



Universidad Nacional de Córdoba
Facultad de Ciencias Agropecuarias
Escuela para Graduados



**ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD ESPACIO-TEMPORAL
DE LA RESPUESTA AL NITRÓGENO EN MAÍZ
MEDIANTE UN MODELO ECONOMETRICO MIXTO
ESPACIAL (MEME)**

Gabriel Pablo Espósito

Tesis

Para optar al grado académico de
Doctor en Ciencias Agropecuarias

Córdoba, 2013

**ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD ESPACIO-TEMPORAL
DE LA RESPUESTA AL NITRÓGENO EN MAÍZ
MEDIANTE UN MODELO ECONOMETRICO MIXTO
ESPACIAL (MEME)**

Gabriel Pablo Espósito

Comisión Asesora de Tesis

Director: Dr. Walter Robledo

Asesores: Dr. Rodolfo Bongiovanni

Dr. Matías Ruffo

Tribunal Examinador de Tesis

Dr. Matías Ruffo

Dr. Omar Bachmeier

Dra. Cecilia Bruno

Presentación formal académica

Facultad de Ciencias Agropecuarias

Universidad Nacional de Córdoba

Agradecimientos

Quiero agradecer especialmente a:

Mi Director de Tesis y a los miembros del Comité Asesor, por su dedicación y por su calidad técnica y humana con la cual acompañaron mi formación doctoral.

Mis compañeros de trabajo, Carlos, Ricardo, Guillermo y Cecilia, por su apoyo incondicional e imprescindible.

La Facultad de Agronomía y Veterinaria de la Universidad Nacional de Río Cuarto, por impulsar y facilitar la realización de estos estudios.

La Escuela de Posgrado de la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional de Córdoba, por aceptarme como alumno y acompañarme en el proceso.

Los productores y técnicos agropecuarios donde realicé las experiencias, por su generosidad para abordar los nuevos desafíos de investigación.

Todos aquellos que me formaron técnica y éticamente a largo de todos mis estudios.

Dedicatoria

En primer lugar quiero dedicar especialmente este trabajo a mi esposa Marta y a mis hijos Javier y Damián, en quienes me apoyo día a día para generar mis mejores acciones.

También dedico este esfuerzo a mis padres María Elena y Antonio (a su memoria), quienes han sido una luz en mi vida para comprender que del esfuerzo surgen las mejores cosas.

Además dedico estos logros científicos a la memoria del Jorge Gesumaría y Hugo Fontanetto, con quienes mi inicié en el trabajo de la fertilización de cultivos.

Finalmente quiero dedicar esta tesis a mis alumnos, principales destinatarios del conocimiento generado en la Universidad Nacional de Río Cuarto.

Resumen

El objetivo principal de este trabajo fue desarrollar un modelo econométrico que permita optimizar estrategias de fertilización nitrogenada a dosis variable para maíz. Los datos fueron extraídos de 18 experimentos de campo sobre fertilización, realizados durante las campañas agrícolas 1998/99 a la 2009/10 en diferentes localidades de Córdoba. Se compararon cuatro especificaciones estadísticas: mínimos cuadrados ordinarios, un modelo mixto, un modelo econométrico y un modelo econométrico mixto espacial (MEME). En los modelos mixto y MEME se empleó la localidad de realización de cada ensayo como variable aleatoria. Se analizó el desempeño de cada uno de estos modelos a través del análisis de la estructura espacial de los datos, la significancia de sus parámetros, la máxima verosimilitud, el cociente de verosimilitudes y los criterios de Akaike y Schwartz. El análisis económico se realizó a través de la maximización del beneficio esperado para una respuesta estimada y según la distribución de precios. Además fueron considerados atributos de terreno obtenidos a partir de modelos digitales de elevación como así también el efecto de las condiciones hídricas de cada campaña. La comparación entre la dosis uniforme y variable de N se realizó mediante presupuestos parciales. Los resultados indican que el modelo MEME fue el que presentó el mayor ajuste y con todos sus parámetros significativos. El coeficiente R^2 del modelo MEME fue 87,36%. El atributo de terreno que mejor explicó la respuesta del cultivo al N fue el índice topográfico compuesto (CTI). El efecto "año" también fue estadísticamente significativo; en los años húmedos la respuesta al N fue significativamente mayor que el promedio y la interacción entre el CTI y el N fue negativa, mientras que en años secos la respuesta fue menor y la interacción positiva. El análisis económico demostró que la respuesta al N y la dosis óptima económica difieren entre las distintas zonas del paisaje; que la respuesta al N y consecuentemente la dosis de N que maximiza el beneficio en cada zona varía año a año; que el CTI es una potencial alternativa para describir el paisaje objetivamente, y que la maximización del beneficio puede ser realizada con las funciones de respuesta que difieren por posición en el paisaje y por año. En años húmedos, el retorno al N aplicado como dosis variable es superior en 21,70 \$ ha⁻¹ a la dosis óptima uniforme y en 110,57 \$ ha⁻¹ superior que el retorno de la dosis uniforme usada regionalmente. En años secos los retornos al N son 1,19 \$ ha⁻¹ y 55,32 \$ ha⁻¹, respectivamente. Cuando la clasificación en año húmedo o seco puede realizarse con una precisión superior al 56,39%, la fertilización variable de N puede ser económicamente beneficiosa en la mayoría de las localidades. Además, a partir de la variabilidad natural del CTI de cada lote de producción, se pudo establecer un punto de equilibrio que justifica la aplicación variable de N. Finalmente, el modelo MEME ha mostrado ser un modelo innovador y conveniente para la estimación de funciones de producción sitio específicas, variables espacial y temporalmente.

Palabras Clave

Fertilización variable sitio específica, Índice Topográfico Compuesto, dosis óptima económica de N, condición hídrica.

Abstract

The main objective of this dissertation is to develop an econometric model as a means to optimize variable rate nitrogen fertilizer strategies for corn. The data were drawn from eighteen on-farm nitrogen (N) trials done in the Province of Córdoba, Argentina, from the 1998/99 to the 2009/10 crop seasons. Four statistical specifications were compared: ordinary least squares, a mixed model, an econometric model, and a mixed-econometric-spatial model (MEME). Location was used as the random variable in the mixed and the MEME models. Specifications robustness was tested by analysis of the spatial structure of data, coefficient significance, maximum likelihood, likelihood ratios, Akaike and Schwartz criteria. The economic analysis maximized expected profit, given response estimates and price distributions. Soil attributes obtained from digital elevation maps and water conditions for each seasons were also considered. A partial budget was used to calculate and to compare uniform rate and variable-rate returns. Results show that MEME was the model with the highest fit and with all coefficients statistically significant. MEME's R^2 was 87.36%. The soil attribute that best explained the site-specific crop response to N was the Compound Topographic Index (CTI). The overall season effect was also statistically significant; in wet seasons the crop response to N was significantly higher than the average, and the interaction between CTI and N was negative, whereas in dry seasons the crop response was smaller and the interaction positive. The economic analyses show that N response and economically optimal N rates differ in different areas of the landscape; that N response and consequently profit maximization N rates in those landscape areas differ from year to year; that CTI is a potential objectively measurable alternative to landscape areas, and that profit maximization can be effectively carried out with the response functions that differ by landscape area and season. In wet seasons, economically optimal variable-rate returns to N are 21.70 \$ ha⁻¹ higher than economically optimal uniform-rate returns to N, and 110.57 \$ ha⁻¹ higher than regional uniform-rate returns to N. In dry seasons, the returns to N are 1.19 \$ ha⁻¹ and 55.32 \$ ha⁻¹ higher, respectively. When the outcome of the two crop seasons can be predicted with accuracy higher than 56.39% at N application time, variable rate of N can be profitable in most locations. In addition, CTI allowed estimation of the break-even percentage of variability for a field, in order to justify variable-rate applications. Finally, MEME has shown to be an innovative, convenient model for site-specific crop production functions that vary spatially and temporary.

Keywords

Site-specific variable-rate fertilization, Compound Topographic Index, economically optimal N rates, water condition.

Tabla de contenidos

CAPÍTULO 1.....	13
Introducción.....	13
1.1. Definición del problema.....	18
1.2. Justificación.....	20
1.3. Objetivos de la investigación.....	21
1.3.1. Objetivo general.....	21
1.3.2. Objetivos específicos.....	21
1.4. HIPÓTESIS.....	22
1.5. Guía de la presentación.....	23
CAPÍTULO 2.....	25
Revisión de antecedentes.....	25
2.1. Antecedentes agronómicos.....	25
2.2. Antecedentes económicos.....	29
2.3. Antecedentes de análisis estadísticos.....	34
CAPÍTULO 3.....	40
Materiales y métodos.....	40
3.1. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 1.....	40
3.1.1. Análisis de datos experimentales previos.....	40
3.1.2. Descripción de los modelos estadísticos evaluados.....	41
3.2. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 2.....	44
3.2.1. Determinación de atributos espaciales de terreno.....	44
3.2.2. Incorporación de los atributos espaciales de terreno en los modelos estadísticos.....	45
3.2.3. Incorporación del efecto año en los modelos estadísticos.....	46
3.3. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 3.....	49
3.3.1. Análisis económico.....	49
3.3.2. Función de producción.....	49
3.3.3. Producción marginal.....	50
3.3.4. Costo marginal, retorno y dosis óptima económica de nitrógeno (DOEN).....	51

CAPÍTULO 4.....	52
Resultados.....	52
4.1. Resultados encontrados durante las actividades propuestas en el objetivo 1.....	52
4.1.1. Variabilidad de los valores evaluados	52
4.1.2. Función de producción de maíz dependiente de la dosis de nitrógeno	53
4.2. Resultados encontrados durante las actividades propuestas en el objetivo 2.....	55
4.2.1. Función de producción de maíz con inclusión de atributos de terreno.	55
4.2.2. Análisis del efecto año en la función de producción con atributos de terreno.	57
4.3. Resultados encontrados durante las actividades propuestas en el objetivo 3.....	62
4.3.1. Análisis económico.	62
 CAPÍTULO 5.....	 77
Discusión	77
 CAPÍTULO 6.....	 85
Conclusiones.....	85
6.1. Hipótesis 1.....	85
6.2. Hipótesis 2.....	85
6.3. Hipótesis 3.....	86
6.4. Futuras líneas de investigación	87
 CAPÍTULO 7.....	 88
Bibliografía citada.....	88
 CAPITULO 8.....	 99
Anexos	99
Anexo I. Desarrollo del modelo econométrico mixto espacial para su implementación en R.	99
Anexo II. Escrito para el análisis estadístico de los datos en R, modelo CLASICO.....	101
Anexo III. Escrito para análisis estadístico de datos en R, modelo MIXTO.....	103
Anexo IV. Escrito para análisis estadístico de datos en R, modelo ECONOMÉTRICO.	105
Anexo V. Escrito para análisis estadístico de datos en R, modelo MEME.	107

Lista de Tablas

Tabla 4.1. Estadística descriptiva del rendimiento y atributos de terreno perteneciente al conjunto de 18 experimentos de fertilización nitrogenada	52
Tabla 4.2. Comparación de modelos estadísticos para el análisis de la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N y N ² – Efectos aleatorios: Localidad por año (sólo en Mixto y MEME)	54
Tabla 4.3. Análisis de autocorrelación espacial y homocedasticidad para la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N N ² del modelo CLÁSICO.....	54
Tabla 4.4. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR en el análisis de regresión de la función de producción $RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2$	55
Tabla 4.5. Comparación de modelos estadísticos para el análisis de la curva de producción en función del N, Efectos fijos: N N ² CTI CTIxN – Efectos aleatorios: Localidad x año (sólo en Mixto y MEME).	56
Tabla 4.6. Análisis de autocorrelación espacial para la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N N ² CTI CTIxN del modelo CLÁSICO.	57
Tabla 4.7. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR en análisis de regresión de la función de producción $RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 CTI + \beta_4 CTIN$	57
Tabla 4.8. Comparación de regresiones estadísticas para el análisis de la curva de producción en función del N, del modelo MEME SAR. Efectos fijos: N N ² AE AExN Naño N ² año AEaño AENaño. Efectos aleatorios: Localidad.....	59
Tabla 4.9. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo MEME SAR sin y con efecto año en análisis de regresión de la función de producción $RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 CTI + \beta_4 CTIN$	60
Tabla 4.10. Comparación de regresiones estadísticas entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR, para el análisis de la curva de producción en función del N, del CTI y del efecto año. Efectos fijos: N N ² AE AExN Naño N ² año AEaño AENaño. Efectos aleatorios: Localidad	60
Tabla 4.11. Retornos de la fertilización variable con N de los modelos MEME SAR y ECONOMÉTRICO, en años húmedos y secos	67
Tabla 4.12. Resultados físicos y económicos del modelo MEME SAR con el efecto AÑO, sobre el estudio de la respuesta al N en ensayos de fertilización.	68
Tabla 4.13. Comparación del efecto año como variable clasificatoria (húmedo o seco) de resultados físicos y económicos del modelo MEME SAR, sobre el estudio de la respuesta al N en dieciocho ensayos de fertilización.....	69

Lista de Figuras

Figura 3.1. Relación entre el rendimiento medio de cada uno de los 18 ensayos y las precipitaciones acumuladas entre septiembre a febrero de cada campaña, respectivamente.....	47
Figura 3.2. Rendimiento medio e índice de precipitaciones para cada uno de los 18 ensayos de fertilización nitrogenada en maíz.....	48
Figura 4.1. Rendimiento observados y simulados por el modelo MEME SAR.....	61
Figura 4.2. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 5,19 en años de condición húmeda.....	62
Figura 4.3. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 9,28 en años de condición húmeda.....	63
Figura 4.4. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 19,44 en años de condición húmeda.....	64
Figura 4.5. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 5,19 en años de condición seca.	65
Figura 4.6. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 9,28 en años de condición seca.	65
Figura 4.7. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado, línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 19,44 en años de condición seca.	66
Figura 4.8. Diferencia de retorno entre la DVN y la DFN ante distintas precisiones en la predicción climática.....	71
Figura 4.9. Proporción de puntos de cuantiles de CTI encontrados en cada ensayo.....	72
Figura 4.10. Diferencia de retorno entre dosis variable y dosis fija, en función de la proporción de valores de CTI superiores a 9,94.....	73
Figura 4.11. Imagen de valores de CTI de un lote comercial del Ea. "Santa Clara" ubicado al oeste de la provincia de Córdoba.	74
Figura 4.12. Dosis óptima económica variable de N, según valores de CTI y para una relación de precios de 7,76 kg de maíz por kg de N, en años de condición hídrica seca.	75
Figura 4.13. Dosis óptima económica variable de N, según valores de CTI y para una relación de precios de 7,76 kg de maíz por kg de N, en años de condición hídrica húmeda.	76

Lista de abreviaturas y/o símbolos

- ACE: Área de cuenca específica
- AE: Atributo espacial de terreno
- AIC: Criterio de información de Akaike
- ANG: Orientación del flujo del escurrimiento
- BIC: Criterio de información de Schwartz
- C: Carbono
- CAR: Especificación autoregresiva espacial condicional
- CTI: Índice topográfico compuesto
- DFN: Dosis fija de nitrógeno
- DGPS: Sistema de posicionamiento global diferencial
- DOEN: Dosis óptima económica de nitrógeno
- ELEV: Elevación sobre el nivel del mar
- FAO: Organización para la alimentación y la agricultura
- FVN: Fertilización variable de nitrógeno
- GPS: Sistema de posicionamiento global
- IPP: Índice de precipitación
- LSCA: Logaritmo del área de cuenca específica
- MDE: Mapa digital de elevación
- MEME: Modelo econométrico mixto espacial
- MVR: Máxima verosimilitud restringida
- N: Nitrógeno
- NID: Distribución idéntica normal
- NMV: Distribución normal multivariada
- P: Fósforo
- RTO: Rendimiento de maíz
- S: Azufre
- SAR: Especificación autoregresiva espacial simultánea

SLP: Pendiente instantánea de cada celda

SPI: Índice de poder erosivo

ZM: Zonas de manejo

Zn: Zinc

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

La población mundial alcanzará los 9100 millones de habitantes alrededor del 2050, lo cual representa un incremento del 34% de la población actual, con una acelerada concentración en los grandes conglomerados urbanos, que implicará familias más dependientes de comprar alimentos que de producirlos en su hogar. En este sentido, FAO estima que es necesario incrementar en un 60% la producción agrícola global (cerca de un 77% en los países en desarrollo) hacia el 2050 para alcanzar la oferta de 3070 kcal por habitante por día, lo cual se traduce en un requerimiento de 940 millones de toneladas de cereales y 200 millones de toneladas de carne para ese año (OECD-FAO, 2012).

Según el Banco Mundial, la producción global de los cereales (trigo, maíz y arroz) se incrementó a una tasa cercana al 2% anual en los últimos 50 años, no obstante en la última década (2002-2011) este incremento en la producción se asentó en un aumento de la productividad por hectárea más que en un aumento de la superficie sembrada, como consecuencia de la imposibilidad de incorporar nuevas tierras a los cultivos. De acuerdo a lo planteado por expertos de FAO, este incremento de productividad (2,6% anual) se reducirá en la década 2012-2021 a 1,7% (OECD-FAO, 2012).

Esta situación implica una elevada presión sobre los recursos naturales, lo cual exige desarrollar estrategias productivas que permitan incrementar la productividad, minimizando el impacto ambiental (Cisneros *et al.*, 2008). Los aumentos de producción se deben en más del 55% al uso de fertilizantes, por lo que el consumo de los mismos, mundial y nacional, ha aumentado sustancialmente en las últimas décadas en Argentina, a partir de 1990 (FAO, 2004).

A nivel mundial se ha estimado que sólo un 33% del total de nitrógeno aplicado es aprovechado por los cultivos (Raun y Johnson, 1999). Ahora bien, si se considera que en la campaña 2007/08 el consumo de N en la Argentina fue aproximadamente de 900.000 toneladas (García, 2010), es factible comprender que si sólo un tercio de ellas fueron

aprovechadas, se produjo una pérdida de \$ 2.743 millones, sin considerarse el daño ecológico que estaría provocando el N no utilizado por los cultivos.

Una de las principales estrategias propuesta para incrementar la eficiencia global en el uso de los fertilizantes nitrogenados es la agricultura de precisión, mediante la aplicación variable de insumos (Pan *et al.*, 1997). Además, el empleo de fertilización variable por ambientes es una técnica que permite no sólo incrementar la productividad, sino también reducir -al mismo tiempo- el impacto ambiental de los excesos de fertilización (Koch *et al.*, 2004; OECD-FAO, 2012).

La adopción de herramientas de agricultura de precisión como: monitores de rendimiento, sensores remotos, sistemas de guiado y aplicación variable de insumos, ha sido intensa en varios países agrícolas durante las últimas dos décadas, no obstante es necesario un mayor conocimiento agronómico que relacione la variabilidad productiva de los suelos con el manejo variable de la nutrición, mediante métodos que aseguren la conveniencia económica de esta práctica (Kyveryga *et al.*, 2011).

La determinación de la dosis óptima económica de N en maíz en lotes de producción presenta una elevada variabilidad espacial y temporal (Mamo *et al.*, 2003; Scharf *et al.*, 2005), siendo muchos los factores intra-lote que pueden afectar potencialmente la respuesta en grano al agregado de N. Por ejemplo, en algunos años la variabilidad espacial del contenido de humedad explica la dinámica del N (Kay *et al.*, 2006; Schmidt *et al.*, 2007), mientras en otros años es la mineralización de N contenido en la materia orgánica (Blackmer y White, 1998; Mulvaney *et al.*, 2001; Ruffo *et al.*, 2006). Por lo tanto, es difícil establecer una relación confiable entre la respuesta al N y el contenido de materia orgánica o la humedad del suelo, dado que a escala de lote otros factores como la textura, el relieve o el movimiento del agua intervienen en la dinámica del N (Balkcom *et al.*, 2003; Kahabka *et al.*, 2004).

En virtud de la complejidad de las interacciones intervinientes en la dinámica de N del continuo suelo - planta - atmósfera, la correcta predicción de la dosis óptima económica variable espacial y temporalmente se transforma en una formidable tarea (Kyveryga *et al.*, 2011; Bongiovanni y Lowenberg-DeBoer, 2004) y como los tradicionales experimentos realizados a campo presentan dependencia espacial en estas interacciones,

surge como una adecuada estrategia la realización de estudios de respuesta al N en diferentes tipos de suelos y condiciones climáticas para estimar funciones de respuesta al agregado de N, sensibles a estas interacciones en pequeñas escalas de detalle dentro de los lotes de producción (Bullock and Lowenberg-DeBoer, 2007; Hurley *et al.*, 2004; Schmidt *et al.*, 2007).

La agricultura argentina ha incrementado notablemente su productividad en los últimos 20 años, gracias a la incorporación tecnológica y a innovación científica en lo referido a técnicas modernas de manejo de cultivos. En este sentido, fueron fundamentales los aportes de la siembra directa, la fertilización estratégica, el manejo ecofisiológico de los cultivos, los avances en genética y maquinarias, como así también la incorporación de la agricultura de precisión, entre otros (Andrade, 2011).

En el sur de la Provincia de Córdoba, investigadores de la Universidad Nacional de Río Cuarto, establecieron un modelo de diagnóstico de la fertilización nitrogenada en maíz a escala regional denominado NP-Zea (Gesumaría *et al.*, 2000), el cual emplea la oferta hídrica y nitrogenada como principales variables de entrada al momento de establecer dosis óptimas de nitrógeno. Si bien este modelo fue oportunamente calibrado y validado, su empleo para el diagnóstico de las necesidades de N a escala sitio específica no ha arrojado resultados estadísticamente significativos, según lo planteado por Cravero (2007).

La provincia de Córdoba es la segunda en superficie sembrada y producción de maíz de la Argentina, aportando en promedio casi un 35% de la producción nacional (6.268.491 t de un total de 18.033.140 t para el periodo 2000/11) (SIIA, 2012).

Perteneciente a la llanura pampeana argentina, los suelos predominantes de Córdoba se desarrollaron bajo condiciones climáticas de semiaridez sobre materiales loésicos franco-limosos y aluviales franco-arenosos, con aportes modernos en superficie (Doratto, 1986). El contenido de materia orgánica predominante es bajo a moderado (1 a 2,5%) y el efecto del manejo ha condicionado la evolución del suelo en superficie a lo largo de los últimos 50 años, con la expansión de la mecanización y el monocultivo, reflejándose en una disminución sistemática del contenido de materia orgánica y el avance de procesos erosivos.

Los suelos de la región pampeana argentina presentan una deficiencia crónica de nitrógeno (N) para sostener altas producciones de maíz, debido a la disminución de los tenores de materia orgánica como consecuencia de su mal uso y por los procesos de erosión que caracterizaron a la producción de cultivos hasta la última década del siglo pasado (Díaz Zorita y Buschiazzo, 2006). Por otra parte, la intensificación de la agricultura en esta región ha posibilitado la obtención de altos rendimientos, es decir mayor demanda de nutrientes, por lo que la fertilización del cultivo cumple un rol esencial para maximizar su rentabilidad.

La tecnología de la agricultura de precisión aportó una gran cantidad de herramientas para el monitoreo de la productividad de diferentes áreas dentro de los lotes de producción. Además, el mercado dispone de una variada gama de maquinaria con GPS (sistema de posicionamiento global) incorporado, que permite realizar labores georeferenciadas como: pulverizadores de caudal variable, sembradoras inteligentes, fertilizadoras para aplicación variable de nutrientes, muestreadores de suelo, medidores de conductividad eléctrica, etc. (Bongiovanni y Lowenberg-DeBoer, 2005).

Por otro lado, es cada vez más numerosa la cantidad de servicios profesionales que brindan asesoramiento para el uso de la agricultura de precisión en Argentina, siendo también creciente la cantidad de productores que incorporan este tipo de tecnologías. No obstante estos avances, los adelantos científicos no han desarrollado suficientes estrategias de manejo de cultivos para su uso a escala sitio específico. Además, es necesario resaltar que la utilización de la agricultura de precisión permitiría un manejo más racional de los insumos, gracias a la optimización de la productividad que posibilitaría cada sitio, sin contaminar por exceso de insumos ni producir menos por defecto (Bongiovanni y Lowenberg-DeBoer, 2004).

En virtud de todo lo expuesto, se considera imprescindible abordar científicamente esta problemática, a los efectos de lograr que la producción agrícola presente cada vez mejores indicadores de sustentabilidad, además de favorecer el liderazgo de nuestro país en el desarrollo de *tecnologías de proceso* de última generación.

Finalmente, queda establecido que no se ha desarrollado hasta el presente un modelo de diagnóstico de N sensible a escala sitio específica que pueda ser empleado en la

región semiárida argentina. Por este motivo el propósito del presente trabajo es mejorar la eficiencia en el uso de los fertilizantes nitrogenados mediante el desarrollo de un modelo de efectos mixtos que considere la auto correlación¹ espacial de los datos y la variabilidad del estado nutricional del maíz en tiempo real.

Desde un punto de vista estadístico, hasta el presente, la modelización de la fertilización nitrogenada en maíz se ha venido realizando mediante la especificación de una ecuación de regresión lineal múltiple, cuyos parámetros pueden ser estimados a partir de diferentes metodologías. En este sentido, se destaca el aporte de los modelos mixtos que permiten incorporar a la regresión factores de efectos fijos (dosis de nitrógeno) conjuntamente con factores de efecto aleatorio (localidad y/o año) para incluir el efecto de la variabilidad espacio temporal al modelo. También es necesario resaltar el aporte de la econometría espacial, la cual determina los parámetros de la regresión considerando la estructura espacial de los datos. Por lo tanto, la integración de ambas teorías sería de gran interés al momento de definir recomendaciones de fertilización nitrogenada variable espacial y temporalmente en el cultivo de maíz (Robledo, 2009), siendo desarrollada y evaluada empíricamente en el contexto de la presente tesis.

