de características del terreno	34
Figura 10.	Bandas de los sensores Landsat y transmisividad atmosférica	35
Figura 11.	Modelo de iluminación. Ángulos intervinientes.	43
Figura 12.	Modelo de iluminación para la zona de estudio.	44
Figura 13.	Precisión global de distintos índices de edificación propuestos según el sensor empleado.	50
Figura 14.	Proceso de acondicionamiento de las escenas Landsat	55
Figura 15.	Proceso de generación del modelo de iluminación.	58
Figura 16.	Imágenes con y sin corrección del sombreado topográfico	59
Figura 17.	Perfil de varianza del modelo de iluminación	61
Figura 18.	Valores de NDVI de las regiones evaluadas.	63
Figura 19.	Segmentación de la cobertura vegetal de la cuenca	64
Figura 20.	Regiones de muestreo para estadística de clases.	65
Figura 21.	Regiones de muestreo. Zona edificada	66

Figura 22. Caracterización de las regiones de interés. Diagramas de cajas y líneas espectrales de las clases temáticas.	67
Figura 23. Clasificación exploratoria inicial. Bandas originales escenas Landsat 5, sensor MSS.	68
Figura 24. Clasificaciones sobre bandas originales: 1:MSS-1988, 2:TM-2005, 3:OLI-TIRS-2019.	72
Figura 25. Clasificaciones sobre espacio espectral extendido: 4:MSS-1988, 5:TM-2005, 6:OLI-TIRS-2019.	73
Figura 26. Resultados clasificación sectorizada.	74
Figura 27. Mapas de cobertura. Comparación de resultados obtenidos entre imágenes estivales e invernales sensor MSS.	76
Figura 28. Mapas de cobertura. Comparación de resultados obtenidos entre imágenes estivales e invernales sensor OLI-TIRS.	77
Figura 29. Muestreo aleatorio y evaluación de la representatividad de clasificación	80
Figura 30. Mapas intervinientes en la segmentación urbana.	85
Figura 31. Proceso de segmentación urbana.	86
Figura 32. Evolución de la superficie edificada de la cuenca en km ²	91
Figura 33. Evolución elementos urbanos.	92
Figura 34. Evolución espacios verdes urbanos.	92
Figura 35. Evolución de la relación de huella urbana.	92
Figura 36. Evolución de la huella urbana.	93
Figura 37. Mapas: evolución de los elementos de segmentación urbana.	94
Figura 38. Mapa: elementos de segmentación urbana para 1972.	95
Figura 39. Mapa: elementos de segmentación urbana para 1995.	96
Figura 40. Mapa: elementos de segmentación urbana para 2020.	97
Figura 41. Mapa: evolución de la huella urbana en la cuenca del San Roque: 1972 a 2020.	98
Figura 42. Evolución del número de habitantes de la cuenca.	100
Figura 43. Mapa: radios urbanos, localidades de la cuenca.	101
Figura 44. Evolución de las densidades poblacionales de la cuenca.	102
Figura 45. Evolución urbana: Bialeto Massé, Cabalango, Casa Grande.	103
Figura 46. Evolución urbana: Cosquín, Cuesta Blanca, Estancia Vieja.	103
Figura 47. Evolución urbana:Huerta Grande, La Cumbre, La Falda.	104
Figura 48. Evolución urbana:Mayu Sumaj, San Antonio de Arredondo, San Roque.	104
Figura 49. Evolución urbana: Santa María, Tala Huasi, Tanti.	104

Figura 50.	Evolución urbana: Valle Hermoso, Villa Carlos Paz, Villa Giardino.	105
Figura 51.	Evolución urbana: Villa Icho Cruz, Villa Parque Siquiman, Villa Santa Cruz del Lago.	105
Figura 52.	Gráfico de dispersión. Valores medios para las velocidades de crecimiento de la edificación vs relaciones de huella urbana.	106
Figura 53.	Comparación de resultados vs superficie edificada publicada por IDECOR. . .	108
Figura 54.	Comparación de resultados huellas urbanas tesis vs IDECOR.	109
Figura 55.	Distribución total de la elevación H en m.s.n.m.	112
Figura 56.	Distribución total de la elevación local normalizada Hl_n	112
Figura 57.	Distribución total de la elevación normalizada H_n	113
Figura 58.	Distribución total de la pendiente P en grados.	114
Figura 59.	Distribución total de la distancia a la mitad de la pendiente dmP	114
Figura 60.	Distribución total de la orientación O	115
Figura 61.	Distribución total de las geoformas locales CM	115
Figura 62.	Distribución total para la distancia mínima a elementos de la red de drenaje dRD en metros.	116
Figura 63.	Distribución total para la distancia mínima a rutas principales dRV en metros.	116
Figura 64.	Distribución de la densidad urbana dU	117
Figura 65.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación H . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	119
Figura 66.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación local normalizada Hl_n . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	119
Figura 67.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación normalizada H_n . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	119
Figura 68.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para pendiente P . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	120
Figura 69.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para distancias a la mitad de la pendiente dmP . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	120
Figura 70.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para la orientación O . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	120
Figura 71.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para las geoformas CM . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	121
Figura 72.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para la distancia mínima a elementos de la red de drenaje dRD . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	121
Figura 73.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para la distancia mínima a rutas principales dRV . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	122

Figura 74.	Distribuciones relativas a espacios disponibles para la densidad urbana dU . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.	122
Figura 75.	Densidad urbana (dU) vs elevación (H).	123
Figura 76.	Densidad urbana (dU) vs elevación local normalizada (Hl_n).	123
Figura 77.	Densidad urbana (dU) vs elevación normalizada (H_n).	124
Figura 78.	Densidad urbana (dU) vs pendiente (P).	124
Figura 79.	Densidad urbana (dU) vs distancia a la mitad de la pendiente (dmP).	124
Figura 80.	Densidad urbana (dU) vs orientación (O).	125
Figura 81.	Densidad urbana (dU) vs distancia a la red vial (dRV).	125
Figura 82.	Densidad urbana (dU) vs distancia a la red de drenaje (dRD).	125
Figura 83.	Reproducción parcial del mapa de la provincia de Córdoba de 1866	141
Figura 84.	Playa San Roque Sud, antes del dique.	142
Figura 85.	Entrada a la quebrada San Roque, pre dique.	142
Figura 86.	Mapa: modelo de elevaciones de la zona de estudio.	145
Figura 87.	Mapa: red de drenaje y cuenca hídrica.	146
Figura 88.	Mapa: pendientes de la cuenca.	147
Figura 89.	Mapa: orientaciones.	148
Figura 90.	Mapa: distancias relativas a la mitad de la pendiente.	149
Figura 91.	Mapa: elevaciones normalizadas.	150
Figura 92.	Mapa: elevaciones normalizadas por radio urbano.	151
Figura 93.	Mapa: geoformas de la cuenca.	152
Figura 94.	Mapa: distancias a red de drenaje.	153
Figura 95.	Mapa: distancia a red vial primaria.	154
Figura 96.	Máscaras de clasificación. Zonas rural y urbana.	156
Figura 97.	Segmentación urbana. Estimación de espacios abiertos capturados.	158
Figura 98.	Segmentación urbana. Estimación de espacios rurales abiertos.	159
Figura 99.	Segmentación urbana. Estimación de espacios abiertos marginales.	159
Figura 100.	Segmentación urbana. Estimación de espacios abiertos exteriores.	159
Figura 101.	Segmentación urbana. Estimación de huella urbana.	160
Figura 102.	Segmentación urbana. Estimación de huella rural.	160
Figura 103.	Comparación de algoritmos de segmentación urbana.	161
Figura 104.	Regresión lineal ordinaria. Población total de las localidades de la cuenca del San Roque. En la imagen se utiliza el punto como separador decimal en lugar de la coma.164	

Figura 105. Distribución del error de muestreo vs pendiente. Parte A.	167
Figura 106. Distribución del error de muestreo vs pendiente. Parte B.	167
Figura 107. Construcción de histogramas relativos: A.	172
Figura 108. Construcción de histogramas relativos: B	173
Figura 109. Ardema: Módulo de corte empaque y calibración.	175
Figura 110. Ardema: Módulo de composición de imágenes.	176
Figura 111. Ardema: Módulo de extracción de características.	177
Figura 112. Ardema: Módulo de estadística.	178
Figura 113. Ardema, módulo de reasignación de valores.	179

Índice de tablas

Tabla 1.	Bandas Landsat y sus características	35
Tabla 2.	Confiabilidad de las clasificaciones. Matriz de confusión	52
Tabla 3.	Índices de fragmentación de las ciudades de Buenos Aires y Montevideo	53
Tabla 4.	Grilla de píxeles, cálculo de gradientes	58
Tabla 5.	Desempeño de los métodos de corrección de sombreado topográfico sobre la zona de estudio	61
Tabla 6.	Estadística de la respuesta del NDVI	63
Tabla 7.	Separabilidad de las clases (de menor a mayor)	68
Tabla 8.	Optimización de factores de clasificación. Diseño experimental y resultados.	70
Tabla 9.	Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor MSS	70
Tabla 10.	Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor TM	71
Tabla 11.	Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor OLI-TIRS	71
Tabla 12.	Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival. Sensor MSS. Valores en km ²	76
Tabla 13.	Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival. Sensor OLI-TIRS. Valores en km ²	77
Tabla 14.	Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival dentro de los radios urbanos. Sensor MSS. Valores en km ²	78
Tabla 15.	Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival dentro de los radios urbanos. Sensor OLI-TIRS. Valores en km ²	78
Tabla 16.	Superficie de los ROIs de entrenamiento clase U en m ² , sensor MSS	78
Tabla 17.	Efecto del tamaño de ROI urbano en la clasificación de las escenas MSS y OLI-TIRS	78
Tabla 18.	Evaluación de la representatividad de las clasificaciones	80
Tabla 19.	Edificios históricos utilizados como puntos de control de la metodología.	82
Tabla 20.	Detección de edificios aislados.	83
Tabla 21.	Evolución de la clase U y superficie edificada	90

Tabla 22.	Parámetros resultantes de la segmentación urbana.	91
Tabla 23.	Datos censales muestreados y estimados	99
Tabla 24.	Superficies edificadas y densidades de población	102
Tabla 25.	Estadística: velocidad de crecimiento medio de la edificación (CEd_m) y las relaciones de huella urbana media (RHU_m) de las localidades de la cuenca	105
Tabla 26.	Superficies edificadas estimadas: IDECOR 2018 vs Tesis 2020.	107
Tabla 27.	Matriz de confusión y precisiones globales. Píxeles 10x10m, edificados tesis 2020 vs IDECOR 2018. Ed es píxel edificado. No Ed es píxel no edificado. P es precisión.	107
Tabla 28.	Concordancia entre píxeles edificados: tesis 2020 vs IDECOR 2018.	108
Tabla 29.	Concordancia de la fragmentación urbana: tesis 2020 vs Idecor 2018. Los valores se muestran en píxeles. P es precisión.	109
Tabla 30.	Huellas urbanas tesis 2020 e IDECOR 2018. Comparación de las superficies obtenidas.	109
Tabla 31.	Distribución estadística: elevaciones	112
Tabla 32.	Distribución estadística: elevación local normalizada	113
Tabla 33.	Distribución estadística: elevación normalizada	113
Tabla 34.	Distribución estadística: pendientes	114
Tabla 35.	Distribución estadística: distancia a la mitad de la pendiente	114
Tabla 36.	Distribución estadística: orientaciones	115
Tabla 37.	Distribución estadística: geoformas	115
Tabla 38.	Distribución estadística: distancia a elementos de la red de drenaje	116
Tabla 39.	Distribución estadística: distancia a elementos de la red vial principal	117
Tabla 40.	Distribución estadística: densidad de edificación	117
Tabla 41.	Núcleos de cálculo para la operación de convolución - cálculo de densidad urbana	157
Tabla 42.	Algoritmos de segmentación. Comparación de resultados para distintas resoluciones espaciales	162
Tabla 43.	Matriz de confusión. Salida de algoritmos de segmentación urbana.	162
Tabla 44.	Habitantes por localidades y por año. Cuenca del San Roque.	163
Tabla 45.	Habitantes totales por año. Localidades de estudio, departamento Punilla y provincia de Córdoba.	164
Tabla 46.	Segmentos de rectas utilizados para interpolar valores dentro de los intervalos censales.	165
Tabla 47.	Número de habitantes estimados	165
Tabla 48.	Evolución superficie edificada y huella urbana por localidad. Parte A	169

Tabla 49. Evolución superficie edificada y huella urbana por localidad. Parte B 170

Abreviaturas y siglas

- A** : banda espectral azul.
- ACCA** : Automated Cloud-Cover Assessment.
- A-V** : clases temáticas agua-vegetación.
- BASI** : índice de prominencia de área construida.
- BCI** : índice de composición biofísica.
- BQA** : band of quality assurance.
- BRBA** : relación de bandas de área construida.
- BSI** : índice de suelo desnudo.
- CBI** : índice combinacional de edificación
- Cca** : cuenca hidrográfica.
- CEC** : módulo de Ardema: corte, compilación, calibración.
- CICTERRA** : Centro de Investigaciones en Ciencias de la Tierra.
- CM** : geoformas locales.
- Co** : banda costera L8.
- CONAE** : Comisión Nacional de Actividades Espaciales.
- CONICET** : Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas.
- COST** : modelo de corrección de efectos atmosféricos.
- CV** : coeficiente de variación.
- CyUS, UyCS** : cobertura y uso de suelo.
- DCca** : densidad de habitantes en la superficie de la cuenca.
- DEM, MDE** : modelo de elevación del terreno.
- DN, ND** : número digital.
- DOS** : modelo de corrección de efectos atmosféricos.
- DSEd** : densidad de habitantes en la superficie edificada.
- DSHU** : densidad de habitantes en la huella urbana.
- DTC** : clasificador de árboles de decisión.
- DVI** : índice de diferencia de vegetación
- EA** : espacio abierto.
- EAC** : espacio abierto capturado.
- EAE** : espacio abierto exterior.
- EAM** : espacio abierto marginal.
- EBBI** : índice mejorado de edificación y suelo desnudo.
- EO** : dirección este-oeste.
- EPSG** : European Petroleum Survey Group.
- ERA** : espacio rural abierto.
- ERE** : espacio rural exterior.
- ERU** : espacio dentro del radio urbano.
- ETM+** : instrumento a bordo de Landsat: Enhanced Thematic Mapper Plus.
- EVI** : índice mejorado de vegetación.
- FAMAF** : Facultad de Astronomía, Matemática, Física y Computación. Universidad Nacional de Córdoba.
- FCEfyN** : Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales. Universidad Nacional de Córdoba.
- GCO** : Gran Córdoba.
- GE** : Google Earth.

GEMI : índice de vegetación no lineal.
GeoTIFF : información georreferenciada en archivo de imagen de formato TIFF.
GIS, SIG : sistema de información geográfica.
HRur : huella rural.
HTML : lenguaje de marcas de hipertexto.
HU, Hurb : huella urbana.
IBI : Index based built-up index
IDE : entorno de desarrollo.
IDECOR : Infraestructura de Datos Espaciales de la Provincia de Córdoba.
IEA : Índice de espacio abierto.
IEEE : Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos.
IG : Instituto Gulich.
IGN : Instituto Geográfico Nacional.
IL : modelo de iluminación.
InB : índice de borde.
INDEC : Instituto Nacional de Estadística y Censos.
InEA : índice de espacio abierto.
IR : infrarrojo.
JM : distancia Jeffries-Matusita.
KML : archivo de polígonos formato Keyhole Markup Language.
L : referencia a plataforma satelital Landsat.
L1, L2..L8 : plataforma landsat 1,2 ..8.
MBI : índice de edificación modificado.
MDE, DEM : modelo digital de elevaciones.
MDEAr : producto MDE de 5m, fotogramétrico IGN.
MDP : modelo digital de pendientes.
ML, MLC, MV : algoritmo de máxima verosimilitud.
MNDWI : índice NDWI modificado.
MSAVI : índice SAVI modificado .
MSS : Multispectral Scanner.
NASA : Administración Nacional de Aeronáutica y el Espacio.
NBAI : índice de área edificada normalizada.
NBI : Nuevo índice de edificación.
NBR : relación de área quemada.
NC : no clasificado.
NC-U, U-NC : píxeles intercambiados, urbanos-no clasificados, escenas invernales-estivales.
ND : número digital.
NDBI : diferencia normalizada de superficie construida.
NDII : diferencia normalizada de superficie impermeable.
NDISI : índice de diferencia normalizada de superficie impermeable.
NDSI : índice de diferencia normalizada de suelo.
NDSV : vector espectral de diferencia normalizada.
NDVI : índice de diferencia normalizada de vegetación.
NDWI : índice de diferencia normalizada de agua.
NE : dirección nor-este.
NIR : infrarrojo cercano.
NMDWI : índice modificado de diferencia normalizada de agua.
NOAA : National Oceanic and Atmospheric Administration.
NS : dirección norte-sur.
O : dirección oeste.
OE : dirección oeste-este.
OLI : instrumento a bordo de Landsat: Operational Land Imager
OLS : ordinal lineal regression.
P : pendiente.

PG : precisión global.
PVI : índice perpendicular de vegetación.
QA : quality assurance.
R : banda espectral rojo.
RAM : memoria de acceso aleatorio.
REAU, ReEAU : relación de espacio abierto urbano.
RHU, ReHU : relación de huella urbana.
RGB, RVA : rojo-verde-azul. O RVA es la composición del color en términos de la intensidad de los colores primarios de la luz.
RNDSI : relación de diferencia normalizada de suelo.
ROI : región de interés.
S-A : clases temáticas suelo-agua.
SAGA : System for Automated Geoscientific Analyses.
SAMC : mapeador de ángulo espectral.
SAVI : índice de vegetación ajustado por suelo.
SCS : sun canopy sensor.
SE : dirección sur-este.
Sed : superficie edificada.
SHU : superficie huella urbana.
SHV : starting haze Value.
SR, S-R : clase suelo desnudo.
SRTM : Shuttle Radar Topography Mission.
SSI : índice de suelo.
SRTM : Misión Topográfica Shuttle Radar.
S-V : clases temáticas suelo-vegetación
SVMC : máquina de soporte vectorial.
SWIR : infrarrojo de onda corta.
SWIR-NIR : infrarrojo onda corta y cercana.
TIFF : formato de codificación de imágenes (Tagged Image File Format).
TIN : red de triángulos irregulares.
TIR : infrarrojo termal.
TIRS : instrumento a bordo de Landsat: Thermal Infrared Sensor.
TM : instrumento a bordo de Landsat: Thematic Mapper.
TOA : tope de atmósfera.
U : según contexto: clase temática edificado o urbanizado.
U-A : clases temáticas urbano-agua
UNC : Universidad Nacional de Córdoba.
U-S : clases temáticas edificado-suelo desnudo.
USGS : Us Geological Survey.
UTM : Universal Transverse Mercator.
U-V : clases temáticas edificado-vegetación.
V : según contexto: clase temática vegetación o banda espectral verde.
VS : clase temática vegetación y suelo desnudo.
WGS : World Geodetic System.

Capítulo 1

Introducción

El crecimiento poblacional a escala mundial de las últimas décadas, y su concentración en centros poblados es innegable. La redistribución de la población entre las áreas rurales y las urbes comenzó en el siglo XVIII, cuando sólo el 3 % de los habitantes residían en ciudades. La revolución industrial y el exceso de mano de obra producida por ella entre los trabajadores rurales promovió la migración hacia las ciudades. En 1950 el 28 % de la población estaba urbanizada y para 2007, el 50 % [1]. Según las proyecciones de Naciones Unidas, la población mundial alcanzó los 7.713 millones de habitantes en 2019, con el 55 % de éstos residiendo en áreas urbanas. Se ha estimado que en 2050 la población alcanzaría los 9.000 millones, con el 68 % de éstos residiendo en centros urbanos debido tanto al éxodo rural como al crecimiento demográfico interno de las ciudades [2], [3].

El aumento de la población y los fenómenos migratorios entre localidades y entre zonas rurales y urbanas va acompañado de un crecimiento del área edificada y la urbanización [3], [4]. La División de Desarrollo Urbano del Banco Mundial estimó que las ciudades de los países en desarrollo duplicarían su tamaño entre los años 2000 y 2030 [5]. La dinámica de este crecimiento está descrita como un proceso complejo de difusión, que afecta el paisaje rural en diferentes escalas y con distintos grados de heterogeneidad [6], que por su ritmo y escala juega un papel cada vez más importante en el flujo de materiales y las transformaciones de terreno y el clima [7]. La geomorfología antropogénica apunta al desarrollo urbano como una de las principales fuerzas modificadoras de las características de la superficie terrestre. Se estima que un tercio de la superficie continental terrestre se encuentra, de alguna manera, afectada por las actividades humanas. El 2 % de los continentes están cubiertos por áreas edificadas que sufren la modificación superficial más intensa, estudios comparativos realizados en Estados Unidos demuestran que la erosión de origen antropogénico supera en órdenes de magnitud a la de la erosión hídrica natural, anteriormente, la principal responsable de la modificación de la superficie terrestre por el transporte de materiales [1].

Los materiales impermeables utilizados en construcción reemplazan la cobertura natural del suelo, modificando la temperatura local, generando islas de calor. El descenso de permeabilidad del suelo favorece la colección de agua en ocurrencia de precipitaciones, que al no ser absorbida, genera un aumento de caudal en el punto de descarga, y por arrastre, un aumento del transporte fluvial de las partículas [8], [9]. Estudios recientes confirman esto al demostrar que las actividades humanas incrementaron el transporte fluvial global de sedimentos, la movilización de rocas y materiales no consolidados de origen antrópico se estimaron entre uno o dos órdenes de magnitud mayor que la denudación y transporte por procesos naturales. Las áreas disturbadas por excavación o acumulación, productos tanto del desarrollo de actividades agrícola-ganadera como del desarrollo inmobiliario e infraestructura urbana asociada a él, contribuyen significativamente a la generación de sedimentos

[10]. Al mismo tiempo estos estudios sostienen que se redujo el flujo global de sedimentos hacia los océanos, a través de su retención en reservorios continentales [11].

Tanto el aporte de material sedimentable como el volcamiento de aguas residuales, tratadas y sin tratar, de las poblaciones presentes en las riveras y cuencas de drenaje [12], [13] reducen la capacidad de almacenamiento de un embalse y alteran la calidad de sus aguas, promoviendo la eutrofización de las mismas, y afectando su aptitud para el aprovisionamiento de agua potable. Los efectos de la eutrofización son diversos y a veces espectaculares, como puede advertirse por la mancha verdosa, correspondiente a una explosión algal, presente en la imagen satelital de la figura 1.



Figura 1: Composición color real. Imagen de la plataforma Landsat 8 del embalse San Roque, tomada el 6 de febrero de 2019 donde se aprecia un afloramiento de algas (mancha verde en el cuerpo lacustre).

Además de los efectos sobre el transporte de material y el equilibrio radiativo de la superficie que redundan en mayores temperaturas locales, el desarrollo urbano impacta por transformación de la cobertura y uso del suelo, desplazando la vegetación original, modificando el régimen hídrico natural [14]. La cuenca hidrográfica del embalse San Roque, correspondiente a la cuenca alta del río Suquía, en la provincia de Córdoba, Argentina, ha visto un incremento mayor al 400 % en el número de habitantes residentes en su territorio, entre los años 1960 y 2010 [15], [16]. Las localidades de la misma han dejado de ser entidades aisladas y se han convertido en un conglomerado urbano, una extensión continua de paisaje urbanizado que envuelve el cuerpo lacustre, como puede apreciarse en imágenes satelitales

disponibles en plataformas como Google Earth [17] (ver fig 2). Este aumento en la presión antrópica en la cuenca puede explicar, en parte, el incremento en la frecuencia de los episodios de afloración algar registrados en el embalse [18]. El aumento de las edificaciones asociadas al aumento de población, se vuelve muy relevante si se tiene en cuenta que la cuenca del San Roque, naciente del río Suquía, fuente de provisión de agua potable de la ciudad de Córdoba, pertenece a una región semiárida, con un régimen de precipitaciones concentrado en épocas estivales. Por ello la disponibilidad constante de agua depende del efecto amortiguador de la esorrentía, generado por el efecto esponja promovido por la cobertura vegetal y su sistema radicular (retención del agua, saturación del suelo y liberación lenta posterior). Es éste uno de los efectos indirectos y negativos del desarrollo urbano, que en el área de estudio cobra un carácter de importancia singular, que puede afectar directamente a un importante número de pobladores de la provincia de Córdoba.

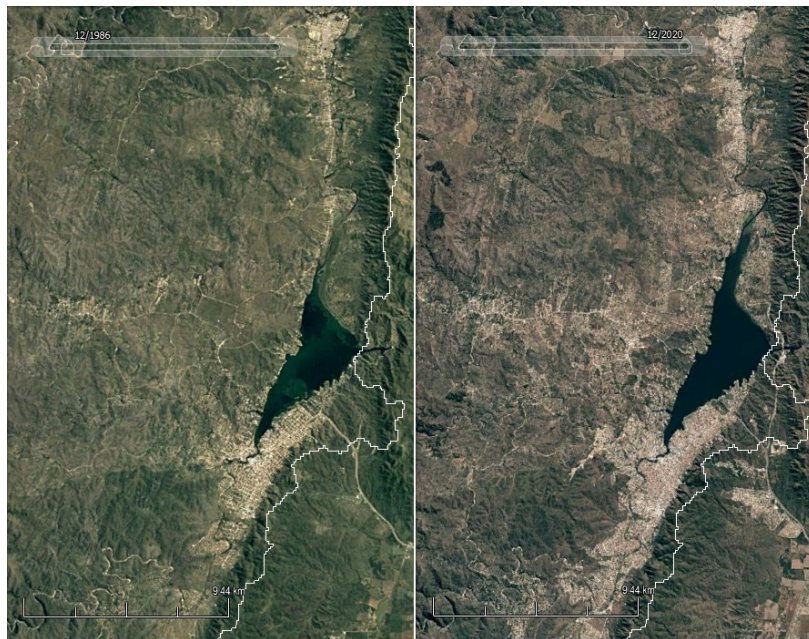


Figura 2: Crecimiento urbano en las inmediaciones del embalse San Roque (mancha claras). Izquierda: 1986, derecha: 2019. Imágenes obtenidas desde la plataforma Google Earth.

En la actualidad, las localidades de la cuenca sufren del deterioro del equilibrio hídrico, que se plasma como escasez en tiempo de sequía, peores calidades del agua suministrada, y ocurrencia de riadas y deslizamientos en épocas de lluvia. Las disputas sociales por el recurso se hacen cada vez mas frecuentes y complejas [14]. El crecimiento urbano no planificado y sin acompañamiento de infraestructuras correspondientes, configura un complejo escenario socio ecológico en la actualidad. En este escenario dos grandes fuerzas se pujan por el dominio de los espacios, por un lado la necesidad de espacio habitacional y económico-recreativo, la necesidad de servicios como agua, electricidad y transporte, y por el otro, la conservación del medio (hábitat hídrico, vegetal-animal, geomorfológico y paisajístico, entre otros). Estas fuerzas se encuentran en una lucha de poder constante. Es perentorio establecer lineamientos y acciones de orden que tiendan a generar un equilibrio y sustentabilidad entre estos dos aspectos, que podemos sintetizar como de uso y de protección. Es en este punto donde es crítico fomentar estudios científicos, que aporten datos objetivos sobre el impacto que la urbanización y la geomorfología antrópica tiene en las distintas regiones de la provincia y sobre todo en las cuencas hidrográficas.

El crecimiento, no planificado y disperso, afecta áreas mayores con menor densidad de población establecida. Es allí donde determinar la evolución del tamaño de las localidades y el área afectada

por unidad de habitantes, medida de su eficiencia para alojarlos, resulta útil para evaluar la situación actual y la tendencia a futuro.

En cuanto a la dinámica del desarrollo urbano de la zona, son diversos los enfoques y estudios que permiten analizar y explicar el rápido crecimiento de las urbanizaciones, en Argentina y en la cuenca del embalse San Roque. Al respecto se mencionan y amplían brevemente algunos conceptos en la sección B del apéndice: “Aspectos del crecimiento poblacional de Córdoba y Punilla”. Este desarrollo se puede rastrear desde el éxodo rural y el crecimiento de las grandes ciudades, a partir de 1930, hasta la aparición de barrios cerrados periféricos en 1990, y el desarrollo del Gran Córdoba y Gran Punilla, favorecidos por la cercanía a la capital provincial, los medios de transporte, las redes de comunicación, el efecto tractor de la industria turística y la oferta de espacio residencial privado [19]. Los especialistas sostienen que el balance de población será desigual a nivel regional y local, gobernado por la intensidad de las migraciones externas e internas. La provincia de Córdoba evidencia una dinámica desigual con crecimiento y retracción poblacional y urbana según la localidad. Mientras la tendencia general de las localidades pequeñas (menos de 2.000 habitantes) y zonas rurales es el estancamiento y el despoblamiento, como ocurre en los departamentos del norte y oeste de la provincia, y algunas localidades del sur y este provincial [4], otros sectores como las localidades del Sur y centro del departamento Punilla presentan crecimiento poblacional y aumento marcado de la urbanización, independientemente del número de habitantes de las mismas.

El proceso mismo del crecimiento urbano es complejo, desde lo físico y desde lo social y humano. El modelo urbano monocéntrico ayuda a comprender algunas relaciones importantes entre factores físicos, económicos y humanos [20]. No hay una solución obvia, simple y óptima que permita definir la mejor estrategia de desarrollo. La orografía del lugar, aspectos económicos como transporte de personas y provisiones, preferencias y estilo de vida de los pobladores, entramados sociales, sistemas políticos, diversidad biológica y equilibrios de los ciclos naturales, constituyen una parte solamente de los factores que intervienen en cualquier solución planeada al problema del crecimiento no controlado de la urbanización.

Todos los datos que se puedan producir, relacionados a la problemática urbana, resultan necesariamente útiles para la construcción de modelos predictivos y la búsqueda de soluciones. El presente trabajo de investigación, dirige sus esfuerzos a esa tarea. Utiliza escenas satelitales de diferentes décadas, combinadas con herramientas de teledetección satelital [21], para determinar el crecimiento de la superficie edificada y su relación con variables geográficas y geológicas, en la cuenca hidrográfica del embalse San Roque, principal cuerpo de agua del departamento Punilla, en la provincia de Córdoba. Es un estudio exploratorio de las capacidades de la ciencia de datos espaciales y de la historia del desarrollo urbano de la zona, que pretende generar una metodología práctica y funcional, que aporte datos sobre lo sucedido en materia de urbanización en el área de estudio en las últimas décadas.

En los capítulos sucesivos se presentan los fundamentos metodológicos, la metodología implementada y resultados obtenidos. En el capítulo 2 se describe el área de estudio y sus orígenes, se da cuenta de los principios científicos y aspectos técnicos de la teledetección, y la utilización de clasificación de imágenes para generar mapas temáticos de cobertura de suelo, se describen las fuentes de datos y herramientas computacionales empleadas, y los aspectos fundamentales de la determinación de la fragmentación urbana. El capítulo 3 describe el procesamiento de los datos, el pre-tratamiento y transformación de las escenas satelitales empleadas, el procedimiento de clasificación temática, su implementación y optimización. También se menciona el proceso de segmentación del espacio edificado empleado en la determinación de la huella urbana. En el capítulo 4 se presentan los resultados, que incluyen la determinación del crecimiento de las superficies urbanas y sus densidades poblacionales, se comparan los mismos con otras publicaciones y se abordan de modo exploratorio la correlación entre

la edificación (total y nueva) con las siguientes variables geográficas y geomorfológicas del terreno: proximidad a caminos principales y cursos de agua, pendientes, elevaciones, orientación del terreno y geoformas. En el capítulo 5 se discuten los resultados obtenidos. La obra cuenta también con un apéndice en el que se profundizan y detallan aspectos diversos como la relación entre el medio ambiente y el crecimiento poblacional y urbano, análisis de las distribuciones estadísticas y propagación de errores de algunos productos generados, y descripciones detalladas de algunos procesos y cálculos. Además se presentan los mapas generados, tablas numéricas, descripciones de algunos métodos gráficos de presentación de datos, y la descripción de un software informático (Ardema), prototipo implementado como herramienta de apoyo para el procesamiento de las imágenes, sin el cual, este trabajo de tesis no podría haberse desarrollado con el nivel de análisis y calidad presentados.

1.1. Hipótesis

Esta tesis sostiene que se puede desarrollar una metodología de análisis de datos espaciales que integre productos Landsat de diferentes plataformas satelitales y características para determinar la evolución del crecimiento de la urbanización en la cuenca del San Roque en un período de varias décadas, sus características y el grado de asociación de las edificaciones con algunas variables geográficas y geomorfológicas seleccionadas.

1.2. Objetivos Generales

Los objetivos generales de esta tesis son evaluar la dinámica espacio-temporal del uso de suelo, relacionado al crecimiento urbano en el área de la cuenca del embalse San Roque a partir de imágenes satelitales. Generar una metodología de procesamiento común a todos los productos Landsat de nivel 1, que pueda ser utilizada en estudios similares en otras regiones del planeta, y que sirva además de herramienta de ordenamiento territorial, y para el estudio de las variables intervinientes en el crecimiento de las edificaciones, ayudando de esta manera a construir modelos predictivos ajustados a un área de estudio particular, permitiendo analizar el grado de relación de éste con otros procesos ambientales.

1.3. Objetivos Específicos

Los objetivos específicos son:

- Desarrollar una metodología de proprocesamiento y clasificación común, aplicable a todas las escenas Landsat nivel 1, generadas por los sensores Multispectral scanner, Thematic Mapper, Operational Land Imager y Thermal Infrared Sensor, que adquirieron datos desde 1972 al 2020.
- Generar mapas temáticos de la cuenca del Embalse San Roque a partir de técnicas de clasificación de tipos de cobertura/uso de suelo.
- Generar mapas temáticos de la cuenca del Embalse San Roque a partir del análisis geomorfométrico, geológico y geográfico: mapas de pendiente, drenaje, aspecto del relieve, elevación y distancias a elementos de la red vial principal.
- Estimar la velocidad de crecimiento de las superficies urbanizadas en la cuenca hidrográfica.

- Combinar mediante software de Sistema de Información Geográfica (SIG) la información de los diferentes mapas temáticos para analizar la dinámica espacio-temporal del crecimiento urbano y explorar su relación con variables del terreno.

Capítulo 2

Materiales y métodos

2.1. Área de estudio

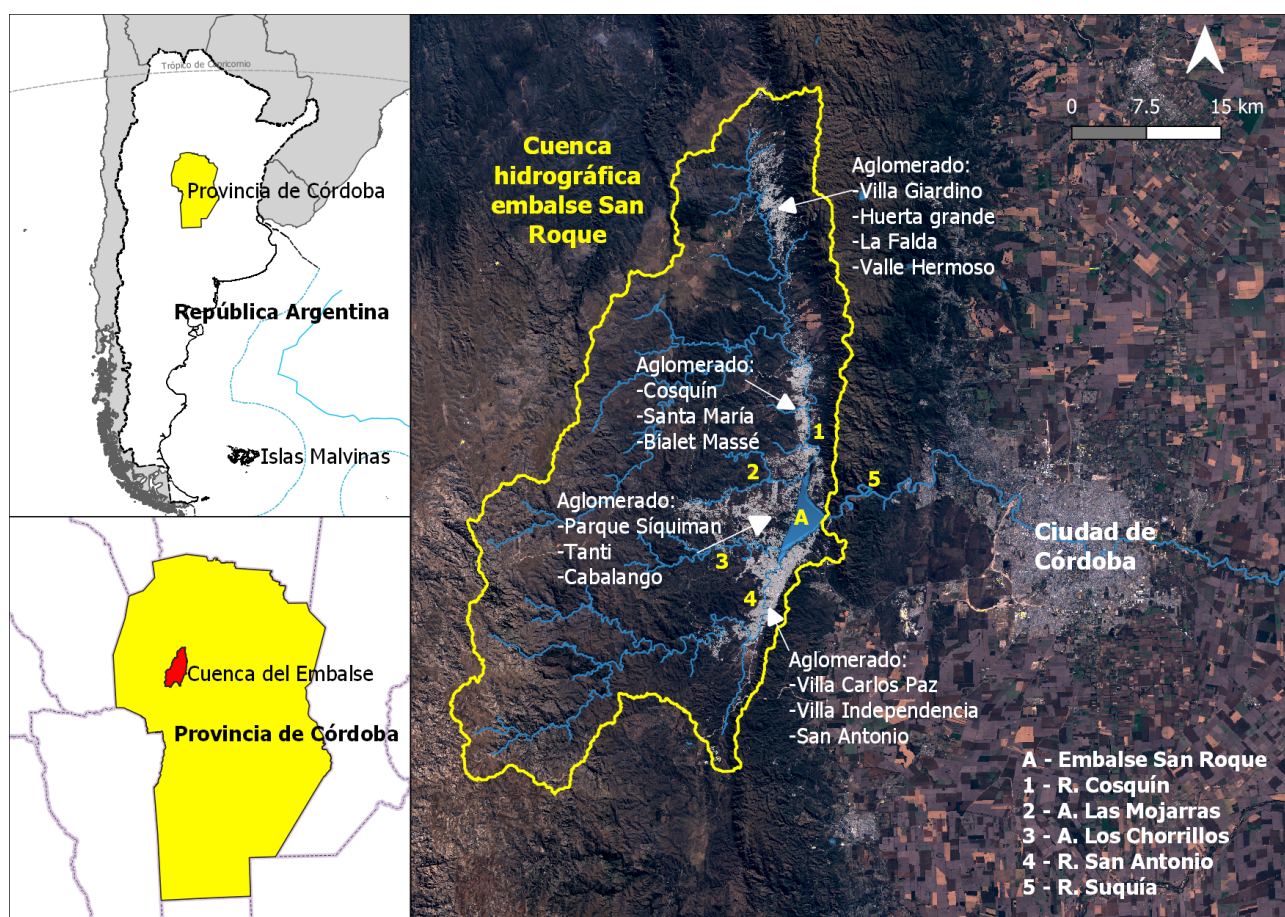


Figura 3: Locación del área de estudio.

El área de estudio, mostrada en la figura 3, se circunscribe a la cuenca hidrográfica del embalse San Roque, emplazada en la región serrana de la provincia de Córdoba, Argentina. Las denominadas Sierras de Córdoba, son parte, al oeste, de la región geomorfológica de primer orden conocida como Sierras Pampeanas [22]. Son una unidad larga y estrecha de 430 km de longitud por 130 km en su parte

más ancha. Se extienden desde los 29°00' y los 33°30' de latitud sur, y entre los 63°10' y 65°30' de longitud oeste. Poseen una superficie total de 35.000 km² y están compuestas por pronunciados cordones montañosos y suaves planicies interserranas. Los cordones montañosos se orientan longitudinalmente en dirección Norte-Sur y se caracterizan por su morfología asimétrica con laderas orientales tendidas y largas, y occidentales cortas y escarpadas, con un desarrollo altitudinal que va de los 550 a los 2.790 m s.n.m. Este desarrollo en altura es más pronunciado hacia el centro de los cordones, presentando pendientes más abruptas y achatándose hacia los extremos del cordón. Los cordones están coronados en su cima por cuasi-planicies, antiguos restos de superficies de erosión, que le dan su apariencia característica relacionada con su origen fundamentalmente estructural denudacional. Las planicies interserranas se componen de amplios valles que exhiben fondo plano y una cobertura coluvional y sedimentaria de espesores y distribución variados. Este espesor puede ser muy bajo en algunos casos dejando expuesta la roca del basamento, como por ejemplo en Pampa de Achala donde los espesores promedios son menores a 3 m [23]. A excepción de las Pampas de Altura y en algunos valles y laderas bajas, los suelos de las sierras están afectados en mayor o menor grado por afloramientos de roca y piedras en superficie [24].

Fuera de las pampas en altura el relieve predominante es escarpado, con pendientes en la zona oriental que varían entre 12 % y 45 %, produciendo altas velocidades de drenaje que generan procesos dominantes de erosión hídrica vertical y de remoción en masa. Las zonas de relieve escarpado constituyen las nacientes de los principales cursos de agua. Los ríos y arroyos serranos, presentan en general, lechos rocosos, erosivos, con saltos, rápidos, ollas y un régimen turbulento. En algunos sectores, de menor relieve, tienen un lecho areno - gravoso y algunos niveles de terrazas. Constituyen ecosistemas, sometidos a una alta dinámica hidrológica, con crecientes cortas e intensas, lo que caracteriza un régimen de tipo torrencial. Los caudales pico en épocas de lluvia, suman gran cantidad de sedimentos de granulometría variada, producto de los procesos de erosión hídrica y remoción en masa. La zona se caracteriza por poseer una gran variedad climática, con microclimas definidos por la topografía y la disminución de precipitaciones hacia el oeste. Las temperaturas medias varían desde -5°C en invierno a 35° en verano, con una media anual de 17°C. Las precipitaciones anuales alcanzan los 730 mm, distribuidas mayormente entre octubre y marzo. Este comportamiento pluvial y la evapotranspiración producen excesos y deficiencias hídricas en la región en determinados meses. Esta variedad climática-pluvial, la diferencia altitudinal y de composición genera una variedad de suelos.

Es en esta región que se encuentra la cuenca del San Roque (o cuenca alta del Río Suquía), ubicada entre los 30°58' y 31°37' de latitud sur, y entre los 64°24' y 64°52' de longitud oeste. Posee una superficie de colección de 1.750 km². Está conformada por cuatro subcuencas, dos principales y de mayor tamaño denominadas subcuencas del río San Antonio y del río Cosquín y dos subcuencas menores correspondientes a los arroyos Las Mojarras y Los Chorrillos [25]. Entre las poblaciones de la subcuenca del río Cosquín se encuentran: Bialeto Massé, Santa María de Punilla, Cosquín, Molinari, Casa Grande, Valle Hermoso, La Falda, Huerta Grande, Villa Giardino y La Cumbre. La subcuenca del San Antonio incluye a las poblaciones de Villa Carlos Paz, Villa Independencia, San Antonio de Arredondo, Villa Icho Cruz y Cuesta Blanca. Al oeste en la subcuenca de los arroyos Los Chorrillos y Las Mojarras se emplazan Villa Parque Siquiman, Tanti, El Durazno, Cabalango y Villa Flor Serrana. Al este del embalse se emplaza la comuna San Roque, cuyo radio urbano es colindante al cuerpo del embalse.

2.1.1. Evolución poblacional de la zona

Una consecuencia emergente de la construcción de la represa y creación del embalse fue la constitución de uno de los atractivos turísticos más importantes de la provincia de Córdoba. El desarrollo de la industria turística local también impactó la tasa de urbanización de la zona. Sólo la ciudad de Carlos Paz, el mayor asentamiento poblacional de la cuenca del San Roque (en el momento en que se realizó este estudio), tenía en 2010 un total de 62.750 habitantes [26] y se estimó que su capacidad hotelera en el mismo período podía albergar 442.000 visitantes adicionales durante todo el año [27].

Los primeros datos sobre la población de la zona se remontan a la llegada del español, cuando ésta estaba habitada por un escaso número de originarios comechingones. Los colonizadores dividieron la región en estancias cuyo número, al inicio del siglo XIX, se acercaba a la veintena [28]. El primer empadronamiento regional de 1813 del valle del Quisquisacate arrojó entre “esclavos, pardos y naturales de la tierra”, menos de 250 personas. En el censo confederal de 1857, el departamento “La Punilla” ya acusaba un total de 4.758 habitantes [29] y cien años después, los datos censales de 1960 [15] dan cuenta de más de 31.000 habitantes establecidos en las principales poblaciones de la cuenca. Desde 1960 a 2010, estos centros poblados incrementan su población casi cinco veces (como se aprecia en la figura 4) [16], [30], un incremento poblacional superior al 300 %, exhibiendo durante dicho período, en conjunto, un ritmo constante de crecimiento, siendo Carlos Paz sin duda la localidad que más creció ya que su población pasó de 6.102 a 62.750 habitantes en dicho período. Por otro lado, el área urbanizada en el mismo período incrementó notablemente su superficie.

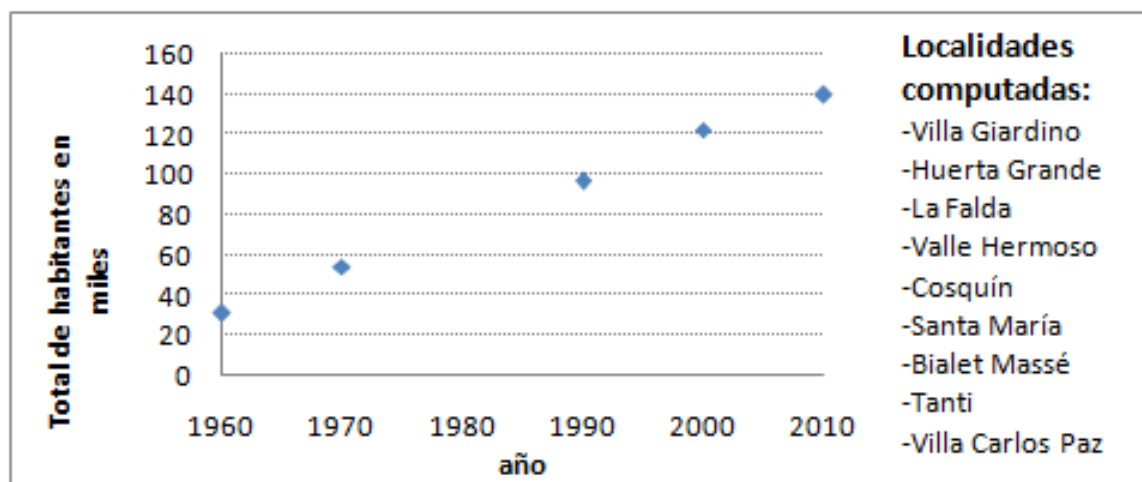


Figura 4: Crecimiento poblacional de las localidades registradas en el censo nacional de 1960. Cuenca del San Roque.

2.2. Teledetección

Clásicamente se define a la teledetección como una disciplina que utiliza técnicas de observación remota para analizar rasgos y características de la superficie de la tierra. Ésta se basó en un primer momento en la fotografía aérea, incorporándose más adelante la adquisición satelital de imágenes [31]. El desarrollo de instrumentos capaces de tomar imágenes en distintas regiones del espectro electromagnético permitió la construcción de escenas multi e hiperespectrales. Una escena se compone de

más de una imagen de la misma región espacial pero de distintas regiones espectrales llamadas bandas. El análisis de estas escenas permite la obtención de parámetros biofísicos, como por ejemplo temperatura, salinidad y biomasa superficial de la zona de estudio. El fundamento de la técnica se basa en interacción de una fuente de energía con un elemento de interés, que podemos llamar genéricamente blanco, y un sistema de recepción o sensor. El blanco no se encuentra en contacto con el sensor y los datos de interés se derivan de las modificaciones producidas en la radiación incidente por los distintos mecanismos de interacción de ésta con el blanco. Definiciones más generales de teledetección también incluyen los tratamientos posteriores de procesamiento y análisis a los que se someten las imágenes adquiridas para su posterior interpretación [21].

2.2.1. Principios de la teledetección satelital

Esta disciplina utiliza sensores instalados en plataformas satelitales para realizar observaciones terrestres.

Estos sistemas describen dos tipos de órbitas [31]:

- Órbitas heliosincrónicas: el satélite se mueve de polo a polo siguiendo trayectorias perpendiculares al plano ecuatorial y al movimiento de rotación terrestre, lo que permite observar distintas regiones del planeta en cada pasada. Como suelen pasar a la misma hora por el mismo lugar las condiciones de iluminación son similares en tomas de la misma época del año. El tiempo que tardan en sobrevolar el mismo punto se llama tiempo de revisita y define la resolución temporal de este tipo de satélites. La altura de las órbitas están comprendidas entre 600 y 900 km. Es la órbita habitual de los satélites de recursos naturales y resoluciones medias y altas como Landsat, Spot, Ikonos, Saocom.
- Órbitas geoestacionarias: se sitúan a una altura de 36.000 km sobre el ecuador, y con un período orbital similar a la rotación terrestre. La posición relativa del satélite respecto a la superficie del planeta se mantiene estable. Es utilizada por satélites de comunicaciones y meteorológicos, los que suelen conformar constelaciones para cubrir superficies mayores o toda la superficie del globo. La resolución temporal de estas plataformas suele ser alta, permitiendo analizar fenómenos de rápida evolución como tormentas o erupciones volcánicas. En cambio su resolución espacial suele ser baja debido a la distancia al suelo y las limitaciones instrumentales.

El concepto de resolución abarca cuatro aspectos principales [32]:

- La resolución espectral de un sensor se define como el número y anchura de las bandas espectrales que puede discriminar. Los dispositivos de teledetección generalmente sólo muestrean el espectro electromagnético en determinados intervalos de longitudes de onda. Por ejemplo, un sensor que es sensible a las longitudes de onda entre 0,4 y 0,5 μm detectaría la luz azul. Este intervalo se conoce con el nombre de banda espectral o canal de los datos de una imagen.
- La resolución radiométrica de los datos se define como la cantidad mínima de energía requerida para incrementar el valor de un píxel en un nivel digital (ND). Asimismo, se define la amplitud o extensión radiométrica como el intervalo dinámico, o máximo número de niveles digitales, que pueden ser detectados por un sensor particular. Es comparable al número de tonos de gris de una imagen blanco y negro que puede presentar el sensor para formar dicha imagen. El sensor MSS de LANDSAT 1, por ejemplo, poseía una amplitud radiométrica de 127 niveles; mientras que el OLI de LANDSAT 8 posee una amplitud máxima de 4096 niveles.

- La resolución temporal, o intervalo de revisita, es la frecuencia con que el satélite adquiere imágenes de la misma zona o área de estudio. Esta depende en gran medida de las características orbitales, mientras los satélites meteorológicos tienen una frecuencia diaria o menor, la frecuencia de los satélites de recursos naturales, como LANDSAT, es de 16 a 18 días.
- La resolución espacial es una medida de la distancia angular o lineal más pequeña que puede captar un sensor remoto de la superficie de la Tierra, y viene frecuentemente representada por un píxel. Éste es la unidad mínima que conforma una imagen digital y es generalmente de forma cuadrada, por lo que la longitud medida sobre el terreno de un lado del píxel define la resolución espacial del sensor. La resolución espacial de un sensor se suele expresar en metros o metros/píxel.

Los componentes clásicos de un sistema de teledetección basado en satélites se representan en la figura 5. Estos elementos son [31]:

1. Fuente de energía: es el origen de la radiación electromagnética que interacciona con el objeto de interés y el sensor. Esta puede ser natural o artificial. La fuente natural más importante es el Sol. Otra fuente natural la constituye los elementos emisores de la cubierta terrestre, como es el caso del infrarrojo térmico. Estos satélites se suelen llamar “de observación pasivos”. Algunos satélites tienen su propia fuente artificial, como los satélites equipados con radar. En este caso se habla de instrumentos de fuente activa o de observación activa.
2. Objeto de interés o blanco: suele ser la cubierta terrestre, constituida por aglomeraciones de diferentes materiales como suelo desnudo, constituido por una amplia variedad de minerales en distintos estados de agregación, agua, edificaciones y diferentes tipos de vegetación. Dependiendo de su naturaleza reaccionan de diferente manera con la energía incidente, reflejando, transmitiendo o absorbiendo la misma en diferentes proporciones. El balance de flujo entre la energía total incidente y reflejada o emitida que recibe el sensor en cada región del espectro electromagnético compone la señal que recibe de la cubierta terrestre. Las superficies altamente reflectivas generarán señales altas, las que absorban o transmitan esta energía lejos del sensor se verán como objetos “oscuros”, de señales débiles.
3. Sistema sensor: compuesto por el instrumento receptor y la plataforma satelital. Este recibe la energía procedente del blanco, la cuantifica, digitaliza, codifica, almacena y la reenvía al sistema de recepción.
4. Sistema de recepción-comercialización: los datos almacenados por el satélite se envían a estaciones receptoras convenientemente dispuestas sobre el terreno. Allí los datos recibidos se procesan, almacenan y redistribuyen para su uso y comercialización.
5. Intérprete: éste elemento procesa los datos digitales y los convierte en información temática de interés sobre la problemática de estudio.
6. Usuario final: el usuario final analiza la información temática y acciona en función de ella.

Otro componente no canónico del sistema está conformado por el conjunto de elementos interferentes, como interacciones no deseadas en el camino de la radiación, comportamientos no contemplados del sensor y la electrónica, limitaciones de los modelos matemáticos empleados, así como las deficiencias en el envío y recepción de los datos a tierra y las limitaciones en el procesamiento computacional

de la información. Se menciona el mismo porque una parte importante de esta obra se enfoca en la mitigación de alguno de estos efectos con el objetivo de mejorar la calidad de los resultados obtenidos.

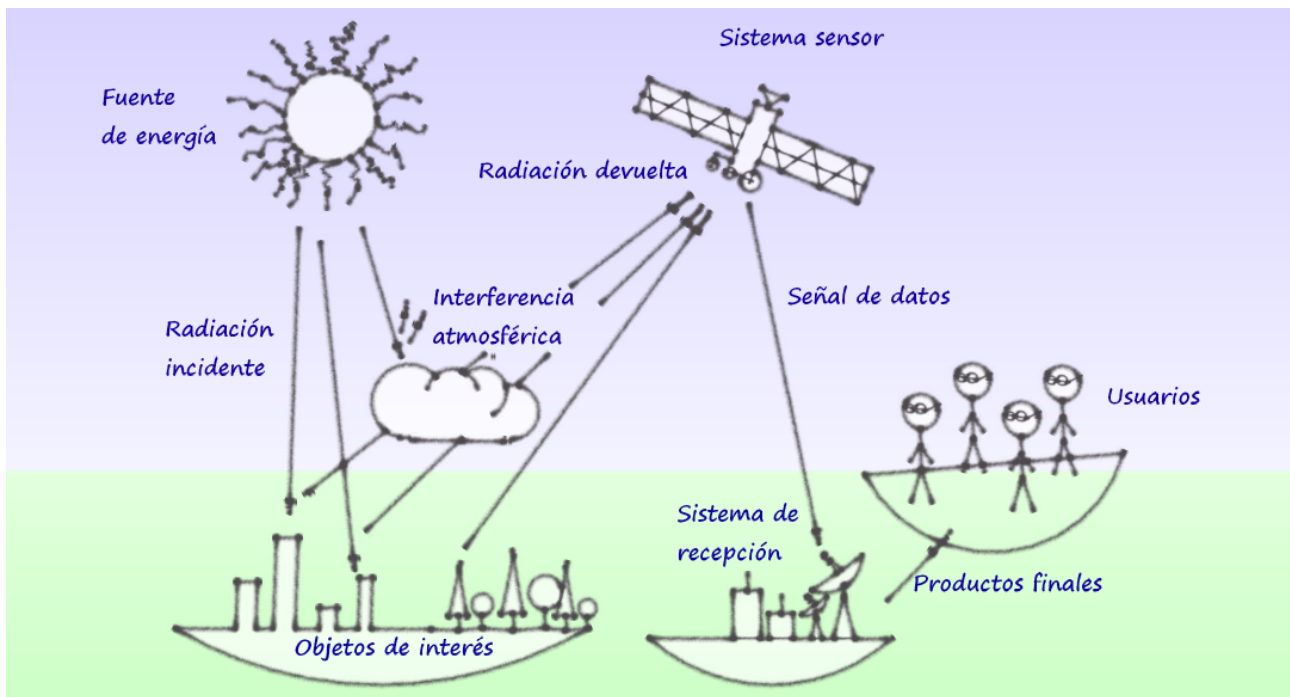


Figura 5: Elementos de un sistema de teledetección

Fuente: elaboración propia

2.2.2. Términos y unidades de medida

Muchos sensores a bordo de las plataformas satelitales operan interactuando con un flujo de energía radiante. Éste tiene una magnitud y dirección determinada, características espectrales propias, un punto de origen, etc. Es este flujo de energía que llega al sensor el que luego es referido a propiedades de la superficie. Algunos términos comunes utilizados en teledetección para describir el flujo de energía y propiedades de las superficies analizadas son los siguientes [21]:

1. Energía radiante (**Q**): indica el total de energía irradiada en todas direcciones y se mide en julios (**J**).
2. Flujo radiante (**Φ**): total de energía radiante en todas las direcciones por unidad de área. Se mide en vatios (**W**).
3. Emitancia o exitancia radiante (**M**): flujo de energía radiada en todas direcciones por unidad de área. Se mide en (**W/m²**).
4. Irradiancia (**E**): es equivalente a la emitancia pero mientras la misma se refiere a la energía emitida, la irradiancia se refiere a la energía incidente.
5. Intensidad radiante (**I**): total de energía radiada por unidad de tiempo y de ángulo sólido (**Ω**). Se mide en vatios por estereoradián (**W/sr**).
6. Radiancia (**L**): total de energía radiada por ángulo sólido y unidad de área. Es una medida fundamental de la teledetección ya que describe el flujo de energía percibido por el sensor. Se mide en **W/m² sr**.

7. Radiancia espectral (L_λ): es equivalente a L , pero referida a una longitud de onda particular λ . Análogamente el subíndice se puede aplicar a I , M y L .
8. Emisividad (ε): relación entre la emitancia M de la superficie y la de un cuerpo negro a la misma temperatura M_n .
9. Reflectividad ρ : relación entre el flujo incidente y el reflejado por una superficie.
10. Absortividad α : relación entre el flujo incidente y el que absorbe una superficie.
11. Transmisividad: τ : relación entre el flujo incidente y el que se transmite a través de la superficie.

La forma en que cada superficie responde a determinada porción del espectro es de sumo interés. Esta respuesta define su comportamiento espectral y se suele referir a él simplemente como *espectro* o *firma espectral* (también se lo nombra *signatura espectral*, y *patrón de respuesta espectral*). Esta firma está formada por un conjunto de valores característicos y propios de cada objeto, captados para los diferentes campos del espectro en los que el sensor opera, por ello una firma espectral depende tanto del objeto de estudio como del sensor utilizado.

Estas firmas sustentan gran parte de los procesos de interpretación de los datos satelitales. Los sensores multiespectrales, como es el caso de los sensores MSS, TM y OLI, de Landsat poseen bandas en la parte visible e infrarroja del espectro. Las firmas espectrales se suelen representar en un gráfico de líneas, donde el eje de las abscisas contiene el número de banda (asociado a una longitud de onda de trabajo), y el eje de las ordenadas el valor característico (ND, reflectancia, radiancia, etc) [21].

La figura 6 contiene valores medios de los patrones espectrales para cuatro tipos de coberturas y uso de suelo (CyUS), agrupados según tipo de sensor Landsat que son de interés en esta tesis.

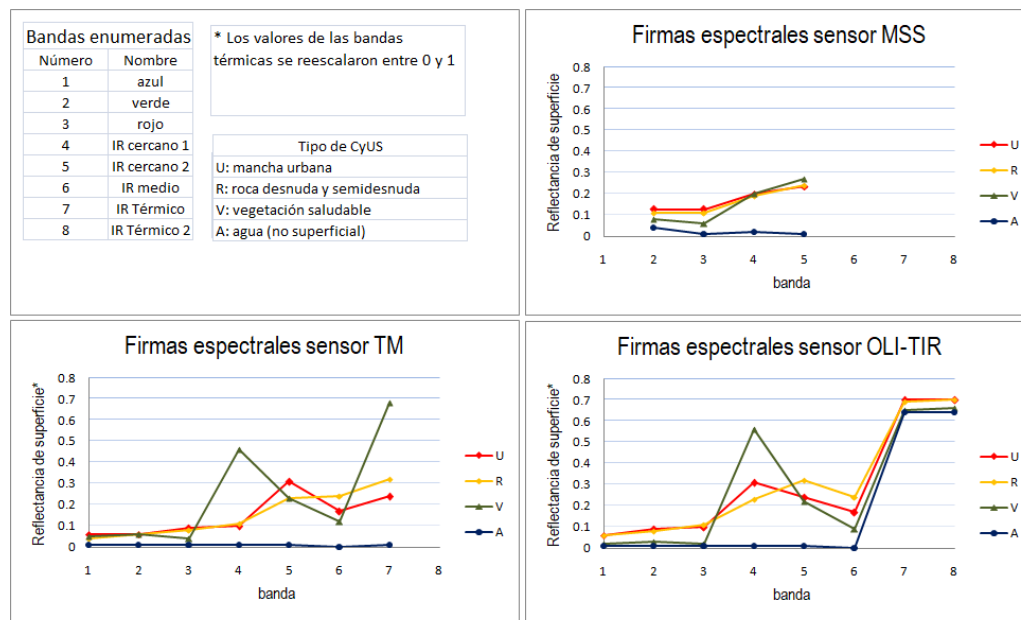


Figura 6: Firmas espectrales de clases exploratorias. U: edificado, R: roca expuesta, V: vegetación, A: agua.

2.2.3. Características y ventajas de la teledetección satelital

La teledetección satelital o espacial presenta ventajas respecto a otras herramientas de observación, como la fotografía aérea y trabajos de campo. Entre estas ventajas se destacan [31]:

- **Visión Global:** los satélites geoestacionarios debido a su altura orbital permiten observar grandes regiones del planeta, los heliosincrónicos, por otra parte, logran lo mismo a través de mosaicos de imágenes. Ambos casos logran una visión global de la tierra.
- **Registro histórico:** los datos almacenados por las misiones forman un registro histórico. Para muchos lugares de la superficie terrestre se pueden encontrar muchas imágenes adquiridas a lo largo del tiempo. Algunas misiones, como LANDSAT pasan siempre a la misma hora por un mismo lugar, y esta característica particular la han mantenido a pesar de cambiar de plataforma satelital, las imágenes adquiridas en diferentes años y distintos satélites pueden ser comparadas para estudios de cambios de cobertura de suelo.
- **Homogeneidad de adquisición:** los satélites geoestacionarios adquieren imágenes con poco intervalo de tiempo entre ellas, eliminando la variabilidad estacional. Los heliosincrónicos por otra parte toman en una zona siempre a la misma hora del día, para minimizar las variaciones introducidas por iluminación. Las fotografías aéreas de zonas extensas, como una cuenca hidrográfica, pueden tomar muchos días en ser generadas y durante el vuelo habrá cambios de iluminación mucho más pronunciados, cambios climáticos e incluso estacionales. La homogeneidad de adquisición facilita el trabajo de comparación entre tomas y la detección de cambios.
- **Envío instantáneo de datos:** los sistemas de misiones con objetivos globales suelen enviar los datos instantáneamente, permitiendo la visión global en tiempo real prácticamente, esto es muy apreciado en el seguimiento de catástrofes y sistemas de alerta temprana.
- **Empleo de datos digitales:** en la actualidad se emplean formatos digitales para almacenar y manipular la información. Este formato numérico facilita la manipulación a través de software y su integración y migración a diferentes sistemas de datos espaciales, fácilmente accesibles a usuarios particulares.
- **Visión en regiones del espectro invisibles al humano:** la incorporación de sensores capaces de detectar radiación fuera de esta región del espectro hace posible diferenciar objetos cuya respuesta en el visible es similar y calcular algunas variables biofísicas imposibles de obtener de fotografías aéreas convencionales.

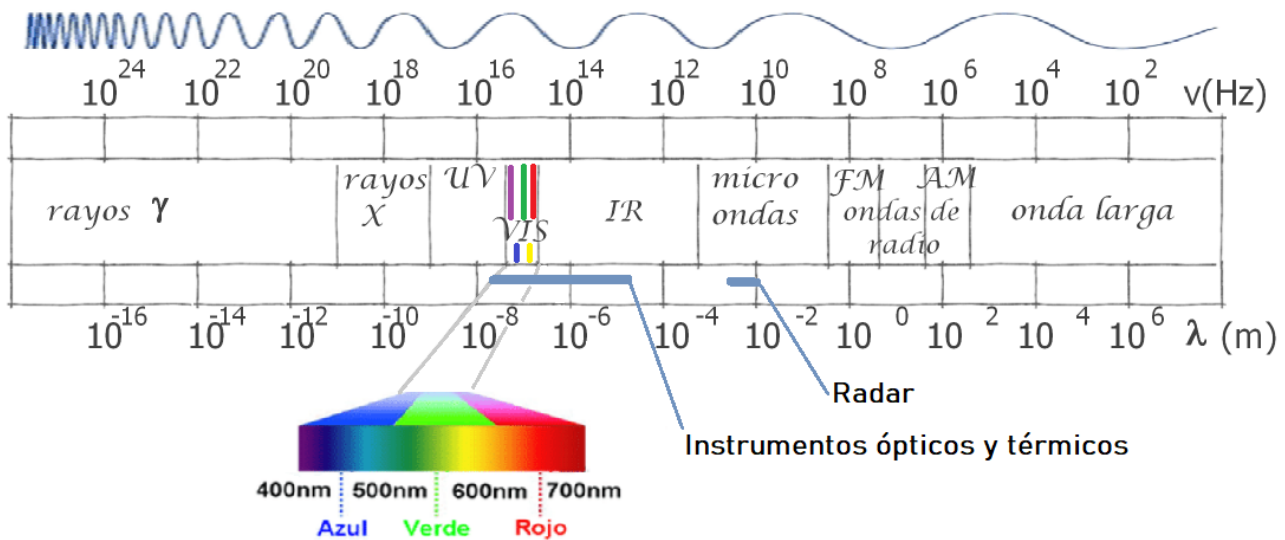


Figura 7: Espectro de radiación electromagnética - Zona de trabajo de los instrumentos ópticos y radares

2.2.4. Aplicaciones basadas en teledetección satelital

El número de aplicaciones basadas en esta disciplina crece año a año. Esto se puede explicar fácilmente si se considera que, a pesar de que la teledetección es una disciplina en sí misma, su máximo interés reside en su transversalidad y en el apoyo mediante datos que ofrece a numerosos campos de estudio como la geología, la ecología, la agricultura, la meteorología, etc. A continuación se enumeran algunas aplicaciones de la teledetección en el área ambiental [33], [34], [35]:

- Agricultura: estimación del consumo de agua, mapeo y predicción de rendimiento de cultivos, determinación de humedad y salinidad de suelo, seguimiento de prácticas agrícolas.
- Recursos forestales: mapeo e inventariado de bosques, cartografía de cobertura vegetal en general, evaluación de las condiciones de estrés en la vegetación debidas a sequía o deforestación.
- Seguimiento de catástrofes: detección y seguimiento de inundaciones, zonas quemadas, y erupciones volcánicas, actividad sísmica.
- Recursos hídricos y marinos: inventariado y control de turbidez y contenido de algas en aguas superficiales, temperatura superficial y clorofila marina, cartografía del nivel marino.
- Suelo y cartografía: Estudio de la erosión de playas y arenales; movimientos de icebergs en zonas polares o de movimientos sísmicos; extensión de capas de hielo y deshielo, humedad y salinidad del suelo; cartografía de usos del suelo y estudios de cambios de usos del suelo; construcción de modelos de elevación del terreno; relevamiento de desplazamientos del terreno y procesos de subsidencia (en la extracción de petróleo y gas, actividad sísmica y volcánica); monitoreo de estructura e infraestructura (represas, edificios, caminos, puentes, etc.); monitoreo de la deformación del terreno inducida por túneles; monitoréo de procesos de remoción de masa en general.
- Climatología y estudios atmosféricos: seguimiento del clima y tormentas; estudio de parámetros físico-químicos y procesos atmosféricos, como reacciones químicas de la atmósfera, perfilado vertical de viento, humedad, particulado y temperatura, sondeo de ondas gravitacionales troposféricas, generación de modelos atmosférico, etc.

