

**Modelos de fertilización nitrogenada en trigo para apoyar el manejo
sitio-específico del cultivo en el centro oeste bonaerense**

*Tesis presentada para optar al título de Magíster de la Universidad de Buenos Aires,
Área Producción Vegetal*

Juan Martín Rompani

Ingeniero en Producción Agropecuaria – Universidad Católica Argentina - 2016

Lugar de trabajo: Clarion, 9 de Julio, Buenos Aires



Escuela para Graduados Ing. Agr. Alberto Soriano
Facultad de Agronomía – Universidad de Buenos Aires

COMITÉ CONSEJERO

Director

Agustín Pagani

Ingeniero Agrónomo (Universidad Nacional de Mar del Plata)

MSc. (Universidad Nacional de Mar del Plata Buenos Aires)

Ph.D. (Iowa State University)

Co-director

Jorge Luis Mercau

Ingeniero Agrónomo (Universidad de Buenos Aires)

MSc. (Universidad de Buenos Aires)

JURADO DE TESIS

JURADO

Flavio Hernán Gutiérrez Boem

Ingeniero Agrónomo (Universidad de Buenos Aires)

MSc. (Universidad de Buenos Aires)

Ph.D. (University of Kentucky)

JURADO

Fernando Salvagiotti

Ingeniero Agrónomo (Universidad Nacional de Córdoba)

Ph.D. (University of Nebraska)

JURADO

Pablo Antonio Calviño

Ingeniero Agrónomo (Universidad de Buenos Aires)

Doctor en Ciencias Agrarias (Universidad Nacional de Mar del Plata)

Fecha de defensa de la Tesis: 20 de diciembre de 2024

DEDICATORIA

Al campo y las ciencias

A mi familia

AGRADECIMIENTOS

A mis directores, Agustín Pagani y Jorge Luis Mercáu, por todas las puertas abiertas, su tiempo, confianza, conocimientos, paciencia, consejos y dedicación.

A los productores agropecuarios y asesores que colaboraron con la experimentación: familia Lugano (Establecimiento “El Arapey”, 9 de Julio), Germán Molea (Zavalía, Gral. Viamonte), Norma Pedemonte (establecimiento “Don Atilio”, 9 de Julio), Ana Laura Rebottaro, familia Pagani (establecimientos “San Lorenzo” y “El Señuelo”, 9 de Julio), Alejandro Mulcahy (Establecimiento “Las Chicas”, 9 de julio), Zacarías Nicola (Escuela Inchausti, 25 de Mayo) y Lisandro Torrens Baudrix (INTA 9 de Julio).

A los investigadores Matías Ruffo, Fernando Miguez, Paula Girón y Gustavo Striker quienes realizaron aportes muy valiosos.

A los jurados Flavio Gutiérrez Boem, Fernando Salvagiotti y Pablo Calviño por aceptar la evaluación y enriquecer este trabajo con sus observaciones y comentarios.

A la Escuela para Graduados Alberto Soriano por darle la bienvenida a proyectos de investigación independientes y permitir el marco para la formación continua de quienes trabajan en instituciones externas a la Universidad de Buenos Aires.

A mis compañeros de trabajo y amigos de Clarion, Guadalupe Picardo, Fermín Aristi y Gerónimo González, de quienes aprendí mucho, compartimos vivencias y que directa o indirectamente participaron e hicieron posible este proceso.

A los Ing. agrónomos Sebastián Arana, Emanuel Bruera, Juan Pablo Martín, Horacio García y Jonatan Marego por su buena predisposición todo este tiempo y el debate agronómico a capa y espada.

A mis amigos Lucas Carboni y Martín Costa, por sus consejos y apoyo incondicional.

Al profesor Eduardo Selmi, quien me enseñó a aprender.

A mis padres, Carina y Carlos. Abuelos, Lita y Eduardo. A Marti y Marce Rompani. Mis hermanos, Pau, Manu y Mati. Y especialmente a Diana Benavides, mi compañera de vida. Pilares fundamentales para la materialización de esta obra.

DECLARACIÓN

“Declaro que el material incluido en esta tesis es, a mi mejor saber y entender, original producto de mi propio trabajo (salvo en la medida en que se identifique explícitamente las contribuciones de otros), y que este material no lo he presentado, en forma parcial o total, como una tesis en ésta u otra institución.”

Ing. en Prod. Agrop. Juan Martín Rompani
DNI: 37.152.087

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE TABLAS	vii
ÍNDICE DE FIGURAS	viii
ABREVIATURAS	xii
RESUMEN	xiv
ABSTRACT	xvi
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Importancia del cultivo de trigo argentino y brechas de rendimiento	1
1.2. Importancia del nitrógeno en el sistema productivo del trigo	2
1.3. Diagnóstico de la nutrición nitrogenada	3
1.4. Manejo sitio-específico de N en el centro oeste bonaerense	6
1.5. Aprendizaje automático para el manejo de N.	9
1.6. Justificación de la tesis	10
1.7. Objetivos	11
1.7.1. General	11
1.7.2. Específicos	11
1.8. Hipótesis	11
2. MATERIALES Y MÉTODOS	12
2.1. Sitios y diseño experimental	12
2.2. Determinaciones y procesamiento de datos	14
2.2.1. Variables estáticas	15
2.2.2. Variables dinámicas	16
2.3. Análisis de datos	18
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	23
3.1. Variabilidad espacial y temporal de las variables explicativas	23
3.2. Variabilidad espacial y temporal de las variables respuesta	30
3.3. Relaciones simples entre variables explicativas	35
3.4. Relaciones simples entre variables explicativas y respuesta	39
3.5. Relaciones entre variables respuesta del rendimiento a la fertilización con N ...	50
3.6. Modelos de regresión lineal múltiple	53
3.7. Árboles de decisión para la respuesta al nitrógeno en trigo	57
3.7.1. Árbol de decisión para RendN0	57
3.7.2. Árbol de decisión para RendDOE	59
3.7.3. Árbol de decisión para RespN	61
3.7.4. Árbol de decisión para DOE	63
3.7.5. Árbol de decisión para EUNf	65
3.8. Comparación de los distintos modelos de predicción de las variables respuesta	67
4. INTEGRACIÓN FINAL	71
4.1. Perspectivas futuras	72
5. CONCLUSIONES	73
6. BIBLIOGRAFÍA	74
7. ANEXO	97

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Descripción y valores observados de las variables estáticas y dinámicas relevadas en los ensayos de N en trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.....	24
Tabla 2. Modelos de regresión ajustados y sus parámetros correspondientes para describir la relación entre el rendimiento de trigo y la dosis de nitrógeno (N) aplicada en cada sitio experimental (ID). C y CP hacen referencia a modelo cuadrático y cuadrático-plateau, respectivamente. DOE, dosis óptima económica de nitrógeno; RendDOE, Rendimiento a la DOE; A, Rendimiento sin nitrógeno; RespN, respuesta óptima económica.....	32
Tabla 3. Modelos de regresión lineal múltiple para el rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE), el rendimiento del testigo sin nitrógeno (RendN0), la respuesta optima económica a la fertilización con nitrógeno (RespN), la dosis óptima económica de nitrógeno (DOE) y la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) en función de variables explicativas estáticas y dinámicas disponibles al momento de fertilización de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. Los distintos modelos incluyeron combinaciones de variables explicativas como la materia orgánica 0-20 cm (MO), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), la MO en relación a partículas finas del suelo (MO_CS), el Nan en relación a partículas finas del suelo (Nan_CS), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la pendiente del terreno (Pendiente), el agua inicial 0-100 cm (SW), el índice topográfico de humedad (TWI), la profundidad efectiva del suelo (PEF) y la elevación relativa (Rel_elev). El número de observaciones fue 63 en todos los casos.	54
Tabla 4. Coeficiente de determinación (R^2), raíz del cuadrado medio de error absoluto (RMSE) y relativo (RRMSE) para la dosis óptima económica (DOE), el rendimiento a la DOE (RendDOE), el rendimiento testigo sin N (RendN0), la respuesta a N (RespN) y la eficiencia de uso de N del fertilizante (EUNf) para los modelos de regresión lineal simple, múltiple (MLM) y árboles de decisión al momento de fertilización (AF) y para la campaña completa (AC). Nomenclatura de los modelos simples con exponente cuadrático indican una relación cuadrática de la variable explicativa con la respuesta; sin exponente implica una relación lineal.	70
Tabla Anexo 1. Valores de densidad aparente (DA; g cm^{-3}) de sitios (ID) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.....	102

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de localización de los sitios de ensayos de nitrógeno (N) en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En la imagen central se presenta un lote de una campaña a modo de ejemplo con 4 sitios distintos sobre un mapa de altimetría.....	13
Figura 2. Esquema del diseño experimental en ensayos de N en microparcels de trigo.	14
Figura 3. Foto aérea panorámica de un lote con ensayos en microparcels de nitrógeno (N) en trigo.	14
Figura 4. Equipos de medición Trimble 5700 RTK-GPS y VERIS 3100 utilizados para relevar altimetría y conductividad eléctrica aparente, respectivamente.....	15
Figura 5. Foto de cosecha de ensayos de N en microparcels de trigo en el centro oeste bonaerense.....	18
Figura 6. Representación esquemática del modelo de respuesta a la fertilización nitrogenada. A: Rendimiento del cultivo sin N (RendN0, testigo); B: Rendimiento a la dosis óptima económica de N (RendDOE); C: Respuesta óptima económica (diferencia entre RendDOE y RendN0), D: dosis óptima económica de N (DOE).	20
Figura 7. Precipitación promedio histórica y acumulada mensual, temperaturas máxima y mínima promedio para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense (Fuente de datos históricos: Estación meteorológica SMN Nueve de Julio).	26
Figura 8. Variabilidad observada de las variables estáticas relevadas en cada ensayo de N en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En los gráficos de barra se observan la materia orgánica del suelo a 20 cm (MO), la materia orgánica en relación a las partículas finas del suelo (MO_CS), la elevación relativa (Rel_Elev), la Conductividad Eléctrica aparente a 30 y 90 cm de profundidad (CEa30 y CEa90) y el Índice Topográfico de humedad (TWI), entre otras.	27
Figura 9. Variabilidad observada de las variables dinámicas relevadas en cada ensayo de N en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En los gráficos de barra se observan el nitrógeno medido como nitrato a 60 cm (N-nitrato), el agua inicial a 1 metro (SW), las precipitaciones acumuladas en PC (Pp_PC), la cantidad de días de eventos de heladas en macollaje (H_mac), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), las precipitaciones acumuladas marzo – julio (Pp_mar_jul), las precipitaciones acumuladas marzo – noviembre (Pp_mar_nov), la cantidad de días de eventos de temperatura superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el déficit hídrico en PC (Def_PC) y total (Def_tot).	28
Figura 10. Relación entre el rendimiento de trigo y la dosis de nitrógeno (N) aplicada en 63 ensayos en microparcels durante las campañas 2013-2022 en distintos sitios del centro oeste bonaerense. Las líneas llenas representan las curvas de regresión de los modelos cuadráticos (C) y cuadrático plateau (CP) para los diferentes sitios. Las líneas punteadas verticales representan las dosis óptimas económicas de N (DOE).	31
Figura 11. Variabilidad observada del rendimiento testigo sin N (RendN0), el rendimiento a la DOE (RendDOE), la respuesta a N (RespN), la dosis óptima económica (DOE) y la eficiencia de uso de N del fertilizante (EUNf) en cada ensayo de N en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 (cada color es una campaña) en el centro oeste bonaerense. El histograma de frecuencias presenta la distribución de cada variable en el rango explorado. La línea punteada indica el valor promedio de cada variable.....	33
Figura 12. Matriz de correlación de Pearson de las variables explicativas y respuesta en 63 ensayos de N en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro	

oeste bonaerense. La intensidad de color rojo y azul representa el grado de asociación positiva y negativa, respectivamente..... 36