¹ Auto correlación espacial es una extensión de la correlación temporal a un espacio en dos dimensiones; se presenta cuando en una regresión la variable dependiente o el error en un punto se correlaciona con la variable dependiente o el error en otros puntos del lote. Formalmente, se expresa como: $E[y_i y_j] = 0$, ó, $E[\epsilon_i \epsilon_j] \neq 0$ para los puntos vecinos i y j , donde i y j se refieren a observaciones individuales y donde $y_{i(j)}$ es el valor de la variable de interés (Anselin, 1992). La auto-correlación espacial en el caso de los datos de rendimiento se presenta como la similitud de valores para ubicaciones similares. Es decir, los valores altos o bajos de rendimiento tienden a estar rodeados de observaciones vecinas con valores similares. Por lo tanto, y debido a que los valores de los factores de rendimiento en un punto del lote dependen de los valores en otros puntos del lote, los datos de este lote van a presentar auto-correlación espacial.

1.1. Definición del problema

En la actualidad, los ingenieros agrónomos deben realizar recomendaciones de fertilización química adecuadas para sostener elevados rendimientos de maíz. En términos generales, los principales nutrientes deficitarios en los suelos de Córdoba son N, P y S. Esta situación implica que anualmente deben realizarse importantes erogaciones en fertilización, llegando a representar casi un 30% del costo total del cultivo.

El maíz se siembra principalmente bajo condiciones de secano (más de un 95%), por lo tanto, la principal limitante del rendimiento de este cultivo es la cantidad y distribución estacional de las precipitaciones estivales, especialmente en diciembre y enero. Esta dependencia climática incrementa el grado de incertidumbre al que se enfrentan los productores agropecuarios a la hora de decidir la cantidad de fertilizantes a emplear, puesto que la cantidad de nutrientes demandada por el maíz depende de la capacidad productiva determinada por la oferta hídrica. En este sentido han sido numerosos los autores que han relacionado la interacción entre la oferta hídrica y los requerimientos de fertilización nitrogenada (Espósito *et al.*, 2006; Salinas *et al.*, 2006; García, 2010).

Otra problemática asociada al diagnóstico de la necesidad de fertilización es la variabilidad espacial que presentan los suelos de Córdoba respecto a la distribución de los nutrientes, como fue mencionado anteriormente. Las características de material originario, relieve y vegetación natural determinan que dentro de un lote de producción la dosis óptima económica varíe notablemente. Por lo tanto, el empleo de dosis de N uniforme (principal estrategia de manejo de la fertilización en Córdoba) genera sitios con sobre y sub dosis de fertilización.

En la actualidad los sistemas productivos disponen de tecnologías que permiten hacer aplicaciones variables de insumos a pequeña escala dentro de los lotes de producción, denominada agricultura de precisión. Estas tecnologías permitirían dosificar fertilizantes asociando los requerimientos de los cultivos a la variada oferta edáfica. Esta variabilidad productiva puede ser mapeada mediante cosechadoras provistas con monitores de rendimiento conectadas a información geo referenciada de posicionamiento espacial, generando mapas de rendimiento.

El uso de los monitores de rendimiento en Argentina se ha incrementado en forma exponencial en los últimos años, pero el empleo de la aplicación variable de insumos no se ha adoptado en el mismo sentido, a pesar de ser tecnológica y económicamente viable (Bongiovanni y Lowenberg-DeBoer, 2006). Esta situación puede explicarse de acuerdo a que las recomendaciones de dosis de N realizadas por instituciones y universidades fueron desarrolladas a mayor escala de resolución que la requerida en aplicación variable. Además, la dinámica espacio temporal del N en relación a su disponibilidad, depende de numerosos factores: edáficos, climáticos, manejo agronómico, etc. (Pan *et al.*, 1997).

Además, estudios de investigación realizados a escala de lote (Bongiovanni, 2002; Lambert *et al.*, 2004; Anselin *et al.*, 2004; Griffin, 2006) han determinado que los datos de rendimiento presentan autocorrelación espacial y heterocedasticidad, razón por lo cual es imprescindible que estas características poblacionales sean consideradas en los modelos estadísticos utilizados para determinar funciones de producción, a los efectos de evitar errores de estimación.

Por todo lo expuesto, se considera necesario desarrollar metodologías que contemplen la variabilidad espacial y temporal de la respuesta en rendimiento de maíz a la fertilización nitrogenada, a los efectos de realizar recomendaciones de fertilización confiables desde un punto de vista técnico y económico.

Hasta el presente no se han combinado los modelos lineales mixtos (Littell *et al.*, 1996) con los modelos econométricos (Anselin, 1988) para evaluar la respuesta espacio temporal del nitrógeno en maíz como metodología posible de adoptar para mejorar la capacidad predictiva en la formulación de recomendaciones de uso de nitrógeno. Por lo tanto resulta de gran interés realizar una investigación que desarrolle y analice un modelo combinado, mixto - econométrico, que se aplique a datos experimentales registrados en ensayos de fertilización nitrogenada de maíz, conducidos en el sur de la Provincia de Córdoba.

1.2. Justificación

El desarrollo de modelos de diagnóstico de fertilización nitrogenada en maíz es una tarea imprescindible, tanto desde el punto de vista ambiental como del económico, a la hora de implementar manejo variable de insumos. En la medida en que se cuenten con estrategias de manejo agronómico desarrolladas a escala sitio-específica, los productores agropecuarios podrán realizar recomendaciones de fertilización que maximicen la productividad minimizando el impacto ambiental de la producción.

La elevada variabilidad espacial y temporal de la producción de maíz en Córdoba, implica la necesidad de incorporar a los modelos de diagnóstico de fertilización variables fijas y/o aleatorias que sean sensibles a estas variaciones.

El paisaje rural, caracterizado en el oeste de Córdoba por una topo secuencia de relieve ondulado, con su implicancia en el tipo de suelo predominante en cada sector, justifica la incorporación de atributos del relieve que sean sensibles al movimiento del agua, principal limitante de la producción de maíz en secano.

Dado que los datos provenientes de mapas de rendimiento no respetan algunos de los supuestos del análisis de la varianza clásico, resulta imprescindible generar modelos estadísticos de respuesta al N que consideren las características espaciales de este tipo de información contemplando la elevada variabilidad espacial y temporal del tema bajo estudio, a los efectos que las recomendaciones de fertilización que se realicen a partir de estos modelos sean aplicables en diferentes localidades de la provincia de Córdoba y para diferentes condiciones climáticas.

1.3. Objetivos de la investigación

1.3.1. Objetivo general.

Desarrollar una metodología estadística que permita realizar recomendaciones de optimización económica de fertilización nitrogenada a escala sitio específica.

1.3.2. Objetivos específicos.

Objetivo 1.

Evaluar especificaciones estadísticas alternativas, incluyendo un modelo novedoso que combine la teoría de los modelos lineales mixtos con la econometría espacial, para modelar la variabilidad espacio temporal de la fertilización nitrogenada en maíz.

Objetivo 2.

Desarrollar estrategias sitio-específicas de fertilización con N, con alcance regional a partir de mapas digitales de elevación del terreno, generados a partir de DGPS (sistema de posicionamiento global diferencial).

Objetivo 3.

Estimar dosis de N óptimas desde el punto de vista económico y contrastarlas con respecto a la dosis uniforme.

En virtud de los objetivos planteados, se plantean las siguientes hipótesis de trabajo:

1.4. HIPÓTESIS

1. La variabilidad espacial y temporal de la respuesta en rendimiento a la fertilización sitio-específica nitrogenada del maíz, puede modelarse bajo un enfoque combinado de la teoría de efectos mixtos y de la econometría espacial, de tal forma de mejorar la precisión de las estimaciones y las potencias de las prueba de hipótesis para su uso a escala regional.
2. La inclusión de mediciones espacialmente continuas de elevación del terreno y la estimación de diferentes atributos de relieve, en los modelos de respuesta a la fertilización sitio específica, permitirá mejorar la cuantificación de la función de producción a emplearse en el diagnóstico de necesidades de N en el maíz, a escala regional.
3. El empleo de modelos de aplicación variable de N, mediante el uso de los modelos propuestos en las hipótesis 1 y 2, es rentable en relación a la dosificación uniforme.

1.5. Guía de la presentación

Esta tesis se ordena de la siguiente forma:

El Capítulo 1 presenta la introducción y definición del problema a tratar, la descripción de los objetivos e hipótesis de trabajo.

El Capítulo 2 expone una revisión de los antecedentes científicos relacionados con la temática bajo estudio: antecedentes relacionados con el marco teórico y metodológico del manejo del nitrógeno a escala sitio específico.

El Capítulo 3 contiene todos los métodos de estudio utilizados como así también la propuesta metodológica inédita, desarrollada en este trabajo, y el análisis que se ha realizado a los datos utilizados en esta tesis.

En el Capítulo 4 se presentan todos los resultados obtenidos en relación a la comparación de modelos estadísticos, resultados de la inclusión de los atributos de terreno y del efecto año y finalmente resultados del análisis económico de los modelos contrastados previamente.

La discusión agronómica de los resultados hallados se presentan en el Capítulo 5, mediante la interpretación agronómica y económica del desempeño de cada modelo evaluado, en contraste con resultados encontrados con otros autores nacionales e internacionales.

El Capítulo 6, enumera la síntesis de conclusiones elaboradas a partir del análisis de las hipótesis planteadas.

El Capítulo 7 identifica toda la bibliografía empleada durante la elaboración de este trabajo.

Por último, el Capítulo 8 contiene el anexo con información complementaria que puede ser consultada por los lectores de esta tesis.

CAPÍTULO 2

REVISIÓN DE ANTECEDENTES

2.1. Antecedentes agronómicos

La principal limitante de la producción de cultivos extensivos, en la provincia de Córdoba, es la deficiencia en la disponibilidad de agua, determinada no sólo por la variabilidad de las precipitaciones, sino también por los relativamente bajos niveles de aprovechamiento (lluvia efectiva) (Salinas *et al.*, 2006).

En el sur de Córdoba, la oferta hídrica de cada año en particular no sólo determina el rendimiento del maíz, sino que además define la interacción entre la producción y la fertilización nitrogenada. En años secos, la respuesta en rendimiento al agregado de N es baja o nula, mientras que en años húmedos se obtienen las mayores producciones por fertilización nitrogenada (Espósito *et al.*, 2006).

En relación a la dinámica hídrica de un cultivo, cabe señalar la importancia del paisaje en su determinación, puesto que frente a eventos de precipitación el agua puede escurrir de posiciones altas hacia sectores más bajos del relieve, dentro de un lote de producción o dentro de una microcuenca. En este sentido, Kravchenko y Bullock (2000) han asociado la productividad de maíz con el régimen hídrico y el paisaje, de modo tal que en los años secos los mayores rendimientos se encuentran en las posiciones bajas del paisaje y los menores en las posiciones más altas. Es fácil comprender que el movimiento superficial del agua genera una mayor disponibilidad en el bajo. Por el contrario en las campañas húmedas, el exceso de humedad perjudica el normal crecimiento de los cultivos, disminuyendo su producción.

La variabilidad ambiental asociada al paisaje ha estado frecuentemente indicada en la literatura agronómica de la provincia de Córdoba, considerando que el relieve es uno de los factores formadores del suelo (Bricchi *et al.*, 2006). Además, es necesario resaltar que las diferencias asociadas al relieve no sólo se deben a movimientos superficiales del agua,

sino también a diferencias en los tipos de suelos que se pueden encontrar en cada posición del paisaje (Bricchi *et al.*, 2006). Diferencias texturales, nutricionales, en la acumulación de material orgánico, en el desarrollo de horizontes, entre otras características, explican la presencia de perfiles de suelo más evolucionados, pedológicamente, en las posiciones bajas. A modo de ejemplo Jarsún *et al.* (1991) indican que en las Series General Deheza y Manfredi (Córdoba) se pueden hallar Haplustoles típicos² en posiciones de bajo y Haplustoles énticos en posiciones de loma (series General Cabrera y Olaeta) o diferencias como las encontradas en las series El Cano y Las Isletillas, Haplustoles típicos asociados a bajos y las series de suelo Monte Alto y Puerta Colorada, Haplustoles énticos en las lomas (Zamora *et al.*, 2004).

Entre suelos Haplustoles típicos y énticos es frecuente encontrar diferencias físicas y químicas considerables, puesto que los primeros presentan mayor contenido de materia orgánica (N, S, Zn) y acumulación de nutrientes principalmente ligados a la fracción mineral como P (mayor presencia de limo en su textura). Esta característica le confiere al Haplustol típico una mayor capacidad nutricional, entendida esta como la reserva total de nutrientes que un suelo contiene y una elevada intensidad (Darwich, 2008). Esta situación define una mayor oferta nitrogenada en los Haplustoles típicos (asociados a los bajos) que en los Haplustoles énticos (asociados a las lomas).

En relación a las características físicas de distintos tipos de suelo, se destacan las diferencias en el contenido de agua disponible para los cultivos, el cual está fuertemente influenciado por las clases texturales presentes en cada suelo (por ejemplo, mayor contenido de arcillas en Haplustoles típicos que en Haplustoles énticos). De este modo, en condiciones hídricas limitantes la variabilidad productiva estará fuertemente relacionada con la variabilidad espacial en la oferta hídrica de cada suelo (Urricariet *et al.*, 2011).

Esta variabilidad edafológica explica claramente las diferencias en productividad y con ello la necesidad de utilizar diferentes dosis de fertilización en cultivos de maíz en la provincia de Córdoba (Cisneros, 2011).

² Según la clasificación del Soil Taxonomy (Soil Survey Staff, 2010), los suelos Haplustoles pertenecen al orden Molisol y son originados a partir de materiales loésicos finos y medios, con un contenido de materia orgánica superior al 1% y saturación con bases superior al 50%. Los Haplustoles énticos presentan un escaso desarrollo del perfil, representado por los horizontes A, AC y Ck, mientras que los Haplustoles típicos, presentan un mayor grado de desarrollo con una secuencia de horizontes A, Bw y Ck.

Frente a estas condiciones naturales, el uso de la agricultura de precisión y la fertilización variable, son herramientas claves para el sector agropecuario que deben desarrollarse agrónomica y económicamente, a los efectos de su adopción por parte de los productores. No obstante, la utilización de la aplicación variable de insumos es utilizada en menor medida que la incorporación de los monitores de rendimiento, a pesar de ser tecnológica y económicamente viable en Argentina (Bongiovanni y Lowenberg-DeBoer, 2006) como en EE.UU. (Isik y Khanna, 2003).

Esta situación puede explicarse de acuerdo a que las recomendaciones de dosis de N realizadas por instituciones y universidades fueron desarrolladas a mayor escala de resolución que la requerida en aplicación variable. Además, la dinámica espacio temporal del N en relación a su disponibilidad depende de numerosos factores como los edáficos, climáticos, de manejo agronómico, etc. (Pan *et al.*, 1997).

Una de las estrategias para abordar la fertilización nitrogenada en maíz es la dosificación variable mediante zonas de manejo. Las zonas de manejo (ZM) son definidas como subregiones dentro de un campo con atributos relativamente homogéneos en el paisaje con condiciones edáficas semejantes, resultando en factores limitantes del rendimiento y similar eficiencia en el uso del N (Doerge, 1999).

Roberts *et al.* (2012), proponen delinear ZM a partir de propiedades de suelo y de índices de reflectancia de los cultivos para evaluar la dosis económicamente óptima de N, encontrando que la conveniencia económica de practicar dosis variable entre ZM, depende de la diferencia productiva entre las ZM.

Scharf *et al.* (2005) señalan además que los beneficios económicos y ecológicos de la fertilización variable con N en maíz, dependen de la variabilidad intrínseca de cada lote de producción y que existen grandes diferencias entre lotes, por lo tanto en algunos campos la dosificación variable se puede resolver con subdivisión en grandes zonas de manejo, mientras que en otros es necesario una mayor densidad de información que permita una subdivisión más intensa para estimar dosis óptimas.

Es frecuente encontrar que el rendimiento del maíz difiera significativamente entre años (por una variación en la oferta hídrica) y entre zonas dentro de cada lote (por una

variación del tipo de suelo), explicando que la dosis óptima de N cambie espacial y temporalmente (Jaynes *et al.*, 2011).

La relación entre la topografía y la distribución del agua del suelo en interacción con las condiciones climáticas ha sido evaluada en un estudio realizado en California (EE.UU.). Charman *et al.* (2002), asociaron el fenómeno ENSO (Oscilación del Sur El Niño) y los atributos topográficos con el movimiento del agua a escala de lote, sus conclusiones indican que en años Niño (precipitación superior a la normal) la percolación profunda y el escurrimiento superficial del agua dominaron el movimiento hidrológico, mientras que en años Niña (precipitación inferior a la normal) estos movimientos se vieron drásticamente disminuidos. No obstante, la influencia hidrológica persiste entre años, de modo tal que los efectos de redistribución del año húmedo influyen el comportamiento hídrico de los cultivos en la campaña siguiente. Estos autores encontraron además muy fuertes correlaciones entre índices topográficos y el contenido hídrico del suelo, tanto en años Niño como Niña.

El análisis de terreno es una técnica muy útil para la mejor comprensión del movimiento del agua a escala de cuenca. Esta técnica emplea propiedades geométricas del paisaje para derivar atributos topográficos que explican el movimiento del agua. Entre los diferentes atributos que pueden determinarse mediante el análisis de terreno, el área de cuenca específica (ACE) es particularmente útil para estimar la intensidad relativa del flujo del agua durante eventos hídricos de precipitación (Mathis, 2007).

El ACE es una medida de la superficie de la cuenca para cada región del lote y está fuertemente relacionado con el contenido hídrico del suelo. Las regiones de bajo valor absoluto de ACE están ubicadas en zonas altas del paisaje, mientras que las regiones de alto valor de ACE se encuentran en zonas bajas (Ruffo *et al.*, 2006).

Otro atributo del terreno, ampliamente empleado, es el índice topográfico compuesto (CTI), el cual es el logaritmo del ACE sobre la tangente de la pendiente topográfica (Beven y Kirkby, 1979). Este índice ha sido frecuentemente relacionado con aspectos hidrológicos en varias investigaciones (Swanson, 2003).

También ha sido reportada la relación entre estos atributos de terreno, obtenidos mediante mapas digitales de elevación (MDE) y características del suelo como

profundidad efectiva, capacidad de retención hídrica, clase textural y cobertura superficial (Ziadat, 2005). En este sentido, Terra *et al.* (2006) encontraron una correlación positiva entre el CTI y el contenido de materia orgánica del suelo como consecuencia del efecto del paisaje sobre la distribución hídrica y de ésta con la distribución del carbono orgánico. Además, el contenido de carbono orgánico del suelo y el CTI se relacionó directamente con el rendimiento de cultivos como algodón y maíz, principalmente en años secos, explicando el 64% de la variación del rendimiento. En paisajes ondulados, Schmidt y Persson (2003) encontraron que este atributo espacial (AE) está altamente correlacionado con la humedad del suelo.

Kumhálová *et al.* (2011) encontraron una relación significativa entre el rendimiento y la concentración de nutrientes de los cultivos con la topografía, identificando además que la correlación entre el CTI y el rendimiento fue afectada por las características hídricas de cada campaña, donde en años húmedos esta correlación es débil, mientras que en años secos la misma es fuerte. Similares resultados fueron encontrados por Huang *et al.* (2008) en maíz y soja en ambientes ondulados.

Considerando que la variabilidad espacial de la oferta hídrica y nutricional es muy elevada, Scharf *et al.* (2006) señalan que la dosis óptima de N varía a escalas cercanas a 1 ha, lo cual implica que es necesario desarrollar técnicas de dosificación variable con alto nivel de detalle en contraposición al planteo de manejar la fertilización según las grandes áreas de terreno involucradas en las ZM. En este sentido el uso de MDE para establecer atributos de terreno que se relacionen con la respuesta sitio específica del N en maíz no ha sido una técnica abordada muy estudiada hasta el momento, razón por la cual resulta conveniente analizar estas relaciones en ambientes donde la producción del maíz presenta una fuerte asociación con el clima y el paisaje como en la provincia de Córdoba.

2.2. Antecedentes económicos

La producción es un proceso de transformación de factores en productos. Una función de producción es una representación matemática de la relación física que existe

entre los distintos factores de producción y el o los productos obtenidos en este proceso. En términos generales, una función de producción puede conceptualizarse como se presenta en la ecuación 2.1.,

$$Y = f(X_1, \dots, X_g // X_{g+1}, \dots, X_h) \quad [2.1]$$

donde las variables X_1 a X_g representan los factores de producción variables, X_{g+1} a X_h a factores fijos en un nivel conocido, e Y es la cantidad de producción obtenida a través del proceso de transformación de estos factores en producto. Puesto que la función exacta para cada proceso no es conocida y sólo puede ser estimada a partir de datos muestrales, la expresión (2.1) queda más completamente definida en la forma siguiente (ecuación 2.2),

$$Y = f(X_1, \dots, X_g // X_{g+1}, \dots, X_h) + e \quad [2.2]$$

donde e es el error debido a la omisión de las variables X_{h+1} a X_k (Dillon y Anderson, 1990).

El análisis de funciones de producción se ha usado en una gran variedad de estudios económicos, en todos los sectores de la producción. En economía positiva (rama de la economía que se refiere a la descripción y explicación de los fenómenos económicos), este tipo de análisis se usa para hacer un diagnóstico sobre la eficiencia en el uso de los factores en una industria determinada, dadas las condiciones imperantes de mercado. En economía normativa (expresión que indica la importancia de los preceptos éticos y las normas de justicia, se refiere a lo que *debe ser* en materia económica), la función de producción permite hacer recomendaciones sobre el nivel óptimo de uso de recursos en un proceso de producción dado, para determinadas condiciones de precios de insumos y productos.

Mediante el empleo de la función de producción en el análisis de la respuesta del maíz a la fertilización nitrogenada, la rentabilidad es máxima cuando la respuesta marginal a un kg de N se iguala a los kg de grano que deben venderse para pagar por ese kg de N. Si la cantidad de N es mayor a esa igualdad, los kg de N que se agreguen no producirán un aumento de rendimiento suficiente como para pagar su costo. Si el N se reduce por debajo de esa igualdad, se pierden ganancias. En el punto de máximo rendimiento físico, el

producto marginal del insumo es cero, por lo que no puede pagar el costo de insumos. La forma funcional cuadrática es la más usada para estudiar los procesos de producción agrícola (especialmente la respuesta del cultivo a los nutrientes), porque es la que presenta la mayor significancia estadística, se ajusta mejor a la teoría biológica y económica del proceso de respuesta, y es una de las más fáciles de computar (Bongiovanni, 2009).

Paganni *et al.* (2008) hallaron en el sudeste de Buenos Aires que la función de producción de maíz dependiente del N del fertilizante se relaciona con las condiciones hídricas del año, además señalaron que la variabilidad interanual ejerce un mayor impacto sobre la dosis óptima económica que la propia relación de precios empleada en su determinación.

En relación a la variabilidad temporal y su interacción con la variabilidad espacial, es necesario resaltar que, en condiciones de secano, las funciones de producción no son consistentes a través de los años, dado que el régimen de humedad del suelo limita el crecimiento de los cultivos. Por lo tanto, es difícil establecer *ex-ante* recomendaciones de N para agricultura de secano, mientras que la función de producción es predictivamente robusta bajo condiciones de no limitación hídrica. En consecuencia, el valor predictivo de estas funciones aumenta cuando se incluyen variables explicativas de la oferta hídrica, como por ejemplo características sitio específicas del paisaje tales como índices de topografía (Liu *et al.*, 2006).

El adecuado manejo de la fertilización nitrogenada de los cultivos requiere del conocimiento del suministro de N en profundidad, de la textura del suelo y de las precipitaciones durante la estación de crecimiento del maíz (Shahandeh *et al.*, 2011). Por ello, es difícil predecir en la práctica y previo a la siembra del maíz, la dosis óptima económica de N, debido a que la función de producción varía campo a campo y año a año como consecuencia de las condiciones climáticas particulares de cada campaña y según las condiciones de manejo agronómico del cultivo (Grinsted *et al.*, 2012).

La DOEN (dosis óptima económica de nitrógeno) puede ser estimada por: a) la cantidad de N que el cultivo puede obtener del suelo (incluyendo el proveniente por mineralización de la materia orgánica, deposición atmosférica, N-NO₃ aplicado con el agua

de riego, etc.), b) la forma de la función de producción y c) la relación de precios entre el fertilizante nitrogenado y el del grano de maíz (Setiyono *et al.*, 2011).

De acuerdo a lo propuesto por Bullock y Bullock (2000), el rendimiento se puede explicar mediante los insumos aplicados, las características de cada sitio que escapan al manejo y el factor climático que tampoco es controlado por los agricultores. Como las características de cada sitio son representadas por variables que generalmente presentan distribución espacial, no puede ignorarse su estructura para evitar cometer errores de sesgo o inconsistencia de los estimadores obtenidos.

En este sentido, Bongiovanni (2002), evaluando la respuesta sitio-específica al N en los mismas explotaciones donde se recopiló la información para calibrar y validar el programa NP-Zea (Espósito *et al.*, 2006), encontró que los datos de producción obtenidos de un monitor de rendimiento presentan autocorrelación espacial y heterocedasticidad, razón por la cual los análisis de regresión por mínimos cuadrados que alimentan al NP-Zea pueden no reflejar lo ocurrido en esta escala de análisis.

Considerando que la aplicación uniforme de N resulta en sitios con sobre y sub aplicación, como consecuencia de la variabilidad espacial de los lotes de producción, se recomienda implementar modelos de diagnóstico de fertilización sensibles a estas variaciones y debido a que el máximo retorno al N no puede ser alcanzado por las aplicaciones uniformes (Frasier *et al.*, 1999; Prato y Kang, 1998).

En cebada, Korsath y Riley (2006) encontraron que la fertilización variable del N (FVN) presentó mayor rendimiento potencial y retorno al N que la fertilización a dosis fija (DFN), indicando además que en condiciones de baja relación de precios (precio del maíz sobre precio del N) la rentabilidad fue mayor en FVN que en DFN. En cambio, para una elevada relación de precios, las rentabilidades fueron similares.

En maíz, Koch *et al.* (2004) encontraron que la FVN a través del empleo de ZM presentó un retorno al N entre 18,21 y 29,57 USD ha⁻¹ superior a la DFN, además la FVN utilizó entre un 6 y un 46% menos fertilizante que la DFN.

Además de las ventajas económicas del uso de FVN, cabe destacar las ventajas ecológicas de esta práctica, puesto que variar espacialmente la fertilización nitrogenada

permite además, reducir la cantidad total de fertilizantes utilizados en la producción de maíz sin disminuir su productividad global. Para ello es necesario generar información acerca de la variabilidad espacial en la oferta de N por parte del suelo, en combinación con la variabilidad en la demanda del cultivo (Lobell, 2007). Scharf *et al.* (2011) informaron que la FVN permitió reducir la cantidad media de N aplicada en 16 kg N ha^{-1} , en comparación con la DFN, con similares rendimientos medios.