2.3. Escenas e imágenes satelitales

Las observaciones satelitales y modelos de la superficie se almacenan y distribuyen a menudo como escenas compuestas por una o más imágenes digitales de tipo *raster*, comúnmente denominadas bandas. Cuando las imágenes se adquieren en determinada región del espectro se las denomina bandas espectrales o bandas de longitud de onda. Estas imágenes son matrices de celdas regulares, con valores alojados sobre una grilla de filas y columnas equidistantes (píxeles). En ellas cada píxel representa una porción del terreno y contiene el valor de una magnitud biofísica o temática asociada a toda su superficie.

La magnitud almacenada en cada píxel de la escena puede ser unidimensional, y los datos se pueden representar en una sola imagen digital. Si los datos son multidimensionales, la escena contendrá como mínimo tantas imágenes como dimensiones o variables. El valor almacenado en cada variable puede ser entero, llamado número digital (ND), o un número real referido a alguna magnitud, que depende de la energía recibida por el sensor, su amplitud radiométrica, y su relación de calibración. Este valor representa el promedio de los valores de toda el área abarcada por el píxel y los fenómenos atmosféricos ocurridos en el camino óptico de la energía entre la fuente y el sensor.

El término imagen satelital se utiliza comúnmente para designar a escenas satelitales, dado que el medio de almacenamiento de los datos empleados en la actualidad suelen ser precisamente las imágenes digitales, en formatos de archivo específicos para almacenar información espacial como *Geotiff*, *Esri Grid*, *JPEG2000* y otros.

2.3.1. Modelos digitales de elevación del terreno

Un modelo digital de elevaciones (MDE) es un modelo simbólico de la distribución espacial de las elevaciones del terreno. Es una estructura numérica y digital, donde la altura es una variable escalar sobre un nivel de referencia. Los MDE pueden ser representados empleando *rasters* o modelos vectoriales entre los que se encuentran las curvas de nivel, los perfiles y la Red de Triángulos Irregulares (TIN, por su acrónimo en inglés) [36].

2.3.2. Escenas multiespectrales

Estas se componen típicamente de 3 a 15 bandas, alojadas en imágenes individuales o matrices de datos, que permiten la construcción de espectros de respuesta.

La figura 8 corresponden a la escena del sensor *Thematic Mapper* (TM) del 1 de febrero de 1986. En ella se amplía una zona de la desembocadura del Río San Antonio en la localidad de Carlos Paz. La misma se compone de 6 bandas espectrales en la que los datos correspondientes a la ampliación se han representado en tonos de gris y se han listado como tablas.

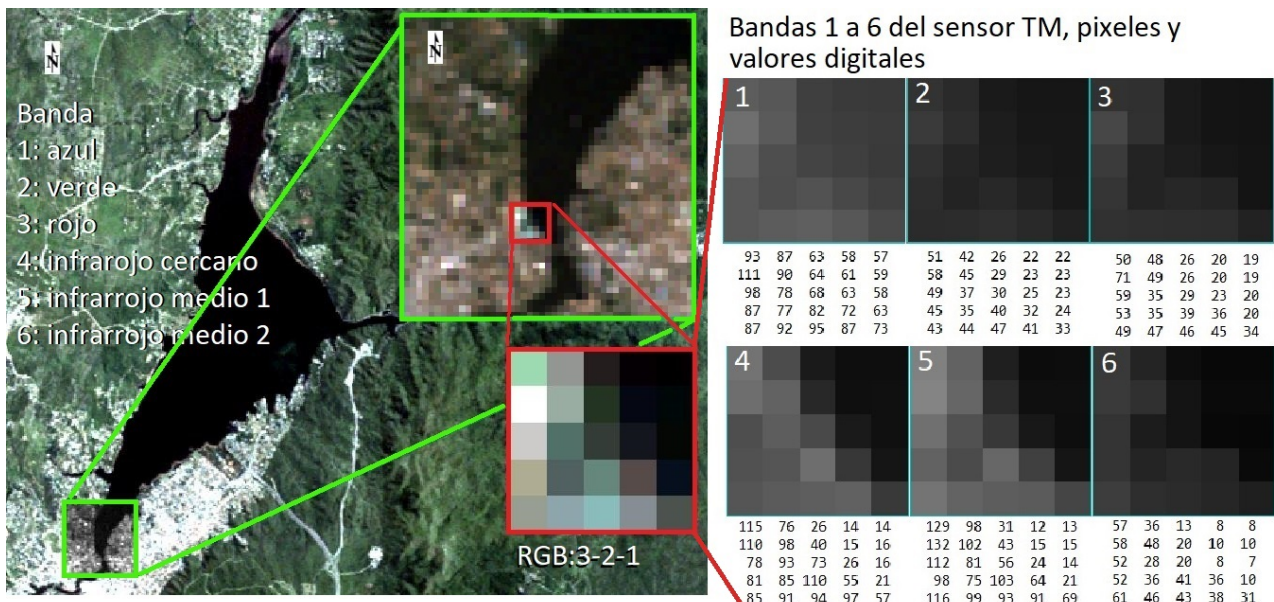


Figura 8: Representación gráfica (RGB) de las matrices de datos espectrales, sensor Landsat-TM

Una ventaja de este tipo de datos, en lo referido a la interpretación visual, es que permite crear composiciones de colores. Una composición de color es básicamente una imagen formada por píxeles de tres componentes: rojo, verde y azul. Estos colores se combinan según las reglas del espacio de color RGB¹ para formar imágenes o videos. Físicamente en un monitor de video o cañon proyector, cada punto de la imagen se forma por combinación de tres puntos (rojo, verde y azul). El brillo de cada componente define el color final del píxel. El blanco se forma al establecer todas las componentes al máximo valor, el negro a todas al mínimo y los distintos tonos de rojo se forman manteniendo los valores de azul y verde al mínimo y asignando distintos valores a la componente roja.

Asignando a todas las componentes rojas de la imagen los valores adquiridos por el sensor de la banda centrada en el rojo, y haciendo lo mismo con las componentes verde y azul se obtiene lo que se denomina composición de color real, que simula la imagen que percibe el ojo humano. Las componentes se pueden asignar a distintos canales para resaltar diversas cubiertas sobre el suelo. Una composición típica para resaltar elementos de vegetación saludable es, en LANDSAT 5, asignar la banda 4 al rojo, la 3 al verde y la 2 al azul (RGB:4,3,2). De esta manera el rojo tiene las componentes del infrarrojo cercano, el verde las del rojo y el azul las del verde. En resumen: se pueden combinar cualquier banda del satélite de a tres asignándolas a las componentes rojo, verde y azul del elemento proyector. Esto es así obviamente debido a que el ojo humano ve y procesa sólo esos colores.

La figura 9 muestra composiciones de color de la localidad de Carlos Paz y alrededores para una escena LANDSAT 8 del año 2019. Se pueden apreciar:

1. RGB:4,3,2 = color real
2. RGB:7,6,4 = falso color urbano
3. RGB:5,4,3 = infrarrojo para vegetación
4. RGB:5,6,2 = vegetación saludable

¹Un espacio de color es un sistema de interpretación del color, es decir, una organización específica de los colores en una imagen o video.

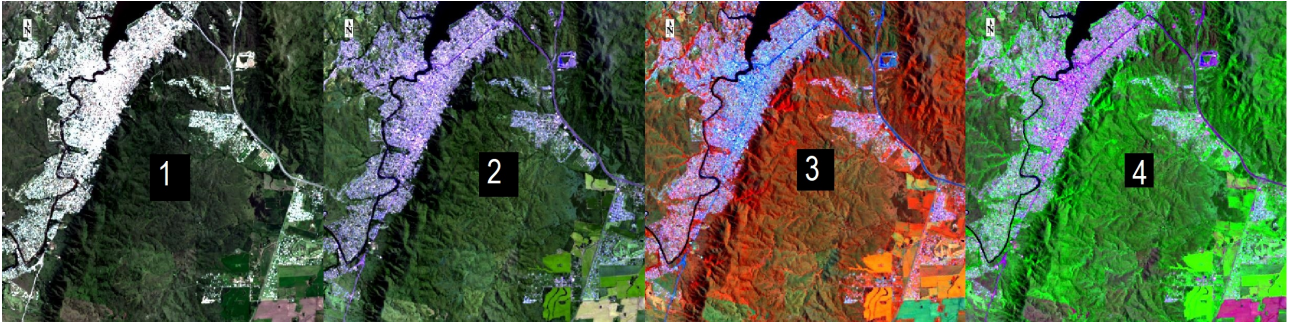


Figura 9: Composiciones de color para la visualización de características del terreno

2.4. Fuentes de datos

En este trabajo se utilizaron escenas satelitales de las plataformas Landsat 1, 2, 3, 4, 5 y 8, modelos digitales de elevación del terreno, cartas de límites jurisdiccionales, mapas la red vial, y datos de los censos nacionales de población. Como fuente de validación se utilizaron imágenes de alta resolución espacial de la plataforma web Google Earth.

2.4.1. Colecciones y escenas Landsat

Para los análisis de coberturas de suelo se utilizaron escenas Landsat descargadas desde el portal *Earth Explorer* del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) [37]. Los productos empleados corresponden a los denominados de nivel 1 [38], diseñados para proporcionar un archivo consistente, con calidad conocida, para su aplicación en análisis de series temporales. Los datos empleados en el presente trabajo se generaron por los sensores *Multispectral Scanner* (MSS) de los Landsat 1 a 5 (correspondientes a las escenas de 1972 a 1984) [39], *Thematic Mapper* (TM) de Landsat 4 y 5 (escenas de 1988 a 2010) [40] y *Operational Land Imager* (OLI) y *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) de Landsat 8 (escenas de 2014 y 2020) [41].

Las bandas de longitudes de onda utilizadas para clasificar de los distintos sensores y sus características se muestran en la imagen 10 y la tabla 1.

Las imágenes correspondientes a las bandas térmicas del TM y TIRS se remuestrearon a 30 m en la colección L1TP. Para los análisis de este trabajo no se utilizaron las bandas pancromática y cirrus del OLI.

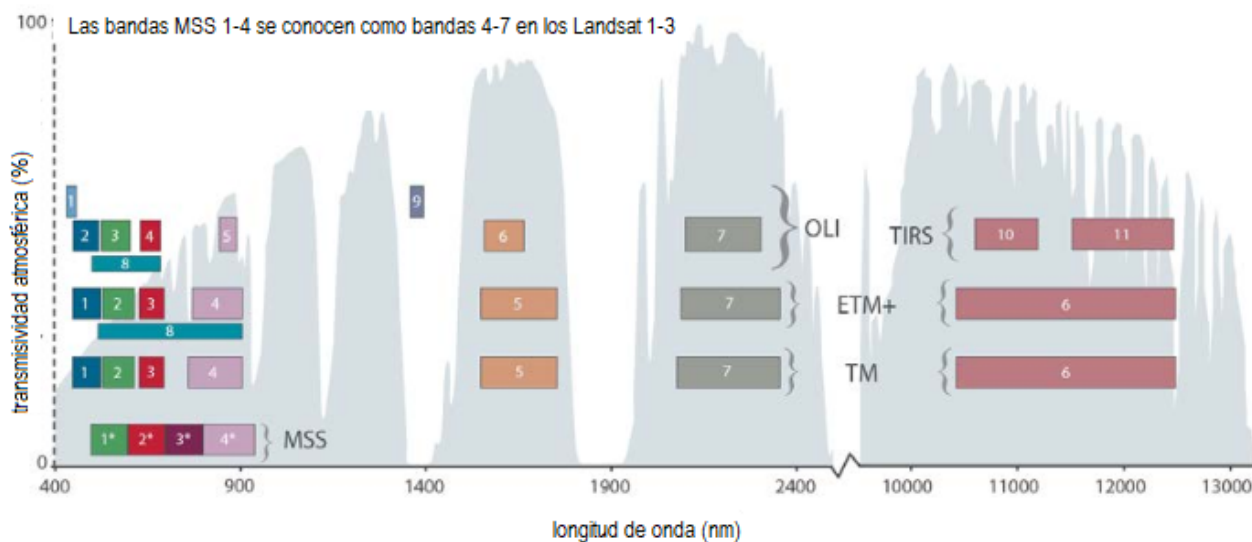


Figura 10: Bandas de los sensores Landsat 1-8 y transmisividad atmosférica. Adaptado de <https://landsat.gsfc.nasa.gov>

Tabla 1: Bandas Landsat y sus características

MSS : Landsat 1-5				
Banda	Designación	Long. de onda (μm)	Res. espacial (m)	Utilizada
1	Verde (V)	0,5 - 0,6	60*	si
2	Rojo (R)	0,6 - 0,7	60*	si
3	Infrarrojo cercano 1 (NIR 1)	0,76 - 0,90	60*	si
4	Infrarrojo cercano 2 (NIR 2)	1,55 - 1,75	60*	si
*57 x 79 m				
TM : Landsat 4-5				
Banda	Designación	Long. de onda (μm)	Res. espacial (m)	Utilizada
1	Azul (A)	0,45 - 0,52	30	si
2	Verde (V)	0,52 - 0,60	30	si
3	Rojo (R)	0,63 - 0,69	30	si
4	Infrarrojo cercano (NIR 1)	0,76 - 0,90	30	si
5	Infrarrojo de onda corta 1 (SWIR 1)	1,55 - 1,75	30	si
6	Band 6 Thermal (TIR)	10,40 - 12,50	120	si
7	Infrarrojo de onda corta 2 (SWIR 2)	2,08 - 2,35	30	si
OLI - TIRS : Landsat 8				
Banda	Designación	Long. de onda (μm)	Res. espacial (m)	Utilizada
1	Aerosol costero (Co)	0,435 - 0,451	30	si
2	Azul (A)	0,452 - 0,512	30	si
3	Verde (V)	0,533 - 0,590	30	si
4	Rojo (R)	0,636 - 0,673	30	si
5	Infrarrojo cercano (NIR)	0,851 - 0,879	30	si
6	Infrarrojo de onda corta 1 (SWIR 1)	1,566 - 1,651	30	si
7	Infrarrojo de onda corta 2 (SWIR 2)	2,107 - 2,294	30	si
8	Panromática (P)	0,503 - 0,676	15	no
9	Cirrus (Ci)	1,363 - 1,384	30	no
10	Infrarrojo térmico (TIR 1)	10,60 - 11,19	100	si
11	Infrarrojo térmico (TIR 2)	11,50 - 12,50	100	si

2.4.2. Modelo Digital de Elevaciones (MDE)

El modelo utilizado fue el *MDE aerofotogramétrico 5 m* (MDEAr), un raster disponible para descarga en el portal del Instituto Geográfico Nacional (IGN) [42], que tiene una resolución espacial de 5 m y una precisión vertical submétrica.

A partir de los valores altimétricos del mismo se obtuvieron los modelos de pendiente y orientación de la zona, utilizados en las operaciones de corrección de sombreado topográfico, delimitación de la cuenca hídrica y la red de drenaje, mapas de elevación modificados, mapas de distancia relativa a la mitad de la pendiente y mapa de geoformas. Estos productos se utilizaron en la generación de máscaras de clasificación y correlaciones geomorfológicas.

2.4.3. Imágenes de alta resolución espacial y plataforma Google Earth (GE)

Google Earth es una plataforma de software que integra acceso a imágenes satelitales y aéreas, batimetría oceánica y otros datos geográficos a través de Internet y los presenta por medio de un navegador gráfico. Las imágenes presentadas poseen una estructura piramidal, conmutando la imagen de alta resolución a otras de resolución media según la altura de visión seleccionada. Éstas se muestran en mosaicos compuestos por apilamientos de imágenes para eliminar defectos como nubosidad.

Los conjuntos de imágenes de alta resolución de GE tiene resolución aproximada de 2,5 metros. La mayor parte de las imágenes de alta resolución en GE son del satélite QuickBird de DigitalGlobe, un sensor de órbita polar que produce una resolución inferior al metro y con una precisión horizontal de 23 metros (intervalo de confianza del 90 %). Donde no hay imágenes de alta resolución disponibles, GE adopta por defecto las imágenes Landsat de resolución media. Las imágenes se reproyectan en una proyección geográfica (equirectangular) utilizando el datum WGS-84. Las imágenes GE de alta resolución se presentan en falso color verdadero. La adquisición de imágenes de alta resolución por parte de GE es un proceso continuo, con informes esporádicos de actualizaciones tanto de Google como de la comunidad de usuarios de GE.

La precisión posicional de las imágenes de alta resolución de Google Earth se analizan en “*Horizontal Positional Accuracy of Google Earth’s High Resolution Imagery Archive*” [43]. El estudio concluye que tienen una precisión posicional horizontal que es suficiente para evaluar productos de teledetección de resolución moderada en la mayoría de las áreas periurbanas del mundo.

La plataforma Pro cuenta también con características adicionales como carga y superposición de archivos raster, carga, definición y exportación de objetos vectoriales en formato *kml* y *kmz*, herramientas de medición de distancias y áreas y coordenadas geográficas, selección de la fecha de exposición de las imágenes y otras funciones. Estas capacidades lo hacen apto como herramienta de interpretación visual y validación.

2.4.4. Mapa de los radios urbanos de la provincia de Córdoba

El mapa es una capa vectorial-poligonal, realizada y publicada por IDECOR, y confeccionada a partir de los datos provistos por la Dirección General de Catastro de la Provincia de Córdoba. El recurso contiene los límites jurisdiccionales de 370 municipios y comunas de la provincia actualizado al año 2017 [44].

2.4.5. Red vial primaria

La red Vial primaria se obtuvo del portal web del Instituto Geográfico Nacional. Esta es una capa vectorial compuesta por líneas que representan la traza de las rutas de la red de caminos principales de la República Argentina [45]. Para el análisis sólo se utilizaron las rutas nacionales 14, 20, 38, y las provinciales E55 y E73, ya que comunican las localidades de la cuenca.

2.4.6. Censos nacionales

Para el análisis de las relaciones entre la evolución del desarrollo urbano y la población de la cuenca, se utilizaron datos provenientes de distintos censos de Población, Familias, Hogares y Vivienda; llevados a cabo por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos de la República Argentina. También se analizaron datos publicados en tablas de la Dirección de Estadísticas Socio-demográficas de la Provincia de Córdoba, y publicaciones de centros universitarios especializados [15], [46], [47], [26], [30], [16], [48].

2.4.7. Mapas de superficie construida y de fragmentación urbana de Córdoba

Estos mapas contienen la superficie edificada [49] y la segmentación de la misma [50] en categorías según densidad de edificación. Se construyeron a partir de escenas Sentinel 2, de 10 m de resolución espacial y para el año 2018. Se utilizaron para contrastar los resultados obtenidos por la metodología empleada en esta tesis.

2.5. Hardware y programas de computación empleados

En el desarrollo de la tesis se utilizaron programas de terceros y desarrollos propios. Para la clasificación de los píxeles y composición y presentación de imágenes se utilizaron *Envi* [51] y *QGis* [52]. Se construyeron varios algoritmos para la manipulación de imágenes geotif, como recorte, calibración y corrección de bandas espectrales, operación matemática de datos y bandas, obtención de estadística, generación y exportación de gráficas y tablas, re-asignación de valores, manipulación de imágenes a través de operaciones morfológicas, y otras funciones. Estos algoritmos se programaron en *Python* [53], editados y corridos desde la interfase gráfica de *Spyder* [54], una aplicación incorporada en *Anaconda Suite* [55], un sistema de código abierto que abarca una serie de aplicaciones, librerías y conceptos diseñados para el desarrollo de la ciencia de datos con Python. Los algoritmos desarrollados se enlazaron a un lanzador con interfase gráfica llamado *Ardema*, completamente desarrollado en *Lazarus* [56], un entorno de desarrollo libre y multiplataforma que utiliza sintaxis Pascal. Para la obtención y manipulación de imágenes de alta resolución se utilizó Google Earth [17]. Las operaciones geomorfológicas sobre el MDE se realizaron con *SAGA (System for Automated Geoscientific Analyses)* [57], un GIS que implementa numerosos métodos de procesamiento geocientífico de imágenes.

2.6. Procesamiento de los datos satelitales

Los datos satelitales son puestos a disposición del usuario con distinto grado de pre-procesamiento. Según éste, las imágenes que los contienen deben ser modificadas para corregir efectos atmosféricos y convertirlas a la variable más conveniente para el análisis que se quiera realizar (procedimiento

referido como calibración), o corregir efectos de la topografía y defectos de adquisición como bandeo y saturación del sensor.

En el caso de datos multiespectrales, independientemente de los procesamientos aplicados por el productor de las imágenes, es común que se entreguen en números digitales (por economía de espacio de almacenamiento). Los números digitales contenidos en los valores de píxel no deben ser utilizados para análisis multitemporales, ya que éstos incluyen efectos de calibración instrumental, atmosféricos y topográficos que pueden no mantenerse constantes entre las escenas. En el caso de las escenas Landsat, los números digitales de distintos sensores se presentan en diferentes escalas numéricas y no son compatibles entre sí, aún cuando se refieran a bandas espectrales similares.

Antes de su utilización es conveniente transformar los números digitales a una variable biofísica o índice espectral. Las variables biofísicas empleadas más frecuentemente en los análisis derivados de las imágenes multiespectrales son la radiancia, la reflectancia y la temperatura de brillo, mientras que en modelos de elevación se utilizan alturas referenciadas. Otros modelos contienen diversas variables que describen el fenómeno descrito por la imagen.

2.6.1. Índices espectrales

En teledetección, un índice es una combinación de dos o más bandas o variables. Los índices espectrales, en particular, son combinaciones de reflectancia espectral de dos o más longitudes de onda que indican la abundancia relativa de características de interés. Estas combinaciones responden a relaciones matemáticas de complejidad variable, por ejemplo el índice de diferencia de vegetación (DVI) se define:

$$DVI = NIR - Rojo, \quad (2.1)$$

(donde NIR es infrarrojo cercano)

mientras que el índice de área edificada normalizada (NBAI) se calcula como:

$$NBAI = \frac{SWIR2 - \frac{NIR}{Azul}}{SWIR2 + \frac{NIR}{Azul}} \quad (2.2)$$

(donde SWIR es infra rojo de onda corta)

Un tipo particular de combinación es el que da como resultado un índice de diferencia normalizada. Éstos se definen con la expresión general:

$$ND_{ij}I = \frac{Banda_i - Banda_j}{Banda_i + Banda_j} \quad (2.3)$$

(donde i y j son números de bandas)

Muchos índices de diferencia normalizada se asocian a una característica particular, utilizando combinaciones de bandas donde la diferencia de reflectancia es máxima [8]. A menudo se les asigna

un nombre que identifique esta asociación, como es el caso del índice de diferencia normalizada de vegetación (NDVI), o el índice de diferencia normalizada de edificación (NDBI):

$$NDVI = \frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo} = \frac{Banda_4 - Banda_3}{Banda_4 + Banda_3} \quad (2.4)$$

(NDVI para el TM del Landsat 5)

Por último cabe destacar que diferentes investigadores han desarrollado diferentes combinaciones matemáticas entre las bandas para diferentes tipos de sensores, para resaltar alguna característica particular en el afán de poder analizarla y diferenciarla del resto de los datos contenidos en las imágenes. En la actualidad se han propuesto más de 500 índices con aplicaciones en diversas ramas de la ciencia [58], [59].

2.6.2. Obtención de radiancia y reflectancia a tope de atmósfera (TOA)

La radiancia en el sensor o TOA se obtiene por transformación del número digital con valores de reescalado que dependen de la calibración del instrumento. Estos valores pueden ser proporcionados en los metadatos de la imagen. En Landsat, por ejemplo, se aplican las ecuaciones 2.5 y 2.6 para obtener el valor de radiancia espectral [60]:

$$L_\lambda = \left(\frac{LMAX_\lambda - LMIN_\lambda}{Q_{calMAX} - Q_{calMIN}} \right) \cdot (Q_{cal} - Q_{calMIN}) + LMIN_\lambda \quad (2.5)$$

Donde L_λ = radiancia TOA [$W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$],

Q_{cal} = valor de pixel (ND),

Q_{calMAX} = máximo valor de ND correspondiente a $LMAX_\lambda$,

Q_{calMIN} = mínimo valor de ND correspondiente a $LMIN_\lambda$,

$LMAX_\lambda$ = radiancia en el sensor correspondiente a Q_{calMIN} [$W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$],

$LMIN_\lambda$ = radiancia en el sensor correspondiente a Q_{calMAX} [$W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$].

Alternativamente se puede obtener la radiancia a partir de la expresión:

$$L_\lambda = G_{rescale} \cdot Q_{cal} + B_{rescale} \quad (2.6)$$

Donde $G_{rescale} = \left(\frac{LMAX_\lambda - LMIN_\lambda}{Q_{calMAX} - Q_{calMIN}} \right)$ y $B_{rescale} = LMIN_\lambda - \left(\frac{LMAX_\lambda - LMIN_\lambda}{Q_{calMAX} - Q_{calMIN}} \right) \cdot Q_{calMIN}$

El modelo general para obtener reflectancia en el sensor puede expresarse como:

$$\rho_\lambda = \frac{\pi \cdot L_\lambda \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos\Theta_s} \quad (2.7)$$

Donde ρ_λ =reflectancia TOA [sin unidades],
 π =constante Pi,
 d =distancia tierra-sol [unidades astronómicas],
 $ESUN_\lambda$ =radiancia solar exoatmosférica media [W/(m² · μm)],
 Θ_s =ángulo solar zenital [grados].

2.6.3. Transformación del número digital a temperatura de brillo

Las bandas de infrarrojo termal se pueden convertir a temperatura de brillo. En el procedimiento se asume que la tierra es un cuerpo negro de emisividad igual a la unidad. La ecuación para calcular la temperatura de brillo es la siguiente:

$$T_\lambda = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda + 1}\right)} \quad (2.8)$$

Donde T_λ = Temperatura de brillo espectral) [K],
 K_2 = constante de calibración [K],
 K_1 = constante de calibración [W/m²·sr ·μ r],
 L_λ = radiancia TOA [W/m²·sr·μr].

2.6.4. Correcciones atmosféricas

En su camino desde la fuente hacia la superficie terrestre y de ésta al sensor del instrumento, la radiación experimenta diversas interacciones con los componentes de la atmósfera. Como resultado de estas interacciones, la energía que percibe el sensor a la distancia orbital difiere de la energía emitida por el mismo objeto a corta distancia. Hay dos tipos principales de procesos que afectan la lectura del instrumento, la absorción y la dispersión. Estos dos fenómenos no afectan a todas las longitudes de onda por igual, y se manifiestan, en resumen, como un complejo efecto de pérdida y ganancia de señal que depende de la composición local de la atmósfera que se interpone a la trayectoria del rayo de luz que llegó al satélite. Mientras que las regiones del espectro de onda corta son afectadas principalmente por dispersión causada por partículas (efecto Rayleigh), las bandas de onda larga como infra-rojo cercano y medio son afectadas por la absorción del vapor de agua, dióxido de carbono, metano y otros gases [61].

Las distorsiones radiométricas causadas por estos procesos son abordadas mediante tratamientos matemáticos llamados *correcciones atmosféricas*. Éstos estiman la radiancia de superficie a partir del valor de radiancia en el sensor. Estas correcciones pueden no ser necesarias cuando se analiza una sola escena, pero si lo son para el desarrollo de esta tesis que involucra:

- comparación entre escenas
- operaciones entre bandas
- integración de múltiples sensores

Los métodos aplicados de correcciones atmosféricas se dividen en tres grandes grupos, los basados en la aplicación de modelos físicos de transferencia radiativa, los que se basan en modelos relativos, y los basados en los datos contenidos en la imagen y calibraciones relativas.

Los métodos basados en modelos físicos dan los resultados más precisos, y son también los más dificultosos de implementar ya que necesitan un modelo de transferencia radiativa y datos atmosféricos del área y el momento de estudio. Aunque se han desarrollado modelos de transferencia radiativa como *6S* [62], no siempre se posee el registro climático necesario para aplicar la corrección, sobre todo cuando se analizan datos históricos. Cuando esto es así resultan más convenientes los métodos relativos y los basados en la imagen.

Los métodos basados en modelos relativos normalizan imágenes entre sí a través de procedimientos de correlación. Entre estos métodos encontramos a la *correlación de elementos invariantes* y a *grupos de control radiométrico*. Estos métodos utilizan puntos comunes que no presenten variaciones entre dos imágenes en sus características espectrales, como es el caso de edificaciones, afloraciones de roca desnuda, cuerpos de agua profunda y limpia. Con estos puntos identificados en ambas imágenes se utiliza un modelo correlativo para encontrar los parámetros de normalización y se aplican a una de las imágenes (esclava) de tal manera que los puntos de control seleccionados en ella tengan la misma respuesta espectral en la imagen no modificada (maestra) [63].

Los métodos basados en la imagen no utilizan datos externos y se basan solo en la información digital contenida en la misma, ésto los hace sumamente prácticos, entre ellos encontramos:

- Modelo de reflectancia aparente: este método convierte los valores de reflectancia aparente en el satélite, o a tope de atmósfera, a la reflectancia superficial aplicando una corrección por espesor efectivo de la atmósfera, pero ignorando los efectos de la dispersión y absorción atmosférica [64].
- Substracción de objeto oscuro (DOS) [65]: este método tiene en cuenta el efecto aditivo que produce la dispersión atmosférica sobre toda la imagen. Supone que en la misma existen objetos que se encuentran en penumbra, que su brillo es debido al efecto aditivo, y resta este valor de brillo a todos los píxeles de la imagen. Los supuestos del método presentado por Chavez en 1988 son: que las superficies son lambertianas y que el efecto aditivo de la atmósfera es constante al igual que el camino óptico. Así en la implementación del método se buscan en la imagen píxeles de bajo valor de número digital (ND). Esto se puede hacer mediante el histograma de la imagen, seleccionando un valor de corte, por ejemplo el valor máximo que abarque los primeros 1000 píxeles o 1 % del máximo valor máximo de ND. Ese valor es llamado *starting haze Value* (SHV) y la imagen se corrige por sustracción.

$$ND_{DOS} = ND - SHV \quad (2.9)$$

(donde ND_{DOS} = número digital corregido de los efectos atmosféricos)

- Modelo DOS mejorado basado en imágenes [65]: se basa en un modelo de dispersión atmosférica relativa que incluye la corrección de la transmitancia atmosférica a través de valores de espesor óptico a una longitud de onda dada. La ventaja respecto al procedimiento DOS es que evita en ciertas condiciones la sobrecorrección de las imágenes. Como desventaja es necesario determinar los espesores ópticos a través de un modelo que depende de la condición atmosférica inicial que puede variar de atmósfera muy clara a muy dispersiva. La implementación implica encontrar el

SHV para una banda y multiplicar este valor por las relaciones entre los espesores ópticos para calcular el shv de las otras bandas de la escena.

$$SHV_Y = SHV_X \frac{eo_Y}{eo_X} \quad (2.10)$$

donde X, Y son índices de bandas, y eo es el espesor óptico.

- Modelo COST [64]: aplica la sustracción del objeto oscuro para el efecto de bruma e incorpora una estimación de la transmitancia con el coseno del ángulo cenital del sol ($90^\circ -$ elevación solar) ya que ésta representa la absorción por parte de los gases atmosféricos y de la dispersión Rayleigh.

Nubosidad

La nubosidad afecta la imagen, obstruyendo porciones de la superficie a la vista del satélite, generando sombras que se proyectan sobre el suelo, disminuyendo la señal percibida por el sensor. Una pequeña cantidad de nubes puede producir grandes variaciones en los resultados de un análisis de cambio de uso de suelo. Los algoritmos desarrollados para detectar o enmascarar las nubes se pueden dividir en aquellos basados en procedimientos de clasificación y en aquellos basados en árboles de decisión, independientemente de esto, muchos se basan en el contraste de señal entre las bandas visibles y las térmicas (alto brillo en el visible y bajo en el térmico) del cuerpo nuboso [66] para identificar los píxeles afectados. Existen implementaciones disponibles de algoritmos de detección, como es el caso de Fmask y sus formas mejoradas [67], o ACCA (*Automated Cloud-Cover Assessment*) de Landsat ETM+. Otros procedimientos emplean composición de varias imágenes, intercambio de píxeles entre diferentes imágenes y escenas para eliminar la nubosidad [68].

El presente desarrollo elimina de la nubosidad y sus efectos mediante la combinación de dos o tres imágenes sucesivas con poca nubosidad ($<10\%$). El procedimiento empleado se describe con mayor detalle en la sección 3.1.1.

2.6.5. Corrección del sombreado topográfico

Estos procedimientos se utilizan para compensar las diferencias de iluminación debidas a irregularidades del terreno en las bandas ópticas ². Debido a los efectos de la iluminación las áreas sombreadas muestran menos reflectancia de la esperada, mientras que en zonas soleadas el efecto es el opuesto. Dado que la cantidad de iluminación recibida depende de la orientación y pendiente del terreno. Ésto introduce un elemento de correlación entre la reflectancia observada en una ubicación dada del terreno y estas variables ³, que no se relaciona con las características de la cobertura del suelo en la misma zona [69],[70]. Por lo tanto, el proceso de normalización topográfica se puede emplear en áreas de topografía irregular, como un paso preliminar a la clasificación digital multispectral y multitemporal, para disminuir esa correlación no deseada.

²Las bandas térmicas presentan respuestas que están afectadas en parte por los efectos de iluminación, pero también por el balance de energía y las propiedades térmicas de la cubierta. Algunos intentos de corregir estos efectos tienen en cuenta además de la iluminación, la elevación y humedad del suelo, la velocidad del viento, el estado de la vegetación. Estos modelos son complejos y dependen de parámetros difíciles de obtener para imágenes históricas [71].

³También se verifica correlación entre la reflectancia local y el modelo de iluminación presentado más adelante en esta sección, dado que el mismo es función de la pendiente y la orientación local entre otras variables.

Los métodos de corrección del sombreado topográfico pueden ser divididos en dos grupos:

- basados en relaciones de bandas
- basados en modelos de iluminación

Los del grupo I son sencillos y asumen que el efecto del sombreado es proporcional en las bandas a las que se les computa el radio, anulándose de esta manera el sombreado. La desventaja de estos métodos es que no permiten trabajar con las variables originales sino con derivadas. Esto hace que sea apropiado para analizar ciertos índices espectrales pero no por ejemplo reflectancias de superficie.

EL grupo II utiliza un modelo de iluminación (IL), también llamado ángulo de incidencia, para corregir los efectos del sombreado mediante la aplicación de diferentes funciones correctivas. Este modelo estima la cantidad de luz recibida por diferentes puntos de la superficie cuando ésta no es plana. Se obtiene a partir de la posición del sol para la escena, el DEM de la zona y sus modelos derivados de pendiente y orientación [72], [73], [69], [74], [75], [76]. La figura 12 muestra un modelo de iluminación de la zona de estudio.

$$IL = \cos \gamma_i = \cos \Theta_p \cdot \cos \Theta_z + \sin \Theta_p \cdot \sin \Theta_z \cdot (\phi_a - \phi_o) \quad (2.11)$$

Donde IL = modelo de iluminación,

γ_i = ángulo de incidencia local

Θ_p = ángulo de pendiente,

Θ_z = ángulo zenital local,

ϕ_a = ángulo solar azimutal,

ϕ_o = orientación del terreno

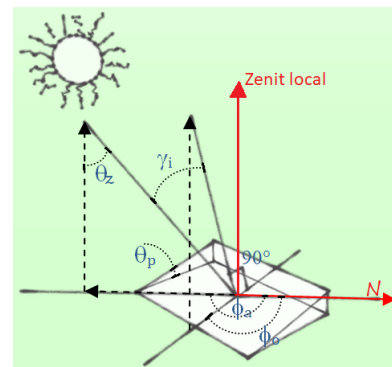


Figura 11: Modelo de iluminación. Ángulos intervinientes.

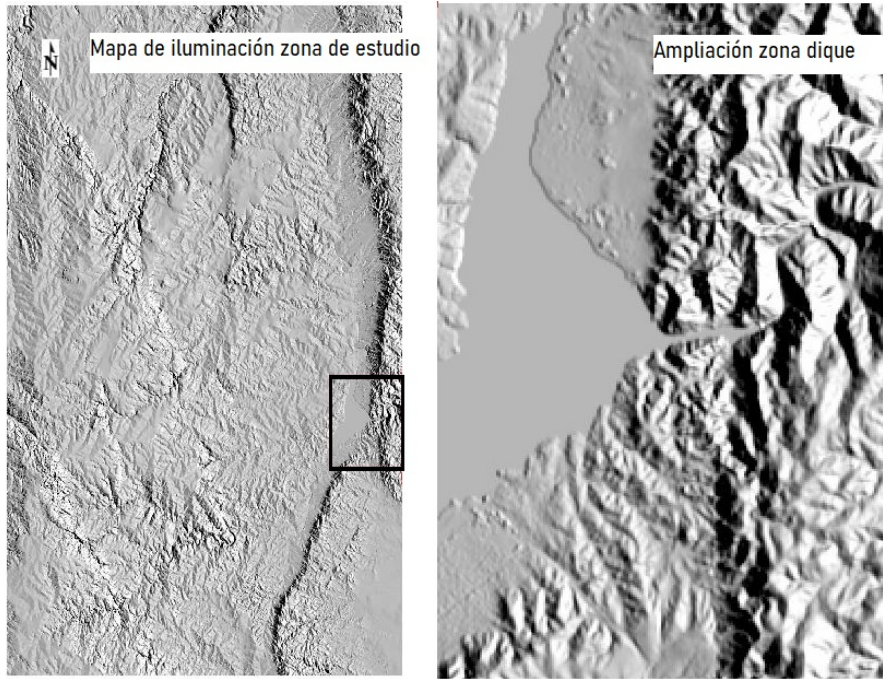


Figura 12: Modelo de iluminación para la zona de estudio, generado con Ardema a partir de los datos de la escena Landsat 5 del 21 de noviembre de 1988 y el MDE de la zona.

El parámetro IL se utiliza en diferentes métodos de corrección. Esta tesis implementó y ensayó los siguientes:

- método del coseno:

$$\rho_H = \rho_T \cdot \frac{\cos \Theta_z}{IL} \quad (2.12)$$

ρ_H = reflectancia superficie horizontal
 ρ_T = reflectancia superficie inclinada

- método de Minnaert:

$$\rho_H = \rho_T \cdot \left(\frac{\cos \Theta_z}{IL}\right)^{K_k} \quad (2.13)$$

K_k = coef de Minnaert
 el coef se obtiene por regresión lineal con:
 $\ln(\rho_T) = \ln(\rho'_H) + K_K \cdot \ln\left(\frac{IL}{\cos \Theta_z}\right)$
 donde ρ'_H es cte. para toda la imagen

- método del coseno modificado:

$$\rho_H = \rho_T + \rho_T \cdot \frac{IL_m - IL}{IL_m} \quad (2.14)$$

IL_m = IL medio de toda el área

- método de Minnaert modificado:

$$\rho_H = \rho_T \cdot \cos \Theta_p \cdot \left(\frac{\cos \Theta_z}{IL \cdot \cos \Theta_p}\right)^{K_{m_k}} \quad (2.15)$$

K_{m_k} = coef de Minnaert modificado,
 el coef se obtiene por regresión lineal con:
 $\ln(\rho_T) = \ln(\rho'_H) - \ln(\cos \Theta_p) + K_{m_k} \cdot \ln\left(\frac{IL \cdot \cos \Theta_p}{\cos \Theta_z}\right)$
 donde ρ'_H es cte. para toda la imagen

- método de empírico-estadístico de Tillet:

$$\rho_H = \rho_T - (m_k \cdot IL + \rho'_H) \quad (2.16)$$

donde m_K y ρ'_H son coeficientes de regresión para la banda K de la ecuación:

$$\rho_T = \rho'_H + m_k \cdot IL$$

- método de corrección C:

$$\rho_H = \rho_T \cdot \left(\frac{\cos \Theta_z + C_K}{IL + C_K} \right) \quad (2.17)$$

$C_K = b_K/m_K$, para los coeficientes de la expresión $\rho_T = b_K + m_K \cdot IL$

- método Sol-follage-sensor (*sun-canopy-sensor*):

$$\rho_H = \rho_T \cdot \left(\frac{\cos \Theta_z + C_K}{IL \cdot \cos \Theta_p + C_K} \right) \quad (2.18)$$

$C_K = b_K/m_K$, para $\rho_T = b_K + m_K \cdot IL$

En la sección 3.1.1 se evalúa la respuesta de los distintos modelos sobre el área de estudio a fin de seleccionar el que se aplicará en las escenas satelitales de trabajo.

2.6.6. Clasificación y agrupamiento

Una de los principales objetivos de la tele-detección es la identificación de los elementos de la superficie terrestre. Los procedimientos de clasificación y agrupamiento se utilizan para etiquetar los píxeles de una imagen asignándolos a diferentes clases temáticas. Éste es un caso particular del problema general de clasificar N individuos en un conjunto de K clases en función de una serie de variables cuantitativas (X_1, X_2, \dots, X_n) . En esta tesis N es un conjunto de píxeles, K son clases de cobertura o uso del suelo, y X_n es el valor de respuesta de la variable n -ésima asociada a un determinado píxel.

Los procedimientos de clasificación se basan en técnicas que, en su mayoría, etiquetan los píxeles individuales en un espacio de características multidimensionales. Estas características se derivan a menudo de la información espectral, pero puede incluir otros tipos de información, como elevaciones y orientaciones del terreno, información contextual, etc. En ese caso X es un vector de respuesta o patrón de respuesta que excede las características espectrales.

Existe también otro grupo de procedimientos que emplean técnicas basadas en la detección de objetos, donde se analizan grupos de píxeles (objetos) y la clasificación se realiza determinando características comunes a todos ellos, en escalas variables de forma y patrón de respuesta [77].

La tarea de clasificar se divide en dos etapas diferenciadas:

- definición de las clases
- el etiquetado de los píxeles

Según la forma de abordar la definición de las clases diferenciamos entre *clasificación*, y *agrupamiento* o *clustering*. Es habitual que se refiera a estos dos abordajes como clasificación supervisada y no supervisada respectivamente, ya que en la *clasificación* el analista debe definir las clases y proporcionarlas junto con muestras de píxeles al algoritmo clasificador, “supervisando” de esta manera la

definición y características de esas clases. En cambio, en el *agrupamiento*, el analista puede definir sólo el número de clases pero no sus características. Los algoritmos utilizados en agrupamiento obtienen regiones en el espacio de las variables que minimizan la variabilidad interna de los píxeles incluidos en ella, definiendo de esta manera las clases, que se corresponden matemáticamente con dichas regiones.

El siguiente paso es el etiquetado de los píxeles de acuerdo a reglas que dependen del algoritmo empleado. En resumidas cuentas la asignación de un píxel particular a una clase definida se realiza por similitud o distancia entre una o un grupo de características de ese píxel y el de las clases disponibles. Desde el punto de vista del etiquetado podemos agrupar los algoritmos en:

- No estadísticos: mínima distancia, paralelepípedos.
- Estadísticos clásicos: máxima probabilidad o verosimilitud (MLC), mapeador de ángulo espectral (SAMC).
- Algoritmos basados en inteligencia artificial: clasificación contextual, lógica borrosa, redes neuronales, árboles de decisión (DTC).
- Algoritmos mixtos y otros: análisis de componentes independientes, máquinas de soporte vectorial (SVMC), clasificación por umbral, clasificación por contexto, clasificación multitemporal.

En el desarrollo de esta tesis se utilizó el algoritmo de máxima probabilidad. Éste asume que la distribución de los datos de cada clase están normalmente distribuidos en todas las bandas [78]. Para la clasificación se utilizó el algoritmo implementado en *Envi software*⁴, que utiliza la función discriminante 2.19 para asignar los píxeles a cada clase.

$$g_i(x) = \ln p(w_i) - 1/2 \cdot \ln |\Sigma_i| - 1/2(x - m_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - m_i) \quad (2.19)$$

Donde: i = número de clase,

x = vector n-dimensional de datos correspondiente a un píxel dado (donde n es el número de bandas de la escena),

$g_i(x)$ = probabilidad de x de pertenecer a la clase i ,

$p(w_i)$ = probabilidad de que la clase w_i ocurra en la imagen (Envi asume que es la misma para todas las clases),

$|\Sigma_i|$ = determinante de la matriz de covarianza de los datos en la clase w_i ,

Σ_i^{-1} = inversa de la matriz de covarianza,

m_i = vector de medias de la clase i .

Diversos investigadores abordan la clasificación de áreas urbanas y el etiquetado de píxeles correspondientes a superficies urbanizadas, buscando mejorar la exactitud de la clasificación, comparando algoritmos en distintos entornos y ambientes. Estos esfuerzos se deben principalmente a la dificultad que presenta clasificar elementos urbanos debida a la variabilidad de los materiales empleados, a la diversidad de respuestas espectrales encontradas y a la similitud que presentan estas respuestas con elementos naturales como afloraciones rocosas y suelo desnudo. Una estrategia empleada para mejorar la separabilidad de las clases y la representatividad de las clasificaciones es la inclusión de

⁴Envi utiliza el máximo valor de $g_i(x)$ (el valor de probabilidad de pertenecer a la clase i del vector multidimensional correspondiente a un píxel) para asignar ese píxel a la clase i . Antes de la asignación también compara g_i contra un umbral mínimo, establecido por el usuario para esa clase. Si no se alcanzó dicho umbral, el píxel queda sin asignar.

características derivadas en el vector de respuesta. El aumento del número de variables empleadas en la clasificación mejora en ciertos casos el desempeño de la misma [79], [80].

En clasificaciones basadas en píxeles individuales algunas investigaciones reportan mejores resultados en la clasificación de elementos urbanos utilizando MLC que SVMC y ANNC, con exactitudes globales de clasificación de aproximadamente 94 % y para elementos urbanos del 84 % [81]. En cuanto a los clasificadores orientados a objetos, basados en segmentación contextual, se reportan exactitudes de clasificación de elementos urbanos que oscilan entre el 64 % y el 99 % [77].

2.7. Coberturas, uso de suelo y detección de cambios

La determinación de superficie urbanizada y otras determinaciones del uso y cobertura de suelo (CyUS) se realizan mediante las técnicas de clasificación ya discutidas, combinando información del área de estudio con los datos disponibles en las imágenes clasificadas. Las estrategias de clasificación a emplearse dependerán de varios factores como las características de las coberturas analizadas, las características de las imágenes disponibles y la disponibilidad de datos de entrenamiento y validación. La información del área de estudio puede ser tomada in-situ o elaborada a partir de la interpretación de otras fuentes como fotografías aéreas o imágenes satelitales de alta resolución. El muestreo in-situ no es posible cuando se abordan estudios históricos, pero puede emplearse para evaluar la precisión metodológica. Los datos producidos por el análisis de CyUS se utilizan luego para evaluar los cambios ocurridos sobre la superficie terrestre.

La detección de cambios se define como el proceso de identificar diferencias en el estado de un objeto o fenómeno al observarlo en diferentes momentos. Para ello se cuantifican los efectos del fenómeno de interés utilizando datos multitemporales. Los cambios en el fenómeno se reflejan en cambios en el patrón de reflectancia superficial (u otra característica). Otros fenómenos, además de aquel que es objeto de estudio, afectan los patrones de reflectancia como la presencia de dispersores atmosféricos, el ángulo solar en el momento de la adquisición de las imágenes, las diferencias en la humedad del suelo, los cambios fenológicos en la vegetación, etc. Por ello es conveniente evaluar imágenes correspondientes a la misma zona en similares épocas del año y condiciones meteorológicas, y procesar las imágenes adecuadamente para minimizar estos efectos. La detección de cambio se puede hacer analizando las imágenes por separado o analizando simultáneamente datos multitemporales .

Podemos agrupar las técnicas empleadas en detección de cambios en [82], [83]:

- Basadas en aproximaciones algebraicas. Estas en general operan sobre los valores de píxel de la imagen. Las técnicas más comúnmente empleadas de este grupo son: diferenciación y racionamiento de imágenes, análisis de cambio vectorial, segmentación por umbral y relación de probabilidades.
- Basadas en transformaciones. Estas técnicas procesan los píxeles de las imágenes principalmente para reducir la redundancia entre bandas. Entre estas técnicas se encuentran: el análisis de componentes principales, la transformación de Kauth-thomas, la de Gramm-Schmidt la Chi-Square, y se han propuesto nuevas técnicas basadas en transformaciones Wavelet discretas.
- Basadas en clasificación de píxeles. Involucran comparaciones post clasificación de diferentes imágenes. La característica principal de estas estrategias es que el resultado final depende de la calidad de las muestras de entrenamiento y la representatividad de las clasificaciones. Estas técnicas se utilizaron en el desarrollo de esta tesis.

- Basadas en modelos avanzados. Se basan en de la modelos de reflectancia y desmezclado espectral para convertir la respuesta en parámetros físicos. Se han propuesto métodos para evaluar los cambios con redes neuronales de Hopfield, técnicas de des-mezclado temporal, diferencias espectrales híbridas y vectores binarios de cambio espectral.
- Basados en redes neuronales artificiales y lógica difusa. Se emplean redes neuronales de arquitectura diversa principalmente por la exactitud de los resultados obtenidos y su capacidad para minimizar el efecto de ruidos en la imagen. Como contrapartida son computacionalmente costosos.
- Basados en sistemas de información geográfica (GIS). Estos sistemas se emplean junto con la aplicación de umbrales y otras técnicas de evaluación de cambio por su capacidad de incorporar fuentes de información heterogéneas, la posibilidad de generar mosaicos y su capacidad de visualización de los cambios; aprovechando muchas veces las herramientas incorporadas en estos sistemas.

2.7.1. Determinación de la superficie edificada

Una forma de abordar los estudios de crecimiento urbano es a través del análisis de la evolución de las superficies edificadas (también llamadas construidas). La determinación de estas superficies es a menudo una tarea compleja debido a la presencia de elementos naturales en las zonas de estudio, cuya respuesta espectral es similar a la de los materiales empleados en construcción, lo que genera confusión de clases y bajas exactitudes de clasificación [77], [8]. Como resultado de ello se han desarrollado numerosas estrategias de trabajo. Algunos investigadores proponen la utilización de técnicas de detección orientadas a objetos cuando la resolución espacial de las imágenes lo permite. Sin embargo muchas de las investigaciones optan por la aplicación de clasificaciones basadas en el píxel, utilizando información espectral, apoyándose en la generación de índices específicos para la determinación urbana, y otros tipos de transformaciones más complejas.

A continuación se analizan algunas estrategias propuestas para la determinación de superficie edificada en imágenes multiespectrales de resolución media.

Determinación mediante clasificación supervisada y no supervisada

Es la aproximación clásica. Como se indicó anteriormente en la sección 2.6.6, la determinación se realiza por clasificación supervisada, con muestras de píxeles de cada clase a determinar, o por agrupamiento y etiquetado, en cuyo caso es necesario establecer las mejores condiciones de operación para la zona y objeto de estudio. Es necesario en ambos casos que la clase urbana posea suficiente separabilidad espectral respecto de las clases del entorno para que los resultados obtenidos sean óptimos.

Utilización de apilamientos densos de imágenes multitemporales

Esta metodología evaluada por Schenider en 2012 [84] con el objetivo de mejorar la separabilidad de clases y disminuir la confusión espectral, se basa en la utilización de apilamientos multitemporales, de tal manera de utilizar el comportamiento estacional de las diferentes clases para su mejor diferenciación. En esta estrategia el espacio de variables puede incluir los máximos, mínimos y las trayectorias a lo largo del tiempo de las reflectancias de las clases investigadas. El estudio acusa una exactitud de

clasificación en zonas urbanas y periurbanas analizadas de 90 % al 93 % para clasificadores DTC y SVMC, contra 65 % obtenidos por aplicación de MLC.

Mapeo urbano basado en la utilización de vectores espectrales de diferencia normalizada (NDSV)

Trianni et al en 2014 [80], proponen mejorar la exactitud de clasificación utilizando un espacio de variables derivado de la información espectral original. Este espacio se construye computando todos los índices de diferencia normalizada (ver 2.3) que puedan obtenerse con las bandas originales de la imagen. Hay que tener en cuenta que el costo computacional se incrementa, ya que el número de bandas nuevas que se pueden generar responde a la expresión 2.20.

$$NDN = \frac{N_i!}{2! \cdot (N_i - 2)!} \quad (2.20)$$

Donde NDN es el número de bandas de diferencia normalizada generados, y N_i es el número de bandas de partida.

Este espacio derivado de variables se clasifica con MLC, SVMC y SAMC. La mejor exactitud obtenida se reporta para NDSV+SAMC como del 97 %.

Índices de edificación

Diferentes investigadores desarrollaron índices de edificación, buscando una mayor exactitud en la determinación de superficies impermeables artificiales en determinadas condiciones, por ejemplo en regiones semiáridas y áridas. Estos índices proveen un método de extracción rápido de la superficie edificada pero dependen de factores como la resolución espacial, el tipo de vegetación, la presencia de suelo desnudo y la estacionalidad. Muchos de estos índices se basan en la alta reflectancia de las superficies impermeables utilizadas en construcción en la banda del infrarrojo de onda corta (SWIR) [8].

Algunos ejemplos de estos índices son :

- Índice de diferencia normalizada de edificación (NDBI): propuesto en 2003 [85] para la extracción automática de la superficie edificada en el sensor TM, es probablemente el más conocido. Se define como:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (2.21)$$

(donde $SWIR$ y NIR son infrarrojo de onda corta y cercano respectivamente)

- Índice de edificación basado en índices (*Index based built-up index*, IBI): desarrollado por Xu et al en 2008, se propone como mejora del NDBI; se basa en su uso conjunto con el índice de vegetación ajustado por suelo (SAVI) y el índice de diferencia normalizada de agua (NDWI).

$$IBI = \frac{NDBI - (SAVI + NDWI)/2}{NDBI + (SAVI + NDWI)/2} \quad (2.22)$$

- Nuevo índice de edificación (NBI), propuesto por Jieli et al en 2010: aprovecha la alta respuesta en el rojo e infra-rojo de onda corta del suelo desnudo para diferenciarlo de otras coberturas.

$$IBI = \frac{ROJO \cdot SWIR}{NIR} \quad (2.23)$$

- Otros índices propuestos incluyen: el índice de diferencia normalizada de superficie impermeable (NDISI), la razón de bandas para superficie construida (BRBA), el índice de composición biofísica (BCI), el índice de edificación modificado (MBI), el índice de extracción de área edificada (BAEI), el índice combinacional de edificación (CBI) y índice de prominencia de área construida (BASI).

La precisión de clasificación obtenida para estos índices en distintos estudios se pueden apreciar en la tabla de la figura 13.

Índice	Área de estudio	Sensor	Precisión
NDBI	Nanjing, China	Landsat TM	92.6%
IBI	Fuzhou, China	Landsat ETM+	96.77%
NBI	Changzhou, China	Landsat TM	90%
NDISI	Fuzhou, China	Landsat ETM+	90.7%
BRBA	Islamabad, Pakistan	Landsat TM	85.5%
NBAI			86.8%
BCI	Grafton, WI, USA	Landsat ETM+	No
		IKONOS	reportado
	State of Wisconsin	MODIS	
MBI	Jiangsu, China	Landsat MSS, TM, and ETM+	87.7%
BAEI	Djelfa, Algeria	Landsat-8 OLI	92.66%
NDSV	Tripoli, Libya	Landsat TM	97.9%
	Lagos, Nigeria		97.49%
CBI	Qingdao, China	Landsat-8 OLI	
	Okinawa, Japan	WorldView-2	No
	Fushun, China	SPOT-5	reportado
	Berlin, Germany	HyMap	

Extraído de “Built-up index methods and their applications for urban extraction from Sentinel 2A satellite data: discussion”, *Journal of the Optical Society of America*, Vol. 35, No. 1 / January 2018.

Figura 13: Precisión global de distintos índices de edificación propuestos según el sensor empleado.

Clasificación basada en el análisis orientado a objetos

Tadesse et al en 2011 [77] compara el uso de clasificación orientada a objetos en imágenes Landsat 7 de 30 m de resolución, contra clasificación basada en el píxel (máxima verosimilitud). Utiliza la información espectral de las bandas disponibles y reporta un 89,4% de exactitud media para la clasificación basada en objetos contra 80,2% de la técnica basada en píxeles individuales.

Confiabilidad de los productos generados en las clasificaciones

La confiabilidad de los mapas temáticos generados a partir de datos geospaciales puede ser determinada a partir de procesos de validación y medición de su precisión. Desde 1980, la matriz de

errores o de confusión ha sido utilizada como herramienta de cálculo para determinar parámetros de confiabilidad como la precisión global y el índice kappa [86]. Este último estadístico es utilizado para determinar la diferencia entre la exactitud lograda y la probabilidad de lograr la misma mediante el uso de un clasificador aleatorio [87]. La matriz se construye contrastando puntos muestreados en el mapa confeccionado contra una referencia, a veces llamada verdad de campo, que puede ser un mapa temático utilizado como patrón, una imagen de alta resolución o puntos muestreados en la zona de estudio.

Una forma de construir la matriz es la que se muestra en la tabla 2. En ella se utilizan las proporciones de puntos asignados a cada clase (p_{ij}), calculados como número de píxeles de una clase dividido el total de los píxeles muestreados. En este arreglo las columnas representan las clases verdaderas, mientras que las filas las del mapa generado. En la tabla referida, por ejemplo, p_{22} es la proporción de píxeles asignados correctamente a la clase 2, mientras que p_{21} representa la proporción de la clase 2 mal asignada a la clase 1. Este es un error por omisión o falsos negativos. La suma de la columna (p_{+2}) representa el valor real de la proporción de la clase 2 y la diferencia $p_{+2} - p_{22}$ el error por omisión. Así mismo la lectura del total para la fila de la clase 2 (P_{2+}) se asocia al error por comisión cometido para esa clase, o falsos positivos [88].

Las expresiones para la precisión global, la precisión de determinada clase j , y el índice kappa son los siguientes:

- Precisión global:

$$P_g = \sum_{i=1}^n p_{ii} \quad (2.24)$$

- Precisión de la clase j :

$$P_j = p_{jj}/p_{+j} \quad (2.25)$$

- Índice Kappa:

$$\kappa = \frac{P_g - P_m}{1 - P_m}; \quad \text{donde} \quad P_m = \sum_{i=1}^n (p_{+i} \cdot p_{i+}) \quad (2.26)$$

En las expresiones anteriores los elementos p_{i+}, p_{+j}, p_{++} corresponden a los totales de las filas, columnas y diagonal de la matriz de confusión respectivamente:

	Clases verdaderas/referencia				
Mapa/predicciones	clase 1	clase 2	...	clase N	Total
clase 1	p_{11}	p_{21}	...	p_{n1}	p_{1+}
clase 2	p_{21}	p_{22}	...	p_{n2}	p_{2+}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
clase N	p_{n1}	p_{nm}	p_{n+}
Total	p_{+1}	p_{+2}	...	p_{+n}	p_{++}

Tabla 2: Matriz de confusión. Donde $p_{i,j}$ es un valor normalizado, es decir el número de píxeles dividido el total, y el subíndice + significa sumatoria de los elementos de la fila o columna.

2.8. Fragmentación urbana

La fragmentación urbana es una característica de la expansión de las ciudades. Describe el fenómeno de expansión de las edificaciones hacia la periferia, ocupando los espacios rurales. La urbanización coloniza el espacio periférico dejando espacios abiertos que interpenetran el tejido edificado de la misma. Este atributo, que está asociado a la densidad de edificación y a la dinámica de crecimiento, se define a menudo como desarrollo disperso. En Córdoba y en el mundo en las últimas décadas la fragmentación urbana ha ido incrementándose. Las ciudades crecen con alta fragmentación, ocupando espacios desmesurados, sin planificación y sin el debido control sobre el impacto paisajístico y ambiental que éste produce [89], [90], [91].

La determinación de la fragmentación urbana puede evaluarse a través de distintas métricas. Shlomo et al en *“The Fragmentation of Urban Footprints: Global Evidence of Sprawl, 1990-2000”* formalizan algunos conceptos y definen algunos parámetros para evaluar el grado de fragmentación urbana. Estos conceptos incluyen definiciones como:

- **Círculo caminable:** círculo de 564 m de radio caminable a paso tranquilo en 10 minutos. Éste posee un área de 1 km² y se utiliza para analizar el entorno de cada píxel de la imagen.
- **Índice de borde (InB):** frecuencia con la que los píxeles edificados se encuentran inmediatamente adyacentes al espacio abierto o píxeles de agua.
- **Índice de espacio abierto (IEA):** es el porcentaje de espacio abierto en el área del círculo caminable centrado en un píxel.
- **Píxeles edificados urbanos:** píxeles edificados rodeados por 50% o más de píxeles edificados dentro del círculo caminable.
- **Píxeles edificados suburbanos:** píxeles edificados rodeados por 10% o más y menos de 50% de píxeles edificados dentro del círculo caminable.
- **Píxeles edificados rurales:** píxeles edificados rodeados por menos de 10% de píxeles edificados dentro del círculo caminable.
- **Píxeles de espacio abierto urbano:** espacios no edificados en la vecindad de espacios edificados urbanos y suburbanos.
- **Píxeles de espacio abierto capturado:** píxeles de espacio abierto rodeados por píxeles edificados.

- Relación de espacio abierto urbano (REAU): es la relación entre los píxeles de espacio abierto urbanizados y píxeles edificados urbanos. No se computa para píxeles suburbanos.
- Píxel de espacio abierto marginal: son píxeles no edificados que se encuentran a una distancia menor de 100 m de un píxel edificado urbano o suburbano.
- Espacio Rural abierto: píxeles no edificados a más de 100 m de píxeles edificados urbanos y suburbanos que no forman parte de espacios capturados.
- Huella urbana: se definió como la unión de los píxeles edificados urbanos y suburbanos, los píxeles de espacio abierto marginal, y los píxeles de espacios abiertos capturados.
- Relación de huella urbana (RHU): cociente entre la huella urbana y el espacio edificado.
- Espacio abierto exterior: píxeles de espacio abierto marginal que están a menos de 100 m del espacio rural abierto.
- Espacio abierto interior: espacio abierto marginal que no es espacio abierto exterior.

Las ciudades de Buenos Aires y Montevideo fueron evaluada para 1990 y 2000 junto con otras ciudades alrededor del globo. Los resultados de dicha evaluación se incluyen como referencia en la siguiente tabla:

Tabla 3: Índices de fragmentación de las ciudades de Buenos Aires y Montevideo

Año	InB		InEA		ReEAU		ReHU	
	1990	2000	1990	2000	1990	2000	1990	2000
Buenos Aires	0,268	0,271	0,228	0,226	0,167	0,166	1,521	1,514
Montevideo	0,536	0,495	0,462	0,440	0,221	0,223	2,133	1,961

Extraído de “The Fragmentation of Urban Footprints: Global Evidence of Sprawl, 1990-2000”. Anexo 1: Fragmentation metrics for the global sample of cities.

Capítulo 3

Análisis de datos

Los datos citados en el capítulo anterior (ver 2.4) se sometieron a diferentes procesamientos digitales para adecuarlos a los objetivos de esta investigación y circunscribirlos a la zona de estudio. Durante este proceso se obtuvieron los límites de la cuenca hidrográfica y los radios urbanos de las localidades de la misma. Los análisis posteriores se limitan a los espacios definidos por ellos. Las operaciones empleadas y los mapas generados se describen en esta sección.

3.1. Pretratamiento de las escenas Landsat

Como se mencionó en el apartado 2.6, los números digitales contenidos en las distintas bandas espectrales deben ser calibradas y corregidas apropiadamente. Este proceso se realizó con algoritmos de computadora integrados a diferentes módulos de Ardema.

El flujo de tareas previo a la clasificación se puede observar en la figura 14. Después del proceso de acondicionamiento, los datos ópticos están calibrados, corregidos atmosféricamente y de los efectos de sombreado. Las bandas de infrarrojo termal están calibradas. El apilamiento de bandas generado contiene bandas ópticas con valores de reflectancia de superficie y bandas térmicas con valores de temperatura de brillo reescalados entre -1 y 1.

3.1.1. Obtención de la reflectancia de superficie y temperatura de brillo

La reflectancia de superficie se obtuvo por transformación de los números digitales a reflectancia a tope de atmósfera y aplicación del método de corrección de efectos atmosféricos DOS.

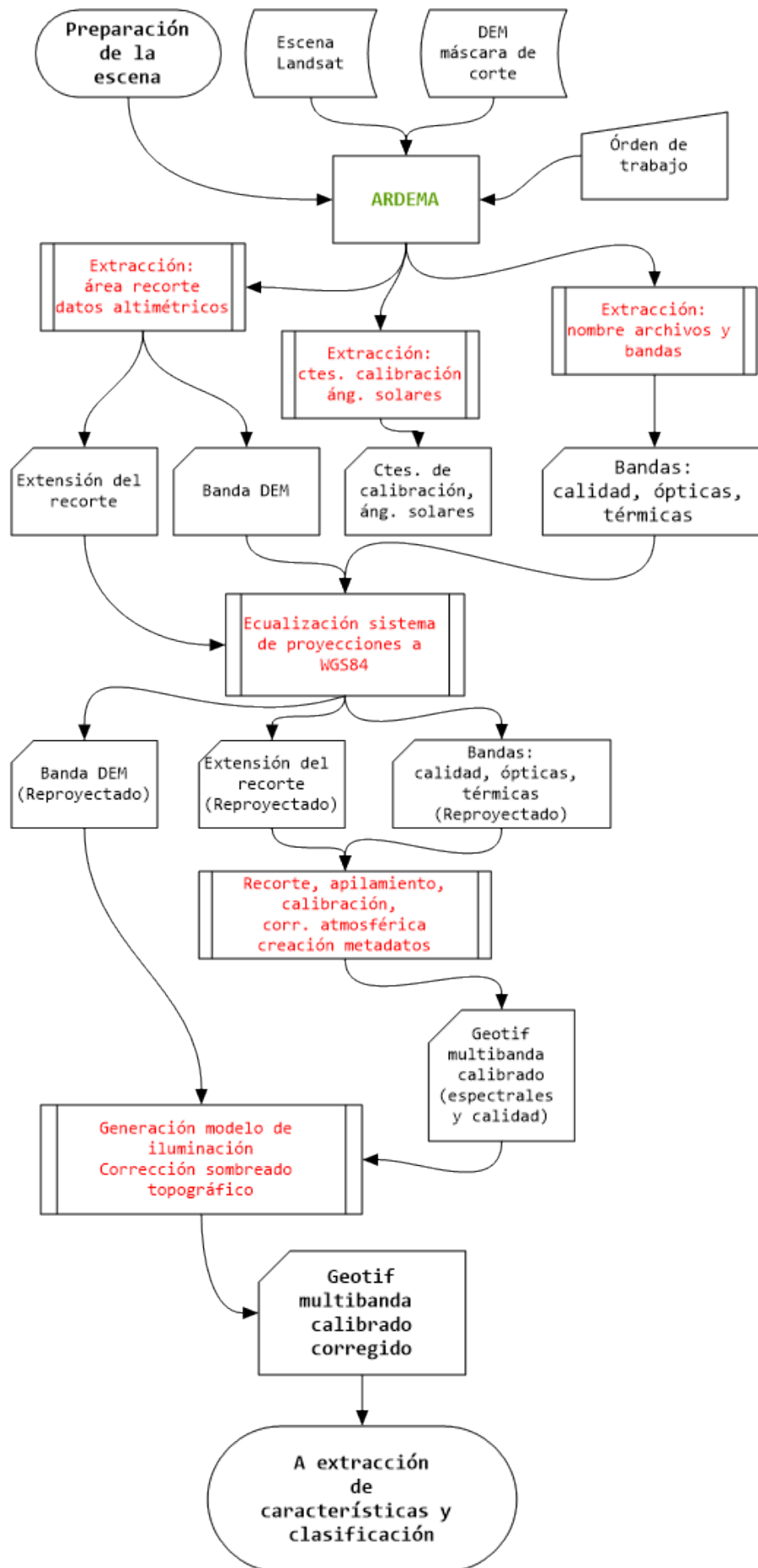


Figura 14: Acondicionamiento de las escenas Landsat: recorte, apilado de bandas, calibración y corrección de sombreado.