Figura 13. Relaciones de variables explicativas simples, las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la elevación relativa (Rel_elev), la materia orgánica (MO), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), el Nan en relación a la MO (Nan_MO), la MO en relación a partículas finas del suelo (MO_CS) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con el rendimiento sin nitrógeno (RendN0) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense..... 43

Figura 14. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la cantidad de días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la materia orgánica (MO), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la elevación relativa (Rel_elev) con el rendimiento a la dosis óptima económica (RendDOE) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. 44

Figura 15. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la cantidad de días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el contenido de arena del suelo 0-20 cm (Arena), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense..... 47

Figura 16. Relaciones de variables explicativas simples, el contenido de arena del suelo 0-20 cm (Arena), el agua inicial 0-100 cm (SW), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la elevación relativa (Rel_elev), el índice topográfico de humedad (TWI), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con la dosis óptima económica (DOE) de nitrógeno de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense..... 49

Figura 17. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la materia orgánica (MO) con la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense..... 50

Figura 18. Relación del rendimiento testigo sin nitrógeno (RendN0), el rendimiento a la DOE (RendDOE), la respuesta optima económica a nitrógeno (RespN) y la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) con la dosis óptima económica (DOE) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense..... 52

Figura 19. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para el rendimiento sin nitrógeno aplicado (RendN0; a) que incluye como variables explicativas a las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la elevación relativa

(Rel_elev), la materia orgánica (MO) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 58

Figura 20. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para el rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE; a) que incluye como variables explicativas a las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la elevación relativa (Rel_elev) y el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 60

Figura 21. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN; a) que incluye como variables explicativas a la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la pendiente del terreno (Pendiente), el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato), la elevación relativa (Rel_elev) y la materia orgánica (MO); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 62

Figura 22. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la dosis óptima económica (DOE; a) que incluye como variables explicativas a la elevación relativa (Rel_elev), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60), la materia orgánica (MO) y el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 64

Figura 23. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la eficiencia en el uso del nitrógeno del fertilizante (EUNf; a) que incluye como variables explicativas a el agua inicial 0-100 cm (SW), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la elevación relativa (Rel_elev), la pendiente del terreno (Pendiente) y la materia orgánica (MO); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 66

Figura Anexo 1. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) del rendimiento sin nitrógeno aplicado mediante fertilización (RendN0; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la materia orgánica (MO), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y la elevación relativa (Rel_elev); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 97

Figura Anexo 2. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) del rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la elevación relativa (Rel_elev) y las precipitaciones acumuladas en periodo siembra-madurez fisiologica (Pp_S_MF); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 98

Figura Anexo 3. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el agua inicial 0-100 cm (SW), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la materia orgánica (MO) y la elevación relativa (Rel_elev); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c). 99

Figura Anexo 4. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la dosis óptima económica (DOE; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el agua inicial 0-100 cm (SW), la materia orgánica (MO), la elevación relativa (Rel_elev) y la conductividad eléctrica aparente a 30

cm (CEa30); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).....100

Figura Anexo 5. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la eficiencia de uso del nitrógeno del fertilizante (EUNf; a) que incluye como variables explicativas a el numero de dias con heladas en macollaje (H_mac), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la materia orgánica (MO); y gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).....101

ABREVIATURAS

AC	Árbol de decisión para la campaña completa
AF	Árbol de decisión al momento de la fertilización
Arena	Contenido de arena del suelo (0-20 cm)
Arena_20_60	Contenido de arena del suelo (20-60 cm)
Arcilla	Contenido de arcilla del suelo (0-20 cm)
Arcilla_20_60	Contenido de arcilla del suelo (20-60 cm)
Bt	Horizonte del perfil del suelo argílico B textural
C	Modelo matemático cuadrático
CC	Capacidad de campo
CEa	Conductividad eléctrica aparente del suelo
CEa30	Conductividad eléctrica aparente del suelo (30 cm de profundidad)
CEa90	Conductividad eléctrica aparente del suelo (90 cm de profundidad)
CIC	Capacidad de intercambio catiónico
CP	Modelo matemático cuadrático plateau
CS	Contenido de arcilla y limo (0-20 cm)
CS_20_60	Contenido de arcilla y limo (20-60 cm)
DEM	Modelos digitales de elevación
Def_PC	Déficit hídrico acumulado en PC
Def_tot	Déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo
DOE	Dosis óptima económica de nitrógeno
EUN	Eficiencia fisiológica de utilización de nitrógeno
EUNf	Eficiencia agronómica de uso de nitrógeno del fertilizante
H_mac	Número de días con heladas en macollaje
H_PC	Número de días con heladas en PC
MLM	Modelo de regresión lineal múltiple
MO	Materia orgánica (%)
MO_CS	Materia orgánica en relación a partículas finas (0-20 cm)
N	Nitrógeno
Nan	Nitrógeno incubado en anaerobiosis
Nan_CS	Nitrógeno incubado en anaerobiosis en relación a partículas finas
Nan_MO	Nitrógeno incubado en anaerobiosis en relación a la materia orgánica
N-nitrato	Contenido de nitrógeno del suelo (N-NO ₃ , 0-60 cm)
PC	Período crítico
PEF	Profundidad efectiva del suelo
PMP	Punto de marchitez permanente
Pp_20	Número de días con precipitaciones superiores a 20 mm en PC
Pp_jul_sep	Precipitaciones acumuladas en el período julio-septiembre
Pp_mar_jul	Precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio
Pp_mar_nov	Precipitaciones acumuladas en el período marzo-noviembre

Pp_PC	Precipitaciones acumuladas en el período crítico
Pp_S_MF	Precipitaciones acumuladas en el período siembra-madurez fisiológica
Q	Cociente fototermal
Rel_Elev	Elevación relativa
RendDOE	Rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno
RendN0	Rendimiento sin nitrógeno aplicado
RespN	Respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada
RMSE	Raíz del error cuadrático promedio
RRMSE	Raíz del error cuadrático promedio relativo
SCA	Área de cuenca específica
SCR	Suma de cuadrados residual
SW	Agua inicial (0-100 cm)
T32_PC	Días con temperatura máxima superior a 32°C en PC
T32_llen	Días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos
T_llen	Temperatura promedio en llenado de granos (antesis +5 a +35 días)
TWI	Índice topográfico de humedad

RESUMEN

En la Pampa Interior la información sobre la cual basar el manejo sitio-específico de la fertilización con nitrógeno (N) en el cultivo de trigo es escasa. El objetivo de este trabajo fue i) caracterizar la variabilidad espacial y temporal del rendimiento, la respuesta óptima económica a N (RespN), la dosis óptima económica de N (DOE) y la eficiencia agronómica del uso de N del fertilizante (EUNf) para el cultivo de trigo en el centro oeste bonaerense; ii) evaluar su relación con variables ambientales estáticas y dinámicas a nivel sitio-específico y iii) generar modelos predictivos de diferente grado de complejidad que mejoren el manejo de la fertilización nitrogenada. Se realizaron 63 ensayos a campo de N en microparcelas de trigo, entre las campañas 2013 y 2022. Se relevaron 34 variables explicativas dinámicas y estáticas, se cuantificó simultáneamente la magnitud de la variabilidad espacio-temporal de las variables respuesta y se desarrollaron y compararon modelos para explicarlas. Las variables clásicas de diagnóstico de N, como el N-nitrato y el Nan, no fueron significativas para explicar la DOE utilizadas de manera aislada. La lluvia acumulada en marzo-julio (Pp_mar_jul) fue la variable simple que mejor explicó el rendimiento del testigo sin N (RendN0) en forma cuadrática ($r^2 = 0,40$), mientras que el déficit hídrico total (Def_tot) presentó la mayor capacidad de explicación del rendimiento a la DOE (RendDOE; $r^2 = 0,45$), la RespN ($r^2 = 0,44$) y la EUNf ($r^2 = 0,38$), mediante una relación lineal negativa. El contenido de arena 0-20 cm fue la variable independiente que mejor explicó la DOE, con una relación cuadrática ($r^2 = 0,42$). Los modelos de regresión lineal múltiple (MLM) explicaron entre el 25 y el 42% de la variabilidad de las variables respuesta (RRMSE entre 28 y 69%). La potencia de los MLM se vio limitada debido a su dificultad para modelar efectos no lineales. Las predicciones más robustas de las variables respuesta resultaron de la combinación de variables estáticas y dinámicas mediante modelos multivariados de árboles de decisión. Los árboles que incluyeron variables explicativas hasta el momento de fertilización (AF), presentaron ajustes entre el 44 y el 72% (RRMSE de 17 a 55%). La Pp_mar_jul, la elevación relativa (Rel_Elev), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30) y el agua inicial a 1 metro (SW), fueron los factores de mayor relevancia en los AF. La inclusión de variables dinámicas, medidas durante el ciclo completo del trigo, en árboles de toda la campaña (AC), mejoró el desempeño general respecto de los AF. Los AC explicaron entre el 56 y el 70% de la variabilidad de las variables respuesta (RRMSE entre 19 y 47%), siendo el déficit hídrico la variable explicativa de mayor importancia. El error de los distintos modelos se encontró dentro de los rangos reportados por otros estudios de manejo de N en cereales. Los modelos desarrollados en este trabajo son sitio-específicos y cubren el espacio entre modelos simples de una sola variable y más complejos como los de simulación. Este estudio amplía y complementa esfuerzos anteriores realizados en Argentina para el diagnóstico de la fertilización nitrogenada en el cultivo de trigo, brindando a los productores un esquema de trabajo flexible para ajustar la dosis de N a aplicar.

Palabras clave: trigo, nitrógeno, manejo sitio-específico, dosis óptima económica, respuesta a nitrógeno, variabilidad, espacial, temporal, árboles de decisión

ABSTRACT

Little information is available concerning site-specific nitrogen (N) management for wheat in the Inland Pampas. The objectives of this study were to: i) characterize the temporal and spatial variability of wheat yield, economic crop response to N (RespN), economic optimum N rate (DOE), and fertilizer N use efficiency (EUNf) in mid-west Buenos Aires province, ii) assess the relationship between dynamic and static explanatory factors for each response variable at a site-specific scale, and iii) develop different complexity predictive models to improve N fertilization management. A total of 63 on-farm N trials were carried out between seasons 2013 and 2022. A total of 34 dynamic and static explanatory factors were recorded. The spatial and temporal variability of the response factors was quantified simultaneously, and models were developed and evaluated. Classic N diagnosis variables, such as N-nitrate and anaerobically incubated N (Nan), were not statistically significant when used as single variables to explain DOE. Cumulative rainfall between March and July (Pp_mar_jul) was found to be the best individual variable explaining yield at zero N (RendN0) through a quadratic model ($r^2 = 0.40$). Total water stress (Def_tot) was found to be the best single predictor of DOE (RendDOE; $r^2 = 0.45$), RespN ($r^2 = 0.44$), and EUNf ($r^2 = 0.38$), with a negative linear relationship. Soil sand concentration was identified as the single variable best explaining DOE with a quadratic relationship ($r^2 = 0.42$). Multiple linear models (MLM) explained between 25% and 42% of the variability in response variables (RRMSE between 28% and 69%). However, their efficacy was limited due to difficulties in modeling nonlinear effects. The best predictions for response variables were obtained through a multivariate decision tree model that combined static and dynamic variables. Trees that included explanatory variables determined up to fertilization (AF) explained between 44% and 72% of variability (RRMSE from 17% to 55%). Variables such as Pp_mar_jul, relative elevation (Rel_Elev), apparent electrical conductivity at 30 cm depth (CEa30), and initial water availability at 1 m depth (SW) were the most important factors in the AF. The inclusion of dynamic variables measured during the entire wheat cycle in season-long trees (AC), improved the overall performance with respect to AF. The AC explained between 56 and 70% of the variability of the response variables (RRMSE between 19 and 47%) and water deficit was the most important explanatory variable. The error of the different models was found within the ranges reported by other studies of N management in cereals. The developed models are site-specific, bridging the gap between simplistic single-variable models and more complex simulation models, providing a flexible work scheme for producers to adjust N rates in wheat production in Argentina.