En Córdoba (Argentina), Gregoret *et al.* (2011), en cuatro ensayos sobre suelos Haplustoles, evaluaron un modelo regional para la fertilización nitrogenada sitio-específico en maíces de secano. Este modelo utiliza la oferta hídrica y nutricional, a través de la oferta de N-NO₃ al momento de la siembra, para establecer la dosis óptima económica de N en maíz. En este estudio, los investigadores encontraron que el modelo puede ser empleado a escala regional aunque no pudieron establecer ventajas para su uso a escala sitio-específica. Entre las explicaciones de estos resultados, los autores indican que los sitios donde se realizaron los experimentos no presentaron suficiente variabilidad en el contenido de agua y N al momento de la siembra entre ambientes dentro de los lotes.

Las ventajas económicas de practicar FVN en maíz, dependen de la oferta hídrica, la relación de precios y la variabilidad espacial en la oferta nutricional del suelo (Plant, 2001). Por ello, Bullock *et al.* (2009) recomendaron incluir variables sensibles a las diferencias edáficas y climáticas dentro de los modelos de diagnóstico de la fertilización nitrogenada en maíz para determinar la DOEN con mayor exactitud. Como la variabilidad espacial define la conveniencia económica de la FVN, es posible determinar con antelación cuál debería ser el nivel mínimo de variabilidad de un lote comercial partir del cual se recomiende emplear FVN (Carver *et al.*, 2001).

Estudios realizados por Bongiovanni (2002) en Córdoba, señalan que en años con precipitaciones superiores a la normal, las dosis óptimas de N en maíz son superiores en posiciones altas de paisaje (loma y media loma) y menores en los sectores de bajo. Por el contrario, en años secos esta relación se invierte drásticamente generando recomendaciones de fertilización solamente para las zonas bajas, puesto que en estas condiciones y por una menor productividad no se justifica económicamente realizar fertilización nitrogenada en las lomas y medias lomas. No obstante, este abordaje fue realizado según ZM, no habiendo sido aún analizado el impacto económico de practicar

FVN en condiciones de un mayor nivel de detalle cómo sería el uso de los atributos de terreno para la determinación de la dosis óptima económica de N en maíz.

2.3. Antecedentes de análisis estadísticos

Los modelos científicos son representaciones del mundo real producidos por el pensamiento humano. De acuerdo a la visión semántica de la epistemología, los modelos son proyecciones de la teoría al mundo y constituyen los correlatos formales de los hechos reales que la teoría pretende explicar (Adúriz-Bravo e Izquierdo-Aymerich, 2009). En este sentido, Giere (2004) señala que los modelos son objetos abstractos construidos en conformidad con apropiados principios generales y condiciones específicas, haciendo énfasis en una relación de similitud entre la realidad y los modelos, más que en la veracidad de los mismos.

Como representaciones de la realidad, los modelos están basados generalmente en analogías, que se construyen contextualizando cierta porción del mundo con un objetivo específico. Según estas analogías, los modelos pueden clasificarse como mentales, materiales o matemáticos. Un modelo matemático consiste, en esencia, en una ecuación o conjunto de ecuaciones que representan la estructura y el funcionamiento de un sistema. Estas ecuaciones expresan las hipótesis o supuestos, o en otros términos, el conocimiento e interpretación que se tiene del sistema real (Chamizo Guerrero, 2010).

A su vez, los modelos matemáticos pueden clasificarse en deterministas, estocásticos o numéricos. Los deterministas son aquellos en los cuales se asume que tanto los datos empleados como los fenómenos son completamente conocidos y que las fórmulas empleadas son lo suficientemente exactas como para determinar precisamente el resultado. Por el contrario, los modelos estocásticos o probabilísticos, asumen que el resultado obtenido se encuentra dentro de un rango de probabilidad y por tanto existe riesgo. Finalmente, los modelos mecanísticos emplean condiciones iniciales (representadas por un conjunto de números), a partir de las cuales se calculan u obtienen por algún medio, otros resultados numéricos que reflejan cierto efecto de las condiciones iniciales. Estos modelos permiten “experimentar” a través de simulaciones en computadora con modelos matemáticos o lógicos.

En el ámbito de las ciencias agropecuarias, es frecuente el empleo de modelos determinísticos, como por ejemplo en el estudio del uso de insumos agrícolas (Dillon y Anderson, 1990). En este sentido y para evaluar la respuesta al N en el maíz y establecer con ello la dosis óptima económica de N, Jaynes (2010) comparó diversas funciones matemáticas como ser: lineal con meseta, cuadrática, cuadrática con meseta, cúbica, raíz cuadrada, etc., entre las cuales concluye que la forma cuadrática es la más adecuada para representar la respuesta biológica a la variación de un insumo.

A la hora de evaluar y modelar la relación existente entre dos o más variables y establecer con ello el grado de dependencia entre las mismas, la estadística ha propuesto el análisis de regresión de modelos lineales como una herramienta potente y de gran difusión en el ámbito científico (Montgomery, 2002). En el caso de intervenir en el análisis más de una variable independiente, se utiliza la regresión múltiple (Searle, 1971) la cual adquiere la forma de la ecuación 2.3,

$$y = X\beta + \varepsilon$$

$$\varepsilon \sim NID(0, \sigma^2)$$
[2.3]

donde, X es la matriz de incidencia ($n \times p$) de los niveles de las variables de regresión con n como el número total de observaciones y p el número total de parámetros del modelo. β es el vector de los coeficientes de la regresión ($p \times 1$) y ε es el vector de errores aleatorios ($n \times 1$), normal e independientemente distribuido (NID). Generalmente se utiliza el estimador de mínimos cuadrados ordinarios para obtener los parámetros estimados del modelo. Para que este vector β estimado no sea sesgado y sea de mínima varianza, ε debe ser independiente, espacial y temporalmente, además de presentar una distribución normal con varianza $\sigma^2 I_n$ (con I_n representando la matriz de identidad de orden n). Si estos supuestos no se verifican, debería emplearse otro modelo o probarse posibles modificaciones (Searle, 1971).

Un avance científico en la estadística ha sido el uso de los modelos mixtos, los cuales plantean la partición del error no explicado en una componente común a las observaciones procedentes de una misma unidad de muestreo y un término residual del error, propio de cada observación y por ello, independiente del resto de las observaciones (Littell *et al.*, 1996).

Los modelos mixtos que incluyen el efecto año x localidad como variables aleatorias son frecuentes en el análisis de la respuesta del maíz a la aplicación de nitrógeno (Wortmann *et al.*, 2011; Ruffo *et al.*, 2006). Estos consideran en su formulación parámetros fijos, comunes a toda la población y parámetros aleatorios, específicos de cada unidad de muestreo. La formulación de los modelos mixtos es la presentada en la ecuación 2.4, a saber,

$$\begin{aligned}
 y &= X\beta + Zb + \varepsilon \\
 \varepsilon &\sim NMV(0, \sigma_\varepsilon^2) \\
 b &\sim NMV(0, \sigma_b^2) \\
 Cov(\varepsilon, b) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{2.4}$$

donde se añade al modelo anterior el monomio Zb , el cual está compuesto por la matriz Z de dimensión $(n \times r)$, la cual representa el valor de las covariables explicativas asociadas a los parámetros aleatorios y b el cual es un vector de $r \times 1$ parámetros aleatorios específicos, con una distribución normal multivariada (NMV).

Cuando se quieren emplear los modelos estadísticos para el análisis económico, surge la econometría, la cual se define como la parte de la ciencia económica que aplica las técnicas matemáticas y estadísticas a las teorías económicas para su verificación y para la solución de los problemas económicos mediante modelos.

En Economía, la función de producción describe la relación técnica que transforma insumos o factores en productos, esta función puede ser especificada matemáticamente mediante diversas formas, entre las cuales se destacan: lineal con meseta, cuadrática, cuadrática con meseta, cúbica, raíz cuadrada, Cobb-Douglas, exponencial, etc. (Álvarez *et al.*, 2004).

Entre los objetivos de la presente tesis, desde el punto de vista económico, se estableció la maximización del beneficio, el cual exige definir el nivel óptimo económico de un insumo, que se obtiene cuando el producto marginal es igual al costo marginal; es decir que el costo de la última unidad de insumo es igual al ingreso generado por el incremento de la producción como consecuencia de esa última cantidad adicionada de insumo. Para obtener esta cantidad óptima de insumo deben estimarse los parámetros de la

función de producción, la cual asume que: i) existe una relación causal insumo/producto, ii) los rendimientos son decrecientes para cada nivel de insumo y iii) que presenta retornos a escala decrecientes (Dillon y Anderson, 1990).

Los modelos agronómicos que evalúan el aumento del rendimiento de los cultivos como consecuencia del uso de diferentes cantidades de insumos, suelen omitir variables sitio específicas. Cuando estos modelos se estiman a partir de mapas de rendimiento georeferenciados, estas variables son relevantes, puesto que están distribuidas espacialmente y que los sitios que están más cerca entre sí tienden a ser más parecidos que los sitios que están más separados (Bongiovanni, 2002). Por lo tanto, es muy frecuente que los ensayos realizados a escala de lote de producción, presenten problemas de autocorrelación espacial y heterocedasticidad (Anselin *et al.*, 2004). En este sentido, fue puntualizado por Lowenberg-DeBoer y Aghib (1999) y posteriormente por Lambert *et al.* (2004) que los datos de rendimiento obtenidos por una cosechadora georeferenciada están autocorrelacionados espacialmente y ello viola el supuesto de independencia de los términos de error del análisis estadístico clásico.

La *econometría espacial*, la cual es una especialidad dentro de la econometría, se ocupa del tratamiento de la interacción espacial (autocorrelación espacial) y de la estructura espacial (heterocedasticidad) en los modelos de regresión (Anselin, 1999). Esta especialidad es similar a la Geoestadística y a la Estadística Espacial, las que forman parte del conjunto de herramientas metodológicas de las que disponen los investigadores. Sin embargo, la Econometría Espacial difiere de la Estadística Espacial de la misma forma en que la Econometría difiere de la Estadística en general. Esta distinción se basa en el rol central que se le atribuye al modelo teórico en vez de los datos, al momento de determinar los tipos de especificaciones que interesan.

El análisis econométrico espacial consiste en incorporar un parámetro autoregresivo espacial del término de error o de la variable observada a partir de ponderadores espaciales de vecindad (Anselin, 2002). Los modelos de regresión espacial se pueden dividir en dos grupos de acuerdo a la forma de dependencia espacial que haya entre las observaciones (Anselin, 1995). En modelos de ponderación espacial, la variable dependiente está correlacionada espacialmente (conocidos como especificación CAR) de la siguiente forma, ecuación 2.5,

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad [2.5]$$

donde y es un vector ($n \times 1$) de observaciones de la variable dependiente, ρ es el coeficiente auto regresivo, Wy es el vector de variables independientes ponderado por una matriz W de observaciones vecinas, X la matriz de observaciones de las variables independientes ($n \times K$) y ε es el error de muestreo.

En el modelo de error espacial (ecuación 2.6), la variable dependiente no está correlacionada por sí misma, sino que es el error de muestreo aleatorio el que está correlacionado,

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon &= \lambda W\varepsilon + u \end{aligned} \quad [2.6]$$

donde u es el error de muestreo aleatorio que sigue una especificación auto regresiva espacial (SAR) con un coeficiente autoregresivo λ .

Ambos tipos de auto correlación espacial se pueden corregir estimando los coeficientes de correlación espacial, lo que requiere el uso de una matriz de ponderadores espaciales W , que aplica una fórmula de ponderación de datos con una ponderación directamente relacionada a la contigüidad entre observaciones.

Lambert *et al.* (2004) compararon cuatro modelos de regresión diferentes para evaluar el efecto de la fertilización nitrogenada en cultivo de maíz, encontrando que la incorporación explícita de componentes espaciales en el modelo de respuesta al rendimiento (por adicionar nitrógeno a escala sitio específica) reveló interacciones significativas que no pudieron ser observadas mediante el análisis clásico con mínimos cuadrados ordinarios.

El método de econometría espacial considera que todos los efectos evaluados responden a la característica de efectos fijos. No se han realizado propuestas que asocien la econometría espacial con variables de efecto aleatorio, como pueden ser la selección de sitios experimentales o las campañas de experimentación. Tampoco se ha propuesto hasta la fecha la inclusión de ponderadores espaciales en la especificación de los términos de error que propone la econometría espacial en modelos de efectos mixtos.

Las condiciones climáticas de cada campaña agrícola juegan un rol vital en la obtención de resultados provenientes de la investigación. Por ejemplo, Espósito *et al.* (2006) encontraron que la respuesta al agregado de N en maíz depende de las condiciones hídricas durante el crecimiento del maíz. Setiyono *et al.* (2011) señalan que en la práctica es difícil predecir la dosis óptima económica de N debido a que la función de respuesta al N varía campo a campo y año a año como consecuencia de las variaciones climáticas y edáficas que determinan el suministro de N para un cultivo.

Por lo tanto, resulta conveniente evaluar la respuesta del maíz ante el agregado de nitrógeno mediante un modelo que considere la estructura espacial de los datos simultáneamente con la inclusión de variables aleatorias como pueden ser la interacción localidad de cada experimento x año de estudio, a los efectos de obtener conclusiones que puedan ser extrapoladas hacia otras localidades y años dentro de la población de datos analizadas.

CAPÍTULO 3

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 1.

3.1.1. Análisis de datos experimentales previos.

Los datos empleados durante fueron recabados de ensayos de fertilización nitrogenada realizados entre 1998 y 2006, bajo siembra directa en campo de productores de la Provincia de Córdoba. La zona de experimentación abarca un área desde la localidad de Río Primero al Norte y Alejandro Roca al Sur (200 km) y entre Manfredi y Alta Gracia (100 km). En esta zona se realizaron un total de doce ensayos, los cuales fueron identificados para este trabajo mediante numeración correlativa del 1 al 12 (Bongiovanni 2002 y proyecto PICTO-INTA 12931). La codificación de los ensayos fue 1-2 en Manfredi (2003/04 – 2005/06), 3-4 en Bengolea (1998/99 – 2000/01), 5-9-10 en Alejandro (2005/06 – 1998/99 – 2000/01), 6 en Río Cuarto (2004/05), 7 en Alta Gracia (2005/06), 8 en Río Primero (2004/05) y 11-12 en Las Peñas Sud (1998/99 – 2000/01).

Durante la campaña 2009/10 se condujeron seis experimentos a campo más, en cercanías a las localidades de Alejandro Roca - campo 1 (13), Las Vertientes (14), Bengolea (15), Laboulaye (16), Alejandro Roca - campo 2 (17) y Chaján (18), lo cual conforma una base experimental total de 18 ensayos, entre 1998 y 2010.

En cada ensayo se evaluaron entre 4 y 6 dosis de N y un testigo sin fertilizar, alcanzando el máximo un rango de 125 a 288 kg N ha⁻¹. La dosis de N más alta para cada ensayo fue mayor que la necesaria para la obtención del rendimiento máximo potencial. La fuente de N fue urea aplicada en el momento que el cultivo presentaba entre la cuarta y la sexta hoja. Los datos de rendimiento fueron recolectados con monitor de rendimiento y georeferenciación mediante GPS para cada repetición de tratamiento. El diseño

experimental utilizado en cada ensayo fue en bloques completos al azar, con tres repeticiones espaciales por tratamiento.

Los datos de rendimiento incluyen puntos que están más cerca dentro de la hilera que entre las hileras de cosecha, debido a ello estos datos se promediaron para que la distancia dentro de la hilera sea equivalente a la distancia entre hileras, de modo tal de poder calcular una matriz de ponderadores espaciales regular. Para ello se utilizó una grilla de lado igual al ancho de la máquina cosechadora, la cual fue orientada espacialmente de modo tal que cada fila de la grilla coincida con la orientación del procedimiento de cosecha.

3.1.2. Descripción de los modelos estadísticos evaluados

El análisis de los datos resultantes de los ensayos de fertilización fue realizado mediante el ajuste de cuatro modelos estadísticos, optimizados mediante máxima verosimilitud restringida:

- 1- MODELO CLÁSICO, considera errores independientes y las dosis de N o los atributos espaciales son efectos fijos (ecuación 3.1).

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim NID(0, \sigma^2) \end{aligned} \quad [3.1]$$

donde y es un vector de dimensión $n \times 1$ observaciones (rendimiento observado de maíz), X es una matriz $n \times k$ que contiene en sus columnas las variables observadas de efectos fijos (la constante, el nivel de nitrógeno N, nitrógeno al cuadrado y los atributos del terreno) y β es un vector de dimensión $k \times 1$ de efectos fijos. El vector de errores aleatorios ε de dimensión $n \times 1$ con distribución normal centrada en cero, independientes y con varianzas homogéneas.

- 2- MODELO MIXTO, considera errores independientes, las dosis de N o los atributos espaciales son efectos fijos y la combinación de localidad x año (cada ensayo) son efectos aleatorios en el modelo (ecuación 3.2),

$$\begin{aligned}
 y &= X\beta + Zb + \varepsilon \\
 \varepsilon &\sim NMV(0, \sigma_\varepsilon^2) \\
 b &\sim NMV(0, \sigma_b^2) \\
 Cov(\varepsilon, b) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

donde y es un vector de $n \times 1$ observaciones (rendimiento observado de maíz), X es una matriz $n \times k$ que contiene en sus columnas las variables observadas de efectos fijos (la constante, el nivel de nitrógeno N, nitrógeno al cuadrado y los atributos del terreno, β es un vector $k \times 1$ de efectos fijos, Z es una matriz $n \times r$ que contiene en sus columnas las observaciones de las variables de efectos aleatorios (localidad x año), b es un vector $r \times 1$ de efectos aleatorios con distribución normal multivariada y ε es un vector de errores aleatorios de dimensión $n \times 1$, el cual se considera de distribución normal multivariada centrada en cero y con varianzas homocedásticas. Además las varianzas entre b y ε son independientes.

- 3- MODELO ECONOMÉTRICO, considera errores autocorrelacionados espacialmente y las dosis de N o los atributos espaciales son efectos fijos (ecuación 3.3).

$$\begin{aligned}
 y &= X\beta + \lambda W\varepsilon + u \\
 \varepsilon &\sim NMV(0, \sigma_\varepsilon^2) \\
 u &\sim NMV(0, \sigma_u^2)
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

donde y es un vector de $n \times 1$ observaciones (rendimiento observado de maíz), X es una matriz $n \times k$ que contiene en sus columnas las variables observadas de efectos fijos (la constante, el nivel de N, nitrógeno al cuadrado y los atributos del terreno, β es un vector $k \times 1$ de efectos fijos, y ε es un vector aleatorio de dimensión $n \times 1$. El término de error aleatorio adquiere la especificación de la

econometría espacial (Anselin, 1988) que plantea para el término de error aleatorio ε con la forma $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$, donde λ es un coeficiente auto regresivo real, W es una matriz estandarizada de contigüidad espacial y u es un vector aleatorio de dimensión $n \times 1$ con distribución centrada en cero, varianza constante, e independiente.

- 4- MODELO MEME SAR, que es propuesto y desarrollado de forma novedosa en esta tesis, considera errores auto correlacionados espacialmente, las dosis de N o los atributos espaciales son efectos fijos y la combinación de localidad x año son efectos aleatorios en el modelo. Este modelo es novedoso y aún no ha sido propuesto en estudios econométricos, por ello se considera un aporte científico que esta tesis realiza en términos metodológicos (ecuación 3.4),

$$\begin{aligned}
 y &= X\beta + Zb + \lambda W\varepsilon + u \\
 \varepsilon &\sim NMV(0, \sigma_\varepsilon^2) \\
 u &\sim NMV(0, \sigma_u^2) \\
 Cov(\varepsilon, b) &= 0
 \end{aligned}
 \tag{3.4}$$

donde y es un vector de $n \times 1$ observaciones (rendimiento observado de maíz), X es una matriz $n \times k$ que contiene en sus columnas las variables observadas de efectos fijos (la constante, el nivel de N, nitrógeno al cuadrado y los atributos del terreno), β es un vector $k \times 1$ de efectos fijos, Z es una matriz $n \times r$ que contiene en sus columnas las observaciones de las variables de efectos aleatorios (localidad por año), b es un vector $r \times 1$ de efectos aleatorios, tal que $cov(b) = \Gamma$, con Γ una matriz de varianzas y covarianzas desconocida y ε es un vector aleatorio de dimensión $n \times 1$. El término de error aleatorio adquiere la especificación de la econometría espacial (Anselin, 1988) que plantea para el término de error aleatorio ε la forma $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$, donde λ es un coeficiente auto regresivo real, W es una matriz estandarizada de contigüidad espacial con una estructura Queen (8 vecinos) y u es un vector aleatorio de dimensión $n \times 1$ con distribución centrada en cero, varianza constante e independientes.

En el Anexo I se presenta la transformación de la especificación dada en 3.4 por una representación que posibilita estimar los parámetros bajo la metodología propia de los modelos lineales mixtos. Se observa en el Anexo I que esta transformación tiene inversa, lo que permite realizar estimaciones y predicciones en la variable respuesta en niveles.

Los coeficientes de cada modelo fueron estimados empleando el programa de estadística R (R Development Core Team, 2011) mediante el uso del paquete “lme4”, el cual no presenta los niveles de probabilidad para los parámetros estimados, por este motivo y dada la cantidad de datos evaluados se consideró que todo parámetro con valor ‘t’ mayor a 1,96 era significativo al 5% de probabilidad. Para ello se desarrollaron códigos específicos R, que se presentan en los anexos I, II, III, IV y V.

3.2. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 2.

3.2.1. Determinación de atributos espaciales de terreno.

En cada lote de producción donde se ubicaron los experimentos, se determinaron mapas digitales de elevación de terreno mediante DGPS, los cuales fueron interpolados en una grilla regular de 9 m usando el comando TOPOGRID del software ArcGIS (ESRI, 2007) para generar un mapa digital de elevación (DEM). A partir de este último, se calcularon atributos primarios y secundarios del terreno (Tarboton, 1997) como ser:

Atributos primarios:

1. ELEV, elevación sobre el nivel del mar
2. ANG, orientación del flujo del escurrimiento
3. SLP, pendiente instantánea de cada celda
4. SCA, área de cuenca específica. Obtenido a partir de ANG y SLP.

Atributos secundarios

1. CTI, índice topográfico compuesto (ecuación 3.5).

$$CTI = \ln\left(\frac{SCA}{\tan(SLP)}\right) \quad [3.5]$$

2. SPI, índice de poder erosivo (ecuación 3.6).

$$SPI = SCA \times SLP \quad [3.6]$$

3. LSCA, logaritmo del área de cuenca específica (ecuación 3.7).

$$LSCA = \ln(SCA) \quad [3.7]$$

Con los resultados de los experimentos realizados se confeccionó una matriz de datos, indicando en columnas el ensayo (año por localidad); la latitud y longitud de cada medición del rendimiento, la dosis de nitrógeno, la dosis de nitrógeno al cuadrado, los atributos de terreno ELEV, SLP, CTI, SPI y LSCA, el valor cuadrático de cada atributo de terreno, y la interacción con el nitrógeno y el nitrógeno al cuadrado. El número total de columnas fue de 25, mientras la cantidad total de datos observados fue de 20.879.

La confección de esta matriz de incidencia (X) se realizó empleando el programa de información geográfica ArcGIS (ESRI, 2007).

3.2.2. Incorporación de los atributos espaciales de terreno en los modelos estadísticos.

La incorporación de atributos de relieve en cada modelo fue evaluada mediante los criterios estadísticos de información de Akaike (AIC), de Schwartz (BIC) y la máxima verosimilitud restringida (MVR), ante el agregado de cada atributo y su interacción con la dosis de N.

Pruebas de autocorrelación espacial y heterocedasticidad fueron realizadas a los resultados obtenidos con el modelo CLÁSICO. La dependencia espacial fue analizada

mediante el test de los multiplicadores de Lagrange empleando la función `lm.LMtests` del paquete ‘`spdep`’, desarrollado por Bivand *et al.* (2008) a partir de Anselin *et al.* (1996). Para evaluar la homogeneidad de varianzas se utilizó la prueba de Breusch y Pagan (1979), para ello se empleó el paquete ‘`lmtest`’ del programa R (Hothorn *et al.*, 2012).

Posteriormente se compararon los resultados obtenidos previamente (matriz de incidencia con 12 ensayos) con los generados con la matriz completa de 18 ensayos. Para ello se confeccionó una nueva matriz de incidencia compuesta por los datos de los 12 ensayos (15.263 filas) seguida por los 18 ensayos nuevos (20.879 filas) dando lugar a una matriz de 36.142 filas, con la cual se evaluó el efecto de la incorporación de seis nuevos ensayos sobre los parámetros del modelo MEME SAR.

3.2.3. Incorporación del efecto año en los modelos estadísticos.

Como podrá observarse en la sección Resultados, la modificación encontrada en los parámetros del modelo MEME SAR como consecuencia del agregado de seis ensayos justificó un nuevo análisis en el cual la variable aleatorio AÑO fue considerada como una variable de efectos fijos. Para ello se utilizó como información característica de cada campaña la cantidad de precipitación ocurridas entre los meses de septiembre a febrero de cada una.

Como se puede apreciar en la Figura 3.1, el rendimiento medio de cada uno de los 18 ensayos realizados tiene una relación lineal con las precipitaciones ocurridas durante el crecimiento del maíz (septiembre-febrero), con un ajuste del 79,12%. A su vez, se puede destacar la variabilidad de precipitaciones registradas entre todos los ensayos con un mínimo de 355 mm y un máximo de 898 mm, valor medio de 604 mm y desvío estándar (DE) de 129 mm. Por otro lado, el rendimiento medio fue de 8.167 kg ha⁻¹ (DE: 2.203 kg ha⁻¹) con un mínimo de 3.871 kg ha⁻¹ y un máximo de 11.434 kg ha⁻¹.