Reflectancia TOA a partir de números digitales

Para las escenas nivel 1, la reflectancia a tope de atmósfera se obtiene utilizando coeficientes de reescalado. La función que relaciona la reflectancia en el sensor y el número digital es:

$$\rho_{TOA} = Q_{cal} \cdot M + A \quad (3.1)$$

Donde: Q_{cal} = Valores de píxeles de producto estándar cuantificados, comunmente denominados números digitales (ND),

M = Factor de reescalamiento multiplicativo específico de banda (en los metadatos de la imagen: REFLECTANCE_MULT_BAND_X, donde X es el número de banda),

A = Factor de reescalado aditivo específico de banda (en los metadatos de la imagen: REFLECTANCE_ADD_BAND_X, donde X es el número de banda).

Reflectancia TOA a reflectancia TOA corregida por ángulo solar

Este valor después se corrige con el ángulo solar como sigue:

$$\rho_{TOA,sun} = \frac{\rho_{TOA}}{\text{sen}(\Theta_{SE})} \quad (3.2)$$

Θ_{SE} = ángulo de elevación solar (en los metadatos de la imagen: SUN_ELEVATION)

Reflectancia TOA corregida a reflectancia de superficie

Para transformar el valor $\rho_{TOA,sun}$ a reflectancia de superficie (ρ_{sup}) se aplica el método DOS:

$$\rho_{sup} = \rho_{TOA,sun} - \rho_{shv} \quad (3.3)$$

con

$$\rho_{shv} = \frac{shv \cdot M + A}{\text{sen}(\Theta_{SE})} \quad (3.4)$$

Obtención de la temperatura de brillo a partir del número digital de las escenas Landsat nivel 1 y reescalado de las mismas

Los números digitales de las bandas térmicas (banda 6 en L5, bandas 10 y 11 en L8) se convierten en temperatura de brillo como se describe en el apartado 2.6.3.

Se utilizó la expresión 2.6 para obtener la radiancia TOA y luego se aplicó la ecuación 2.8 para obtener la T_λ (o T_n en notación de banda).

Las correspondencia entre los parámetros de las expresiones y los datos contenidos en los metadatos de las escenas son las siguientes:

Q_{cal} = número digital
 $G_{rescale}$ =RADIANCE_MULT_BAND $_X$
 $B_{rescale}$ =RADIANCE_ADD_BAND $_X$
 $K1_X$ =K1.CONSTANT_BAND $_X$
 $K2_X$ =K2.CONSTANT_BAND $_X$
 X = número de banda

Los valores de temperatura obtenidos por ese procedimiento se sitúan alrededor de la media local en grados Kelvin. Para la zona de estudio esto equivale a 290 K aproximadamente. Estos valores resultan poco convenientes al momento de observar la forma espectral conjunta de todas las bandas. Por ello, se escalaron los valores de temperatura a un rango similar al que poseen las bandas de reflectancia, cuyos valores se encuentran entre -1 y 1.

La función utilizada para reescalarlos fue:

$$T_e = 0,02 \cdot (T_\lambda - 273,15) \quad (3.5)$$

Esto lleva las temperaturas comprendidas entre -50 °C a 50 °C al intervalo -1 a 1

Eliminación de nubes y otros defectos de la imagen

La nubosidad, sombras de nubes, píxeles perdidos y píxeles saturados que fueron registradas en la banda de calidad que acompaña la escena Landsat fueron removidos por combinación entre escenas y reemplazo de píxeles. Para ello se seleccionaron escenas con una diferencia menor de dos meses. La mejor escena se utilizó como “maestra” y los píxeles defectuosos se reemplazaron con los píxeles “buenos” de la misma posición en la siguiente escena disponible. Esto se realizó para todas las bandas retirando las etiquetas de píxel erróneo en píxeles reemplazados.

Generación del modelo de iluminación

El primer paso, para corregir los efectos de iluminación, utilizando las correcciones descriptas en el apartado 2.6.5 es generar el modelo de iluminación (IL). Para todas las escenas corregidas, IL se generó a partir del MDEAr (sección 2.4.2), con los parámetros solares obtenidos de los metadatos.

- SUN_AZIMUTH = ángulo acimutal local (A)
- SUN_ELEVATION = ángulo de elevación solar (E)

El ángulo cenital es el complemento del ángulo de elevación (90-SUN_ELEVATION).

El esquema de generación del modelo de iluminación se presenta en la figura 15

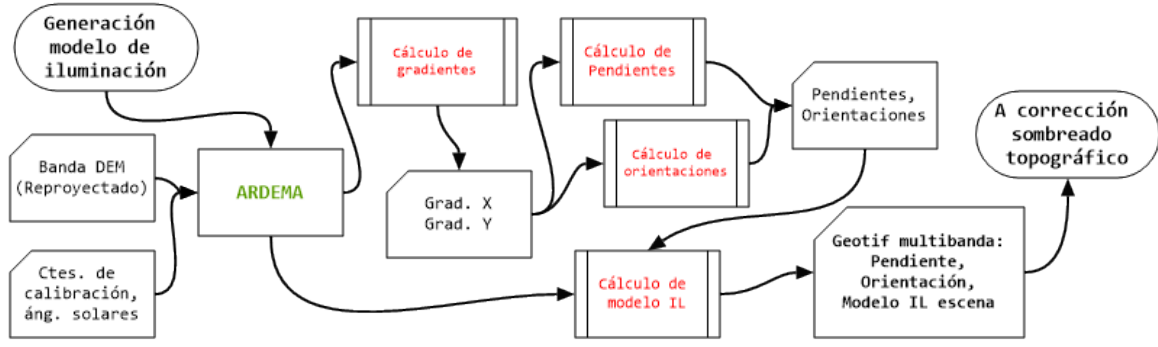


Figura 15: Proceso de generación del modelo de iluminación.

La pendiente y la orientación calcularon con las fórmulas 3.6 y 3.7 [92].

$$P = \arctan \sqrt{\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial H}{\partial y}\right)^2} \quad (3.6)$$

$$P = - \arctan \left(\frac{\left(\frac{\partial H}{\partial y}\right)}{\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right)} \right) \quad (3.7)$$

Donde $H(x, y)$ es el valor de la elevación en una grilla de píxeles equiespaciados, y x e y representan las columnas y las filas de esa grilla (y las direcciones OE y NS respectivamente). Los gradientes $\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right)$ y $\left(\frac{\partial H}{\partial y}\right)$ se calculan para cada píxel respecto de los que lo rodean siendo ∂x y ∂y las resoluciones espaciales de los píxeles en las direcciones OE e NS. Para la grilla de la tabla 4, los gradientes en el píxel central (p_0) se calcularon como se muestra en 3.8 y 3.9.

$$\left(\frac{\partial H}{\partial x}\right) = \frac{-(p_5 + 2p_6 + p_7 - p_3 - 2p_2 - p_1)}{8\partial x} \quad (3.8)$$

$$\left(\frac{\partial H}{\partial y}\right) = \frac{(p_5 + 2p_4 + p_3 - p_7 - 2p_8 - p_1)}{8\partial y} \quad (3.9)$$

Tabla 4: Esquema de identificación de píxeles para cálculo de gradientes

p_1	p_2	p_3
p_8	p_0	p_4
p_7	p_6	p_5

Finalmente el modelo de iluminación se calculó como se indica en la ecuación 2.11.

Selección del método de corrección topográfica

Para este trabajo se descartaron los métodos de corrección del grupo I (ver sección 2.6.5) ya que las correcciones basadas en cocientes de bandas no devuelven bandas referibles a la región del espectro original. Los métodos del grupo II se implementaron en Ardema. Los efectos de las correcciones ensayadas se pueden observar en la figura 16. En las imágenes corregidas se observa un aumento en el

albedo de las zonas de sombra, una mayor homogeneidad en el sombreado, presencia de sobrecorrección generada por algunos métodos (visible como una coloración azulada en determinados puntos de las imágenes). Decidir qué método de corrección resulta mas adecuado es difícil a priori, por ello se realizó un experimento para seleccionar el método empleado en el procesamiento de las escenas satelitales.

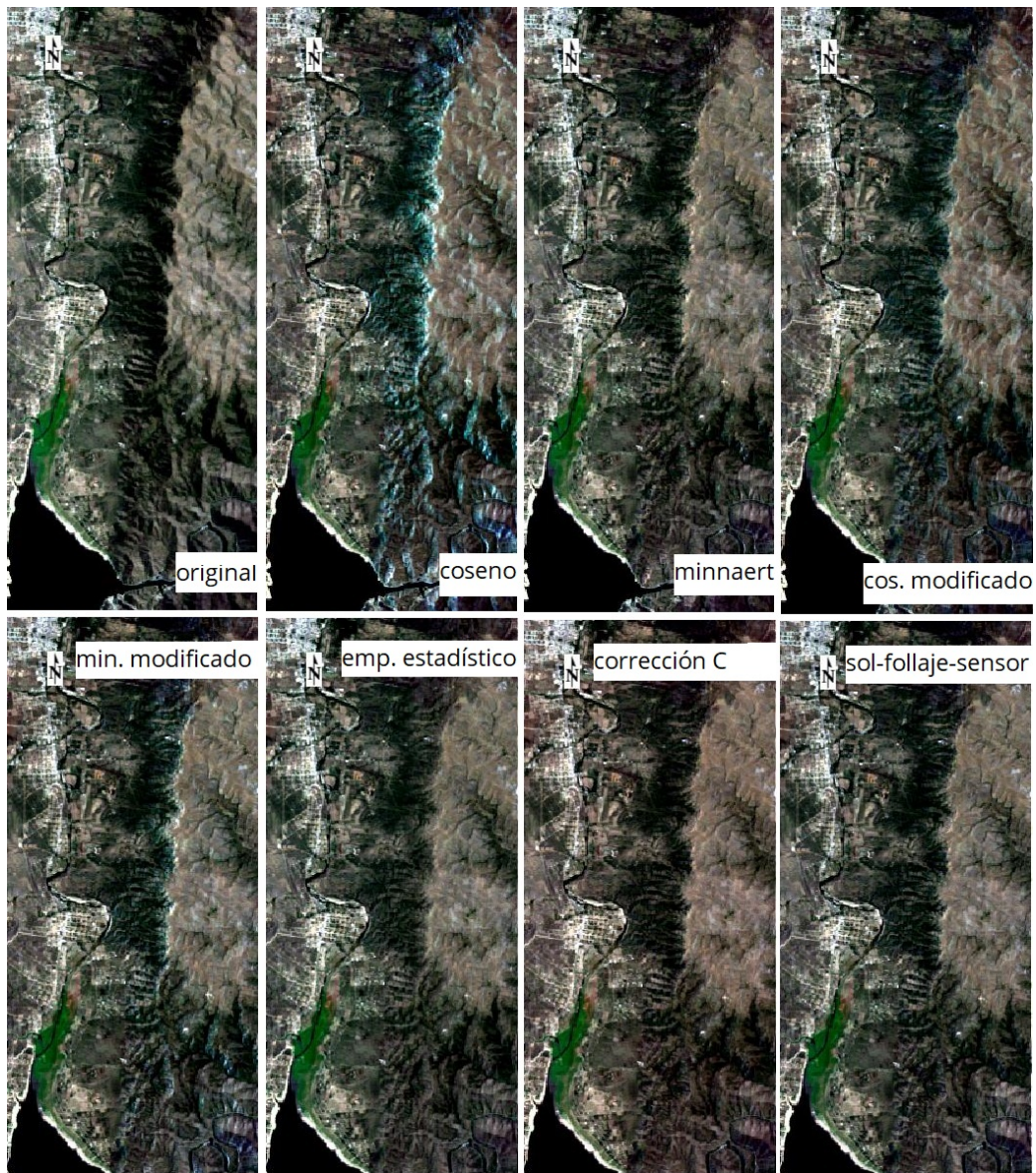


Figura 16: Composición RGB: falso color real de las imágenes original y corregidas generadas por Ardema.

La evaluación de desempeño de cada método se realizó utilizando como métricas la rugosidad de la imagen corregida [93], y la reducción de la correlación entre ésta y el modelo de iluminación [70]. La aplicación de corrección del sombreado topográfico en zonas escarpadas reduce la rugosidad de la imagen y la correlación entre el modelo de iluminación y la reflectancia en las mismas. Como parámetro de la rugosidad se utilizó la varianza de los valores de reflectancia [93]. La correlación entre los píxeles del modelo IL y los de la imagen se determinó a través del coeficiente de correlación de Pearson. El coeficiente se calculó entre píxeles de las mismas posiciones, tanto para el modelo de iluminación, como para la reflectancia de una banda espectral de prueba, con y sin corrección de sombreado. Se buscó determinar qué método producía la imagen corregida con menor rugosidad y menor correlación con el modelo de iluminación.

El diseño experimental se construyó para evaluar el efecto de la corrección tanto sobre las zonas más sinuosas como las más llanas. Para ello se definieron dos áreas muestrales sobre un recorte determinado de las imágenes de la cuenca, una de bajo efecto topográfico (zona de llanura), denominada F_m y otra de alto escarpe, F_M . Estas áreas de prueba son franjas de 210 m de ancho en el mismo sentido que el desarrollo montañoso (fuente del efecto topográfico), esto es dirección norte-sur. Estas franjas verticales poseen 7 píxeles de ancho correspondientes a 7 columnas en la imagen. La posición horizontal de la columna central de estas franjas se establecieron para la menor y mayor varianza, calculada sobre los datos de toda la columna, y excluyendo las que contenían al lago San Roque. Con estas franjas se construyeron tres muestras para cada imagen (correspondientes a la muestra de prueba no corregida y métodos de corrección empleados), dos de 4.900 píxeles correspondientes a las franjas F_m y F_M y otra de 9.800 píxeles formada por la unión de ambos grupos, identificada como F_c . En el desarrollo subsiguiente los subíndices m , c , M se refieren a estas muestras.

La figura 17 muestra el modelo de iluminación correspondiente a la imagen de prueba, la varianza de las columnas y la posición de las dos franjas de muestreo. Se puede apreciar la relación entre la varianza de la columna y la presencia relieve accidentado. Los parámetros de ensayo, muestreados sobre la imagen original¹ y las imágenes corregidas, se calcularon como porcentaje de la varianza de la imagen original:

$V = \text{varianza porcentual} = 100 \cdot \frac{\tilde{V}(F_{cor}) - \tilde{V}(F_{ori})}{\tilde{V}(F_{ori})}$; donde el subíndice *ori* indica imagen original y *cor* indica imagen corregida.

El parámetro V_m se calculó aplicando la fórmula anterior a los píxeles de F_m en la imagen original y corregida. El coeficiente de correlación r se calculó para cada franja de muestreo, entre la imagen del modelo de iluminación, y las imágenes original y corregidas.

$$r_{i,ilu} = \frac{Cov(F_{img}, X_{ilu})}{\sqrt{var F_{img}} \sqrt{var F_{ilu}}}; \text{ donde } img \text{ es la imagen examinada, } ilu \text{ es el modelo de iluminación.}$$

Los resultados de la evaluación se muestran en la tabla 5. Los mismos indican:

- que el método sol-follaje-sensor produce la mayor reducción sobre la rugosidad
- que la aplicación del método empírico-estadístico produce la descorrelación más pobre

En función de los resultados se seleccionó el método sol-follaje-sensor, que produce la mayor reducción de varianza en la imagen corregida y una de las mayores descorrelaciones con el modelo de iluminación.

¹Banda corespondiente al verde de la imagen de la plataforma satelital Landsat 5, del 21 de noviembre de 1988: LT05.L1TP.229082.19881121.20170205.01.T1

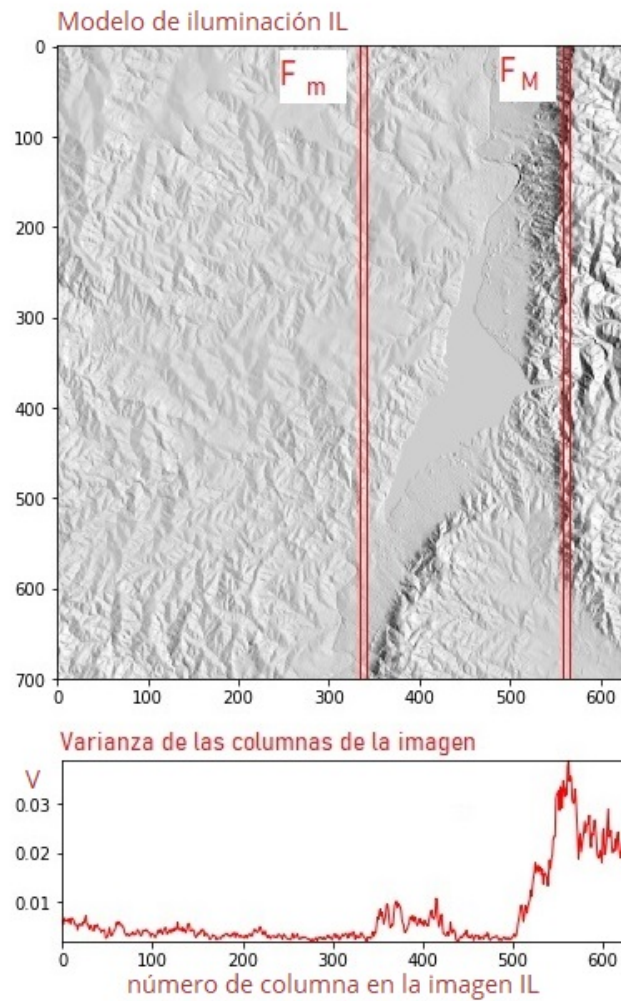


Figura 17: Varianza de las columnas del modelo de iluminación y franjas de muestreo, F_m y F_M , utilizadas en la evaluación de desempeño de los métodos de corrección topográficos.

Tabla 5: Desempeño de los métodos de corrección de sombreado topográfico sobre la zona de estudio

-	ori	cos	min	com	mim	mee	mec	scs
V_m	100	87	87	90	74	86	95	57
V_M	100	91	90	91	77	88	88	62
V_c	100	90	90	91	76	87	89	60
r_m	0,38	0,01	0,09	0,03	0,06	0,01	0,34	0,03
r_M	0,35	-0,02	0,05	-0,02	0,03	0,04	0,32	-0,01
r_c	0,36	<0,01	0,07	0,01	0,05	0,03	0,33	0,02

etiqueta	corrección aplicada
ori	imagen original
cos	coseno
min	minnaert
com	coseno modificado
mim	minnaert modificado
mee	empírico estadístico
mec	corrección C
scs	sol-follaje-sensor
m	franja menor varianza
M	franja mayor varianza
c	franja combinada

3.1.2. Herramientas de estadística y validación

Se implementaron algoritmos en ARDEMA para recopilar estadística y realizar validaciones de los mapas temáticos de superficie edificada utilizando como verdad de campo imágenes de alta resolución espacial de Google Earth. Estos módulos que se tratan en el apéndice K.0.3, poseen dos grupos de funciones principales:

- Extracción, exportación y caracterización estadística de píxeles a partir de polígonos de control y puntos individuales generados al azar. Utiliza polígonos definidos por el usuario (ROIs) para extraer los píxeles incluidos dentro de los mismos en un raster multibanda y computa parámetros estadísticos sobre los mismos. También genera un número de muestras posicionadas al azar dentro de un raster y exporta las posiciones en un archivo compatible con Google Earth para control visual de los mismos.
- Cómputo de la matriz de confusión, precisión global e índice kappa a partir de la comparación píxel a píxel de dos raster, uno de evaluación y otro de control.

Estos algoritmos se utilizaron en la caracterización de las firmas espectrales y estimación la representatividad de las clasificaciones relacionando datos de imágenes de alta definición con los productos obtenidos por las distintos instrumentos a bordo de las misiones Landsat.

3.2. Implementación y optimización del procedimiento de clasificación

Durante la implementación y optimización del proceso de clasificación de cobertura se llevaron a cabo diferentes operaciones y análisis, para evaluar el comportamiento de los diferentes sensores, y así planificar, si fuera posible, una estrategia común de clasificación y mejorar la eficacia de las mismas, disminuyendo el error de asignación de clases. Estos análisis se describen a continuación.

3.2.1. Análisis de NDVI entre sensores y confección de mapa de baja cobertura vegetal

Uno de los requisitos para realizar clasificaciones supervisadas es proveer regiones de entrenamiento válidas. Uno de los problemas de trabajar con las imágenes de los primeros Landsat (adquiridas por el sensor MSS) fue la dificultad de apreciar visualmente la ausencia o no de vegetación. La no disponibilidad de imágenes de alta resolución, ni de imágenes compuestas en color real de ese período, motivó la realización de un análisis para obtener las zonas susceptibles para muestreo de roca expuesta y suelo desnudo. Estas zonas se definieron como aquellas que mostraran escasa o nula vegetación en un período de estudio definido entre 1988 y 2019, lo que permitió caracterizar la zona de estudio utilizando los tres grupos sensores: MSS, TM y OLI-TIRS.

Para el procedimiento se tuvo en cuenta que el cálculo de NDVI a partir de los diferentes sensores de una misma área (misma zona y mismo tiempo de adquisición) produce diferentes valores [94]. Ésto se debe a la diferencia de resoluciones entre imágenes. También se reporta que valores de NDVI cercanos a cero y menores a 0,2 corresponden a suelo desnudo, rocas y arenales, y valores de 0,2 a 0,3 corresponden a arbustales y praderas o vegetación dispersa [95].

El análisis exploratorio se realizó utilizando cuatro escenas estivales de la misma zona, dos de ellas tomadas el mismo día con los dos sensores del Landsat 5, MSS y TM. El objetivo específico de la primera parte del análisis fue establecer un umbral de corte para la construcción del mapa de baja cobertura vegetal.

Se utilizó Ardema para preprocesar las escenas (calibrar y corregir efectos atmosféricos y sombreado) y obtener los valores de NDVI.

En Google Earth se aislaron tres regiones de la superficie (ROIs) exhibiendo roca expuesta en el período abarcado entre los años 1988 a 2019. Con el módulo “Estadística/Clasificación” se procesaron estos ROIs en las cuatro escenas extrayendo datos para MSS, TM y OLI, a los que se determinaron valores mínimos, media, máximo y desvío típico. Estos valores se resumen en la tabla 6.

Tabla 6: Estadística de la respuesta del NDVI

caso	fecha escena	sensor	NDVI			
			min	media	max	desv. típico
a	23/12/1988	MSS	0,163	0,234	0,335	0,046
b	23/12/1988	TM	0,184	0,256	0,365	0,049
c	20/01/2005	TM	0,185	0,287	0,387	0,064
d	06/02/2019	OLI	0,275	0,387	0,519	0,065

Para los puntos muestreados, los valores de NDVI observados se encuentran dentro de los valores reportados para vegetación escasa o nula. La respuesta del sensor OLI parece ser ligeramente superior. A partir del análisis de un gráfico de cajas de estos valores (figura 18), se decidió diferenciar las respuestas en dos grupos, una para MSS y TM y otra para OLI.

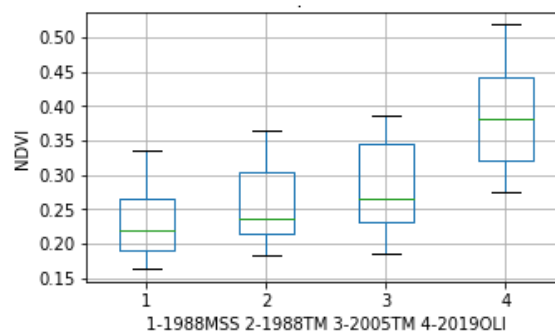


Figura 18: Valores de NDVI de las regiones evaluadas.

Los umbrales de corte se establecieron en la media más un desvío típico. Estos valores fueron:

- umbral MSS y TM = 0,351
- umbral OLI = 0,452

Posteriormente, se seleccionaron seis escenas estivales correspondientes a los siguientes años y sensores: 1973(MSS), 1981(MSS), 1988(TM), 1996(TM), 2005(TM), 2019(OLI). Con cada una de ellas se generaron cinco mapas de NDVI que se muestran en la figura 19. En la misma se observan las zonas de menor NDVI, asociadas a escasa vegetación, en tonos amarillos. Éstas zonas se concentran en el sur-oeste de las escenas y presentan áreas comunes en todos los mapas obtenidos. El mapa de

segmentación de escasa cobertura vegetal, que se observa a la derecha de la imagen, se confeccionó seleccionando los píxeles, que en las seis escenas de prueba, no superaron el umbral de NDVI para el sensor que produjo la imagen. Estos píxeles de baja vegetación se etiquetaron con valor 1, el resto con valor 0. Los píxeles etiquetados con valor 1 representan las mejores zonas del mapa para seleccionar regiones de entrenamiento, para roca y suelo expuesto, en todo el intervalo abarcado por este trabajo de investigación.

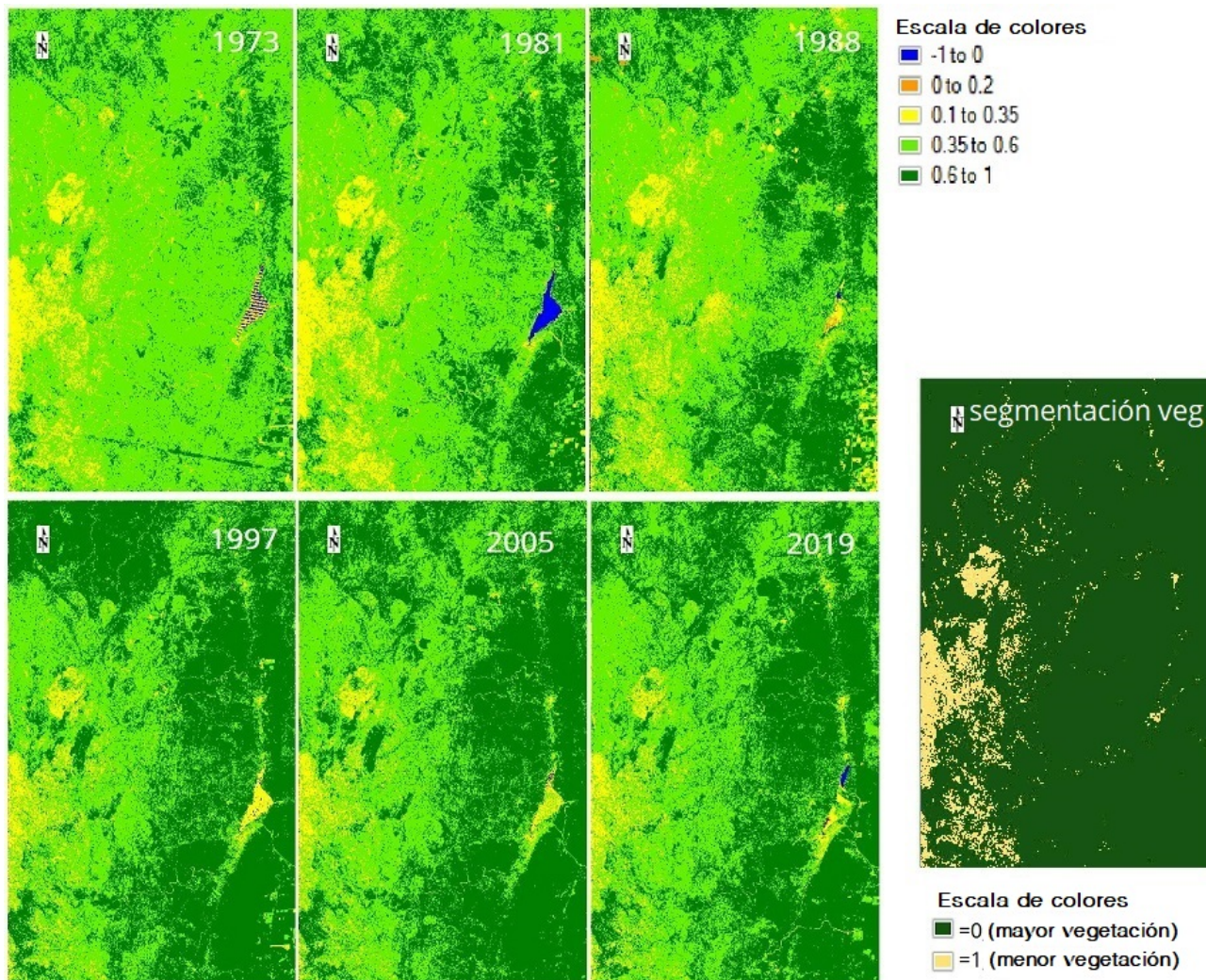


Figura 19: NDVIs y segmentación final

3.2.2. Definición y caracterización de las clases de estudio

En la etapa de exploración inicial se definieron cuatro clases temáticas generales:

- clase urbana: compuesta por edificaciones, rutas y caminos pavimentados. Se identifica con la letra **U**
- clase suelo desnudo: incluye afloraciones rocosas, suelo baldío con baja cobertura vegetal. Se identifica con la letra **S**
- clase vegetación: incluye tierras cultivadas, bosques, vegetación arbustiva y pastizales. Se identifica con la letra **V**
- clase cuerpos de agua. Se identifica con la letra **A**.

En la selección de los ROIs urbanos se incluyeron manzanas residenciales y céntricas de las localidades de la cuenca (Se muestrearon polígonos en Carlos Paz, Parque Siquiman, Bialet Massé, Santa María, Cosquín, la Falda y Villa Giardino). También se muestreó en avenidas principales, rutas pavimentadas y porciones de la autopista.

Los ROIs de suelo se muestrearon en zonas que presentaron roca expuesta, y suelo desnudo, con escasa o nula vegetación. Se empleó el mapa de “baja cobertura vegetal” de la sección 3.2.1 y Google Earth para el muestreo.

Los ROIs de vegetación se muestrearon en distintas zonas. Éstas incluyeron bosque nativo, plantación de coníferas, tierra cultivada y pastizales.

Las muestras correspondientes a cuerpos de agua se muestrearon en el lago San Roque por la profundidad requerida para obtener píxeles puros, en zonas donde no se apreciaban manchas de algas.

Los polígonos de muestreo se definieron con Google Earth, seleccionando la fecha (mes y año) de las escenas Landsat utilizadas para la caracterización espectral. Se empleó una escena de cada sensor seleccionada en época estival y se caracterizaron estadísticamente las clases en las distintas bandas de Landsat. Se muestreó en las mismas posiciones en las distintas escenas y fechas cuando el tipo de cobertura se mantuvo constante, sólo se hicieron ajustes menores en las muestras de las zonas edificadas para compensar el crecimiento urbano. La figura 20 muestra la disposición y número de zonas de muestreo sobre el recorte que contiene la cuenca hidrográfica. En la figura 21 se muestra la selección de áreas urbanas en la ciudad de Carlos Paz y sus equivalentes en la escena Landsat.

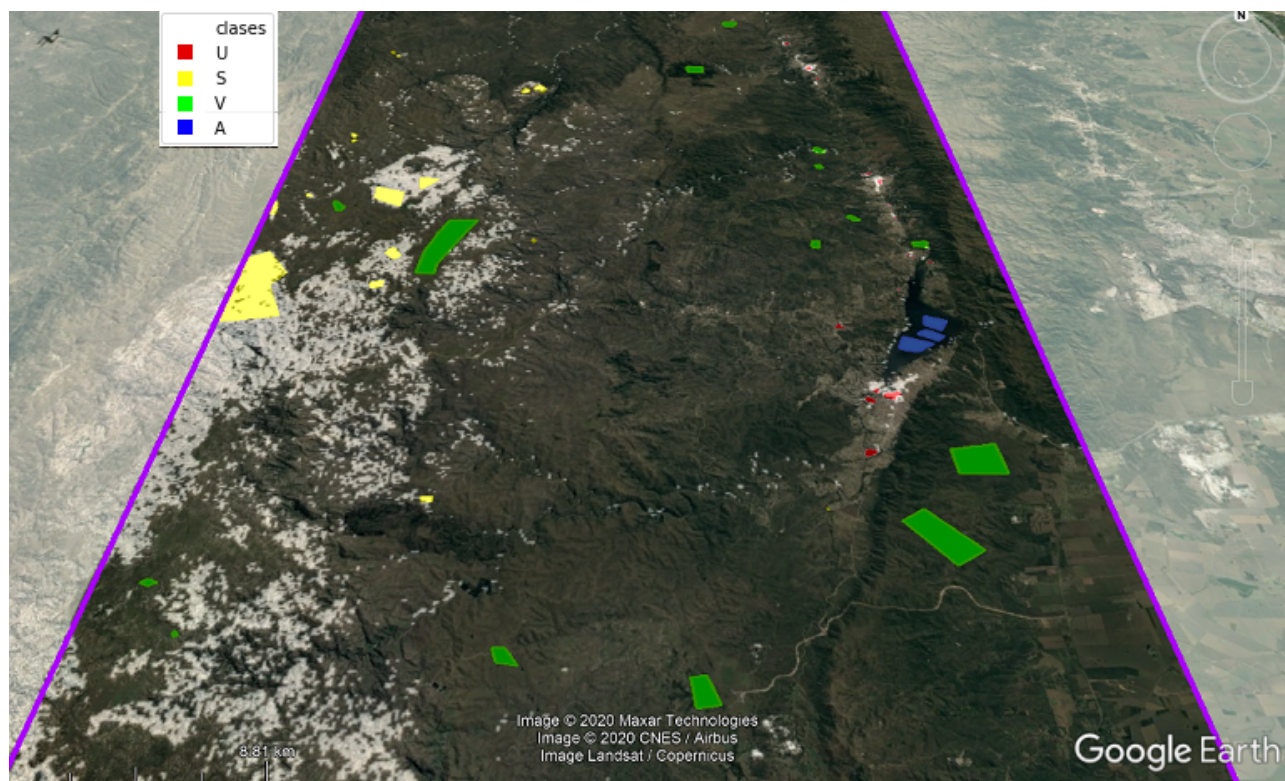


Figura 20: Regiones de muestreo para el año 2019. Visualización en GE con superposición de mapa de baja cobertura vegetal (píxeles claros).

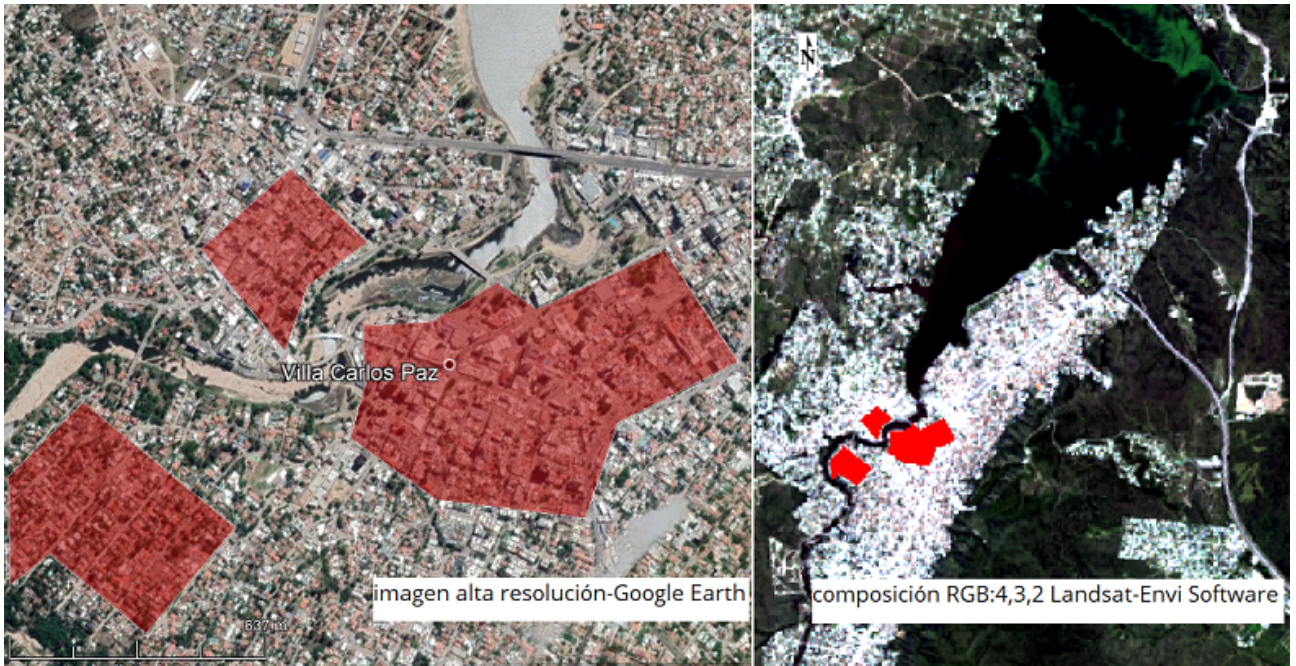


Figura 21: Regiones de muestreo urbanas de la ciudad de Carlos Paz para el año 2019. Generadas en Google Earth y exportadas a Envi Software.

Los píxeles de los diferentes ROIs de una clase se combinaron en una única muestra para caracterizarlos. La figura 22 muestra, en gráficos de cajas y firmas espectrales, la respuesta de las regiones muestradas, diferenciadas por clase temáticas, para tres fechas y sensores Landsat diferentes. En esta figura se puede observar que las clases menos diferenciadas, las que mayor error de clasificación podían generar, son U y S (visible por la superposición y proximidad de las cajas y las líneas espectrales en el eje de reflectancia). La clase A es la que más se diferencia del resto, encontrándose V en una situación intermedia. El análisis cuantitativo de la separabilidad espectral se realizó utilizando la distancia Jeffries-Matusita (JM), también conocida como distancia de Bhattacharyya, implementada por la herramienta ROI-separability de Envi [96], [78].

La ecuación de distancia de JM viene dada por:

$$JM = 2(1 - e^{-B}) \quad (3.10)$$

Donde:

$$B = \frac{1}{8}(x - y)^t \left(\frac{\Sigma_x + \Sigma_y}{2} \right)^{-1} (x - y) + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{|\frac{\Sigma_x + \Sigma_y}{2}|}{|\Sigma_x|^{\frac{1}{2}} |\Sigma_y|^{\frac{1}{2}}} \right) \quad (3.11)$$

Con x, y = firmas espectrales de las muestras a comparar (X, Y), Σ_x = Covarianza de la muestra X y Σ_y = Covarianza de la muestra Y .

El rango de trabajo de este indicador se encuentra entre 0 y 2, donde un valor igual a 2 corresponde a muestras 100% diferenciables, mientras que por debajo de uno se considera que las muestras no pueden separarse correctamente.

La tabla 7 contiene los resultados obtenidos. En ella se comparan las separabilidades de todas las clases entre sí. Se verifica que el par de clases U-S y U-V acusan valores pobres de separabilidad en el sensor MSS. En el apartado siguiente se puede apreciar la confusión de clasificación producida entre U y S en la imagen 23-b, donde se puede ver, en el mapa producido a partir de la escena de 1988, que se han clasificado extensas secciones de suelo pertenecientes a la clase S como U.

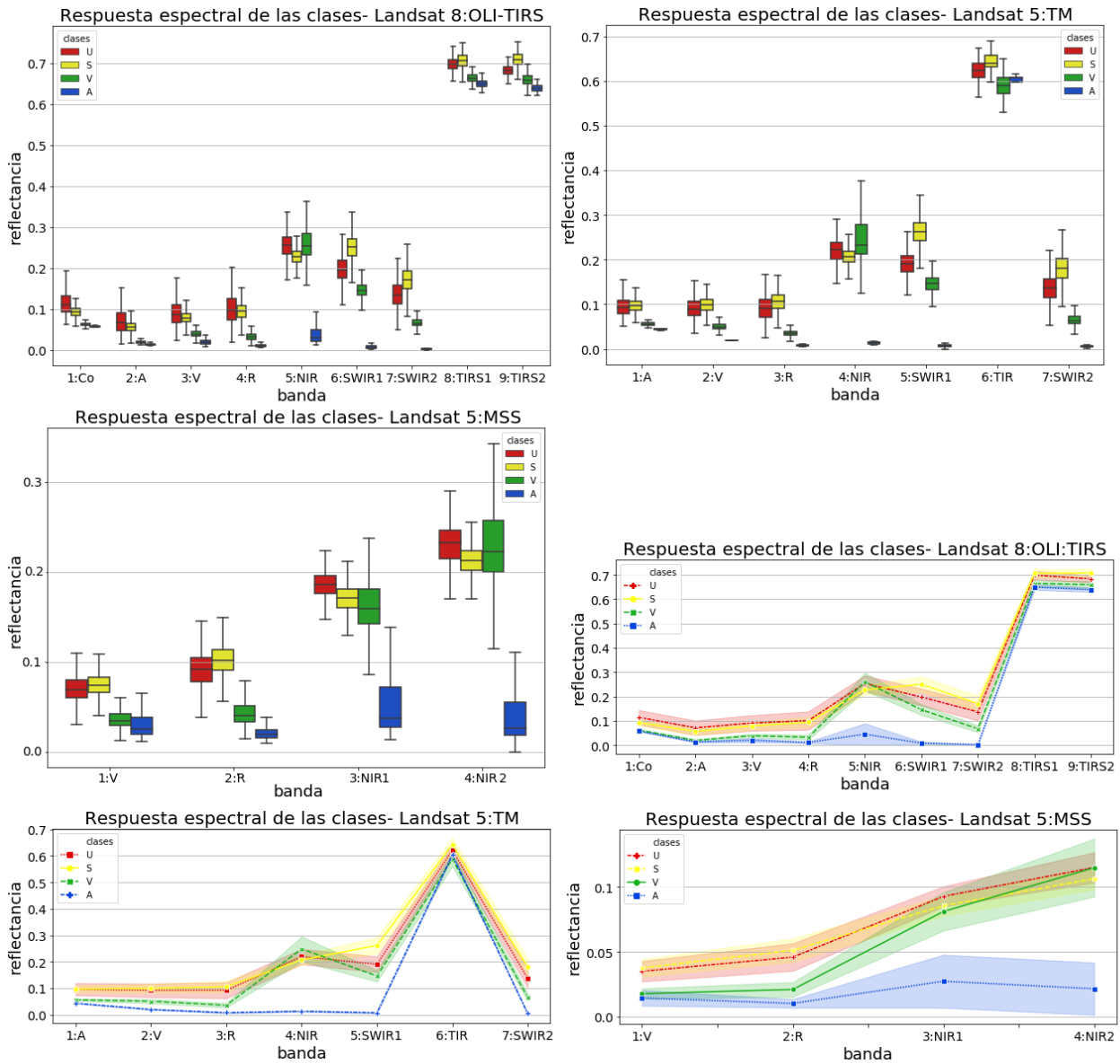


Figura 22: Caracterización de las regiones de interés. Diagramas de cajas y líneas espectrales de las clases temáticas.

Tabla 7: Separabilidad de las clases (de menor a mayor)

Detector					
OLI-TIRS - 2019		TM - 2005		MSS - 1988	
Clases	JM	Clases	JM	Clases	JM
U-V	1,986	U-S	1,938	U-S	1,011
S-V	1,989	U-V	1,999	U-V	1,666
U-S	1,993	S-V	2,000	S-V	1,879
U-A	2,000	U-A	2,000	A-V	1,999
A-V	2,000	A-V	2,000	U-A	2,000
S-A	2,000	S-A	2,000	S-A	2,000

3.2.3. Clasificación exploratoria de las escenas

Se utilizó el clasificador de máxima verosimilitud de Envi para clasificar las clases en las escenas de prueba de 2019, 2005 y 1988. En la figura 23-a se muestra la zona donde se desarrollan las urbanizaciones en la cuenca a lo largo de todo el período estudiado (envolvente urbana), en la figura 23-b se muestra la clasificación realizada sobre la escena del sensor MSS. Se puede observar que se etiquetan erróneamente como urbano píxeles en zonas rocosas, como las Altas Cumbres y los lechos de algunos ríos serranos, y zonas de suelo desnudo. La clase Agua también es mal clasificada, sobre todo en las zonas que presentan crecimiento algar y baja profundidad, siendo confundidas por urbanas también. La clase Vegetación aparece diferenciada de la urbana, pero se observa una variación muy marcada entre épocas, en lo que la metodología clasifica como suelo desnudo y vegetación.

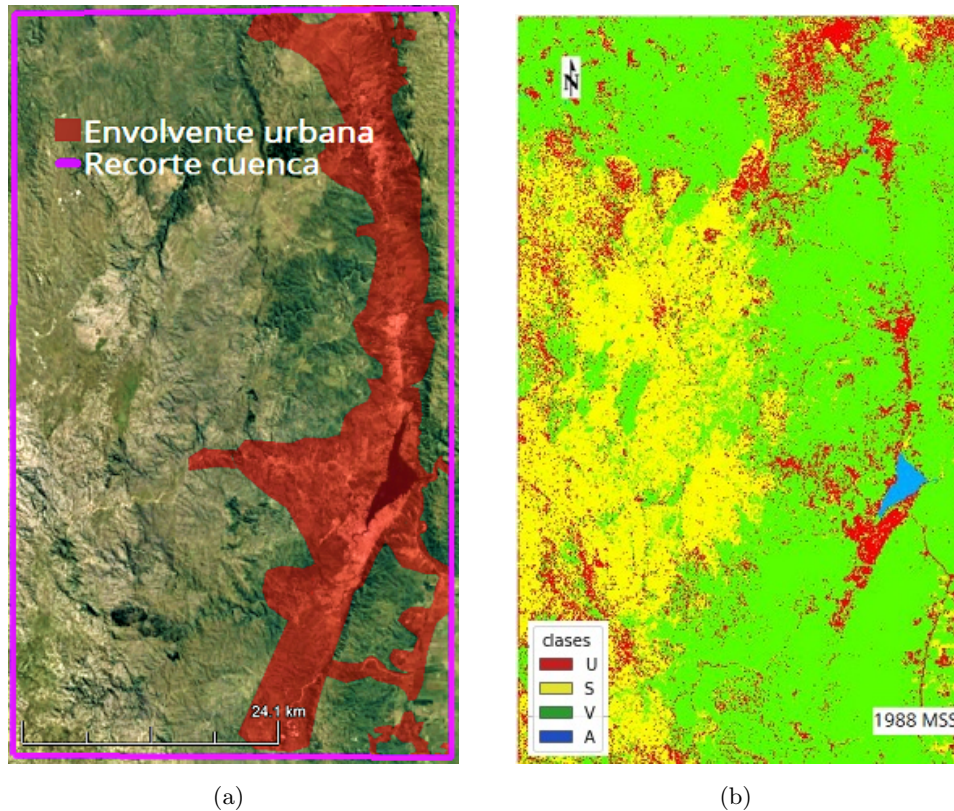


Figura 23: Clasificación exploratoria inicial. Bandas originales escenas Landsat 5, sensor MSS.

3.2.4. Selección de la época del año de las imágenes

Para los desarrollos posteriores se analizaron escenas estivales, aprovechando el estado fenológico vegetal. La vegetación en esa época del año cubre el suelo no urbano, confiriéndole características espectrales más fácilmente distinguibles del suelo correspondiente a elementos urbanos. Otros aspectos que se tomaron en cuenta fueron el estado de los caminos no pavimentados y de las tierras de cultivo. Los caminos no pavimentados presentan una cobertura de suelo expuesto, mayormente invariante si están mantenidos. En épocas invernales la falta de cobertura natural del suelo circundante en determinadas áreas de la zona hace que el terreno no urbanizado se confunda con la red de caminos, haciéndolos indistinguibles en muchos casos. También se observó que en época estival, en los meses de diciembre a febrero, época seleccionada para las clasificaciones, la presencia de suelo arado o desprovisto de vegetación de uso agrícola ganadero se hacía menos presente, facilitando las clasificaciones, ya que este tipo de suelo posee características espectrales que lo confunden con las zonas urbanizadas, como son su alta reflectancia en el rojo y en el infrarrojo de onda corta, y baja reflectancia en el verde. La cobertura vegetal presente en el suelo no urbano en particular aporta separabilidad a las clases, en especial en imágenes adquiridas con el sensor MSS, de los Landsat 1,2 y 3. Las características espectrales de estos sensores y las clases de estudio se presentaron en figura 22.

3.2.5. Optimización del proceso de clasificación

Como estrategia posible para mejorar la precisión de clasificación se propuso combinar las bandas originales de las escenas con índices espectrales. Estos índices se pueden combinar de diferentes formas para alimentar el proceso de clasificación. Para determinar la estrategia de combinación más adecuada se utilizó un diseño experimental factorial completo a dos niveles, correspondientes a la presencia o no de determinado índice². Como métrica de desempeño se utilizó la distancia JM entre la clase U y las clases S, V y A, dado que la clase U es la clase de mayor interés para el estudio, y la que debe diferenciarse del resto con mayor eficacia.

En un diseño experimental completo a dos niveles el número de experimentos a realizar N_e es igual a 2^k , donde k es el número de factores. Evaluar las bandas e índices individualmente resultaría muy costoso dado que el módulo *Extracción de características* (ver apéndice K) de Ardema puede computar hasta 64 índices espectrales para una escena de los sensores OLI-TIRS y un mínimo de 10 índices para el sensor MSS, debido a las bandas originales disponibles. Por ello se agruparon las bandas e índices en tres grupos o factores:

- Factor A: bandas originales contenidas en la imagen.
- Factor B: índices individuales que se pueden obtener de las bandas de la imagen del sensor MSS, que no responden a la ecuación 2.3.
- Factor C: índices de diferencia normalizada. Estrategia abordada en el apartado 2.7.1, llamada por algunos autores “vector espectral de diferencia normalizada”.

El factor B quedó compuesto por cuatro índices: SAVI, MSAVI, BRBA y GEMI (ver apéndice K.0.2).

La tabla 8 contiene la combinación de factores utilizados en los experimentos de evaluación de separabilidad y los resultados del parámetros JM. El signo más (+) indica que se incluyó el factor

²Nótese que en esta sección se denomina índice a cualquier combinación derivada de la aplicación de una función matemática sobre una o más bandas espectrales.

en el procedimiento de clasificación de la imagen, y el menos (-) que este no fue incluido. Ej: en el experimento 4 se realizó la clasificación sobre los factores A y B, o sea una imagen multibanda conteniendo las bandas originales y los índices espectrales individuales.

Tabla 8: Optimización de factores de clasificación. Diseño experimental y resultados.

	Experiencia					
Factor	1	2	3	4	5	6
A	+	-	-	+	-	+
B	-	+	-	+	+	+
C	-	-	+	-	+	+

Sensor - año	Macro clase	Distancia JM					
OLI-TIRS - 2019	U-S	1,993	1,305	M	M	M	M
	U-A	M	1,999	M	M	M	M
	U-V	1,986	1,823	M	M	M	M
	Promedio	1,989	1,709	M	M	M	M

TM - 2005	U-S	1,937	1,203	M	M	M	M
	U-A	M	M	M	M	M	M
	U-V	1,999	1,798	M	M	M	M
	Promedio	1,968	1,501	M	M	M	M

MSS - 1988	U-S	1,011	1,158	1,249	1,620	1,780	1,919
	U-A	1,999	1,998	M	M	M	M
	U-V	1,667	1,810	1,898	1,986	1,992	1,998
	Promedio	1,559	1,655	1,574	1,803	1,886	1,959

M = máximo valor de separabilidad = 2,000

Los resultados indicaron que la mayor separabilidad entre las clases se obtiene al incluir los tres factores en la clasificación, para formar un *espacio espectral extendido*. El esquema de bandas de este espacio utilizado para clasificar las escenas de cada sensor quedó establecido como se indica en las tablas 9, 10 y 11. En éstos, el sufijo *_Bi* al final del nombre de cada banda indica el número de banda original en la escena Landsat. La etiqueta *Banda_Bi ~ Banda_Bj* indica que es un índice de diferencia normalizada para las bandas *i* y *j* de la escena, calculado como se indica en la ecuación 2.3.

Tabla 9: Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor MSS

Sensor MSS - 14 bandas		
1: MSS_Verde_B1	6: MSAVI	11: Verde_B1~NIR2_B4
2: MSS_Rojo_B2	7: BRBA	12: Rojo_B2~NIR_B3
3: MSS_NIR_B3	8: GEMI	13: Rojo_B2~NIR2_B4
4: MSS_NIR2_B4	9: Verde_B1~Rojo_B2	14: NIR_B3~NIR2_B4
5: SAVI	10: Verde_B1~NIR_B3	

Tabla 10: Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor TM

Sensor TM - 32 bandas		
1: TM_Azul_B1	12: Azul_B1~Verde_B2	23: Rojo_B3~NIR_B4
2: TM_Verde_B2	13: Azul_B1~Rojo_B3	24: Rojo_B3~SWIR1_B5
3: TM_Rojo_B3	14: Azul_B1~NIR_B4	25: Rojo_B3~TIR_B6
4: TM_NIR_B4	15: Azul_B1~SWIR1_B5	26: Rojo_B3~SWIR2_B7
5: TM_SWIR1_B5	16: Azul_B1~TIR_B6	27: NIR_B4~SWIR1_B5
6: TM_TIR_B6	17: Azul_B1~SWIR2_B7	28: NIR_B4~TIR_B6
7: TM_SWIR2_B7	18: Verde_B2~Rojo_B3	29: NIR_B4~SWIR2_B7
8: SAVI	19: Verde_B2~NIR_B4	30: SWIR1_B5~TIR_B6
9: MSAVI	20: Verde_B2~SWIR1_B5	31: SWIR1_B5~SWIR2_B7
10: BRBA	21: Verde_B2~TIR_B6	32: TIR_B6~SWIR2_B7
11: GEMI	22: Verde_B2~SWIR2_B7	

Tabla 11: Esquema de bandas-espacio espectral extendido para el sensor OLI-TIRS

Sensor OLI_TIRS - 49 bandas		
1: L8_Costera_B1	18: Costera_B1~SWIR1_B6	35: Rojo_B4~NIR_B5
2: L8_Azul_B2	19: Costera_B1~SWIR2_B7	36: Rojo_B4~SWIR1_B6
3: L8_Verde_B3	20: Costera_B1~TIR_B10	37: Rojo_B4~SWIR2_B7
4: L8_Rojo_B4	21: Costera_B1~TIR2_B11	38: Rojo_B4~TIR_B10
5: L8_NIR_B5	22: Azul_B2~Verde_B3	39: Rojo_B4~TIR2_B11
6: L8_SWIR1_B6	23: Azul_B2~Rojo_B4	40: NIR_B5~SWIR1_B6
7: L8_SWIR2_B7	24: Azul_B2~NIR_B5	41: NIR_B5~SWIR2_B7
8: L8_TIR_B10	25: Azul_B2~SWIR1_B6	42: NIR_B5~TIR_B10
9: L8_TIR2_B11	26: Azul_B2~SWIR2_B7	43: NIR_B5~TIR2_B11
10: SAVI	27: Azul_B2~TIR_B10	44: SWIR1_B6~SWIR2_B7
11: MSAVI	28: Azul_B2~TIR2_B11	45: SWIR1_B6~TIR_B10
12: BRBA	29: Verde_B3~Rojo_B4	46: SWIR1_B6~TIR2_B11
13: GEMI	30: Verde_B3~NIR_B5	47: SWIR2_B7~TIR_B10
14: Costera_B1~Azul_B2	31: Verde_B3~SWIR1_B6	48: SWIR2_B7~TIR2_B11
15: Costera_B1~Verde_B3	32: Verde_B3~SWIR2_B7	49: TIR_B10~TIR2_B11
16: Costera_B1~Rojo_B4	33: Verde_B3~TIR_B10	
17: Costera_B1~NIR_B5	34: Verde_B3~TIR2_B11	

3.2.6. Clasificación sobre el espacio espectral extendido

Las escenas de prueba del apartado anterior fueron reclasificadas utilizando el espacio espectral extendido, aplicando las mismas regiones de entrenamiento y algoritmo clasificador. En las figuras 24 y 25 se comparan los resultados originales (1,2,3), obtenidos sobre las bandas originales, y los resultantes de aplicar la clasificación sobre el espacio espectral extendido (4,5,6).

A través del análisis visual de los resultados se obtuvieron algunas conclusiones:

- El uso del espacio espectral extendido disminuyó la confusión entre clases U y S, U y V, pero no la elimina completamente. Son abundantes los píxeles de roca expuesta que se clasificaron

erróneamente como U sobre todo en la región occidental de las imágenes.

- Se obtuvo una mejora sustancial en la clasificación de suelo desnudo de zonas agrícolas, erróneamente clasificadas como urbanas en las imágenes 1, 2 y 3.
- La imagen 6 correspondiente al espacio extendido para sensores OLI-TIRS no clasificó correctamente la clase A, que permaneció sin etiquetar.
- Los cauces de los ríos serranos fueron clasificados como urbanos con mayor frecuencia en las imágenes 4, 5 y 6 que en 1, 2 y 3. En el cuerpo del embalse San Roque se clasificaron como V afloramientos algales, y como S y U las zonas descubiertas en períodos de bajante.
- En la detección de píxeles de la clase U, la mayor diferencia la presentaron las imágenes 1 y 4 correspondientes al sensor MSS, en concordancia con los resultados obtenidos en el análisis de separabilidad y de optimización.

El uso de un espacio extendido no eliminó por completo la confusión de clases, debido a ello se implementó un esquema de clasificación con máscaras para sectorizar las reglas de clasificación.

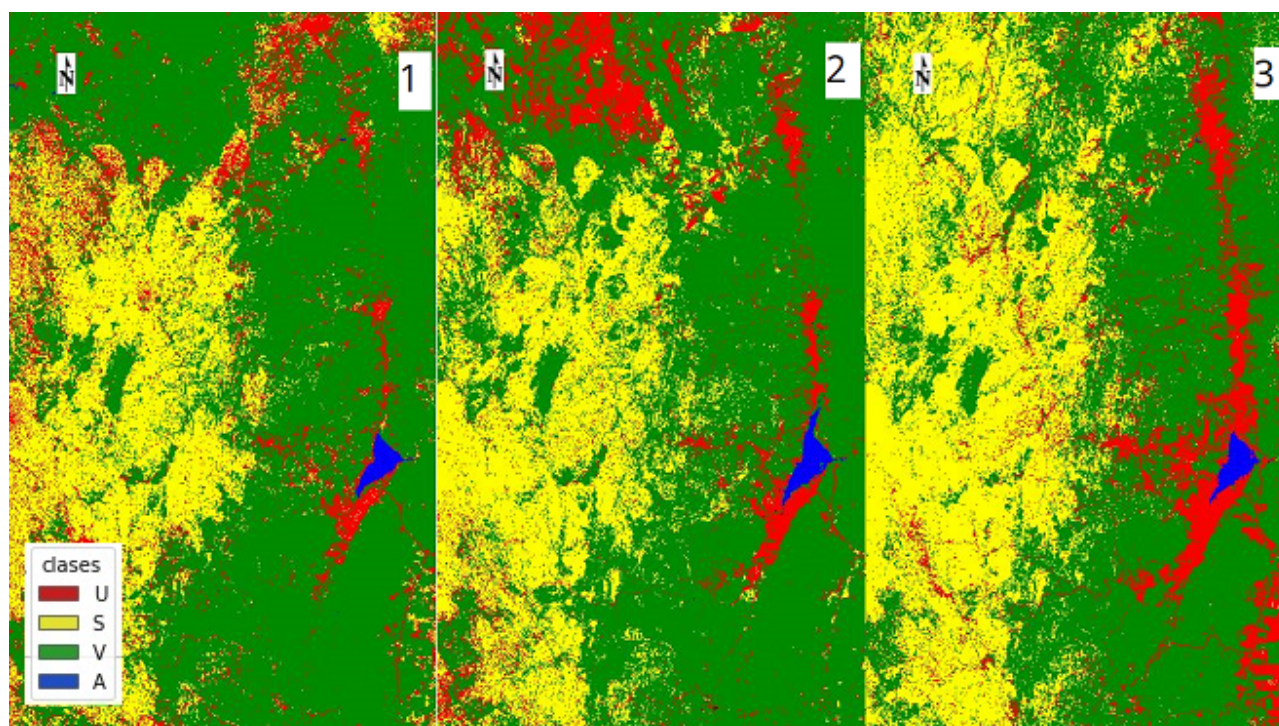


Figura 24: Clasificaciones sobre bandas originales: 1:MSS-1988, 2:TM-2005, 3:OLI-TIRS-2019.

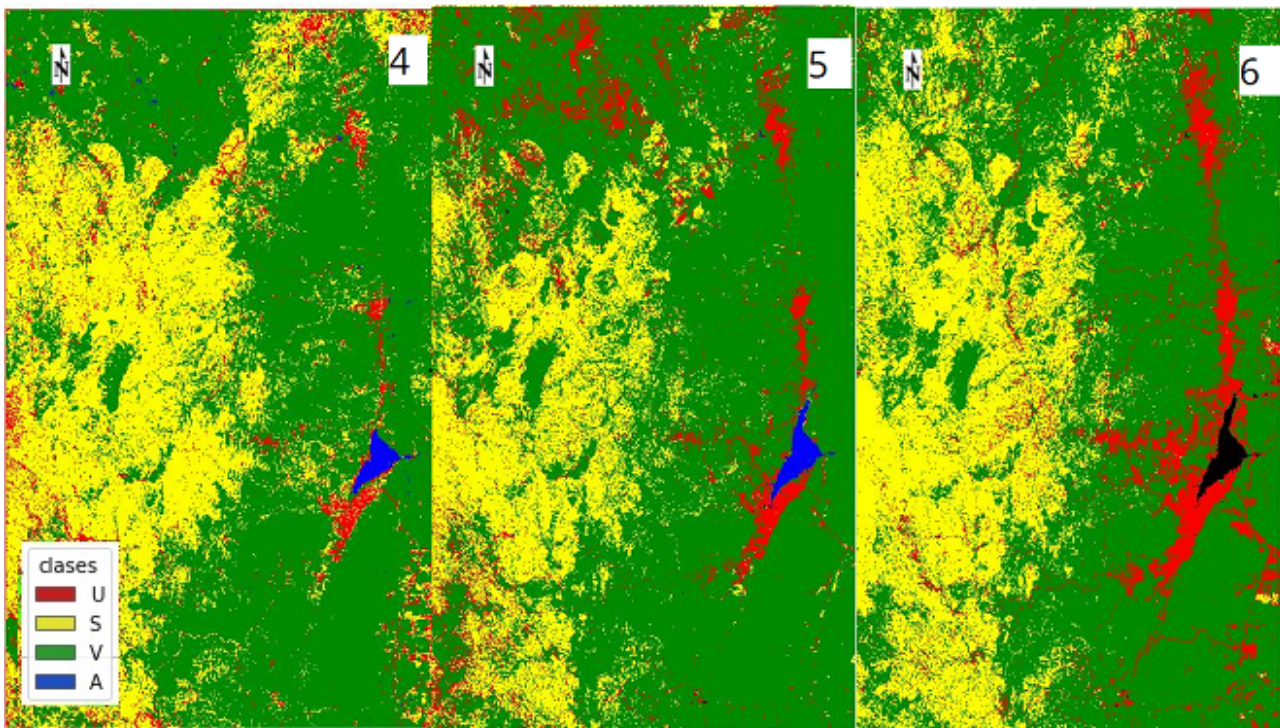


Figura 25: Clasificaciones sobre espacio espectral extendido: 4:MSS-1988, 5:TM-2005, 6:OLI-TIRS-2019.

3.2.7. Clasificación sectorizada y compilación de las imágenes

Debido a que aún utilizando el espacio espectral extendido se obtuvieron resultados no satisfactorios en las regiones no urbanizadas, se decidió aplicar umbrales de probabilidad diferenciados para el etiquetado de clases, empleando valores óptimos de este parámetro seleccionados por macro clase y zona de aplicación. A este procedimiento se lo llamó *clasificación sectorizada*. En él se utilizan máscaras para definir sectores llamados *zona urbana* y *zona rural*. La zona urbana contiene el área definida por la envolvente urbana de la imagen 23-a, sin incluir causas de ríos, arroyos y cuerpos lacustres. La zona rural se definió como el área de la cuenca hidrográfica, sin incluir la zona urbana, causas de ríos y arroyos, cuerpos de agua y caminos y rutas interurbanas. La construcción de las máscaras y definición de las zonas se aborda con mayor detalle en el apartado D.

Los umbrales de probabilidad condicionan el etiquetado de los píxeles. Para cada píxel se obtienen las probabilidades de pertenecer a las diferentes clases y se comparan éstas contra los valores de umbral de la misma. La mayor probabilidad que supere el umbral de una clase dada define la etiqueta del píxel. Si no se han superado los umbrales de ninguna clase, el píxel queda sin etiquetar. Los umbrales se definieron por prueba y error. Se establecieron valores límites de 0,5 y 0,9 para la clase U en las zonas urbanas y rural respectivamente. Para las clases S, V y A estos valores se establecieron en oposición (0,5 para la zona rural y 0,9 para la urbana). El valor óptimo para cada escena se estableció en las cercanías de estos parámetros, ajustándolos mediante control visual utilizando zonas urbanizadas periféricas en la interfase U-S y U-V. Para las escenas del sensor MSS, el umbral para la detección de clase S debió establecerse en valores cercanos a 0,99 para suprimir la detección errónea de píxeles de la clase U al oeste de los 64,42° de longitud oeste.

Etapas de la clasificación sectorizada:

- Etapa 1: clasificación de la zona urbana. Ésta se realiza en las zonas determinadas por la máscara

urbana, con valores de umbral para la clase U cercanos a 0,5. Para S, V y A el umbral se estableció alrededor de 0,9.

- Etapa 2: clasificación de la zona rural. Ésta se realiza sobre las zonas determinadas por la máscara rural, con umbrales para la clase U cercanos a 0,9 y para S, V y A cercanos a 0,5.
- Etapa 3: reclasificación del cuerpo del embalse San Roque. A los píxeles clasificados como A se le suman los píxeles contenidos en la máscara del cuerpo de agua del embalse San Roque (en los apéndices se indica el procedimiento de creación de la máscara del lago).
- Etapa 4: compilación de las clasificaciones en un único mapa temático. En esta etapa los productos de las clasificaciones anteriores se combinan en un único raster. Todos los píxeles clasificados como U en cualquiera de las dos primeras etapas permanecen en esa clase, los píxeles clasificados como S y V (o no clasificados) se reclasifican como VS. Posteriormente cualquier píxel clasificados como A en la segunda y tercera etapa se establecen como A.

Este proceso genera como producto un mapa del interior de la cuenca del embalse, con tres clases: urbana (U), vegetación (VS) y agua (A). La clase U incluye a todos los píxeles que presentan al menos una edificación o elemento urbano, y puede presentar espacio libre apto para la radicación de más edificaciones). La clase VS en este esquema incluye a las clases V y S definidas inicialmente en el apartado 3.2.2. Los píxeles marcados como VS en esta clasificación, pueden ser evaluados posteriormente y caracterizarlos en función del NDVI, PVI, u otra característica de interés. La figura 26 muestra el resultado de este proceso para las imágenes de ensayo: MSS-1988, TM-2005 y OLI-TIRS-2019.