Key words: wheat, nitrogen, site-specific management, economic optimum nitrogen rate, response to nitrogen, spatial variability, decision trees

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Importancia del cultivo de trigo argentino y brechas de rendimiento

En el mundo se producen 700 millones de toneladas de grano de trigo (*Triticum aestivum* L.) en alrededor de 200 millones de hectáreas (FAO, 2019; Shiferaw et al., 2013). Argentina es uno de los principales países productores junto a la Unión Europea, China, India, Rusia, Ucrania, Estados Unidos, Canadá y Australia. En los últimos diez años, se sembraron en Argentina entre 3,0 y 6,8 millones de hectáreas, cubriendo un rango amplio de condiciones climáticas y edáficas. El rendimiento promedio nacional varió entre 1,9 y 3,2 Mg ha⁻¹, logrando una producción de entre 9 y 22 millones de toneladas cuyo mayor destino es la industria harinera (MAGyP, 2022).

Los aumentos futuros en la producción mundial de trigo deben provenir de la mejora de rendimientos con mayor eficiencia en el uso de los recursos disponibles sin que aumente la superficie cultivada (Evans, 1999; Borlaug y Dowsell, 2005; Daberkow y Huang, 2006; Fischer et al., 2014). En Argentina, se podría aumentar un 37% la producción sin cambios en el área sembrada, a través de un aumento de los rendimientos logrados (Aramburu Merlos et al., 2015). La “brecha de rendimiento” (van Ittersum et al., 2013) entre el rendimiento logrado y el rendimiento potencial en secano (estimación formal del que se podría alcanzar sin riego), es mayor al 40% para el trigo argentino (<https://www.yieldgap.org>) y se podría reducir a la mitad (Aramburu Merlos et al. 2015). Para eso es necesario identificar las causas de dichas brechas (Lobell et al., 2009; Neumann et al., 2010; Grassini et al., 2013; Ciampitti y Vyn, 2014), que pueden ser tanto limitaciones nutricionales, como factores reductores del rendimiento (van Ittersum y Rabinge, 1997). La limitación en la productividad de un cultivo asociada a deficiencias de nutrientes se denomina “brecha nutricional” (Salvagiotti, 2011). Como los sistemas agrícolas argentinos son eficaces en el manejo de factores reductores del rendimiento (malezas, plagas y enfermedades), minimizando su impacto en las brechas de rendimiento (Novelli et al., 2023), la limitación nutricional, especialmente en los cereales, es una de las principales causas de las brechas de rendimiento (Monzón y Grassini, en preparación). Esta situación contrasta con la de los otros grandes productores del cereal, donde es más frecuente la necesidad de moderar el uso de dosis de nutrientes muy elevadas, para reducir las pérdidas y su impacto negativo en el ambiente (Jobbágy et al., 2021; Novelli et al., 2023).

1.2. Importancia del nitrógeno en el sistema productivo del trigo

El nitrógeno (N) es el nutriente más importante para el manejo de los cultivos, por su rol en los sistemas biológicos, la complejidad de su ciclo y su participación en los sistemas de producción (Havlin et al., 2005). La fertilización nitrogenada es relevante tanto en el plano económico como ambiental y ha sido fundamental para aumentar el suministro mundial de alimentos a lo largo de la historia (Sinclair y Rufty, 2012). Sin embargo, el exceso de N no sólo representa una pérdida económica, porque no genera respuesta adicional en el rendimiento de los cultivos, sino también una fuente potencial de contaminación (Ladha et al., 2005). La sobre fertilización libera N reactivo al ambiente con consecuencias negativas sobre la calidad de los recursos agua y aire (Meisinger y Randall, 1991; Robertson et al., 2000; Basso y Ritchie, 2005; Rockström et. al. 2020). Por su parte, la sub fertilización, es decir el aporte insuficiente de N, limita el rendimiento del cultivo por debajo del alcanzable (Pan et al., 1997, Jobbágy y Sala, 2014; Cassman y Dobermann, 2022), puede reducir la rentabilidad (Scharf y Lory, 2000), y provocar minería, es decir una remoción de N en grano mayor que el ingreso del nutriente al sistema, que deteriora los suelos (Zhang et al., 2015, Angus y Grace, 2017). En Argentina, la acumulación de años sin reposición de nutrientes provocó la aparición paulatina de suelos empobrecidos y con respuestas de gran magnitud a la fertilización nitrogenada (Ciampitti et al., 2011; Sainz Rozas et al., 2011; García y San Juan, 2013). La disminución de la materia orgánica (MO) del suelo incrementó la erosión y exacerbó los problemas de deficiencia nitrogenada (Studdert y Echeverría, 2000), así como también la capacidad de almacenaje de hídrico por pérdida de estabilidad estructural, compactación y disminución de la infiltración (Diaz Zorita et al., 1999; Quiroga et al., 1999; Urioste et al., 2006). Además, el uso de siembra directa implicó una menor disponibilidad de N en el suelo con un incremento en la respuesta en rendimiento del trigo a la fertilización con N en relación a sistemas de labranza convencional (Falotico et al., 1999). Por otra parte, los fertilizantes nitrogenados tienen alta importancia relativa dentro del costo productivo, por lo que es necesario contar con herramientas que permitan determinar el nivel de este insumo que maximiza la rentabilidad del cultivo (Baethgen, 1989; Jaynes et al, 2011).

En el cultivo de trigo, como en otros cereales, el manejo de la nutrición nitrogenada es una de las decisiones agronómicas de mayor incidencia en el rendimiento. El número de granos por unidad de superficie explica la mayor parte de la variabilidad del rendimiento del trigo y se relaciona positivamente con la tasa de crecimiento durante el período crítico (PC) del cultivo alrededor de floración. Para que dicha tasa sea máxima

se requiere que las hojas intercepten más del 90% de la radiación y que la conviertan en biomasa con la mayor eficiencia posible (Abbate et. al., 1994). La condición hídrica del cultivo incide en el rendimiento por reducir la expansión de los tejidos y el intercambio de gases en situaciones de déficit hídrico, que disminuye la captura y la eficiencia en el uso de la radiación, afectando negativamente en la captura de carbono y el crecimiento (Loomis y Connor, 1992; Passioura, 1996). El déficit nutricional, tanto por la ausencia de N en el suelo como por la disminución de la absorción del nutriente a causa de un déficit hídrico, también reduce el rendimiento al disminuir la fotosíntesis en PC y llenado de granos, reducir la partición de biomasa hacia estructuras reproductivas y en casos extremos, acortar el PC (Gastal et al., 2015). En Argentina los cultivos frecuentemente reciben una fertilización menor a la necesaria para alcanzar los máximos rendimientos (Monzón y Grassini, en preparación) y se observan grandes respuestas al aumento de la fertilización con N, como consecuencia del uso generalizado de dosis subóptimas (Álvarez et al., 2014).

En regiones templadas, la oferta de N del suelo es principalmente determinada por la mineralización de la MO durante la estación de crecimiento (Zebarth et al., 2009). En la mayoría de los suelos, el contenido de agua y la temperatura son los factores ambientales más importantes que interactúan en el control de la mineralización neta de N de la MO (Rodrigo et al., 1997). Partiendo de un suelo seco, la mineralización, se incrementa con el mayor contenido de agua en el suelo (Quemada y Cabrera, 1997; Zak et al., 1999) y luego disminuye cuando se aproxima a saturación (Drury et al., 2003). Los valores de mineralización son mínimos a 0°C y máximos a 35°C (Kirschbaum, 1994). En la regulación también interviene la mineralogía del suelo. La MO aumenta con el contenido de partículas finas (limo y arcilla; Buschiazzi et al., 2004; Cambouris et al., 2006) pero su tasa de mineralización se reduce por la protección física que ejerce la asociación de las arcillas con la MO (Galantini et al., 2004; Cabrera et al., 2005; Álvarez y Steinbach, 2011).

1.3. Diagnóstico de la nutrición nitrogenada

Para elaborar recomendaciones de fertilización nitrogenada en cereales existen métodos de distinto grado de complejidad. Estos consideran, con mayor o menor énfasis, por un lado, el requerimiento de N por parte del cultivo y, por otro, el aporte de este nutriente en el sistema suelo-planta. En general, herramientas complejas presentan una adopción limitada por lo que nuevas aproximaciones deben ser sencillas para su uso.

Una metodología ampliamente utilizada para determinar las necesidades de N del trigo y otros cereales, estima la demanda de N en función de un rendimiento que sería factible lograr en el lote (Stanford, 1973; Dahnke et al., 1988; Raun et al., 2001). Ese rendimiento “objetivo”, se asemeja al rendimiento potencial en secano, cuya variabilidad se asocia a factores como: la cantidad de agua útil en el suelo al momento de la siembra, la precipitación esperada durante la temporada de crecimiento y su distribución, la textura y otras variables del suelo y paisaje que modulan la captura del agua por los cultivos, la rotación de cultivos, el sistema de labranza y la estructura del cultivo (genotipo, fecha de siembra, densidad, etc; French, 1978; Nielsen y Vigil, 2005; Quiroga et al., 2005; Sadras y Rodríguez, 2007). Una forma simplificada de calcular la dosis de fertilizante a aplicar es multiplicar ese rendimiento por una variable empírica local que estima el N adicional que se requiere para optimizar el rendimiento (Halvorson et al., 1987; Álvarez, 1999).

El método de balance (de Wit 1953) agrega complejidad al descomponer la demanda, como la absorción de N del cultivo y su eficiencia de conversión en grano, es decir, la eficiencia fisiológica de utilización de N (EUN), y contemplar distintos componentes de la oferta de N en el sistema y su eficiencia de captura. La absorción del N, que es un nutriente móvil en el suelo e ingresa a la planta por flujo masal desde la solución del suelo (Bray, 1954), es traccionada por el crecimiento en biomasa del cultivo, condicionada por la fenología, la oferta radiativa, la limitación hídrica y la colimitación de otros nutrientes (Gastal et al., 2015). La EUN varía con el índice de cosecha del nutriente y la concentración del mismo en el grano, afectados por el clima, las características del suelo y el manejo de N (Asseng et al., 2001; Gastal et al., 2015; Hegedus et al., 2023). En cuanto a la oferta de N, se adicionan la disponibilidad inicial en el suelo, el aporte durante el cultivo de la mineralización desde la MO, la descomposición de los residuos remanentes de cultivos anteriores y el agregado en los fertilizantes, a los que se restan las pérdidas a las que esos aportes, en distinto grado, están expuestos por volatilización, desnitrificación y lixiviación (García y Berardo, 2005; Álvarez et al., 2013). La oferta de N inicial del suelo se suele estimar midiendo la cantidad de N-NO_3 en los primeros 60 cm de profundidad (N-nitrato), asumiendo que el contenido por debajo en el perfil del suelo es poco o muy poco variable entre años (Meisinger, 1984; Rice y Havlin, 1994). También, suele estimarse el aporte por mineralización como fracción del N orgánico total o del N potencialmente mineralizable, mediante incubaciones de suelo en laboratorio (Schepers y Meisinger, 1994; Echeverría y Bergonzi, 1995). Dada la variabilidad de todos sus parámetros (Neeteson, 1990), los balances dan resultados

medios aceptables, pero con demasiada variabilidad para su aplicación en cada lote (Álvarez et al., 2013).