En virtud de esta relación entre el rendimiento y las precipitaciones se evaluó incorporar a los modelos estadísticos el efecto de las precipitaciones recibidas en cada experimento como valor acumulado entre los meses de septiembre y febrero, con resultados negativos en términos estadísticos. Por ello, se propuso incorporar el efecto año

(oferta de precipitaciones) como una variable "dummy", identificando años húmedos y secos respectivamente. Para ello se determinó el índice de precipitación, IPP.

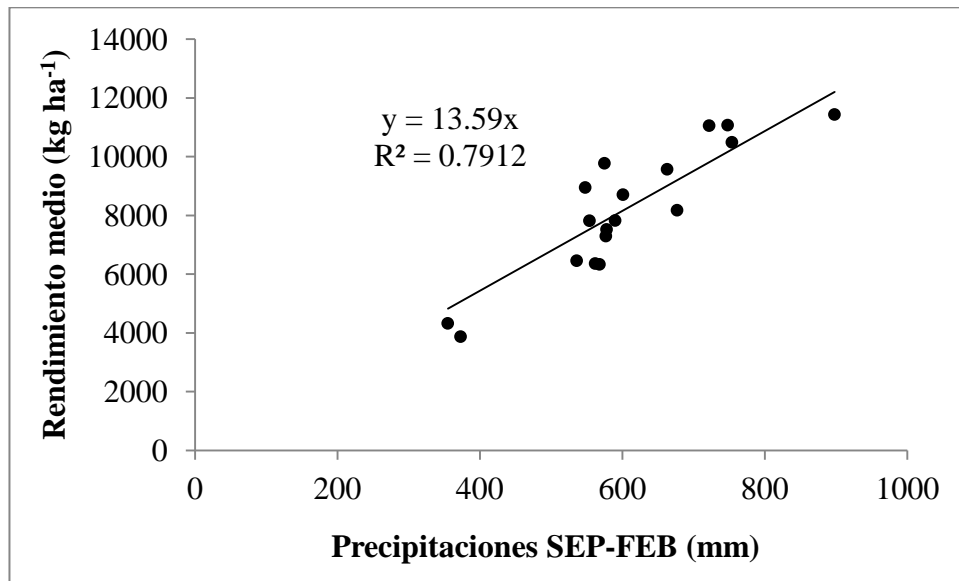


Figura 3.1. Relación entre el rendimiento medio de cada uno de los 18 ensayos y las precipitaciones acumuladas entre septiembre a febrero de cada campaña, respectivamente

Para el cálculo del IPP, se recopilaron las precipitaciones ocurridas en cada establecimiento entre los meses de septiembre a febrero como valores históricos (promedio del registro histórico de cada campo) y como valores AÑO a las lluvias ocurridas en cada campaña agrícola en la cual fueron sembrados los ensayos. Con estos datos de precipitación se calculó el Índice de precipitación (Sep-Feb) de acuerdo a la ecuación 3.8, para cada uno de los 18 ensayos.

$$IPP_{SEP-FEB} = \frac{PP_{AÑO}}{PP_{MEDIA}} \quad [3.8]$$

donde,

$IPP_{SEP-FEB}$, es el índice de precipitación

$PP_{AÑO}$, son las precipitaciones acumuladas entre septiembre y febrero de cada campaña/ensayo.

PP_{MEDIA} , son las precipitaciones promedio de cada localidad entre los meses de septiembre a febrero.

Como se puede apreciar en la Figura 3.2, el IPP osciló entre 0,57 y 1,50, observándose que 9/18 de los ensayos presentan valores superiores e inferiores a 1, respectivamente, siendo un valor de 1 un combinación de localidad por campaña con precipitaciones normales para el periodo entre septiembre a febrero.

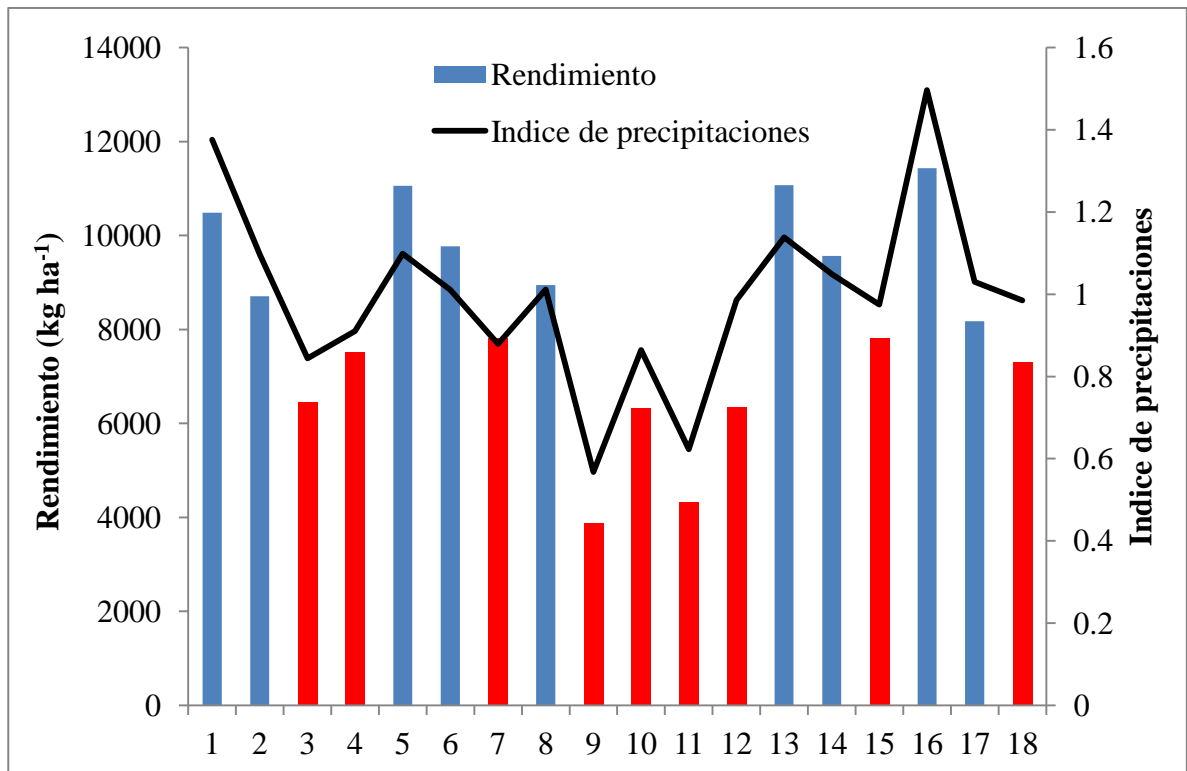


Figura 3.2. Rendimiento medio e índice de precipitaciones para cada uno de los 18 ensayos de fertilización nitrogenada en maíz. Barras en naranja, rendimientos promedios por debajo de la media de 8167 kg ha⁻¹.

Esta información meteorológica fue incorporada a la matriz de incidencia como una variable dummy, indicando “año seco” a los experimentos realizados bajo un IPP inferior a uno y “año húmedo” a los experimentos con IPP superior a 1. Además se incorporaron las interacciones entre el efecto año con la dosis de nitrógeno, con la dosis de nitrógeno al cuadrado, con los atributos de terreno, con la interacción entre atributo de terreno y dosis de nitrógeno y con la interacción entre atributo de terreno y dosis de nitrógeno al cuadrado.

La comparación de los resultados obtenidos con los 12 ensayos de los conseguidos con los 18 experimentos se realizó mediante la confección de una matriz de incidencia, en

la cual se empleó una variable dummy para identificar los primeros 12 de los 18, lo que permitió evaluar las hipótesis de igualdad de parámetros con ambas combinaciones.

Finalmente, con la matriz de incidencia con los 18 experimentos y el efecto año incorporado, fueron analizados todos los datos con los cuatro modelos estadísticos descritos en el punto 3.1.2, es decir el modelo CLÁSICO, MIXTO, ECONOMÉTRICO y MEME SAR. Los modelos MIXTO y MEME SAR fueron analizados utilizando como variables aleatorias el efecto de la localidad, puesto que el año fue incorporado como efecto fijo mediante una variable dummy como fue planteado en el punto 3.2.3.

3.3. Metodología utilizada para el logro del objetivo específico 3.

3.3.1. Análisis económico

Solamente para los modelos considerados con validez estadística se determinaron la función de producción, la función de costos, la producción marginal, el costo marginal, el retorno económico por superficie, el retorno económico ponderado, la dosis óptima económica y la dosis que maximiza la producción. La comparación entre los retornos económicos ponderados, permitió definir el modelo óptimo.

La ventaja económica de emplear dosis variable de nitrógeno se analizó mediante la comparación entre el retorno medio ponderado obtenido en cada modelo con el retorno posible de obtener utilizando dosis fija de nitrógeno. La dosificación variable se comparó con dos dosis fijas, una calculada con la función de producción sin atributos espaciales y otra con la dosis de 44 kg N ha⁻¹ considerando que esta es la dosis media empleada por los productores agropecuarios del sur de Córdoba según Cisneros *et al.* (2008).

3.3.2. Función de producción

Si bien la función de producción es analizar la respuesta al N, desde el punto de vista estadístico se evaluó la capacidad de reducir la suma de cuadrado residual a través de variables de control como los AE y el AÑO, si estas variables de control no fueran significativas se deduciría que la función es estable ante diferentes años y sitios, en caso

contrario la función de producción no es estable, por ello se siguieron los procedimientos a), b) y c) que se detallan a continuación:

a) Se evaluó la función cuadrática de respuesta al nitrógeno, según la ecuación 3.9,

$$RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 \quad [3.9]$$

Donde RTO es el rendimiento de maíz estimado, N es la cantidad de nitrógeno, β_0 , β_1 y β_2 , son los parámetros del modelo.

b) Se evaluó la función polinomial múltiple de respuesta al nitrógeno con atributo espacial (AE) y su interacción con dosis N , presentado en la ecuación 3.10,

$$RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 AE + \beta_4 AEN \quad [3.10]$$

Donde RTO es el rendimiento de maíz, N son las dosis de nitrógeno, β_0 , β_1 , β_2 , β_3 y β_4 , son los parámetros del modelo.

c) Se incorporó el efecto año (según clasificación del IPP), con las respectivas interacciones con el AE y el N , según la ecuación 3.11.

$$RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 AE + \beta_4 AEN + \beta_5 \text{año} + \beta_6 N \text{año} + \beta_7 N^2 \text{año} + \beta_8 AE \text{año} + \beta_9 AEN \text{año} \quad [3.11]$$

3.3.3. Producción marginal

Se determinó el producto marginal (PMg) como la primera derivada de la función de producción RTO , según las ecuaciones 3.12 y 3.13,

$$PMg = \frac{\partial RTO}{\partial N} = \beta_1 + \beta_2 N \quad [3.12]$$

$$PMg = \frac{\partial RTO}{\partial N} = \beta_1 + \beta_2 N + \beta_4 AE \quad [3.13]$$

3.3.4. Costo marginal, retorno y dosis óptima económica de nitrógeno (DOEN)

Para el cálculo de la dosis óptima económica de N se realizó una optimización tradicional de las funciones de respuesta de tipo cuadrática (Dillon y Anderson, 1990) según las ecuaciones 3.14 y 3.15,

$$\pi = p_y (\beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 AE + \beta_4 AEN) - p_N (N) - F \quad [3.14]$$

$$DOEN = \frac{\left(\frac{p_N}{p_y} \right) - \beta_1 - \beta_4 AE}{2\beta_2 + 2\beta_6 AE} \quad [3.15]$$

donde, p_y : precio del maíz (\$ kg⁻¹), p_N : precio del nitrógeno elemental (urea) (\$ kg⁻¹), F : son los costos fijos, los cuales no son considerados en el cálculo de presupuestos parciales, porque al tomar la primer derivada se eliminan por ser una constante.

La función de costos es $p_N(N)$, la cual representa el costo total de N a fertilizar.

Los precios utilizados de maíz y nitrógeno fueron de 0,53 y 4,13 \$ kg⁻¹, respectivamente. El precio del maíz fue tomado en dólares estadounidenses al 3 de octubre de 2011 como precio futuro de venta en el mercado físico a abril del 2012 (161,5 USD t⁻¹) según cotización de la Bolsa de Cereales de Rosario y transformación posterior según cotización Banco Nación tipo de cambio vendedor (4,225 USD \$⁻¹), se consideró un gasto de comercialización y flete del 22%. El precio del nitrógeno fue tomado al 3 de octubre de 2011 según cotización del mercado local en Río Cuarto, en dólares estadounidenses y posterior transformación en pesos (indicada para el precio del maíz). Finalmente, la relación de precios (insumo/producto) se calculó en 7,76 kg maíz/kg N.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS

4.1. Resultados encontrados durante las actividades del objetivo 1.

4.1.1. Variabilidad de los valores evaluados

En la Tabla 4.1 se describe la variabilidad de resultados encontrados entre los 18 ensayos en relación al rendimiento y a los diferentes atributos espaciales. Como se puede apreciar, todas las variables estudiadas presentaron una gran variabilidad con coeficientes de variación que oscilaron entre el 32,34 % y el 375,93 %, ello evidencia un gran abanico de variantes en producción y características del paisaje. Esta variación permitió analizar los resultados en una amplia gama de condiciones.

Tabla 4.1. Estadística descriptiva del rendimiento y atributos de terreno perteneciente al conjunto de 18 experimentos de fertilización nitrogenada

	Rto	CTI	ELEV	LSCA	SPI
Media	7803	9,68	2,34	4,55	3,45
Mediana	7759	9,29	1,4	4,48	0,93
Mín	0	1,76	0	1,19	0
Máx	17205	28,93	9,39	10,64	381,93
D.E.	2607	3,28	2,33	1,47	12,95
CV	33,4	33,92	99,74	32,34	375,93
Q1	5896	8,2	0,59	3,54	0,25
Q3	9952	10,32	3,68	5,4	3,13

Rto, rendimiento (kg ha^{-1}). CTI, índice topográfico compuesto. ELEV, altura relativa al punto más bajo (m). LSCA, logaritmo del área de cuenca específica (m^2). SPI, índice de poder erosivo.

4.1.2. Función de producción de maíz dependiente de la dosis de nitrógeno

En la Tabla 4.2 se comparan las funciones de producción obtenidas con los cuatro modelos estadísticos evaluados en el análisis realizado sin incorporación de los atributos de terreno. Como se puede apreciar el modelo CLÁSICO presenta falta de significancia en el efecto N^2 y auto correlación espacial significativa (evaluada a través del Índice de Moran). Además, este modelo fue el de menor valor de verosimilitud y mayores valores en AIC y BIC. Finalmente el ajuste entre valores observados y simulados evaluados mediante el R^2 de la regresión lineal fue del 0,04.

El diagnóstico de la dependencia espacial presentado en la Tabla 4.3 indica que, siguiendo a Anselin *et al.* (1996), los errores de la estimación son los que presentan dependencia espacial y no la variable bajo estudio, puesto que las sumas de cuadrado de los estadísticos ML error y MLR error son superiores a las de ML lag y MLR lag. Ello implica que los modelos ECONOMÉTRICO y MEME SAR propuestos para este trabajo bajo la forma de errores espaciales dependientes son adecuados. Por otro lado los datos no presentaron homogeneidad de varianzas, de acuerdo a lo evaluado mediante el test de Breusch y Pagan (1979).

Similarmente a lo encontrado en el modelo CLÁSICO, el modelo MIXTO no detecta efecto significativo en el parámetro cuadrático, por incorporar el efecto "localidad por año" como variables aleatorias permite mejorar el ajuste entre valores observados y simulados con un R^2 del 38,24%. No obstante, se mantiene la autocorrelación espacial estadísticamente significativa (índice de Moran de 0,81), también detectada en el modelo CLÁSICO. No obstante, los indicadores de máxima verosimilitud, AIC y BIC indican que el modelo MIXTO presenta un mejor ajuste que el CLÁSICO (Tabla 4.2).

Tabla 4.2. Comparación de modelos estadísticos para el análisis de la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N N^2 – Efectos aleatorios: Localidad por año (sólo en Mixto y MEME).

	CLÁSICO $Y=X\beta+\varepsilon$	MIXTO $Y=X\beta+Zb+\varepsilon$	ECONOMÉTRICO $Y=X\beta+\lambda W\varepsilon+\mu$	MEME SAR $Y=X\beta+Zb+\lambda W\varepsilon+\mu$
β_0	7112 **	7701 **	6974 **	7542 **
β_1N	9,35 **	9,67 **	9,96 **	10,05 **
β_2N^2	-0,0008 ns	-0,0064 ns	-0,025 **	-0,025 **
Lambda			0,98	0,92
MVR	-193432	-188862	-172775	-172722
AIC	386871	377734	345558	345454
BIC	386903	377774	345590	345494
R^2	3,99	38,24	86,72	86,75
Índice de Moran	0,87 **	0,81 **	-0,27 ns	-0,22 ns

** , valor $p < 0,01$; ns, no significativo; \square_0 , \square_1 y \square_2 , representan los parámetros de la constante, la respuesta lineal y cuadrática al agregado de N, respectivamente. AIC, criterio de Akaike. BIC, criterio de Schwartz. MVR, máxima verosimilitud restringida.

Tabla 4.3. Análisis de autocorrelación espacial y homocedasticidad para la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N y N^2 del modelo CLÁSICO.

	Estadístico	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Valor p
Autocorrelación	ML error	53978,53	1	< 0,0001
	ML lag	53181,62	1	< 0,0001
	MLR error	1004,50	1	< 0,0001
	MLR lag	207,58	1	< 0,0001
	SARMA	54186,11	2	< 0,0001
Heterocedasticidad	BP	75,52	2	< 0,0001

ML, multiplicador de Lagrange tipo error o lag. MLR, multiplicador robusto de Lagrange tipo error o lag, SARMA, multiplicador de Lagrange (Anselin *et al.*, 1996). BP, test de Breusch y Pagan (1979).

Los modelos con estructura espacial de los datos (ECONOMÉTRICO y MEME SAR) fueron los que presentaron mayor verosimilitud con los datos observados y menores valores en los criterios de Akaike y Schwartz, permitiendo interpretar esto que son

modelos que mejor estiman el rendimiento del maíz en función de la cantidad de N aplicado, contemplando la correlación espacial. Entre ambos, el MEME SAR se destaca por los mejores valores de los criterios de comparación (Tabla 4.2). Además, la comparación entre estos modelos mediante la Prueba de Fisher permite verificar una mejora significativa en la verosimilitud del modelo por la incorporación de las variables aleatorias que incluye el MEME SAR (Tabla 4.4).

Tabla 4.4. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR en el análisis de regresión de la función de producción $RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2$

Modelo	gl	AIC	BIC	MVR	Chi ²	gl	Pr(>Chi ²)
ECONOMÉTRICO	3	345558	345590	-172775			
MEME SAR	5	345454	345494	-172722	106	2	< 0,0001 ***

AIC, criterio de Akaike. BIC, criterio de Schwartz. MVR, máxima verosimilitud restringida.

4.2. Resultados encontrados durante las actividades del objetivo 2.

4.2.1. Función de producción de maíz con inclusión de atributos de terreno.

La inclusión del CTI en el análisis de regresión de la respuesta al N se presenta en la Tabla 4.5. Como se puede apreciar allí todos los parámetros en todos los modelos evaluados resultaron ser significativos al 0,01 de probabilidad. Como fue planteado para la función de producción sin la inclusión del CTI, los dos modelos que contemplan la estructura espacial de los datos, fueron los que presentaron los mejores valores de verosimilitud, AIC y BIC, no siendo significativo el índice de Moran y con el mejor ajuste R^2 para sus parámetros.

Tabla 4.5. Comparación de modelos estadísticos para el análisis de la curva de producción en función del N, Efectos fijos: N N² CTI CTIxN – Efectos aleatorios: Localidad x año (sólo en Mixto y MEME).

	CLÁSICO $Y=X\beta+\varepsilon$	MIXTO $Y=X\beta+Zb+\varepsilon$	ECONOMÉTRICO $Y=X\beta+\lambda W\varepsilon+\mu$	MEME SAR $Y=X\beta+Zb+\lambda W\varepsilon+\mu$
β_0	6402 **	6537 **	6690 **	7261 **
β_1N	12,76 **	16,18 **	12,36 **	12,40 **
β_2N^2	-0,001 **	-0,035 **	-0,025 **	-0,025 **
β_3CTI	72,49 **	94,00 **	28,47 **	28,99 **
β_4CTIN	-0,34 **	-0,26 **	-0,25 **	-0,24 **
Lambda			0,98	0,92
MVR	-193387	-181391	-172753	-172700
AIC	386786	362797	345519	345415
BIC	386834	362852	345567	345470
R ²	4,38	69,92	86,75	86,77
Índice de Moran	0,87 **	0,61 **	-0,27 ns	-0,21 ns

** , valor $p < 0,01$; ns, no significativo; β_0 , β_1 , β_2 , β_3 y β_4 , representan los parámetros de la constante, la respuesta lineal y cuadrática al agregado de N, el efecto del CTI y su interacción con la dosis de N, respectivamente.

De acuerdo a lo presentado en la Tabla 4.6, para el modelo CLÁSICO el diagnóstico de la dependencia espacial de los errores de estimación y la heterocedasticidad son significativos.

Tabla 4.6. Análisis de autocorrelación espacial para la curva de producción en función del N. Efectos fijos: N N^2 CTI CTI \times N del modelo CLÁSICO.

	Estadístico	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Valor p
Autocorrelación	ML error	53852,60	1	< 0,0001
	ML lag	53000,42	1	< 0,0001
	MLR error	1079,44	1	< 0,0001
	MLR lag	227,27	1	< 0,0001
	SARMA	54079,86	2	< 0,0001
Heterocedasticidad	BP	141,69	2	< 0,0001

ML, multiplicador de Lagrange tipo error o lag. MLR, multiplicador robusto de Lagrange tipo error o lag. SARMA, multiplicador de Lagrange (Anselin *et al*, 1996). BP, test de Breusch y Pagan (1979).

La comparación entre los modelos que consideran la estructura espacial de los datos indica que MEME SAR presenta un mejor desempeño que ECONOMÉTRICO según el cociente de verosimilitudes y los criterios de Akaike y Schwartz (Tablas 4.5 y 4.7).

Tabla 4.7. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR en análisis de regresión de la función de producción $RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 CTI + \beta_4 CTIN$

Modelo	Gl	AIC	BIC	MVR	Chi ²	gl	Pr(>Chi ²)
ECONOMÉTRICO	5	345519	345567	-172753			
MEME SAR	7	345415	345470	-172700	106	2	< 0,0001 ***

4.2.2. Análisis del efecto año en la función de producción con atributos de terreno.

La incorporación del efecto año al modelo MEME SAR como variable categórica se presenta en la Tabla 4.8, la condición hídrica del año interfiere en la función de producción del maíz dependiente de la fertilización nitrogenada y de los atributos de terreno, principalmente del CTI.

En años secos, la constante ($\beta_5 Añõ$) presenta una disminución estadísticamente significativa en alrededor de 1.700 kg ha⁻¹ para todos los AE evaluados. También disminuye la respuesta lineal al N ($\beta_6 AñõN$) entre 7,12 y 10,98 kg ha⁻¹ y a su vez aumenta

la pendiente cuadrática ($\beta_7AñoN^2$). La modificación del parámetro asociado al AE no fue significativa por el efecto año (β_8AE), mientras que su interacción con el N fue estadísticamente significativa para CTI, LSCA y ELEV. En estos casos se produjo una transformación del sentido de este parámetro, al ser el mismo de signo positivo en años secos (β_9AEN). No obstante para LSCA y ELEV esta interacción no fue significativa en los años húmedos.

Entre los diferentes AE evaluados el CTI es el que presenta una mayor cantidad de parámetros estadísticamente significativos (principalmente los asociados al N) y menores criterios de AIC y BIC que el resto de los AE.

Estas modificaciones en los parámetros indican que la condición hídrica del año interfiere claramente en los parámetros de la función de producción y en el efecto de los AE sobre la respuesta al N.

Tabla 4.8. Comparación de regresiones estadísticas para el análisis de la curva de producción en función del N, del modelo MEME SAR. Efectos fijos: N N² AE AExN Naño N² año AEaño AENaño. Efectos aleatorios: Localidad

	CTI	SPI	LSCA	ELEV
β_0	7127 **	7419 **	7214 **	7547 **
β_1N	14,11 **	12,76 **	13,21 **	12,19 **
β_2N^2	-0,039 **	-0,037 **	-0,038 **	-0,038 **
β_3AE	29,57 **	-1,28 ns	45,94 **	-69,66 ns
β_4AEN	-0,11 **	0,025 **	-0,12 ns	0,12 ns
$\beta_5Año$	-1721 **	-1762 **	-1718 **	-1757 **
$\beta_6AñoN$	-10,98 **	-7,12 **	-9,24 **	-8,18 **
$\beta_7AñoN^2$	0,021 **	0,020 **	0,019 **	0,018 **
$\beta_8AñoAE$	-8,12 ns	-1,24 ns	-17,75 ns	12,20 ns
$\beta_9AñoAEN$	0,38 **	0,019 ns	0,51 **	0,64 **
Lambda	0,95	0,95	0,95	0,95
MVR	-172245	-172309	-172279	-172230
AIC	344513	344642	344582	344484
BIC	344609	344737	344678	344579
R ²	87,36	87,30	87,32	87,38
Índice de Moran	-0,25 ns	-0,25 ns	-0,25 ns	-0,25 ns

** , valor $p < 0,01$; ns, no significativo; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ y β_4 , representan los parámetros de la constante, la respuesta lineal y cuadrática al agregado de N, el efecto del AE y su interacción con la dosis de N, para la corrida en años húmedos; $\beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8$ y β_9 , representan el corrimiento de los mismos parámetros para el análisis en años secos; AE, atributo de terreno (CTI, SPI, LSCA y ELEV).

Finalmente, la comparación entre el modelo MEME SAR sin el efecto año con la incorporación del mismo se presenta en la Tabla 4.9, en donde se puede apreciar la disminución obtenida en los criterios Akaike y Schwartz, el aumento en la MVR y la significancia estadística de la Prueba de Fisher.