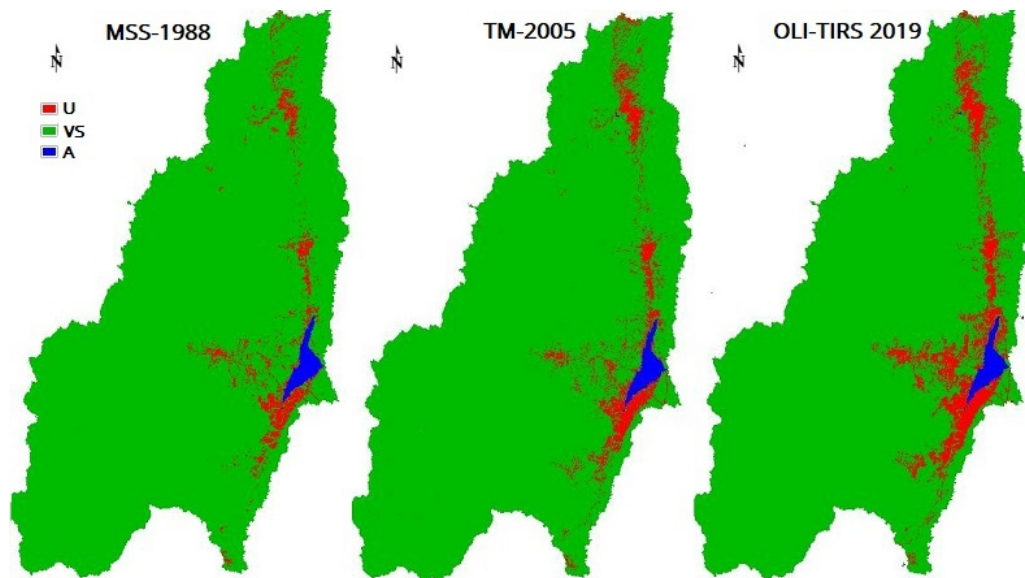


Figura 26: Resultados clasificación sectorizada.

3.2.8. Respuesta del procedimiento de clasificación en la zona de estudio

En las etapas exploratorias, previas al desarrollo formal de este trabajo se probaron diferentes algoritmos de clasificación, seleccionándose finalmente el algoritmo de máxima verosimilitud (ML) por ser ampliamente reconocido como una metodología fiable, tradicional según algunos autores, capaz de generar incluso mapas aptos para ser utilizados como referencia para la evaluación de otros métodos desarrollados, y con las más altas tasas de precisión de clasificación [77], [80], [84]. Otro aspecto a tener en cuenta es que al trabajar con regiones de entrenamiento, el muestreo de píxeles y los parámetros

de clasificación se ajustan a las características de las imágenes empleadas, lo que no ocurre al trabajar con árboles de decisión, donde se utiliza un criterio de decisión común a todas las imágenes.

Máxima verosimilitud es un método de clasificación basado en el píxel, utiliza la media espectral de la clase, determinada a partir de las regiones de interés utilizadas (ROIs). Durante la clasificación se utilizaron ROIs delimitados sobre composiciones de imágenes Landsat de resolución media, e imágenes de alta resolución de Google Earth, disponibles para escenas posteriores al año 2005. Para las escenas anteriores, los ROIs se seleccionaron sobre la escena a clasificar. Todo el proceso se realizó partiendo de las escenas más nuevas, clasificando hacia atrás en el tiempo para contar con apoyo visual aportado por las imágenes ya analizadas. Al irse incrementando la dificultad del proceso de selección de ROIs debido al descenso de resolución espacial y espectral, esta forma de trabajo resulta útil. Se utilizó el método implementado en ENVI, que adopta una regla de asignación de clases determinada por umbrales mínimos de probabilidad, ya discutido en la sección 3.2.7.

La selección final de los ajustes realizados en los ROIs de cada escena se definió iterativamente, mediante clasificación y ajuste de la extensión los mismos, hasta verificar visualmente que los resultados se ajustaban a lo observado en las imágenes de referencia.

Durante las investigaciones iniciales se determinó que las escenas invernales producían bajas precisiones de clasificación sobre todo en la escenas del sensor MSS, tendiendo a sobrevalorar la superficie edificada y generando mucha confusión entre la clase edificado y suelo desnudo en las zonas rocosas del oeste de la cuenca y en los suelos desnudos (también de predominio rocoso) de lechos de ríos y zonas en general de las localidades de Tanti, Estancia Vieja, Cabalango, etc.

En esta sección se evalúan los efectos del uso de imágenes invernales o estivales en la clasificación. En Argentina el período estival está comprendido entre septiembre y mayo. También se evalúa el efecto del tamaño de muestra de entrenamiento. Las determinaciones se realizan para los sensores OLI-TIRS (escena de 2019) y MSS (escena de 1976), como muestras de la mejor y peor resoluciones disponibles respectivamente. Se consideró despreciable el efecto del cambio de superficie edificada por crecimiento de la urbanización entre escenas del mismo año.

Las escenas utilizadas fueron:

- OLI-TIRS, estival: LC08_L1TP_229082_20190228_20190309_01_T1
- OLI-TIRS, invernal: LC08_L1TP_229082_20190706_20190719_01_T1
- MSS, estival: LM02_L1TP_246082_19761119_20180425_01_T2
- MSS, invernal: LM02_L1TP_246082_19760628_20180423_01_T2

El efecto de la estación del año se evaluó utilizando las mismos ROIs y umbrales de clasificación para todas las escenas (0,5 para la clase urbana (U); 0,9 para la clase suelo desnudo (SR) y para la clase vegetación (V)), correspondiente a los umbrales de clasificación utilizados dentro de la envolvente urbana. NC significa no clasificado. Los resultados de esas clasificaciones se observan en las figuras 27 y 28. Las matrices de confusión y precisiones obtenidas por comparación entre la escena estival e invernal se muestran en las tablas 12 a 15. En las tablas se han subrayado las celdas (en filas-columnas) NC-U y U-NC, estas indican cuanta superficie U en la escena de verano pasó a la clase NC en la escena de invierno, y cuanta superficie NC de la escena de verano se clasificó como U en la escena de invierno, respectivamente. Estas son las principales contribuciones a las diferencias encontradas entre las clases U de ambas escenas (se le recuerda al lector que en el producto final, Las clases NC, SR y V se reclasifican a no edificado).

MSS: estival

MSS: invernal

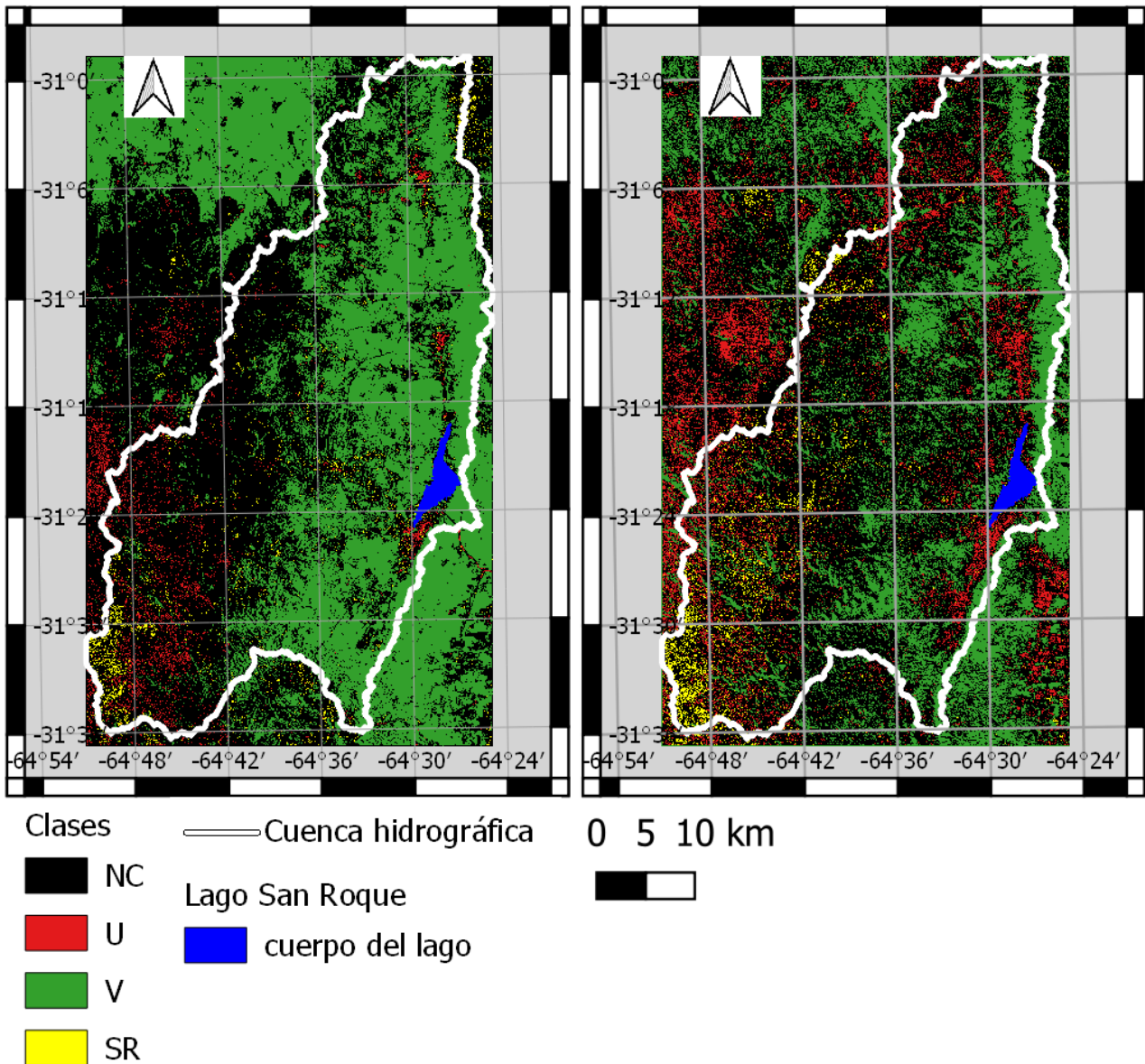


Figura 27: Mapas de cobertura. Comparación de resultados obtenidos entre imágenes estivales e invernales sensor MSS.

Tabla 12: Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival. Sensor MSS. Valores en km².

Invierno	Verano			
	NC	U	V	S-R
NC	1269,1	63,5	472,2	26,2
U	202,8	28,5	19,3	2,2
V	215,4	4,2	546,5	2,2
S-R	48,8	5,7	0,8	5,9

En la tabla 12 se observa que el establecimiento de umbrales de clasificación altos para la clase SR produce un elevado número de píxeles no clasificados. Hay una redistribución de píxeles urbanos entre escenas que se da principalmente entre las clases U y NC, que genera un incremento neto de 139 km²

para la clase U.

Las precisiones obtenidas para las clases NC, U, V, SR fueron respectivamente: P_{NC} : 0,73; P_U : 0,28; P_V : 0,53; P_{SR} : 0,16. La global fue P_{global} : 0,64.

OLI_TIRS: estival

OLI-TIRS: invernal

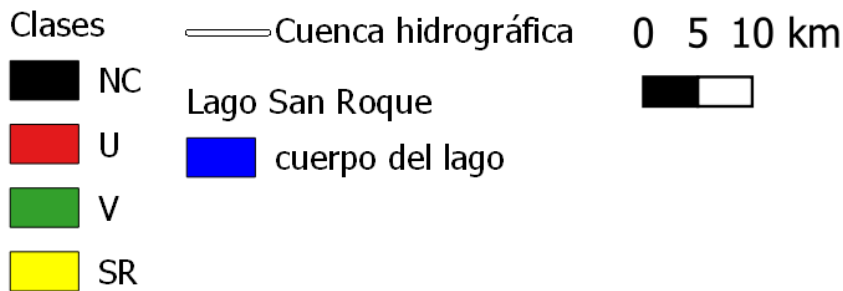
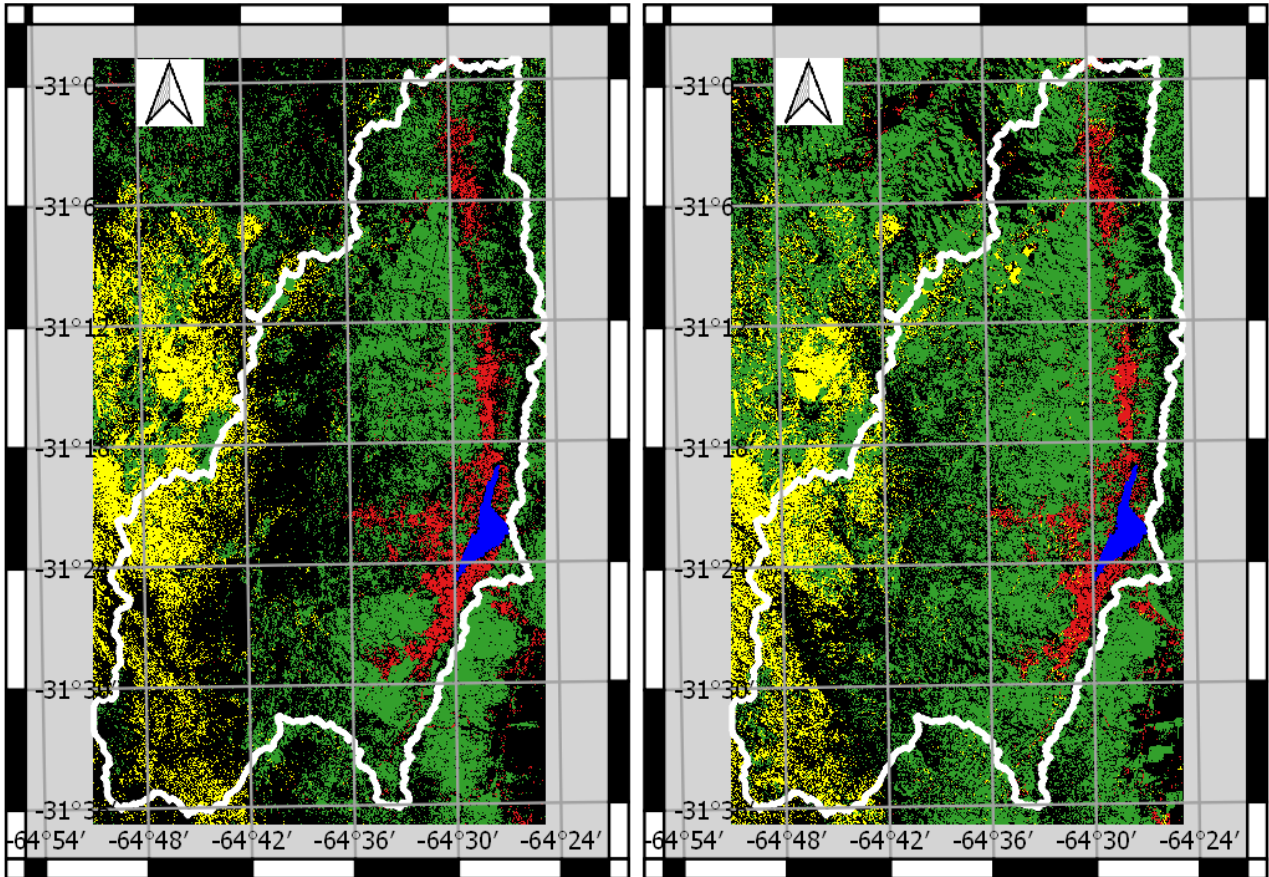


Figura 28: Mapas de cobertura. Comparación de resultados obtenidos entre imágenes estivales e invernales sensor OLI-TIRS.

Tabla 13: Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival. Sensor OLI-TIRS. Valores en km^2 .

Invierno	Verano			
	NC	U	V	S-R
NC	1002,3	28,1	176,5	83,1
U	27,2	58,4	0,7	0,3
V	592,4	4,2	615,5	42,9
S-R	105,5	4,8	1,6	168,2

Las precisiones obtenidas fueron: P_{NC} : 0,58; P_U : 0,61; P_V : 0,77; P_{SR} : 0,57; P_{global} : 0,63. Los valores de precisión obtenidos para la clase U son mucho menos influenciados cuando se procesan imágenes estivales en el sensor OLI-TIRS, mientras que en MSS el efecto es crítico.

Las matrices de confusión y precisiones mostrados hasta aquí (tablas 12 y 13) se refieren a toda la imagen. El mismo análisis circunscrito al área delimitada por la envolvente urbana, en el que se centra el análisis a las zonas urbanizadas, dio los siguientes resultados (tablas 14 y 15):

Tabla 14: Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival dentro de los radios urbanos. Sensor MSS. Valores en km².

	Verano			
Invierno	NC	U	V	S-R
NC	101.32	<u>2.83</u>	103.65	3.53
U	<u>26.89</u>	4.06	5.20	1.13
V	14.78	0.07	93.97	0.13
S-R	1.17	0.09	0.10	0.12

Tabla 15: Matriz de confusión. Clasificaciones invernal vs estival dentro de los radios urbanos. Sensor OLI-TIRS. Valores en km².

	Verano			
Invierno	NC	U	V	S-R
NC	28.92	<u>0.12</u>	2.53	4.72
U	<u>0.24</u>	0.05	0.07	0.01
V	26.91	0.06	12.88	2.96
S-R	5.67	0.01	0.02	4.60

El efecto de la variación del tamaño de ROI sobre las clasificaciones se evaluó sólo para la clase U, reduciendo la superficie de las regiones de entrenamiento urbanas a la mitad aproximadamente. Los ROIs V y SR no se modificaron. Las características de los ROIs originales y los modificados se muestran en la tabla 16. El efecto se muestra en términos de sus precisiones de clasificación en la tabla 17.

Tabla 16: Superficie de los ROIs de entrenamiento clase U en m², sensor MSS

Area rois MSS			Area rois OLI		
ROI	píxeles	m ²	ROI	píxeles	m ²
original	834	3.002.400	original	3.207	2.886.300
buffer-1 pix	415	1.494.000	buffer-2 pix	1.696	1.526.400

Tabla 17: Efecto del tamaño de ROI urbano en la clasificación de las escenas MSS y OLI-TIRS

precisiones MSS	precisiones OLI-TIRS
P_{NC} : 0,97	P_{NC} : 1,0
P_U : 0,70	P_U : 0,97
P_V : 1,0	P_V : 1,0
P_{S-R} : 1,0	P_{S-R} : 1,0
P_{global} : 0,97	P_{global} : 1,0

En las tablas presentadas se puede observar que el tamaño de ROI tiene un impacto menos significativo sobre el resultado de las clasificaciones que el cambio de estación. Aún así el efecto sobre la clase U es marcado en las escenas MSS.

3.2.9. Representatividad de las clasificaciones

El procedimiento de clasificación empleado involucró tres clases que no están uniformemente distribuidas ni poseen la misma probabilidad de ocurrencia. Con un esquema de muestreo aleatorio simple puede ocurrir que el número de puntos de muestreo obtenidos para las clases U y A sea muy bajo para obtener buena representatividad. Tomar un elevado número de puntos para constituir una muestra representativa de esas clases no es práctico. La población de la clase A se circunscribe espacialmente en todo el período a la región ocupada por los embalses San Roque y La Falda. Por ello se optó por evaluar la representatividad de las clasificaciones en función de la clase U y clase VS. La métrica utilizada fue la precisión global y el índice kappa, como se describe 2.7.1.

El tamaño muestral mínimo para los cálculos se estableció en 200 píxeles. Para poblaciones mayores a 10.000 elementos la confiabilidad de los valores de precisión estimados para las clasificaciones se estabiliza y hace independiente del número de puntos de control utilizados [97]. Por ello se seleccionaron 100 píxeles de cada una de las clases anteriormente mencionadas.

La estimación de la precisión se realizó para cada uno de los sensores. Para TM y OLI-TIR se utilizó Ardema para realizar un muestreo estratificado, seleccionando puntos al azar y exportándolos a GE para su calificación por comparación con imágenes de alta resolución. En total se seleccionaron 200 puntos desde el mapa temático generado, 100 de la clase U y de la 100 de la clase VS. De estos últimos, 50 se seleccionaron en el espacio de toda la cuenca y los otros 50 se seleccionaron dentro de la envolvente urbana.

Para cada píxel se exportaron sus coordenadas centrales, en valores de longitud y latitud y se volcaron en un vector de puntos compatible con GE. Se estableció como regla de calificación que los marcadores que cayeran a una distancia menor o igual a 15 m de cualquier elemento incluido en la definición de la clase U se consideraran como urbanos, de lo contrario se consideraron pertenecientes a la clase VS.

La figura 29 muestra los puntos de muestreo generados para el sensor TM, utilizando la imagen de pruebas del año 2005. En la misma se ve la dispersión de los puntos (verdes para clase VS y rojo para clase U), y la forma de operación, con distintos grados de ampliación de las zonas referenciadas, en la interfase de usuario de Google Earth.

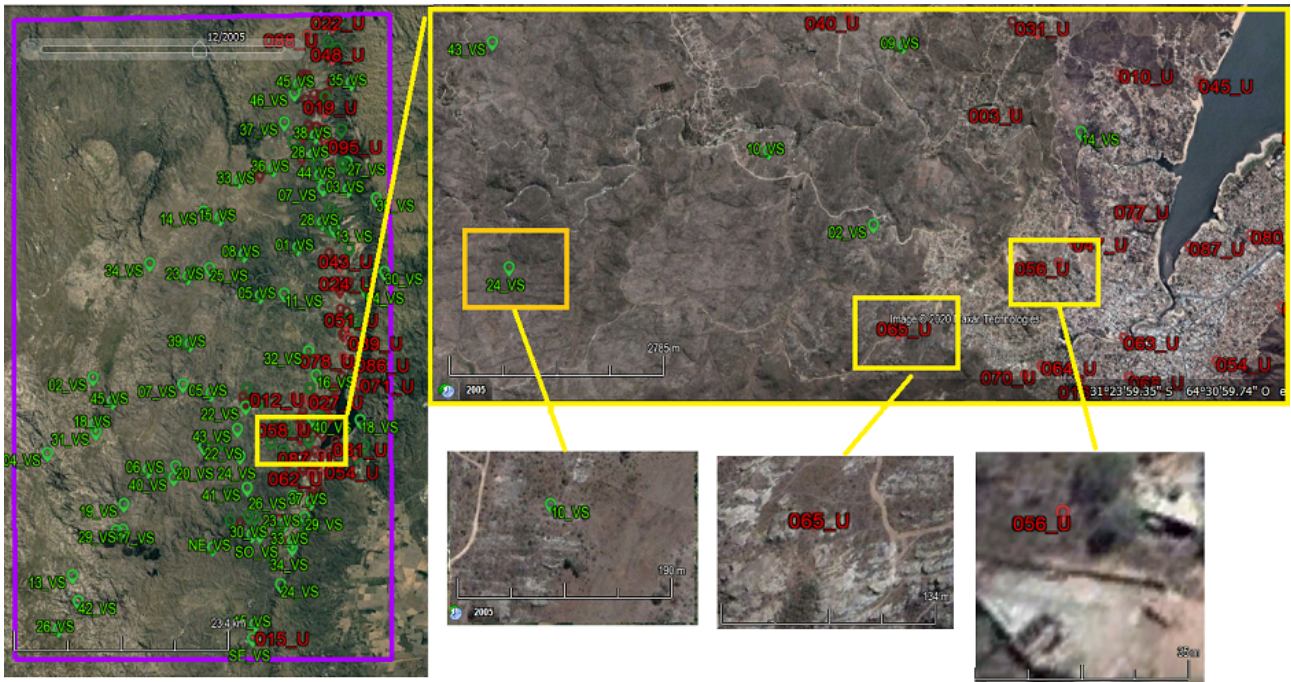


Figura 29: Muestreo aleatorio estratificado. Evaluación de los puntos en Google Earth.

El sensor MSS requirió un tratamiento especial ya que no se contó con imágenes de alta resolución para la fecha de estudio. Google Earth presentaba para esa fecha composiciones de imágenes del sensor TM. Sin embargo en la fecha de prueba se cuenta con las dos escenas adquiridas simultáneamente (sensores MSS y TM). Aprovechando esto, las medidas de representatividad para el producto del sensor MSS se estimaron por dos procedimientos, el primero de ellos es el que ya se describió anteriormente, con muestreo estratificado y evaluación con GE (contra composición de imágenes TM), el segundo por comparación de las clasificaciones obtenidas a partir de dos escenas del mismo día tomada por ambos sensores. En este último procedimiento, el mapa del sensor MSS se remuestreó a píxeles de 30x30 m y se comparó contra el producto del sensor TM píxel a píxel. Se evaluaron todos los píxeles de la clase U y VS.

Tabla 18: Evaluación de la representatividad de las clasificaciones

Sensor-año	MSS-1988	MSS-1988	TM-2005	OLI-TIRS-2019
Método evaluación	Comp. MSS-TM	M. estratificado	M. estratificado	M. estratificado
Población total	454.440	457.763	1.830.999	1.830.999
puntos muestreados	453.068	200	200	200
Métricas de representatividad				
P_g	0,98	0,90	0,93	0,93
κ	0,94	0,79	0,86	0,86
P_u	0,65	0,89	0,91	0,88
P_{VS}	0,99	0,90	0,95	0,99

donde P_g es la precisión global, κ es la concordancia global, P_U, P_{VS} es la exactitud de las clases U y VS.

La tabla 18 resume los resultados obtenidos. En éste se puede observar que las precisiones globales (P_g) estimadas se encuentran por encima del 90 %, y que para la clase de U las precisiones obtenidas superan el 88 %, para los ensayos realizados contra GE. Esos niveles de representatividad se conside-

raron aceptables debido a las dificultades relacionadas a la diferenciación de clases U y VS, en zonas de roca expuesta y escenas del sensor MSS. La diferencia observada en los valores del parámetro P_u , entre los sensores TM y MSS, queda justificada teniendo en cuenta la diferencia de resoluciones entre los mismos. El valor obtenido de 0,65 para ese parámetro puede ser considerado una estimación muy conservadora de la calidad de la clasificación de elementos urbanos.

3.2.10. Análisis de mínima área edificada detectable

Las metodologías de clasificación basadas en el píxel analizan la radiación devuelta por todos los elementos componentes de la superficie terrestre en el área ocupada por un píxel. Para la reflexión lambertiana ideal, una estructura en el terreno puede contribuir a la señal de un píxel, dos o hasta cuatro, según la posición relativa de ésta respecto de la grilla de píxeles. Los procesamientos de remuestreo y redistribución de valores de píxeles posteriores a la adquisición de la imagen (como el cambio de tamaño de píxel y ajuste de efectos topográficos) modifican esta contribución.

En la metodología de clasificación desarrollada en esta tesis, la capacidad de la misma para detectar píxeles urbanos depende del umbral de clasificación empleado para la clase U, el cual varía dentro y fuera de la envolvente urbana, siendo la detección de estos píxeles mucho menos probable fuera de ésta.

En esta sección se evalúa la capacidad del método de clasificación para detectar edificaciones aisladas. Para ello se seleccionó una muestra de edificios históricos, que en la fecha de realización de este estudio no poseen estructuras colindantes. La superficie edificada de la muestra y sus coordenadas cartográficas se obtuvieron con Google Earth. Los análisis se realizaron sobre escenas estivales, clasificadas con los umbrales utilizados para zonas exteriores a la envolvente urbana (U: 0,9; SR: 0,5) e interior a la misma (U: 0,5; SR: 0,9).

Este análisis es exploratorio, se utilizan pocos puntos de control, y se basa en los supuestos de que las edificaciones permanecieron mayormente inalteradas en su superficie y materiales constructivos desde 1976 a 2019. La mayor dificultad de esta prueba radicó en la falta de disponibilidad de fotografías aéreas y otras imágenes de alta resolución georeferenciadas de la zona de estudio, motivo por el cual se diseñó de la manera descrita. Para la selección de las edificaciones se recurrió a información brindada por Luis Castillo (vecino, historiador y escritor de la localidad de San Roque), Google Earth e información en línea [98], [99], [100], [101], [102], [103], [104]. Las mediciones de superficie de las edificaciones no son exactas, poseen incertidumbre debida a la resolución de las imágenes y a la utilización de una envolvente sencilla que no se ajusta a formas geométricas complejas.

Los elementos que componen la muestra y posición geográfica se observan en la tabla 19.

Tabla 19: Edificios históricos utilizados como puntos de control de la metodología.

Edificación	Edificación	Latitud	Longitud
1	Horno Histórico, Bialet Massé	31°17'57.68" S	64°27'55.38" O
2	Capilla San José	31°16'45.16" S	64°33'48.14" O
3	Capilla San Plácido	31°19'11.97" S	64°26'54.63" O
4	Estación de ferrocarril, San Roque, Punilla	31°20'46.02" S	64°27'45.28" O
5	Fábrica Mataco, edificio 5	31°20'37.79" S	64°26'51.99" O
6	Correo postal, San Roque, Punilla	31°20'24.74" S	64°27'35.17" O
7	Capilla Santa Bárbara	31° 9'43.91" S	64°36'23.72" O
8	Hospital Santa María, edificio 2	31°16'49.32" S	64°26'52.68" O
9	Fábrica Mataco, edificio 4	31°20'37.25" S	64°26'46.24" O
10	Depósito ferrocarril, San Roque, Punilla	31°20'53.07" S	64°27'41.90" O
11	Fábrica Mataco, edificio 3	31°20'35.66" S	64°26'46.32" O
12	Fábrica Mataco, edificio 2	31°20'35.24" S	64°26'48.03" O
13	Regimiento de zapadores pontoneros IV, edificio 2	31°21'7.15" S	64°27'17.73" O
14	Regimiento de zapadores pontoneros IV, edificio 1	31°21'4.94" S	64°27'13.15" O
15	Hospital Santa María, edificio 1	31°17'4.76" S	64°26'59.50" O
16	Fábrica Mataco, edificio 1	31°20'34.41" S	64°26'49.64" O
17	Monasterio el Retiro	31°10'48.20" S	64°28'54.39" O
18	Hospital Domingo Funes	31°17'48.17" S	64°27'11.59" O
19	Colonia vacacional Santa María	31°16'49.21" S	64°27'8.20" O

En total se muestrearon 72 píxeles para el sensor OLI-TIRS y 65 píxeles para MSS, correspondientes a la totalidad de los píxeles alcanzados por los polígonos envolventes de las edificaciones, determinados en GE (fecha de determinación 11/2019).

Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 20. Los *píxeles totales afectados* refieren a los píxeles alcanzados por la envolvente de las edificaciones, y los *píxeles detectados*, al total clasificado como U. La combinación de umbrales *urbano* y *rural* indican interior de la envolvente urbana y exterior a ella respectivamente. Las letras *s* y *n* indican detección positiva (al menos un píxel clasificado como U) o negativa (ningún píxel clasificados como U) respectivamente.

Tabla 20: Detección de edificios aislados.

Combinación de umbrales		urbana		rural	
Píxeles totales afectados		65	72	65	72
Píxeles detectados		7	20	2	13
N°	Sup. analizada m ²	MSS	OLI-TIRS	MSS	OLI-TIRS
1	64	s	n	n	n
2	80	n	s	n	n
3	110	n	n	n	s
4	119	n	n	n	n
5	176	n	n	n	n
6	220	n	s	n	n
7	235	n	s	n	s
8	700	n	n	n	n
9	461	n	n	n	n
10	485	n	n	n	n
11	660	n	n	n	n
12	980	n	s	n	n
13	1.400	n	n	n	n
14	1.450	n	s	n	s
15	2.500	s	s	n	n
16	2.800	n	s	n	s
17	5.900	n	s	n	s
18	12.400	s	s	s	s
19	32.500	s	s	s	s
Edificios detectados		4	10	2	7

Los resultados obtenidos deben ser analizados con cierto reparo, teniendo en cuenta los siguientes aspectos:

1. El número de datos utilizados fue bajo respecto del total de píxeles en las bandas de la escena.
2. La presencia de follaje no pudo ser evaluada y cabe esperar que afecte la detección de edificaciones, sobre todo las de menor superficie.
3. Las superficies determinadas para las edificaciones son aproximadas.

Salvando las reservas se observa: que en la combinación más favorable de condiciones para la detección de edificaciones aisladas, correspondiente a (*urbana*, OLI-TIRS), se detectaron aproximadamente el 53 % de las edificaciones, principalmente aquellas cuya superficie estimada superó los 2800 m². Para el sensor MSS, condiciones de umbrales *urbana*, el porcentaje de edificios detectados alcanzó sólo el 21 %, principalmente para edificaciones con superficies mayores a los 12.000 m². En condiciones de umbrales *rural*, hay un descenso de la capacidad de detección, observándose para el sensor MSS un acierto de sólo el 10 %. En ningún caso, los píxeles detectados superaron el 30 % de los estimados edificados.

3.2.11. Post-procesamiento de las clasificaciones

Las clasificaciones finales de superficie edificada presentaron píxeles aislados al oeste de Tanti, erróneamente etiquetados como urbanos. Para la confección de mapas temáticos y cálculos de asociados a la fragmentación urbana se eliminaron estos píxeles para longitudes comprendidas entre los meridianos $64,73^\circ$ Oeste y $64,85^\circ$ Oeste. No se utilizaron filtros de mediana ni ningún otro tipo de procesamiento capaz de modificar los valores de densidad urbana y segmentos urbanos calculados posteriormente.

3.3. Análisis de la fragmentación urbana

Los píxeles clasificados como U y VS se procesaron para obtener las métricas de fragmentación urbana descritas en el apartado 2.8. Con este proceso se obtuvieron mapas que segmentan el espacio edificado en tres categorías principales dependientes de la densidad de edificación, denominadas espacio urbano, suburbano y rural. El espacio no edificado se segmentó en: espacio abierto urbanizado, abierto marginal y rural abierto. También se calcularon para las distintas fechas de estudio los índices de espacio abierto y relación de huella urbana. La huella urbana se compone de la suma de los espacios urbanos, suburbanos, abierto urbanizado y abierto marginal. Adicionalmente se relevaron los valores de superficie clasificada como agua y el total de superficie de la cuenca no urbanizada.

Para evitar confusión en la terminología empleada, se denomina de superficie edificada a aquella correspondiente a los píxeles clasificados como U y no edificada a los clasificados como VS y A. Las superficies correspondientes a píxeles edificados en espacios urbanos, suburbanos y rurales se denominan simplemente así: urbanos, suburbanos y rurales.

3.3.1. Procedimiento de cómputo

El procedimiento de obtención de la huella urbana y segmentos componentes de ésta es complejo. Involucra múltiples operaciones morfométricas y de reclasificación realizadas sobre los mapas de elementos edificados de la cuenca. El flujo de operaciones y cálculos se muestran en la imagen 31. Estas operaciones se detallan una a una en el apéndice E, en él se describen las operaciones realizadas para obtener cada segmento urbano con figuras ejemplificadoras. En este apartado se describe el procedimiento general de manera resumida. En el apéndice F se comparan los resultados de los algoritmos implementados para procesar tanto las resoluciones espaciales de los sensores MSS, como TM y OLI.

El procedimiento comienza calculando la densidad de edificación para cada píxel, entendida como porcentaje de píxeles edificados dentro del círculo caminable centrado en el píxel evaluado. Luego se reclasifican los píxeles edificados en urbanos (densidad de edificación, $\delta \geq 50\%$), suburbanos ($10\% \leq \delta < 50\%$) y rurales ($\delta < 10\%$). En el siguiente paso se clasifican los espacios abiertos dependiendo de su posición relativa a las edificaciones. Los espacios abiertos y las edificaciones se utilizan para calcular métricas que describen el grado de fragmentación de la huella urbana.

Los tres mapas principales utilizados en el cómputo, incluido el resultado final, se pueden apreciar en la figura 30, correspondiente a la segmentación de la clasificación de una escena de prueba de 2019.

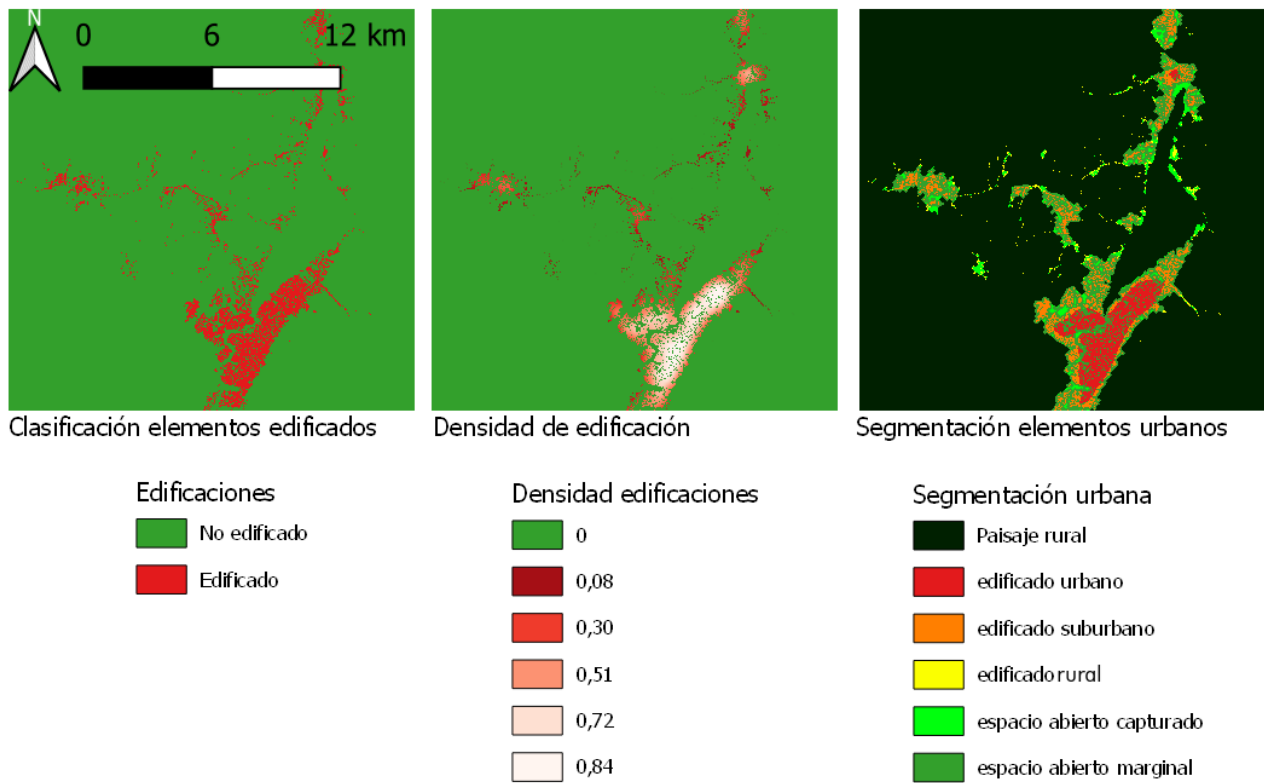


Figura 30: Proceso de segmentación urbana: mapa de edificaciones, mapa de densidad de edificación y producto final (segmentación urbana).

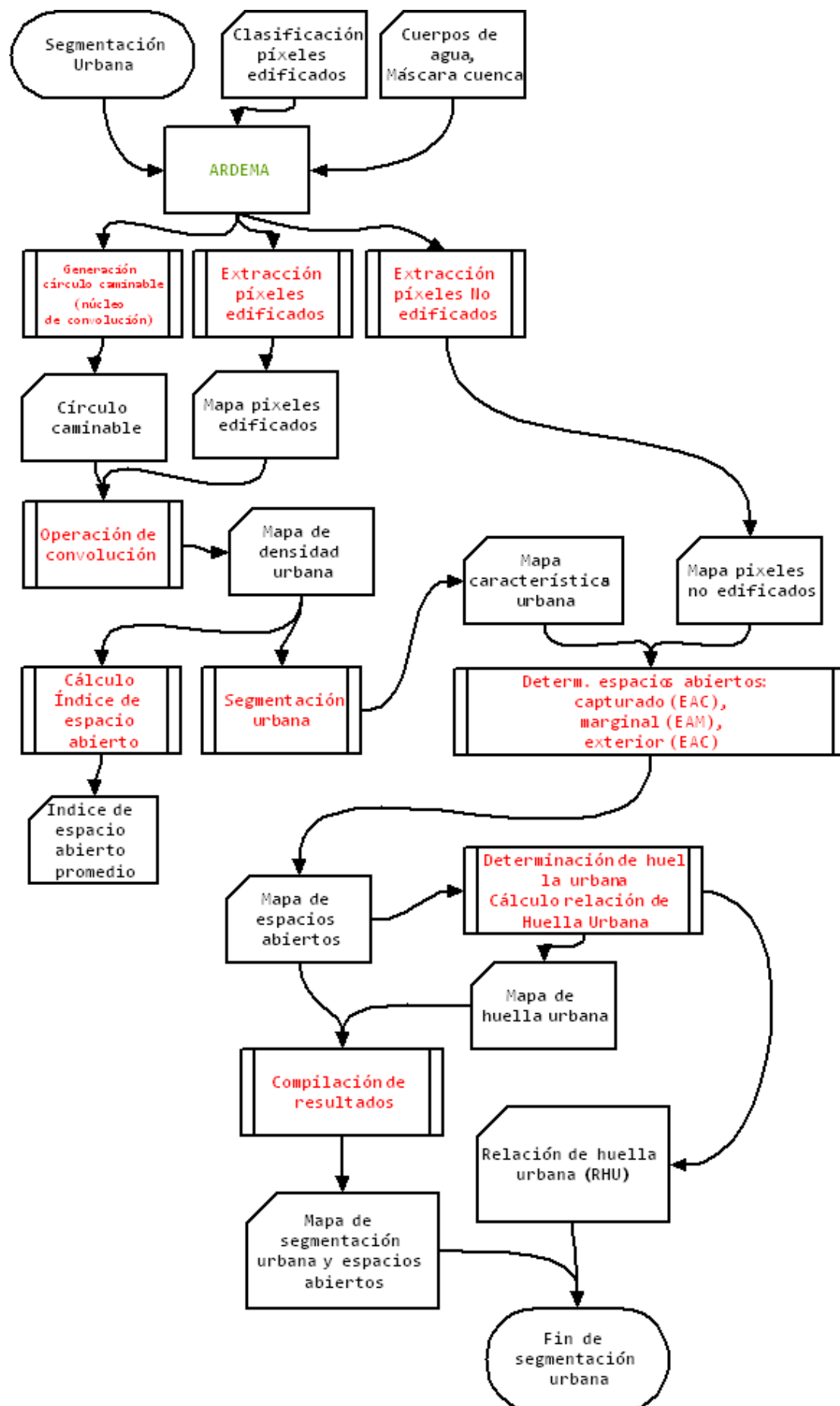


Figura 31: Proceso de segmentación urbana.

3.4. Generación de datos auxiliares

En esta sección se describen los mapas auxiliares utilizados en distintos procedimientos a lo largo del trabajo de la tesis. Se describen para los mismos: el origen de los datos y/o los procedimientos y herramientas utilizadas para generar dichos mapas, así como el significado de las variables descriptas por éstos cuando se lo consideró necesario. La sección C de los apéndices contiene estos mapas.

3.4.1. Modelo digital de elevaciones

El modelo digital de elevaciones (MDE) se descargó como un mosaico que debió ser unificado, esta operación se realizó con Envi, con la herramienta *Seamless mosaic*, método de remuestreo: vecino más próximo. Posteriormente se reproyectó al sistema de coordenadas de referencia WSG84, UTM 20S con Envi: herramienta *Reproject raster*. Luego se llenaron los agujeros (zonas sin dato) por interpolación con Saga, herramienta *Fill sink* de Planchon/Darboux, 2001. Finalmente se remuestreó para obtener dos tamaños de píxel, $30 \times 30 \text{m}^2$ y $60 \times 60 \text{m}^2$ con Envi, herramienta *resize data*, utilizando remuestreo a vecino más próximo. Ver mapa de la figura 86.

3.4.2. Elementos derivados del modelo digital de elevaciones

Se generaron diferentes productos a partir del MDE. Estos elementos se utilizaron como fuentes de datos auxiliares en el proceso de clasificación y en el análisis geomorfológico.

Red hídrica y cuenca hidrológica

La región de la cuenca del embalse se obtuvo procesando el MDE con Saga. Para obtener los límites de la misma se obtuvo primero la red hídrica y a partir de esta la cuenca hidrográfica propiamente dicha. La primera etapa del proceso fue la obtención del flujo acumulado con la herramienta *Flow accumulation*, después se generó la red hídrica con *Chanell network* y posteriormente se obtuvo el de la cuenca con *Upslope area interactive*. Las superficies de cuenca obtenidas para las resoluciones espaciales proporcionadas por los sensores MSS y TM y OLI-TIRS difirieron levemente debido a la resolución de píxel. Los valores obtenidos fueron:

- sensor MSS: $1.648,92 \text{ km}^2$
- sensores TM y OLI-TIRS: $1.648,00 \text{ km}^2$

Ver mapa de la figura 87.

Modelo de pendientes y orientaciones

Estos elementos se generaron con Ardema. Se computan como insumo para el cálculo del modelo digital de iluminación, utilizado en la corrección del sombreado topográfico. Su cálculo se aborda en la sección 3.1.1. Ver mapas de las figuras 88 y 89.

Mapa de distancias relativas a la mitad de la pendiente

Este producto se obtuvo con Saga, utilizando la herramienta *Terrain analysis, Morphometry, Relative height and slope positions, Mid-Slope Position*. El mismo contiene la distribución de distancias al punto medio de la cuesta local, referidas a su cresta y su valle. De tal forma que en el punto medio la distancia es cero y en la cuesta y valle es uno [105]. Un valor cercano a uno indica una posición más cercana a la zona estable/plana, mientras que valores bajos, cercanos a cero indican cercanía a puntos menos estables desde el punto de vista de la energía potencial gravitatoria. Ver mapa de la figura 90.

Mapas de elevaciones modificadas

Se generaron dos mapas de elevaciones modificados:

1. Mapa de elevación local normalizada. Este producto se generó a partir del mapa de radios urbanos y el MDE. Para cada uno de los radios se procesaron las elevaciones para obtener valores normalizados. Esta normalización local se realizó aplicando la siguiente expresión:

$$Z_n = (Z - Z_{min}) / (Z_{max} - Z_{min}) \quad (3.12)$$

Donde Z_n es la elevación normalizada, Z_{max} es la elevación máxima del radio urbano analizado y Z_{min} es la elevación mínima.

2. Mapa de elevaciones normalizadas. Este producto se obtuvo con Saga, por aplicación de la herramienta *Terrain analysis, Morphometry, Relative height and slope positions, Normalized Heights*. El mismo contiene la altura normalizada al valor máximo y mínimo referido a la zona de captación de agua local en la que se encuentra el valor de elevación o píxel [105].

Ver mapas de las figuras 91 y 92.

Mapa de geoformas

Este producto muestra la distribución de formas del terreno clasificadas en seis categorías: plano, pozo, canal, paso, cresta, y pico.

Esta clasificación se obtuvo con Saga, comando *Terrain analysis, Morphometry, Morphometric features*, y depende de la altura relativa del píxel respecto a sus vecinos [106]. Ver mapa de la figura 93.

Mapa de distancias a la red de drenaje

A partir de la red de drenaje del apartado 3.4.2, se obtuvo el mapa de distancias mínimas a cursos de agua. Para ello se utilizó la herramienta *Vectorial, Herramientas de geoprocso, Buffer* de QGIS, que computa para cada píxel la distancia mínima a cualquier elemento de la red. Ver mapa de la figura 94.

3.4.3. Mapa de distancias a elementos de la red vial

Este mapa indica la distancia más cercana a una de las rutas automovilísticas pavimentadas de la cuenca, compuestas por las trazas de la ruta nacional 38, y las rutas provinciales 14, 28, E55 y camino de las 100 curvas. Las trazas utilizadas son las provistas por el IGN en su portal web [45]. El mapa se obtuvo aplicando la herramienta *Vectorial, Herramientas de geoprocso, Buffer* de QGis. Ver mapa de la figura 95.

3.4.4. Mapa de radios urbanos de la cuenca

Utilizando el mapa de radios urbanos de la provincia de Córdoba se aislaron los radios urbanos individuales de cada localidad circunscritos al espacio de la cuenca hidrográfica. Ver mapa de la figura 43.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Evolución de la superficie edificada de la cuenca

Se procesaron 11 escenas con la metodología señalada en el apartado 3.2.7 para obtener los píxeles edificados y no edificados dentro de los límites de la cuenca. Las superficies edificadas se computaron a partir del número de píxeles de la clase U (edificado) multiplicados por su superficie individual, 900 m² para TM y OLI-TIRS, y 3.600 m² para MSS. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 21 y la figura 32. El crecimiento promedio anual, para el período estudiado, obtenido por regresión lineal arroja un valor de 1,86 km² por año. La línea de tendencia puede ser expresada como:

$$SEd = 1,860 \cdot f - 3594 \quad (4.1)$$

donde SEd = superficie edificada en la cuenca en km², y f = fecha en años¹, para el intervalo [1970-2020].

Tabla 21: Evolución de la clase U y superficie edificada en km².

Sensor	Año	Píxeles	Superficie
MSS	1972	4.044	14,56
MSS	1976	7.319	23,35
MSS	1981	9.020	32,47
MSS	1984	12.255	44,12
TM	1988	54.892	49,40
TM	1995	55.971	50,34
TM	2000	65.726	59,15
TM	2005	82.281	74,05
TM	2010	88.879	79,99
OLI-TIRS	2014	108.929	98,04
OLI-TIRS	2020	121.688	109,52

¹El cálculo de la fecha incluyó el mes. Esto se realizó utilizando la siguiente expresión f [años] = año + $\frac{mes}{12}$. Esta modalidad se repite para el cálculo de f en todas las expresiones del presente capítulo.

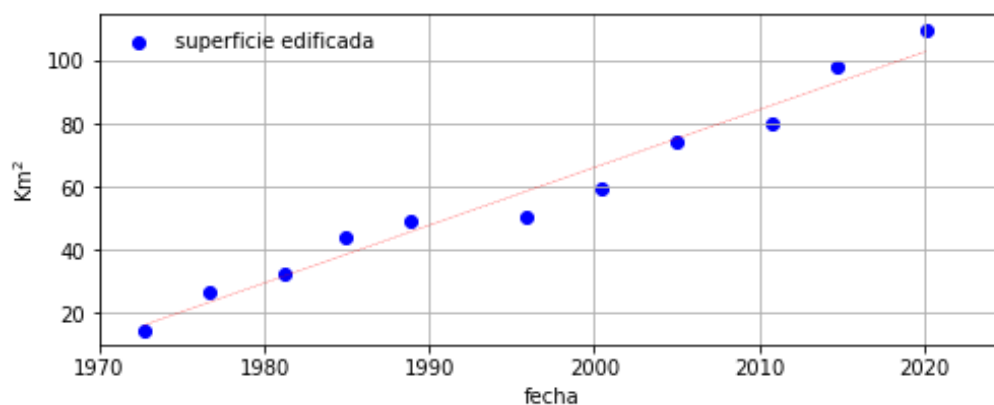


Figura 32: Evolución de la superficie edificada de la cuenca en km².

4.2. Segmentación urbana

La tabla 22 muestra los resultados obtenidos en el proceso de segmentación, para todas las imágenes analizadas. Las figuras 33 y 34 muestran la evolución de los aspectos urbanos y de los espacios verdes respectivamente. La evolución de la relación de huella urbana (RHU), indicador de la compactabilidad o eficiencia del uso de los espacios edificados (ver sección 2.8), se aprecia en la figura (35). La línea de tendencia para la misma muestra un descenso promedio del 1,3 % anual.

Tabla 22: Resultados de la segmentación urbana. Valores en km².

Año-mes	SEd	SUrb	SSub	SRur	EAC	EAM	EAE	SHU	HRur	IEA	RHU
1972-09	14,56	0,19	8,59	5,78	9,53	19,41	6,24	43,31	1.605,61	0,82	2,97
1976-11	26,35	3,68	14,09	8,58	14,28	34,07	11,40	74,66	1.574,26	0,75	2,84
1981-03	32,47	2,76	20,02	9,69	18,61	51,54	16,61	102,36	1.546,56	0,78	3,15
1984-11	44,12	13,39	21,33	9,40	18,68	48,14	17,89	110,90	1.538,02	0,65	2,52
1988-12	49,40	17,54	27,22	4,64	28,14	65,46	14,49	142,95	1.505,05	0,60	2,90
1995-12	50,34	19,24	23,00	8,10	30,77	59,16	13,26	139,99	1.508,00	0,60	2,79
2000-07	59,15	25,71	26,77	6,67	34,62	70,81	14,63	164,51	1.483,48	0,56	2,79
2005-01	74,05	32,76	35,84	5,45	38,96	94,39	17,44	207,33	1.440,67	0,54	2,81
2010-10	79,99	40,56	34,76	4,67	36,76	85,77	17,54	202,44	1.445,55	0,49	2,54
2014-10	98,04	49,88	42,72	5,44	35,89	104,11	19,51	238,00	1.410,00	0,49	2,43
2020-02	109,52	59,77	44,95	4,80	30,79	108,77	21,13	249,04	1.398,96	0,47	2,28

Donde **SEd** es superficie edificada total, **SUrb** es superficie edificada urbana, **SSub** es superficie edificada suburbana, **SRur** es superficie edificada rural, **EAC** es espacio abierto capturado, **EAM** es espacio abierto marginal, **EAE** es espacio abierto exterior, **SHU** es la superficie de la huella urbana, **HRur** es la superficie de la huella rural. Todos los valores en km². **IEA** es el índice de espacio abierto, y **RHU** es la relación de huella urbana.

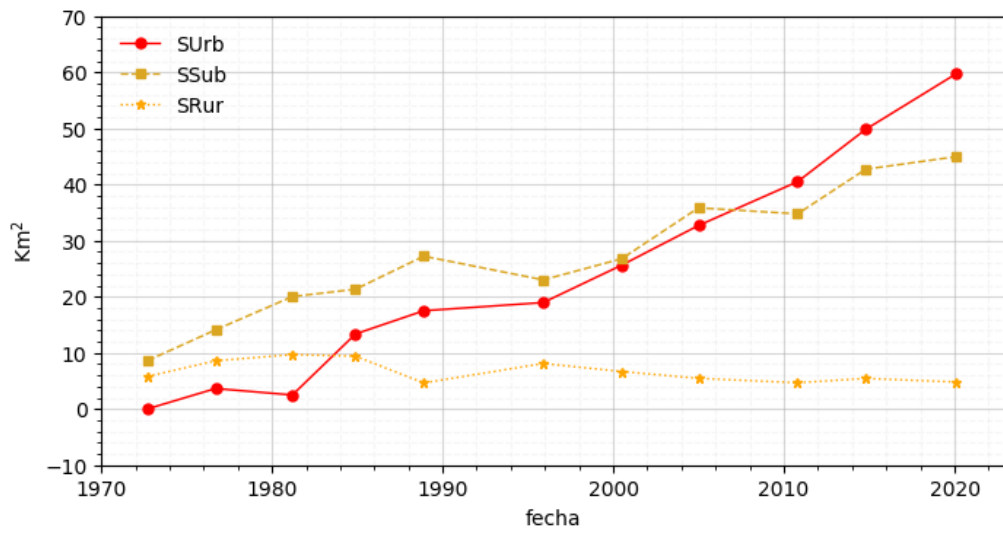


Figura 33: Evolución de elementos urbanos: superficies edificadas urbanas, suburbanas y rurales.

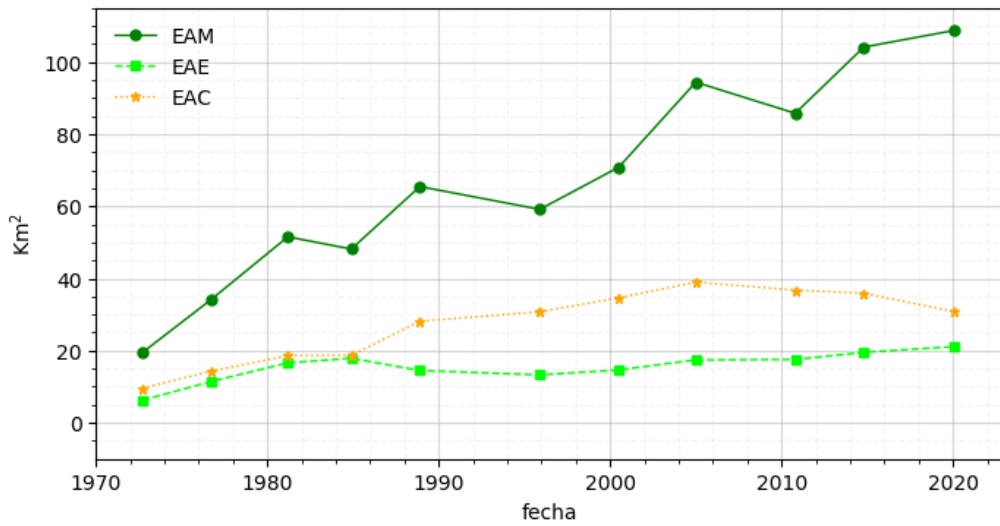


Figura 34: Evolución espacios verdes urbanos: superficies de espacio abierto marginal, exterior y capturado.

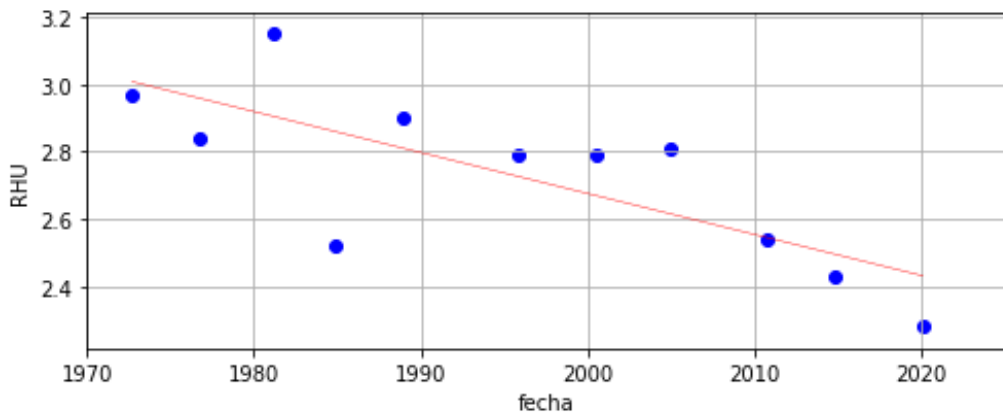


Figura 35: Evolución de la relación de huella urbana.

La línea de tendencia se puede expresar con la siguiente expresión:

$$RHU = -0,0129 \cdot f + 28,52 \quad (4.2)$$

donde RHU es la relación de huella urbana y $f =$ fecha en años, para el intervalo [1972-2020].

La evolución de la huella urbana, entendida como el espacio total afectado por edificaciones, infraestructura y espacios verdes relacionados, se puede apreciar en la figura 36. Los valores de esta superficie en función del tiempo se pueden expresar mediante la relación:

$$SHU = 4,116 \cdot f - 8061 \quad (4.3)$$

donde $SHU =$ superficie de la huella urbana en la cuenca en km^2 , $f =$ fecha en años, para el intervalo [1970-2020].

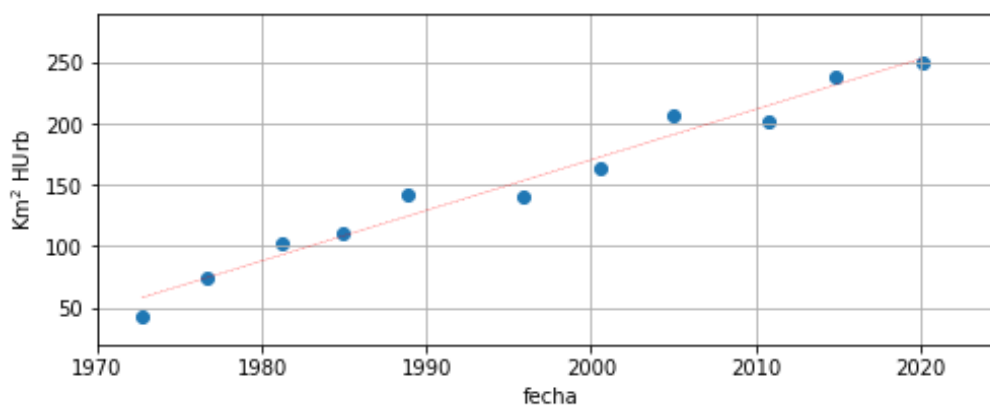


Figura 36: Evolución de la huella urbana en km^2 .

La figura 37 muestra la evolución de los elementos del paisaje urbano en intervalos aproximados de 10 años. En ella se puede observar como la urbanización, inicialmente compuesta por centros poblados aislados, con características suburbanas, evoluciona hacia un conglomerado urbano continuo, consolidado desde el punto de vista de la densidad urbana en los principales centros poblados. También se observa que durante todo el período el paisaje urbano presenta crecimiento de los espacios verdes asociados, elemento compatible con un desarrollo caótico y dendricular. Se observa también un desarrollo que reproduce la estructura vial en dirección NS (rutas nacional 38 y provincial 14) y en sentido EO (ruta provincial 28), véase el mapa de la sección 95. Los mapas ampliados de 1972, 1995 y 2020 se muestran en las figuras posteriores (38, 39, 40). En éstos se puede observar en mayor detalle la disposición espacial y la evolución de los elementos de la segmentación hacia el conglomerado urbano.

La figura 41 contiene el mapa de evolución de la huella urbanas para todas las imágenes analizadas. En ella se observa en colores claros las zonas mas recientes de desarrollo urbano y en oscuras las más antiguas. Se puede apreciar que el paisaje urbano se consolida como un continuo entre los años 2010 y 2020.

Evolución de la segmentación urbana

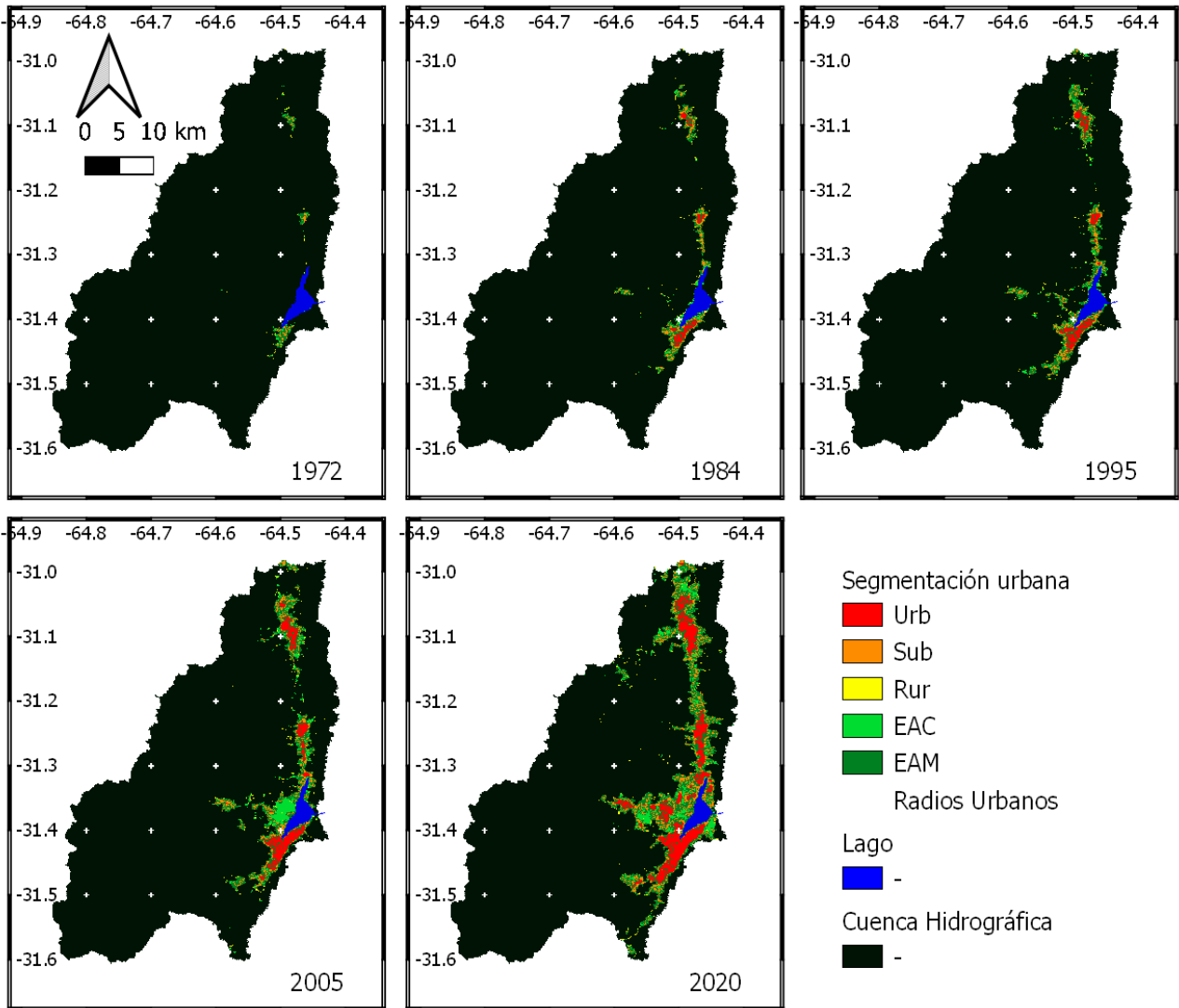


Figura 37: Mapas: evolución de los elementos de segmentación urbana.

Mapa: segmentación urbana 1972

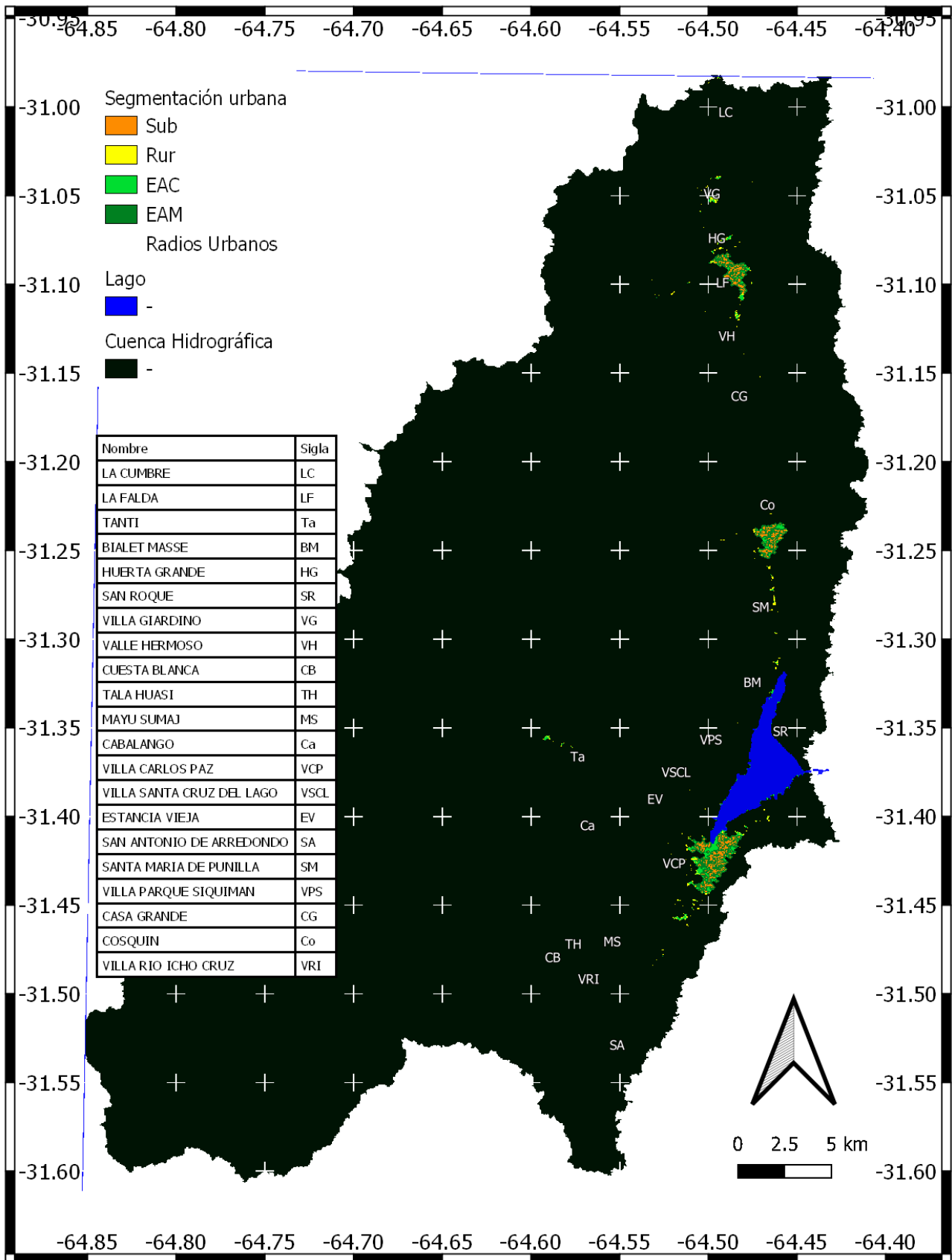


Figura 38: Mapa: elementos de segmentación urbana para 1972.