Aunque los balances han tenido cierto grado de adopción, el enfoque habitual para el diagnóstico de N en trigo que domina en Argentina es la simple combinación del análisis del contenido de N-nitrato al momento de la siembra (Magdoff et al. 1984; Bundy y Meisinger 1994) y un umbral al que se debe alcanzar mediante la adición de fertilizantes para no limitar el rendimiento, en base a relaciones empíricas previas (Halvorson et al., 1987; Barbieri et al., 2012). Se utilizan distintos umbrales de la suma del fertilizante más el N-nitrato, los cuales varían entre 80 y 180 kg N ha⁻¹ (González Montaner et al., 1991; Calviño et al., 2002). A esta metodología de diagnóstico se le ha incorporado recientemente la determinación del N incubado en anaerobiosis (Nan) como estimador de la variabilidad de oferta por mineralización durante el ciclo del cultivo (Sainz Rozas et al., 2008; Schomberg et al., 2009; Reussi Calvo et al., 2013). Por otra parte, también se han propuesto métodos ópticos reactivos, que comparan al cultivo durante el ciclo respecto a una condición de suficiencia de N mediante determinaciones de clorofila en hoja o la cuantificación de la cobertura o la intensidad de verdor del canopeo para decidir la fertilización en etapas más avanzadas del desarrollo del cultivo (Raun et al., 2002; Reussi Calvo et al., 2015). Sin embargo, la efectividad de todos estos enfoques se ve comprometida por la variabilidad temporal y espacial de la demanda y la oferta de N (Raun et al., 2011; Tremblay et al., 2012).

Los modelos agronómicos son una simplificación formal de componentes relacionados que imitan el desempeño de un sistema de cultivo y permiten realizar predicciones de su comportamiento con una precisión aceptable (Soltani y Sinclair, 2012). En Argentina, se han desarrollado herramientas basadas en la modelización funcional simple de la variabilidad de los parámetros de los métodos de balances, mediante relaciones empíricas robustas entre variables ambientales y las respuestas del cultivo, que amplían sustancialmente el dominio de aplicabilidad (Berardo, 1994; González Montaner et al., 1997). También se utilizan modelos funcionales más complejos que simulan diariamente la acción e interacción de distintos procesos que explican el crecimiento de los cultivos y la dinámica de la oferta y captura de agua y nutrientes desde el suelo. El modelo CERES-wheat (Ritchie y Otter, 1985) incluido en la interfaz informática DDSAT (Hoogenboom et al., 2019) es el más utilizado. Estos modelos han permitido diagnosticar distintas situaciones de deficiencia de N del cultivo integrando características del ambiente y de manejo que afectan la dinámica de N y el rendimiento

(Satorre, 2000; Salvagiotti et al., 2003). Sin embargo, su uso muchas veces es limitado por la disponibilidad de los datos de entrada requeridos (Basso et al., 2011) y porque requieren un elevado entrenamiento para un uso adecuado. Por esa razón en Argentina se desarrolló el software Triguero (Satorre et al., 2005), basado en simulaciones previas realizadas con CERES-wheat, que permite al usuario optar fácilmente por distintos “escenarios” incluyendo opciones de cultivar, serie de suelo, disponibilidad de agua a la siembra y serie climática. Sin embargo, estos escenarios requieren una actualización frecuente y pueden no abarcar las necesidades de un manejo sitio específico.

1.4. Manejo sitio-específico de N en el centro oeste bonaerense.

La aplicación uniforme de N en un lote puede resultar en excesos e insuficiencias en zonas con variabilidad espacial edáfica y topográfica a nivel intra-lote (Fiez et al., 1995, Pan et al., 1997; Scharf et al., 2005). Desde inicios de siglo XX se ha reportado variabilidad espacial de las propiedades del suelo y el comportamiento de los cultivos (Montgomery, 1913; Waynick, 1918; Harris, 1920). Numerosos trabajos han reportado significativa variabilidad espacial intra-lote en el tipo de suelo y propiedades edáficas (Melchiori, 2000; Peralta et al., 2013a y b; Pagani y Mallarino, 2015), disponibilidad de nutrientes (Cambardella et al., 1994; Zubillaga et al., 2006), rendimiento de cultivos (Ferguson et al., 1996; Urricariet et al., 2011), contenido de proteína en grano (Bongiovanni et al., 2007), exportación de nutrientes con las cosechas (Mallarino et al., 2011) y respuesta por parte de varios cultivos a la aplicación de fertilizantes y enmiendas (Mamo et al., 2003; Scharf et al., 2005; Gregoret et al., 2011).

El manejo sitio específico de cultivos involucra generalmente la identificación de zonas de manejo, que son áreas dentro de un lote de producción con características semejantes. Dentro de cada una, la combinación de los factores limitantes del rendimiento y la respuesta a N se consideran homogéneas, siendo potencialmente factible implementar una estrategia de manejo (Doerge y Gardner, 1999) que optimice la EUN, maximice el beneficio económico y minimice los riesgos de contaminación del ambiente (Pierce y Nowak, 1999; Bongiovanni, 2002; Galloway et al., 2008). El uso de la fertilización nitrogenada sitio-específica requiere la comprensión de las necesidades de N por el cultivo, de la capacidad del suelo de suministrar N, y de los patrones temporales de consumo y utilización por parte del cultivo (Hatfield, 2000). Se han reportado pérdidas del fertilizante nitrogenado aplicado a causa de asincronía entre la oferta y la demanda de

N (Brye et al. 2003; Guarda et al. 2004) y la magnitud puede variar espacialmente dentro de un lote debido a su variabilidad espacial en topografía y tipo de suelo.

Para manejar la fertilización afrontando el efecto de la variabilidad ambiental sobre la oferta y demanda de N es útil distinguir entre variables estáticas, que en un sitio no cambian entre campañas, o lo hacen muy lentamente, y variables dinámicas, cuyos valores experimentan importantes cambios interanuales (Puntel et al., 2019). Todas estas variables pueden utilizarse para entender la variabilidad de la respuesta a la fertilización, pero, para diseñar herramientas predictivas que apoyen decisiones, las variables dinámicas cuyos valores son obtenidos con posterioridad a la fertilización solo pueden ser incorporadas con una aproximación probabilística y/o desarrollando modelos funcionales. Por ejemplo, basadas en balance de N durante la estación de crecimiento, considerando la oferta inicial de N del suelo y el balance hídrico como determinantes de los componentes del rendimiento (González Montaner et al., 1997), o que contemplen grandes series meteorológicas para cuantificar la probabilidad de ocurrencia de condiciones ambientales favorables o perjudiciales para el cultivo (Calviño et al., 2003).

La conductividad eléctrica aparente (CEa), que es la medición in situ de la capacidad del suelo para conducir corriente eléctrica (Doerge y Gardner, 1999; Lund et al., 1999), está influenciada por una combinación de propiedades físico-químicas del suelo como la textura, la MO, la capacidad de intercambio catiónico (CIC) y el contenido de sales (McBride et al., 1990; Sudduth et al., 1995; Jaynes, 1996). Estas propiedades, inciden sobre la infiltración y el almacenaje de agua, que se relacionan con la variación del rendimiento de los cultivos (Kachanoski et al., 1988; Kitchen et al., 1999). El contenido de MO y la textura han sido indicados como las propiedades edáficas que mejor describen las variaciones en la productividad de los cultivos (Díaz-Zorita et al., 1999; Cambouris et al., 2006). Medir variables estáticas como la textura o la MO a una escala espacial muy detallada representa un costo económico muy elevado, por lo tanto, es útil el relevamiento de variables correlacionadas menos costosas como la topografía o la CEa (Kitchen et al., 2003; Shaner et al., 2008). El agua del suelo puede ser muy variable dentro y entre lotes de producción debido a la variación en precipitaciones, topografía y propiedades del suelo (Batchelor et al., 2002). Los suelos profundos, asociados a una mayor capacidad de almacenaje de agua en el perfil, favorecen el crecimiento de raíces, que se relaciona positivamente con el rendimiento de los cultivos (Sadras y Calviño, 2001; Dardanelli et al., 2003). Los suelos someros generalmente se asocian con menores rendimientos del trigo en años muy húmedos, debido al anegamiento (Asseng et al., 2001;

Basso et al., 2009). Sitios de texturas más gruesas con mayor drenaje y menor almacenamiento presentan, en general, mayor estrés hídrico con limitaciones en la respuesta a N (Delin, 2004). En cambio, los sitios de menor estrés hídrico, con mayor almacenaje de agua, generalmente garantizan respuestas significativas a la fertilización nitrogenada (Calviño et al., 2002).

La topografía puede influir marcadamente sobre los rendimientos (Franzen et al., 2000; Martinez-Feria y Basso, 2020). En este sentido, los modelos digitales de elevación (DEM) permiten caracterizar la variabilidad altimétrica de un lote y calcular derivados topográficos integradores, útiles para entender patrones espaciales de productividad, como la pendiente y el área de acumulación de agua (Kaspar et al., 2003; Espósito, 2013; Balboa, 2014). Relaciones entre el contenido de arcilla y el de MO o el N total han sido propuestos como indicadores de oferta de N del suelo (Cabrera y Kissel, 1988). Las partículas finas presentan una relación negativa con la mineralización de N (Catroux et al., 1987), por lo que se ha propuesto su relación con la MO como un indicador de mayor sensibilidad respecto a la MO en forma independiente (Six et al., 2002) debido a que permite minimizar los efectos de variaciones en la granulometría del suelo y comparar el contenido de MO (Pieri, 1995; Quiroga et al., 2006). Además, la inclusión de predictores meteorológicos (Puntel et al., 2016) en recomendaciones de fertilización con N podría contribuir en un abordaje más integral (Derby et al., 2007).

El centro oeste bonaerense, comprendido dentro de la región de la Pampa Interior, contribuye en gran medida a la producción total de trigo de la región pampeana (Calviño y Monzón, 2009). Es un área de dunas que coexisten con depresiones o cubos de deflación ocasional o permanentemente inundadas (Hurtado y Giménez, 1988; Iriondo, 1990). Presenta un clima húmedo-templado sin estación seca, con temperaturas medias anuales oscilan entre los 14 °C al Sur y los 18 °C al Norte y precipitaciones entre 600 y 1200 mm año⁻¹. Los Hapludoles son los suelos más representativos (Soriano et al., 1991), donde predominan materiales parentales gruesos (Rubio et al., 2019). En la región es común encontrar discontinuidades litológicas (perfiles poligenéticos), expresadas a través de suelos enterrados como horizonte subsuperficial denominado horizonte “thapto”, con características argílicas “B textural” (Bt) o paleosuelos (calcretas) localmente llamados “tosca” (Pereyra, 2012). Las pendientes varían de planas 0% a superiores al 5% (De la Rosa y Sobral, 2008) y en períodos húmedos, la ausencia de una red de drenaje natural y la presencia de napas freáticas cercanas a la superficie del suelo determinan que parte del perfil quede sobresaturado de agua (Rubio et. al., 2019). En las posiciones más elevadas,

lomas, se encuentran suelos Hapludoles Énticos, arenosos con baja retención de humedad, con poco desarrollo no alcalinos ni salinos. En posiciones intermedias, media loma, predominan los suelos Hapludoles típicos, con mayor capacidad de retención hídrica. En las posiciones ligeramente más bajas de la toposecuencia, se encuentran los suelos Hapludoles Thapto Árgicos, con horizonte Bt y variaciones en la profundidad a la cual se encuentra, espesor y granulometría. En algunos casos, estos últimos presentan concentraciones excesivas de sodio siendo estos suelos denominados Thapto-nátricos, pobremente drenados y menos productivos en términos agrícolas que los suelos Thapto-árgicos (SAGYP-INTA, 1989; Damiano y Taboada, 2000; Rubio y Taboada, 2013).