Tabla 4.9. Prueba de Fisher para la comparación entre el modelo MEME SAR sin y con efecto año en análisis de regresión de la función de producción

$$RTO = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 N^2 + \beta_3 CTI + \beta_4 CTIN$$

Modelo	GI	AIC	BIC	MVR	Chi ²	gl	Pr(>Chi ²)
MEME SAR	11	345415	345470	-172700			
MEME SAR AÑO	12	344513	344609	-172245	910	1	< 0,0001 ***

En la Tabla 4.10 se presentan los parámetros y estadísticos de los modelos MEME SAR y ECONOMÉTRICO. Si bien, la MVR y los criterios de AIC y BIC evidencian un mejor desempeño del modelo MEME SAR, los cambios observados en los valores de los parámetros no han sido de una magnitud considerable, por lo tanto las funciones de producción respectivas son similares.

Tabla 4.10. Comparación de regresiones estadísticas entre el modelo ECONOMÉTRICO y MEME SAR, para el análisis de la curva de producción en función del N, del CTI y del efecto año. Efectos fijos: N N² AE AExN Naño N²año AEaño AENaño. Efectos aleatorios: Localidad

	MEME SAR	ECONOMÉTRICO
β_0	7127 **	7034 **
$\beta_1 N$	14,11 **	14,10 **
$\beta_2 N^2$	-0,039 **	-0,039 **
$\beta_3 CTI$	29,57 **	28,53 **
$\beta_4 CTIN$	-0,11 **	-0,11 **
$\beta_5 Año$	-1721 **	-1274 **
$\beta_6 AñoN$	-10,98 **	-10,93 **
$\beta_7 AñoN^2$	0,021 **	0,021 **
$\beta_8 AñoCTI$	-8,12 ns	-9,10 ns
$\beta_9 AñoCTIN$	0,38 **	0,38 **
Lambda	0,95	0,96
MVR	-172245	-172253
AIC	344513	344528
BIC	344609	344615
R ²	87,36	87,37
Índice de Moran	-0,25 ns	-0,26 ns

**, valor p<0,01; ns, no significativo; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ y β_4 , representan los parámetros de la constante, la respuesta lineal y cuadrática al agregado de N, el efecto del CTI y su interacción con la dosis de N, para la corrida en años húmedos; $\beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8$ y β_9 , representan el corrimiento de los mismos parámetros para el análisis en años secos.

La comparación de los diferentes modelos estadísticos, analizada a través de los indicadores de máxima verosimilitud, del índice de Moran, de los criterios de Akaike y de Schwartz y del cociente de verosimilitudes, indican que el modelo MEME SAR fue el modelo de mejor desempeño para la estimación de la función de producción del maíz dependiente de la fertilización nitrogenada. La inclusión del CTI y su interacción con el N, el efecto de la condición hídrica del año como variable categórica y de la localidad como variable aleatoria han sido estadísticamente significativos y han mejorado la verosimilitud del modelo, obteniendo un ajuste entre rendimiento observados y simulados de 0,87 (Figura 4.1).

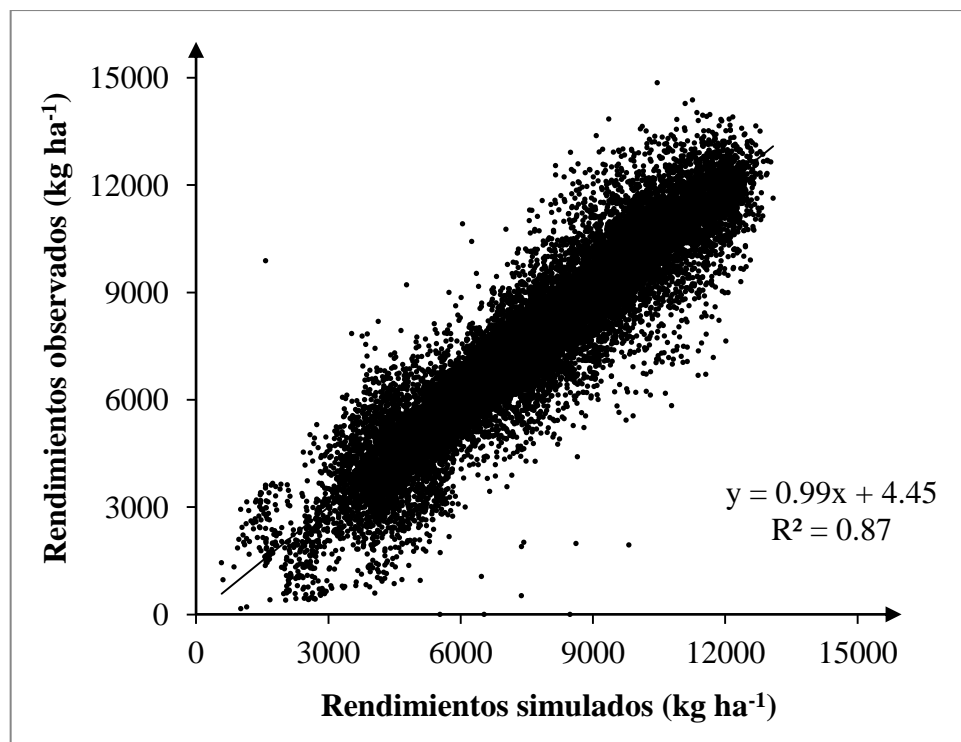


Figura 4.1. Rendimientos observados y simulados por el modelo MEME SAR.

4.3. Resultados encontrados durante las actividades del objetivo 3.

4.3.1. Análisis económico.

Como fue presentado en la Tabla 8, se encontró un efecto significativo de la condición hídrica del año sobre la función de producción del maíz según la dosis de N. Por lo tanto y considerando al modelo MEME SAR como el de mejor desempeño, se presentan los resultados económicos obtenidos en años húmedos, en las Figuras 4.2, 4.3 y 4.4. En cada figura se muestra la función de producción, la línea de isocostos y la DOEN. Las tres figuras se corresponden con los valores medios de cada cuantil de CTI: 5,19 ; 9,28 ; 19,44, respectivamente.

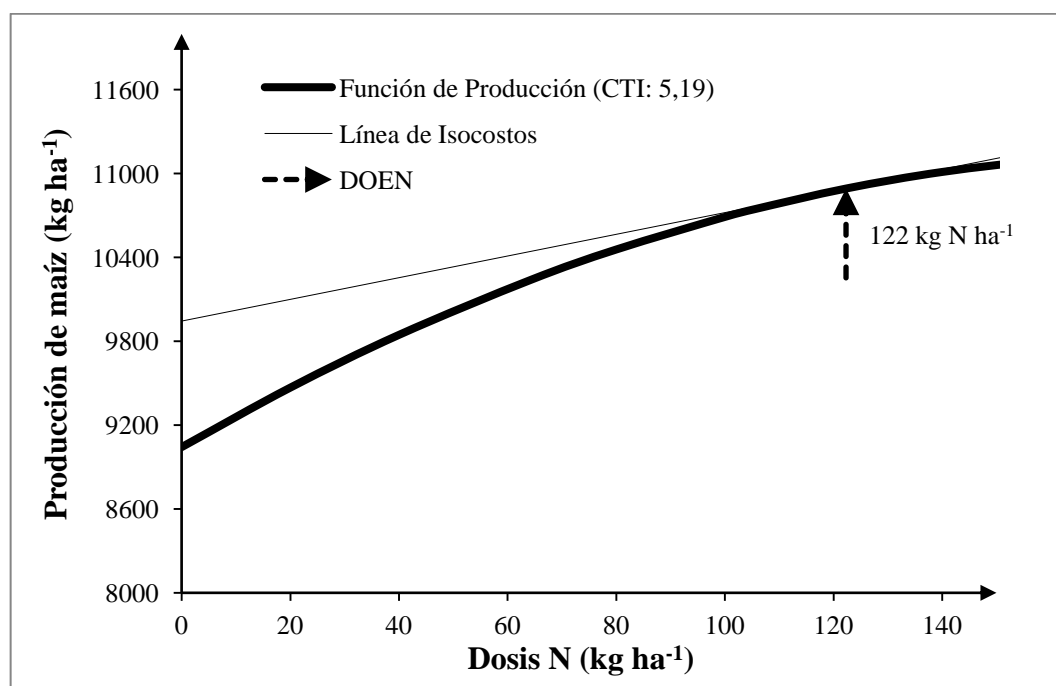


Figura 4.2. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 5,19 en años de condición húmeda.

Por definición, la DOEN es el valor de N donde el producto marginal es igual al costo marginal, para su observación gráfica se propone analizar la relación entre la producción de maíz y la dosis de N conjuntamente con la línea de isocostos, por lo tanto la evaluación de la intersección entre ambas funciones determina la DOEN.

En condiciones húmedas, los valores más bajos de CTI impulsan al aumento en la DOEN, dado que para el cuantil con media igual a 5,19 la DOEN establecida es de 122 kg N ha⁻¹ (Figura 4.2), mientras que para el cuantil con media de 9,28, la DOEN es de 106 kg N ha⁻¹ (Figura 4.3) y para el cuantil con media de 19,44, la dosis que maximiza el beneficio económico fue de 64 kg ha⁻¹ (Figura 4.4).

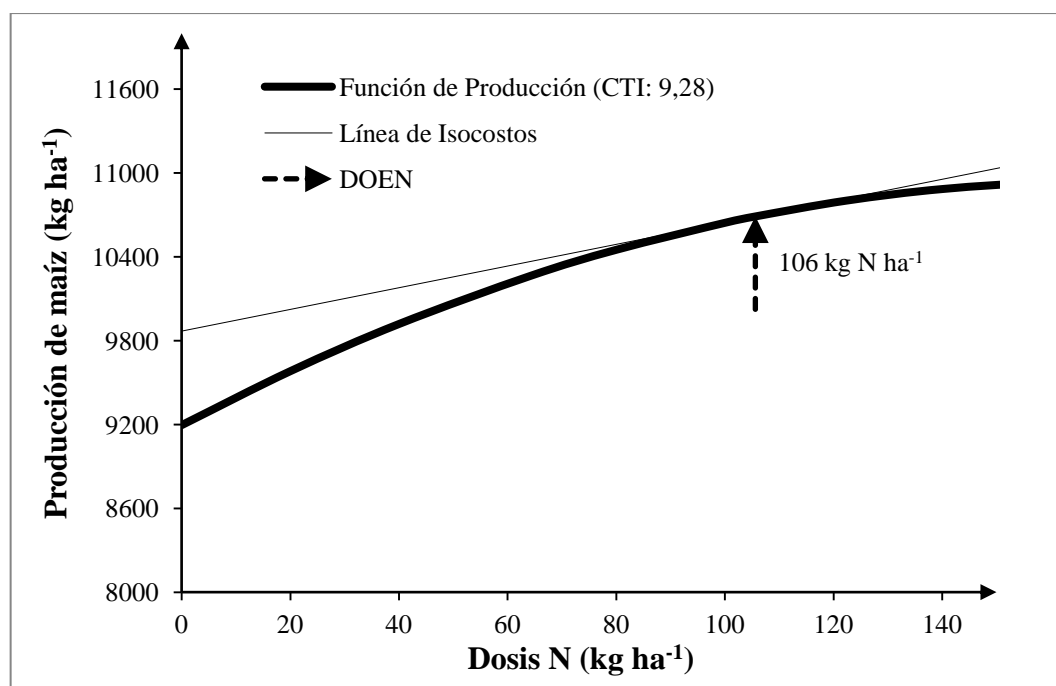


Figura 4.3. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 9,28 en años de condición húmeda.

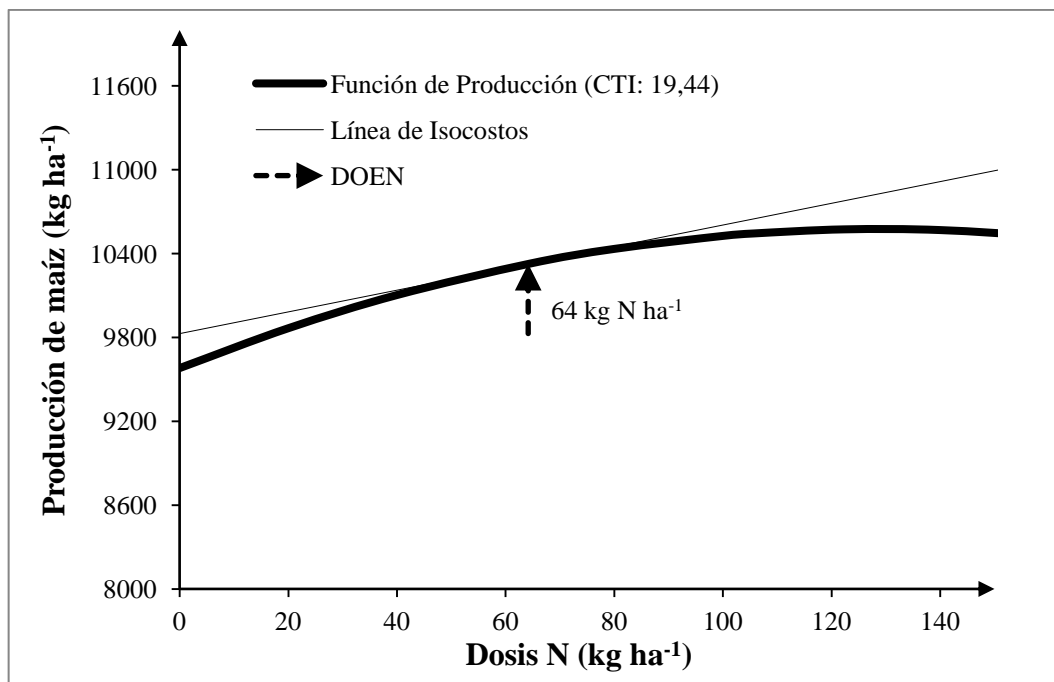


Figura 4.4. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 19,44 en años de condición húmeda.

En años secos, la respuesta al N disminuye sensiblemente a lo encontrado para años húmedos. Además, se determinó una respuesta inversa a lo presentado para estas condiciones, puesto que la DOEN se incrementa a medida que aumenta el valor medio de CTI. Como puede apreciarse en las Figura 4.5, 4.6 y 4.7, las DOEN fueron 0, 0 y 19 kg N ha⁻¹, respectivamente.

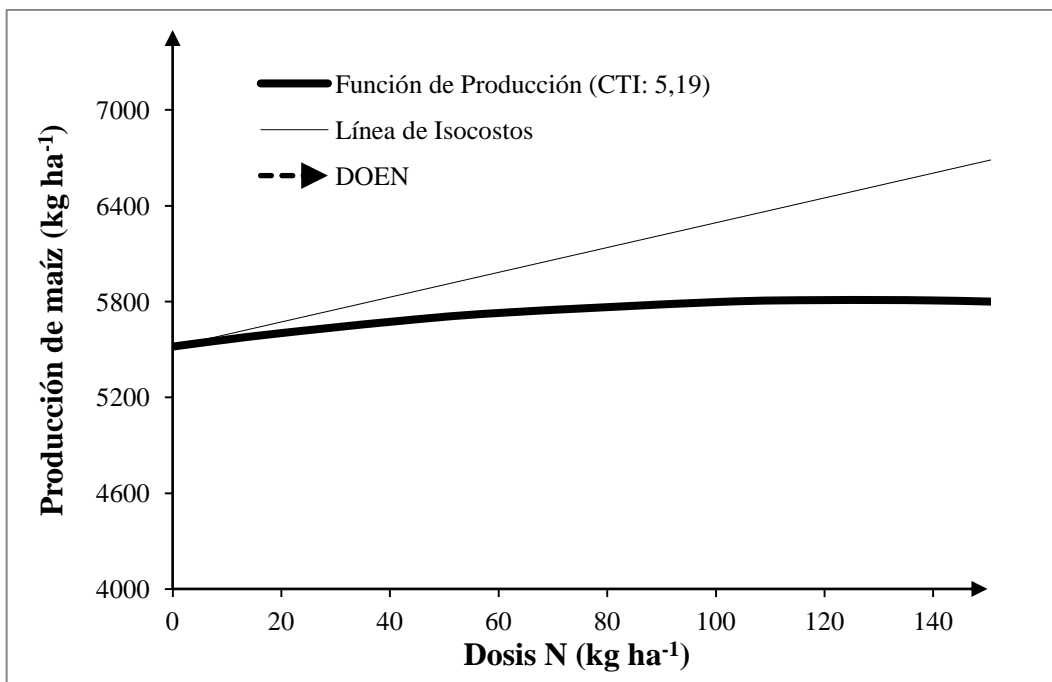


Figura 4.5. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 5,19 en años de condición seca.

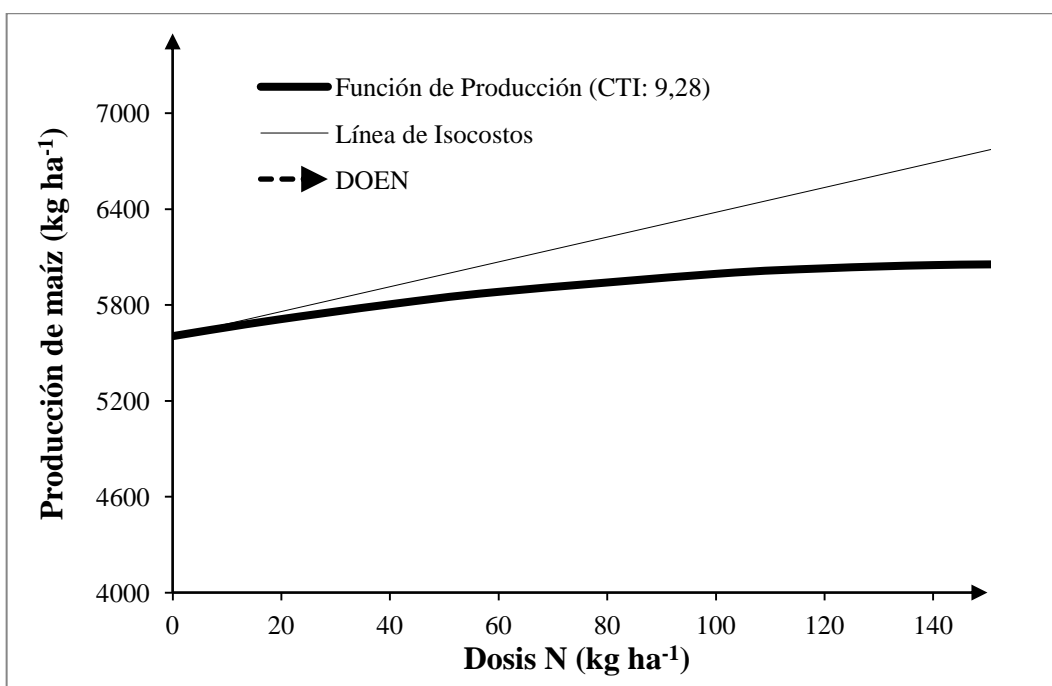


Figura 4.6. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 9,28 en años de condición seca.

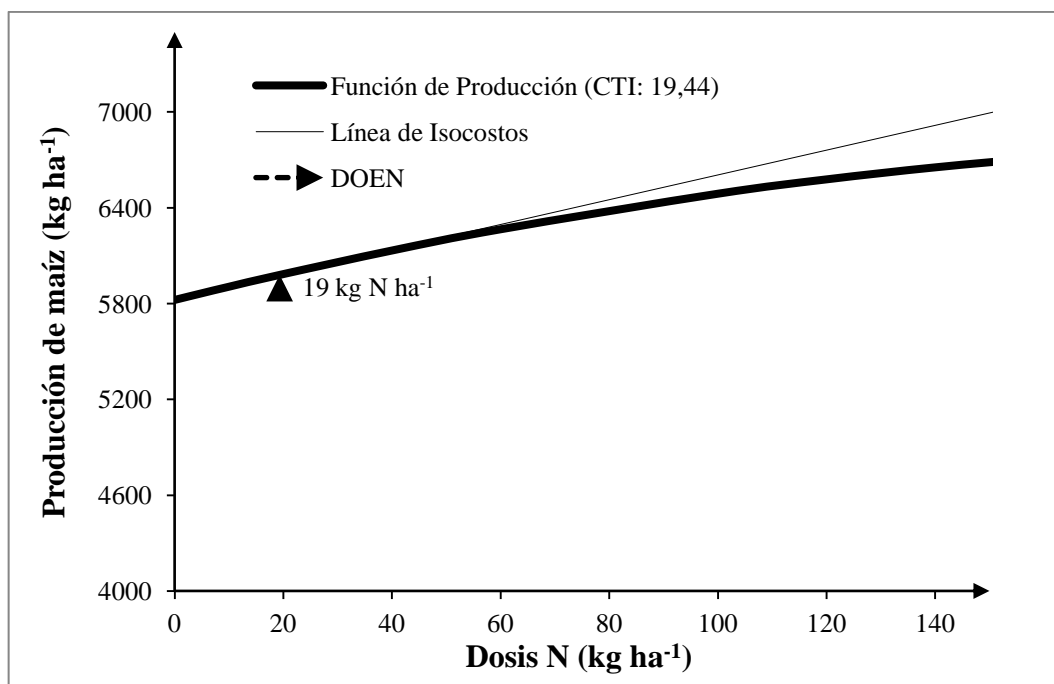


Figura 4.7. Función de producción de maíz según la dosis de N aplicado (estimada según modelo MEME), línea de isocostos y dosis óptima económica, para la media de cuantiles de CTI igual a 19,44 en años de condición seca.

A partir de la función de producción de maíz según la fertilización nitrogenada, con inclusión del CTI y del efecto año, cuyos parámetros se estimaron mediante el modelo MEME SAR, se determinó la DOEN variable espacial y temporalmente (FVN). La diferencia de retorno al N entre practicar dosis variable respecto de usar dosis fija (DFN, determinada con la función de producción sin la inclusión del CTI), oscila entre 1,19 y 21,70 \$ ha⁻¹, para años secos y húmedos respectivamente. Estos resultados indican que la ventaja económica de usar dosis variable se manifiesta en años húmedos y no en años secos (Tabla 4.11).

Por otro lado, cuando se comparó la FVN con la dosis fija modal del Sur de Córdoba (DFN, 44 kg ha⁻¹), la diferencia de retorno al N asciende a 55,32 y 110,57 \$ ha⁻¹, en años secos y húmedos respectivamente.

Es evidente que esta dosis modal (DFN, 44 kg ha⁻¹), si bien es la más frecuentemente utilizada por los productores de Córdoba, no es determinada mediante optimización económica sino posiblemente por la costumbre de aplicar aproximadamente 100 kg ha⁻¹ de

urea, principal fertilizante utilizado en Argentina. Por estas razones se entiende que la comparación de la FVN con esta dosis explique los mayores retornos al N, tanto en años secos como húmedos.

Tabla 4.11. Diferencias de retorno entre la fertilización variable con N determinada con el modelo MEME SAR con la DFN óptima o modal para el Sur de Córdoba (44 kg ha⁻¹).

	MEME SAR	
	Húmedo	Seco
Dosis óptima fija de N	\$ 21,70	\$ 1,19
Dosis fija de N como dosis 44 kg ha ⁻¹	\$ 110,57	\$ 55,32

En la Tabla 4.12 se pueden observar las dosis óptimas de N, el rendimiento obtenido con las mismas y el retorno neto a la aplicación de N en años húmedos y secos. Como se mencionó anteriormente la dosis óptima varía entre 64 y 122 kg N ha⁻¹ en años húmedos mientras que en años secos las mismas son menores, entre 0 y 19 kg N ha⁻¹. Además, se puede apreciar que la dosis óptima fija para todo el lote, obtenida para años húmedos y secos sin considerar el efecto del CTI, es de 106 y 0 kg N ha⁻¹, respectivamente.

Es importante señalar que en ambos años la dosis fija es similar a la dosis media ponderada de la dosificación variable por CTI, aunque existen importantes diferencias de retorno económico entre ambos métodos de cálculo. En años húmedos, practicar dosis variable generaría un retorno superior en 21,70 \$ ha⁻¹ al de la dosificación fija, como consecuencia del mejor aprovechamiento del N por ambientes. Por el contrario, en años secos esta diferencia se reduce a sólo 1,19 \$ ha⁻¹, como consecuencia de la drástica disminución de dosis óptima, para ambos métodos de cálculo, en condiciones de sequía (6 y 0 kg N ha⁻¹, DV y DF).

Tabla 4.12. Resultados físicos y económicos del modelo MEME SAR con el efecto AÑO, sobre el estudio de la respuesta al N en ensayos de fertilización.

		DOEN	Rto. DOEN	Retorno neto
HÚMEDO	CTI (5,19)	122	10894	\$ 5293,62
	CTI (9,28)	106	10689	\$ 5253,75
	CTI (19,44)	64	10327	\$ 5231,99
	Media ponderada	97	10637	\$ 5259,85
	DF	106	10651	\$ 5238,15

SECO	CTI (5,19)	0	5517	\$ 2937,08
	CTI (9,28)	0	5605	\$ 2983,79
	CTI (19,44)	19	5980	\$ 3103,34
	Media ponderada	6	5700	\$ 3007,91
	DF	0	5648	\$ 3006,71

CTI, índice topográfico compuesto. 5,19 – 9,28 – 19,44 son valores medios de cada uno de los tres cuantiles estadísticos de la población de datos. DF, cálculos realizados para el modelo sin CTI. DOEN, dosis óptima económica de N. Rto. DOEN, producción obtenida con DOEN.

Como en todo análisis económico relacionado a la toma de decisiones, resulta importante evaluar el riesgo de tomar decisiones erróneas. Por este motivo, se evaluó la situación de no considerar el efecto año en la función de producción. Para ello se utilizaron los parámetros determinados con el modelo MEME SAR con la inclusión del atributo CTI y su interacción con el N, presentados en la Tabla 4.5, los cuales fueron obtenidos sin considerar el efecto año.

Con estos parámetros se determinaron las tres dosis óptimas para los valores medios de CTI por cuantil (5,19 ; 9,28 ; 19,44), las cuales fueron 66,63; 47,09; 0, respectivamente. Posteriormente, estas dosis fueron incluidas en el cálculo de retorno económico con las funciones de producción según el tipo de año para determinar el rendimiento del maíz y su respuesta a la fertilización, calculando así el retorno al N por cuantil y el medio ponderado. El hecho de no modificar la dosis óptima económica de acuerdo a las características del año implica la obtención de menores retornos al N (Tabla 4.13). En años húmedos, las diferencias de retorno, entre considerar o no el efecto año, fueron de 113,74 \$ ha⁻¹ a favor de la optimización por año. En años secos, esta diferencia fue de 77,12 \$ ha⁻¹ como consecuencia de la diferencia entre las dosis empleadas.