Mapa: segmentación urbana 1995

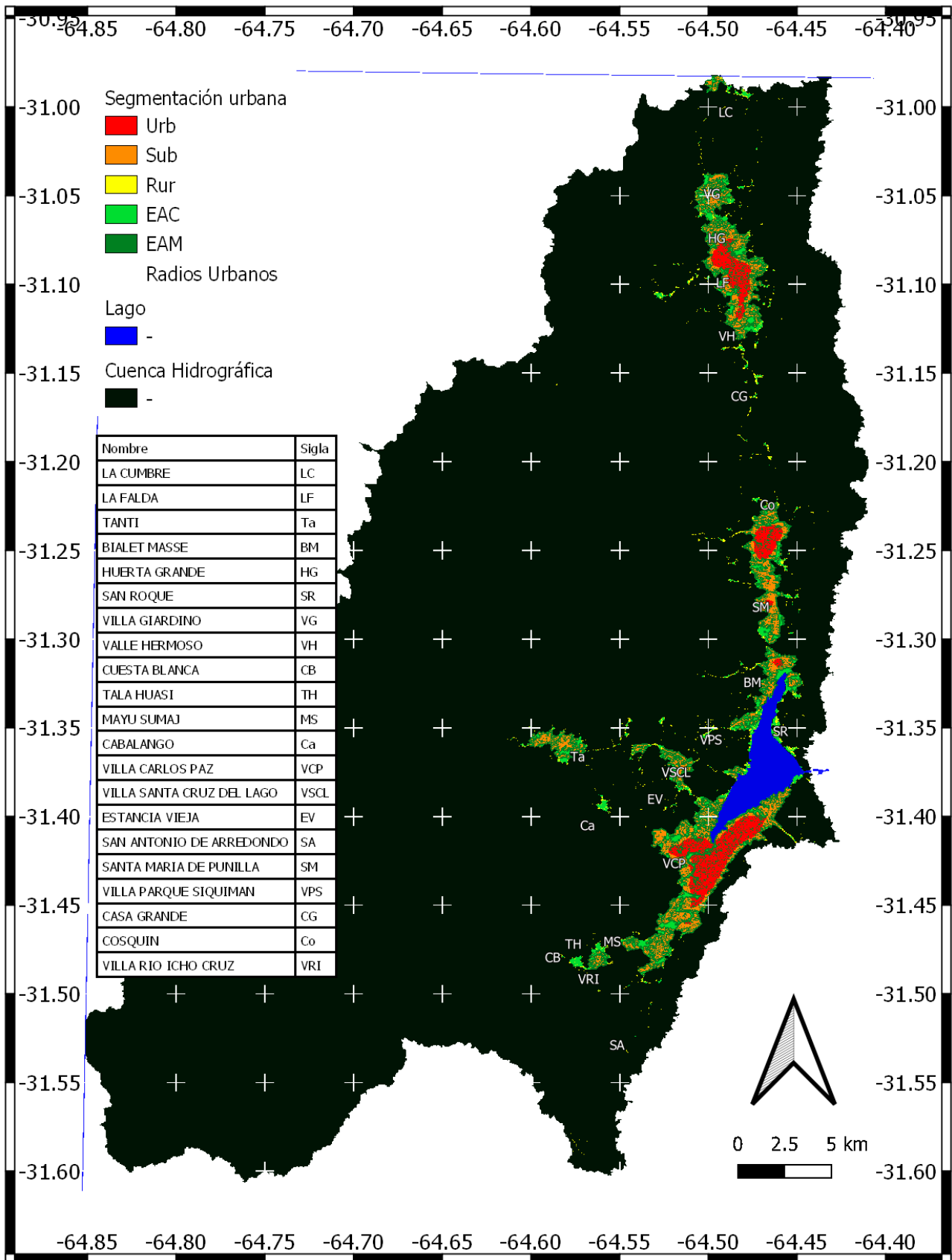


Figura 39: Mapa: elementos de segmentación urbana para 1995.

Mapa: segmentación urbana 2020

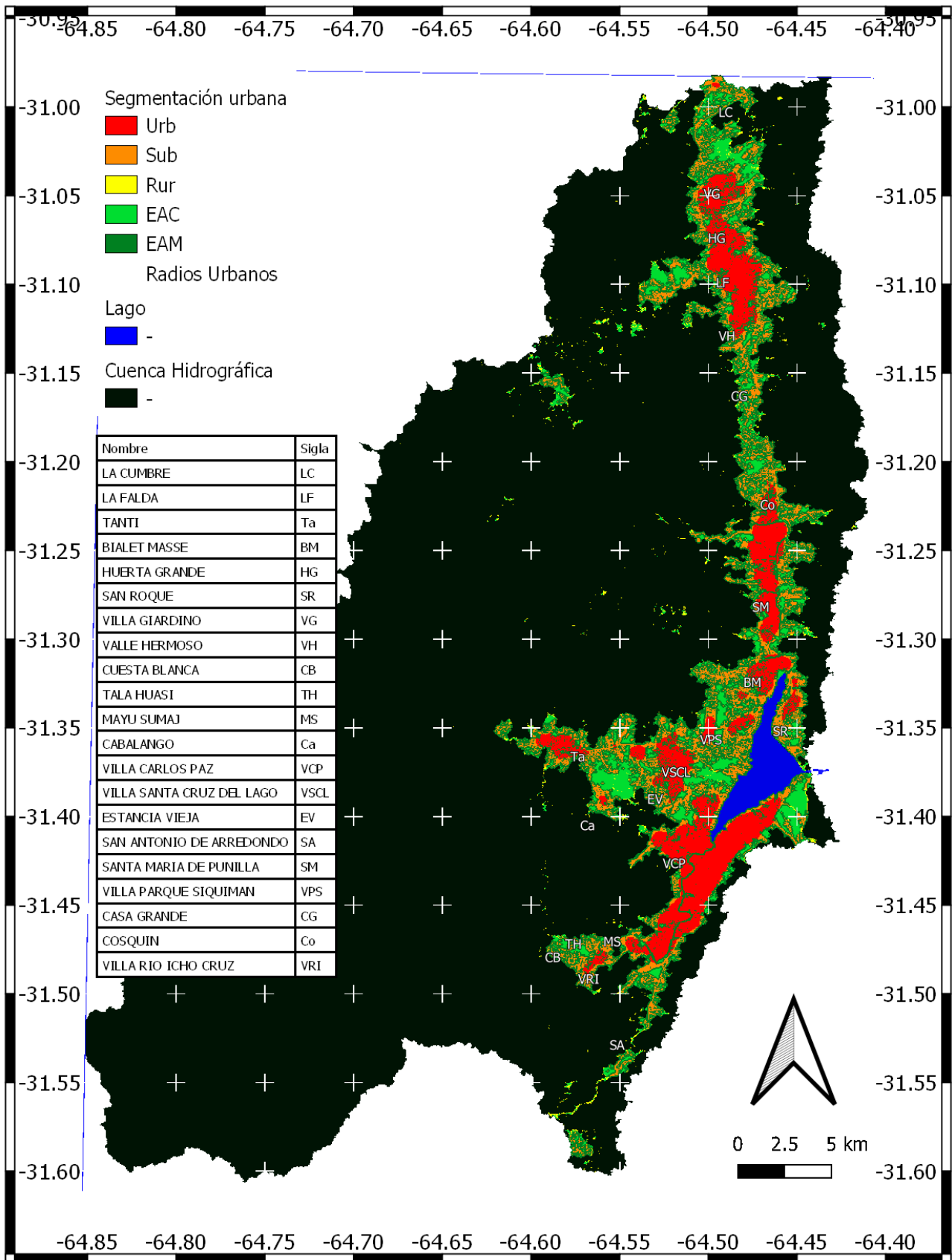


Figura 40: Mapa: elementos de segmentación urbana para 2020.

Mapa: evolución de la huella urbana

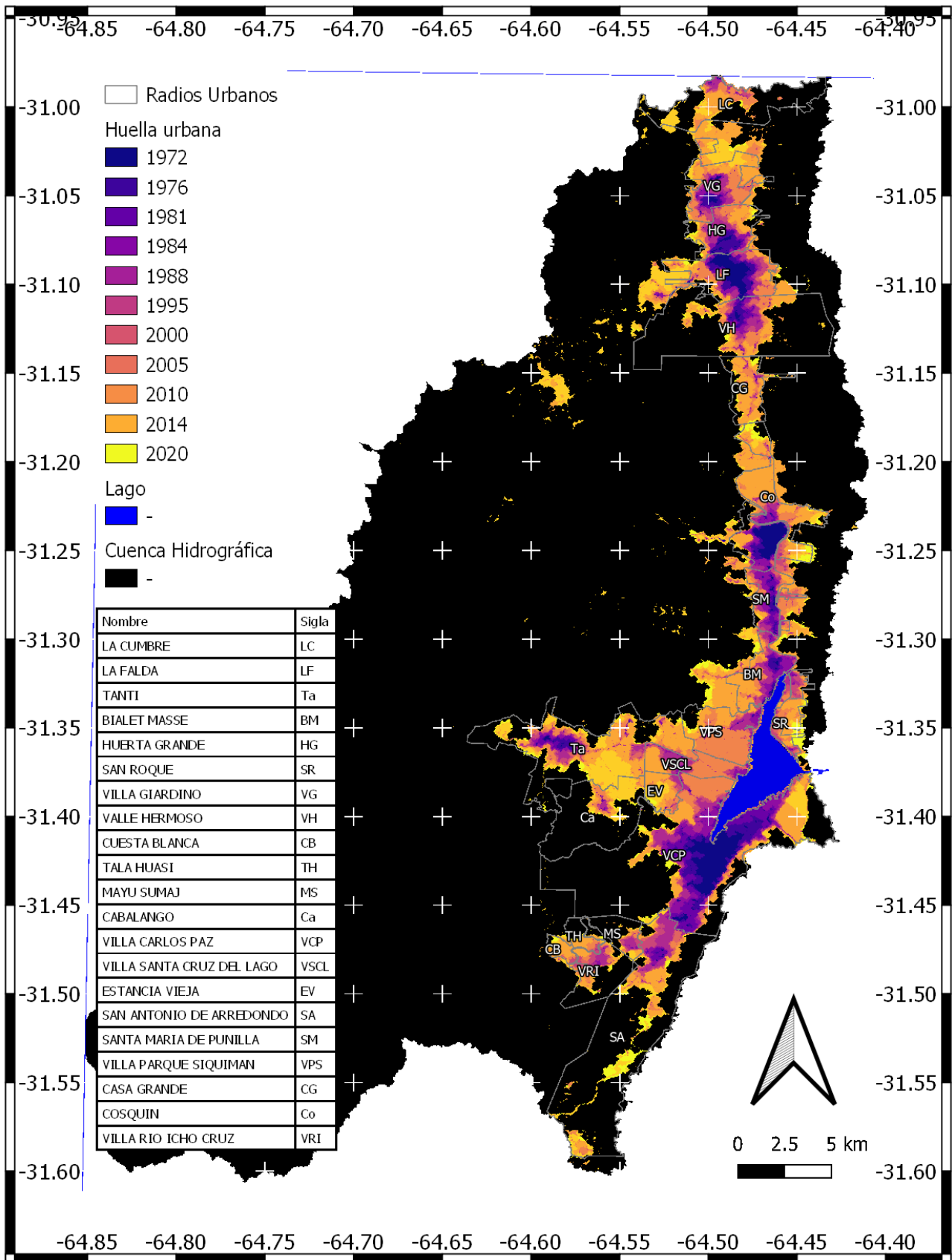


Figura 41: Mapa: evolución de la huella urbana en la cuenca del San Roque: 1972 a 2020.

4.3. Relación entre la urbanización y el número de habitantes

En esta sección se analizaron conjuntamente la evolución de las superficies edificadas, la huella urbana y la población de la cuenca. El análisis se llevó a cabo para las localidades de la cuenca¹. El número de habitantes por localidad, departamento y provincia, obtenidos en los censos nacionales llevados a cabo entre 1960 y 2010 [15], [46], [47], [16], [48], [30], [26], se pueden apreciar en las tablas 45 y 44, del apéndice G.

4.3.1. Estimación de valores de población en la cuenca para las fechas de las imágenes analizadas

Los datos recopilados representan el número de habitantes en el momento en que se realizaron los censos, y por ello debió estimarse dicho número en las fechas de las imágenes analizadas. Al observar gráficamente los datos disponibles en el período comprendido entre 1960 y 2010, se aprecia linealidad entre el número de habitantes y el año censado. Esta linealidad se analizó matemáticamente mediante regresión lineal ordinaria. Los resultados y detalles de la regresión se incluyen en los apéndices (secc. G). En el modelo lineal obtenido, la varianza del número de habitantes fue explicada en un 99,6 % por la variación en la fecha. Esto justificó la aplicación de interpolación por segmentos para la estimación de los valores poblacionales anteriores a 2011 y el uso de extrapolación (por falta de datos censales) para los datos comprendidos entre 2011 y 2020. Otros tests de linealidad como Rainbow-test [107] y Harvey-Collier[108] fueron aplicados sin éxito, debido probablemente al reducido número de datos a modelar.

La tabla 23 muestra los valores poblacionales censados y estimados. La figura 42 muestra tanto la tendencia general de la población de la cuenca, obtenida por regresión lineal ordinaria (en línea cortada azul), los segmentos de interpolación (línea continua roja), extrapolación (línea cortada verde) y los datos generados (círculos y triángulos). Los parámetros y detalles de construcción de las rectas de interpolación y extrapolación se incluyeron también en el apéndice G.

Tabla 23: Datos censales muestreados y estimados. i = dato interpolado, e = dato extrapolado.

Fecha	habitantes	tipo de dato	Fecha	habitantes	tipo de dato
1960	30.942	censo	1995-12	117.499	i
1970	54.734	censo	2000-07	131.885	i
1972-09	60.834	i	2001	132.248	censo
1976-11	69.870	i	2005-01	143.954	i
1981-03	80.036	i	2010	155.674	censo
1984-11	88.395	i	2010-10	159.186	e
1988-12	97.431	i	2014-10	166.969	e
1991	101.235	censo	2020-02	180.273	e

¹La ciudad de La Cumbre no se incorporó al análisis ya que más de 2/3 de la superficie urbanizada se encuentra emplazada fuera de la zona de estudio. Se concluyó que el error cometido al omitirla del estudio poblacional sería menor que el de incluirla.

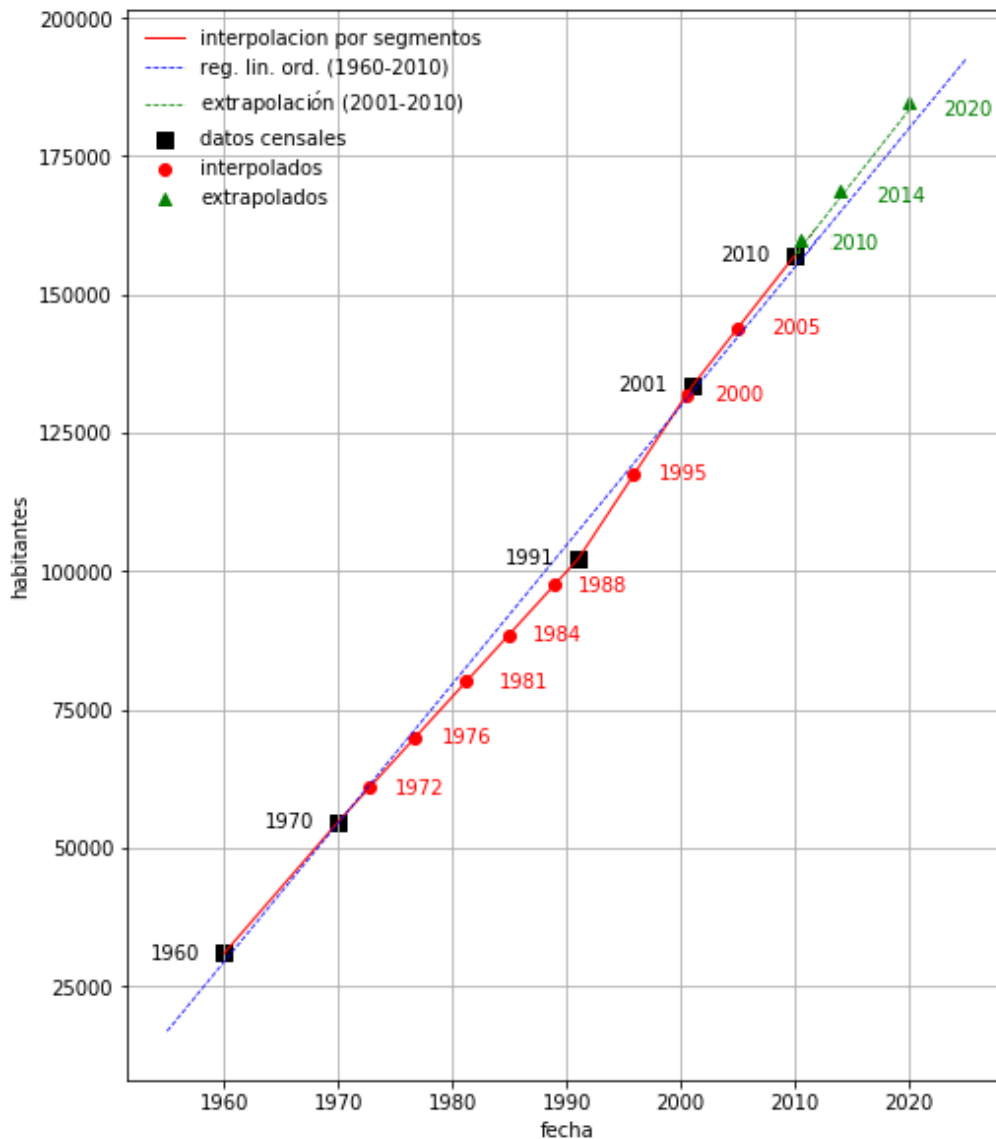


Figura 42: Evolución del número de habitantes de la cuenca. Datos censales y estimaciones para las imágenes analizadas. Datos censales (negro), tendencia general (azul), estimaciones (rojo y verde).

Densidades poblacionales generales en la cuenca

Los datos de población obtenidos se utilizaron para estimar las densidades poblacionales referidas al área de la cuenca hidrográfica, a las superficies edificadas y a la huella urbana, con excepción de la superficie definida por el radio urbano de la ciudad de La Cumbre (ver el mapa de radios urbanos de la figura 43).

La ciudad de La Cumbre posee una superficie total, definida por su radio urbano, de 68 km². La cuenca hidrográfica del embalse San Roque no la abarca en su totalidad, ya que sólo incluye una porción de 18 km² de su extremo sur, lo que representa aproximadamente el 1% de la superficie de la cuenca. La distribución espacial de los habitantes dentro del radio urbano de La Cumbre es desconocida, lo que hace imposible interpolar su contribución al número de habitantes totales de la cuenca. No obstante, en 2010 los habitantes de esa ciudad (en su totalidad) representaban el 4,6% del total en la cuenca, por lo que puede ser asumido conservadoramente como el error máximo introducido

en el valor del número de habitantes de la cuenca empleado en los cálculos.

Mapa: Radios Urbanos

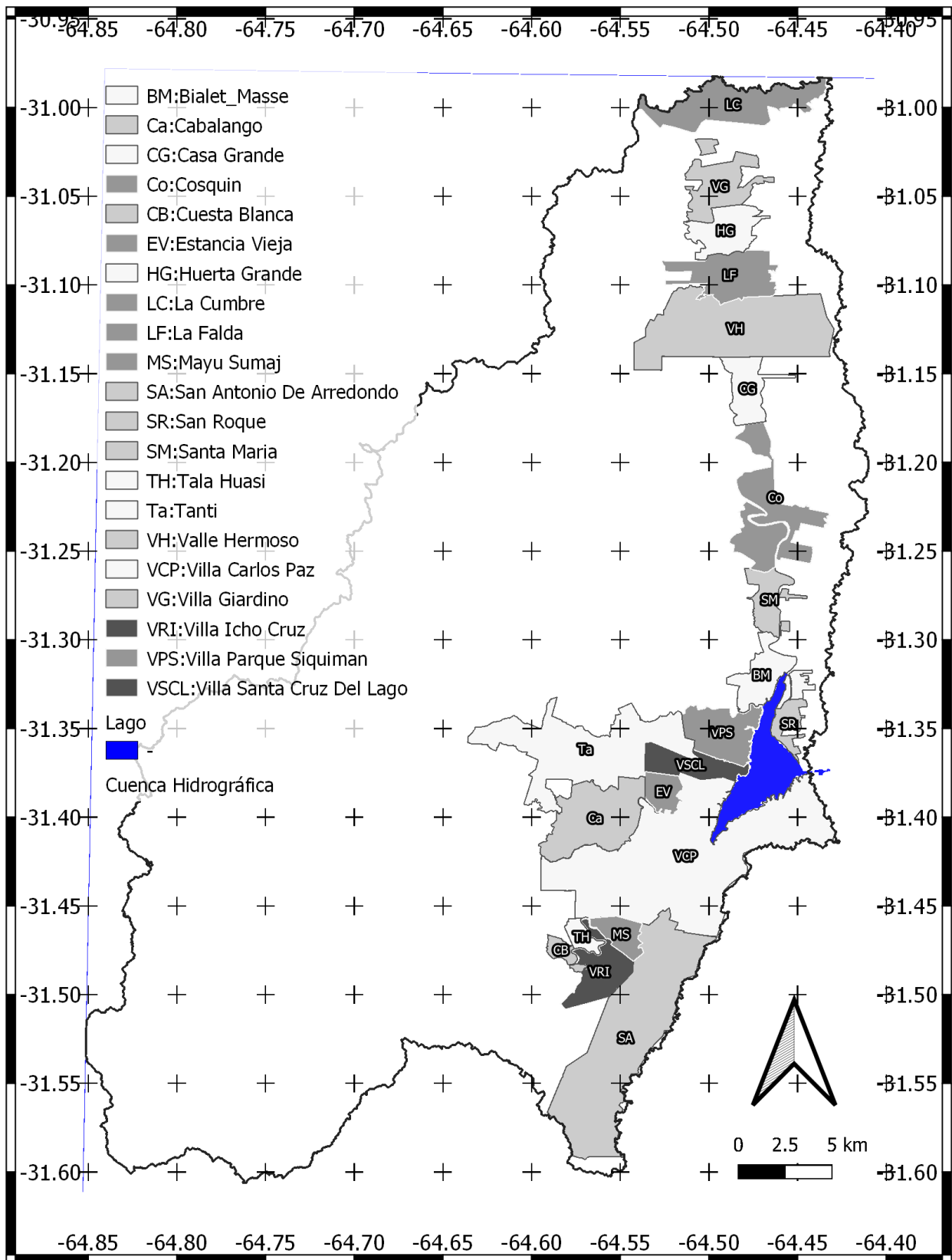


Figura 43: Radios urbanos de las localidades de la cuenca.

Al excluir del cómputo las superficies clasificadas, que ocupan el área delimitada por en el radio urbano de La Cumbre, los valores de superficie edificada y huella urbana, para las fechas analizadas, quedan como se muestran en la tabla 24. En el mismo también se incluyen las densidades poblacionales, las que se grafican en la figura 44.

Tabla 24: Superficies edificadas en km^2 : sup. píxeles edificados (SEd), sup. huella urbana (SHU). Densidades poblacionales en habitantes por km^2 : dens. superficie de la cuenca (DCca), dens. de la superficie edificada (DSEd) y la densidad poblacional de la superficie de la huella urbana (DSHU).

fechas	SEd	SHU	DCca	DSEd	DSHU
1972-09	14,2	42,9	37	4.277	1.415
1976-11	25,7	72,1	42	2.707	964
1981-03	31,3	98,8	48	2.539	805
1984-11	43,3	105,9	53	2.026	828
1988-12	48,5	139,0	59	1.993	695
1995-12	48,2	134,4	71	2.417	866
2000-07	57,8	160,5	79	2.262	814
2005-01	71,7	198,9	87	1.990	717
2010-10	78,5	196,6	96	2.010	803
2014-10	96,0	230,4	100	1.722	718
2020-02	107,5	241,4	108	1.661	739

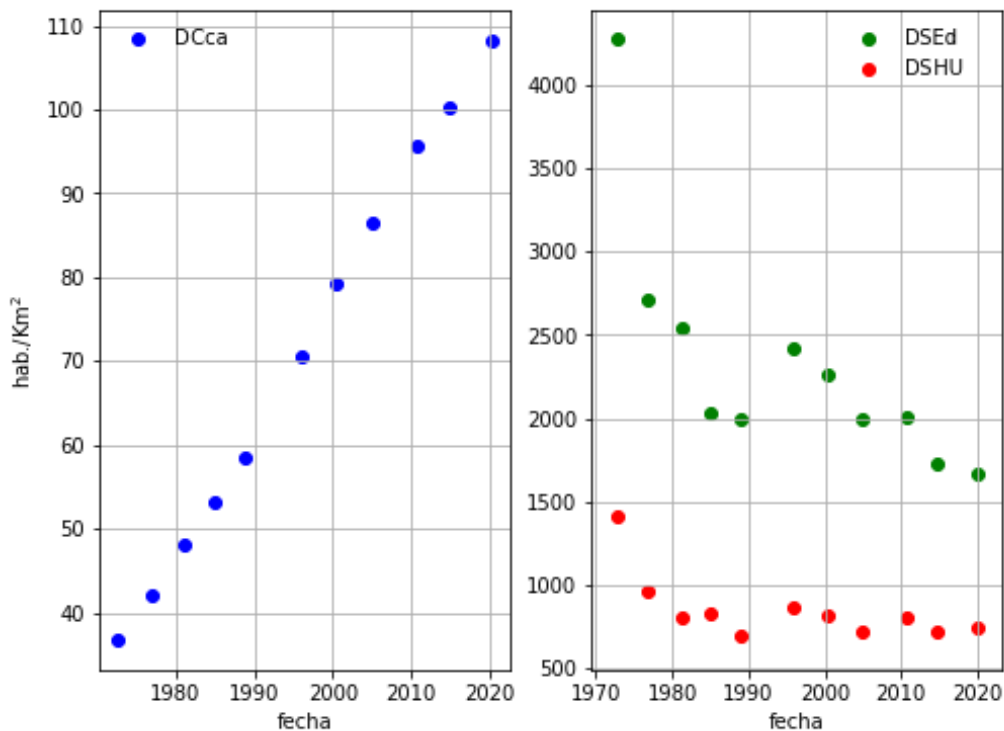


Figura 44: Densidades poblacionales de la cuenca en habitantes por km^2 . DCca = densidad en la superficie de la cuenca, DSEd = densidad en la superficie edificada, DSHU = densidad en la huella urbana.

4.4. Crecimiento de la edificación y la huella urbana discriminado por localidad

En esta sección se analiza la evolución de cada localidad. Para ello se utilizaron los datos circunscritos a su radio urbano como figura en el mapa de radios urbanos de la cuenca (figura 43).

Para cada radio urbano, se aislaron la superficie edificada y la huella urbana en cada fecha analizada, construyéndose la serie temporal de estas características. Para cada serie se calcularon la velocidad de crecimiento promedio de la superficie edificada (CEd_m en $\text{km}^2/\text{año}$) y la relación de huella urbana promedio (RHU_m) (ver sección 2.8), con sus correspondientes desvío típicos. En las tablas 48 y 49 del apéndice muestran los datos extraídos por localidad y fecha.

Los gráficos por localidad se muestran a continuación.

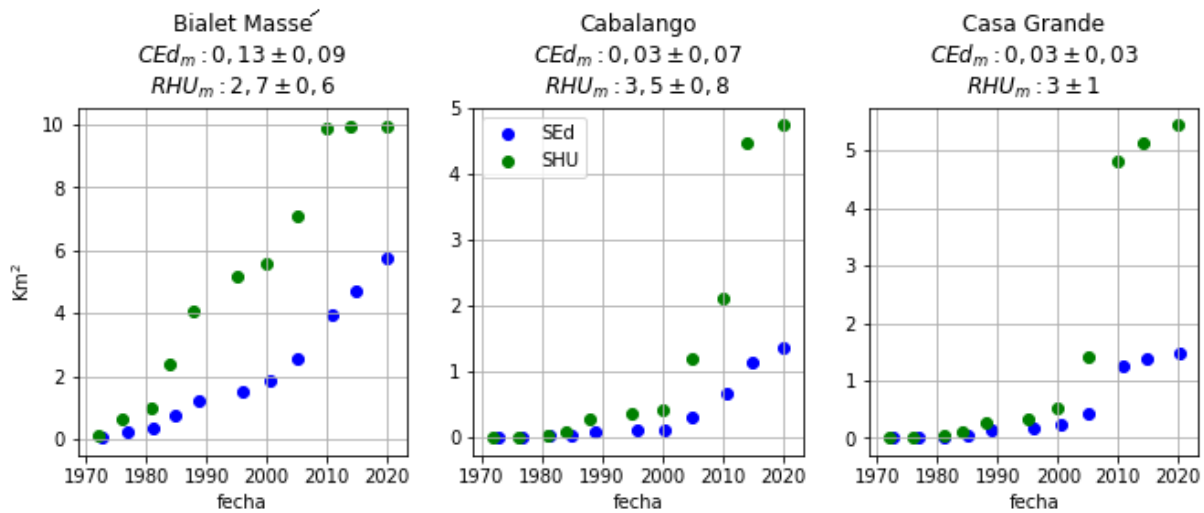


Figura 45: Evolución urbana: Biale Massé, Cabalango, Casa Grande, en km^2 .

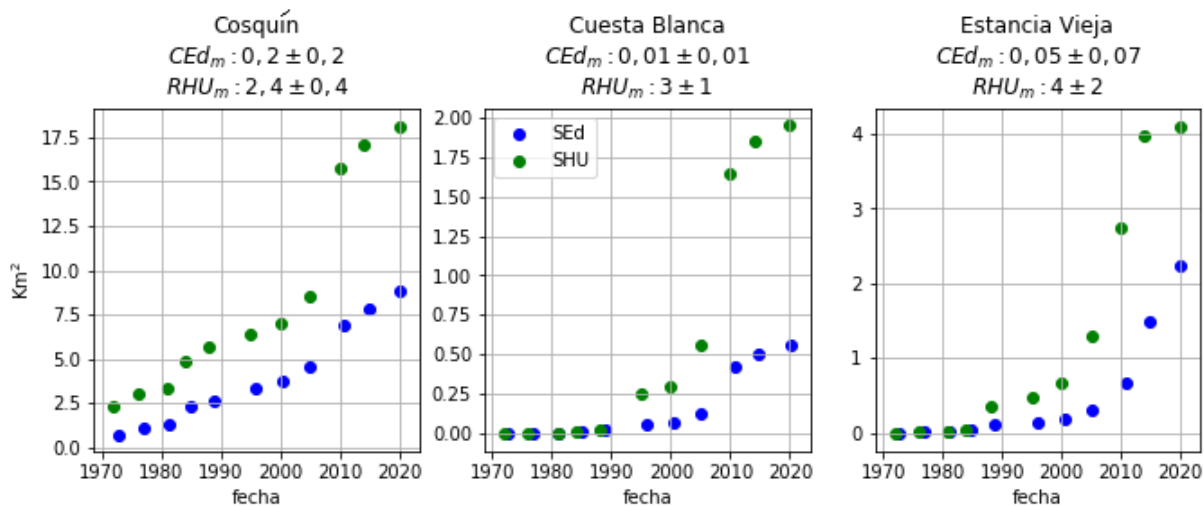


Figura 46: Evolución urbana: Cosquín, Cuesta Blanca, Estancia Vieja, en km^2 .

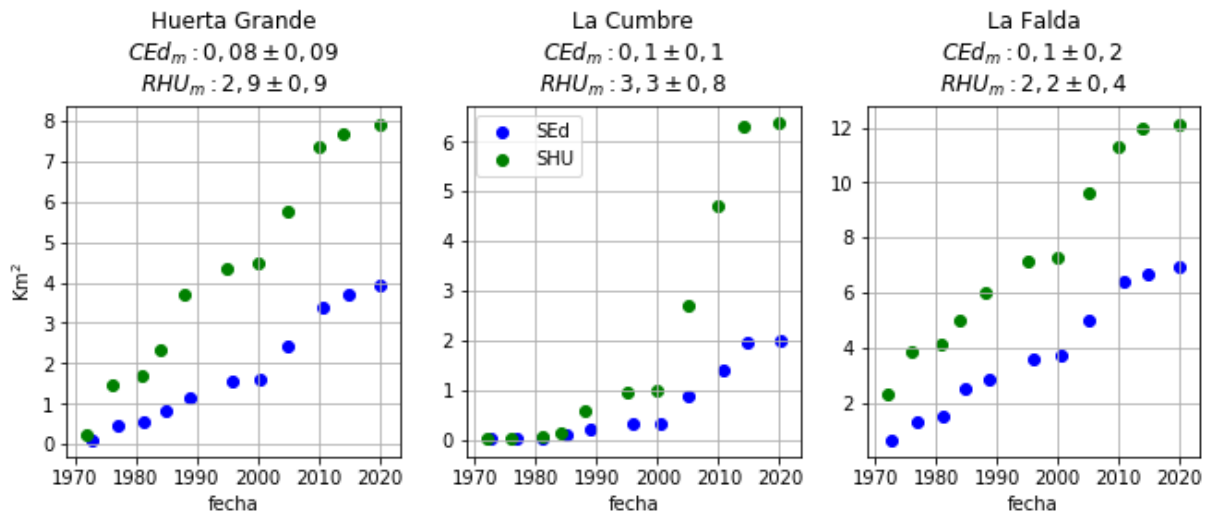


Figura 47: Evolución urbana: Huerta Grande, La Cumbre, La Falda, en km².

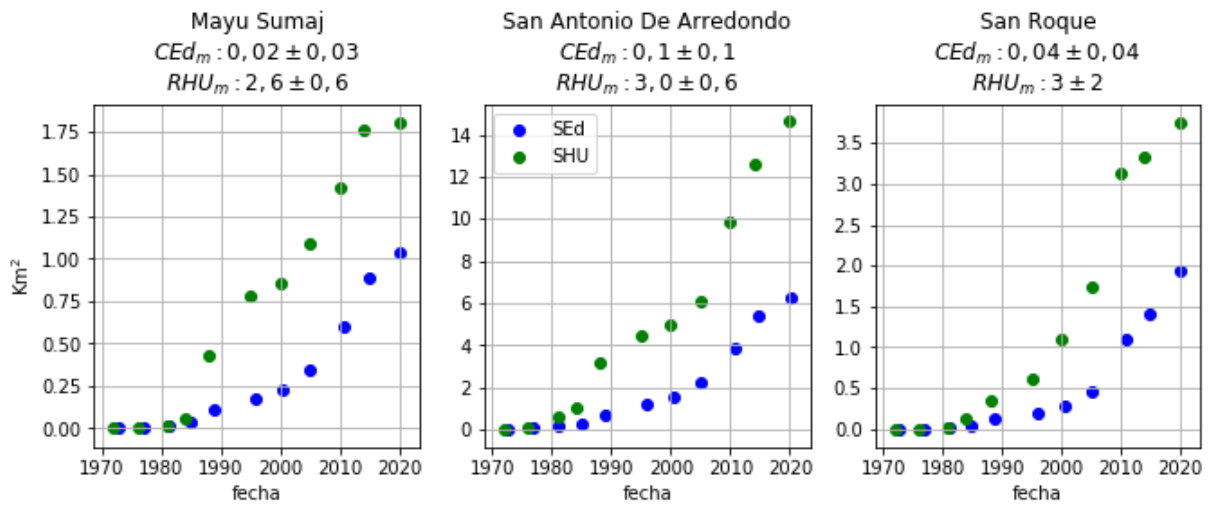


Figura 48: Evolución urbana: Mayu Sumaj, San Antonio de Arredondo, San Roque, en km².

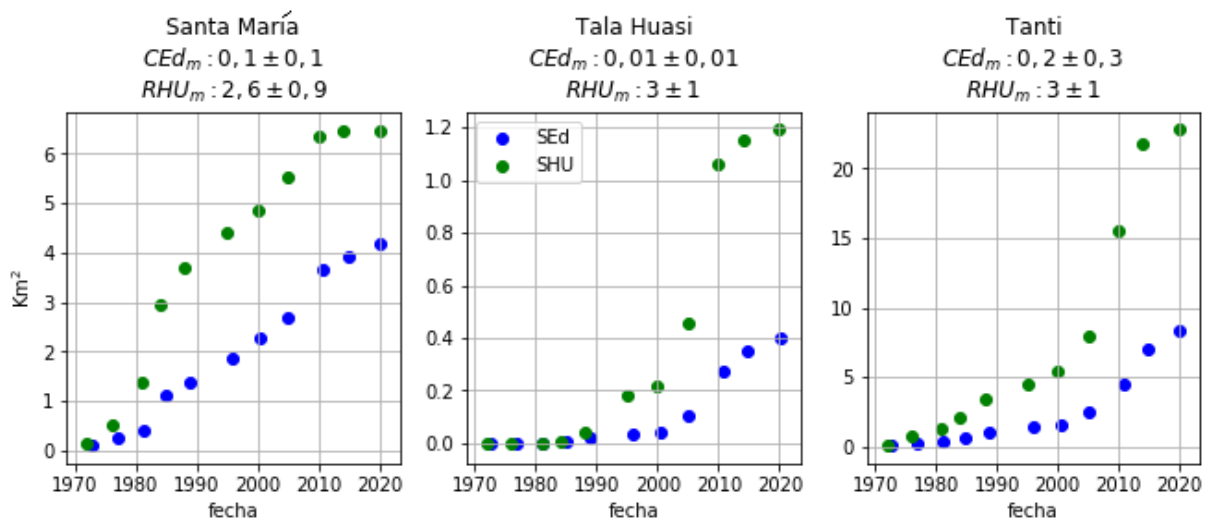


Figura 49: Evolución urbana: Santa María, Tala Huasi, Tanti, en km².

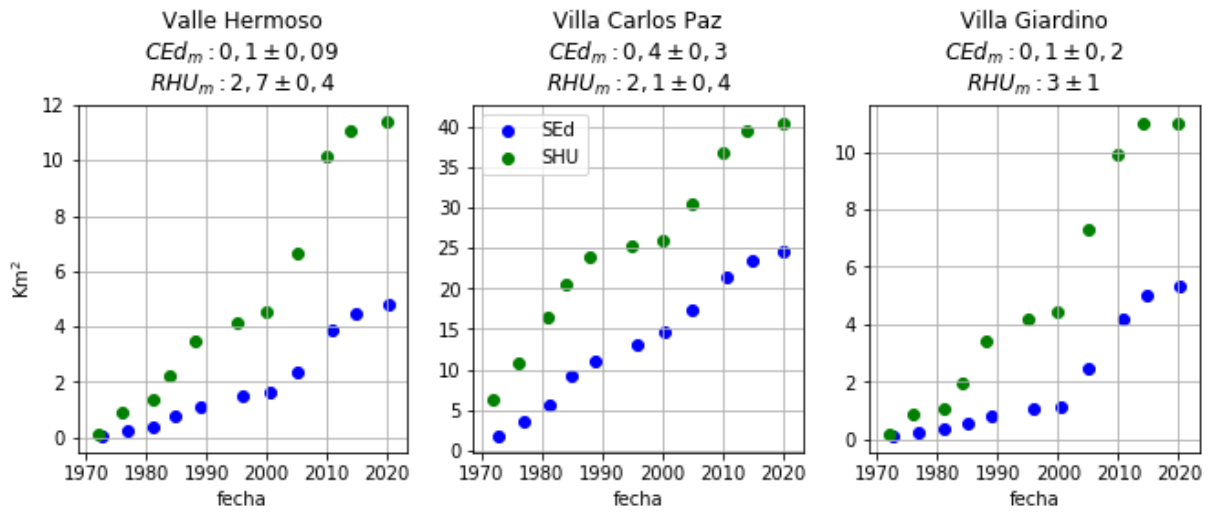


Figura 50: Evolución urbana: Valle Hermoso, Villa Carlos Paz, Villa Giardino, en km^2 .

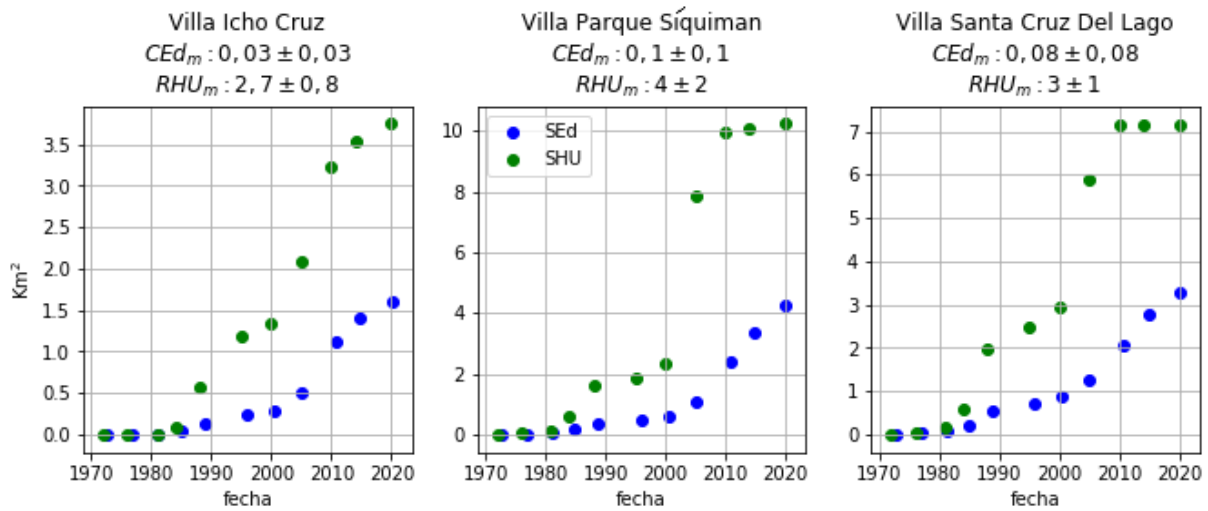


Figura 51: Evolución urbana: Villa Icho Cruz, Villa Parque Siquiman, Villa Santa Cruz del Lago, en km^2 .

En las figuras precedentes (45 a 51) se observa que la velocidad de crecimiento medio de la superficie edificada no es uniforme entre localidades y presenta mayor dispersión relativa en sus valores que la relación de huella urbana media, como lo indican los valores de los coeficientes de variación de la tabla 25. Esto podría indicar que, independientemente de las velocidades de expansión de cada localidad, la morfología resultante de este proceso posee características similares en la extensión de la cuenca.

Tabla 25: Promedio y coeficientes de variación de la velocidad de crecimiento medio de la edificación (Ced_m) y las relaciones de huella urbana media (RHU_m) de las localidades de la cuenca. Los valores de la media están en $\text{km}^2/\text{año}$.

parámetro	promedio	CV
Ced_m	0,18	0,21
RHU_m	2,99	0,09

$$CV = \frac{\sigma^2}{|\bar{x}|}, \text{ donde } \sigma^2 \text{ es el desvío típico y } \bar{x} \text{ es la media de los valores observados.}$$

La figura 52 contiene el gráfico de dispersión de las dos variables observadas, Ced_m y RHU_m , su interdependencia se valoró con el coeficiente de correlación de Spearman [109], que evalúa la relación monótona entre dos variables continuas u ordinales sin asumir que sus distribuciones son normales. El coeficiente de correlación arrojó un valor de -0,05 y un valor p de 0,84 para la hipótesis nula, que sostiene que los dos conjuntos de datos no están correlacionados.

Gráfico de dispersión: RHU_m vs Ced_m de las localidades analizadas

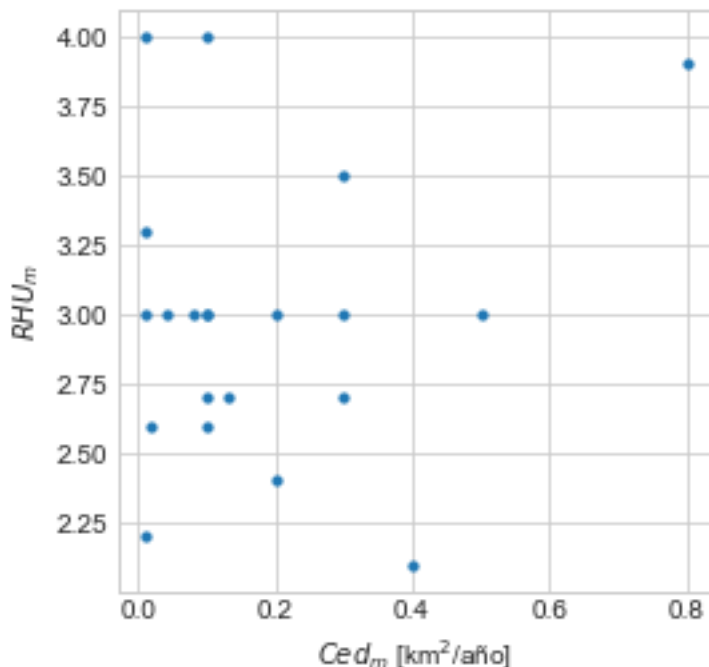


Figura 52: Gráfico de dispersión. Valores medios para las velocidades de crecimiento de la edificación vs relaciones de huella urbana.

Otros aspectos que se puede advertir en las figuras (45 a 51) mencionadas es que la huella urbana, para algunas localidades, presenta un punto de inflexión y un aumento marcado de superficie entre los años 2005 y 2010, visibles en localidades como Va. Santa cruz del Lago, Va. Parque Siquiman, Casa Grande y Cabalango. También se puede observar que, para algunos radios urbanos, el crecimiento de la huella urbana se aplana en las últimas fechas analizadas, éste efecto queda explicado si se tiene en cuenta que la extensión de la misma alcanzó los límites del radio urbano utilizado para el cómputo, en cuyo caso, la superficie computada quedó invariante ante posteriores crecimientos.

4.4.1. Comparación de los resultados obtenidos

Superficie edificada y segmentación urbana

Se compararon los resultados obtenidos en esta investigación con datos publicados en IDECOR [110] para el año 2018. En la publicación citada se utilizan datos satelitales con una resolución de píxel de 10x10 m, utilizando métodos de clasificación integrados a la plataforma Google Engine [111]. Se utilizaron dos mapas, uno conteniendo los píxeles edificados, denominado *mapa de superficie construida* [49], el otro conteniendo la segmentación urbana, llamado *mapa de fragmentación urbana nivel detallado* [50]. Éste último contiene las clases: edificado compuesto, edificado disperso, y edificado rural, correspondientes a las clases presentadas en esta tesis: edificada urbana, edificada suburbana

y edificada rural respectivamente. Las comparaciones se realizaron contra la determinación de 2020 realizada en la tesis.

Debido a la diferencia de resoluciones se remuestreó el producto de la tesis a píxeles de 10x10m. Se comparan las superficies totales edificadas y la concordancia entre píxeles edificadas de ambos productos. Se calcularon las matrices de confusión generales y para los píxeles de la clasificación de IDECOR que coinciden con zonas edificadas en la tesis, y el porcentaje de píxeles edificadas de la tesis que albergan al menos un píxel edificado de la clasificación de IDECOR. Se realizó así para poder comparar mejor los resultados, teniendo en cuenta los efectos de escala introducidos por la diferencia de resolución.

En la figura 53 se puede observar el grado de coincidencia y la diferencia de resolución empleada. En esta figura se muestran en rojo las edificaciones determinadas por la tesis, y en celeste y amarillo, lo publicado por IDECOR. En la vista general se observa que hay buena coincidencia espacial en las zonas rurales y urbanas en general. En la ampliación 1 se puede ver la zona de Carlos Paz, en rojo las edificaciones determinadas en la tesis (res. 30x30 m), y en celeste las determinadas por IDECOR (res. 10x10 m). La ampliación 2, muestra en amarillo los píxeles de 30x30 m de la clasificación de la tesis que albergan edificaciones en la clasificación IDECOR. Como se observa, el producto de IDECOR produce necesariamente valores menores de superficie edificada, que lo estimado en la tesis. Los valores numéricos se muestran en la tabla 26. La concordancia entre píxeles edificadas (específicamente) se muestra en la tabla 28. La matriz de confusión para ambas determinaciones se muestran en la tabla 27. En ésta se puede observar que la precisión global alcanzada es del 97 %, no obstante esto se debe a la alta fracción de píxeles no edificadas. Para los píxeles edificadas, la precisión alcanzó el 88 %.

Tabla 26: Superficies edificadas estimadas: IDECOR 2018 vs Tesis 2020.

	Píxeles	Resolución	Area (km ²)
Tesis 2020	121.643	30x30 m	109,5
Idecor 2018	234.475	10x10 m	23,4

Tabla 27: Matriz de confusión y precisiones globales. Píxeles 10x10m, edificadas tesis 2020 vs IDECOR 2018. Ed es píxel edificado. No Ed es píxel no edificado. P es precisión.

		IDECOR 2018		
		No edificado	Edificado	Total
Tesis 2020	No edificado	28.007.179	27.461	28.034.640
	Edificado	890.670	204.486	1.095.156
	Totales	28.897.849	231.947	29.129.796
P_{NoEd} : 0,969				
P_{Ed} : 0,882				
P_{global} : 0,968				

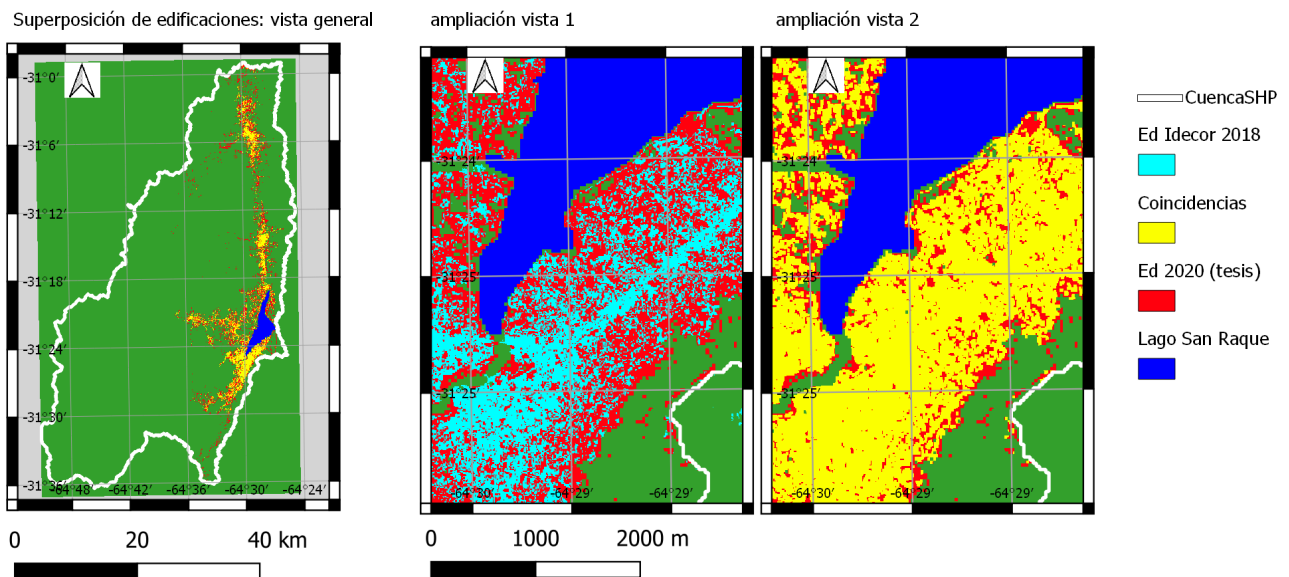


Figura 53: Comparación de superficies edificadas. Años 2018 (IDECOR), 2020 (tesis). Ed Idecor 2018: píxeles edificadas según IDECOR. Ed 2020: píxeles edificadas en 2020. Coincidencias: píxeles edificadas en 2020 que albergan al menos un píxel edificado IDECOR 2018.

La coincidencia debida sólo a los píxeles edificadas se muestra en la tabla 28. La misma muestra los resultados de acuerdo a lo expuesto en la figura 53, ampliación 1 y ampliación 2.

Tabla 28: Concordancia entre píxeles edificadas: tesis 2020 vs IDECOR 2018.

Píxeles edificadas idecor que caen en edificadas tesis	204.486
Total píxeles edificadas IDECOR	231.947
Fracción de acierto	0,88
Píxeles edificadas tesis que albergan al menos un edificado IDECOR	512.000
Total píxeles edificadas tesis	1.095.156
Fracción de acierto	0,47

La matriz de confusión para la segmentación de píxeles edificadas (edificado urbano, suburbano y rural) y la clasificación realizada en el producto de IDECOR se muestra en la tabla 29. Se observa que la segmentación generada por la tesis sobreestima los píxeles urbanos y suburbanos respecto de la segmentación de IDECOR. Esta sobreestimación también genera una subestimación de píxeles rurales. Esto impacta en el cómputo de espacios verdes, que utiliza el tipo de píxel edificadas como parámetro de cálculo.

Tabla 29: Concordancia de la fragmentación urbana: tesis 2020 vs Idecor 2018. Los valores se muestran en píxeles. P es precisión.

		IDECOR 2018		
		Urbano	Suburbano	Rural
Tesis 2020	No edificado	145	12.171	19.643
	Urbano	28.945	122.742	14.113
	Suburbano	0	3.305	32.798
	Rural	0	0	613
P_{urbano} : 0,995				
$P_{suburbano}$: 0,024				
P_{rural} : 0,009				
P_{global} : 0,14				

Las huellas urbanas generadas por ambos productos se muestran en la figura 54. El producto de IDECOR muestra menor cantidad de espacios verdes ya que para su cómputo no se utilizan píxeles edificados rurales. Los valores de superficie arrojados por ambos métodos se muestran en la tabla 30.

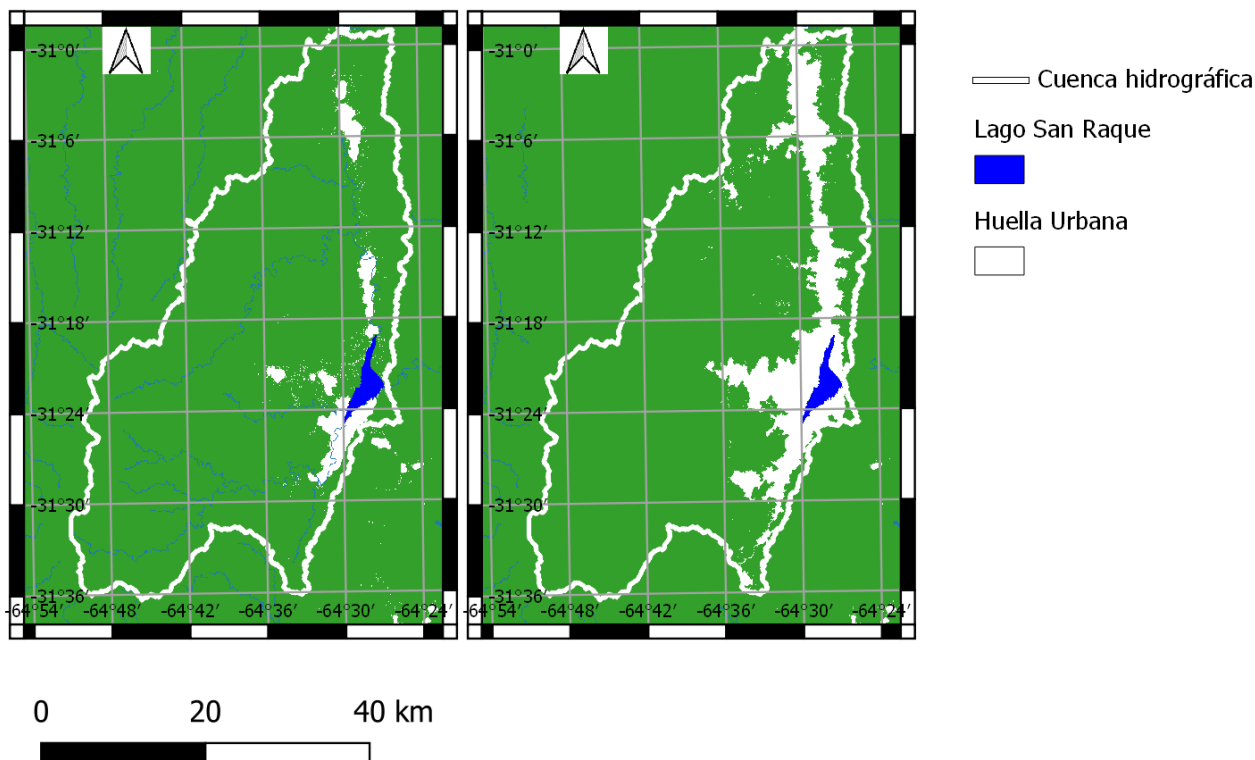


Figura 54: Comparación de Huellas urbanas. Años 2018 (IDECOR), 2020 (tesis).

Tabla 30: Huellas urbanas tesis 2020 e IDECOR 2018. Comparación de las superficies obtenidas.

Huella urbana	Píxeles	Superficie (km ²)
Tesis 2020	2.478.609	248
IDECOR 2018	731.578	73

Las diferencias en los resultados observados entre los productos comparados, puede explicarse por

la diferencia de escalas y resoluciones espaciales. IDECOR informa que Carlos Paz posee 70 % de su superficie edificada clasificada como suburbana, en comparación, la clasificación generada por la tesis arroja un valor de 16 % de superficie suburbana, y una fracción urbana de 82 %.

Fragmentación y tasas de crecimiento urbano

La metodología de segmentación urbana implementada en esta tesis se basa en los conceptos utilizados en la publicación *The Fragmentation of Urban Footprints: Global Evidence of Sprawl, 1990-2000* [5], en la que se utilizan escenas Landsat, con resolución de 30x30 m, para evaluar la fragmentación urbana de 120 ciudades alrededor del globo. La misma indica que la fragmentación global de las muestras analizadas declinó entre 1990 y 2000. En las muestras, la relación de huella urbana (RHU), se redujo en promedio 4 %. En la cuenca del San Roque se observa la misma tendencia al aumento de compactación urbana y descenso de la fragmentación, con una reducción de RHU de 3,8 %.

En la cuenca del San Roque, se observaron tasas de crecimiento promedio (ted_m), calculada según las ecuaciones 4.4 y 4.5, para el período 2000-2020 de 3,75 %/año para la superficie edificada y 2,89 %/año para la huella urbana. Esos niveles son consistentes con las proyecciones de la División de Desarrollo Urbano del Banco Mundial para las edificaciones (3,3 %/año para ese período [5]) y con la tendencia a la reducción de la fragmentación urbana.

La velocidad de crecimiento de la edificación entre escenas se calculó como:

$$Ced = \frac{Sed_f - Sed_i}{t_f - t_i} \quad (4.4)$$

Donde Ced = velocidad de crecimiento para el período entre escenas, Sed_f = y Sed_i son las superficies edificadas en la escena final y e inicial respectivamente, t_f y t_i son las fechas, en años, de las escenas consideradas.

La tasa promedio de crecimiento para un período comprendido entre dos escenas arbitrarias se calculó como:

$$ted_m = \sum_{t=i}^n Ced_i \quad (4.5)$$

Donde ted_m es la tasa promedio de crecimiento para n escenas analizadas. Los cálculos para la huella urbana se realizaron aplicando las mismas expresiones a la superficie de huella urbana obtenidas para las escenas analizadas.

En la publicación “¿Cómo crecen las ciudades argentinas?. Estudio de la expansión de 33 grandes aglomerados” [112], se analiza el crecimiento de aglomerados urbanos, en distintas regiones del país, para los años 2006, 2010 y 2016. Los valores informados para las tasas de crecimiento de las áreas urbanas varían entre 1,09 %/año y 2,5 %/año. Se informa que el Gran Córdoba (GCO) tuvo una tasa de crecimiento promedio para el período, de 1,79 %/año, y una densidad de población de 3.610 hab/km². Los datos de la tesis indican que las poblaciones de la cuenca incrementaron su superficie edificada a una tasa de 3,2 %/año. La densidad de población referida a edificaciones se estimó en 1.907 hab/km², y 743 hab/km² referida a la huella urbana.

En relación al crecimiento poblacional vs el del área urbana, entre 2005 y 2014 la cuenca sufrió un crecimiento en el número de habitantes estimado en 16 %. El aumento de superficies edificadas y huella urbana fué de 32 % y 15 % respectivamente. El factor de crecimiento (F_p), computado sobre superficie edificada según la expresión 4.6, donde t_{Sed} es tasa de aumento de superficie edificada en tantos por ciento y t_P es tasa de crecimiento de la población, arroja un valor de 2,0. Sólo Río Gallegos, Río Cuarto y Gran Córdoba, muestran esos niveles F_p , seguidos por Gran Mendoza, Gran Salta, Neuquén - Plottier - Cipolletti, San Nicolás - Villa Constitución, Santiago del Estero - La Banda. En el estudio antes mencionado, la F_p media encontrada para las 33 locaciones analizadas de 1,4.

$$F_p = \frac{t_{Sed}}{t_P} \quad (4.6)$$

4.5. Características geográficas y geomorfológicas de la superficie edificada

Este apartado analiza de modo exploratorio la distribución de la edificación y el crecimiento de la misma respecto de algunas características geológicas y geográficas de la zona. Las variables analizadas se muestrearon en las áreas (píxeles) edificadas y no edificadas, en tres fechas distintas, correspondientes a los períodos inicial, medio y final del análisis. Se describe la distribución éstas variables respecto a los espacios edificados y su correlación con la densidad urbana. Espacialmente el análisis se circunscribe a la totalidad de los radios urbanos abarcados por la cuenca (incluida la zona sur del radio urbano de La Cumbre).

VARIABLES UTILIZADAS:

- Elevación del terreno (H), elevación local normalizada (Hl_n) y elevación normalizada (H_n).
- Pendiente (P), distancias relativas a la mitad de la pendiente (dmP) y orientación (O).
- Geoformas locales (CM).
- Distancia mínima a canal, arroyo o río (red de drenaje) (dRD).
- Distancia mínima a elemento de la red vial (dRV).
- Densidad urbana (dU).

4.5.1. Distribución de las variables respecto al espacio edificado

Se describe aquí la distribución de las variables analizadas respecto a los píxeles edificados. Por cada variable se utilizan cuatro histogramas. El primero, a la izquierda, contiene la distribución de valores en todo el espacio (edificado y no edificado) de los radios urbanos (ERU). Los tres histogramas siguientes corresponden a la distribución de la variable en los píxeles edificados en las tres fechas analizadas. Se incluye también una tabla informativa consignando los deciles 1 y 9, la mediana y la distancia de Bhattacharyya (%B) en tantos por ciento entre el histograma general ($Dist$) y el de los píxeles edificados. Esta distancia mide la similitud de dos distribuciones estadísticas, tomando el valor cero cuando las distribuciones son iguales, y 100 cuando la similaridad es nula [113].

Elevación, elevación local normalizada y elevación normalizada

Se analizó la distribución de edificación respecto a la elevación del terreno a partir de tres variables: la elevación propiamente dicha (H), la elevación relativa al máximo y mínimo dentro del radio urbano o elevación local normalizada (Hl_n) y la elevación relativa normalizada a los valores definidos por la orografía local (H_n), ver apartado 3.4.2. La distribución de estas variables en la superficie edificada se muestra a continuación:

- Elevación, H :

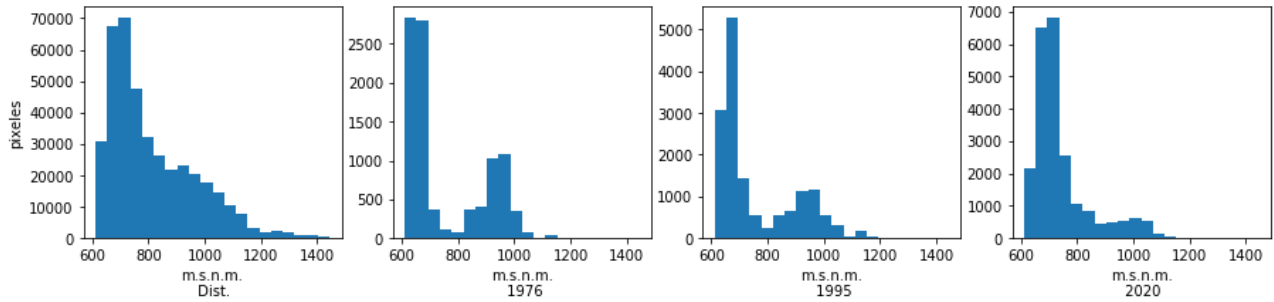


Figura 55: Distribución total de la elevación H en m.s.n.m.

Tabla 31: Deciles 1 y 9, mediana de H y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	659	977	694	15,23
1995	658	992	708	7,94
2020	674	934	732	5,13
Dist	680	1.060	783	0,00

- Elevación local normalizada, Hl_n

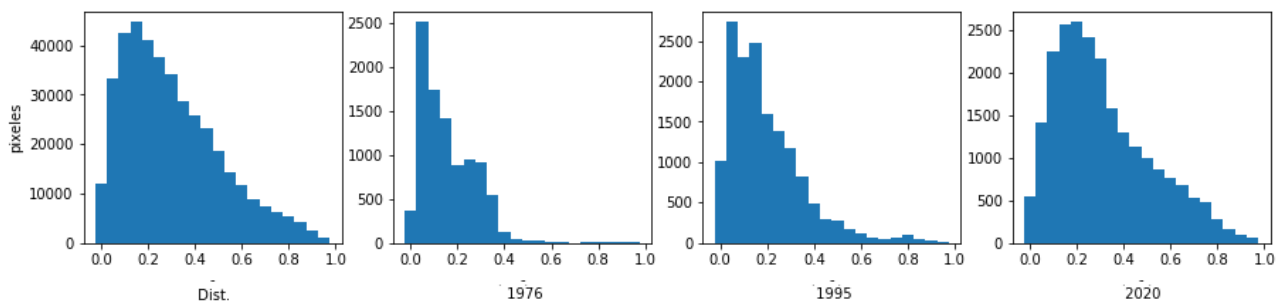


Figura 56: Distribución total de la elevación local normalizada Hl_n .