El manejo sitio-específico de la nutrición nitrogenada es un enfoque que permite optimizar la EUN (Mamo et al., 2003; Bullock et al., 2009). Sin embargo, la información sitio-específica sobre las respuestas de los cultivos a N es limitada (Trevisan et al., 2021) y los beneficios de esta tecnología a menudo no son comprendidos (Whelan y McBratney, 2000; Lobell, 2007). Dado que la fertilización impacta en la producción, tiene un costo económico y su exceso puede aumentar el impacto ambiental negativo, la recomendación de la dosis de fertilizante debe basarse en maximizar el beneficio económico en lugar del rendimiento del grano (Mallarino, 2004). El máximo retorno a la fertilización nitrogenada (Sawyer et al., 2006) se logra cuando se utiliza la dosis optima económica de N (DOE), que es la cantidad de N del fertilizante necesaria para lograr un rendimiento económico máximo, considerando los costos de los insumos y su relación con el precio del producto (Loewy y Ron, 1995; Pagani et al., 2008). Esta recomendación proporciona un N crítico por encima del cual la probabilidad de respuesta a la fertilización decrece abruptamente y el incremento de rendimiento por unidad de N adicional no cubre el costo del insumo agregado (Díaz Valdéz et al., 2020; Correndo et al., 2021a).

1.5. Aprendizaje automático para el manejo de N.

Existen metodologías estadísticas para abordar recomendaciones de manejo de N con distintas implicancias. Un método clásico usado en investigación agrícola es la regresión por mínimos cuadrados, como por ejemplo la regresión lineal multivariada por pasos “Stepwise”, que agrega o remueve variables de un modelo de manera controlada para determinar qué conjunto de variables explicativas se encuentran mejor relacionadas con la variable respuesta (Yamashita et al., 2007; James et al., 2021). Sin embargo, se han reportado ciertas limitantes con esta metodología, como la sobrestimación en las predicciones, por introducir un sesgo relativamente elevado en cada parámetro estimado,

la asunción un único mejor modelo (Thompson, 2001; Whittingham et al., 2006; Zou, 2006), la dificultad para modelar múltiples interacciones entre variables explicativas (Ransom et al., 2019), problemas de multicolinealidad y limitaciones para contemplar efectos no lineales (James et al., 2021).

El uso de metodologías de aprendizaje automático (“machine learning”) ha demostrado mejores resultados para predecir la variación del rendimiento dentro de lotes de producción respecto de modelos de regresión lineales (Kitchen et al., 2003). Estos modelos son útiles para identificar patrones repetibles en grandes conjuntos de datos y brindan la oportunidad de incrementar la previsibilidad en sistemas complejos (Jordan y Mitchell, 2015; Messina et al., 2020). Algoritmos no paramétricos como los árboles de decisión (“decision trees”), han sido identificados como herramientas útiles para modelar respuestas que incluyen no linealidad, interacción entre variables explicativas y problemas de multicolinealidad (Geladi y Kowalski, 1986; Grömping, 2009; Lu y Petkova, 2014). Herramientas más sofisticadas como los bosques aleatorios (“random forest”) que seleccionan y utilizan numerosas variables pueden mejorar más aún la precisión (Pichler y Hartig, 2023). Sin embargo, aunque es posible saber qué variables son las más importantes, no permiten entender cómo son utilizadas para realizar la predicción. Además, desde un punto de vista del manejo agronómico, modelos con menor cantidad de variables son más fáciles de interpretar y más prácticos para ser implementados. Es por esto, que los árboles de decisión son una herramienta relativamente simple, potente y, fácilmente interpretable (Ransom et al., 2019).

1.6. Justificación de la tesis

Aunque los principios del manejo sitio-específico son transferibles entre regiones, las estrategias de fertilización con dosis variable deben ser modeladas localmente porque las condiciones edáficas y climáticas son variables (Bongiovanni, 2002; Anselin, 2004). Este tipo de abordaje requiere de bases de datos lo suficientemente grandes y balanceadas para poder entender interacciones complejas. En la Pampa Interior no existe suficiente información sobre la variabilidad espacial y temporal del rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la eficiencia agronómica de uso de N del fertilizante (EUNf) para manejar el cultivo de trigo en un planteo de agricultura de precisión. Este trabajo, a nivel sitio-específico, permitirá elaborar recomendaciones de fertilización nitrogenada con dosis variable para el centro oeste bonaerense, mediante la cuantificación de variables edafo-

climáticas estáticas y dinámicas que contribuyan a aumentar la EUN, maximizando la rentabilidad de la producción y disminuyendo su impacto ambiental.

1.7. Objetivos

1.7.1. General

Caracterizar la variabilidad espacial y temporal del rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf para el cultivo de trigo en el centro oeste bonaerense; evaluar su relación con variables ambientales estáticas y dinámicas a nivel sitio-específico y generar modelos predictivos de diferente grado de complejidad que mejoren el manejo de la fertilización nitrogenada.

1.7.2. Específicos

1. Describir la variabilidad espacio-temporal, a nivel sitio-específico, de variables ambientales estáticas y dinámicas y del rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf del cultivo de trigo en el centro oeste bonaerense.
2. Evaluar la capacidad de diagnosticar y explicar el rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf utilizando variables ambientales estáticas y dinámicas a nivel sitio-específico.
3. Desarrollar modelos de recomendación para el manejo de la fertilización nitrogenada del cultivo de trigo a nivel sitio-específico en el centro oeste bonaerense.

1.8. Hipótesis

1. La variabilidad edáfica, topográfica y meteorológica en los lotes de producción de trigo de distintas campañas modifica el rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf.

2. La inclusión de variables estáticas y dinámicas del ambiente en modelos multivariados mejora la predicción que realizan modelos simples para el rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Sitios y diseño experimental

Se llevaron a cabo 63 ensayos con dosis de N creciente en posiciones del paisaje y tipos de suelo contrastantes, en 7 campos localizados en los partidos de 9 de Julio, 25 de Mayo y General Viamonte, Buenos Aires, Argentina, entre 60° 27' 17" y 61° 06' 07" W, y entre 34° 54' 30" y 35° 36' 30" S, durante siete campañas: 2013 (Campaña 1; 5 ensayos), 2014 (Campaña 2; 12 ensayos), 2015 (Campaña 3; 4 ensayos), 2016 (Campaña 4; 10 ensayos), 2019 (Campaña 5; 7 ensayos), 2020 (Campaña 6; 7 ensayos), 2021 (Campaña 7; 8 ensayos) y 2022 (Campaña 8; 10 ensayos; Figura 1). Los experimentos fueron establecidos en distintas posiciones del paisaje de lotes de producción para cubrir la variabilidad en topografía y propiedades edáficas que explora el cultivo de trigo en la región. Todos los lotes tuvieron soja como cultivo antecesor (Figura 1).

Los suelos de la red de ensayos de este trabajo presentaron textura franco-arenosa, siendo Hapludoles típicos en las zonas más productivas dentro de los lotes, Hapludoles énticos principalmente en lomas arenosas con menor productividad, y Hapludoles thapto-árgicos en las posiciones más bajas dentro del área sembrada (los ambientes más bajos de muchos lotes, con distinto grado de sodicidad y o alcalinidad, no se siembran ni se exploraron en esta red de ensayos). Cada ensayo se llevó a cabo con un diseño de bloques completos aleatorizados en parcelas pequeñas (3 m de largo y 2 m de ancho). Se aplicaron en forma manual siete tratamientos con dosis de N 0, 25, 50, 100, 150, 200 y 250 kg ha⁻¹ con tres repeticiones para los tratamientos fertilizados y seis repeticiones para los testigos sin N (Figura 2). La fuente de N utilizada fue urea granulada aplicada al voleo entre la siembra y el inicio de macollaje del trigo (etapa Z20 – Z23; Zadoks, 1974). Se fertilizó según análisis de suelo y las recomendaciones locales para asegurar la suficiencia de otros nutrientes. Todos los ensayos tuvieron un stand de plantas final de 250 a 300 plantas m⁻² y el espaciamiento entre hileras fue 21 y 23 cm. La siembra se realizó mayoritariamente en el mes de junio y se utilizaron las variedades comerciales de trigo Nidera Baguette 601 y 620, Don Mario Algarrobo, Ceibo, Ñandubay, Catalpa y Buck SY200. Los lotes se manejaron en siembra directa y las plagas, enfermedades y malezas fueron adecuadamente controladas para asegurar condiciones óptimas de crecimiento.