De acuerdo a datos suministrados por la Asociación Argentina de Consorcios Regionales de Experimentación Agropecuaria (AACREA) Zona Centro, el margen bruto de maíz es de 1.590 \$ ha⁻¹, como valor medio de las últimas ocho campañas agrícolas, calculado a valores constantes según el índice de precios internos al por mayor (IPIM). Por lo tanto, el uso de la DOEN variable representa un 4,84 y un 7,15% del margen bruto medio.

Tabla 4.13. Comparación del efecto año como variable clasificatoria (húmedo o seco) de resultados físicos y económicos del modelo MEME SAR, sobre el estudio de la respuesta al N en dieciocho ensayos de fertilización.

		MEME SAR SIN AÑO			MEME SAR CON AÑO
		DNO	Rto. DNO	Retorno neto	Retorno neto
HÚMEDO	CTI (5,19)	66,63	10275	\$ 5194,30	\$ 5293,62
	CTI (9,28)	47,09	10029	\$ 5143,99	\$ 5253,75
	CTI (19,44)	0,00	9580	\$ 5100,05	\$ 5231,99
	Media ponderada	37,91	9961	\$ 5146,11	\$ 5259,85
SECO	CTI (5,19)	66,63	5743	\$ 2781,83	\$ 2937,08
	CTI (9,28)	47,09	5834	\$ 2910,79	\$ 2983,79
	CTI (19,44)	0,00	5823	\$ 3099,75	\$ 3103,34
	Media ponderada	37,91	5800	\$ 2930,79	\$ 3007,91

CTI, índice topográfico compuesto. 5,19 – 9,28 – 19,44 son valores medios de cada uno de los tres cuantiles estadísticos de la población de datos. DF, cálculos realizados para el modelo sin CTI. DNO, dosis óptima de N. Rto. DNO, producción obtenida con DNO.

Como fue mencionado anteriormente, la función de producción de maíz ante la fertilización nitrogenada, dependiente de la relación de precios y del valor *in situ* del CTI para cada punto de un lote comercial, es a su vez dependiente de las condiciones climáticas de cada campaña. Por lo tanto el riesgo climático y grado de precisión de la predicción climática, presentan un elevado impacto en esta estrategia de dosificación de fertilizantes.

La decisión de adoptar o no una estrategia de dosificación variable de fertilizantes, depende en gran medida de su conveniencia económica. Por este motivo, es necesario cuantificar el riesgo económico de esta decisión agronómica. En este sentido es necesario recordar que el riesgo económico es una medida cuantificable de las posibles eventualidades que pueden afectar al resultado de explotación de una empresa, que hacen que no se pueda garantizar ese resultado a lo largo del tiempo.

En otras palabras, el riesgo económico indica la variabilidad del rendimiento económico esperado. Debe diferenciarse el "riesgo" de la "incertidumbre", como fue planteado por Knight (1921), siendo el riesgo la aleatoriedad económica con probabilidades conocidas, mientras que en la incertidumbre no se pueden establecer probabilidades.

El manejo empresarial se caracteriza entre otras cosas por su actitud frente al riesgo, la cual puede ser de aversión, indiferencia o preferencia. Por este motivo resulta necesario analizar la conveniencia de utilizar FVN ante distintas actitudes empresariales. Es frecuente que algunos productores agropecuarios tengan una actitud pesimista, es decir siempre esperan los peores resultados, contrariamente a aquellos con actitud optimista. En relación a la predicción climática habrá empresarios que siempre esperan años secos (presentan aversión ante el riesgo), mientras que otros esperan siempre años húmedos (preferencia).

Por este motivo frente a un nivel de incertidumbre máximo (0,5 de probabilidad de tener años secos o húmedos) se comparó el retorno económico de la DFN respecto al de la FVN, frente al riesgo de planificar la fertilización como año seco (Estrategia 1, aversión) y luego las condiciones son de año húmedo o viceversa, es decir, planificar para húmedo (Estrategia 2, preferencia) cuando es seco.

Los resultados del efecto del riesgo climático indican para la estrategia 1 el retorno a la DFN fue de \$ 3.971,62 ha⁻¹ y a la FVN de \$ 3.983,47 ha⁻¹ con una diferencia a favor de esta última de \$ 11,86 ha⁻¹. Para la estrategia 2 el retorno a la DFN fue de \$ 4.025,12 ha⁻¹ y de \$ 4.034,90 ha⁻¹ a la FVN, siendo la diferencia de \$ 9,78 ha⁻¹ a favor de la FVN. Estos resultados indican que la FVN tiene mayor retorno al N que la DFN, aún ante diferente actitud empresarial frente al riesgo.

La predicción climática es cada vez más necesaria en la agricultura moderna, puesto que son varias las tecnologías disponibles dependientes de los factores climáticos, principalmente la oferta hídrica. Por lo tanto, resulta importante cuantificar el valor económico de una correcta predicción climática, dado que la dosificación nitrogenada elaborada en este trabajo depende de la condición climática.

Si se evalúa la diferencia de retorno entre FVN y DFN en relación a un gradiente de precisiones en la predicción climática se puede establecer cuál es la precisión mínima requerida para que el retorno de la FVN supere al de la DFN. Como puede apreciarse en la Figura 4.8, a medida que aumenta la exactitud en la predicción, aumenta la diferencia de retorno entre FVN y DFN, a razón de \$ 249,38 ha⁻¹ por cada 1% de aumento en la precisión. Con la función obtenida se pudo establecer que la predicción climática debe ser superior al 56,39 % de exactitud para que el retorno de la FVN sea superior al de la DFN.

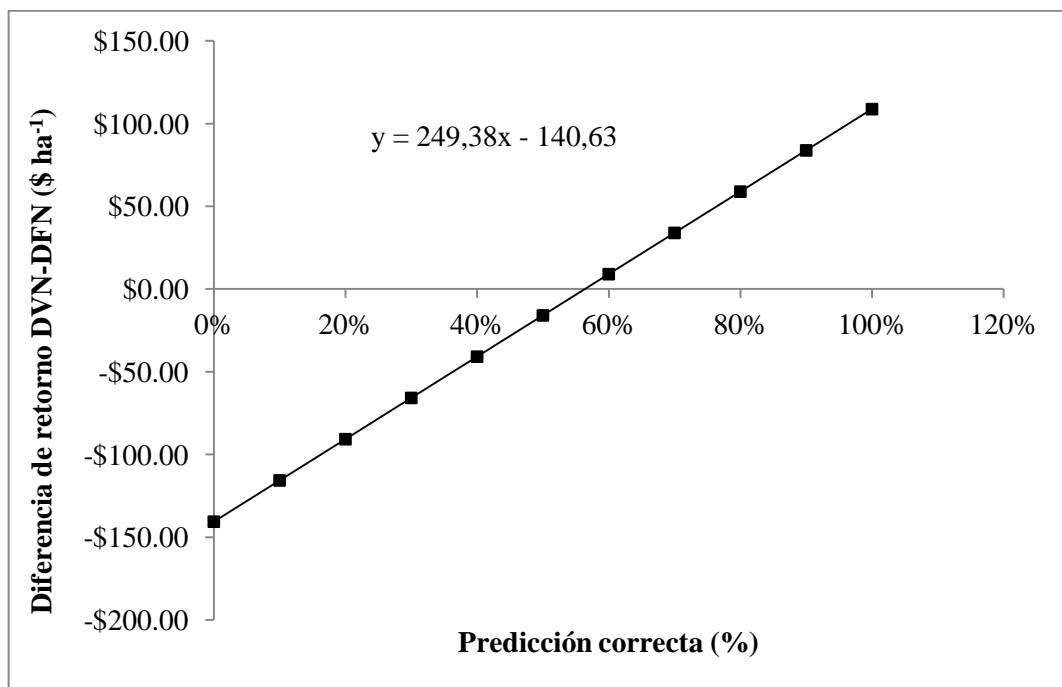


Figura 4.8. Diferencia de retorno entre la FVN y la DFN ante distintas precisiones en la predicción climática.

Los 18 lotes de producción donde se realizaron los experimentos presentan diferencias de relieve que explican diferente proporción de valores de CTI. Por este motivo, se determinó para cada lote la proporción de puntos pertenecientes al cuantil inferior, medio y superior de CTI, a los efectos de diferenciar las características de paisaje entre ellos (Figura 4.9), en donde se encontraron lotes donde existe una gran variabilidad de distribución de CTI y otros con menor variabilidad.

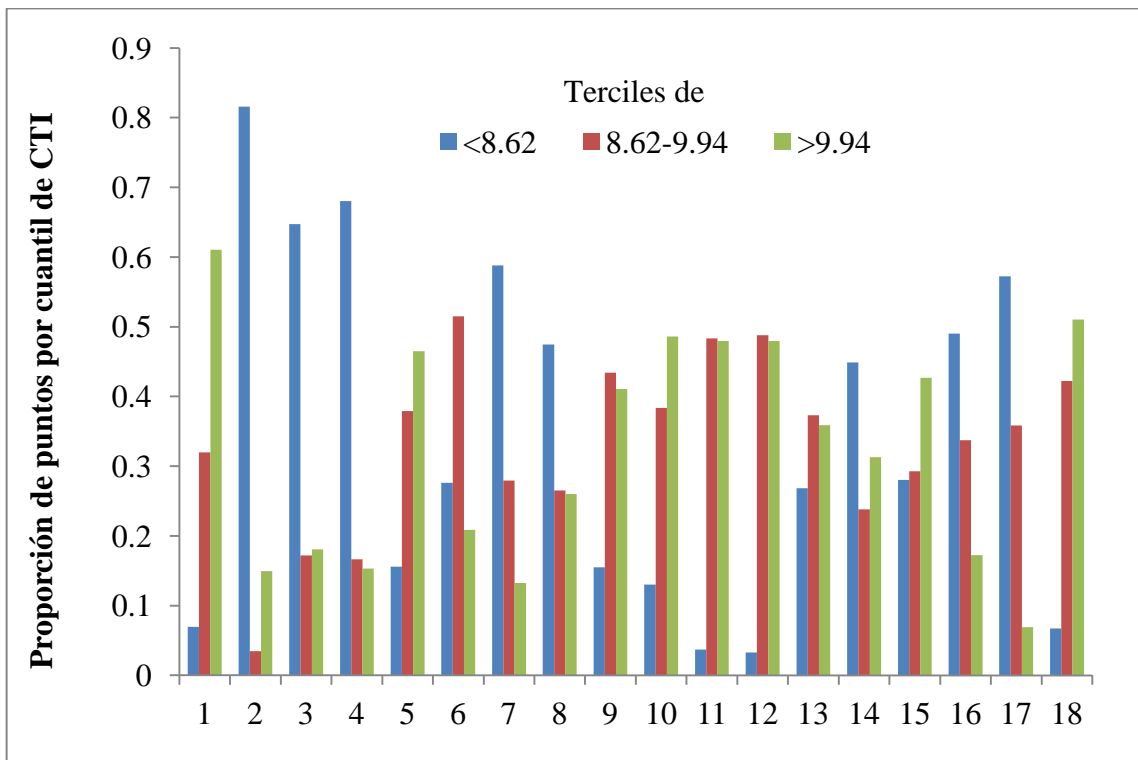


Figura 4.9. Proporción de puntos de cuantiles de CTI encontrados en cada ensayo.

Posteriormente y considerando que el valor de CTI incide en la determinación de la dosis óptima y con ello en la diferencia de retornos entre la dosis variable y la dosis fija, se propuso evaluar en cada lote el efecto de la proporción de valores de este atributo de terreno sobre la conveniencia de realizar aplicación variable de N y así poder diagnosticar si es conveniente económicamente realizar dosificación variable.

Como se puede observar en la Figura 4.10, a medida que aumenta la proporción de puntos con valores de CTI mayores a 9,94 (tercil superior) aumenta linealmente la

diferencia de realizar dosis variable sobre dosis fija, además existe una diferencia notoria en la comparación de años húmedos y secos, en estos últimos las diferencias de retorno son despreciables como consecuencia de que la dosis óptima fija o variable es muy cercana a cero. En cambio en años húmedos y como consecuencia de la variabilidad en la dosis óptima de N, existe una mayor conveniencia de practicar FVN y esta diferencia aumenta a medida que se incrementa la proporción de valores de CTI superiores a 9,94.

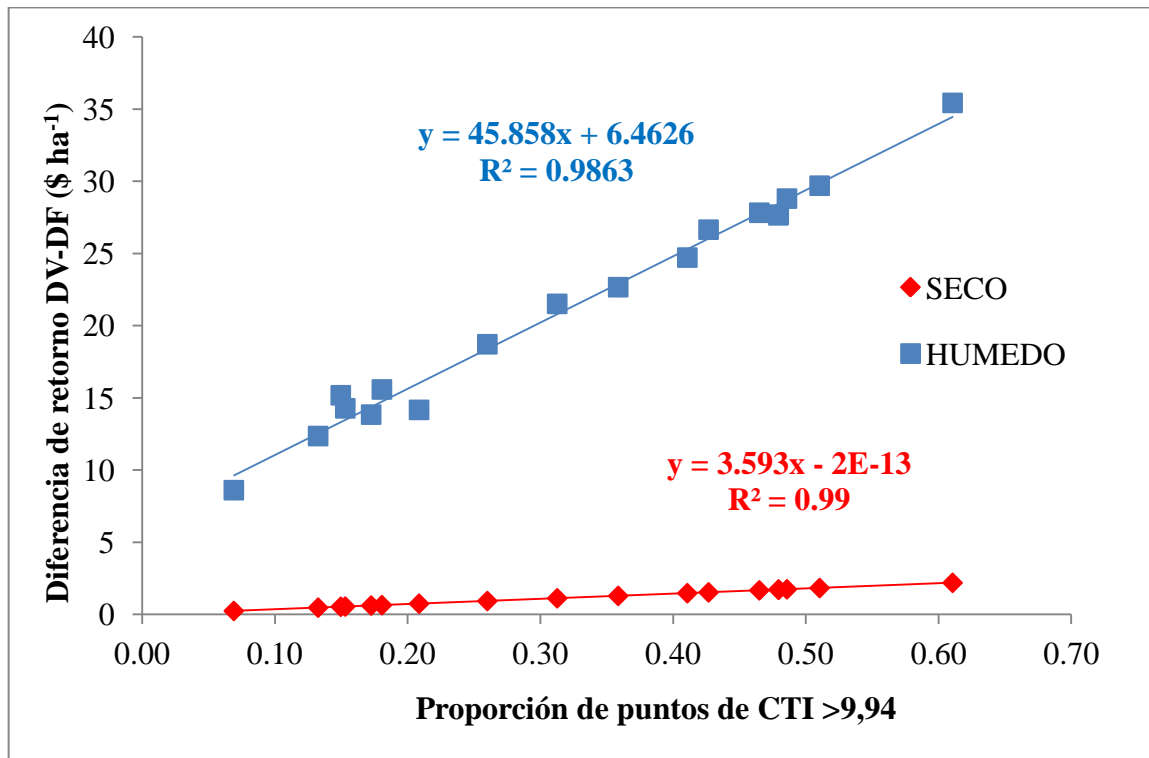


Figura 4.10. Diferencia de retorno entre dosis variable y dosis fija, en función de la proporción de valores de CTI superiores a 9,94.

Como en todo el rango de datos evaluados el retorno de FVN supera al de DFN, independientemente de la proporción de CTI > 9,94, no se ha podido establecer un valor umbral por encima del cual se justifique económicamente practicar dosis variable, a menos que cambie la relación de precios o aumenten los costos de practicar dosis variable, por ejemplo si la dosis variable presenta un costo de 15 \$ ha⁻¹, sería necesario que la variabilidad del lote comercial en proporción de puntos de CTI > 9,94 supere el 18,62% de la superficie para que la FVN sea conveniente.

Finalmente, en términos de práctica agronómica se propone presentar como debería ser la dosificación variable de N en años secos y húmedos respectivamente para un lote comercial característico de la población estudiada.

En la Figura 4.11, se presenta una imagen de CTI de un lote comercial de Córdoba, con valores del atributo entre 5,65 y 30,07 y una distribución en tres cuantiles del 28,84 %, 37,61% y 33,54% para 5,65-8,78; 8,78-9,96 y 9,96-30,07, respectivamente, valores similares a los de la media poblacional estudiada.

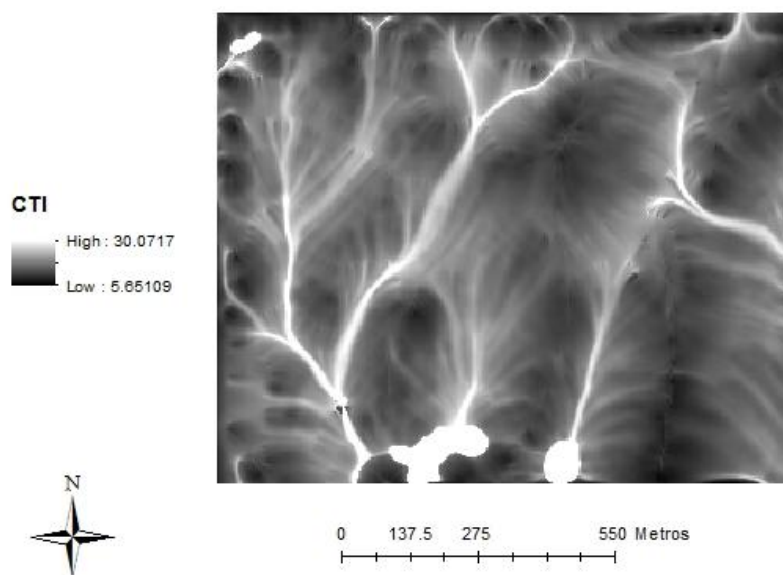


Figura 4.11. Imagen de valores de CTI de un lote comercial del establecimiento agropecuario "Santa Clara" ubicado al oeste de la provincia de Córdoba.

Para la condición de relieve planteada en la Figura 4.11 y para la relación de precios propuesta durante toda la elaboración de este trabajo, se determinó la FVN recomendada para años secos y húmedos. En la Figura 4.12 se muestra la dosis óptima de N en pixeles de 9 m por 9 m, donde se puede apreciar que sólo justifica la aplicación de pequeñas cantidades de N en las partes con mayor CTI (sectores con dosis óptimas entre 21 y 99 kg N ha⁻¹, coloreados de amarillo, verde claro y verde oscuro) y con dosis de N menores a 20 kg N ha⁻¹ en el resto del mapa coloreados de color rojo. Si bien la figura se presenta con

cuatro colores, cabe destacar que los mismos representan intervalos cuantiles y que la dosis óptima de N varía para cada pixel.

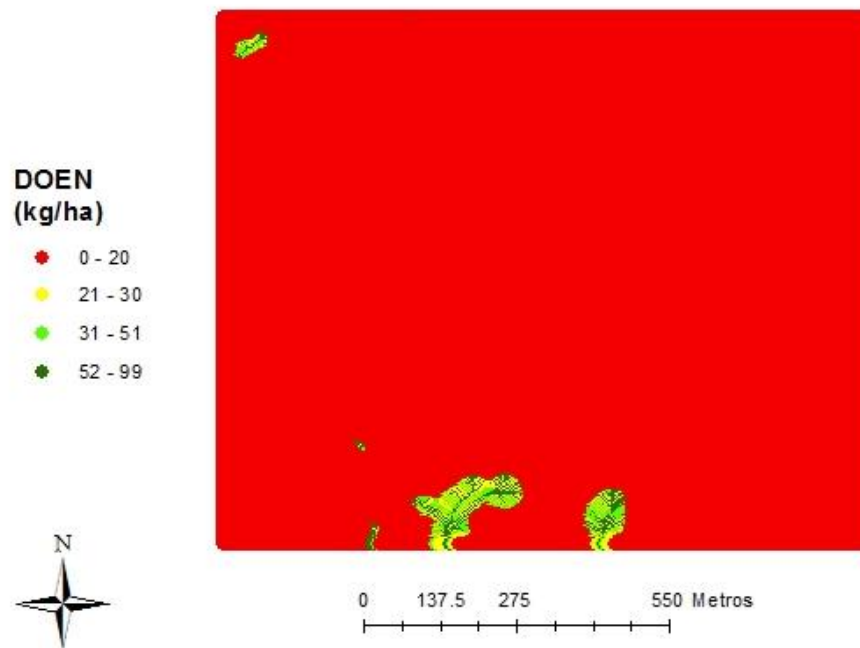


Figura 4.12. Dosis óptima económica variable de N, según valores de CTI y para una relación de precios de 7,76 kg de maíz por kg de N, en años de condición hídrica seca.

Contrariamente a lo presentado en la Figura 4.12, en años húmedos (Figura 4.13, precipitación superior a la media de cada lugar) no sólo se ha encontrado que es conveniente económicamente practicar FVN, sino que además la misma varía espacialmente desde los 21 a los 120 kg N ha⁻¹, siendo superiores los niveles de N a aplicar en los sitios de bajos valores de CTI (zonas más altas del relieve) que en los sitios de alto CTI (zonas más bajas).

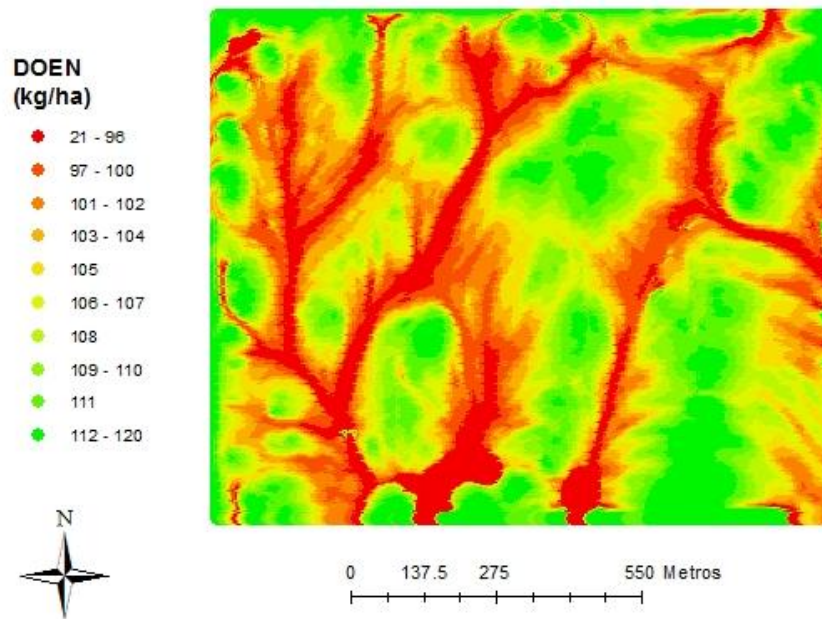


Figura 4.13. Dosis óptima económica variable de N, según valores de CTI y para una relación de precios de 7,76 kg de maíz por kg de N, en años de condición hídrica húmeda.

CAPÍTULO 5

DISCUSIÓN

Los resultados presentados en la Tabla 4.1, en relación a la variabilidad del rendimiento y de los atributos espaciales de terreno (AE), permiten interpretar que la región de la provincia de Córdoba donde se desarrolló la experiencia se caracteriza por su gran variabilidad ambiental. Los datos, provenientes de los 18 ensayos realizados, presentan similares valores de producción de maíz a los obtenidos por los productores agropecuarios.

Como en otras regiones de Argentina, en ambientes ondulados, la variabilidad espacial del rendimiento de maíz se relaciona con la variabilidad de la capacidad de retención hídrica de los suelos, la cual se asocia con su posición relativa en el paisaje y con su textura. Resultados similares fueron encontrados por Urricariet *et al.* (2011) en el oeste de Buenos Aires.

Por lo tanto, es fácil comprender que la variabilidad del rendimiento del maíz asociada al paisaje pueda ser explicada mediante atributos del relieve que sean sensibles a variaciones en la capacidad de retención hídrica asociadas a diferencias texturales. Así, para establecer una DOEN variable espacialmente es necesario considerar factores del relieve ligados a la oferta hídrica, tal como se planteó en este trabajo.

El análisis de la función de producción de maíz dependiente de la fertilización nitrogenada, mostrado en la Tabla 4.2, evidencia la estructura espacial de los datos provenientes de un monitor de rendimiento, lo cual puede apreciarse a través de la significancia del índice de Moran en los modelos CLÁSICO y MIXTO. Además, sólo los modelos ECONOMÉTRICO y MEME SAR presentan todos sus parámetros significativos con un valor $p < 0,05$. Otros indicadores como los criterios de Akaike (AIC) y Schwartz (BIC) avalan estos resultados.

Como fuera propuesto por Bongiovanni (2002) y Anselin *et al.* (2004) este tipo de información estadística presenta auto correlación espacial y heterocedasticidad, lo que implica que los errores de estimación se vean aumentados, dificultando encontrar significancia en la estimación de los parámetros. Por consiguiente, para el análisis de este tipo de información deberían utilizarse modelos estadísticos espaciales como los empleados en este trabajo.

Complementando lo expuesto anteriormente, en la Tabla 4.3 se puede observar que todos los test de Lagrange y la prueba de Breusch Pagan fueron estadísticamente significativos, a su vez son los errores de estimación los que están correlacionados espacialmente. Por este motivo, la modelización de la estructura espacial de los datos debería seguir las especificaciones del modelo "Error espacial" propuesto por Anselin (1999).

El desempeño del modelo MEME SAR fue significativamente superior al ECONOMETRICO, según lo presentado en las Tablas 4.4 y 4.7.

La función de producción hasta aquí analizada no contempla mayor sensibilidad espacial que la atribuida a la estructura espacial de los datos, por ello las recomendaciones de fertilización a partir de la misma serían a través del uso de dosis fija de N (DFN).

Como fue planteado por Grinsted *et al.* (2012), la dosis óptima de N a utilizar en los cultivos depende de numerosos factores, como ser: i) condiciones climáticas (temperatura y precipitación); ii) características del suelo (contenido de materia orgánica, relación C/N, N potencialmente mineralizable, etc.); iii) fecha de siembra; iv) rotación histórica de cultivos y fertilización; v) momento de aplicación de fertilizantes; vi) infestación con malezas y enfermedades; y vii) evolución histórica de los rendimientos. Por este motivo y de acuerdo a lo planteado por Scharf *et al.* (2005), las características del paisaje y diferencias entre los tipos de suelos presentes en cada lote explican que la DOEN sea altamente variable, a escala de metros dentro de los lotes de producción.