Tabla 32: Deciles 1 y 9, mediana de Hl_n y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	0,07	0,34	0,16	15,34
1995	0,06	0,42	0,18	11,56
2020	0,11	0,65	0,29	4,69
Dist	0,09	0,63	0,29	0,00

- Elevación normalizada, H_n

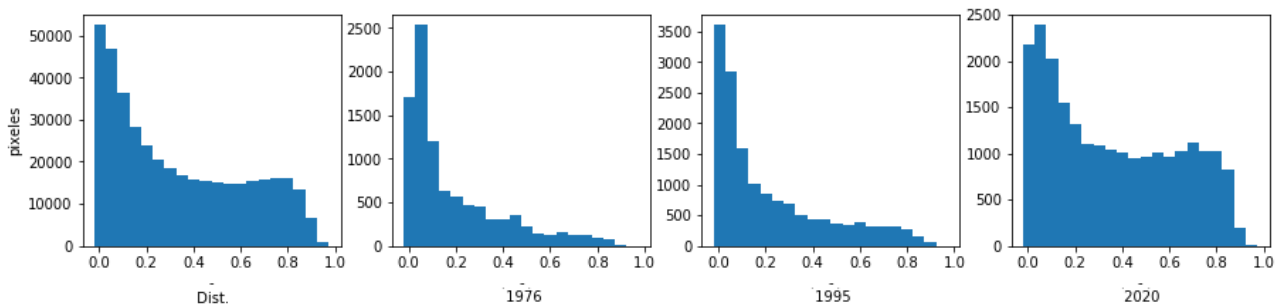


Figura 57: Distribución total de la elevación normalizada H_n .

Tabla 33: Deciles 1 y 9, mediana de H_n y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	0,04	0,52	0,12	17,65
1995	0,03	0,64	0,14	5,05
2020	0,06	0,79	0,34	2,81
Dist	0,04	0,79	0,29	0,00

En las figuras 55 a 57 y tablas 31 a 33, se puede observar que a medida que transcurre el tiempo, la distribución de las elevaciones en los píxeles edificados se asemeja más a la distribución total, como así también lo indica la reducción del parámetro %B. Este efecto es más notorio en las elevaciones relativas (Hl_n, H_n) que en la elevación (H), dado que esta última incluye la tendencia global (aumenta hacia el norte y hacia los extremos este y oeste de la cuenca). También se observa, al analizar los valores de las medianas, que al inicio del estudio las áreas edificadas tienden a concentrarse en niveles bajos de elevación y paulatinamente, a medida que el espacio libre se agota, se ocupan las zonas mas elevadas.

Pendiente, distancias relativas a la mitad de la pendiente y orientación

Se evaluaron los valores de pendiente (P), la posición relativa al centro de las pendientes o cuestas (dmP) y la orientación del suelo (O).

- Pendiente, P

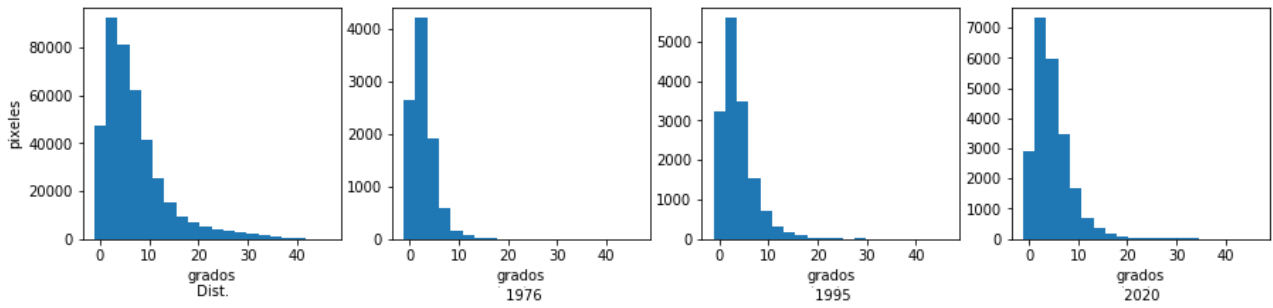


Figura 58: Distribución total de la pendiente P en grados.

Tabla 34: Deciles 1 y 9, mediana de P y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificios) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	1,43	6,82	3,46	28,05
1995	1,62	9,17	4,19	12,48
2020	2,14	10,55	5,17	5,63
Dist	2,19	16,14	6,53	0,00

- Distancia a la mitad de la pendiente, dmP

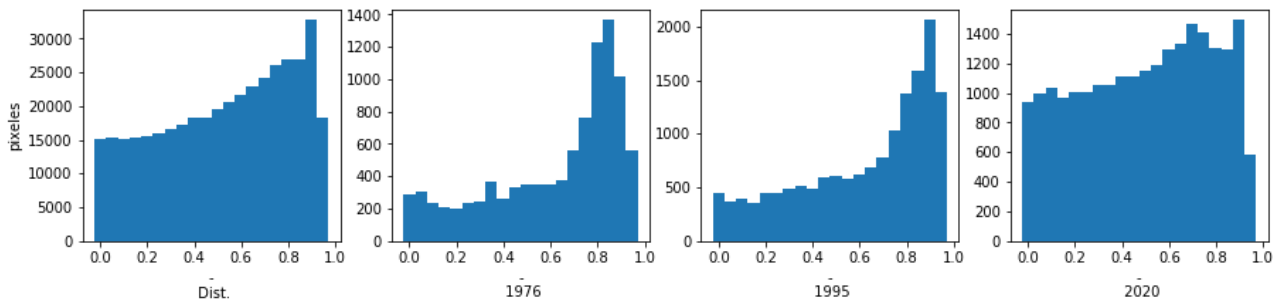


Figura 59: Distribución total de la distancia a la mitad de la pendiente dmP .

Tabla 35: Deciles 1 y 9, mediana de dmP y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificios) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	0,18	0,92	0,76	44,23
1995	0,19	0,94	0,74	2,33
2020	0,12	0,89	0,55	1,65
Dist	0,13	0,91	0,59	0,00

- Orientación, O

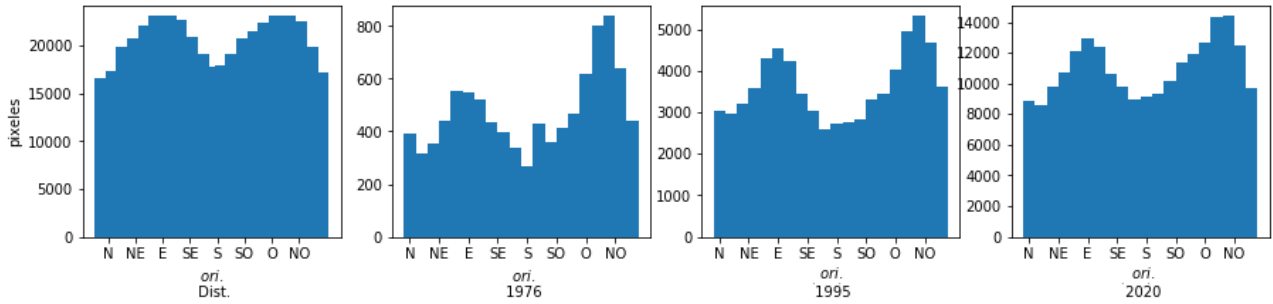


Figura 60: Distribución total de la orientación O .

Tabla 36: Distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento para la orientación O .

Dato	%B
1976	0,66
1995	0,26
2020	0,07

En las figuras 58 y 59 y tablas 34 y 35, correspondiente a las distribuciones de la pendiente (P) y la distancia a la mitad de la pendiente (dmP), se observa un comportamiento similar al descrito para las elevaciones. La figura 60 y el cuadro 36, indican que las edificaciones presentan menor tendencia a ocurrir en algunos valores particulares de orientación que para las variables anteriormente mencionadas.

Geoformas locales

La distribución de geoformas dentro de los radios urbanos y superficie edificada en los tres períodos fue la siguiente:

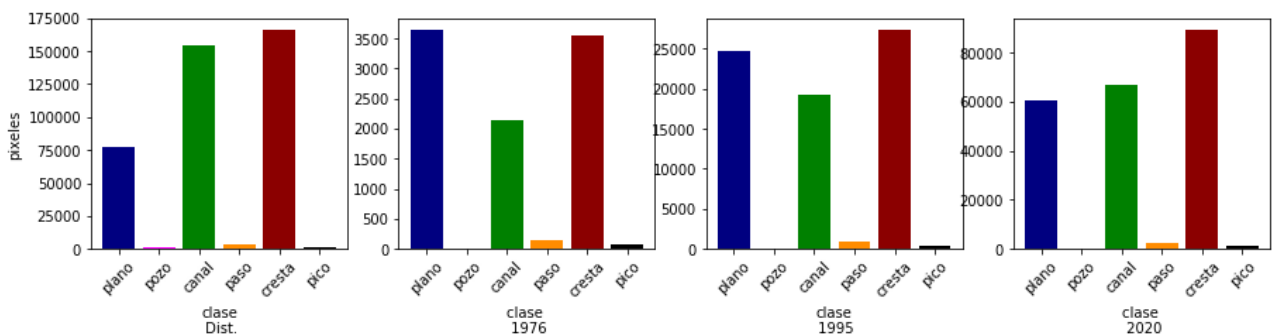


Figura 61: Distribución total de las geoformas locales CM .

Tabla 37: Distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento para las geoformas CM .

Dato	%B
1976	2,92
1995	1,66
2020	0,63

La figura 61 muestra un comportamiento similar al anteriormente descrito para las elevaciones y pendientes, con una ocupación preferencial en todas las escenas analizadas de las zonas planas. También se observa que esta asimetría en la distribución de geoformas de los sitios edificados respecto a los del ERU se va haciendo menos marcado a medida que transcurre el tiempo.

Distancias mínimas a canal, arroyo o río (red de drenaje) y rutas principales

Las distribuciones de las distancias mínimas a cada píxel edificado y en general para los radios urbanos, a los elementos de la red de drenaje (dRD) y red vial (dRV) fue:

- Distancia mínima a elementos de la red de drenaje, dRD

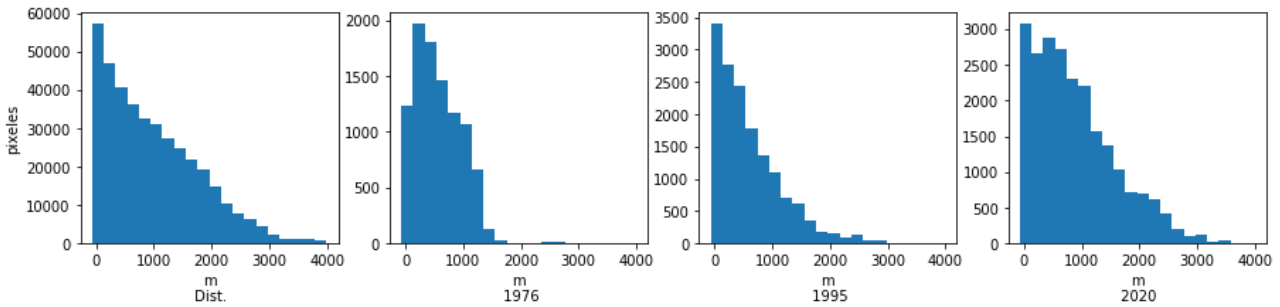


Figura 62: Distribución total para la distancia mínima a elementos de la red de drenaje dRD en metros.

Tabla 38: Deciles 1 y 9, mediana de dRD y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	200	1.226	620	23,18
1995	102	1.500	553	16,93
2020	170	2.054	849	11,66
Dist	157	2.216	925	0,00

- Distancia mínima a elementos de la red vial, dRV

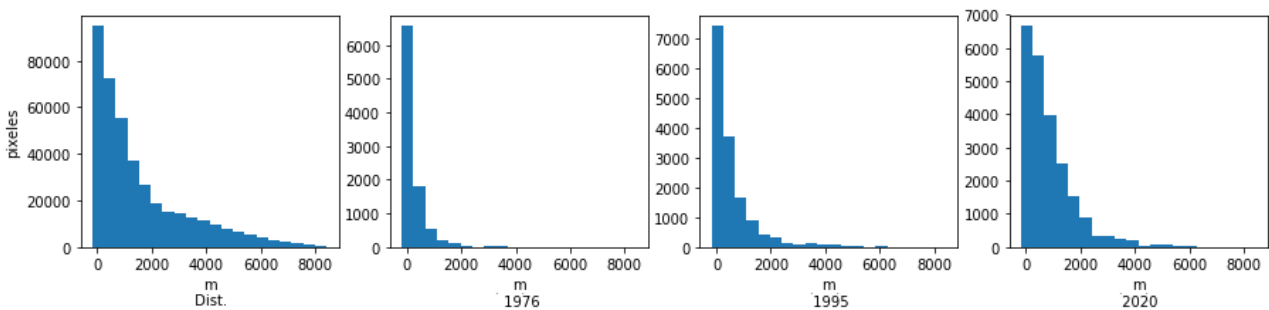


Figura 63: Distribución total para la distancia mínima a rutas principales dRV en metros.

Tabla 39: Deciles 1 y 9, mediana de dRV y distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento.

Dato	decil 1	decil 9	mediana	%B
1976	60	879	285	19,15
1995	72	1.620	465	20,09
2020	170	2.155	810	8,53
Dist	187	4.350	1.122	0,00

Las figuras 62 y 63, y las tablas que las acompañan, muestran un comportamiento, para las distancias a los elementos de la red de drenaje y a la red de rutas principales, similar al anteriormente observado para elevaciones, pendientes y geoformas.

Densidad urbana

La densidad urbana (dU) se calculó respecto al círculo caminable como se indica en los apartados anteriores. Su distribución en las fechas analizadas fue:

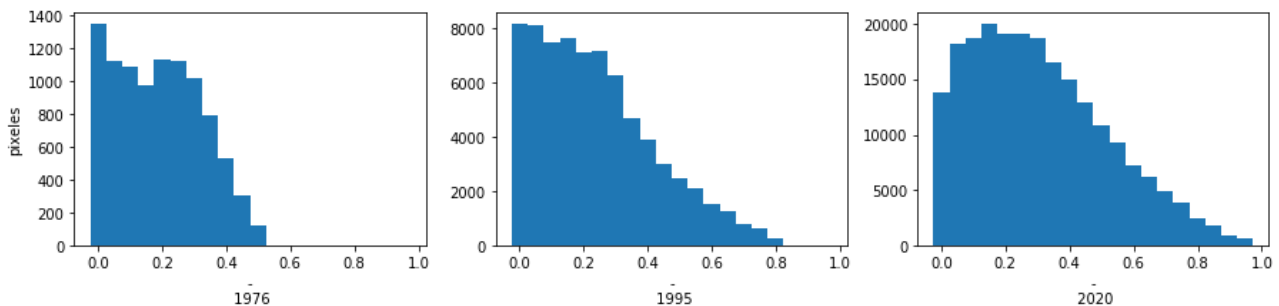


Figura 64: Distribución de la densidad urbana dU .

Tabla 40: Distancia de Bhattacharyya (distribución vs edificados) en tantos por ciento para la densidad de edificación dU .

Dato	decil 1	decil 9	mediana
1976	0,037	0,399	0,212
1995	0,045	0,535	0,235
2020	0,074	0,640	0,303

En la figura 64 y la tabla 40 se observa un paulatino aumento en la densidad urbana de los puntos edificados, compatible con los procesos de densificación de la urbanización y ocupación de los espacios disponibles, notorio por el aumento de la mediana de los datos y la aparición de una marcada cola derecha en las distribuciones de 1995 y 2020, ausente en la de 1976.

4.5.2. Distribuciones relativas a nuevas áreas edificadas

En esta sección se describe la distribución de las variables analizadas respecto a los nuevos píxeles edificados dentro del ERU. Los datos recopilados se muestran en figuras que incluyen una tabla que contiene la distancia de Bhattacharyya en tantos por ciento ($\%b(D, N)$) entre la distribución (D) la

variable en los píxeles libres al comenzar el período de análisis², y la distribución (N) en los nuevos píxeles edificados en la fecha analizada y tres histogramas. Los histogramas presentados muestran la distribución relativa en los píxeles nuevos respecto a la distribución en los píxeles disponibles. Esta forma de presentar los datos pretende visibilizar las diferencias de las distribuciones mostradas. El apéndice J da cuenta de la construcción de los histogramas y su lectura puede facilitar la comprensión de los mismos.

²El período de análisis para una fecha dada quedó definido por las imágenes utilizadas en la construcción de la serie de tiempo de superficie edificada. Para una fecha analizada particular, el inicio del período analizado corresponde a la fecha de la imagen inmediata anterior. Los píxeles no edificados (dentro de los radios urbanos) en esta última constituyeron el grupo de píxeles libres/disponibles para edificación en la imagen de estudio. EJ: para la imagen de 1976, la distribución de variables en los espacios disponibles para edificación corresponde a la distribución en los píxeles no edificados en la imagen de 1972. Mientras que los nuevos píxeles edificados son los que aparecían no edificados en 1972 y que aparecen edificados en 1976.

- Elevación, H :

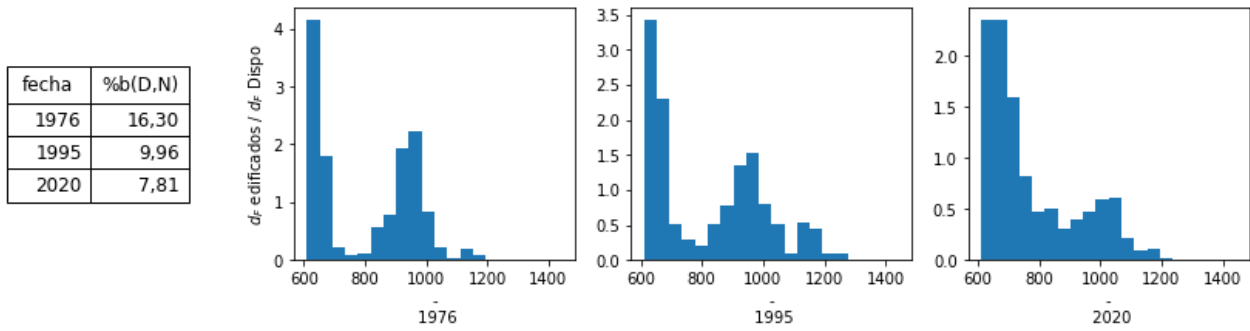


Figura 65: Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación H . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

- Elevación local normalizada, Hl_n

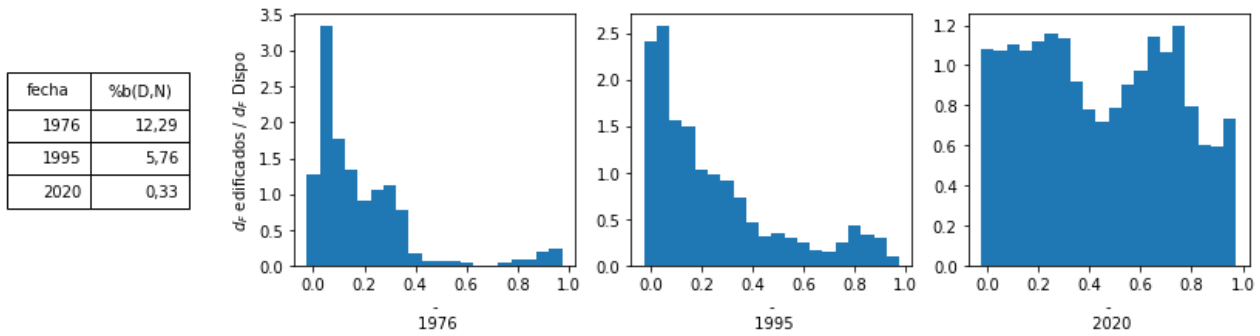


Figura 66: Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación local normalizada Hl_n . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

- Elevación normalizada, H_n

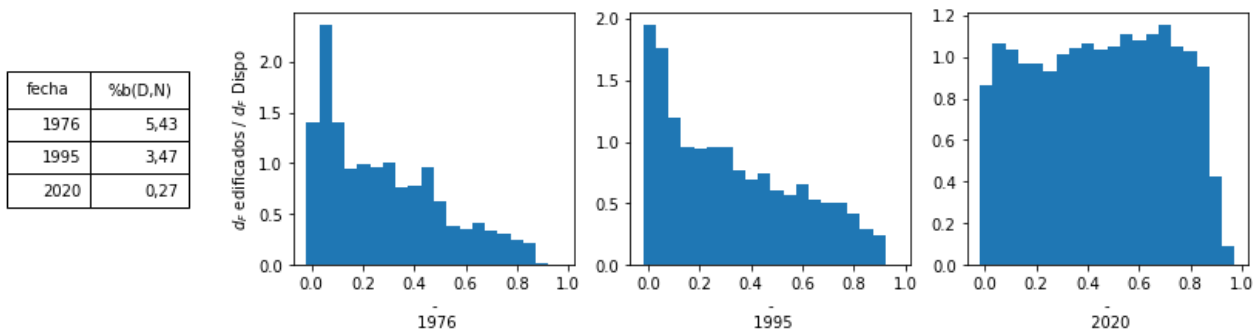


Figura 67: Distribuciones relativas a espacios disponibles para elevación normalizada H_n . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

En las figuras 65, 66, 67, se puede observar que las nuevas edificaciones no se distribuyen azarosamente en las primeras escenas, correspondientes al tiempo transcurrido entre 1972 y 1976, y 1988 y 1995 respectivamente. En la distribución relativa de 2020 se observa que, para Hl_n y H_n , las edificaciones nuevas parecen tender a una distribución azarosa. Esto último no necesariamente es cierto debido a que puede deberse también a que hay pocos sitios libres disponibles en los radios urbanos y que gran parte de ellos fueron edificados entre las fechas 2014 y 2020.

Pendiente, distancias relativas a la mitad de la pendiente y orientación

Se evaluaron los valores de pendiente (P), la posición relativa al centro de las pendientes o cuestas (dmP) y la orientación del suelo (O).

■ Pendiente, P

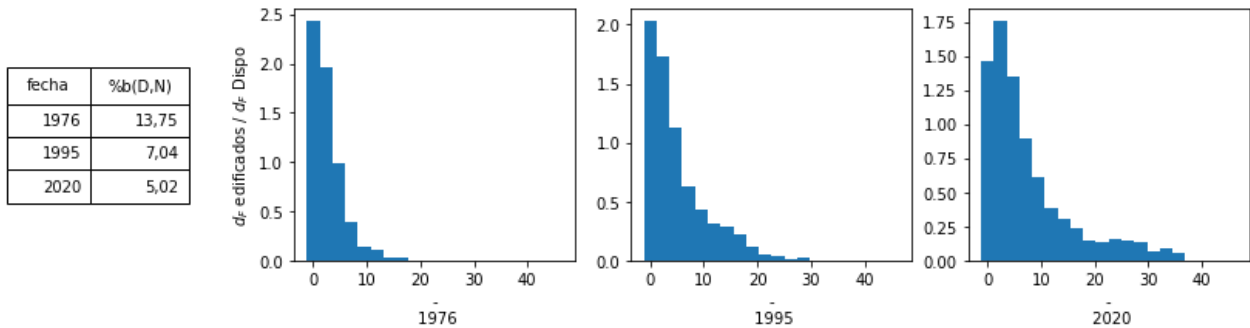


Figura 68: Distribuciones relativas a espacios disponibles para pendiente P . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

■ Distancia a la mitad de la pendiente, dmP

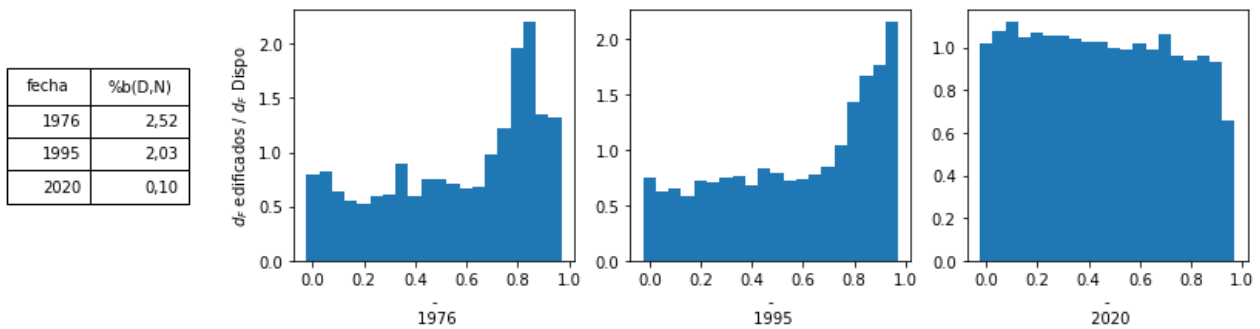


Figura 69: Distribuciones relativas a espacios disponibles para distancias a la mitad de la pendiente dmP . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

■ Orientación, O

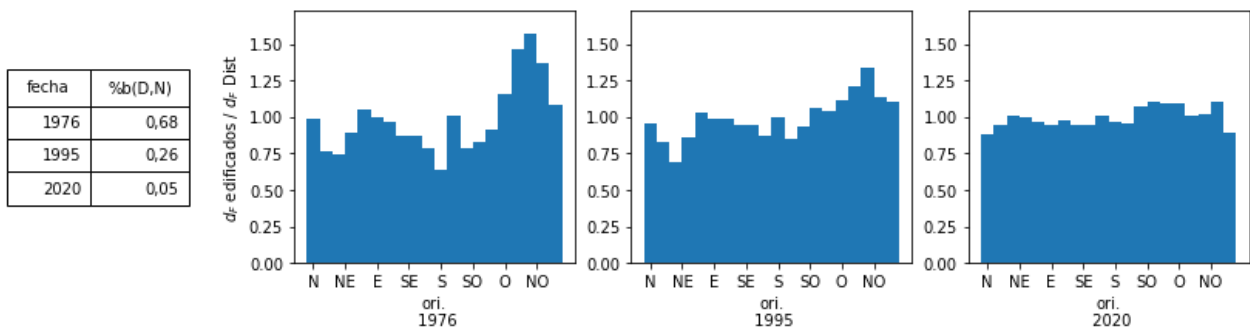


Figura 70: Distribuciones relativas a espacios disponibles para la orientación O . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

Las figuras 69, 70 muestran comportamientos similares a los descritos en apartados anteriores. Se puede observar un comportamiento más azaroso de la edificación respecto a la orientación (O). La

figura 68, correspondiente a la pendiente (P), no muestra tendencia hacia una distribución uniforme de los datos, lo que puede indicar que este parámetro tiene una influencia decisiva o determinante para la ocurrencia de las edificaciones.

Geoformas locales

La distribución de geoformas dentro de los radios urbanos y superficie edificada en los tres períodos fue la siguiente:

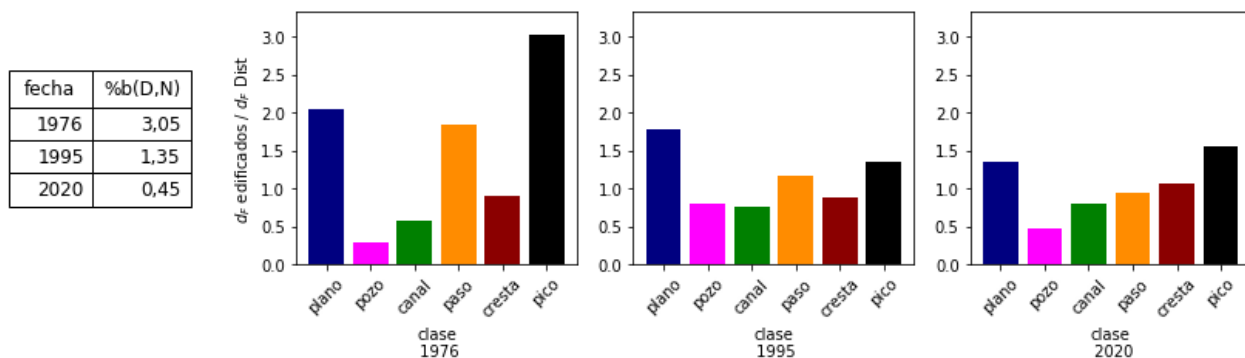


Figura 71: Distribuciones relativas a espacios disponibles para las geoformas CM . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

En la figura 71 se observa una distribución preferencial de las edificaciones a ocupar posiciones planas y picos, siendo más marcada esta tendencia al inicio del período de estudio.

Distancias mínimas a canal, arroyo o río (red de drenaje) y red vial

Las distribuciones de las distancias mínimas a cada píxel edificado y en general para los radios urbanos, a los elementos de la red de drenaje (dRD) y red de rutas principales (dRV) fue:

- Distancia mínima a elementos de la red de drenaje, dRD

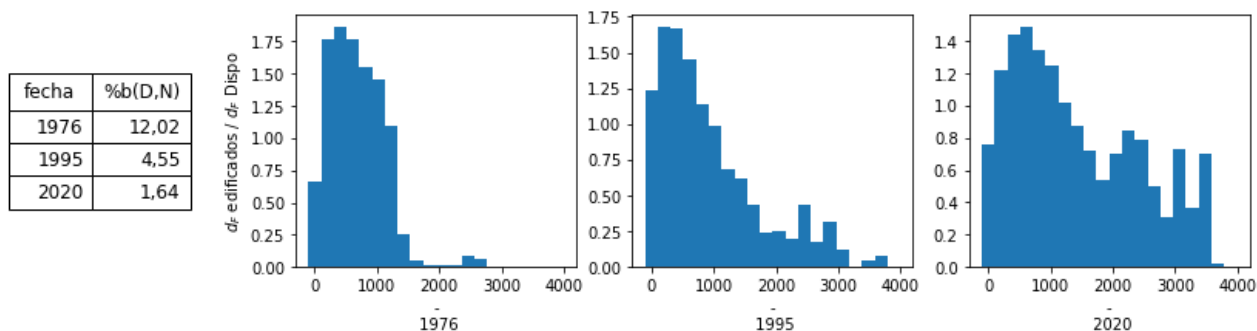


Figura 72: Distribuciones relativas a espacios disponibles para la distancia mínima a elementos de la red de drenaje dRD . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

- Distancia mínima a elementos de la red vial, dRV

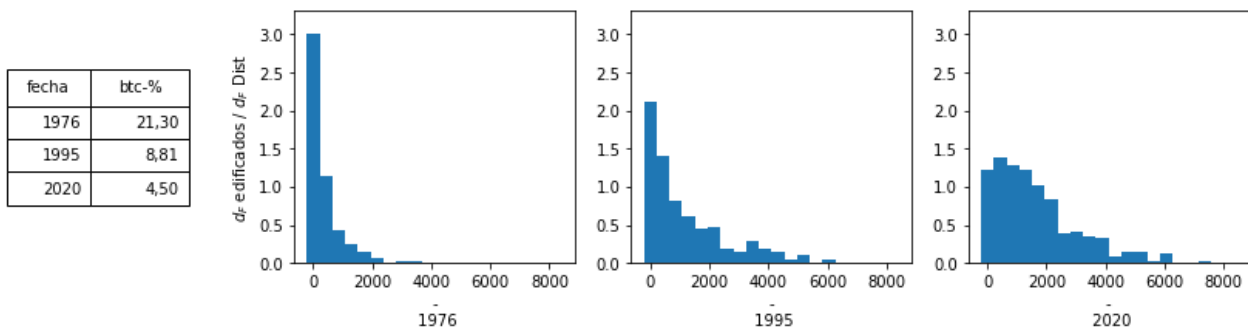


Figura 73: Distribuciones relativas a espacios disponibles para la distancia mínima a rutas principales dRV . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

Las distribuciones observadas en las figuras 72 y 73 muestran distribuciones que se alejan del azar. La tendencia a la uniformidad con el transcurso del tiempo es poco marcada.

Densidad urbana

La densidad urbana (dU) se calculó respecto al círculo caminable como se indica en los apartados anteriores. Su distribución en las fechas analizadas fue:

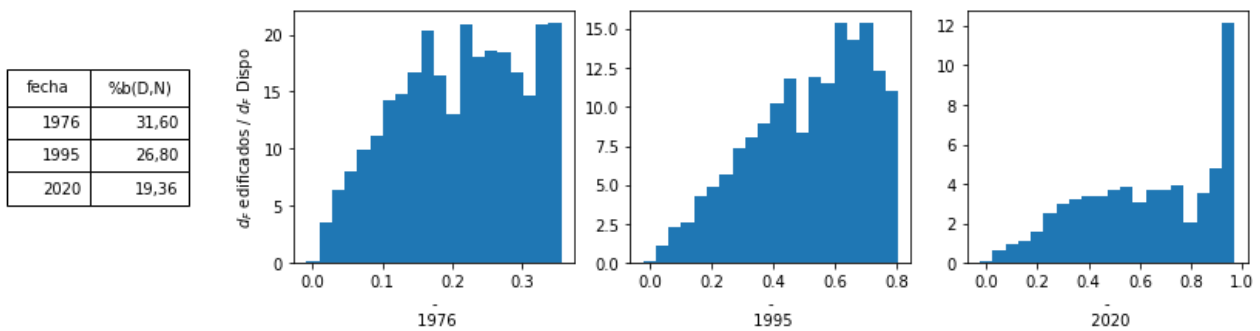


Figura 74: Distribuciones relativas a espacios disponibles para la densidad urbana dU . Distancia de Bhattacharyya porcentual y distribuciones.

En la figura 74 se observa una que los nuevos píxeles edificadas tienden a localizarse en las zonas de mayor densidad de urbanización.

4.5.3. Correlación entre la densidad urbana y las otras variables analizadas

Como se indicó en apartados anteriores, la densidad urbana indica el nivel de agrupación que muestran los píxeles edificadas. Su valor en un punto dado se definió como la fracción de superficie edificada dentro de un círculo de 1 km^2 . En una imagen, se calcula la densidad para un píxel dado, a partir de la fracción de píxeles edificadas en el área de ese círculo. La densidad urbana (o de edificación) en zonas edificadas consolidadas y centros urbanos posee valores mayores (cercanos a la unidad) que aquella que se encuentra en urbanizaciones dispersas, limítrofes, con grandes espacios abiertos o periféricos.

En esta sección se realizó un análisis de correlación para determinar qué variables poseen mayor asociación con la densidad de edificación. Como métrica se utilizó el coeficiente de correlación de

Spearman³. El valor de este parámetro se calculó tanto para la totalidad de las densidades en los puntos edificados, como para la distribución de densidades máximas. Los resultados y los gráficos de dispersión de dU vs las variables H , Hl_n , H_n , P , dmP , O , dRD y dRV se muestran a continuación en las figuras 75, 76, 77, 78, 79, 80, 81 y 82 respectivamente. En los mismos se incluyen también la línea de máximos y de la media de los datos, y una tabla con los valores del coeficiente de correlación.

$rSpear$ es el valor del coeficiente de correlación entre la densidad urbana para la totalidad de los datos o píxeles edificados (*datos*) y entre los valores máximos (*max*).

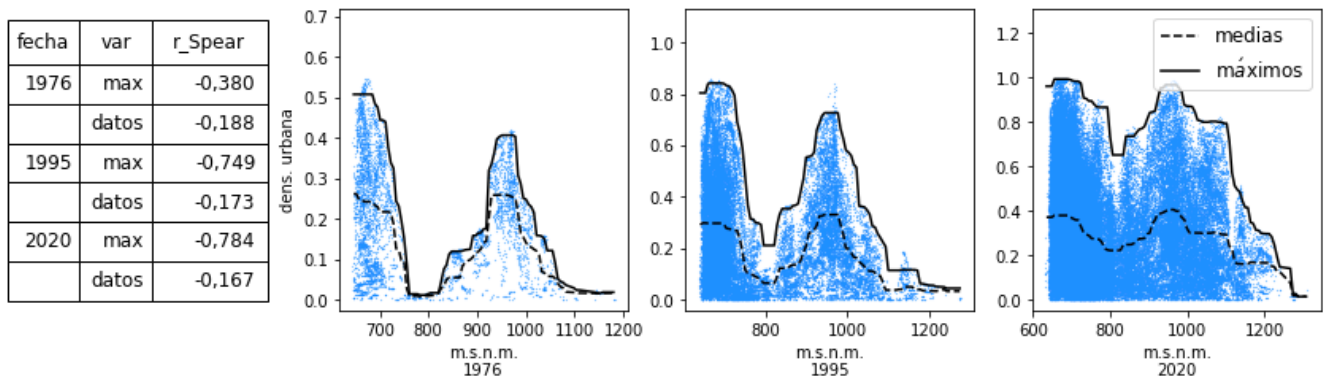


Figura 75: Densidad urbana (dU) vs elevación (H).

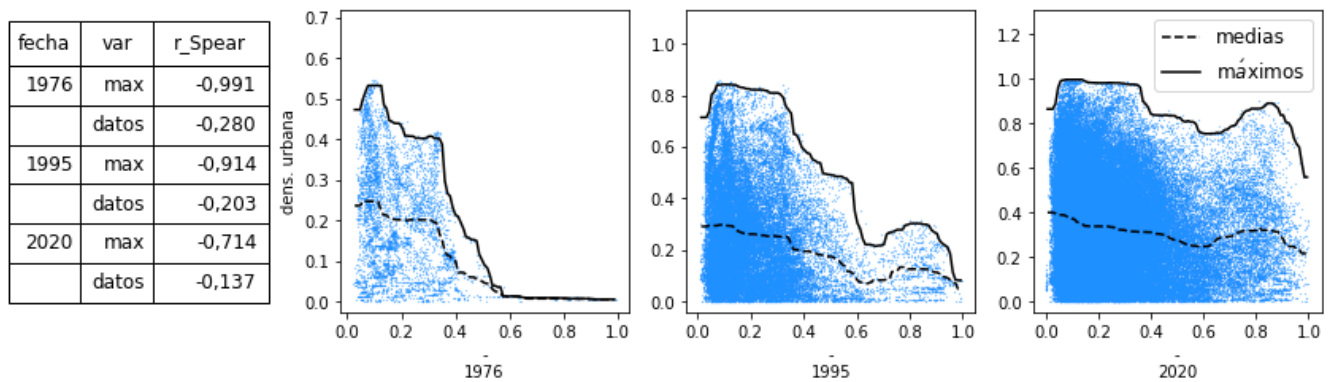


Figura 76: Densidad urbana (dU) vs elevación local normalizada (Hl_n).

³Los cálculos se implementaron a través de la librería *Scipy.Stats* de Python [114]. Los intervalos utilizados para computar los valores máximos se establecieron a un centésimo del rango total de valores adoptados por las variable analizadas.

fecha	var	r_Spear
1976	max	-0,920
	datos	-0,281
1995	max	-0,967
	datos	-0,176
2020	max	-0,974
	datos	-0,066

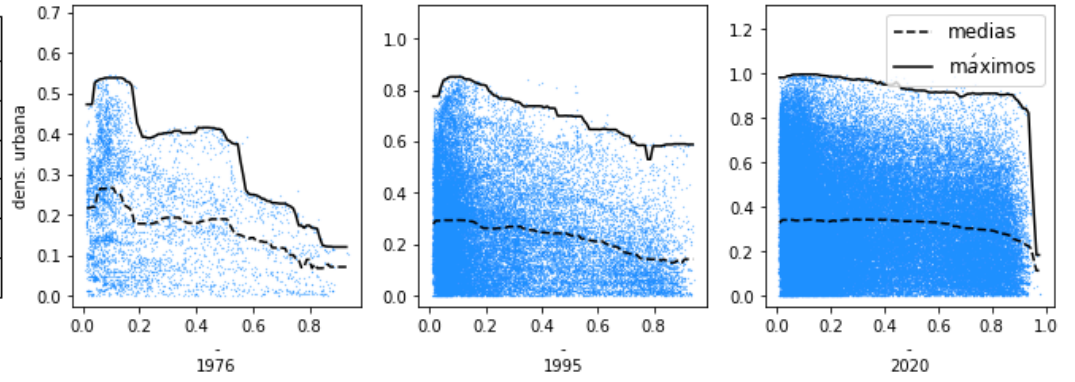


Figura 77: Densidad urbana (dU) vs elevación normalizada (H_n).

fecha	var	r_Spear
1976	max	-0,935
	datos	-0,187
1995	max	-0,977
	datos	-0,100
2020	max	-0,996
	datos	-0,032

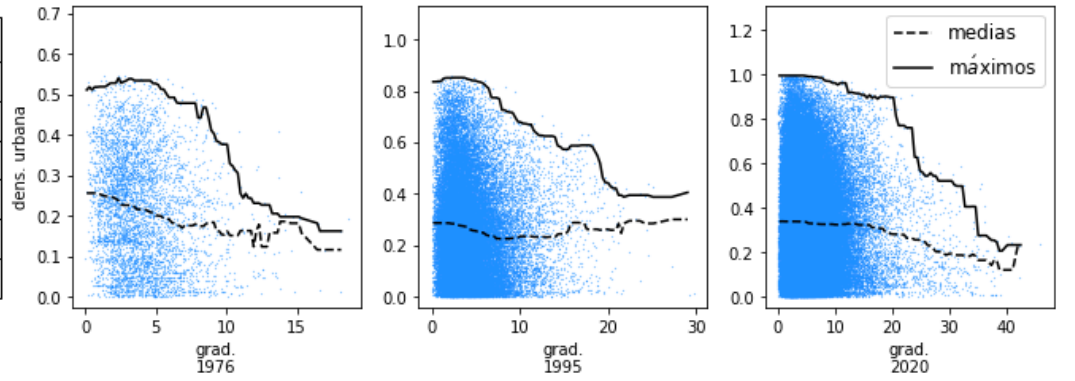


Figura 78: Densidad urbana (dU) vs pendiente (P).

fecha	var	r_Spear
1976	max	0,502
	datos	0,236
1995	max	0,809
	datos	0,122
2020	max	0,884
	datos	0,014

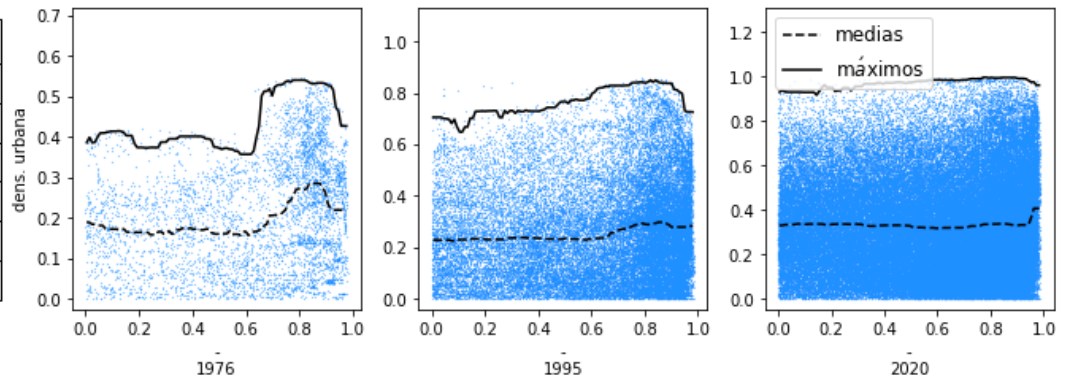


Figura 79: Densidad urbana (dU) vs distancia a la mitad de la pendiente (dmP).

fecha	var	r_Spear
1976	max	0,365
	datos	0,217
1995	max	0,331
	datos	0,074
2020	max	0,336
	datos	0,025

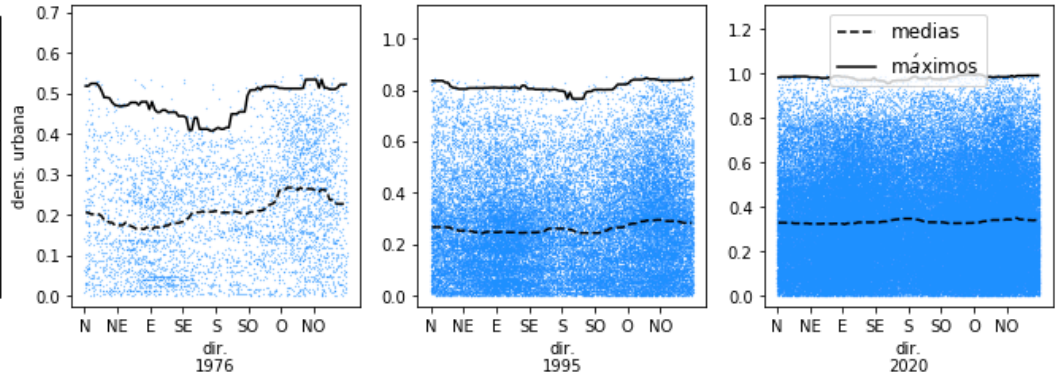


Figura 80: Densidad urbana (dU) vs orientación (O).

fecha	var	r_Spear
1976	max	-0,995
	datos	-0,154
1995	max	-0,978
	datos	-0,112
2020	max	-0,994
	datos	-0,180

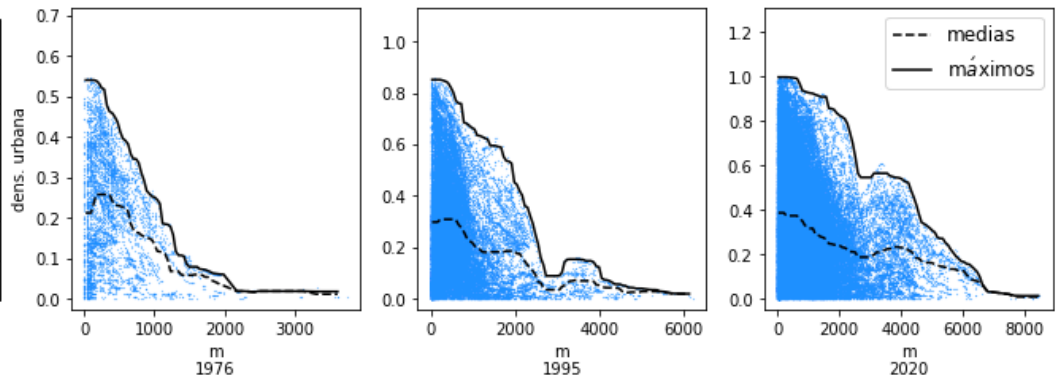


Figura 81: Densidad urbana (dU) vs distancia a la red vial (dRV).

fecha	var	r_Spear
1976	max	-0,625
	datos	0,200
1995	max	-0,838
	datos	0,065
2020	max	-0,802
	datos	-0,011

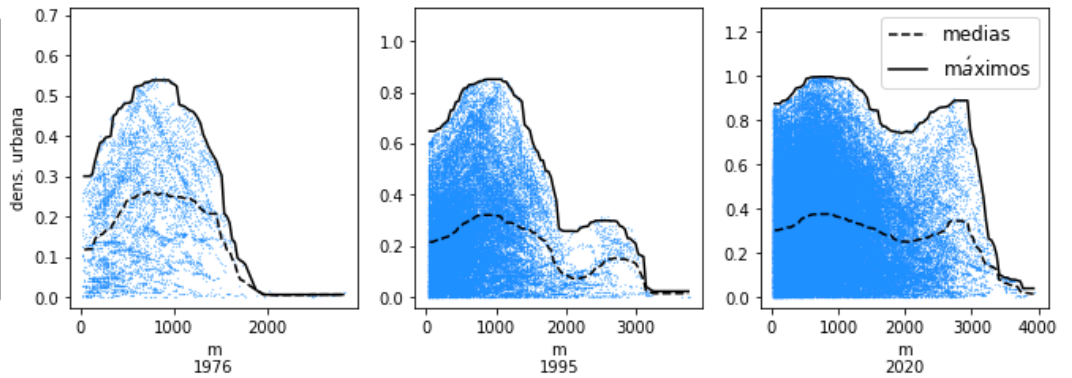


Figura 82: Densidad urbana (dU) vs distancia a la red de drenaje (dRD).

En las figuras precedentes puede observarse que la densidad urbana no se distribuye inicialmente de manera uniforme respecto las variables analizadas. Con el transcurrir del tiempo, para algunas variables como la orientación, la densidad tiende a la uniformidad, mientras que para otras como la pendiente no se observa esta tendencia.

Capítulo 5

Conclusiones

Las escenas Landsat adquiridas por diferentes plataformas satelitales e instrumentos pudieron integrarse en el estudio de la evolución de la urbanización de la cuenca del San Roque para el período comprendido entre 1972 y 2020. El uso combinado de datos opto-termales de las imágenes multiespectrales Landsat, con los datos de elevación provistos por las misiones SRTM, permitieron determinar la extensión de la superficie edificada, la extensión de la huella urbana, la velocidad a la que éstas evolucionaron y su relación con el número de habitantes en la cuenca. Se analizaron las distribuciones de variables geomorfológicas y geográficas, respecto de las superficies edificadas y su correlación con la densidad de edificación. Entre las variables analizadas se incluyeron la altura del terreno, la pendiente y la orientación, geoformas y distancias a rutas y a cursos de agua.

Los datos cuantitativos considerados más relevantes se enumeran a continuación:

- El incremento medio, determinado para las edificaciones de toda la cuenca en su conjunto, fue de $1,83 \text{ km}^2/\text{año}$, alcanzando un acumulado de 657% desde 1972 a 2020, principalmente distribuido en la periferia del embalse San Roque y cursos de agua y rutas.
- En el mismo período, el crecimiento promedio de la huella urbana alcanzó los $4,12 \text{ km}^2/\text{año}$, y un valor acumulado total de 463% .
- La relación de huella urbana adopta valores comprendidos entre 3% y $2,6 \%$, decreciendo un 23% en el período de estudio, fenómeno que se observa especialmente desde el año 2005 en adelante.
- La velocidad de crecimiento promedio de la superficie edificada, discriminada por localidades, arrojó valores de entre $0,01$ y $0,80 \text{ km}^2/\text{año}$, mientras que sus relaciones de radios urbanos se establecieron entre $2,1$ y $4,0$. El coeficiente de correlación de Spearman entre estos dos parámetros dio $-0,05$ sugiriendo que ambos son independientes entre sí.
- Las tres localidades de la cuenca con mayor velocidad de crecimiento medio fueron Villa Carlos Paz, Cosquín, y Tanti.
- De las 21 localidades analizadas, 16 presentan una inflexión visible en la curva de crecimiento entre los años 2000 a 2005, con un crecimiento en la velocidad promedio de edificación a partir de ese período.
- La densidad de población por superficie edificada se redujo $2,5$ veces desde 1972 al 2020, desde un valor de $4300 \text{ hab}/\text{km}^2$ hasta $1700 \text{ hab}/\text{km}^2$. La densidad en la huella urbana bajó de 1400 a $800 \text{ hab}/\text{km}^2$ entre 1972 y 1981, desde ese año se mantiene con poco cambio, alrededor de $795 \text{ hab}/\text{km}^2$ o 1260 m^2 edificados/hab.

En el análisis de las distribuciones de valores para las variables geomorfológicas y geográficas respecto de los píxeles edificados y su correlación con la densidad de edificación se observa que:

- Las edificaciones tienden a desarrollarse en zonas menos elevadas, tanto en su entorno local como en el del radio urbano.
- La pendiente mostró el mismo comportamiento que las elevaciones, con mayor ocurrencia de píxeles edificados en valores bajos de esta variable, con un valor de límite superior encontrado para el decil 9 de los datos de 11°.
- La distancia a la mitad de la pendiente, que indica la distancia a la zona de menor estabilidad respecto al potencial gravitatorio, muestra un comportamiento opuesto a los anteriores. Las edificaciones prevalecen a distancias mayores, situándose en la cercanía de los llanos (crestas o valles).
- La distribución de edificación respecto a la orientación mostró ser excepcionalmente uniforme, mostrando las menores distancias de Bhattacharyya respecto a las distribuciones de espacios total vs disponible.
- Las geoformas mostraron una distribución no uniforme respecto a la edificación, siendo las más frecuentes “pico” y “plano”, seguidos por “paso” y “cresta”, y por último “canal” y “pozo”. Denotando una tendencia a ocupar posiciones planas o elevadas respecto a su entorno cercano.
- Las redes de drenaje y red vial muestran una tendencia de la edificación a ocurrir en la cercanía de cursos de agua y caminos, siendo este efecto más acentuado para la red de caminos.
- El grado de correlación que mostraron las variables analizadas respecto a la densidad urbana en los píxeles edificados, fue bajo cuando se utilizan la totalidad de los datos. No obstante el máximo valor de densidad urbana sí posee un alto grado de correlación, con excepción de la orientación. En concordancia con el análisis de distribución, las correlaciones elevadas son negativas para todas las variables, excepto la distancia a la mitad de la pendiente que resulta positiva.

Desde el inicio de este trabajo, la obtención de resultados estuvo condicionada por la calidad de las clasificaciones temáticas obtenidas a partir de los datos satelitales existentes. Al comenzar la tesis se observó la existencia de una diversidad de fuentes de imágenes satelitales, pero sin duda el archivo más extenso lo constituía la colección de escenas Landsat, formado por productos de calidad y resoluciones diferentes, abarcando casi cinco décadas de muestreo de la superficie terrestre.

Con un nivel de procesamiento considerado inicialmente insuficiente para encarar el estudio, y desconociendo la viabilidad de obtención de clasificaciones confiables para los primeros productos correspondientes al sensor *Multispectral Scanner System*, por sus limitadas resoluciones radiométrica y espacial, se orientaron los esfuerzos de la tesis en generar un procedimiento común de procesamiento y clasificación de las imágenes para todos los sensores y productos disponibles.

Durante el desarrollo de estos procedimientos se profundizó en el estudio e implementación de algoritmos computacionales especializados en la manipulación de datos espaciales. Estos algoritmos se integraron en un prototipo de software, con la finalidad de mejorarlo posteriormente y generar un producto capaz procesar imágenes satelitales Landsat, destinado a profesionales que deseen utilizar los datos mencionados, pero carecen de las herramientas y destrezas necesarias para acondicionarlos y generar productos derivados. El prototipo apodado Ardema, a la fecha de presentación de este escrito, es objeto de desarrollo, mejora y validación por parte de un grupo de profesionales de Ceproc.

Cabe destacar que existen en la actualidad distintos programas de cómputo capaces de calibrar imágenes satelitales, realizar correcciones atmosféricas, corregir sombreado topográfico y generar índices espectrales. No obstante estos productos no suelen incorporar todas esas funcionalidades a la vez, y ser capaces de ejecutarlas de forma automática, sin poseer conocimientos específicos acerca de las funciones matemáticas involucradas, tener que hacer mayor o menor búsqueda de parámetros en los metadatos que acompañan las escenas, recurrir a procedimientos no estandarizados de corrección y en algunos casos tener que introducir complicadas y extensas ecuaciones de cálculo. Más aún, emplear algunas herramientas muy conocidas en el mundo de la geomática actual hacen necesario tener destreza en la instalación de sistemas de programación y librerías informáticas. El objetivo de Ardemá es eliminar todas esas complicaciones que favorecen la ocurrencia de error humano y brindar un programa con simplicidad de manejo que ejecute las tareas mencionadas al pulsar un botón de la interfase gráfica de usuario, accesible tanto para un profesor de geografía de nivel primario hasta un especialista en el tema.

El método desarrollado de pretratamiento y clasificación de las imágenes está optimizado para obtener productos confiables en suelo semiárido. Aunque su desempeño está probado en la región de estudio, puede ser aplicado en cualquier región de la Argentina, y tal vez el mundo. El procedimiento de evaluación de desempeño se implementó utilizando herramientas gratuitas como es la plataforma Google Earth. Se ha abundado en detalle en el desarrollo de la tesis, de forma que todo el método sea fácilmente reproducible.

También se implementó un método para clasificar los píxeles edificados y determinar la huella urbana y sus componentes espaciales. En el desarrollo se emplearon técnicas de procesamiento espacial, filtrado digital de imágenes y operaciones lógicas entre píxeles para obtener un cómputo razonable de los segmentos componentes del paisaje urbano y sus métricas asociadas.

Se espera que toda esta metodología, en su conjunto, se constituya en una herramienta valiosa para los profesionales abocados al estudio del fenómeno del crecimiento urbano y su impacto en el ecosistema y el paisaje, como así también para los decisores del ordenamiento territorial. Los datos producidos y recopilados no pretenden tener carácter definitivo, sino más bien exploratorio. Desde ese punto de vista este trabajo presentado pretende mostrar una forma de adquirir los datos, facilitando la consecución de estudios similares.

El análisis utiliza escenas de libre acceso, libres de costo, disponibles para cualquier interesado. Una desventaja de esta fuente de datos es sin duda su resolución espacial la que da como resultados sobreestimaciones en las superficies edificadas y huella urbana, si se compara con los resultados obtenidos al utilizar escenas de mayor resolución. Por otra parte, se han conducido numerosos estudios a nivel global con esas resoluciones y los resultados observados pueden ser utilizados para la caracterización y comparación de las zonas de estudio.

Respecto a las tasas de crecimiento de la urbanización, éstas se encuentran en los niveles predichos por organismos internacionales. Comparando con el Gran Córdoba (GCO), entre 2005 a 2016, la cuenca evidencia una mayor tasa de crecimiento de la edificación (300% mayor), sin embargo los factores de crecimiento son muy similares (aproximadamente 2). En la cuenca el aumento poblacional se estimó en 16%, 60% mayor al estimado para GCO. Si bien los números pueden variar por efecto de la resolución, es un claro indicio del nivel de transformaciones de origen antrópico a los que la superficie de la cuenca está sometida, y a la posibilidad de que éstas desencadenen efectos no deseados sobre el embalse y la región.

Las variables de geomorfológicas empleadas en los análisis de distribución y correlación respecto a las zonas edificadas, se obtuvieron a partir de un modelo de elevación desarrollado entre los años 2011

y 2016. Se espera que para la zona se generen nuevos modelos, mejorados y actualizados, producidos por interferometría radar a partir de los datos de las plataformas Saocom, recientemente lanzadas por Argentina. Esto permitiría la realización de futuros estudios más detallados que incluyan elementos geomórficos dinámicos.

Sobre el desarrollo urbano podemos obtener las siguientes conclusiones:

- La ocurrencia de edificaciones en la zona no es azarosa, sino un proceso complejo influenciado por diversos factores, de los cuales este estudio aborda una pequeña parte. Los datos observados, relativos al desarrollo de las edificaciones y las variables del terreno, en el contexto de este trabajo y en base a las resoluciones espaciales que la metodología aplicada permite, sugieren que existen dos regímenes o etapas distinguibles en la expansión urbana:
 1. El primero corresponde al que se da en las fases tempranas, con abundante espacio disponible para edificar. En éste las variables elevación, pendiente, distancia a zonas planas, geoforma local y distancia a fuentes de agua y caminos tienen una influencia marcada en la ocurrencia o no de edificación.
 2. El segundo régimen se aprecia cuando los espacios disponibles se hacen escasos, posiblemente inicie cuando la velocidad de crecimiento de la edificación supera al número de estos espacios. En esta etapa la edificación ocurre independiente mente de las características del suelo analizadas. Siendo la pendiente el único factor cuasi-limitante encontrando poca edificación en pendientes mayores de 40°.
- La morfología de la expansión, apreciables en términos de relación de huella urbana, parece independiente de la velocidad de la misma. Esto puede obedecer tanto a la complejidad del proceso en si como a la falta de planificación.
- La superficie edificada tiene una dependencia lineal positiva con el número de habitantes en el período analizado. Teniendo en cuenta que el ritmo de expansión de la población en la zona, la que también parece responder a una cinética lineal en el citado período, y los efectos sobre el paisaje y más concretamente sobre el medio hídrico que este desarrollo puede producir y la escala que puede alcanzar, deberían tomarse medidas de ordenamiento territorial acompañadas del fortalecimiento de las medidas de protección del recurso hídrico, sobre todo si se tiene en cuenta que éste constituye una de las fuentes de agua principales de la ciudad capital de la provincia de Córdoba.

Sobre las perspectivas a futuro:

Los resultados obtenidos en las determinaciones de píxeles edificados presentan ciertas deficiencias propias de la resolución empleada. Tienden a sobre valorar el área edificada, y a clasificar como edificado al suelo desnudo. Esto hace que las perturbaciones producidas por tierras de cultivo, explotaciones mineras y caminos de tierra se clasifiquen como edificados. Los dos últimos podrían ser tomados como elementos urbanos, la apertura de nuevas calles antecede a la edificación y es un proceso que precede la expansión de la huella urbana. Por su efecto en el paisaje y en la movilización de material y aumento de la erosionabilidad del terreno, tanto la apertura de caminos como las explotaciones mineras podrían incorporarse a la huella urbana, de la misma manera que se haría con el área afectada por la creación de un parque industrial.

Se demostró que las imágenes de resolución media valoran en exceso las características urbanas. Este hecho es una oportunidad para proponer una línea de trabajo, abocada a generar un mecanismo de

calibración que ecualice las determinaciones obtenidas, para generar productos con resultados similares a los que se obtendrían mediante el uso de resoluciones espaciales media-alta a altas. Una vía sencilla de lograr este objetivo consiste en encontrar los valores adecuados de píxel internos en el kernel de convolución utilizado para el cálculo de densidad urbana (ver sección 41).

En el trabajo presentado las imágenes analizadas no se alteraron de manera alguna, se descartaron píxeles marcados como erróneos, no se utilizaron filtros morfológicos previos a la clasificación ni posteriores a ella para mantener inalterados los resultados. No obstante las operaciones de filtrado de imágenes utilizadas para mejorar relaciones señal ruido o realzar características podrían ser de utilidad, se podría en futuros trabajos explorar esta posibilidad.

La tesis centra los esfuerzos en privilegiar la extensión del análisis al incorporar escenas del sensor MSS. Esto permite comenzar el análisis en el año 1972, en lugar de hacerlo en 1982. La plataforma Google Earth Engine permite hacer análisis del crecimiento urbano, pero presenta ciertas dificultades de integración de los datos MSS. Una posibilidad interesante sería plantear algún mecanismo de integración de la metodología desarrollada en esta tesis para incorporar no sólo datos Landsat sino también otras fuentes satelitales empleando esta plataforma y evaluar los nuevos resultados obtenidos con la finalidad de perpetuar y mejorar este tipo de análisis en otras regiones.

La exploración de variables sobre el terreno puede hacerse sistemáticamente, incorporando a ésta otros parámetros de interés y construir modelos predictivos capaces de indicar qué zonas son aptas y susceptibles de ocupación, proponer zonas protegidas, planear y optimizar sistemas de transporte y distribución de alimentos y personas, entre otras.

Sobre el software prototipo Ardema, se espera que se constituya en un programa publicado, fácilmente accesible a profesionales y educadores del campo de la geomática, que facilite el acceso a información satelital procesada, ahorrando tiempos de proceso y desarrollo de algoritmos. También se espera que sirva como elemento de cooperación entre Ceprocor y Conae, las instituciones que de alguna manera aportaron los elementos necesarios para su constitución, y que con el aporte de ambas se pueda dar continuidad al proyecto.

Bibliografía

- [1] J. Szabó, L. D. Dávid, D. Lóczy, Z. Baros, and P. Rózsa, “Anthropogenic geomorphology : a guide to man-made landforms,” 2010.
- [2] Department of Economic and Social Affairs, Population Division, “World population prospects 2019: Highlighths,” tech. rep., United Nations, 2019.
- [3] Naciones Unidas. Departamento de Asuntos Económicos y Sociales, “Las ciudades seguirán creciendo, sobre todo en los países en desarrollo, 2018.” <https://www.un.org/development/desa/es/news/population/2018-world-urbanization-prospects.html>. Accessed: 2019-03.
- [4] C. Peralta, “¿Hacia dónde se mudan los cordobeses?. Migración reciente en Córdoba, principales destinos urbanos,” in *3º Congreso Internacional Vivienda y Ciudad: Debate en torno a la Nueva Agenda Urbana*, pp. 1204–1222, 2018.
- [5] S. Angel, J. Parent, and D. Civco, “Urban sprawl metrics: An analysis of global urban expansion using gis,” vol. 1, 01 2007.
- [6] F. Yuan, K. Sawaya, B. Loeffelholz, and M. Bauer, “Land cover classification and change analysis of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area by multitemporal Landsat remote sensing,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 98, pp. 317–328, 10 2005.
- [7] Bonachea et al, “Natural and human forcing in recent geomorphic change; case studies in the Rio de la Plata basin,” *The Science of the total environment*, vol. 408, pp. 2674–95, 04 2010.
- [8] J. Valdiviezo, A. Téllez-Quiñones, A. Salazar-Garibay and A. López-Caloca, “Built-up index methods and their applications for urban extraction from Sentinel 2A satellite data: discussion,” *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 35, pp. 35–44, Jan 2018.
- [9] H. Xu, “Analysis of impervious surface and its impact on urban heat environment using the normalized difference impervious surface index (NDISI),” *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 76, p. 557–565, 05 2010.
- [10] V. Rivas et al, “Geomorphic consequences of urban development and mining activities; an analysis of study areas in Spain and Argentina,” *Geomorphology*, vol. 73, no. 3, pp. 185 – 206, 2006.
- [11] J. Syvitski, C. Vörösmarty, A. Kettner and P. Green, “Impact of humans on the flux of terrestrial sediment to the global coastal ocean,” *Science*, vol. 308, no. 5720, pp. 376–380, 2005.
- [12] P. Nyenje, J. Foppen, S. Uhlenbrook, R. Kulabako, and A. Muwanga, “Eutrophication and nutrient release in urban areas of sub-Saharan Africa — a review,” *Science of The Total Environment*, vol. 408, no. 3, pp. 447 – 455, 2010.
- [13] D. Bayne, W. Seesock, C. Webber, and J. McGuire, “Cultural eutrophication of West Point Lake — a 10-year study,” *Hydrobiologia*, vol. 199, pp. 143–156, 1990.
- [14] S. Chiavassa, B. Ensabella, and J. Deon, “Territorialidades en conflicto y acciones colectivas: Las luchas por el agua en sierras chicas, provincia de córdoba, argentina,” 2017.
- [15] INDEC - Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina, “Censo Nacional de Población, Familias y Viviendas de 1970,” 1971.
- [16] Dirección de Estadísticas Socio-demográficas, Dirección General de Estadística y Censos de la Prov. de Córdoba, “Provincia de Córdoba según: Municipios y comunas,” 2012.

- [17] Google LLC, “Google Earth Pro v.7.3.1..” <https://www.google.com>, 2018.
- [18] A. German, “Alerta de explosiones algales en el Embalse San Roque a partir de datos satelitales diarios y mediciones de campo,” Master’s thesis, Universidad Nacional de Córdoba - FAMAFA, 2017.
- [19] F. Manzano and G. Velázquez, “La Evolución de las ciudades intermedias en la Argentina,” *Geo UERJ*, 12 2015.
- [20] G. Duranton and D. Puga, “The growth of cities,” *Handbook of Economic Growth*, vol. 2, pp. 781–853, 12 2014.
- [21] E. Chuvieco Salinero, *Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el espacio*, ch. 2, pp. 49–50. Ariel, 3 ed., 2006.
- [22] V. Ramos, “Tectonics of the late proterozoic – early paleozoic: a collisional history of Southern South America. episodes 11(3): 168-174.,” *Episodes*, vol. 11, 04 1988.
- [23] C. Carignano, D. Kröhling, S. Degiovanni, and M. Cioccale, *Geomorfología de la provincia de Córdoba (Argentina)*, pp. 747–822. 01 2014.
- [24] Ag. Córdoba D.A.C.yT.- Dirección de Ambiente, *Regiones Naturales de la provincia de Córdoba*, pp. 29–34. 2003.
- [25] G. Elcano and L. Vicario, “Evaluación de sequías hidrológicas en los tributarios de la cuenca alta del río Suquía, provincia de Córdoba,” tech. rep., INA-CIRSA, 2018.
- [26] Dirección de Estadísticas Socio-demográficas, Dirección General de Estadística y Censos de la Provincia de Córdoba, “Censo Nacional 2010 -Síntesis Villa Carlos Paz,” 2012.
- [27] I. Biain, “Córdoba ofrece más de un millón de plazas hoteleras al año. Casi la mitad en Carlos Paz.” <https://infonegocios.info/plus/cordoba-ofrece-mas-de-un-millon-de-plazas-hoteleras-al-ano-casi-la-mitad-en-carlos-paz>, 2010. Accessed: 2019-05.
- [28] U. Huber, “Pueblos Originarios de las tierras de Biale Massé.” http://www.bialetmasse.com/museobialetmasse/pueblos_originarios.htm, 2015. Accessed: 2019-03.
- [29] E. J. Maeder, “Historia y resultados del censo confederal de 1857,” *Revista: Trabajos y Comunicaciones*, no. 18, pp. 137–162, 1968.
- [30] Dirección de Estadísticas Socio-demográficas, Dirección General de Estadística y Censos de la Provincia de Córdoba, “Provincia de Córdoba según departamentos,” 2012.
- [31] J. Martínez-Vega, M. Martín, J. Montejó, J. Vizoso, and J. Recio, *Guía didáctica de Teledetección y Medio Ambiente*. 2014.
- [32] M. Labrador García, J. Brondo, and M. Arbelo, *Satélites de teledetección para la gestión del territorio*. 01 2012.
- [33] Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio de Estados Unidos, “Worldview portal about notes,” 2020.
- [34] IDECOR. Gob. de la Provincia de Córdoba, “La Interferometría como herramienta de gestión territorial.” <https://idecor.cba.gov.ar/la-interferometria-como-herramienta-de-gestion-territorial/>, 2018. Accessed: 2019-10.