Provincia de Buenos Aires

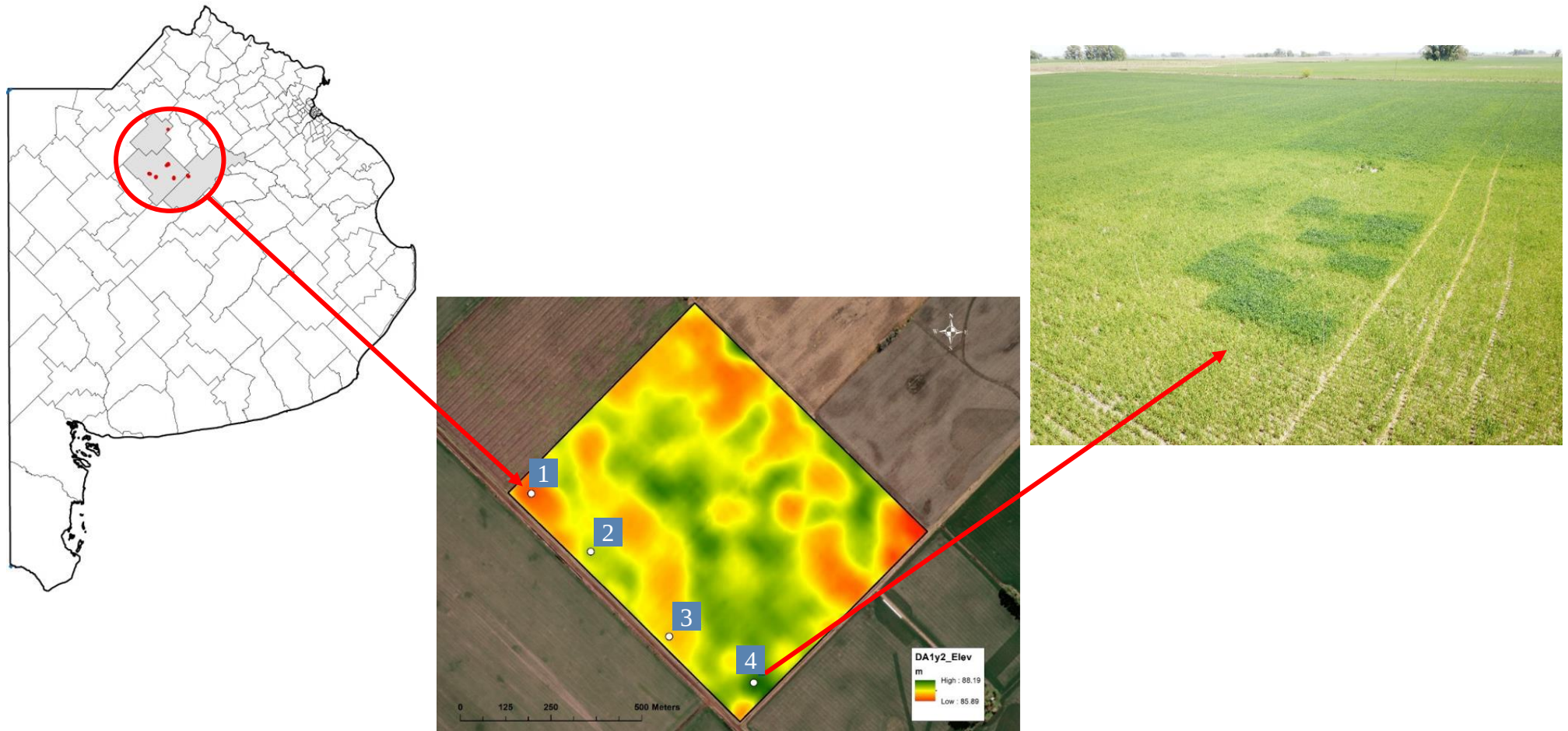


Figura 1. Esquema de localización de los sitios de ensayos de nitrógeno (N) en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En la imagen central se presenta un lote de una campaña a modo de ejemplo con 4 sitios distintos sobre un mapa de altimetría.

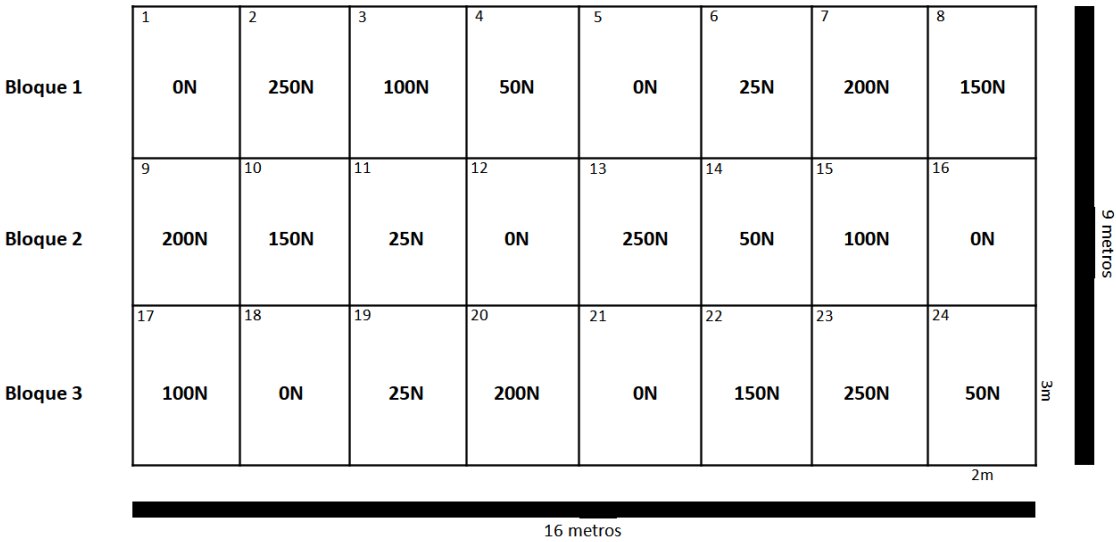


Figura 2. Esquema del diseño experimental en ensayos de N en microparcels de trigo.



Figura 3. Foto aérea panorámica de un lote con ensayos en microparcels de nitrógeno (N) en trigo.

2.2. Determinaciones y procesamiento de datos

Se realizó un relevamiento de caracterización ambiental intensiva que involucró mapeo, muestreo y análisis de suelo y recolección de información meteorológica de cada campaña. Estas mediciones y cálculos derivados fueron clasificados en variables estáticas

y dinámicas con el objetivo de explicar las variaciones espaciales y temporales del rendimiento del trigo, la respuesta a N, la DOE y la EUNf.

2.2.1. Variables estáticas

Las variables estáticas son aquellas que se mantienen relativamente constantes a través del tiempo y por tanto sus valores se pueden conocer antes de la siembra del cultivo. Se realizó un relevamiento de CEa del suelo a 30 y 90 cm de profundidad en transectas distanciadas aproximadamente a 25 m utilizando el sensor Veris 3100 (Veris Technologies, Salina, Kansas, USA). Además, se realizó un relevamiento de altimetría mediante un sistema de posicionamiento global (GPS) de doble frecuencia RTK (Trimble 5700, USA) que registra la posición cada 1 segundo y otorga precisión subcentimétrica (Figura 4). La medición de la CEa y elevación para todos los lotes se realizó en el período de barbecho y cuando el suelo se encontraba con contenidos de humedad cercano a capacidad de campo (CC, McCutcheon et al., 2006; Peralta et al., 2013). Los puntos de CEa y elevación fueron interpolados usando ArcGIS 10.6 (ESRI, 2018, Redlands, CA, USA) mediante Kriging ordinario (Krige, 1951; Matheron, 1960; Goovaerts, 1997) en una grilla regular de 5 m.



Figura 4. Equipos de medición Trimble 5700 RTK-GPS y VERIS 3100 utilizados para relevar altimetría y conductividad eléctrica aparente, respectivamente.

Se caracterizó el paisaje a través de atributos primarios y secundarios de terreno (Moore et al., 1991; Burrough y McDonell, 1998; Wilson y Gallant, 2000) utilizando ArcGIS 10.6. Dentro de los atributos primarios derivados directamente de modelos digitales de elevación (DEM) se calculó la elevación relativa (Rel_Elev), como la diferencia entre la elevación del sitio del ensayo y el promedio entre la máxima y mínima del lote, la pendiente del terreno y el área de cuenca específica (SCA), indicador de la descarga de agua por unidad de ancho de superficie de flujo. Además, se determinó el índice topográfico de humedad (TWI) como atributo secundario, también denominado índice topográfico compuesto, calculado como el logaritmo natural de la relación entre la SCA y la tangente de la pendiente del terreno, como indicador de variaciones en la humedad del suelo condicionadas por la topografía (Beven y Kirby, 1979; Ruffo et. al., 2006; Hernández et al., 2018; Kopecký et al., 2021). Estas métricas son utilizadas comúnmente en hidrología para describir un terreno complejo con pendiente y analizar el flujo de agua superficial.

Se colectaron muestras de suelo en cada ensayo constituidas por diez submuestras entre la siembra y el macollaje del trigo, en estratos de 0 a 20, 20 a 60, 60 a 100 cm de profundidad para realizar las determinaciones físicas y químicas. La MO se determinó por el método de ignición (Storer, 1984; Schulte y Hopkins, 1996) y la textura por el método densimétrico (Bouyoucos, 1930; Soil Survey Staff, 2014). Se calculó el índice de MO en relación al total de las partículas finas del suelo, sumatoria de limo y arcilla (MO_CS), como indicador del potencial de N mineralizable en función del efecto protector que las partículas finas ejercen sobre la MO. Se determinó la profundidad efectiva del suelo (PEF) en cada ensayo mediante un muestreador manual de 120 cm de profundidad y se consideró al suelo como “sin limitantes” cuando cualquier impedancia mecánica superó la profundidad del muestreador.

2.2.2. Variables dinámicas

Además de las variables estáticas, se cuantificó un conjunto de variables dinámicas, con una variación interanual importante, cuyos valores se pueden relevar previo a la siembra en ciertas variables y en otras se realizan a lo largo del ciclo del cultivo. La fenología del trigo en cada sitio se estimó mediante el modelo Cronos Trigo (www.cronotrigro.agro.uba.ar) para la localidad de 9 de Julio, considerando la variedad (genética) y la fecha de siembra de cada ensayo. La precipitación, radiación, temperatura máxima y mínima, humedad relativa, velocidad de viento y punto de rocío fueron

obtenidos de una estación meteorológica de campo cercana (< 5 km) a los sitios experimentales y complementados con información del Servicio Meteorológico Nacional en caso de datos faltantes para toda la campaña y a paso diario.

Alrededor del momento de la siembra del cultivo se determinó el contenido gravimétrico de humedad del suelo inicial y se expresó como lámina de agua a un metro de profundidad (SW), considerando la densidad aparente promedio zonal de cada posición en el relieve (ver Anexo). El contenido de N-nitrato se determinó utilizando el método del ácido fenoldisulfónico/colorimetría (Davis, 1916; Keeney y Nelson, 1982) y expresado como kg de N ha⁻¹ a 0-60 cm. Se analizó el Nan como indicador del pool mineralizable del suelo (Gianello y Bremner, 1986; Echeverría et al., 2000). Se relacionó Nan con la sumatoria de las partículas finas del suelo, arcilla y limo (Nan_CS; Six et al., 2002; Orcellet et al., 2017), así como también el Nan con la MO (Nan_MO), como indicadores de oferta de N para un tipo de suelo según textura o MO, respectivamente. También se consideraron las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), principalmente como indicador de la demanda de N por parte del cultivo (asociadas positivamente al potencial de rendimiento), aunque también de la oferta de N del suelo (relacionadas con mecanismos de pérdida de N ante situaciones de excesos hídricos).

Durante el ciclo del cultivo como variables *ex post*, se calculó el cociente fototermal (Q) durante el período crítico (PC, -30 y +5 días alrededor de antesis, mes de octubre) que relaciona la radiación solar con la temperatura y se asocia directamente al número de granos por unidad de superficie (Fischer, 1985; Savin y Slafer, 1991) y la temperatura media del llenado de granos (T_llen; antesis +5 a +35 días) que se relaciona negativamente con el peso de granos cuando supera los 18°C (Stone y Nicolas, 1995a). Como indicador de estrés térmico, se contabilizó el número de días con temperaturas máximas superiores a 32°C en PC (T32_PC) y en llenado (T32_llen). Por otro lado, la cantidad de días con heladas (temperatura del aire mínima promedio diaria, debajo de 0°C) en macollaje del trigo (H_mac) y en PC (H_PC). Se cuantificó la precipitación acumulada durante el ciclo del cultivo en el período junio-noviembre, desde siembra a madurez fisiológica (Pp_S_MF), y también el número de eventos de lluvia diarios superiores a 20 mm en PC (Pp_20) al igual que Puntel et al. (2019). Se cuantificaron las lluvias acumuladas durante el PC (Pp_PC) y desde inicio de macollaje en el mes de julio, hasta primer nudo en el primer decadio de septiembre (Pp_jul_sep). También, las precipitaciones acumuladas para toda la campaña durante el período marzo-noviembre

(Pp_mar_nov). Se elaboraron balances hídricos sitio-específicos y se relevaron los milímetros de déficit acumulado total del ciclo (Def_tot) y en PC (Def_PC; Della Maggiora, 2002; Reussi Calvo y Echeverría, 2006) para lo cual se implementó la información de MO, textura y funciones de pedotransferencia de Rawls et al. (1982) para calcular el almacenaje de agua del suelo en CC y el punto de marchitez permanente (PMP).