Para generar un modelo de fertilización nitrogenada que varíe espacialmente se probó incorporar diferentes AE a la función de producción, entre los cuales se destacó el índice topográfico compuesto (CTI) como el de mejor desempeño (tablas 4.5 y 4.8). Cabe

destacar que el CTI, originalmente desarrollado por Beven y Kirkby (1979), es un índice topográfico asociado al flujo superficial del agua ante eventos de precipitación, el cual está altamente correlacionado con la humedad del suelo en paisajes ondulados (Schmidt y Persson, 2003) y por ende con el rendimiento de maíz y soja (Huang *et al.*, 2008).

En la Tabla 4.5 se puede comparar el desempeño de los cuatro modelos estadísticos analizados en la estimación de la función de producción de maíz dependiente del N, del CTI y de la interacción N x CTI. En ella se puede apreciar que los modelos ECONOMETRICO y MEME SAR son los que presentan mejores indicadores con todos los parámetros estadísticos significativos. El tipo de auto correlación espacial y la evidencia de heterocedasticidad del modelo CLÁSICO, merecen las mismas consideraciones que las realizadas para el modelo sin la inclusión del CTI.

Estos resultados coinciden con los hallados por Liu *et al.* (2006), dado que la inclusión del CTI en la respuesta al N es altamente significativa, al ser éste un atributo de terreno asociado al movimiento superficial del agua. Este índice ha sido frecuentemente relacionado con aspectos hidrológicos en varias investigaciones (Mathis, 2007; Swanson, 2003).

Mediante el análisis de los parámetros del modelo MEME SAR con inclusión del CTI en la función de producción, se puede interpretar que sitios dentro de un lote con elevado valor del mismo presentan un mayor rendimiento e interacción negativa con el N (Tabla 4.5), lo cual indica que son zonas de acumulación hídrica y elevada fertilidad, característico de zonas bajas en el paisaje ondulado del oeste de Córdoba. Por el contrario, Ruffo *et al.* (2006) hallaron que zonas con alto valor de CTI presentan menor rendimiento e interacción positiva con el N, característico de ambientes bajos de menor permeabilidad y anegamiento temporario. Por este motivo, es necesario considerar el ambiente hidrológico y su funcionalidad a la hora de interpretar la inclusión de estos AE.

También puede considerarse que la inclusión de AE en las funciones de producción sea significativa como consecuencia de la relación entre estos atributos y las características nutricionales del suelo (Ziadat, 2005). En este sentido, puede entenderse que en los suelos de Córdoba existan relaciones entre la oferta nutricional y el CTI, dado que zonas de CTI alto (receptoras de agua) acumularon más carbono orgánico que zonas de CTI bajo.

Análisis similares fueron presentados por Terra *et al.* (2006), los cuales encontraron que el CTI se relacionó directamente con el contenido de C y con el rendimiento de cultivos como algodón y maíz principalmente en años secos, explicando el 64% de la variación del rendimiento.

Una función de producción que incluye variables espaciales como el CTI, permite realizar recomendaciones de fertilización a similar escala que la utilizada para la determinación de este AE. Por consiguiente, las dosis de N a utilizar pueden variar espacialmente y generar así la dosis variable de N (FVN) a implementarse en agricultura de precisión.

El uso de mapas digitales de elevación (MDE) para establecer atributos de terreno que se relacionen con la respuesta sitio específica del N en maíz, no ha sido una técnica muy estudiada hasta el momento, razón por la cual los resultados encontrados en este trabajo son muy promisorios para relacionar la respuesta al N del maíz en ambientes donde su producción presenta una fuerte asociación con el clima y el paisaje como en la provincia de Córdoba.

Estos resultados coinciden con los propuestos por Scharf *et al.* (2006), quienes señalan que la dosis óptima de N varía a escalas cercanas a 1 ha, similar a la escala a la cual se determinó el CTI y que ello implica que es necesario desarrollar técnicas de dosificación variable con alto nivel de detalle, en contraposición al planteo de manejar la fertilización según las grandes áreas de terreno involucradas en las zonas de manejo.

No obstante, y considerando que las características hídricas del año ejercen una marcada influencia en la productividad y en la respuesta al N, se incorporó el efecto del año sobre esta función de producción con CTI. Los resultados, presentados en las Tablas 4.8 y 4.9 determinados para el modelo MEME SAR, evidencian que las características hídricas del año afectan la función de producción con CTI y que por lo tanto se debería utilizar una función para años húmedos diferente de la usada para años secos.

Estos resultados coinciden con los hallados por Kumhálová *et al.* (2011), quienes encontraron una relación significativa entre el rendimiento y la concentración de nutrientes de los cultivos con la topografía, identificando además que la correlación entre el CTI y el

rendimiento fue afectada por las características hídricas de cada campaña, donde en años húmedos esta correlación es débil, mientras que en años secos la misma es fuerte.

Las dosis óptimas económicas de nitrógeno (DOEN), determinadas para los tres cuantiles de CTI, tanto para años húmedos como para años secos se presentan en las Figuras 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6 y 4.7. En años húmedos, la DOEN es superior que en años secos y la misma aumenta conforme disminuye el valor de CTI, mientras que en años secos estas dosis son inferiores y aumentan en los sitios con mayor CTI. En la Tabla 4.11 se puede observar que la FVN tuvo un retorno al N superior al de la DFN, siendo mayor la diferencia cuando se la compara con la DFN modal para el Sur de Córdoba de 44 kg N ha^{-1} (Cisneros *et al.*, 2008) que para la optimizada. Es necesario resaltar que en ambas comparaciones la diferencia de retorno al N es superior en años húmedos que en años secos.

Similares resultados fueron hallados por Scharf *et al.* (2011) cuando la FVN fue determinada mediante sensores remotos. Estos autores indicaron además que la cantidad media de N aplicada se redujo en 16 kg N ha^{-1} . Estos resultados también coinciden con Roberts *et al.* (2012), quienes, en ambientes con relieve suavemente ondulado de Nebraska (EE.UU.), hallaron que la FVN tuvo un mayor retorno al N que la DFN. Además, coinciden con Pagani *et al.* (2008) en que la variabilidad climática interanual, para el sudeste de Buenos Aires, ejerce un mayor impacto sobre la dosis óptima económica de N que la propia relación de precios empleada en su determinación.

La incorporación de características del paisaje (CTI) y del efecto clima (año) al modelo de diagnóstico de la fertilización nitrogenada a escala variable, favorece la rentabilidad de la técnica y la precisión del diagnóstico en la medida en que se cuente con suficiente variabilidad espacial y con adecuada predicción de las condiciones climáticas. Como se plantea en la Figura 4.8, a medida que aumenta la precisión en la predicción del tipo de año húmedo o seco, la diferencia de retorno entre practicar FVN o DFN se incrementa significativamente. Según lo propuesto por Bullock *et al.* (2009) la inclusión de variables sensibles a las diferencias edáficas y climáticas permiten determinar la DOEN con mayor exactitud.

Estos resultados responden a la dificultad planteada por Liu *et al.* (2006), quienes concluyeron que no se puede predecir la respuesta al N, ya que la función de producción sitio específica difiere entre años como consecuencia del efecto climático, y porque en años secos el crecimiento vegetal está limitado por humedad edáfica. Por el contrario, los resultados de este trabajo indican que cuando se tiene en cuenta el efecto año, la función de producción adquiere mayor robustez, permitiendo con ello hacer recomendaciones. Por otro lado, las ventajas económicas de la FVN también dependen de la magnitud de los mayores costos de aplicación y del costo de recopilar información espacial que sensibilice la función de producción a la disponibilidad hídrica. Por ello, estos autores recomiendan realizar investigaciones que contemplen estrategias de bajo costo en la adquisición de variables espaciales, como la estimación del CTI a partir de mapas digitales de terreno.

La incorporación del efecto año y la estimación de la precisión requerida en la predicción climática obtenidos en este trabajo, son resultados coincidentes con los hallados por Shahandeh *et al.* (2011), quienes encontraron que la combinación del suministro de N en profundidad, la textura del suelo (concentración de arcillas) y las precipitaciones durante la estación de crecimiento del maíz, determinaron el manejo apropiado del N en suelos franco limosos y franco arcillo limosos de Texas, EE.UU. Se debe señalar además, que bajo esta perspectiva es imprescindible contar con predicciones climáticas que permitan ajustar la fertilización nitrogenada a la oferta de precipitaciones durante la siguiente campaña de maíz.

Mediante el empleo del modelo desarrollado en el presente estudio, la variabilidad espacial de la DOEN depende de la variabilidad del CTI (Figura 4.11) y de las características hídricas de la campaña (Figuras 4.12 y 4.13). Estos resultados coinciden con los propuestos por Plant (2001) quien señala que la oferta hídrica, la relación de precios y la variabilidad espacial en la oferta nutricional del suelo definen las ventajas económicas de practicar FVN en maíz, como así también con Korsæth y Riley (2006) en cebada. En situaciones espacialmente homogéneas o suelos con muy baja fertilidad natural la DFN presenta mayor rentabilidad que la FVN.

La conveniencia económica de utilizar FVN encontrada en este trabajo, permite aportar información para favorecer la adopción del manejo variable de insumos por parte de los productores, de acuerdo a los sugerido por Bullock *et al.* (2009).

Considerando que la incorporación de insumos en la producción agropecuaria siempre conlleva un riesgo de recupo económico, se evaluó el efecto del año asociado a la aversión al riesgo por parte de los productores, al momento de comparar la FVN con la DFN. Los resultados encontrados indican que la FVN presenta mayor retorno al N que la DFN independientemente de la actitud empresarial, lo cual permitiría revertir la baja adopción de la aplicación variable de N (Isik y Khanna, 2003).

En la Figura 4.8 se puede apreciar que, a medida que aumenta la exactitud en la predicción climática, se incrementa la diferencia de retorno al N entre FVN y DFN. Además, como la variabilidad espacial puede ser determinada a priori, mediante el CTI (división del AE en cuantiles dentro de cada lote de producción), se pudo relacionar la diferencia económica entre FVN y DFN con la proporción de puntos dentro de cada lote con valores de CTI mayores a 9,94, es decir con la proporción de sectores receptores de agua asociada a las características hídricas de cada campaña (Figura 4.10).

Coincidiendo con lo propuesto por Roberts *et al.* (2012), las características del relieve permiten predecir la conveniencia de la FVN *a priori*, y así decidir con antelación si en determinado lote es conveniente económicamente practicar FVN. Además, es necesario resaltar que a partir de estos resultados se podrían establecer puntos de equilibrio diferentes según la relación de precios. Carver *et al.* (2001) han encontrado que es posible estimar la conveniencia económica de utilizar FVN a partir de la variabilidad natural del suelo.

La variabilidad espacial y temporal hasta aquí planteada, genera variaciones en la oferta y demanda de N por parte del suelo y cultivo, respectivamente. Por este motivo, uno de los principales desafíos en el manejo variable de nutrientes es el de valorar económicamente la variabilidad espacial en la oferta y en la demanda de N, para generar herramientas que permitan definir empresarialmente la conveniencia de utilizar FVN, como fue propuesto en el párrafo anterior. Estos resultados coinciden con los planteados por Lobell (2007), quien estimó que el conocimiento de la variabilidad en la oferta de N permite reducir la cantidad de fertilizantes entre un 20-30% en maíz, mientras que el conocimiento de la variabilidad en la demanda del cultivo permite una reducción de entre un 3 a un 10 % y que el conocimiento combinado de ambos genera reducciones en las

necesidades de fertilización (manteniendo la producción) mayores a estos efectos individuales indicados.

Para considerar el impacto productivo y económico de la adopción de este modelo a escala regional, se procedió a comparar el uso de la DFN (como la dosis modal de 44 kg N ha^{-1}) con la FVN propuesta. En esta comparación, en los años húmedos se observa que la dosis media ponderada a utilizar por el segundo debería ser de $97,33 \text{ kg N ha}^{-1}$ con una productividad media de $10.636 \text{ kg ha}^{-1}$ versus los $10.015 \text{ kg ha}^{-1}$, generados por la dosis modal actual, es decir que anualmente la región deja de producir 621 kg ha^{-1} . Considerando que en promedio (2002/12) se sembraron aproximadamente 902.874 ha (SIIA, 2012), en los años húmedos la sub fertilización deja de producir potencialmente unas 561.000 t de maíz, con un impacto económico de $\$ 298.473.651$.

Por el contrario, en los años secos el modelo de fertilización propuesto implicaría una reducción de la dosis media de 44 a $6,33 \text{ kg N ha}^{-1}$, con una disminución en la productividad media de 5.889 a 5.701 kg ha^{-1} , es decir 188 kg de maíz ha^{-1} con un aumento en el costo de fertilización de 34.011 t de N para toda la provincia, el cual quedará mayoritariamente remanente en el suelo o las vías de escurrimiento posteriormente a la cosecha del maíz con alto riesgo de contaminación. Además este exceso de N por fertilización implicaría un costo económico a nivel provincial de $\$ 140.573.728$ en años secos.

Finalmente, se determina que los resultados presentados anteriormente avalan el desarrollo de un modelo de fertilización variable de nitrógeno en maíz, siendo esta práctica de manejo de cultivos un factor indispensable para el sostenimiento de la materia orgánica del suelo y por lo tanto en el mantenimiento de su calidad y productividad.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

6.1. Hipótesis 1

Se propuso un modelo estadístico bajo el enfoque combinado de la teoría de efectos mixtos y la econometría espacial, denominado modelo econométrico mixto espacial (MEME SAR), el cual presentó un desempeño superior a los restantes modelos evaluados. A partir de los datos de ensayos experimentales ubicados en el oeste de Córdoba, se pudo definir una función de producción de maíz dependiente de la dosis de nitrógeno, el índice topográfico compuesto (CTI) y las características hídricas de cada campaña como efectos fijos y las localidades como efectos aleatorios, modelando la estructura espacial de los datos mediante la matriz de ponderadores espaciales y el coeficiente autoregresivo espacial, al considerarse que los errores de estimación son dependientes espacialmente.

El desarrollo del modelo MEME SAR representa un aporte metodológico novedoso al conocimiento científico, para estimar funciones de producción de maíz dependientes de insumos agrícolas. Con este modelo se pueden realizar recomendaciones de aplicación variable de nitrógeno a escala regional, dependiendo de las características hídricas de cada campaña y de la variabilidad espacial del CTI en cada lote de producción.

6.2. Hipótesis 2

La estimación de la función de producción de maíz, en su relación a la fertilización nitrogenada, ha mejorado como consecuencia de la inclusión de atributos espaciales de terreno, especialmente el CTI y de las características hídricas de cada campaña. De este modo, la misma puede utilizarse a nivel regional manteniendo la escala sitio específico para su uso en agricultura de precisión.

Estas mejoras han sido probadas en términos estadísticos y agronómicos según los resultados presentados y su posterior discusión con otros autores en la materia.

6.3. Hipótesis 3

Se evaluó el retorno económico al nitrógeno, comparando la dosis variable (FVN) con la dosis fija optimizada a partir de los mismos experimentos y con la dosis fija usada normalmente en la región. En este sentido, se destaca que la FVN genera un mayor retorno económico que la dosis fija usada normalmente en la región siendo superior esta ventaja en años húmedos que en secos. Por otro lado, la comparación entre la FVN con la dosis fija optimizada presentó un mayor retorno económico solamente en los años húmedos.

Además se estableció que es necesario contar con una precisión climática superior al 56,39% en la clasificación de año húmedo o seco, para que el uso de la FVN genere un mayor retorno económico que la dosis fija.

A partir de la variabilidad natural del CTI de cada lote de producción, se pudo establecer cuál es la variabilidad necesaria que debe presentar este atributo de terreno, a partir de la cual la práctica de la FVN produce mayor retorno económico que la dosis fija.

6.4. Futuras líneas de investigación

A partir de las conclusiones abordadas durante este trabajo se sugieren desarrollar las siguientes líneas de investigación:

1. Validación a campo del impacto productivo y económico del modelo de dosificación variable espacial y temporalmente generado con este trabajo.
2. Comparación del impacto ambiental del empleo de dosis variable versus la dosis fija.
3. Generar un modelo de dosificación variable para condiciones de flujo superficial del agua del suelo controlado, mediante el manejo del suelo como terrazas, curvas de nivel, etc.
4. Estudiar el impacto de las tecnologías de manejo variable de insumos sobre los posibles cambios que las mismas generen sobre la estructura empresarial agropecuaria.
5. Analizar cambios en la estructura laboral del sector agrícola de Córdoba.

CAPÍTULO 7

BIBLIOGRAFÍA CITADA

- Adúriz-Bravo A. e Izquierdo-Aymerich, M. 2009. Un modelo de modelo científico para la enseñanza de las ciencias naturales. *Revista Electrónica de Investigación en Educación en Ciencias*, 4(1):40–49.
- Álvarez R. A., Mamani E. A. y Bonilla Lodoño, J. A. 2004. Economía de la producción de bienes agrícolas. Teoría y aplicaciones. Documento CEDE. Universidad de los Andes. Colombia, 64 pp.
- Andrade F. 2011. La tecnología y la producción agrícola. El pasado y los actuales desafíos. EEA Balcarce, Centro Regional Buenos Aires Sur. Ediciones INTA, 42 pp.
- Anselin L. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, 284 pp.
- Anselin, L. 1992. *SpaceStat Tutorial. A Workbook for Using SpaceStat in the Analysis of Spatial Data*. National Center for Geographic Information and Analysis, University of California, Santa Barbara, CA, 250 pp.
- Anselin L. 1995. *SpaceStat, A Software Program for the Analysis of Spatial Data, Version 1.80 and SpaceStat Version 1.80 User's Guide*. Regional Research Institute, West Virginia University, Morgantown, WV, 62 pp.
- Anselin L., Bera A. K., Florax R. and Yoon M. J. 1996 Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Reg. Sci. Urban Econ.* 26:77–104.
- Anselin, L. 1999. *SpaceStat Version 1.90*. Ann Arbor: BioMedware. A Software Program for the Analysis of Spatial Data, Version 1.90 R26 (12/31/98), Department of

- Agricultural and Consumer Economics, University of Illinois at Urbana-Champaign, 76 pp.
- Anselin L. 2002. Under the hood issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agr. Econ.* 27(3): 247–267.
- Anselin L., Bongiovanni R. and Lowenberg-DeBoer J. 2004. A spatial econometric approach to the economics of site-specific nitrogen management in corn production. *Am. J. Agr. Econ.* 86(3):675-687.
- Balkcom K. S., Blackmer A. M., Hansen D. J., Morris T. F. and Mallarino A. P. 2003. Testing soils and cornstalks to evaluate nitrogen management on the watershed scale. *J. Environ. Qual.* 32:1015–1024.
- Beven K. and Kirkby M. 1979. A physically-based variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrol. Sci. Bull.* 24:43-69.
- Bivand R. S., Pebesma E. J. y Gómez-Rubio V. 2008. Areal Data and Spatial Autocorrelation. In: *Applied spatial data analysis with R.* Gentleman R., Hornik K. and Parmigiani G. (ed.) Springer. Germany.:237-272.
- Blackmer A. M. and White S. E. 1998. Using precision farming technologies to improve management of soil and fertilizer nitrogen. *Aust. J. Agric. Res.* 49:555–564.
- Bongiovanni R. 2002. A Spatial Econometric Approach to the Economics of Site-Specific Nitrogen Management and Corn Production. PhD Thesis, Department of Agricultural Economics, Purdue University, West Lafayette, IN, 252 pp.
- Bongiovanni R. and Lowenberg-DeBoer J. 2004. Precision Agriculture and Sustainability. *Precis. Agric.* (5):359–387.
- Bongiovanni R. and Lowenberg-DeBoer J. 2005. Precision Agriculture in Argentina. 3° Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão. Sete Lagoas, MG, Brasil, pp. 16.
- Bongiovanni R. and Lowenberg-DeBoer J. 2006. Viabilidad económica. En: *agricultura de precisión: Integrando conocimientos para una agricultura moderna y sustentable.*

- Bongiovanni R., Montovani E. C., Best S., Roel A. (ed.). Montevideo: PROCISUR/IICA, pp. 171-184.
- Bongiovanni R. 2009. Econometría espacial aplicada a la agricultura de precisión. Actualidad económica. Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Córdoba. Año XIX. 67:9-27.
- Breusch T. S. and Pagan A. R. 1979. A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation. *Econometrica* 47:1287–1294.
- Bricchi E., Degioanni A. y Cantero A. 2006. El origen de los sistemas suelos. En: El sistema suelo. Origen y propiedades. Editora Responsable: Estela Bricchi. Editorial de la Universidad Nacional de Río Cuarto, Argentina, pp. 13-24.
- Bullock D. S. and Bullock D. G. 2000. Economic optimality of input application rates in precision farming. *Prec. Agric.* 2:71–101.
- Bullock, D. S. and Lowenberg-DeBoer J. 2007. Using Spatial Analysis to Study the Values of Variable Rate Technology and Information. *J. Agr. Econ.* 58(3):517-535, 09.
- Bullock D. S., M. Ruffo, Bullock D. G. and Bollero G. 2009. The value of variable rate technology: An information. Theoretic approach. *Amer. J. Agr. Econ.* 91: 209–223.
- Carver M. C., Knight S. and Welti B. 2001. Precision farming of cereal crops: A five-year experiment to develop management guidelines. Project report N° 267. Cranfield University, England, pp. 39.
- Chamizo Guerrero J. A. 2010. Los modelos en la enseñanza de la ciencia. En: Modelos y modelaje en la enseñanza de la ciencias naturales. Chamizzo Guerrero J A., García Franco A. (ed.). Universidad Nacional Autónoma de México, pp. 13-18.
- Chamran F., Gessler, P. E. and Chadwick, O. 2002. Spatially Explicit Treatment of Soil-Water Dynamics along a Semiarid Catena. *Soil Sci. Soc. of Am. J.* 66(5):1571-1583.
- Cisneros J. M., Cantero A., Degioanni A., Becerra V. H. y Zubrzycki M. A. 2008. Producción, uso y manejo de las tierras. En: Percepción económica y visión de los

- productores agropecuarios de los problemas ambientales en el Sur de Córdoba, Argentina. De Prada J. D., Penna J. P. (ed.), INTA, pp. 31-46.
- Cisneros J. 2011. Factores de relieve, suelo y agua condicionantes de la respuesta a nutrientes en el Sur de Córdoba. En: Informe Académico del 1° Taller Nacional de Manejo de Nutrientes por ambientes. Organizado por la FAV-AACS. Res. CD 240/11.
- Cravero E. 2007. Impacto de la aplicación variable de nitrógeno en maíz a la siembra realizando el ajuste de dosis según sitio específico. Trabajo final para optar al grado de Ingeniero Agrónomo. Facultad de Agronomía y Veterinaria. Universidad Nacional de Río Cuarto, Biblioteca Central, 63 pp.
- Darwich N. 2008. Los suelos. Sus principales propiedades físicas, químicas y biológicas. En: Manual de Fertilidad de Suelos y uso de Fertilizantes. Darwich N. (ed.). Fertilizar Asociación Civil, Argentina, pp. 23-40.
- Díaz-Zorita M. y Buschiazzo D. E. 2006. The potential for soil carbon sequestration in the Pampas. En: Carbon Sequestration in Soils of Latin America. Lal, R., Cerri C. C., Bernoux M., Etchevers J., Cerri E. (ed.), The Haworth Press. Inc., New York, USA, pp. 369-382.
- Dillon J. and Anderson J. 1990. The Analysis of Response in Crop and Livestock Production, Pergamon Press, New York, 250 pp.
- Doerge T. 1999. Defining management zones for precision farming. Crop Insight. Pioneer Hi-Bred International Inc. (8):21.
- Doratto A. K. 1986. Estudios edafogénicos y mineralógicos comparados de suelos desarrollados sobre diferentes rocas madres. Tesis Doctoral, Fac. Cs. Exactas Fís. y Nat. Universidad Nacional de Córdoba, Argentina, 360 pp.
- Espósito G., Castillo C. y Balboa R. 2006. Calibración y validación de un método de diagnóstico de fertilización nitrogenada en maíz para el sur de Córdoba (Argentina). Revista de Investigación Agraria. RIA, 35(3):45-63.

ESRI, 2007. ArcMap ver. 9.2. ESRI, Redlands, CA, USA.

FAO. 2004. Uso de fertilizantes por cultivo en Argentina. 1ra ed, Roma.: 50 pp.

Frasier W. M., Whittlesey N. K. and English, M. 1999. Economic impacts of irrigation application uniformity in controlling nitrate leaching. In Proceedings of the ASCE, International Water Resource Engineering Conference. Highlands Ranch, CO: Water Resource Publication, CD_ROM.

García F. 2010. Best management practices to management practices to improve fertilizer N use efficiency in Argentinean agriculture Argentinean agriculture. 5th International Nitrogen Conference. 3th-7th December. New Delhi. India.

Gesumaría J., Castillo C., Espósito G. y Balboa R. 2000. “NP-Zea ~ Programa para el cálculo de dosis de nitrógeno y fósforo”. Registro del derecho de autor DNDA Exp. 97476. 13/11/2000.

Giere R. N. 2004. How Models Are Used to Represent Reality. Proceedings of the 2002 Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association. Part II: Symposia Papers. Edited by Sandra D. Mitchell, 71(December), pp. 742-752.

Gregoret M. C., Díaz Zorita M., Dardanelli J. and Bongiovanni R. G. 2011. Regional model for nitrogen fertilization of site-specific rainfed corn in haplustolls of the central Pampas, Argentina. *Precis. Agric.* 12(6):831-849.

Griffin T. W. 2006. Decision-making from on-farm experiments: Spatial analysis of precision agriculture data. Purdue University, USA. Ph.D. Dissertation. 294 pp.

Grinsted H., Jacobsen J. L., Marcus S. and Tavella E. 2012. Socioeconomic impact of widespread adoption of precision farming and controlled traffic systems in Denmark. *Precis. Agric.* (13):661-677.

Hothorn T., Zeileis A., Millo G. and Mitchell D. 2012. Lmtest, CRAN-Project. 46 pp.