- [35] A. de la Torre et al, “Algunas aplicaciones recientes de la técnica de radio ocultamiento satelital en el estudio de procesos atmosféricos,” *Boletín Geográfico, Universidad Nacional del Comahue*, vol. 35, pp. 29–45, 11 2013.
- [36] A. Felicísimo, *Modelos Digitales del Terreno. Introducción y Aplicaciones en las Ciencias Ambientales*. Pentalfa, 1994.
- [37] Department of the Interior U.S. Geological Survey, “Earth Explorer Portal .” <https://earthexplorer.usgs.gov/>, 2019. Accessed: 2019-01.
- [38] Department of the Interior U.S. Geological Survey, “Landsat Collection 1 Level 1 Product Definition.” <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-collection-1-level-1-product-definition>, 2019. Accessed: 2019-06.
- [39] Department of the Interior U.S. Geological Survey, “USGS EROS Archive - Landsat Archives - Landsat 1-5 Multispectral Scanner (MSS) Level-1 Data Products.” <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-archives-landsat-1-5-multispectral-scanner-mss-level-1-data-products>, 2019. Accessed: 2021-06.
- [40] Department of the Interior U.S. Geological Survey, “USGS EROS Archive - Landsat Archives - Landsat 4-5 Thematic Mapper (TM) Level-1 Data Products.” <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-archives-landsat-4-5-thematic-mapper-tm-level-1-data-products>, 2019. Accessed: 2021-06.
- [41] Department of the Interior U.S. Geological Survey, “USGS EROS Archive - Landsat Archives - Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) and TIRS (Thermal Infrared Sensor) Level-1 Data Products.” <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-archives-landsat-8-oli-operational-land-imager-and-tirs-level-1-data-products>, 2019. Accessed: 2021-06.
- [42] Instituto Geográfico Nacional de la República Argentina, “MDE-AR Modelo digital de elevaciones de la Argentina.” www.ign.gov.ar/NuestrasActividades/Geodesia/ModeloDigitalElevaciones/Introduccion, 2019. Accessed: 2019-06.
- [43] D. Potere, “Horizontal positional accuracy of Google Earth’s high-resolution imagery archive,” *Sensors*, vol. 8, 12 2008.
- [44] H. Morales, IDECOR, “Mapa de los radios urbanos de la Provincia de Córdoba.” <http://gn-idecorserver.cba.gov.ar/geoserver/wfs>, 2017. Accessed: 2020-05.
- [45] Instituto Geográfico Nacional de la República Argentina, “Mapa: Red vial primaria.” https://dns.ign.gov.ar/apps/api/v1/capas-sig/Transporte/Vial/vial_primaria/shp, 2019. Accessed: 2019-06.
- [46] INDEC - Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina, “Censo nacional de población y vivienda 1991. Resultados definitivos por localidad censos 1991 y 1980. Serie G n^o1,” 1995.
- [47] INDEC. Censo Nacional de Población y Vivienda 1991 y Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2001, “Cuadro 12.1. Provincia de Córdoba según localidad. Población censada en 1991 y población por sexo en 2001,” 2007.

- [48] Observatorio Integral de la Región. Investigaciones y Estudios Estadísticos del Centro del País, “Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010 – INDEC. Resultados definitivos de población para la provincia y el Dpto. General San Martín,” 2013.
- [49] IDECOR, Lic. Geog. Mara Rojas, “Mapa de superficie construida de la provincia de Córdoba.” https://www.mapascordoba.gob.ar/metadatos/30_superficie_construida.pdf, 2019. Accessed: 2021-10.
- [50] IDECOR, Lic. Geog. Mara Rojas, “Mapa de fragmentación urbana nivel detallado.” https://www.mapascordoba.gob.ar/metadatos/28_fragmentacion_urbana_nivel_detallado.pdf, 2019. Accessed: 2021-10.
- [51] Exelis Visual Information Solution, “Envi v.5.3.” <https://www.harrisgeospatial.com/>, 2015. Accessed: 2019-06.
- [52] Open Source Geospatial Foundation, “QGIS Geographic Information System . Open Source Geospatial Foundation Project. v3.4.2-Madeira.” <http://qgis.org>, 2019. Accessed: 2019-06.
- [53] Python Software Foundation, “Python v. 2.7.” <http://www.python.org>, 2010. Accessed: 2019-06.
- [54] P. Raybaut, “Spyder IDE v. 3.2.8.” <https://www.spyder-ide.org/>, 2018. Accessed: 2019-06.
- [55] Anaconda Inc., “Anaconda v. 5.3.1.” <https://www.anaconda.com>, 2018. Accessed: 2019-06.
- [56] Lazarus and Free Pascal Team, “Lazarus IDE v. 1.8.4.” <https://www.lazarus-ide.org>, 2018. Accessed: 2019-06.
- [57] O. Conrad et al, “System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4.” <http://www.geosci-model-dev.net/8/1991/2015/gmd-8-1991-2015.html>, 2015. Accessed: 2019-06.
- [58] V. Henrich, “Index DataBase. a database for remote sensing indices.” <https://www.indexdatabase.de>, 2012. Accessed: 2020-03.
- [59] Harris Geospatial Solutions, “Spectral indices.” <https://www.harrisgeospatial.com/docs/SpectralIndices.html>, 2020. Accessed: 2020-03.
- [60] G. Chander and B. Markham, “Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, pp. 893–903, 05 2009.
- [61] Center for Environmental and Geographic Information Services, United States Forest Services, Bangladesh Forest Service, *Advanced Remote Sensing and GIS Training Manual*. Center for Environmental and Geographic Information Services, 2014.
- [62] Y. Zhang, “An improved 6s code for atmospheric correction based on water vapor content,” *Advances in Remote Sensing*, vol. 01, pp. 14–18, 01 2012.
- [63] A. Salman Mahiny and B. Turner, “A comparison of four common atmospheric correction methods,” *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 73, pp. 361–368, 04 2007.
- [64] A. Brizuela, C. Aguirre, and I. Velasco, “Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal,” 04 2020.

- [65] P. Chavez, Jr, “An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 24, pp. 459–479, 04 1988.
- [66] C.Huang et al, “Automated masking of cloud and cloud shadow for forest change analysis using Landsat images,” *International Journal of Remote Sensing - INT J REMOTE SENS*, vol. 31, pp. 5449–5464, 10 2010.
- [67] Z. Zhu, S. Wang, and C. Woodcock, “Improvement and expansion of the fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 159, 01 2015.
- [68] Q. Cheng, H. Shen, L. Zhang, Q. Yuan, and C. Zeng, “Cloud removal for remotely sensed images by similar pixel replacement guided with a spatio-temporal MRF model,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 92, p. 54–68, 06 2014.
- [69] R. Vázquez-Jiménez, R. Romero-Calcerrada, C. Novillo, R. Ramos-Bernal, and P. Arrogante-Funes, “Corrección topográfica a imágenes Landsat por clases de pendiente,” 03 2016.
- [70] S. Hantson and E. Chuvieco, “Evaluation of different topographic correction methods for landsat imagery,” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 13, no. 5, pp. 691–700, 2011.
- [71] Y. Malbeteau et al, “Correcting land surface temperature data for elevation and illumination effects in mountainous areas: A case study using ASTER data over a steep-sided valley in Morocco,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 189, pp. 25–39, 02 2017.
- [72] D. Riaño, E. Chuvieco, J. Salas, and I. Aguado, “Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types (2003),” *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 1056 – 1061, 06 2003.
- [73] S. Soenen, D. Peddle, and C. Coburn, “Topographic correction in forested terrain using sun-canopy-sensor geometry and canopy reflectance models,” *Proceedings of the 26th Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp. 155–165, 01 2005.
- [74] E. Garcia Gonzales, “Aplicación de la corrección del sombreado topográfico para la identificación y delimitación de cuerpos de agua en la región andina del Perú dentro de un sig raster,” *Geofocus: Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica, ISSN 1578-5157, N^o. 8, 2008*, 04 2020.
- [75] M. Vincini and D. Reeder, “Minnaert topographic normalization of landsat tm imagery in rugged forest areas,” *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 33, no. B7/4; PART 7, pp. 1642–1646, 2000.
- [76] Y. Fan, T. Koukal, and P. J. Weisberg, “A sun-crown-sensor model and adapted C-correction logic for topographic correction of high resolution forest imagery,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 96, pp. 94–105, Oct. 2014.
- [77] W. Tadesse, T. Coleman, and T. Tsegaye, “Improvement of land use and land cover classification of an urban area using image segmentation from landsat etm+ data,” in *Proceedings of the 30th international symposium on remote sensing of the environment*, pp. 10–14, Citeseer, 2003.
- [78] J. A. Richards and J. Richards, *Remote sensing digital image analysis*, vol. 3. Springer, 1999.
- [79] P. Mather, *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*, vol. 2. 01 1999.

- [80] G. Trianni and E. Angiuli, “Urban mapping in Landsat images based on normalized difference spectral vector,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 11, pp. 661 – 665, 03 2014.
- [81] B. Szuster, Q. Chen, and M. Borger, “A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones,” *Applied Geography*, vol. 31, pp. 525–532, 04 2011.
- [82] A. Singh, “Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, pp. 989–1003, 06 1989.
- [83] A. Asokan and A. Jude, “Change detection techniques for remote sensing applications: a survey,” *Earth Science Informatics*, vol. 12, pp. 1–18, 03 2019.
- [84] A. Schneider, “Monitoring land cover change in urban and pen-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 124, p. 689–704, 06 2012.
- [85] Y. Zha and J. Gao, “Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, pp. 583–594, 02 2003.
- [86] R. Congalton, “Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information,” *International Journal of Wildland Fire*, vol. 10, pp. 321–328, 01 2001.
- [87] T. Boca and G. Rodríguez, “Métodos estadísticos de la evaluación de la exactitud de productos derivados de sensores remotos,” *Instituto de Clima y Agua, INTA Castelar*, 2012.
- [88] Harris Geospatial Solutions, Inc., “Calculate confusion matrices,” *L3 Harris Geospatial documentation center en <https://www.l3harrisgeospatial.com/docs/calculatingconfusionmatrices.html>*, 2020.
- [89] A. Shlomo, J. Parent, and D. Civco, “The Fragmentation of Urban Footprints: Global Evidence of Sprawl, 1990-2000,” *Lincoln Institute of Land Policy- Working Paper*, 2010.
- [90] A. Shlomo, F. Sara, L. Yang, and A. Blei, “The shape compactness of urban footprints,” *Progress in Planning*, 12 2018.
- [91] C. Romo, “Las urbanizaciones residenciales cerradas en la periferia de Córdoba. Nuevas modalidades en la expansión suburbana del siglo XXI,” *Revista Pensum*, vol. 1, pp. 83–97, 2015.
- [92] S. Camiz and P. Maurizio, “An approach to dem analysis for landform classification based on local gradients,” *Earth Science Informatics*, vol. 11, 06 2018.
- [93] M. L. Alves, B. B. Ferreira, and F. R. Leta, “Evaluación de parámetros de rugosidad usando análisis de imágenes de diferentes microscopios ópticos y electrónicos ,” *Información tecnológica*, vol. 22, pp. 129 – 146, 00 2011.
- [94] Y. Ke, J. Im, J. Lee, H. Gong, and Y. Ryu, “Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 164, 04 2015.
- [95] G. Meeragandhi, S. Arun, N. Thummala, and A. Christy, “NdvI: vegetation change detection using remote sensing and gis – A case study of Vellore District,” *Procedia Computer Science*, vol. 57, pp. 1199–1210, 12 2015.

- [96] Harris Geospatial Solutions Inc., “Region of Interest (ROI) Tool,” *L3 Harris Geospatial documentation center* en <https://www.l3harrisgeospatial.com/docs/regionofinteresttool.html#ROIseparability>, 2020.
- [97] J. Mas, J. Díaz-Gallegos, and A. Vega, “Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión,” *Investigaciones geográficas*, pp. 53–72, 08 2003.
- [98] Ag. Cordoba Turismo, “Horno histórico en Biale Massé.” <https://www.cordobaturismo.gov.ar/experiencia/horno-historico-en-bialet-masse/>. Accessed: 2021-10.
- [99] Ag. Cordoba Turismo, “Capilla San José, una joya religiosa en Santa María de Punilla.” <https://www.cordobaturismo.gov.ar/experiencia/capilla-san-jose-una-joya-religiosa-en-santa-maria-de-punilla/>. Accessed: 2021-10.
- [100] Ag. Cordoba Turismo, “Capilla de San Plácido, primera capilla que se edificó, en el mundo, en honor a este santo.” <https://www.cordobaturismo.gov.ar/capilla-de-san-placido-prime-ra-capilla-que-se-edifico-en-el-mundo-en-honor-a-este-santo/>. Accessed: 2021-10.
- [101] Turismo Córdoba, “Capilla Santa Barbara y Cascada de Olaen.” <http://www.turismocordoba.info/capilla-santa-barbara-y-cascada-de-olaen/>. Accessed: 2021-10.
- [102] Expresión Norte, “El Tren de las sierras: Una historia de marchas y contramarchas.” <http://expresionnorte.com.ar/el-tren-de-las-sierras-una-historia-de-marchas-y-contramarchas/>. Accessed: 2021-10.
- [103] Secretaría de Planificación Territorial de la Inversión Pública. Ministerio del Interior y Obras Públicas., “Plan estratégico territorial: Santa María de Punilla.” https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/plan_estrategico_territorial_santa_maria_de_punilla.pdf. Accessed: 2021-10.
- [104] Norberto E. HUBER, “El Santa María de ayer.” <http://www.bialetmasse.com/elsantamariadeayer/index.htm>. Accessed: 2021-10.
- [105] H. Dietrich and J. Böhner, “Cold air production and flow in a low mountain range landscape in Hessia (Germany),” *SAGA - Seconds Out, Hamburger Beiträge zur Physischen Geographie und Landschaftsökologie*, 01 2008.
- [106] O. Conrad, “Module Morphometric Features, SAGA-GIS Module Library Documentation.” http://www.saga-gis.org/saga_tool_doc/2.2.5/ta_morphometry_23.html, 2013. Accessed: 2019-12.
- [107] J. M. Utts, “The rainbow test for lack of fit in regression,” *Communications in Statistics - Theory and Methods*, vol. 11, no. 24, pp. 2801–2815, 1982.
- [108] J. Perktold, S. Seabold and J. Taylor, “Harvey collier test for linearity.” https://www.statsmodels.org/stable/generated/statsmodels.stats.diagnostic.linear_harvey_collier.html, 2020. Accessed: 2020-11.
- [109] O. Martínez-Ortega et al, “El coeficiente de correlación de los rangos de Spearman. Caracterización,” *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, vol. 8, pp. 0 – 0, 06 2009.
- [110] IDECOR, Lic. Geog. Mara Rojas, “Mapa de Fragmentación Urbana: nuevos datos e indicadores.” <https://idecor.cba.gov.ar/mapa-de-fragmentacion-urbana-nuevos-datos-e-indicadores/>, 2019. Accessed: 2021-10.

- [111] Google LLC, “Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone.” <https://earthengine.google.com/platform/>. Accessed: 2021-10.
- [112] G. Lanfranchi, C. Cordara, J. I. Duarte, and T. G. Hutton, *Cómo crecen las ciudades argentinas. Estudio de la expansión de 33 grandes aglomerados.* : CIPPEC, 2019.
- [113] J. B. de Leon, A. R. Martínez and F. L. Giraldo, “Métricas de similitud aplicadas para análisis de imágenes de fotoelasticidad,” *Dyna*, vol. 80, pp. 42 – 50, 06 2013.
- [114] Scipy.org, “Scipy stats spearman coeficient.” <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.stats.spearmanr.html>, 2020. Accessed: 2020-11.
- [115] IDECOR, Gob. Prov. de Córdoba, “¿Cuándo se realizaron los primeros mapas de Córdoba?.” <https://idecor.cba.gov.ar/cuando-se-realizaron-los-primeros-mapas-de-cordoba/>, 2018. Accessed: 2018-06.
- [116] S. Ludueña, and M. Job, “Catástrofes naturales que marcaron la historia de Córdoba.” <http://www.lavoz.com.ar/ciudadanos/catastrofes-naturales-que-marcaron-la-historia-de-cordoba>, 2015. Accessed: 2018-03.
- [117] L. Frías, *Historia del Dique San Roque*. Córdoba: Editorial Municipal, 1986.
- [118] R. E. Ballester, “Proyecto del nuevo dique San Roque. Estudios realizados y fundamentos de la obra,” *Revista de la Universidad Nacional de Córdoba* 1/2(18), 1931.
- [119] R. S. Aruj, “Causas, consecuencias, efectos e impacto de las migraciones en Latinoamérica,” *Papeles de población*, vol. 14, pp. 95 – 116, 03 2008.
- [120] M. Ramírez and V. Pértile, “Crecimiento poblacional, expansión urbana y cambio de usos de suelo en ciudades intermedias de la provincia del Chaco, Argentina. El caso de Juan José Castelli,” *Estudios Socioculturales. Revista de Geografía*, vol. 21, pp. 111 – 131, 2017.
- [121] C. Fang and D. Yu, “Urban agglomeration: An evolving concept of an emerging phenomenon,” *Landscape and Urban Planning*, vol. 162, pp. 126–136, 2017.
- [122] INDEC - Instituto Nacional de Estadística y Censos de la República Argentina, “Localidades incluidas en los Aglomerados Urbanos de la Encuesta Permanente de Hogares continua hasta el 2do.Trimestre 2006.” https://www.indec.gov.ar/dbindec/Localidades_EPHContinua_hasta_2do_Trimestre_2006.pdf. Accessed: 2020-06.
- [123] W. Bulege, “Crecimiento demográfico y cambio climático,” *Apuntes de Ciencia y Sociedad*, vol. 03, pp. 4–5, 06 2013.
- [124] V. Amé, A. Ferral, V. Solís, “Eutrofización en el embalse San Roque y floraciones masivas de cianobacterias. Seguimiento por técnicas geoespaciales.” <https://unciencia.unc.edu.ar/medioambiente/monitorean-por-satelite-la-explasion-de-algas-en-el-embalse-san-roque/>, 2017. Accessed: 2021-01.
- [125] G. Chalar Marquisá, M. Gerhard, M. Piana, and D. Fabián, *Hidroquímica y eutrofización en tres embalses subtropicales en cadena (Uruguay)*, pp. 121–147. 01 2014.
- [126] GRASS Development Team, “r.kappa - calculates error matrix and kappa parameter for accuracy assessment of classification result.” <https://grass.osgeo.org/grass78/manuals/r.kappa.html>, 2019. Accessed: 2021-02.

- [127] S. Seabold and J. Perktold, “statsmodels: Econometric and statistical modeling with python,” in *9th Python in Science Conference*, 2010.
- [128] P. Fernández, *Introducción a los modelos de regresión*. Plaza y Valdés, México, D.F, 2013.
- [129] M. V. A. Fernández, *Muestreo estadístico*. Septem Ediciones, S L. Cimadevilla 15, esc. A 1^oC 33003-Oviedo, 2005.
- [130] A. R. As-syakur, I. W. Adnyana, I. W. Arthana, and I. W. Nuarsa, “Enhanced built-up and bareness index (EBBI) for mapping built-up and bare land in an urban area,” *Remote Sensing*, vol. 4, issue 10, pp. 2957-2970, vol. 4, pp. 2957–2970, 10 2012.
- [131] A. Garg, D. Pal, H. Singh, and D. C. Pandey, “A comparative study of ndbi, ndisi and ndii for extraction of urban impervious surface of dehradun [uttarakhand, india] using landsat 8 imagery,” in *2016 International Conference on Emerging Trends in Communication Technologies (ETCT)*, pp. 1–5, 2016.
- [132] M. Waqar, J. Mirza, R. Mumtaz, and E. Hussain, “Development of new indices for extraction of built-up area and bare soil from Landsat,” *Data*, vol. 1, 01 2012.
- [133] M. Baig, L. Zhang, T. Shuai and Q. Tong, “Derivation of a Tasseled Cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance,” *Remote Sensing Letters*, vol. 5:5, pp. 423–431, 2014.
- [134] E. Crist and R. Cicone, “Application of the Tasseled Cap concept to simulated Thematic Mapper data,” *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 50, pp. 343–352, 1984.
- [135] C. Deng and C. Wu, “Bci: A biophysical composition index for remote sensing of urban environments,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 127, pp. 247–259, 2012.
- [136] Y. Deng, C. Wu, M. Li, and R. Chen, “RNDSI: A ratio normalized difference soil index for remote sensing of urban/suburban environments,” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 39, pp. 40–48, 2015.

Apéndice A: Orígenes del embalse San Roque.

“Para qué se construye un dique: El agua de un río, fuente de vida primordial de una población, tiene alternativas de escasez y abundancia, que limitan las posibilidades de su aprovechamiento, ejerciendo enorme influencia en el desarrollo de la población. La escasez limita su crecimiento o el de la extensión de una zona de regadío o de un aprovechamiento hidroeléctrico, la abundancia si es excesiva (crecidas) pone en peligro la vida de la población. Para convertir esas extremas variaciones al ritmo regular de consumo se necesita un depósito o embalse creado con un dique de retención”. Palabras de Rodolfo E. Ballester en la conferencia auspiciada por el Centro de Ingenieros de Córdoba del 16 de enero de 1931, en la que se expone la obra de adecuación que dio origen al segundo y actual dique San Roque.

El embalse San Roque en la provincia de Córdoba es un reservorio artificial originado a partir de la construcción de la primera represa, inaugurada en 1891, la cual se convirtió en la mayor obra hidráulica del mundo en ese momento. Está emplazado en lo que originalmente se conocía como valle del Quisquisacate (“unión o junta de ríos”), posteriormente renombrado por el conquistador hispano como valle San Roque, región constituida por tierras fértiles, habitada por el pueblo de Tohaen, perteneciente a la nación Comechingona. En esta zona los ríos San Juan (hoy río San Antonio) y San Roque (hoy río Cosquín) [28] se unían para desembocar en una quebrada dando nacimiento al río Suquía o Primero (figura 83). En la primera mitad del siglo XIX, la zona era tierra productiva, en toda la extensión de sus valles. La abundante agua, hacía que diversas estancias produjeran cereales, papas, alpiste, frutas diversas, entre ellas manzana y uva, como así también algodón y tabaco. También se consigna la existencia de minas no explotadas de plata, hierro, cobre, mármoles y granito, entre otros. La ganadería también se explotaba pero de manera no ordenada. La industria insipiente contó además con la fuerza hidráulica para motorizar los molinos harineros que se instalaron en la zona.

Las edificaciones de la época, estaban constituidas por casas semi-enterradas, de adobe, con techos de caña, paja y barro, para proteger a los habitantes de los extremos térmicos imperantes en la zona, las lluvias torrenciales y vientos huracanados.



Figura 83: Reproducción parcial, mapa de la Provincia de Córdoba de 1866. Leyendas y zona del desaparecido Valle San Roque y la ciudad de Córdoba [115].

Las crecidas eventuales del San Roque y San Antonio producían riadas sobre el río Suquía que causaban destrozos en las construcciones de la ciudad de Córdoba y terrenos ribereños. Después de varios incidentes ocurridos entre 1623 y 1671, donde el río causó daños a las edificaciones, se ordena la construcción del paredón de la cañada (muro de cal y roca apreciable todavía en la intersección de los bulevares San Juan y La Cañada). Esta y otras fortificaciones del cauce fueron la única protección de la ciudad contra la intempestiva acción de las crecidas durante dos siglos [116]. En 1827 una gran crecida del río produce el colapso de grandes bloques de piedra en la quebrada misma, cerrando el paso del agua y generando un embalse natural que duró hasta el 1831, cuando el dueño de las tierras del valle decidiera volar con pólvora la obstrucción, liberando el agua que destruía los alfalfares. El historiador Umberto Huber indica que este hecho dió a Biale Massé la idea de crear una represa en la quebrada [28]. Finalmente en 1884, el gobernador Miguel Juárez Celman encargó al ingeniero Eugenio Dumesnil el proyecto de un embalse sobre el río Primero [117]. En 1891 queda inaugurado el primer paredón, 150 m al oeste del actual, construido a base de cal hidráulica y canto. Al finalizar el período de llenado del embalse la fisiografía de la zona cambió para siempre con la desaparición del extinto Valle San Roque, como describe N. E. Huber en su libro “Paisaje y Vida del Valle Cordobés San Roque” [28]. Las figuras 84 y 85 muestran la playa San Roque Sud, en la que se aprecian al fondo las lomas que hoy pertenecen al ejido de Carlo Paz y Estancia Vieja; y la entrada a la quebrada San Roque, en la que se puede ver un campamento de trabajo y playas producidas por las riadas del río Suquía [117].

Más tarde, en 1939, por razones políticas, económicas y técnicas, comienza la construcción del segundo y actual dique, que se terminara en 1944. En su informe titulado “Proyecto del nuevo dique San Roque. Estudios realizados y fundamentos de la obra”, de 1931, el Ingeniero Rodolfo E. Ballester expone lo que según él pondría fin al “eterno problema de la ciudad de Córdoba”, sosteniendo que el aumento de capacidad generado por el nuevo paredón mejoraría el efecto morigerador de las crecidas excepcionales, la provisión de agua potable y para riego, y la generación hidroeléctrica, principales objetivos del segundo proyecto [118].



Figura 84: Playa San Roque Sud. (actualmente bajo agua). Fotografía anterior a la construcción del dique, extraída del libro *Historias del Dique San Roque* [117].



Figura 85: Entrada a la quebrada San Roque, zona de emplazamiento del dique homónimo. Fotografía anterior a la construcción del dique, extraída del libro *Historias del Dique San Roque* [117].

Apéndice B: Crecimiento poblacional, urbanización y medio ambiente

Se amplían en este apartado algunos conceptos vertidos en la introducción que permiten una mejor visualización de las características del desarrollo urbano en los departamentos Córdoba Capital y Punilla, y las relaciones recíprocas entre el ambiente y la urbanización.

Dinámica urbana

Como se expresó en la introducción de esta tesis, Naciones Unidas indicó que en 2019 el 55 % de los habitantes del planeta residían en ciudades, y se estimó que esta proporción ascendería en los años siguientes, con un incremento estimado de 2.500 millones de nuevos residentes de áreas urbanas, sin esperar en el transcurso de este siglo, cambios significativos en las tasas de evolución de la población que pueda revertir o morigerar esta tendencia. Así, se espera que la población mundial a mediados de la presente centuria supere los 9.000 millones de habitantes, con 6.100 millones residiendo en los centros urbanos [3].

En Latinoamérica, la crisis económica de 1930 acentuó el éxodo rural y la migración de la población de estas zonas hacia las grandes ciudades [119]. A partir de 1950 y más acentuadamente entre 1960 y 1990, comienzan a adquirir protagonismo también las ciudades intermedias¹ [120], que reciben inmigración rural y de las grandes urbes de su región. Éste último fenómeno se explica en parte por el avance de los medios de transporte, comunicaciones y otras interconexiones virtuales [19].

La ciudad de Córdoba, en particular, presentó una inflexión en su tasa de crecimiento poblacional en la década de 1980. En ésta se vuelve expulsiva de la población [4], y parte de la misma comienza a emigrar a la zonas periféricas (Gran Córdoba) buscando mejores condiciones de vida. Ya en los 90, se produce una profunda reestructuración en la producción de espacios urbanos, con la incorporación del concepto de barrios cerrados periféricos, y los procesos iniciados en esta década continúan en la actualidad, en donde se observa mayor crecimiento de la zona sur y nor-oeste del Gran Córdoba que en el departamento Capital.

Por su parte, el sur del Departamento Punilla muestra un crecimiento de la población cercano al de las zonas más activas del Gran Córdoba. Este crecimiento se asocia a su proximidad a la ciudad de Córdoba, la existencia de vías de acceso, como la autopista Justiniano Posse, las actividades turísticas y la oferta de espacio residencial, todas características asociadas a la atracción de inmigrantes [91], [4]. En ese aspecto el Gran Punilla² en su conjunto exhibe el comportamiento propio de otras ciudades intermedias del territorio nacional.

¹Se considera población intermedia a asentamientos cuya población está comprendida entre 50.000 a 1.000.000

²La aglomeración urbana es una forma espacial altamente desarrollada de ciudades integradas [121]. El prefijo **Gran** es utilizado por el INDEC para definir grupos de localidades aglomeradas [122].

Efectos ambientales

El crecimiento poblacional aumenta la demanda de bienes y servicios, y sin duda implica una mayor presión ambiental. Tanto el crecimiento demográfico como el desarrollo urbano se han convertido en un elemento de cambio ambiental global. Los espacios colonizados por las urbanizaciones son cada vez mayores³, cambiando el uso de la tierra con fines habitacionales, industriales y para producción alimenticia, explotando cada vez un mayor número de recursos, como agua, minerales y energía. Por otra parte la contaminación asociada a la actividad urbana afecta suelo, agua y aire, causando rápido deterioro en las fuentes de recursos naturales, y emitiendo, entre otros elementos, gases de efecto invernadero, promotores del cambio climático.

Los países en vías de desarrollo son los más vulnerables a los efectos del cambio climático, y se calcula que su población sufrirá cada vez más, a causa de la mayor demanda de recursos cada vez más escasos y el aumento de la vulnerabilidad humana a fenómenos meteorológicos extremos. Por otra parte, el Panel Intergubernamental de Cambio Climático (IPCC) espera que se intensifique el estrés actualmente padecido por los recursos hídricos, debido precisamente al crecimiento de la población, los cambios económicos, los usos de la tierra y, en particular, a la urbanización [123].

Esta última tiene la capacidad de afectar el paisaje rural en diferentes escalas y con distintos grados de heterogeneidad [6]. Por el ritmo y escala de la expansión urbana, ésta juega un papel cada vez más importante en el flujo de materiales y las transformaciones del terreno [7]. A medida que los materiales impermeables reemplazan la cobertura del suelo, modifican la temperatura e impermeabilidad del mismo, generando bolsas de calor y contribuyendo al aumento de caudales pico acentuando los fenómenos erosivos y de transporte [8], [9]. Algunos investigadores reportan que las actividades humanas incrementaron el transporte fluvial global de sedimentos [11] en $2,3 \text{ Gt a}^{-1}$ y al mismo tiempo redujeron en $1,4 \text{ Gt a}^{-1}$ el flujo hacia los océanos, a través de la retención en reservorios. La movilización de rocas y de materiales no consolidados de origen antrópico podría ser de uno o dos órdenes de magnitud mayores que la denudación o transporte por procesos naturales, y las áreas disturbadas por excavación o acumulación, a pesar de ser relativamente pequeñas, contribuyen significativamente a la generación de sedimentos [10]. Es esta última aseveración lo que motivó en primera instancia la realización de las preguntas que condujeron a la realización de esta investigación.

Una consecuencia de los fenómenos de transporte y descarga de materiales en los reservorios de agua es el enriquecimiento en nutrientes y la eutrofización de los mismos, otro fenómeno negativo relacionado al desarrollo urbano. Éste se ha asociado al volcamiento de aguas residuales, tratadas o sin tratar, de las poblaciones presentes en las riberas y cuencas de drenaje [12], [13]. La eutrofización⁴ es un proceso asociado naturalmente al envejecimiento de los lagos [12], lo que, a lo largo del tiempo, por deposición lenta de sedimentos y enriquecimiento de nutrientes tienden a convertirse finalmente en pantanos y luego en praderas en el transcurso de miles de años. Sin embargo, la actividad humana incrementa el aporte de nitrógeno y fósforo favoreciendo y acelerando la eutrofización, manifestando efectos adversos en pocas décadas [124]. Es por ello que se consideró pertinente y oportuno el objeto de estudio de esta obra.

³La cantidad de tierra consumida por el desarrollo urbano e infraestructura asociada a él en Europa entre 1990 y 2000 fue de $800 \text{ km}^2 \text{ año}^{-1}$ [8]

⁴Se define a la eutrofización como un proceso natural y/o antropogénico que consiste en el enriquecimiento de las aguas con nutrientes, a un ritmo tal que no puede ser compensado por la mineralización total, produciendo el aumento de la biomasa algal, principalmente de cianobacterias potencialmente tóxicas, y la pérdida de biodiversidad; la descomposición del exceso de materia orgánica también produce una disminución del oxígeno en las aguas profundas. Estos efectos pueden interferir de modo importante con los distintos usos que el hombre puede hacer de los recursos acuáticos (abastecimiento de agua potable, riego, recreación, etc.) [125]

Apéndice C: Mapas de la cuenca

Mapa: elevaciones de la cuenca

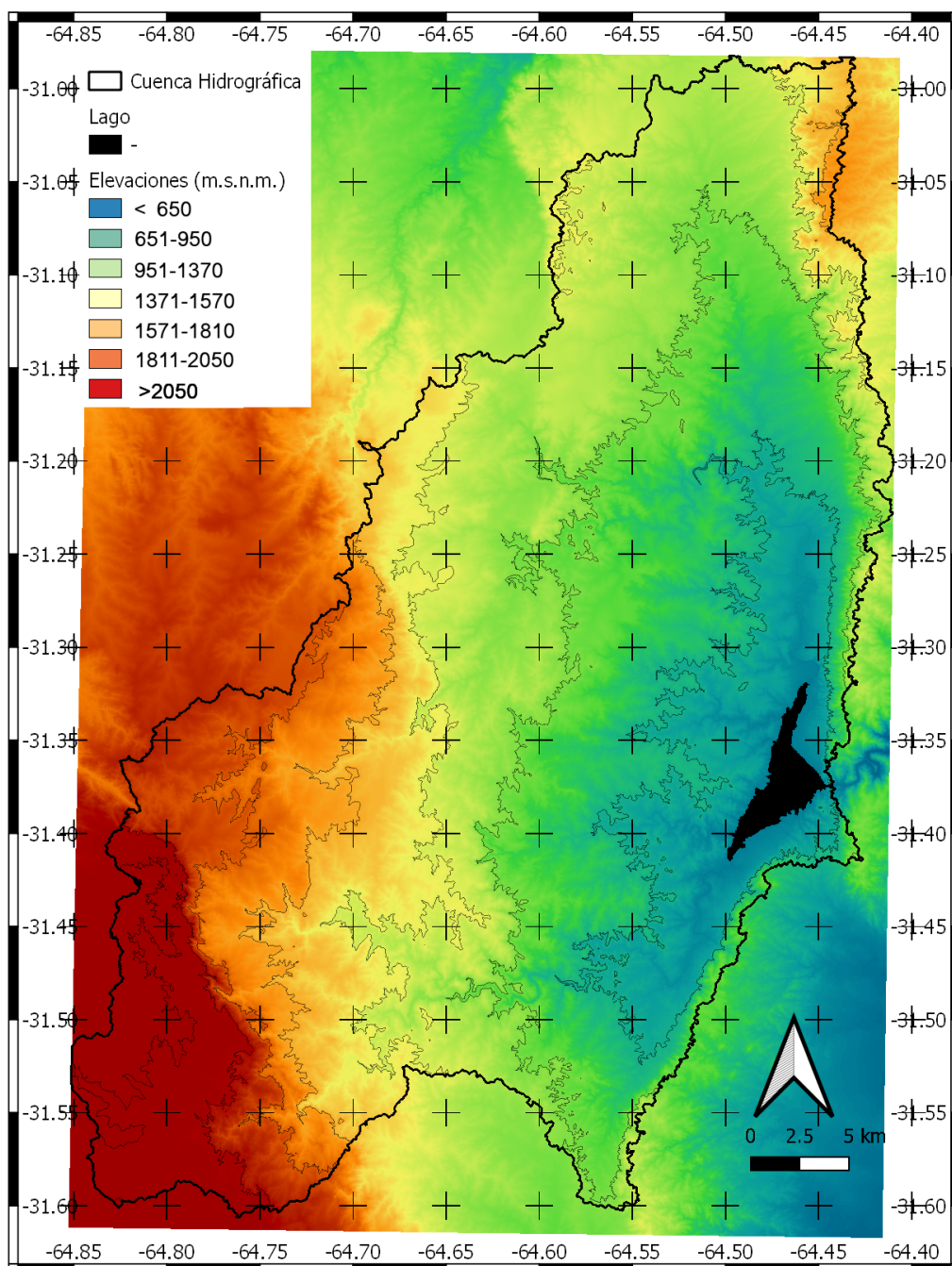


Figura 86: Topografía de la cuenca - Modelo de elevaciones de la zona de estudio.

Mapa: red de drenaje de la cuenca

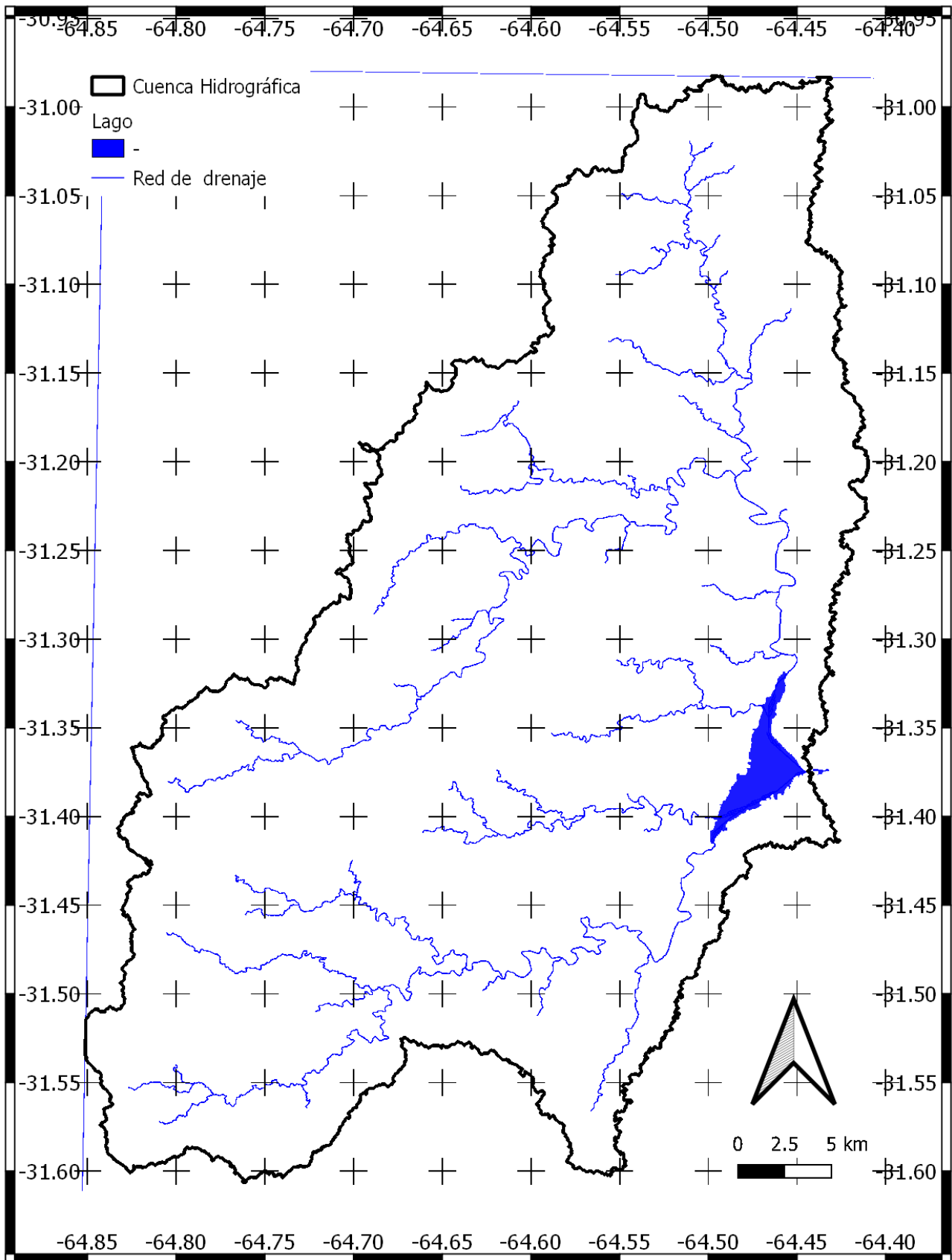


Figura 87: Red de drenaje y límites de la cuenca hidrográfica.

Mapa: pendientes de la cuenca

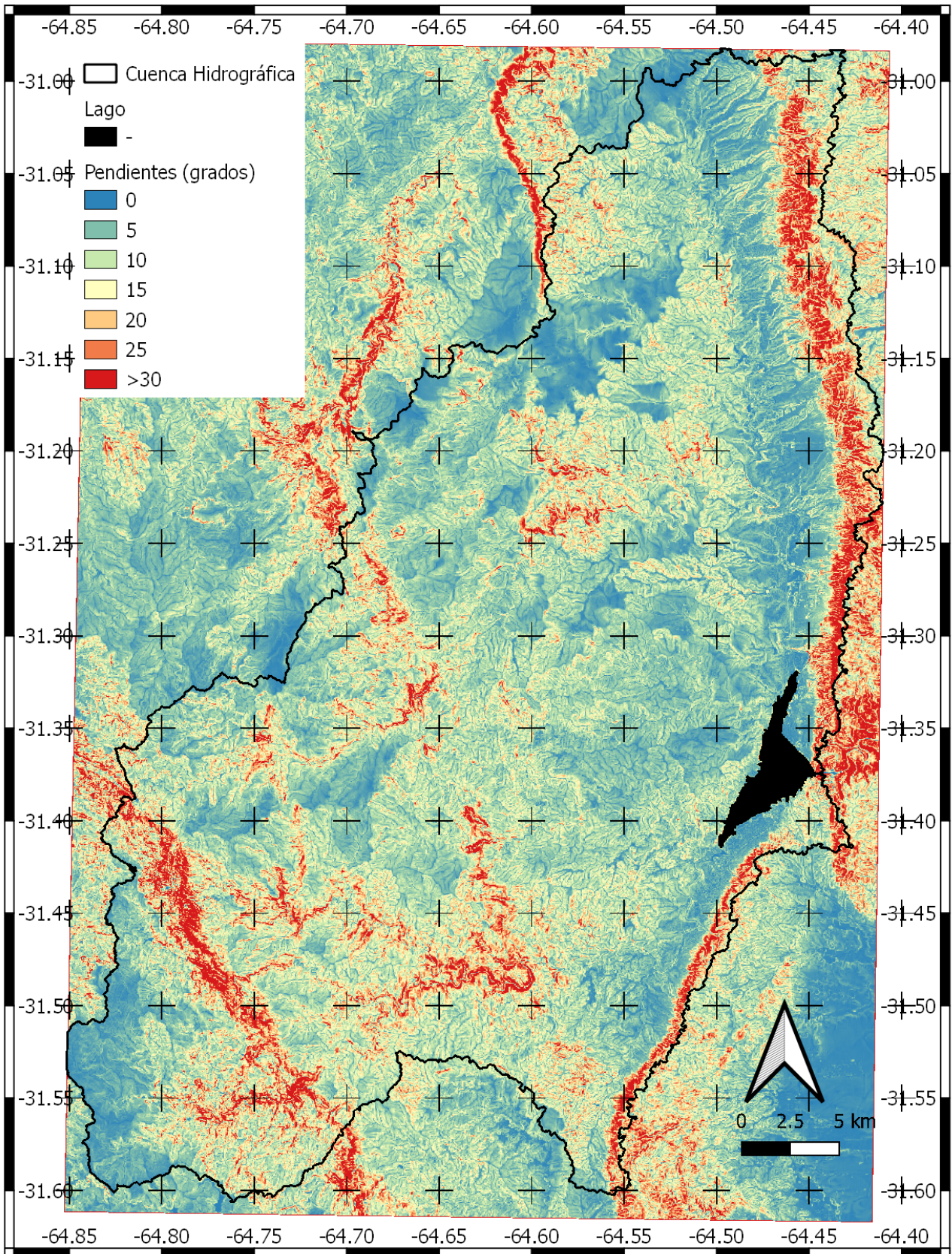


Figura 88: Mapa de pendientes.

Mapa: orientaciones de la cuenca

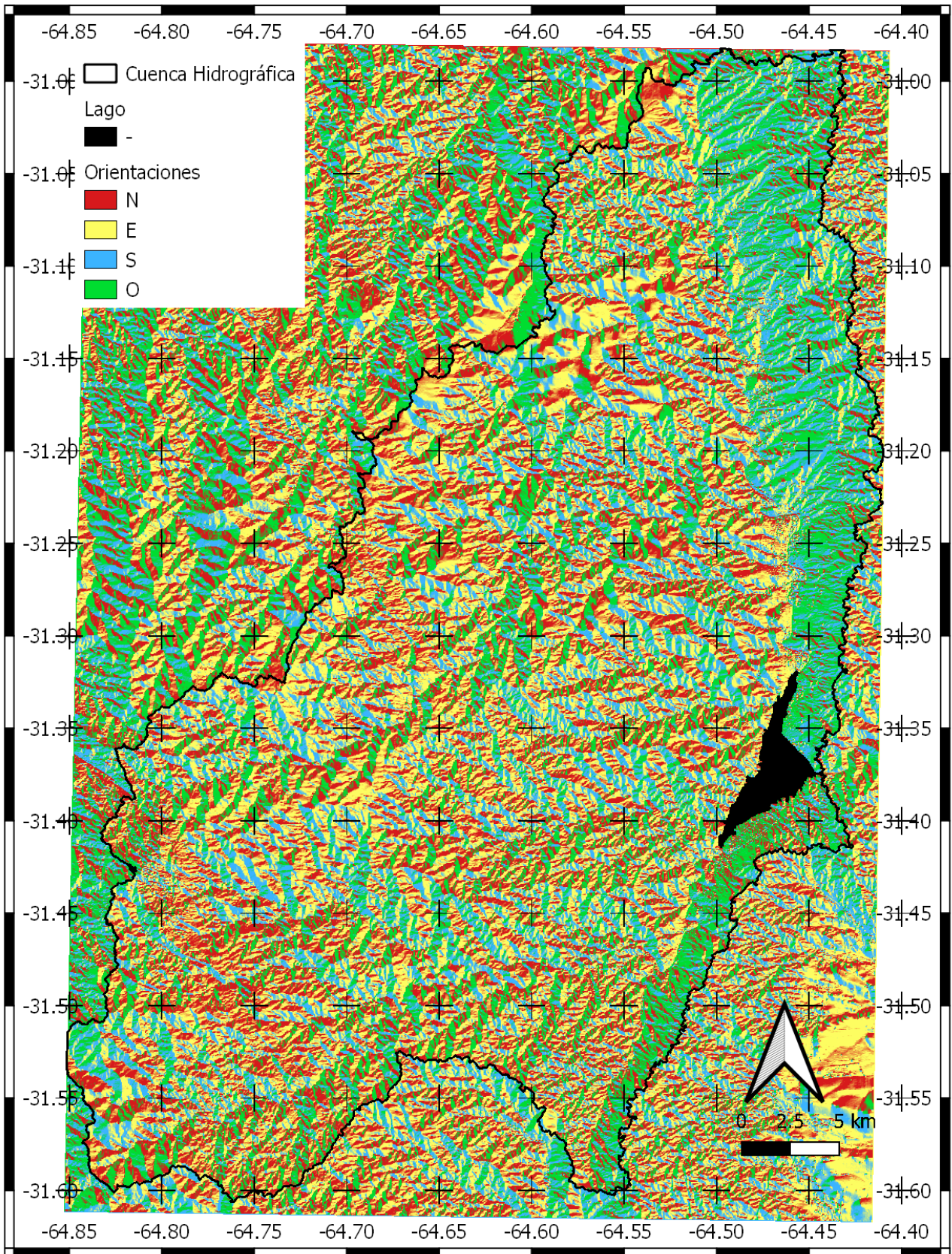


Figura 89: Mapa de orientaciones de la cuenca.

Mapa: distancia relativa a la mitad de la pendiente

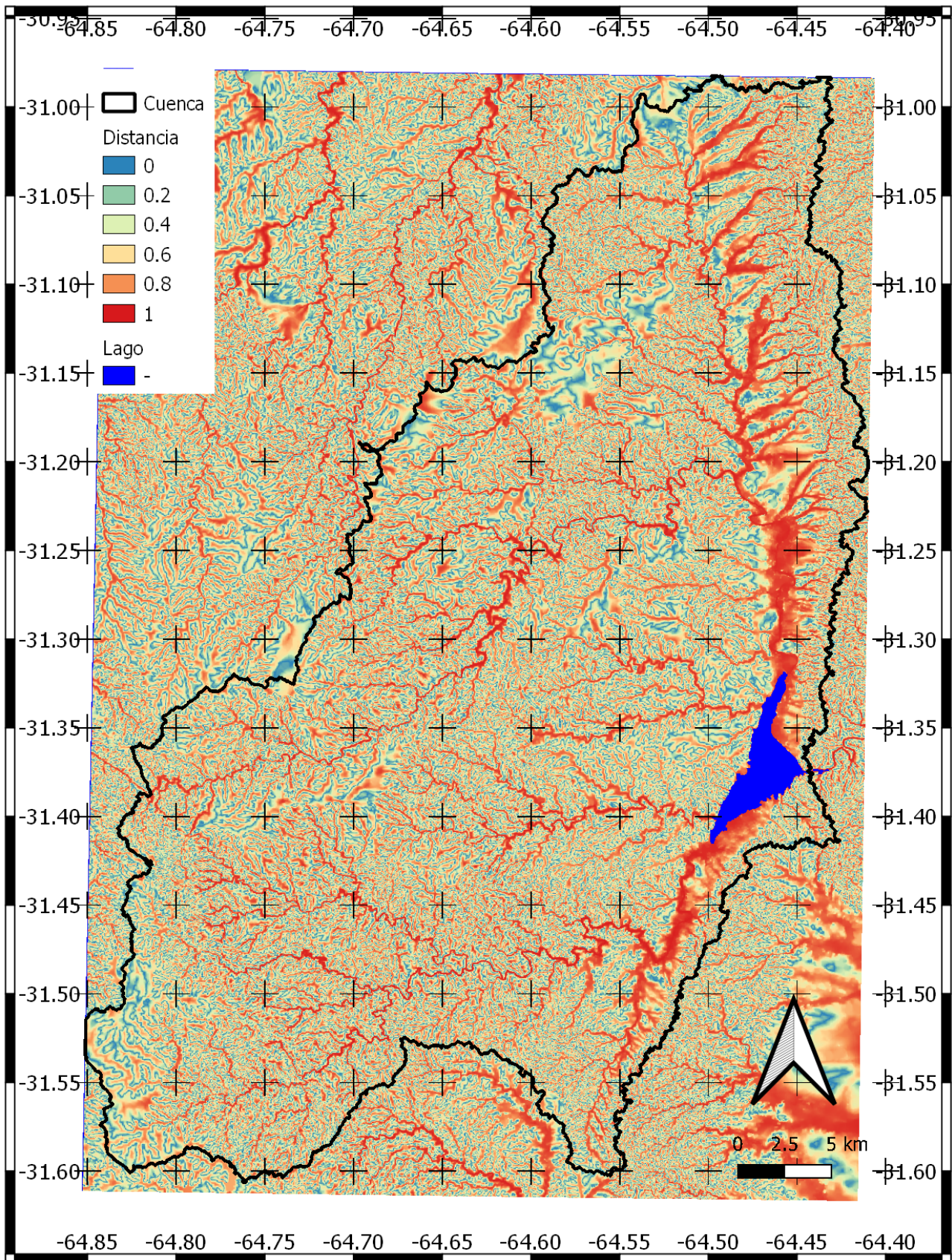


Figura 90: Distancias relativas a la mitad de la pendiente.

Mapa: elevaciones normalizadas

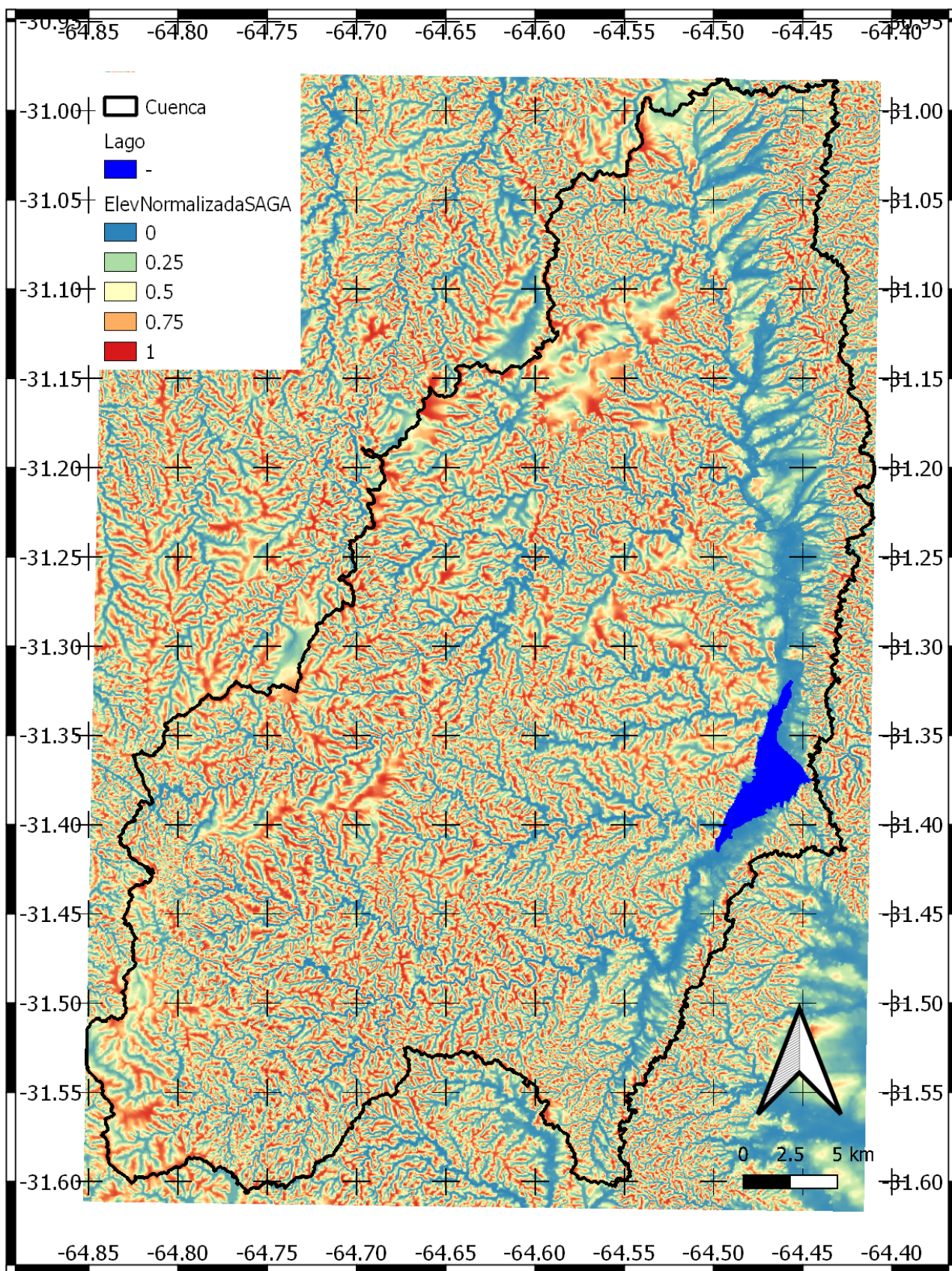


Figura 91: Elevaciones normalizadas.

Mapa: elevaciones locales normalizadas dentro de los radios urbanos

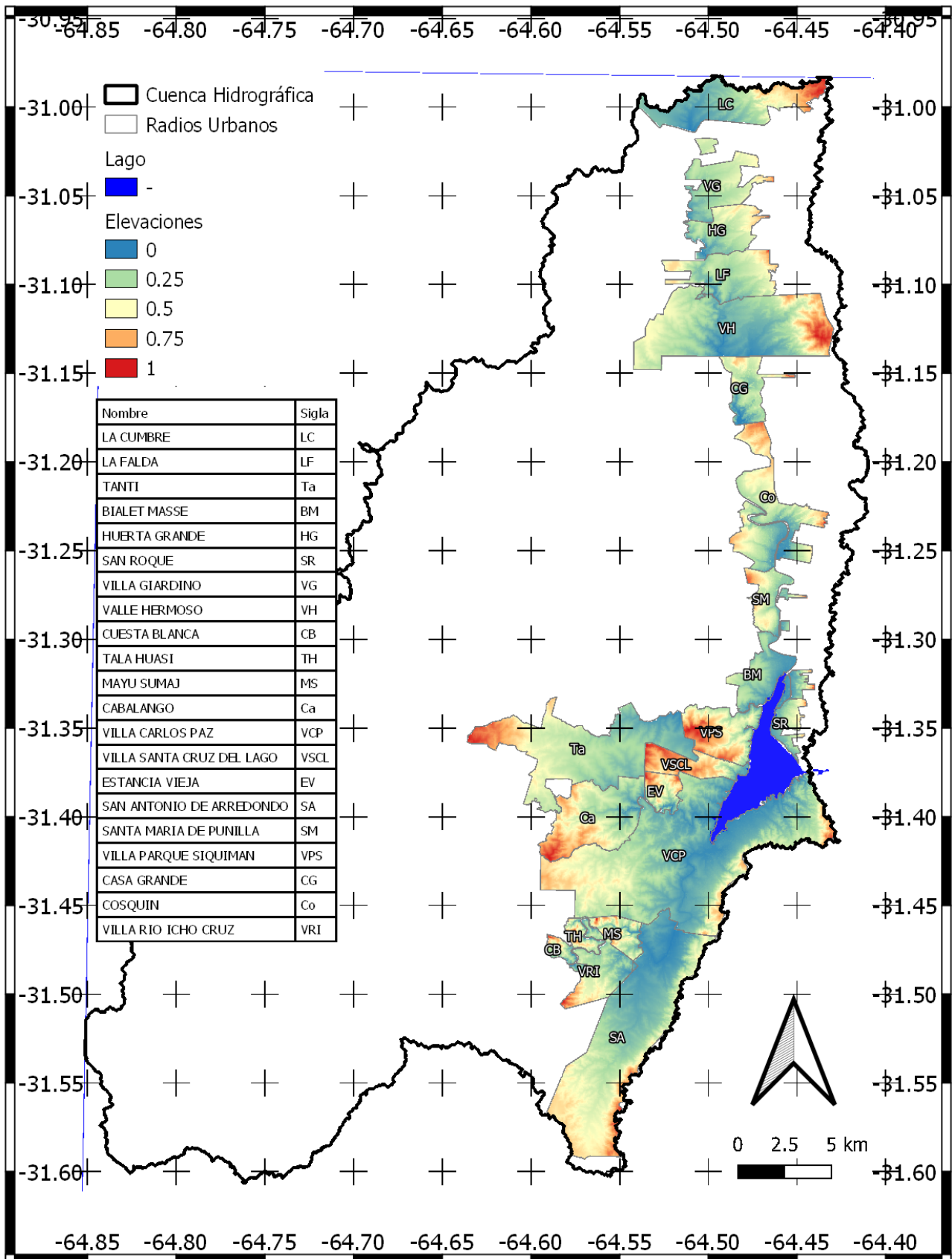


Figura 92: Elevaciones locales normalizadas (elevaciones normalizadas por radios urbanos).

Mapa: clasificación morfológica de los elementos del terreno de la cuenca

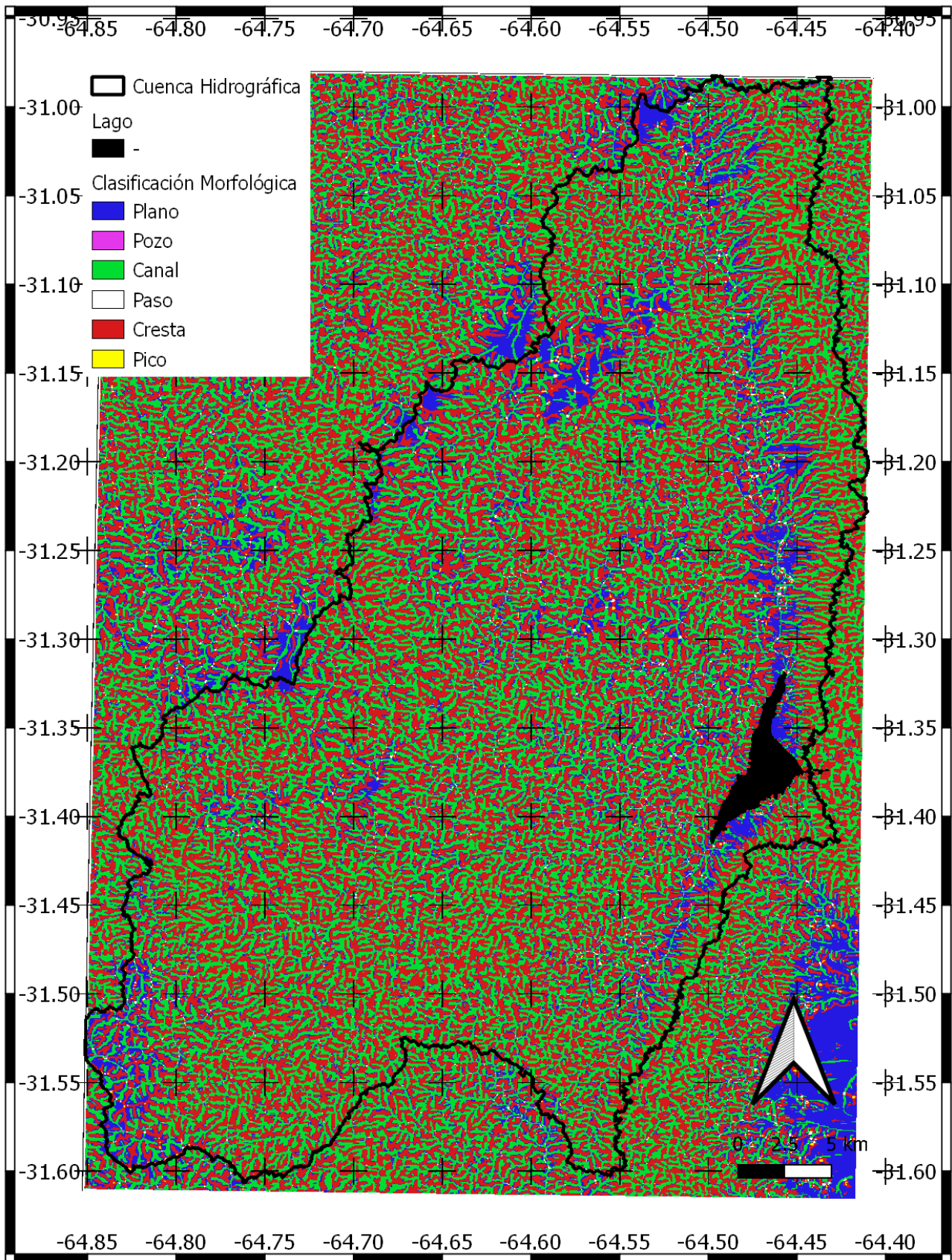


Figura 93: Clasificación de geoformas de la cuenca.

Mapa: distancia mínima a elementos de la red de drenaje en metros

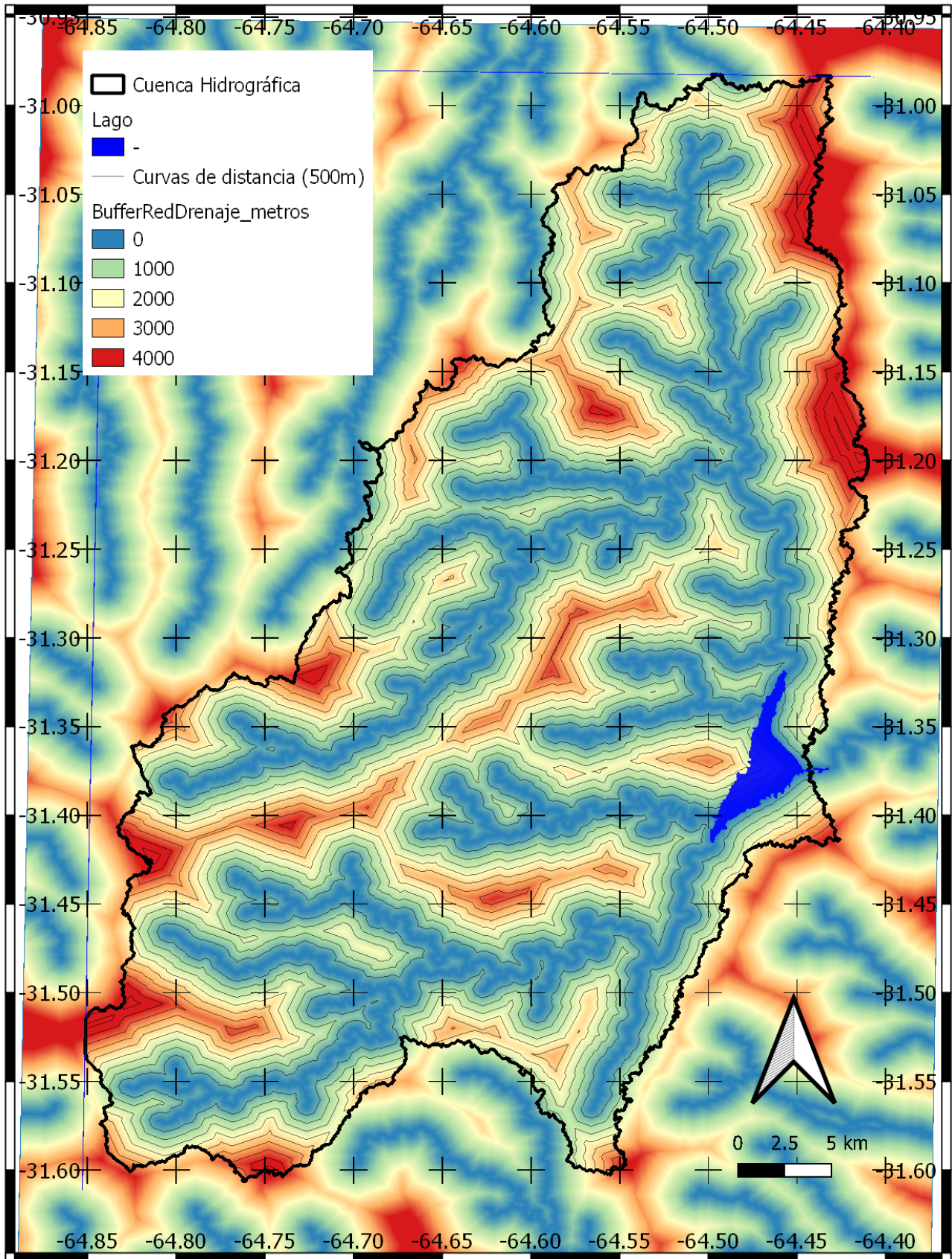


Figura 94: Distancias a elementos de la red de drenaje.