El rendimiento en grano fue determinado mediante la cosecha manual de espigas de las tres hileras centrales de cada parcela en 2m de longitud de surco y la trilla se realizó con trilladora estacionaria (en campañas 2013, 2020 y 2021 para calibración de factor de proporción grano-granza con el cual se infirió el rendimiento en las otras campañas multiplicando el peso total de las espigas cosechadas por parcela con el factor calibrado). Se determinó humedad del grano y el rendimiento final se ajustó a 14%.



Figura 5. Foto de cosecha de ensayos de N en microparcels de trigo en el centro oeste bonaerense.

2.3. Análisis de datos

La relación entre el rendimiento y la dosis de N se sintetizó a partir de modelos matemáticos de respuesta cuadráticos plateau (CP) y cuadráticos (C), desde los cuales se calcularon las variables respuesta a la fertilización. Los modelos se consideraron

significativos cuando $P < 0,1$ y en caso contrario, sin respuesta a N. Se seleccionó el modelo con las sumas de cuadrados más pequeñas y el mayor R^2 , priorizando el modelo CP, que describe en forma más adecuada el rendimiento de los cultivos en función del N y aporta un N óptimo aparentemente insesgado y agronómicamente aceptable (Cerrato y Blackmer, 1990). La DOE (kg N ha^{-1}) y el rendimiento a la DOE (RendDOE, $\text{kg de trigo ha}^{-1}$) se calcularon a partir de las ecuaciones de respuesta a N estableciendo la derivada primera de la curva de respuesta ajustada a una relación de precios histórica de 6:1 para el N y el precio del grano de trigo ($\text{US\$ kg}^{-1} \text{ N: US\$ kg}^{-1} \text{ grano}$; Bullock y Bullock, 1994; Barbieri et al., 2009). El nivel de fertilización económicamente óptimo se determina como la dosis para la cual la eficiencia agronómica marginal (la derivada) es igual a la relación de precios insumo-producto. Aunque la DOE sería ligeramente diferente ante variaciones de precios, es relativamente insensible a sus cambios (Baethgen et al., 1989; Pagani et al., 2008). La respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN, $\text{kg de trigo ha}^{-1}$), se calculó como la diferencia entre el RendDOE y el rendimiento del testigo sin N aplicado (RendN0, $\text{kg de trigo ha}^{-1}$). Se calculó la EUNf mediante la relación entre la RespN y la DOE ($\text{kg trigo kg N}^{-1}$). Estos cinco parámetros fueron calculados para emplearlos como variables respuesta, con el objetivo de evaluar el desempeño de las variables explicativas estáticas y dinámicas en forma individual o combinadas, utilizando enfoques de diferente grado de complejidad. Cuando el experimento no tuvo respuesta significativa al agregado de N se asumió RendDOE y RendN0 iguales al promedio del ensayo y, DOE, RespN y EUNf igual a cero.

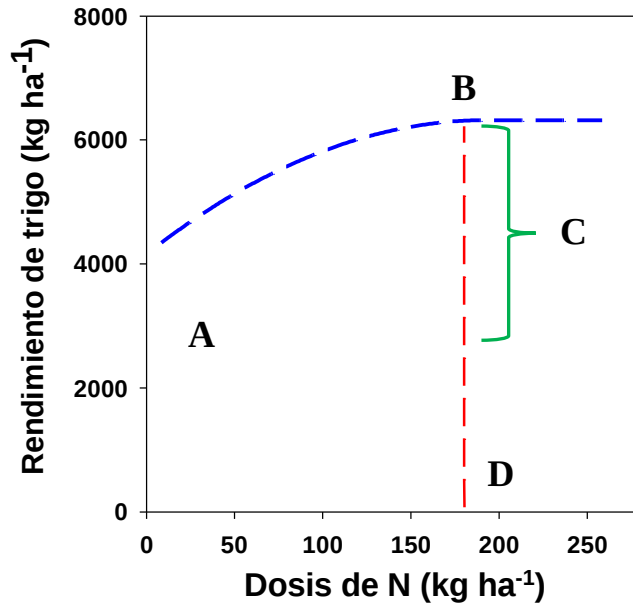


Figura 6. Representación esquemática del modelo de respuesta a la fertilización nitrogenada. A: Rendimiento del cultivo sin N (RendN0, testigo); B: Rendimiento a la dosis óptima económica de N (RendDOE); C: Respuesta óptima económica (diferencia entre RendDOE y RendN0), D: dosis óptima económica de N (DOE).

$$R_{QP} = R_{0QP} + b_{QP} N + c N^2 \text{ si } N < N_{\text{crit QP}}$$

$$R = P \text{ si } N > N_{\text{crit QP}} [1]$$

[1] Donde R es el rendimiento (kg ha⁻¹), N es la dosis de N aplicada (kg N ha⁻¹), R_{0QP} es el rendimiento cuando el cultivo no recibió fertilización nitrogenada, b es el incremento lineal del rendimiento por unidad de superficie, c es el coeficiente cuadrático, N_{critQP} es el nivel crítico de N por encima del cual no es esperable aumentos en el rendimiento y P es el rendimiento plateau.

$$R_Q = R_{0Q} + b_Q N + c N^2 [2]$$

[2] Donde R es el rendimiento (kg ha⁻¹), N es la dosis de N aplicada (kg N ha⁻¹), R_{0Q} es el rendimiento cuando el cultivo no recibió fertilización nitrogenada, b es el incremento lineal del rendimiento por unidad de superficie, c es el coeficiente cuadrático.

El cálculo de la DOE se realizó a través del método de la derivada primera:

$$DOE = \frac{r-b}{2c} [3]$$

[3] Donde r es la relación de precios N: grano, en este caso se utilizó relación de precios histórica 6:1.

La respuesta optima económica a la fertilización N quedó definida como:

$$\text{RendDOE} - R_0 \text{ [4]}$$

[4] Donde R_0 es el rendimiento cuando el cultivo no recibió fertilización nitrogenada.

La asociación entre las variables explicativas (independientes) con las variables respuesta (dependientes), se exploró inicialmente mediante una matriz de correlación de Pearson, regresiones simples y múltiples. Se realizaron análisis de regresión simple y múltiple para explicar el RendN0, el RendDOE, la RespN, la DOE y la EUNf (Kitchen et al., 2003; Puntel et al., 2018; Archontoulis et al., 2020). Para la regresión múltiple se consideró todas las variables estáticas y aquellas dinámicas que se pueden conocer previo al momento de fertilización. Además, se excluyeron variables muy correlacionadas (multicolinealidad) utilizando la función FindCorrelation del paquete “caret” de R, con correlación de Pearson superior a 0,85 (Ransom, 2019). Para la elección del mejor modelo de regresión lineal múltiple (MLM) de cada variable respuesta se implementó el paquete de funciones “leaps” del software R, con el cual aplicando técnica de “stepwise” y de mejor subgrupo se obtuvieron los mejores modelos de regresión y se seleccionó el modelo con menor valor del estadístico Cp Mallows, con menor raíz de los errores cuadráticos promedio (RMSE, Root Mean Squared Error) y mayor coeficiente de determinación ajustado (R^2 aj). La elección en base al Cp Mallows implica alcanzar un equilibrio con el número de predictores en el modelo. Un valor del Cp Mallows pequeño indica que el modelo es relativamente preciso (tiene una varianza pequeña) para estimar los coeficientes de regresión verdaderos y predecir futuras respuestas (Prystupa et al., 2019). La evaluación de supuestos de normalidad, homocedasticidad y multicolinealidad de los modelos seleccionados se realizó con la biblioteca “performance” de R. Se calculó el factor de inflación de la varianza “VIF” (Neter et al., 1990) para las variables implicadas partiendo desde un modelo completo.

Como una aproximación complementaria se utilizó árboles de decisión, una metodología no paramétrica de aprendizaje automático (Breiman, 2001), los cuales se modelaron mediante el software R studio, para evaluar la asociación entre variables predictoras y de respuesta. Esta metodología permite construir reglas de predicción basadas en el uso simultáneo de predictores categóricos y continuos sin hacer suposiciones previas sobre la normalidad o la forma de asociación con la variable respuesta (Belgiu y Dragut, 2016; Schwalbert et al., 2018; Khaki y Wang, 2019; Probst

et al., 2019; Ramanantenasoa et al., 2019; Kinoshita et. al., 2022). Mediante la biblioteca “rpart” que contiene el algoritmo “Regression Tree”, se construyeron dos árboles de decisión para cada variable respuesta (RendN0, RendDOE, RespN, DOE y EUNf) combinando las variables explicativas. En el primero, denominado “árbol de fertilización” (AF), solo se incluyeron aquellas variables estáticas (excepto las variables índices MO_CS, Nan_MO y Nan_CS) y dinámicas conocidas y disponibles hasta el momento de aplicación del N, que sin una modelización probabilista y/o funcional (fuera del alcance de esta tesis) permitirían apoyar decisiones de fertilización en la región. En el segundo árbol, denominado “árbol completo” (AC), se incluyeron todas las variables, tanto estáticas como dinámicas, incluso las que se realizan con posterioridad al momento de fertilización, hasta la MF del trigo. Este árbol apunta a entender la variabilidad de la respuesta, con la intención de evaluar si había un incremento en la capacidad de explicación de estos modelos respecto de los AF.

Un árbol de decisión está compuesto por una variable “raíz”, por “ramas”, que dividen a la población de estudio agrupando observaciones que comparten características similares mediante la incorporación sucesiva de otros predictores, y finalmente las “hojas”, que son los valores predichos de la variable respuesta, sea esta continua o categórica. El proceso de modelado implica determinar variables candidatas para dividir y clasificar el set de datos según mínima suma de cuadrados residual (SCR). El algoritmo elabora un ranking de variables y aquella que minimiza la SCR es elegida como la “raíz” del modelo. El resto se incorporan sucesivamente según el orden de importancia resultante de recalcular la SCR en cada subpoblación de observaciones. De esta manera, la importancia relativa de las variables explicativas respecto a la variable respuesta dentro de los modelos de árboles de decisión queda determinada por el orden de ingreso, siendo la raíz la de mayor. La evaluación del modelo y determinación de la complejidad del árbol (relación de compromiso entre el sesgo y la varianza), se realizó mediante validación cruzada con 10 subgrupos de observaciones (“10-fold”), y el mínimo de observaciones comprendidas en una hoja final se estipuló en 5 observaciones. Este proceso se denomina “poda” del árbol, cuyo objetivo es incrementar el poder explicativo mediante la incorporación de variables explicativas, previniendo del sobreajuste (“overfitting”) del modelo (Breiman et al., 1984; Quinlan, 1986; James et al., 2021; Pichler y Hartig, 2023).

Por último, se calcularon estadísticos para evaluar y comparar el comportamiento de los modelos. Los mismos se calcularon mediante validación cruzada con 10 subgrupos, tanto para los modelos más simples, regresión lineal con una sola variable, como para los

más complejos, lineales multivariados y árboles de regresión. Se calculó el R^2 , la raíz del cuadrado medio del error absoluto (RMSE) y relativo (RRMSE). La RRMSE es la relación entre el RMSE y el valor promedio observado de la variable respuesta (Archontoulis y Miguez, 2015). Cabe aclarar que, en el caso de la DOE, el cálculo como variable respuesta es una aproximación del “verdadero” valor de la DOE, ya que surge de una estimación derivada de los modelos de regresión descriptos de cada sitio y no directamente de un valor experimental observado. Por lo tanto, las evaluaciones de los modelos resultantes de esta variable respuesta brindan una idea parcial de la bondad de ajuste de los modelos para DOE, pero no son pruebas formales sobre su exactitud, correspondiendo entonces con un error asociado al modelo en vez de a un sesgo real (Miguez y Poffenbarger, 2022).