- Huang X., Wang L., Yang L. and Kravchenko A. N. 2008. Management Effects on Relationships of Crop Yields with Topography Represented by Wetness Index and Precipitation. *Agron. J.* 100(5):1463–1471.
- Hurley T. M., Malzer G. L. and Kilian B. 2004. Estimating site-specific nitrogen crop response functions: A conceptual framework and geostatistical model. *Agron. J.* 96:1331–1343.
- Isik M. and Khanna M. 2003. Stochastic technology, risk preferences, and adoption of site-specific technologies. *Amer. J. Agr. Econ.*, 85(May):305–317.
- Jarsún B. A., Lovera E. F. y Zamora E. M. 1991. Carta de Suelos de la República Argentina: hoja 3363-14 General Cabrera. 1a ed. Córdoba. Ed. Letra. 94 pp.
- Jaynes D. B. 2010. Confidence bands for measured economically optimal nitrogen rates. *Precis. Agric.* 12(2):196–213.
- Jaynes D. B., Kaspar T. C. and Colvin T. S. 2011. Economically Optimal Nitrogen Rates of Corn: Management Zones Delineated from Soil and Terrain Attributes. *Agron. J.* 103(4):1026–1035.
- Kahabka J. E., Van Es H. M., McCleanahan E. J. and Cox W. J. 2004. Spatial analysis of maize response to nitrogen fertilizer in central New York. *Precis. Agric.* 5:463–476.
- Kay B. D., Mahboubi A. A., Beauchamp E. G. and Dharmakeerthi R. S. 2006. Integrating soil and weather data to describe variability in plant available nitrogen. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70:1210–1221.
- Knight F. H. 1921. Risk, uncertainty, and profit. Boston, MA: Hart, Schaffner & Marx; Houghton Mifflin Co. 235 pp.
- Koch B., Khosla R., Frasier W. M., Westfall D. G. and Inman, D. 2004. Economic feasibility of variable rate nitrogen application utilizing site-specific management zones. *Agron. J.* 96:1572–1580.

- Korsaeth A. and Riley H. 2006. Estimation of economic and environmental potentials of variable rate versus uniform N fertilizer application to spring barley on morainic soils in SE Norway. *Precis. Agric.* (7):265–279.
- Kravchenko A. N. and Bullock D. G. 2000. Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. *Agron. J.* 92:75–83.
- Kumhálová J., Kumhála F., Kroulík M. and Matějková Š. 2011. The impact of topography on soil properties and yield and the effects of weather conditions. *Precis. Agric.* 12(6):813–830.
- Kyveryga P. M., Blackmer T. M. and Caragea P. C. 2011. Categorical Analysis of Spatial Variability in Economic Yield Response of Corn to Nitrogen Fertilization. *Agron. J.* 103(3):796–804.
- Lambert D., Lowenberg-DeBoer J. and Bongiovanni R. 2004. A Comparison of Four Spatial Regression Models for Yield Monitor Data: A Case Study from Argentina. *Precis. Agric.* (5):579–600.
- Littell R. C., Miliken G. A., Stroup W. W. and Wolfinger H. D. 1996. SAS System for Mixed Models. SAS Institute Inc., Cary, NC, USA.
- Liu Y., Swinton S. M. and Miller N. 2006. Is site-specific yield response consistent over time ? Does it pay ? *Amer. J. Agr. Econ.*, 88:471–483.
- Lobell D. B. 2007. The cost of uncertainty for nitrogen fertilizer management : A sensitivity analysis. *Field Crops Res.* (100):210–217.
- Lowenberg-DeBoer J. and Aghib A. 1999. Average Returns and Risk Characteristics of Site-specific P and K Management: Eastern Corn belt On-Farm Trial Results. *J. Prod. Agric.* 12:276-282.
- Mamo M., Malzer G. L., Mulla D. J., Huggins D. R. and Strock J. 2003. Spatial and temporal variation in economically optimum nitrogen rate for corn. *Agron. J.* 95:958–964.

- Mathis J. E. 2007. Specific catchment area as a basis of design for precision riparian buffers. Proceedings of the Georgia Water Resources Conference, held March 27–29, at the University of Georgia, 4 pp.
- Montgomery D. 2002. Análisis de regresión. En: Diseño y Análisis de Experimentos. Grupo Editorial Iberoamérica, pp. 429-466.
- Mulvaney R. L., Khan S. A., Hoefl R. G. and Brown H. M. 2001. A soil organic nitrogen fraction that reduces the need for nitrogen fertilization. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 65:1164–1172.
- OECD-FAO. 2012. Agricultural Outlook 2012, OECD Publishing. doi: 10.1787/agr_outlook-2012-en.
- Pagani A., Echeverría H. E., Sainz Rozas H. R. and Barbieri, P. A. 2008. Dosis óptima económica de nitrógeno en maíz bajo siembra directa en el sudeste bonaerense. *Ci. Suelo (Argentina)*, 26(2):183–193.
- Pan W. L., Huggins D. R., Malzer G. A., Douglas C. L. and Smith J. L. 1997. Field heterogeneity in soil-plant N relationships: Implications for site-specific N management. In: *The state of site-specific management for agriculture*. Pierce F. and Robert P. (ed.) ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI, pp. 81-99
- Plant R. E. 2001. Site-specific management: the application of information technology to crop production. *Comput. Electron. Agr.* 30:9-29.
- Prato T. and Kang C. 1998. Economic and Water Quality Effects of Variable and Uniform Application of Nitrogen. *J. Am. Water Resour. As.* 34:1465-1472.
- R Development Core Team. 2011. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL. <http://www.R-project.org/>.
- Raun W. R. and Johnson G. V. 1999. Improving nitrogen use efficiency for cereal production. *Agron. J.* 91:357–363.

- Roberts D. F., Ferguson R. B., Kitchen N. R., Adamchuk, V. I. and Shanahan J. F. 2012. Relationships between Soil-Based Management Zones and Canopy Sensing for Corn Nitrogen Management. *Agron. J.* 104(1):119-129.
- Robledo W. 2009. Modelo econométrico mixto espacial en el diagnóstico de fertilización nitrogenada del maíz. Segundo Simposio de Estadística Espacial y Modelamiento de Imágenes FAMAFA, Córdoba (Argentina).
- Ruffo M., Bollero G., Bullock D. S. and Bullock D. G. 2006. Site-specific c production functions for variable rate corn nitrogen fertilization. *Precis. Agric.* 7:327–342.
- Salinas A., Lovera E., Martelloto E., Giubergia J., Lingua S., Álvarez C. y Salas H. 2006. Riego suplementario en la provincia de Córdoba. Situación actual. Área de Recursos Naturales y Agronomía E.E.A. Manfredi. Córdoba. Argentina.
- Scharf P. C., Kitchen N. R., Sudduth K. A., Davis J. G., Hubbard V. C. and Lory J. A. 2005. Field-scale variability in optimal nitrogen fertilizer rate for corn. *Agron. J.* 97:452–461.
- Scharf P. C., Kitchen N. R., Sudduth K. A. and Davis J. G. 2006. Spatially Variable Corn Yield is a Weak Predictor of Optimal Nitrogen Rate. *Soil Sci. Soc. of Am. J.* 70(6):2154–2160.
- Scharf P. C., Shannon D. K., Palm H. L., Sudduth K. A. 2011. Drummond, S. T., Kitchen, N. R., Mueller, L. J. Hubbard V. C. and Oliveira L. F. Sensor-Based Nitrogen Applications Out-Performed Producer-Chosen Rates for Corn in On-Farm Demonstrations. *Agron. J.* 103(6):1683-1691.
- Schmidt F. and Persson A. 2003. Comparison of DEM Data Capture and Topographic Wetness Indices. *Precis. Agric.* (4):179–192.
- Schmidt J. P., Hong N., Dellinger A., Beegle D.B. and Lin H. 2007. Hill slope variability in corn response to nitrogen linked to in-season soil moisture redistribution. *Agron. J.* 99:229–237.

- Searle S.R. 1971. Introducing linear models: regression on dummy variables. In: Linear models. Wiley Classics Library. Canada. pp. 135-163.
- Setiyono T. D., Yang H., Walters D. T., Dobermann A., Ferguson R. B., Roberts D. F. and Lyon D. J. 2011. Maize-N: A Decision Tool for Nitrogen Management in Maize. *Agron. J.* 103(4):1276–1283.
- Shahandeh H., Wright A. L. and Hons F. M. 2011. Use of soil nitrogen parameters and texture for spatially-variable nitrogen fertilization. *Precis. Agric.* (12):146–163.
- SIIA. 2012. Sistema Integrado de Información Agropecuaria. Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca. Argentina. <http://www.sii.gov.ar/index.php/series-por-tema/agricultura>. Consultado: 18/08/2012.
- Soil Survey Staff. 2010. Keys to soil taxonomy. 11th ed. USDA-Natural Resources Conservation Service, Washington, DC, 338 pp.
- Swanson H.A. 2003. Using quantitative landscape modeling and scientific visualization to characterize soil hydrology dynamics. M.S. thesis. Univ. of Minnesota, St. Paul.
- Tarboton D. G. 1997. A new method for the determination of flow directions and upslope areas in digital elevation models. *Water Resour. Res.* 33:309–319.
- Terra J. A., Shaw J. N., Reeves D. W., Raper R. L., Van Santen E., Schwab E. B. and Mask P. L. 2006. Soil Management and Landscape Variability Affects Field-Scale Cotton Productivity. *Soil Sci. Soc. of Am. J.* 70(1):98–107.
- Urricariet S., Niborski M. y Kvolek, C. M. (2011). Atributos del suelo y paisaje asociados a la variabilidad de rendimientos de maíz en la pampa arenosa. *Ci. Suelo (Argentina)*, 29(1):49–59.
- Wortmann C. S., Tarkalson D. D., Shapiro C. A., Dobermann A. R., Ferguson R. B., Hergert G. W. and Walters D. 2011. Nitrogen Use Efficiency of Irrigated Corn for Three Cropping Systems in Nebraska. *Agron. J.* 103(1):76-84.

Zamora E. M., Porcel R. y Pachecoy V. 2004. Carta de Suelos de la República Argentina: hoja 3363-7 Berrotarán. 1a ed. Córdoba. Hugo Baez.: 1-94.

Ziadat F. M. 2005. Analyzing Digital Terrain Attributes to Predict Soil Attributes for a Relatively Large Area. *Soil Sci. Soc. of Am. J.* 69(5):1590–1599.

CAPITULO 8

ANEXOS

ANEXO I. Desarrollo del modelo econométrico mixto espacial para su implementación en R.

Las bases del modelo son MEME:

$$y = X\beta + Zb + \lambda W\varepsilon + u \quad [1]$$

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u \quad u \sim NMV(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad [2]$$

Re-escribiendo [2]

$$\varepsilon - \lambda W\varepsilon = u \quad u \sim NMV(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad [3]$$

$$B\varepsilon = u \quad B = (I - \lambda W)$$

$$\varepsilon = B^{-1}u$$

Sustituyendo [3] en [1] y reacomodando términos

$$y = X\beta + Zb + B^{-1}u \quad [4]$$

Premultiplicando por B :

$$By = BX\beta + BZb + u \quad [5]$$

Continuando...

$$By = BX\beta + BZ\mathbf{u} + u \quad [5]$$

Notando en [5]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^* &= By, \\ \mathbf{X}^* &= BX, \\ \mathbf{Z}^* &= BZ, \end{aligned} \quad [6]$$

Se obtiene el modelo Mixto tradicional :

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{X}^* \beta + \mathbf{Z}^* \mathbf{u} + u \quad [7]$$

ANEXO II. Escrito para el análisis estadístico de los datos en el programa R,
del modelo CLASICO.

```
library(MASS)
library(spdep)
library(rgdal)
library(lme4)
library(spam)
library(graphics)
Gab<-readOGR(".", "Tabla_18")
names(Gab)
n=length(Gab$Rto)
n
W1_nb<-read.gal("T1.gal",region.id=NULL)
W1<-nb2mat(W1_nb,zero.policy=TRUE)
W2_nb<-read.gal("T2.gal",region.id=NULL)
W2<-nb2mat(W2_nb,zero.policy=TRUE)
W3_nb<-read.gal("T3.gal",region.id=NULL)
W3<-nb2mat(W3_nb,zero.policy=TRUE)
W4_nb<-read.gal("T4.gal",region.id=NULL)
W4<-nb2mat(W4_nb,zero.policy=TRUE)
W5_nb<-read.gal("T5.gal",region.id=NULL)
W5<-nb2mat(W5_nb,zero.policy=TRUE)
W6_nb<-read.gal("T6.gal",region.id=NULL)
W6<-nb2mat(W6_nb,zero.policy=TRUE)
W7_nb<-read.gal("T7.gal",region.id=NULL)
W7<-nb2mat(W7_nb,zero.policy=TRUE)
W8_nb<-read.gal("T8.gal",region.id=NULL)
W8<-nb2mat(W8_nb,zero.policy=TRUE)
W9_nb<-read.gal("T9.gal",region.id=NULL)
W9<-nb2mat(W9_nb,zero.policy=TRUE)
W10_nb<-read.gal("T10.gal",region.id=NULL)
W10<-nb2mat(W10_nb,zero.policy=TRUE)
W11_nb<-read.gal("T11.gal",region.id=NULL)
W11<-nb2mat(W11_nb,zero.policy=TRUE)
W12_nb<-read.gal("T12.gal",region.id=NULL)
W12<-nb2mat(W12_nb,zero.policy=TRUE)
W13_nb<-read.gal("SantaClara2010.gal",region.id=NULL)
W13<-nb2mat(W13_nb,zero.policy=TRUE)
W14_nb<-read.gal("Herli2010.gal",region.id=NULL)
W14<-nb2mat(W14_nb,zero.policy=TRUE)
W15_nb<-read.gal("Lagos2010.gal",region.id=NULL)
W15<-nb2mat(W15_nb,zero.policy=TRUE)
W16_nb<-read.gal("Roble8_2010.gal",region.id=NULL)
W16<-nb2mat(W16_nb,zero.policy=TRUE)
W17_nb<-read.gal("Piquete2010.gal",region.id=NULL)
W17<-nb2mat(W17_nb,zero.policy=TRUE)
```

```
W18_nb<-read.gal("Chajan2010.gal",region.id=NULL)
W18<-nb2mat(W18_nb,zero.policy=TRUE)
W<-bdiag.spam(W1,W2,W3,W4,W5,W6,W7,W8,W9,W10,W11,W12,W13,W14,W15,
W16,W17,W18)

I<-diag.spam(1,nrow(W))

y=Gab$Rto
unos<-rep(1,n)

Xf<-cbind(Gab$N,Gab$N2,Gab$CLI,Gab$NS,Gab$NS2)

SolCLASICO <- lm(y~Xf)
summary(SolCLASICO)
```

ANEXO III. Escrito para el análisis estadístico de los datos en el programa
R, del modelo MIXTO.

```
library(MASS)
library(spdep)
library(rgdal)
library(lme4)
library(spam)
library(graphics)
Gab<-readOGR(".", "Tabla_18")
names(Gab)
n=length(Gab$Rto)
n
W1_nb<-read.gal("T1.gal",region.id=NULL)
W1<-nb2mat(W1_nb,zero.policy=TRUE)
W2_nb<-read.gal("T2.gal",region.id=NULL)
W2<-nb2mat(W2_nb,zero.policy=TRUE)
W3_nb<-read.gal("T3.gal",region.id=NULL)
W3<-nb2mat(W3_nb,zero.policy=TRUE)
W4_nb<-read.gal("T4.gal",region.id=NULL)
W4<-nb2mat(W4_nb,zero.policy=TRUE)
W5_nb<-read.gal("T5.gal",region.id=NULL)
W5<-nb2mat(W5_nb,zero.policy=TRUE)
W6_nb<-read.gal("T6.gal",region.id=NULL)
W6<-nb2mat(W6_nb,zero.policy=TRUE)
W7_nb<-read.gal("T7.gal",region.id=NULL)
W7<-nb2mat(W7_nb,zero.policy=TRUE)
W8_nb<-read.gal("T8.gal",region.id=NULL)
W8<-nb2mat(W8_nb,zero.policy=TRUE)
W9_nb<-read.gal("T9.gal",region.id=NULL)
W9<-nb2mat(W9_nb,zero.policy=TRUE)
W10_nb<-read.gal("T10.gal",region.id=NULL)
W10<-nb2mat(W10_nb,zero.policy=TRUE)
W11_nb<-read.gal("T11.gal",region.id=NULL)
W11<-nb2mat(W11_nb,zero.policy=TRUE)
W12_nb<-read.gal("T12.gal",region.id=NULL)
W12<-nb2mat(W12_nb,zero.policy=TRUE)
W13_nb<-read.gal("SantaClara2010.gal",region.id=NULL)
W13<-nb2mat(W13_nb,zero.policy=TRUE)
W14_nb<-read.gal("Herli2010.gal",region.id=NULL)
W14<-nb2mat(W14_nb,zero.policy=TRUE)
W15_nb<-read.gal("Lagos2010.gal",region.id=NULL)
W15<-nb2mat(W15_nb,zero.policy=TRUE)
W16_nb<-read.gal("Roble8_2010.gal",region.id=NULL)
W16<-nb2mat(W16_nb,zero.policy=TRUE)
W17_nb<-read.gal("Piquete2010.gal",region.id=NULL)
```

```

W17<-nb2mat(W17_nb,zero.policy=TRUE)
W18_nb<-read.gal("Chajan2010.gal",region.id=NULL)
W18<-nb2mat(W18_nb,zero.policy=TRUE)
W<-bdiag.spam(W1,W2,W3,W4,W5,W6,W7,W8,W9,W10,W11,W12,W13,W14,W15,
W16,W17,W18)

I<-diag.spam(1,nrow(W))

y=Gab$Rto
unos<-rep(1,n)

Xf<-cbind(unos,Gab$N,Gab$N2)

TZ1<-read.csv("TablaZ10.csv")
attach(TZ1)
Zrulo<-cbind(Z1,Z2,Z3,Z4,Z5,Z6,Z7,Z8,Z9,Z10)
detach(TZ1)

X<-Xf
Z<-cbind(Gab$Lote)
SolMIXTO<-lmer(y~-1+Xf+(1|Z))
summary(SolMIXTO)

```


ANEXO IV. Escrito para el análisis estadístico de los datos en el programa R,
del modelo ECONOMÉTRICO.

```
library(MASS)
library(spdep)
library(rgdal)
library(lme4)
library(spam)
library(graphics)
Gab<-readOGR(".", "Tabla_18")
names(Gab)
n=length(Gab$Rto)
n
W1_nb<-read.gal("T1.gal",region.id=NULL)
W1<-nb2mat(W1_nb,zero.policy=TRUE)
W2_nb<-read.gal("T2.gal",region.id=NULL)
W2<-nb2mat(W2_nb,zero.policy=TRUE)
W3_nb<-read.gal("T3.gal",region.id=NULL)
W3<-nb2mat(W3_nb,zero.policy=TRUE)
W4_nb<-read.gal("T4.gal",region.id=NULL)
W4<-nb2mat(W4_nb,zero.policy=TRUE)
W5_nb<-read.gal("T5.gal",region.id=NULL)
W5<-nb2mat(W5_nb,zero.policy=TRUE)
W6_nb<-read.gal("T6.gal",region.id=NULL)
W6<-nb2mat(W6_nb,zero.policy=TRUE)
W7_nb<-read.gal("T7.gal",region.id=NULL)
W7<-nb2mat(W7_nb,zero.policy=TRUE)
W8_nb<-read.gal("T8.gal",region.id=NULL)
W8<-nb2mat(W8_nb,zero.policy=TRUE)
W9_nb<-read.gal("T9.gal",region.id=NULL)
W9<-nb2mat(W9_nb,zero.policy=TRUE)
W10_nb<-read.gal("T10.gal",region.id=NULL)
W10<-nb2mat(W10_nb,zero.policy=TRUE)
W11_nb<-read.gal("T11.gal",region.id=NULL)
W11<-nb2mat(W11_nb,zero.policy=TRUE)
W12_nb<-read.gal("T12.gal",region.id=NULL)
W12<-nb2mat(W12_nb,zero.policy=TRUE)
W13_nb<-read.gal("SantaClara2010.gal",region.id=NULL)
W13<-nb2mat(W13_nb,zero.policy=TRUE)
W14_nb<-read.gal("Herli2010.gal",region.id=NULL)
W14<-nb2mat(W14_nb,zero.policy=TRUE)
W15_nb<-read.gal("Lagos2010.gal",region.id=NULL)
W15<-nb2mat(W15_nb,zero.policy=TRUE)
W16_nb<-read.gal("Roble8_2010.gal",region.id=NULL)
W16<-nb2mat(W16_nb,zero.policy=TRUE)
W17_nb<-read.gal("Piquete2010.gal",region.id=NULL)
```

```

W17<-nb2mat(W17_nb,zero.policy=TRUE)
W18_nb<-read.gal("Chajan2010.gal",region.id=NULL)
W18<-nb2mat(W18_nb,zero.policy=TRUE)
W<-bdiag.spam(W1,W2,W3,W4,W5,W6,W7,W8,W9,W10,W11,W12,W13,W14,W15,
W16,W17,W18)

I<-diag.spam(1,nrow(W))

y=Gab$Rto
unos<-rep(1,n)
Xf<-cbind(unos,Gab$N,Gab$N2)

X<-Xf

RHOMIXCARSAR.lik <- function(theta,y,X)
{
  Lambda<- theta[1]
  B <-(I-Lambda*W)
  ys <- B%%y
  Xs <- B%%X

  nm <- lm(ys~-1+Xs)
  LogL<- logLik(nm)
  return(-LogL)
}
theta<-c(0.9) #valores iniciales
resultados <- optim(theta,control = list(trace=TRUE, REPORT=2),
  method="BFGS",RHOMIXCARSAR.lik,y=Gab$Rto,X=Xf)
Lambda<- resultados$par[1];Lambda

B <-(I-Lambda*W)
ys <- B%%y
Xs <- B%%Xf

SolECOSAR <- lm(ys~-1+Xs)
summary(SolECOSAR)

```

ANEXO V. Escrito para el análisis estadístico de los datos en el programa R,
del modelo MEME.

```
library(MASS)
library(spdep)
library(rgdal)
library(lme4)
library(spam)
library(graphics)
Gab<-readOGR(".", "Tabla_18")
names(Gab)
n=length(Gab$Rto)
n
W1_nb<-read.gal("T1.gal",region.id=NULL)
W1<-nb2mat(W1_nb,zero.policy=TRUE)
W2_nb<-read.gal("T2.gal",region.id=NULL)
W2<-nb2mat(W2_nb,zero.policy=TRUE)
W3_nb<-read.gal("T3.gal",region.id=NULL)
W3<-nb2mat(W3_nb,zero.policy=TRUE)
W4_nb<-read.gal("T4.gal",region.id=NULL)
W4<-nb2mat(W4_nb,zero.policy=TRUE)
W5_nb<-read.gal("T5.gal",region.id=NULL)
W5<-nb2mat(W5_nb,zero.policy=TRUE)
W6_nb<-read.gal("T6.gal",region.id=NULL)
W6<-nb2mat(W6_nb,zero.policy=TRUE)
W7_nb<-read.gal("T7.gal",region.id=NULL)
W7<-nb2mat(W7_nb,zero.policy=TRUE)
W8_nb<-read.gal("T8.gal",region.id=NULL)
W8<-nb2mat(W8_nb,zero.policy=TRUE)
W9_nb<-read.gal("T9.gal",region.id=NULL)
W9<-nb2mat(W9_nb,zero.policy=TRUE)
W10_nb<-read.gal("T10.gal",region.id=NULL)
W10<-nb2mat(W10_nb,zero.policy=TRUE)
W11_nb<-read.gal("T11.gal",region.id=NULL)
W11<-nb2mat(W11_nb,zero.policy=TRUE)
W12_nb<-read.gal("T12.gal",region.id=NULL)
W12<-nb2mat(W12_nb,zero.policy=TRUE)
W13_nb<-read.gal("SantaClara2010.gal",region.id=NULL)
W13<-nb2mat(W13_nb,zero.policy=TRUE)
W14_nb<-read.gal("Herli2010.gal",region.id=NULL)
W14<-nb2mat(W14_nb,zero.policy=TRUE)
W15_nb<-read.gal("Lagos2010.gal",region.id=NULL)
W15<-nb2mat(W15_nb,zero.policy=TRUE)
W16_nb<-read.gal("Roble8_2010.gal",region.id=NULL)
W16<-nb2mat(W16_nb,zero.policy=TRUE)
W17_nb<-read.gal("Piquete2010.gal",region.id=NULL)
```

```

W17<-nb2mat(W17_nb,zero.policy=TRUE)
W18_nb<-read.gal("Chajan2010.gal",region.id=NULL)
W18<-nb2mat(W18_nb,zero.policy=TRUE)
W<-bdiag.spam(W1,W2,W3,W4,W5,W6,W7,W8,W9,W10,W11,W12,W13,W14,W15,
W16,W17,W18)

```

```

I<-diag.spam(1,nrow(W))
y=Gab$Rto
unos<-rep(1,n)

```

```

Xf<-cbind(unos,Gab$N,Gab$N2)
TZ1<-read.csv("TablaZ10.csv")
attach(TZ1)
Zrulo<-cbind(Z1,Z2,Z3,Z4,Z5,Z6,Z7,Z8,Z9,Z10)
detach(TZ1)

```

```

X<-Xf
Z<-cbind(Gab$Lote)
Lambda <- 0.5

```

```

RHOMIXCARSAR.lik <- function(theta,y,X,Z)
{
Lambda<- theta[1]
B <-(I-Lambda*W)
ys <- B%%y
Xs <- B%%X
Zs<-round((B%%Z),6)

nm <- lmer(ys~-1+Xs+(1|Zs))
LogL<- logLik(nm)
return(-LogL)
}
theta<-c(0.9) #valores iniciales
resultados <- optim(theta,control = list(trace=TRUE, REPORT=2),
method="BFGS",RHOMIXCARSAR.lik,y=Gab$Rto,X=Xf,Z=Z)
Lambda<- resultados$par[1];Lambda
B <-(I-Lambda*W)
ys <- B%%y
Xs <- B%%Xf
Zs<-round((B%%Z),6)

SolMEMESAR <- lmer(ys~-1+Xs+(1|Zs))
summary(SolMEMESAR)

```