Mapa: distancia mínima a elementos de la red vial en metros

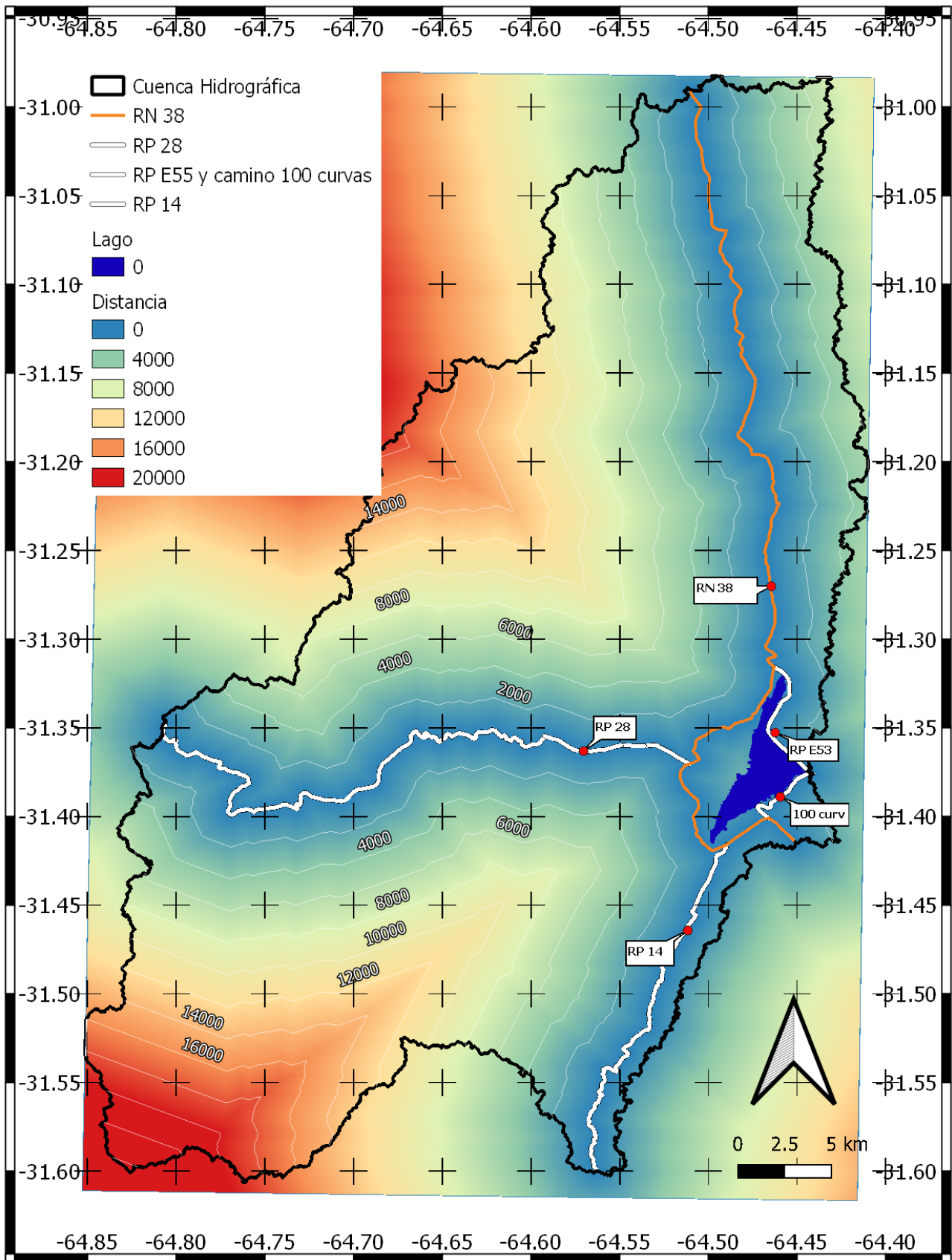


Figura 95: Distancia a elementos de la red vial.

Apéndice D: Construcción de las máscaras de clasificación

Para sectorizar el procedimiento de clasificación se construyeron dos máscaras, una de ellas denominada “rural” que controla la clasificación de elementos en las zonas no urbanizadas, y otra denominada “urbana” que controla el procedimiento en las zonas que incluyen los ejidos urbanos.

Las máscaras incorporan información contenida en el modelo de elevación y las imágenes de GE, ajustando la resolución espacial de las mismas para procesar escenas MSS (píxeles de 60x60 m²) y TM, OLI-TIRS (píxeles de 30x30 m²). Los elementos individuales utilizados en la construcción de las máscaras fueron:

1. Envoltente de las zonas edificadas para el año 2019, generada a partir de imágenes de alta resolución de GE en forma manual.
2. Área de la cuenca, obtenida por análisis morfológico (ver apartado 3.4.2) a partir del MDE de trabajo.
3. Red hidrológica, obtenida como se describe en la sección 3.4.2.
4. Cuerpo del embalse San Roque, generado manualmente a partir de una escena de enero de 2019, fecha en que el nivel del embalse se encontró a escasos centímetros del nivel de vertedero.
5. Caminos principales, generados manualmente a partir de análisis de la escena Landsat 8, del 27 de enero de 2019.

Estos elementos citados se transformaron en rasters binarios, con los píxeles de interés establecidos al valor 1 y el resto en 0. Esto permitió combinarlos fácilmente con operaciones lógicas y generar la máscara de clasificación deseada. La figura 96 muestra los resultados obtenidos.

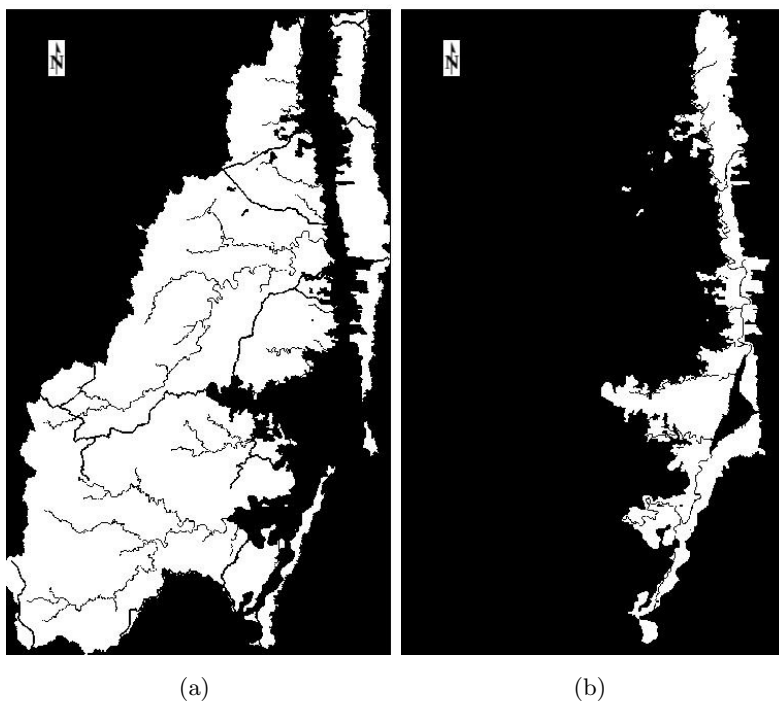


Figura 96: Máscaras de clasificación. Zonas rural (a) y urbana (b).

Apéndice E: Procedimiento de segmentación para elementos urbanos

La determinación de elementos urbanos se implementó en Python y Ardema. El diagrama de flujo del proceso se puede apreciar en la figura 31. El procedimiento estima las características urbanas y la fragmentación segmentando los píxeles mediante operaciones de morfología de imagen, generando una estimación de los distintos tipos de espacios componentes de la huella urbana.

Nota: Para todas las imágenes de ejemplo siguientes los píxeles blancos poseen valor 1 y los negros valor 0. Ambos valores (0 y 1) dependiendo del mapa indican espacios abiertos o edificados y viceversa.

Estimación de la densidad urbana

El proceso utiliza la función “convolve2d” de la librería de python “scipy.signal” para obtener la densidad urbana a partir de un mapa de superficies edificadas codificada como una imagen binaria con valor 1 en los píxeles edificados y 0 en los espacios no edificados. Esta función posiciona en cada píxel edificado un núcleo de cálculo (figura circular equivalente al círculo caminable). En cada posición, los números de la imagen se multiplican elemento a elemento con el núcleo, luego la suma de los productos se asigna al píxel posicionado. Los valores del núcleo se establecieron como $1/np$, donde np = número de píxeles activos del mismo. La operación resultante equivale a calcular la fracción edificada dentro del radio del núcleo, el que quedó definido como se muestra en la tabla 41.

Tabla 41: Núcleos de cálculo para la operación de convolución - cálculo de densidad urbana

Sensor	radio	superficie	píxeles activos	valor píxel interior	valor píxel exterior
	[pix]	[m ²]	-	-	-
MSS	9	910.800	254	$3,95 \cdot 10^{-3}$	0
TM, OLI-TIRS	19	1.016.100	1.129	$8,86 \cdot 10^{-4}$	0

Según el valor de densidad urbana se etiquetaron los píxeles edificados en urbanos ($\delta \geq 0,5$), suburbanos ($0,1 \leq \delta < 0,5$) y urbano rural ($0 \leq \delta < 0,1$), donde δ es la densidad urbana.

Índice de espacio abierto

El índice de espacio abierto se calculó como:

$$IEA = 1 - \bar{\delta}_{imagen} \quad (E.1)$$

Con $\bar{\delta}_{imagen}$ igual a la densidad urbana media de los píxeles edificados.

Espacio abierto capturado

Se calculó utilizando operaciones de morfología de imágenes, incluidas en la librería “scipy.ndimage”, como sigue:

- Se creó un mapa binario ($U1$) tal que:

$$U1 = \begin{cases} 1 \forall \text{ píxel urbano o suburbano} \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.2})$$

- Se utilizó la operación “binary_dilation” sobre $U1$ para unir los espacios menores a 100 m. Esta distancia se definió arbitrariamente como la brecha máxima no edificada para la cual se considera a la urbanización como un continuo. Debido al tamaño de píxel y la forma en que trabaja la operación de dilatación, la distancia en las escenas quedó establecida en 120 m para todas las escenas y resoluciones. El resultado se llamó Ud .
- Se utilizó “binary_fill_holes” sobre Ud para llenar generar un mapa sin agujeros (Udf).
- Se utilizó “binary_erosion” sobre Udf para eliminar los efectos de la operación de la dilatación binaria ($Udfe$).
- Se consideró EAC a los píxeles que cumplieron la siguiente condición:

$$EAC = \begin{cases} 1 \forall (Udfe = 1) \wedge (U1 = 0) \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.3})$$

La siguiente imagen ejemplifica la estimación de EAC a partir de los píxeles edificados de $U1$.

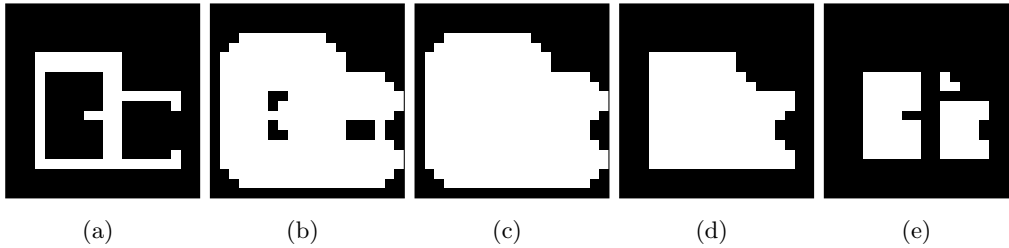


Figura 97: (a) $U1$, (b) Ud , (c) Udf , (d) $Udfe$, (e) EAC.

Espacio rural abierto

El mapa de espacio rural abierto se obtuvo como sigue:

- Se generó un mapa de espacios verdes donde:

$$EA = \begin{cases} 1 \forall \text{ píxel edificado} \\ 0 \forall \text{ píxel no edificado} \end{cases} \quad (\text{E.4})$$

- Se obtuvieron los espacios rurales abiertos (ERA) haciendo:

$$ERA = \begin{cases} 1 \forall \{(EA = 1) \wedge (Ud = 0) \wedge (EAC = 0)\} \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.5})$$

Figuras de ejemplo:

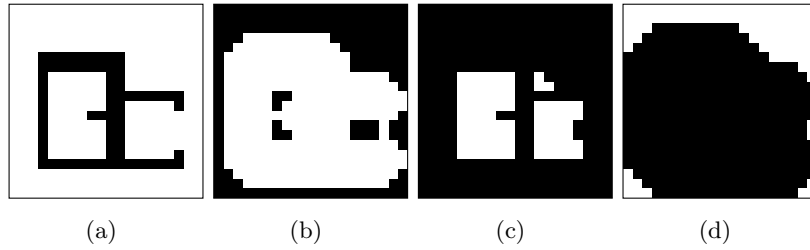


Figura 98: (a) EA, (b) Ud, (c) EAC, (d) ERA.

Espacio abierto marginal

Se obtuvo el EAM haciendo:

$$EAM = \begin{cases} 1 \vee \{(Ud = 1) \wedge (EA = 1)\} \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.6})$$

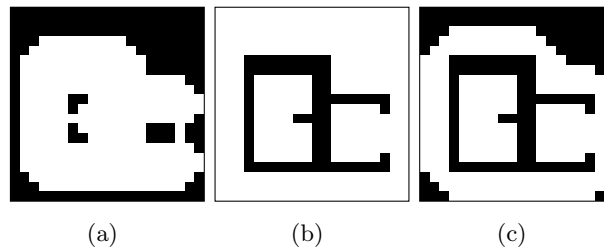


Figura 99: (a) Ud, (b) EA, (c) EAM.

Espacio abierto exterior

- Se utilizó “binary_dilation” sobre ERA para generar una zona, alrededor de los píxeles no edificados, de espacio rural abierto (mapa $ERAb$). Los radios utilizados se establecieron como en el cálculo de EAM.
- Se consideró espacio abierto exterior (EAE) a los píxeles donde:

$$EAE = \begin{cases} 1 \vee \{(EAM = 1) \wedge (ERAb = 1)\} \\ 0 \vee \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.7})$$

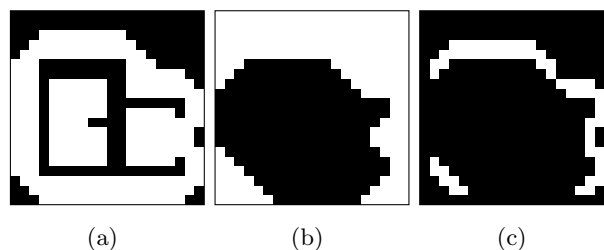


Figura 100: (a) EAM, (b) ERAb, (c) EAE.

Huella urbana (HUrb)

La huella urbana se definió de la siguiente forma:

$$HUrb = \begin{cases} 1 \forall \{(U1 = 1) \vee (EAM = 1) \vee (EAC = 1)\} \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.8})$$

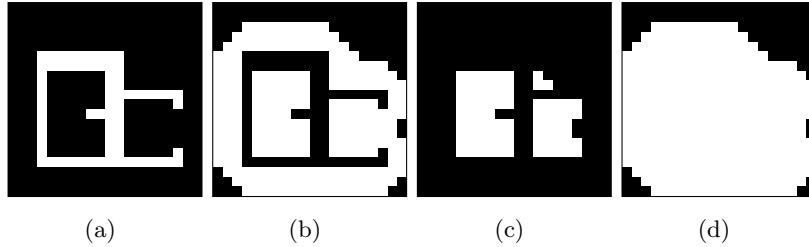


Figura 101: (a) U1, (b) EAM, (c) EAC, (d) HUrb.

Huella rural (HRur)

Se obtuvo la huella rural a partir de:

$$HRur = \begin{cases} 1 \forall (HUrb = 0) \\ 0 \text{ otro caso} \end{cases} \quad (\text{E.9})$$

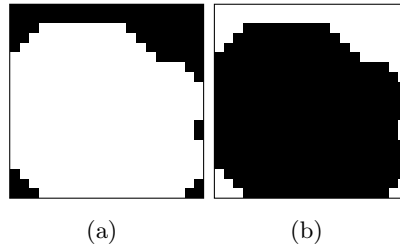


Figura 102: (a) HUrb, (b) HRur.

Todos estos cálculos se circunscribieron a la superficie de la cuenca multiplicando los mapas obtenidos por CCA , el mapa binario de la cuenca, donde los píxeles interiores tenían valor 1 y los exteriores, valor 0.

Relación de huella urbana (Rhu)

Se calculó con la expresión:

$$Rhu = \frac{P_{HUrb}}{P_{ed}} \quad (\text{E.10})$$

Donde P_{HUrb} = número de píxeles de la huella urbana.

P_{ed} = número de píxeles edificado.

Apéndice F: Comparación de los resultados generados por algoritmos de segmentación en mapas de diferente resolución espacial

En este apartado se compararon los mapas de segmentación urbana producidos por los algoritmos implementados tanto para procesar píxeles de 30 m correspondientes a los sensores Oli y TM, como para píxeles de 60 m del sensor MSS. Debido a que los algoritmos de segmentación son ligeramente diferentes para adaptarse a las resoluciones espaciales de trabajo, se introduce una diferencia en los resultados obtenidos. La magnitud de esa diferencia se evaluó en este apartado.

Para el análisis se empleó una escena de 1988 obtenida con el sensor TM:

LT05_L1TP_229082_19881223_20180327_01_T1contenidos...

La escena de trabajo se clasificó mediante el procedimiento explicado en E para producir un mapa de elementos urbanos. Este mapa se remuestreó a píxeles de 60x60 m mediante el método de vecino más próximo. El mapa de edificaciones remuestreado simuló ser una clasificación de píxeles edificadas obtenida por el sensor MSS. Ambas clasificaciones (la de 30 m y la de 60 m de píxel) se segmentaron con los algoritmos implementados y se calcularon las superficies obtenidas. La figura 103 muestra una ampliación de los resultados obtenidos correspondiente a la zona de Carlos Paz y alrededores. La tabla 42 muestra las superficies obtenidas en km² y la diferencia porcentual que ellas significan.

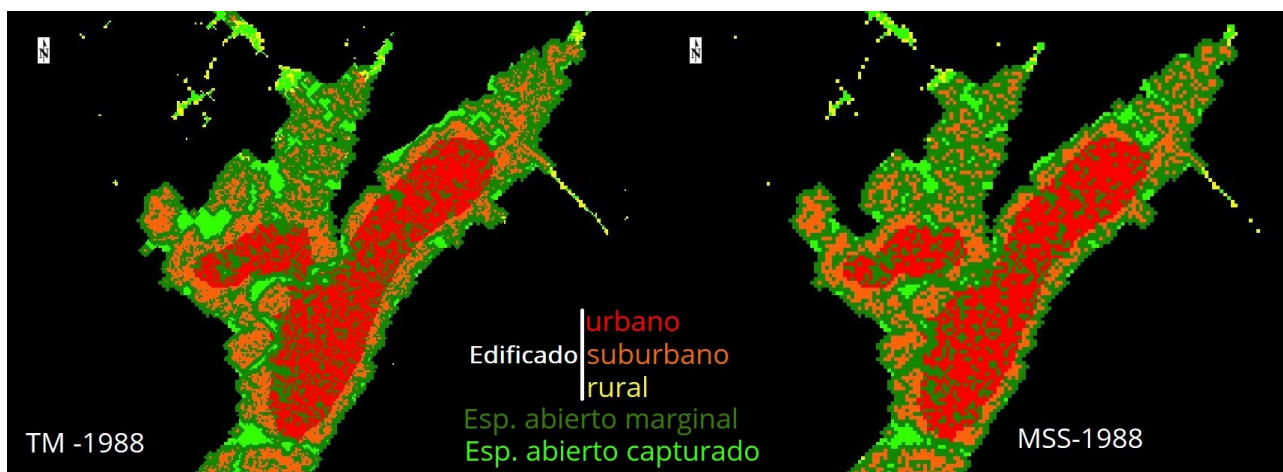


Figura 103: Mapas de segmentación urbana obtenidos por los algoritmos implementados para el sensor MSS y TM (y OLI). Carlos Paz y alrededores, diciembre 1988.

Tabla 42: Comparación de superficies de la huella urbana obtenidos por los algoritmos de segmentación para píxeles de 30 y 60 m. Los valores de superficie se muestran en km²

	superficie píxeles urbanos			superficie espacios abiertos		Total
	urbanos	suburbanos	rurales	espacio marginal	espacio capturado	
TM-1988	8,29	14,60	3,35	33,38	9,22	68,84
MSS-1988	8,68	14,15	3,38	34,17	7,75	68,13
dif%	-4,7	3,1	-0,9	-2,4	15,9	1,0

La concordancia de clasificación de las clases, incluidos los espacios abiertos rurales, evaluada a través del comando r.kappa de Grass [126] arrojó el siguiente resultado:

Tabla 43: Matriz de confusión. Salida de algoritmos de segmentación urbana.

Clases	Error por comisión (%)	Error por omisión (%)	Kappa estimado
Espacio urbano urbano	18,35	21,94	0,79
Espacio urbano suburbano	33,94	33,94	0,56
Espacio urbano rural	33,94	34,70	0,74
Espacio abierto marginal	41,41	36,34	0,54
Espacio abierto capturado	24,23	24,23	0,51
Kappa	Observados correctos (%)		
0,587	72,49		

Apéndice G: Análisis poblacional, ajustes lineales y rectas utilizadas en la estimación del número de habitantes

El número de habitantes de cada localidad de la cuenca se obtuvo a partir de la información recopilada por los distintos censos nacionales. Estos números se presentan en la tabla 44.

Tabla 44: Habitantes por localidades y por año. Cuenca del San Roque.

Localidad	1960	1970	1991	2001	2010
Bialet Massé	1.028	1.079	2.523	4.543	5.449
Cabalango			63	136	475
Casa Grande			399	538	701
Cosquín	9.448	11.436	16.866	19.070	19.815
Cuesta Blanca			151	268	510
Estancia Vieja			318	494	909
Huerta Grande	3.028	3.162	4.920	5.630	5.933
La Falda	2.908	10.551	13.998	15.112	16.379
Las Jarillas			9	40	40
Mayu Sumaj			560	874	1.383
San Antonio de Arredondo			703	2.325	3.930
San Roque			364	832	1.128
Santa María de Punilla	3.297	2.070	6.119	7.306	9.691
Tala Huasi			37	146	147
Tanti	1.307	1.877	3.323	4.579	6.841
Valle Hermoso	2.593	2.957	4.640	5.421	6.252
Villa Carlos Paz	6.102	20.056	40.912	56.407	62.750
Villa Flor Serrana			12	45	45
Villa Giardino	1.231	1.546	3.313	4.679	6.810
Villa Lago Azul			20	169	169
Villa Parque Siquimán			447	816	1.888
Villa Río Icho Cruz			646	1.145	1.921
Villa San José			29	36	36
Villa Santa Cruz del Lago			863	1.637	2.472

Los totales acumulados se muestran en la tabla 45.

Tabla 45: Habitantes totales por año. Localidades de estudio, departamento Punilla y provincia de Córdoba.

Año	1960	1970	1991	2001	2010
Total ciudades de la cuenca	30.942	54.734	101.235	132.248	155.674
Total Punilla	32.902	56.704	117.001	150.550	178.401
Total Provincia	1.884.918	2.135.583	2.766.683	3.066.801	3.308.876
% Loc. estudio/provincial	1,6	2,6	3,7	4,3	4,7
% Loc. estudio/Punilla	94,0	96,5	86,5	87,8	87,3

El número de habitantes totales en el área de la cuenca se utilizó para interpolar los valores correspondientes a las fechas de las imágenes analizadas. La linealidad y los órdenes del error de estimación se obtuvieron por regresión lineal ordinaria. El resultado del ajuste (como se obtuvo en la terminal de Python) se muestra en la figura 104. Para los cálculos se utilizó la función *OLS* de la librería *StatModels*[127].

```

=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:                0.997
Model:                 OLS    Adj. R-squared:           0.996
Method:                Least Squares   F-statistic:              936.1
Date:                  Wed, 02 Sep 2020   Prob (F-statistic):       7.67e-05
Time:                  16:27:36         Log-Likelihood:           -46.470
No. Observations:      5              AIC:                      96.94
Df Residuals:          3              BIC:                      96.16
Df Model:               1
Covariance Type:      nonrobust
=====
                    coef    std err          t      P>|t|      [0.025    0.975]
-----
Intercept  -4.829e+06   1.61e+05   -30.005   0.000   -5.34e+06   -4.32e+06
x           2478.8879    81.019     30.596   0.000    2221.049    2736.727
=====
Omnibus:            nan    Durbin-Watson:           2.076
Prob(Omnibus):      nan    Jarque-Bera (JB):        1.458
Skew:               -1.323   Prob(JB):                 0.482
Kurtosis:           3.024   Cond. No.                  2.10e+05
=====

```

Figura 104: Regresión lineal ordinaria. Población total de las localidades de la cuenca del San Roque. En la imagen se utiliza el punto como separador decimal en lugar de la coma.

El error en las estimaciones se calculó como *error estándar de la regresión*, S [128].

$$S = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n - p}} \quad (G.1)$$

Donde y_i = iésimo valor muestreado, \hat{y}_i = iésimo valor estimado, n = número de observaciones y p = grados de libertad (2 para el modelo)

El valor hallado fue: $S = 3.396$ habitantes

Las rectas de cada segmento censado utilizadas en las interpolaciones y extrapolaciones se definieron como:

$$Hab_i = A_i + M_i \cdot (f) \quad (G.2)$$

Donde i = intervalo censal, f = fecha (año + $\frac{mes}{12}$), A_i = ordenada al origen y M_i = pendiente de la recta. Con:

$$M_i = \frac{población_{Fi} - población_{Ii}}{f_{Fi} - f_{Ii}} \quad (G.3)$$

Donde f_{Fi} = fecha final intervalo censal i , f_{Ii} = fecha inicial intervalo censal i . La ordenada de los segmentos sensales (A_i) se calculó como:

$$A_i = f_{Fi} - M_i \cdot f_{Fi} \quad (G.4)$$

Los intervalos y valores de los parámetros A y M de las rectas para los intervalos se muestran en la siguiente tabla. Los valores de A y M se han redondeado arbitrariamente a la unidad.

Tabla 46: Segmentos de rectas utilizados para interpolar valores dentro de los intervalos censales.

Intevalo	M	A
1960 - 1970	2.379	-4.632.290
1970 - 1991	2.214	-4.307.503
1991 - 2001	3.101	-6.073.453
2001 - 2010	2.603	-5.076.132

Los valores de población estimados y el tipo de estimación se indican en la tabla 47.

Tabla 47: Habitantes estimados para las imágenes analizadas. i = dato interpolado, e = dato extrapolado.

Fecha	habitantes	estimación
1972-09	60.713	i
1976-11	69.570	i
1981-03	79.535	i
1984-11	87.728	i
1988-12	96.585	i
1995-12	116.431	i
2000-07	130.697	i
2005-01	142.660	i
2010-10	157.756	e
2014-10	165.367	e
2020-02	178.505	e

Apéndice H: Estimación de errores: modelo de elevaciones y modelo de pendientes

En este apartado, se estimó el error asociado al MDE de trabajo, y al modelo de pendientes derivado de él. Esta estimación se realizó bajo la premisa de que los errores en las coordenadas X e Y son despreciables, y que éstos se asocian sólo con en el eje Z . El cálculo no pretendió ser un tratamiento estadístico minucioso, que requeriría de un desarrollo más complejo y que escapa a los alcances de la tesis, sino una estimación de los órdenes de magnitud de los errores presentes en los datos trabajados.

MDE, Elevación

El modelo de elevaciones de trabajo (MDE_{30}) se obtuvo a partir del modelo de elevaciones del IGN, por operaciones de unión de mosaicos, redimensionado de píxeles y llenado de agujeros.

El error total en la elevación (E_h) se calculó como:

$$E_h = e_{5m} + e_r \quad (\text{H.1})$$

Donde (e_{5m}) es el error del modelo del IGN y (e_r) el de MDE_{30} .

El valor de e_{5m} se tomó conservadoramente como 1 m (ya que es declarado como submétrico por el IGN), con distribución uniforme en todos los píxeles. Se calculó e_r por diferencia entre el error de el MDE original descargado del IGN y el de trabajo.

En esas condiciones, analizando e_r para la totalidad de los píxeles de la cuenca, se obtienen un promedio y un desvío típico de:

$$\overline{E_r} = 0,6 \pm 7,3m. \quad (\text{H.2})$$

Sin embargo, este tratamiento sencillo no es el más adecuado, ya que la pendiente (p) tiene fuerte influencia en la distribución del e_r . Conociendo esto, se realizó un muestreo estratificado para calcular su media y desvío típico. El muestreo estratificado se realizó por pendientes. Los histogramas de e_r así obtenidos para cada estrato se muestran en las figuras 105 y 106. También se muestran en las figuras el ajuste de la normal parametrizada por μ y s . Como se aprecia, las medias del error de elevación para pendientes menores a 40° se mantienen próximas a la unidad, pero sus desvíos típicos aumentan con el valor de p .

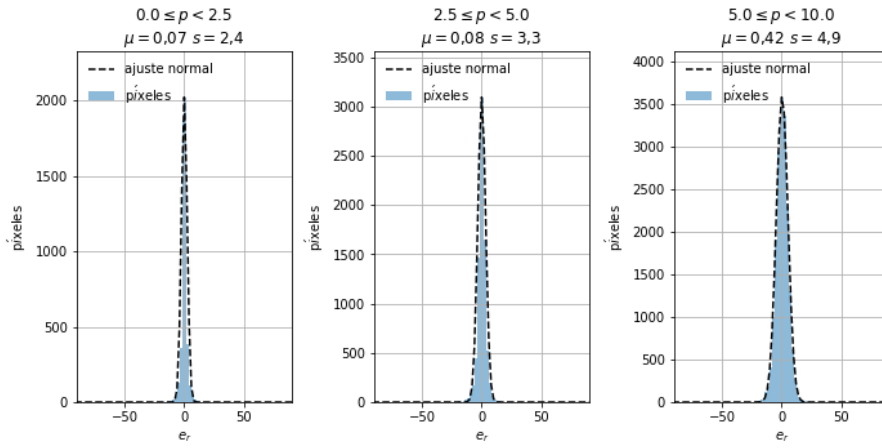


Figura 105: Distribución del error de muestreo vs pendiente. Parte A.

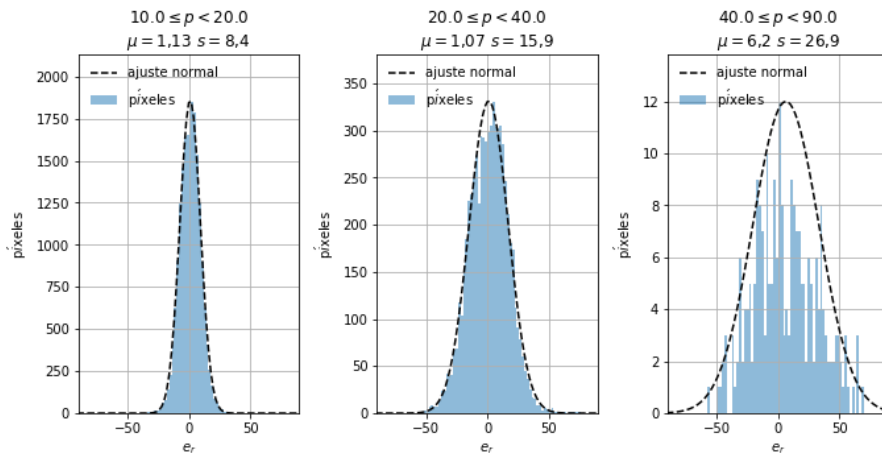


Figura 106: Distribución del error de muestreo vs pendiente. Parte B.

Donde cada μ_i y s_i corresponden al error medio y desvío típico de cada segmento o estrato de pendiente.

La media del error, ponderando la estratificación, se calculó a través de las expresiones [129]:

$$E_{rp} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^L N_i \cdot |\overline{E_{ri}}| \quad (\text{H.3})$$

donde N_t = total píxeles de la cuenca, N_i = número de píxeles del estrato i , L = número de estratos, $\overline{E_{hi}}$ = error medio del estrato i , calculado por diferencia entre MDE_{30} y MDE_{IGN} .

El desvío típico se calculó como:

$$s_{Erp} = \sqrt{\frac{1}{N_t^2} \sum_{i=1}^L \frac{N_i(N_i - n_i)s_i^2}{n_i}} \quad (\text{H.4})$$

donde n_i = número de píxeles muestreados del estrato i y s_i es la desviación típica de la muestra del estrato i .

Se obtuvieron los siguientes datos para los estratos o segmentos citados:

- límites de intervalos de pendientes (en grados) = [0; 2,5; 5; 10; 20; 40; 90]
- módulo de las medias ($|\overline{E_{ri}}|$) = [0,07034858; 0,08105057; 0,4225913; 1,13104999; 1,07074213; 6,20170879]
- desvíos típicos (s_i)= [2,41569972 3,29916692 4,92009783 8,37140369 15,93711853 26,88265419]
- píxeles en el estrato (N_i) = [5.047; 10.632; 21.655; 19.394; 6.466; 240]
- píxeles muestreados (n_i) = [5.104.734; 10.729.149; 21.669.826; 19.263.954; 6.433.075; 232.860]
- píxeles totales (N_t) = 63.200.738
- Bondad de ajuste de las normales para cada intervalo, como error cuadrático medio, entre el número de píxeles y el valor predicho por la normal: [315; 210; 63; 12; 2; 3]

El valor de error de elevación estimado para MDE_{30} fue: $e_r = 0,64 \pm 0,03$ m.

El error total de los valores de elevación adoptado finalmente fue: $E_h = 1,64$ m.

Pendientes

Se estimó el error en los valores del modelo digital de pendientes (MDP), derivado del MDE_{30} , utilizando el método Montecarlo. Para ello se procedió de la siguiente manera:

1. Se generó un MDP de referencia a partir del MDE sin alterar. Este modelo se llamó (MDP_r), y se considera libre de error.
2. Se introdujeron errores en todos los píxeles de la cuenca del MDE, utilizando el valor obtenido de $E_h = 1,64$ m¹. Este modelo de elevaciones se denominó MDE_e , y de él se derivó un MDP con errores en las pendientes (MDP_e).
3. Se calculó el error en la pendiente como:

$$E_p = |P_{MDE_e} - P_{MDE_r}| \quad (H.5)$$

donde P_{MDE_e} = valor de pendiente en MDE_e y P_{MDE_r} = pendiente en MDE_r .

4. Se estratificaron los errores por pendientes con los intervalos que se muestran en las figuras 105 y 106, almacenando sus valores.
5. Se repitieron lo pasos 2, 3 y 4 cien veces.
6. Finalmente se integraron los errores medios y desvíos en un único error representativo del MDP utilizando las expresiones para muestreo estratificado (H.3 y H.4).

El resultado del cómputo da: $E_{MDP} = 0,765 \pm 0,004$. Donde E_{MDP} = error general del modelo derivado de pendientes en grados.

¹Se introdujo el error declarado por IGN (1 m) utilizando una distribución uniforme, y posteriormente se introdujeron errores con distribución normal ($\mu = 0,63$ y $s = 0,03$ m).

Apéndice I: Análisis de crecimiento.

Segmentación por radios urbanos

Las siguientes tablas muestran los datos de evolución de superficie edificada y huella urbana obtenidos dentro de los radios urbanos de las localidades de la cuenca. Los valores listados corresponden a las superficies detectadas expresadas en km².

Tabla 48: Parte A. Evolución superficie edificada y huella urbana por localidad. *SEd* = superficie edificada, *SHU* = superficie huella urbana.

Localidad		Fecha										
Sup. Radio Urbano		72-09	76-11	81-03	84-11	88-12	95-12	00-07	05-01	10-10	14-10	20-02
Bialet Masse	SEd	0,05	0,21	0,38	0,76	1,23	1,54	1,84	2,54	3,95	4,72	5,73
	10,40 SHu	0,09	0,66	1,01	2,42	4,09	5,15	5,57	7,12	9,89	9,94	9,95
Cabalango	SEd	0,00	0,01	0,03	0,04	0,08	0,11	0,13	0,32	0,68	1,13	1,36
	18,81 SHu	0,00	0,01	0,04	0,08	0,28	0,36	0,41	1,19	2,12	4,47	4,75
Casa Grande	SEd	0,00	0,02	0,03	0,06	0,13	0,18	0,24	0,44	1,24	1,39	1,47
	7,56 SHu	0,00	0,02	0,03	0,10	0,27	0,33	0,51	1,40	4,83	5,13	5,45
Cosquín	SEd	0,69	1,11	1,29	2,36	2,66	3,29	3,72	4,53	6,93	7,80	8,83
	20,42 SHu	2,33	3,04	3,31	4,89	5,71	6,38	6,97	8,56	15,77	17,05	18,13
Cuesta Blanca	SEd	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,06	0,06	0,13	0,42	0,50	0,56
	2,09 SHu	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,25	0,29	0,56	1,64	1,86	1,95
Estancia Vieja	SEd	0,00	0,01	0,02	0,03	0,11	0,13	0,18	0,30	0,67	1,49	2,23
	4,12 SHu	0,00	0,01	0,02	0,04	0,36	0,48	0,67	1,30	2,75	3,99	4,10
Huerta Grande	SEd	0,11	0,45	0,54	0,84	1,14	1,55	1,61	2,44	3,38	3,69	3,95
	9,02 SHu	0,22	1,48	1,68	2,33	3,68	4,33	4,49	5,77	7,35	7,66	7,92
La Cumbre	SEd	0,01	0,03	0,03	0,09	0,20	0,32	0,33	0,90	1,41	1,96	2,01
	17,51 SHu	0,02	0,04	0,04	0,13	0,58	0,96	0,99	2,72	4,71	6,30	6,38
La Falda	SEd	0,65	1,32	1,51	2,51	2,85	3,59	3,72	4,98	6,43	6,70	6,92
	13,02 SHu	2,35	3,84	4,16	5,03	5,98	7,16	7,31	9,64	11,30	11,94	12,12
Mayu Sumaj	SEd	0,00	0,00	0,01	0,04	0,11	0,17	0,23	0,35	0,60	0,89	1,04
	4,56 SHu	0,00	0,00	0,02	0,06	0,43	0,78	0,85	1,09	1,42	1,76	1,80
San Antonio De Arredondo	SEd	0,02	0,06	0,16	0,28	0,72	1,18	1,53	2,23	3,89	5,43	6,26
	50,30 SHu	0,03	0,08	0,60	1,06	3,22	4,43	4,95	6,11	9,82	12,56	14,61
San Roque	SEd	0,00	0,00	0,01	0,03	0,13	0,20	0,28	0,47	1,11	1,42	1,93
	3,78 SHu	0,00	0,00	0,01	0,12	0,35	0,60	1,09	1,73	3,13	3,33	3,75

Tabla 49: Parte B. Evolución superficie edificada y huella urbana por localidad.

Localidad		Fecha										
Sup. Radio Urbano		72-09	76-11	81-03	84-11	88-12	95-12	00-07	05-01	10-10	14-10	20-02
Santa Maria	SEd	0,11	0,25	0,42	1,13	1,37	1,86	2,26	2,68	3,65	3,93	4,17
6,63	SHu	0,14	0,52	1,38	2,94	3,68	4,40	4,85	5,53	6,36	6,46	6,46
Tala Huasi	SEd	0,00	0,00	0,00	0,01	0,02	0,04	0,05	0,11	0,28	0,35	0,40
2,28	SHu	0,00	0,00	0,00	0,01	0,04	0,18	0,22	0,46	1,06	1,15	1,19
Tanti	SEd	0,04	0,24	0,38	0,64	1,05	1,37	1,59	2,51	4,50	7,01	8,40
35,02	SHu	0,09	0,73	1,35	2,09	3,39	4,47	5,36	8,00	15,58	21,85	22,82
Valle Hermoso	SEd	0,08	0,27	0,40	0,76	1,09	1,49	1,63	2,35	3,91	4,45	4,78
38,07	SHu	0,12	0,89	1,38	2,22	3,51	4,18	4,57	6,66	10,13	11,10	11,37
Villa Carlos Paz	SEd	1,75	3,68	5,67	9,17	11,07	13,19	14,67	17,41	21,36	23,46	24,63
76,11	SHu	6,31	10,73	16,52	20,42	23,85	25,26	26,00	30,47	36,89	39,60	40,44
Villa Giardino	SEd	0,13	0,27	0,36	0,55	0,85	1,06	1,13	2,50	4,19	5,01	5,30
11,35	SHu	0,21	0,88	1,09	1,98	3,43	4,22	4,43	7,32	9,91	10,98	11,01
Villa Icho Cruz	SEd	0,00	0,00	0,00	0,05	0,14	0,25	0,28	0,50	1,11	1,41	1,61
9,48	SHu	0,00	0,00	0,00	0,08	0,56	1,19	1,35	2,08	3,22	3,55	3,75
Villa Parque Siquiman	SEd	0,00	0,03	0,05	0,16	0,37	0,45	0,57	1,09	2,37	3,37	4,27
11,21	SHu	0,01	0,04	0,11	0,57	1,62	1,84	2,33	7,86	9,92	10,07	10,22
Villa Santa Cruz Del Lago	SEd	0,00	0,02	0,08	0,22	0,55	0,69	0,90	1,28	2,07	2,75	3,27
7,17	SHu	0,01	0,04	0,15	0,59	1,97	2,48	2,94	5,87	7,17	7,17	7,17

Apéndice J: Histogramas de frecuencia relativa. Variables en píxeles edificados referidas a píxeles disponibles.

En la sección 4.5 se mostraron las distribuciones de valores para algunas variables geomorfológicas analizadas tanto en las superficies edificadas, como en las superficies disponibles para edificación. Ésto se hizo a través de un histograma de frecuencias relativas, que muestra la proporción de píxeles edificados con valores de variables de interés comprendidos en un intervalo $[a, b)$, referida a la proporción de píxeles totales libres de ser edificados con los mismos valores de dicha variable.

J.0.1. Construcción del histograma para una fecha dada

1. Muestreo: para la fecha F , se seleccionan los píxeles nuevos edificados, correspondientes a todos los píxeles edificados que aparecen en esa fecha y no lo hacen en la fecha anteriormente analizada, $F - 1$, y se muestrean los valores de la variable de interés en esos píxeles. Estos valores representan el conjunto N . Para la fecha $F - 1$ se seleccionan todos los píxeles no edificados (píxeles disponibles para edificar en la fecha siguiente), y también se muestrean los valores de la variable de estudio. Estos valores representan el conjunto D .
2. Determinación de intervalos: se seleccionan los valores mínimo y máximo del conjunto D y se divide en un número de intervalos predeterminado.
3. Generación de histogramas de densidad: para los conjuntos N y D se construyen histogramas de densidad de distribución utilizando el rango y número de segmentos del apartado anterior. La suma de las cuentas de píxeles en todos los segmentos de estos histogramas es igual a la unidad y cada segmento contiene la proporción de píxeles con determinado valor de variable analizada.
4. Generación del histograma de frecuencias relativas: se dividen los valores de cuentas de cada segmento del histograma de densidad de N por el correspondiente segmento del histograma de densidad de D .

Para cada fecha analizada F , los píxeles nuevos edificados representan un subconjunto de los píxeles disponibles sin edificar de la fecha anterior. Si la elección de los píxeles nuevos edificados fuera azarosa, la distribución de los histogramas de densidad serían idénticos, y el histograma de frecuencias relativas se distribuiría uniformemente alrededor de la unidad. Por el contrario, si los píxeles nuevos tuvieran una dependencia respecto a los valores de la variable, la distribución mostraría picos en los segmentos preferidos y depresiones en los segregados.

Ej: La variable *geoformas* se muestreó en los píxeles no edificados, interiores a los radios urbanos de la cuenca del San Roque, en el año 1972. Estos valores constituyen las n_1 observaciones del conjunto D . Para el año 1976 se muestrearon n_2 valores en los píxeles nuevos edificados y constituyen el conjunto N . La variable es de tipo categórica y puede tomar los valores enteros comprendidos entre 1 y 6 inclusive. Se realiza un muestreo aleatorio del 20% de los n_1 valores de D y se genera un subconjunto de prueba D_p . Se tienen entonces los conjuntos de datos D y sus subconjuntos N y D_p . Mientras que el subconjunto D_p corresponde a un muestreo aleatorio de D y por ello posee una distribución de valores similar (idealmente igual), el subconjunto N responde a la distribución de valores en las edificaciones.

Luego se definen seis intervalos y se construyen tres histogramas de densidad hD , hD_p y hN y dos histogramas relativos hrD_p y hrN calculados como:

$$hrD_{p_i} = \frac{hD_{p_i}}{hD_i} \quad (J.1)$$

$$hrN_i = \frac{hN_i}{hD_i} \quad (J.2)$$

con i = número de intervalo.

Valores de densidad y límites de intervalo para hD , hD_p y hN (de la salida de la consola de Python): $hD = (\text{array}([0.186, 0.002, 0.384, 0.008, 0.415, 0.003]), \text{array}([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]))$.

$hD_p = (\text{array}([0.185, 0.002, 0.384, 0.009, 0.416, 0.003]), \text{array}([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]))$.

$hN = (\text{array}([0.381, 0.001, 0.222, 0.015, 0.370, 0.009]), \text{array}([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]))$

Los histogramas relativos dan: $hrD_p: (\text{array}([0.994, 1.004, 0.998, 1.084, 1.001, 1.005]), \text{array}([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]))$.

$hrN: (\text{array}([2.048, 0.296, 0.578, 1.84, 0.891, 3.024]), \text{array}([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]))$.

Las distribuciones de densidad y relativas se ilustran en las figuras siguiente:

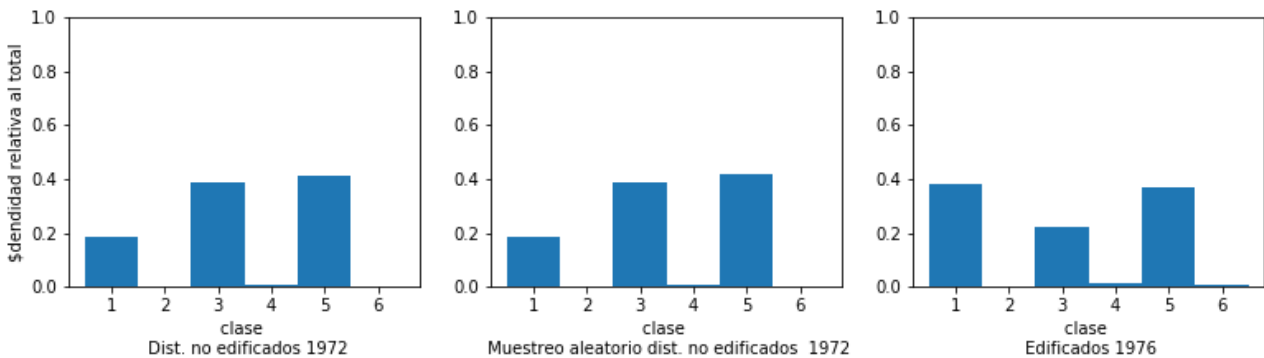


Figura 107: Histogramas de densidad, hD , hD_p y hN (izq. a der.).

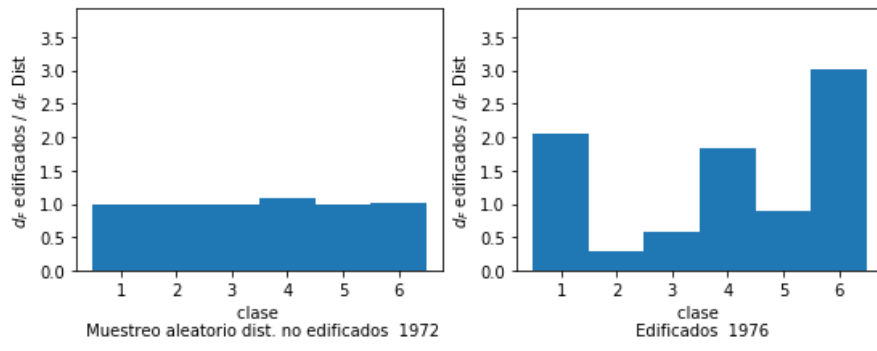


Figura 108: Histogramas relativos, $hrDp$ y hrN (izq. y der.).

Apéndice K: Software Ardema

Ardema es un *software* con grado de prototipo funcional, producto emergente del trabajo de esta tesis. El procesamiento de datos satelitales, voluminosos en muchos casos, sólo puede realizarse eficientemente mediante programas de computación capaces de interpretar los formatos en que estos datos son almacenados, operarlos matricialmente y recodificarlos en forma útil para el objetivo del investigador. En el contexto de este trabajo esos atributos significaban específicamente poder extraer datos desde archivos “geotiff”, almacenando coordenadas, sistemas de referencia y valores de píxel, reorganizar estos datos en variables multidimensionales compatibles con otros sistemas de información geográfica ya existentes, y tener la capacidad de operar en el *hardware* disponible.

El desarrollo de algoritmos propios de procesamiento permite una flexibilidad de trabajo que no se encuentra a menudo en el *software* de terceros. Al utilizar éstos, el investigador debe diseñar y adaptar sus procedimientos a las herramientas disponibles. Otro aspecto importante es que la implementación de rutinas de cálculo implica necesariamente la comprensión del mecanismo lógico-matemático de las mismas, incentivando al investigador a adquirir maestría en el campo de aplicación particular de esas rutinas.

Otras características deseadas por el usuario en un programa de cómputo son la confiabilidad de los resultados y la practicidad de operación. La primera se aseguró por comparación de los resultados obtenidos contra otros *software* (principalmente Envi) y ejemplos numéricos presentes en distintas fuentes bibliográficas. La segunda motivó en primera instancia la construcción del programa, el que se diseñó con interfaz gráfica para automatizar operaciones complejas que implicaban numerosos pasos y minería de datos por parte del operador humano.

En el desarrollo se emplearon las capacidades de diseño e implementación de interfaces gráficas de un lenguaje (Pascal, a través del IDE Lazarus), con las capacidades de cómputo y fiabilidad de otro ampliamente utilizado en computación científica (Python, a través del IDE Spyder). Se emplearon ambos sistemas que son multiplataforma y de uso libre.

El nombre elegido, “Ardema”, es un vocablo esperanto que significa ardido o quemado. Hace alusión al trabajo de la cerámica, que parte de materiales plásticos, a los que se le da forma adecuada, para que luego de una cocción se vuelvan herramientas útiles. También hace alusión al esfuerzo y energía empleados en su construcción.

Operaciones y aspectos generales de Ardema utilizadas en el proceso de clasificación

Ardema implementa un grupo de funciones. Las más relevantes para el desarrollo de la tesis se describen a continuación:

Definición del área de trabajo, apilado de bandas y calibración de variables

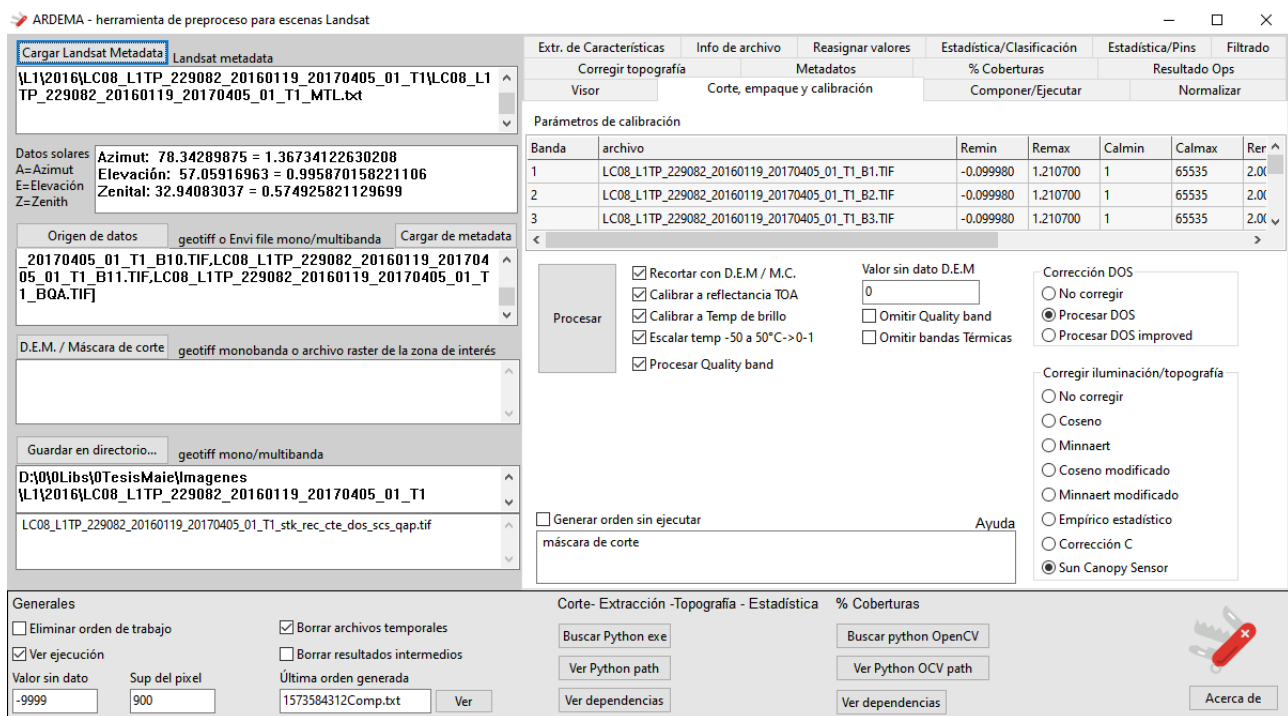


Figura 109: Ardema: Módulo de corte empaque y calibración.

Este módulo, apodado en el software *corte, empaque y calibración (CEC)*, carga un archivo de metadata Landsat (colecciones T1 de Landsat 4,5 y 8, sensores TM y OLI-TIRS, y T2 de Landsat 1,2,3,4 y 5, sensor MSS), y adquiere los datos necesarios para ejecutar las operaciones seleccionadas por el usuario. Estas operaciones pueden incluir:

- Corte de la zona de interés según la extensión de la máscara de corte o MDE
- Apilado de las bandas recortadas en una única matriz tridimensional (longitud, latitud, banda).
- Calibración de valores digitales a reflectancia a tope de la atmósfera y calibración a temperatura de brillo.
- Corrección atmosférica y conversión de la reflectancia TOA a reflectancia de superficie.
- Escalado de temperatura de brillo entre -1 y 1 (la temperatura de brillo tiene valores que oscilan alrededor de los 293K, correspondiente a la temperatura ambiente, para simplificar la visualización y algunos cálculos se escaló entre cero y uno, como los valores esperados de reflectancia).
- Corrección en las bandas ópticas del sombreado producido por la topografía.
- Detección de píxeles erróneos según la banda de calidad (BQA, del inglés band of quality assurance) y asignación de los mismos como valores *sin dato*.

La salidas del proceso son dos archivos geotiff conteniendo las bandas procesadas y tres bandas que incluyen los datos derivados del modelo de elevación utilizados para la corrección de sombreado topográfico: pendiente, orientación y modelo de iluminación para la escena.

K.0.1. Componer/Ejecutar

El módulo incluido en esta pestaña tiene dos funciones principales:

1. Componer imágenes individuales a partir de un conjunto de dos o más imágenes de partida.
2. Ejecutar subrutinas y algoritmos para tareas especiales sobre una o más imágenes.

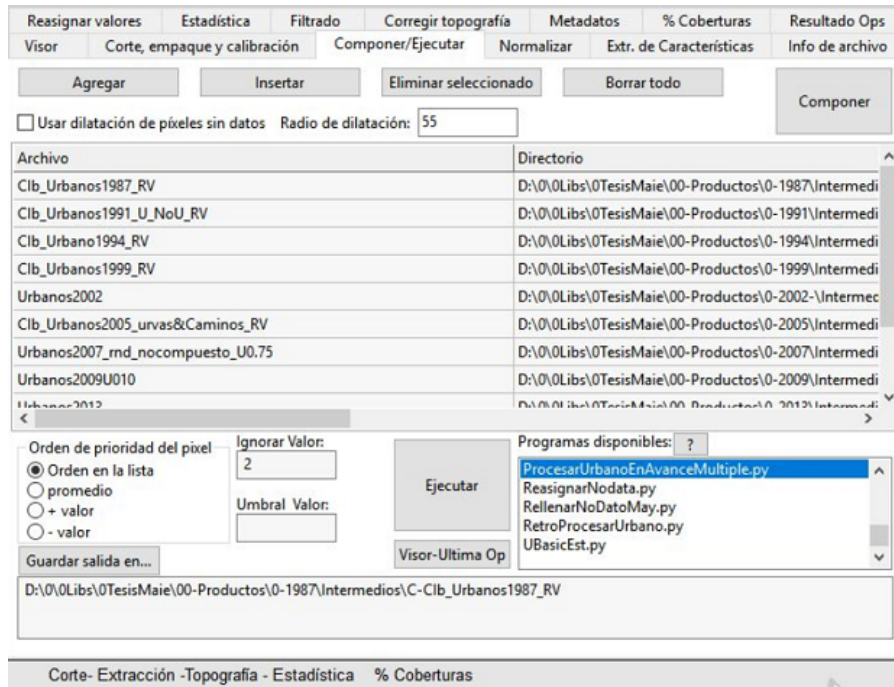


Figura 110: Ardema: Módulo de composición de imágenes.

La composición recibe una lista de imágenes multibandas. Busca los píxeles de la primera imagen que han sido asignados como *sin dato* y los reemplaza por píxeles de las imágenes sucesivas según una regla de reemplazo (en la imagen 110 es el orden de prioridad de píxel). La ejecución de subrutinas corre subprogramas en Python particulares que realizan un procedimiento especial sobre una o más imágenes generando distintos tipos de salidas.

K.0.2. Extracción de características

Este módulo abre un archivo raster producido por el módulo CEC y opera las bandas para producir un archivo de índices o características apiladas en un nuevo raster multibanda.

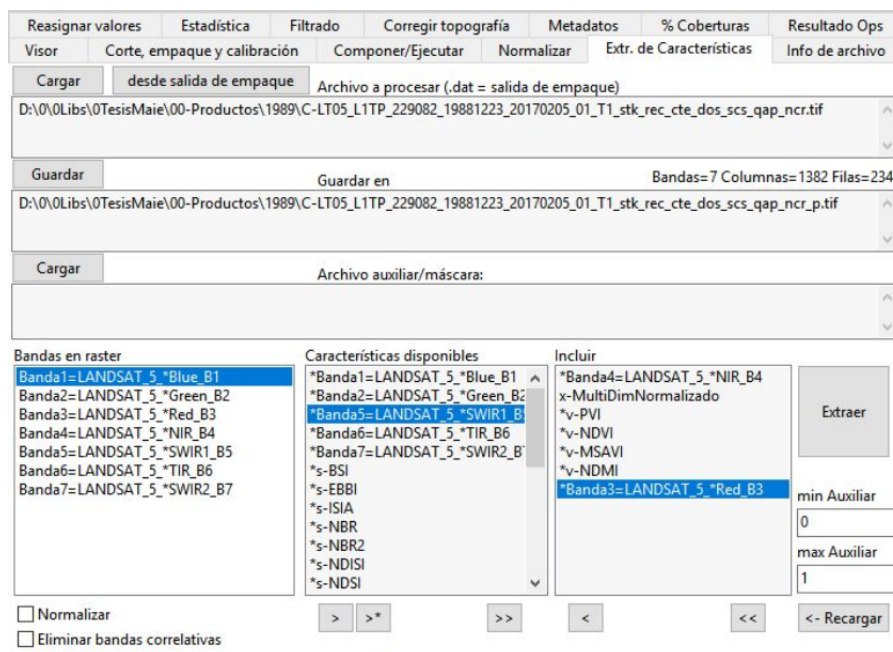


Figura 111: Ardema: Módulo de extracción de características.

Los índices y características producidos por el módulo incluyen índices individuales y/o grupos de éstos. Los productos de este módulo son:

1. MultiDimNormalizado (vector espectral de diferencias normalizadas), ver apartado 2.7.1: matriz multidimensional (grupo de índices) obtenida a partir de la combinación de todas las bandas originales entre sí, para obtener un vector espectral de diferencias normalizadas.
2. MultiDim: incluye todos los índices de MultiDimNormalizado más los índices/características enumerados entre los ítems 3 a 28.
3. NDWI: índice de diferencia normalizada de agua.
4. MNDWI: índice NDWI modificado.
5. NDVI: índice de diferencia normalizada de vegetación.
6. EVI: índice mejorado de vegetación.
7. SAVI: índice de vegetación ajustado por suelo.
8. MSAVI: índice SAVI modificado.
9. NDMI: índice de diferencia normalizada de humedad.
10. GEMI: índice de vegetación no lineal.
11. PVI: índice perpendicular de vegetación.
12. EBBI: índice mejorado de edificación y suelo desnudo.
13. NBR: relación de área quemada.
14. NBR2: relación de área quemada modificada.
15. NDISI: índice de diferencia normalizada de superficie impermeable.

16. NDSI: índice de diferencia normalizada de suelo.
17. SSI: índice de suelo.
18. BSI: índice de suelo desnudo.
19. RNDSI: relación de diferencia normalizada de suelo.
20. NDBI: diferencia normalizada de superficie construida.
21. NDII: diferencia normalizada de superficie impermeable.
22. IBI: índice de relación de NDBI.
23. NBI: nuevo índice de superficie construida.
24. BRBA: relación de bandas de área construida.
25. NBAI: índice normalizado de área construida.
26. Tasseled Cup: transformación de Kauth Thomas.
27. BCI: índice de composición biofísica.

Detalles de sus expresiones matemáticas y utilización se pueden hallar en las siguientes referencias: [58], [130], [9], [131], [132], [133], [134], [135], [136].

K.0.3. Estadística

Este módulo abre un archivo geotiff y realiza varias operaciones estadísticas sobre las bandas del mismo. Puede utilizar archivos vectoriales generados en Google Engine para definir las zonas operadas (ROIs).

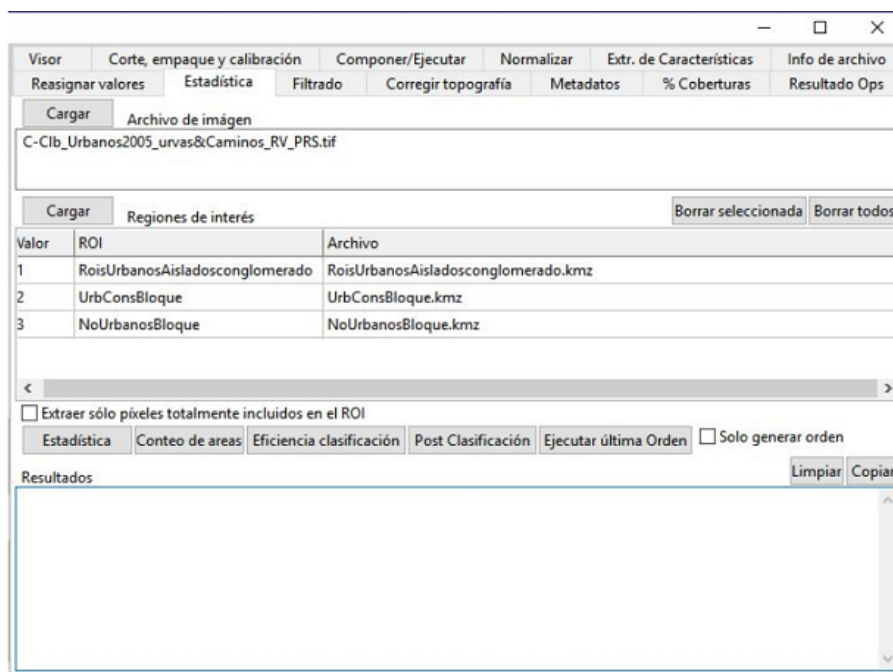


Figura 112: Ardema: Módulo de estadística.

Las funciones implementadas son:

- Estadística básica: para cada ROI extrae los píxeles de la imagen y obtiene estadística básica (mínimo, media, máximo y desvío estándar).
- Conteo de áreas: cuenta el número de píxeles con un valor determinado en la imagen y calcula el área equivalente.
- Eficiencia de clasificación: a partir de un listado de ROIs utilizados como verdad de campo, calcula precisión global, parámetro kappa y matriz de confusión sobre una imagen ya clasificada. Los ROIs pueden ser polígonos de área o puntos de referencia.
- Eficiencia de clasificación raster-raster: contrasta las clasificaciones contra un raster utilizado como verdad de campo y calcula precisión global, índice kappa y la matriz de confusión.
- Muestreo Aleatorio: genera un muestreo de N puntos posicionados aleatoriamente sobre la extensión del raster y los exporta a través de un archivo KML compatible con GE.

Otras funciones

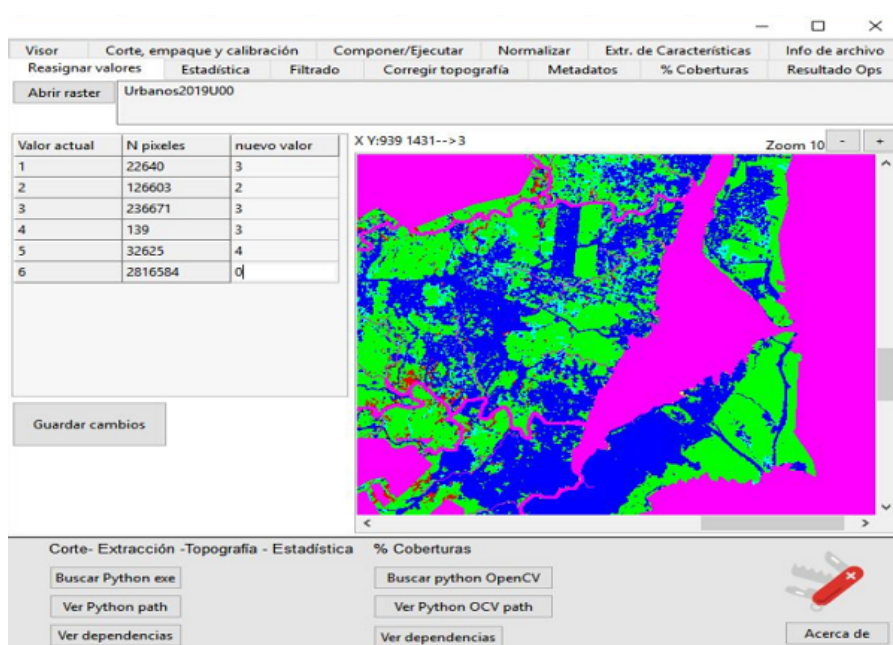


Figura 113: Ardema, módulo de reasignación de valores (uno de los módulos incluidos en este apartado).

Ardema incorpora otras funciones que se utilizaron durante el desarrollo de la tesis, como:

- Compilar clasificación: Compila los resultados del proceso de compilación en un único archivo geotiff.
- Computar segmentación urbana: realiza la segmentación de píxeles para obtener características urbanas. Computa índices de urbanización y superficies.
- Asignar sistema de coordenadas: exporta el sistema de coordenadas de un archivo geotiff a otro.
- Reasignación de valores: genera un histograma de valores del raster y los presenta en una grilla de edición. Los cambios solicitados en la grilla se guardan en un nuevo raster reclasificado.