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Variabilidad espacial y temporal de las variables explicativas

Se conformó una base de 63 experimentos de fertilización nitrogenada sitio-específica en trigo para el período comprendido entre las campañas 2013 y 2022. En cada uno de ellos se relevaron y calcularon 34 variables explicativas, 15 estáticas y 19 dinámicas (Tabla 1). Dentro de las dinámicas, en 6 los valores pueden ser conocidos al sembrar el cultivo y, junto con las variables estáticas, se pueden usar para entender la respuesta del cultivo y también para predecir y apoyar decisiones al momento de la fertilización. Los valores de las otras 13 variables dinámicas se cuantifican durante el ciclo completo del cultivo de trigo, se usan para interpretar los resultados y, para su utilización en predicción, requerirían un manejo probabilístico y/o modelización funcional.

Tabla 1. Descripción y valores observados de las variables estáticas y dinámicas relevadas en los ensayos de N en trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

Acrónimo	Explicación	Unidad	Rango observado	Promedio
Variables estáticas (cambian lentamente a través del tiempo o no cambian)				
MO	Materia orgánica del suelo (0-20 cm de profundidad)	%	1,5-5,7	3,1
Arena	Contenido de arena (0-20 cm de profundidad)	%	25-80	55
Arena_20_60	Contenido de arena (20-60 cm de profundidad)	%	25-82,5	60
Arcilla	Contenido de arcilla (0-20 cm de profundidad)	%	6,5-23	13,5
Arcilla_20_60	Contenido de arcilla (20-60 cm de profundidad)	%	7-30	15
CS	Contenido de arcilla y limo (0-20 cm de profundidad)	%	20-75	45
CS_20_60	Contenido de arcilla y limo (20-60 cm de profundidad)	%	18-75	40
MO_CS	Materia orgánica del suelo en relación a partículas finas (0-20 cm de profundidad)	-	0,045-0,113	0,069
CEa30	Conductividad eléctrica aparente del suelo (30 cm de profundidad)	mS m ⁻¹	4-37	11
CEa90	Conductividad eléctrica aparente del suelo (90 cm de profundidad)	mS m ⁻¹	4-52	15
Rel_Elev	Elevación relativa	m	-1,8-2,4	0,06
SCA	Área de cuenca específica	valor de pixel	0,1-331	30
TWI	Índice topográfico de humedad	valor de pixel	4-12	7
Pendiente	Pendiente del terreno	%	0,1-3,1	1
PEF	Profundidad efectiva del suelo	cm	55-sin limitantes	-
Variables dinámicas (cambian rápidamente a través del tiempo)				
<u>Medidas hasta el momento de la fertilización</u>				
SW	Agua inicial (0-100 cm de profundidad)	mm	142-417	252
N-nitrato	Contenido de N-NO ₃ (0-60 cm de profundidad)	kg ha ⁻¹	17-110	53
N _{an}	Nitrógeno incubado en anaerobiosis (0-20 cm de profundidad)	mg kg ⁻¹	23-106	63
N _{an} _CS	Nan en relación a la partículas finas (0-20 cm de profundidad)	-	0,6-3	1,4
N _{an} _MO	Nan en relación a la materia orgánica del suelo (0-20 cm de profundidad)	-	7,5-34,7	21,3
Pp_mar_jul	Precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio	mm	132-603	324
<u>Medidas durante el ciclo completo del trigo</u>				
Q	Cociente fototermal en período crítico (PC, antesis -30 y +5 días)	MJ (m ² día °C) ⁻¹	1,4-1,9	1,6
Pp_jul_sep	Precipitaciones acumuladas en el período julio-septiembre	mm	6-279	89
Pp_PC	Precipitaciones acumuladas en PC	mm	37-179	108
Pp_S_MF	Precipitaciones acumuladas en el período siembra-madurez fisiológica	mm	135-660	324
Pp_20	Número de días con precipitaciones superiores a 20 mm en PC	días	2-13	5
Pp_mar_nov	Precipitaciones acumuladas en el período marzo-noviembre	mm	253-1078	590
Def_tot	Déficit hídrico acumulado durante el ciclo de cultivo	mm	52-404	213
Def_PC	Déficit hídrico acumulado en PC	mm	24-200	112
H_mac	Número de días con heladas en macollaje (temperatura del aire mínima inferior a 0°C)	días	0-11	5
H_PC	Número de días con heladas en PC (temperatura del aire mínima inferior a 0°C)	días	0-2	0,5
T32_PC	Número de días con temperatura máxima superior a 32°C en PC	días	0-8	3
T_llen	Temperatura promedio en llenado de granos (antesis +5 a +35 días)	°C	19,5-21,3	20,3
T32_llen	Número de días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos	días	0-10	6

Durante el período evaluado 2013-2022 se registraron patrones de precipitaciones contrastantes que generaron una amplia variabilidad en los procesos relacionados con la dinámica del N y productividad del trigo (Hall et al., 1992; Mulla y Schepers, 1997). La campaña 2022 fue la más seca, con 268 mm de Pp_mar_nov, un 60% inferior al promedio histórico 1981-2020 (715 mm). La campaña 2015 fue la más húmeda, con un rango entre sitios de 854 a 1078 mm de Pp_mar_nov, entre 20 y 50% superior al promedio histórico. A diferencia de otras campañas, donde lluvias moderadas en los días siguientes a la fertilización generaron una paulatina incorporación, las precipitaciones desde mayo y durante el macollaje del trigo en 2015 casi duplicaron al promedio histórico. En esa campaña se registró el invierno más cálido de todas las evaluadas, pero también la primavera más fría (Figura 7 y 9). Las campañas 2013, 2016 y 2019 tuvieron una Pp_mar_nov inferior al promedio histórico, con una variabilidad observada de 469 a 562

mm. En 2013, el PC del cultivo se desarrolló con precipitaciones 55% inferiores al promedio histórico. En 2016 el período de macollaje fue un 55% más seco que la precipitación promedio acumulada en dicho período, puntualmente con nula o muy escasa precipitación en el mes de agosto. En 2019 las lluvias fueron muy escasas en macollaje y se presentaron con valores cercanos al promedio histórico a partir del PC del cultivo. Por otro lado, las campañas 2014, 2020 y 2021 se encontraron en torno al promedio de precipitación histórica con mínimos de 649 mm y máximos de 774 mm (Figura 7 y 9). La campaña 2014 tuvo precipitaciones otoñales 35% superiores al promedio histórico y presentó la primavera más cálida, que registró los máximos valores de temperatura de todas las campañas en PC. Las campañas 2020 y 2021 tuvieron precipitaciones bien distribuidas y abundantes a lo largo de todo el ciclo, sin excesos invernales, difiriendo en la Pp_PC y la precipitación en llenado de granos, que fueron mayor y menor en 2020 respecto a 2021, respectivamente (Figura 7). Estas campañas presentaron primaveras frescas, sin H_PC.

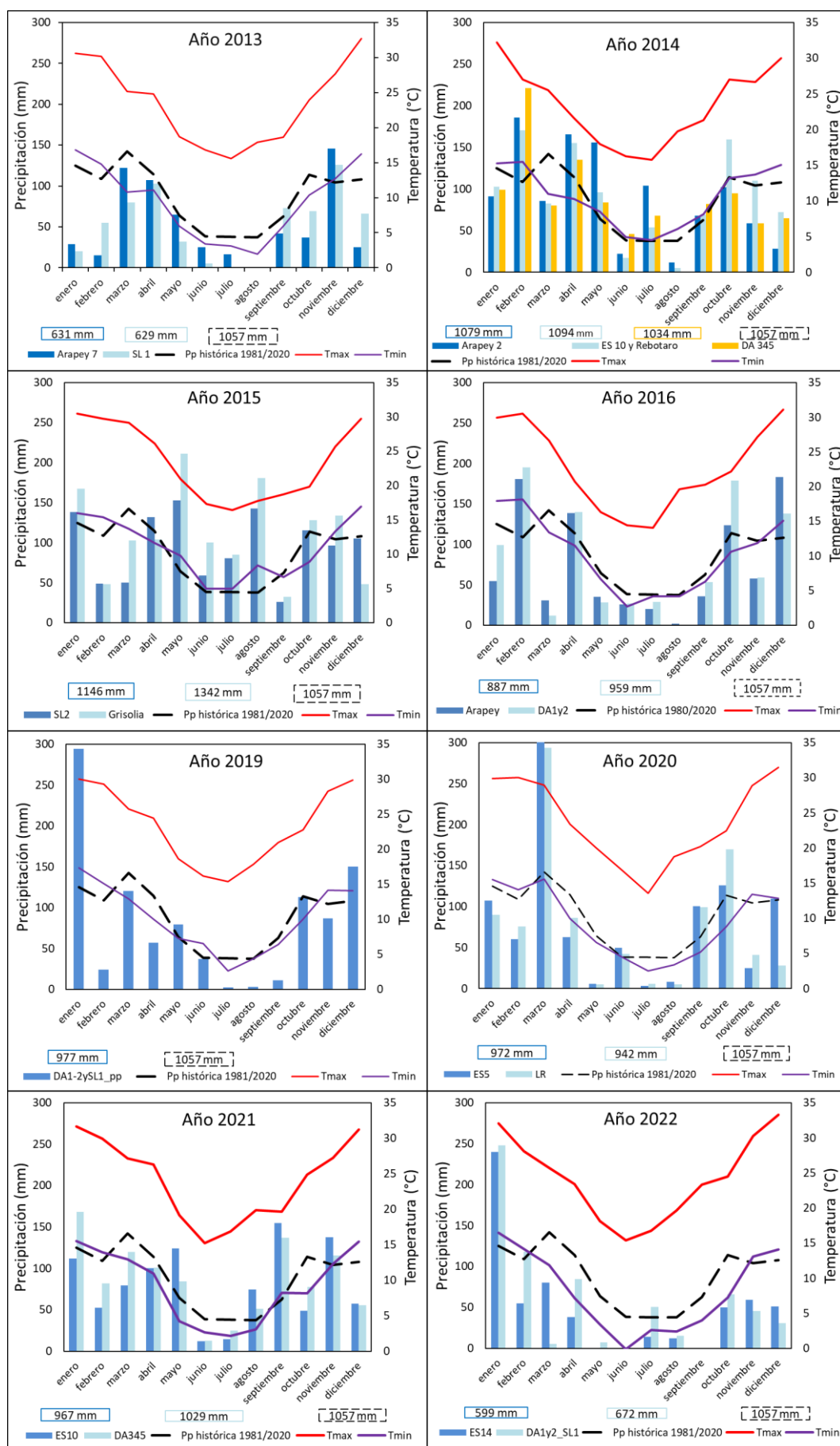


Figura 7. Precipitación promedio histórica y acumulada mensual, temperaturas máxima y mínima promedio para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense (Fuente de datos históricos: Estación meteorológica SMN Nueve de Julio).

Para las variables explicativas que tuvieron relaciones significativas con las variables respuesta, en las Figuras 8 (estáticas) y 9 (dinámicas), se presentan los valores en cada ensayo. Se incluyen variables que tuvieron relaciones significativas en modelos simples (sección 3.4) o de mayor complejidad (sección 3.6 y 3.7) y también variables que se utilizan frecuentemente para el diagnóstico de la fertilización.

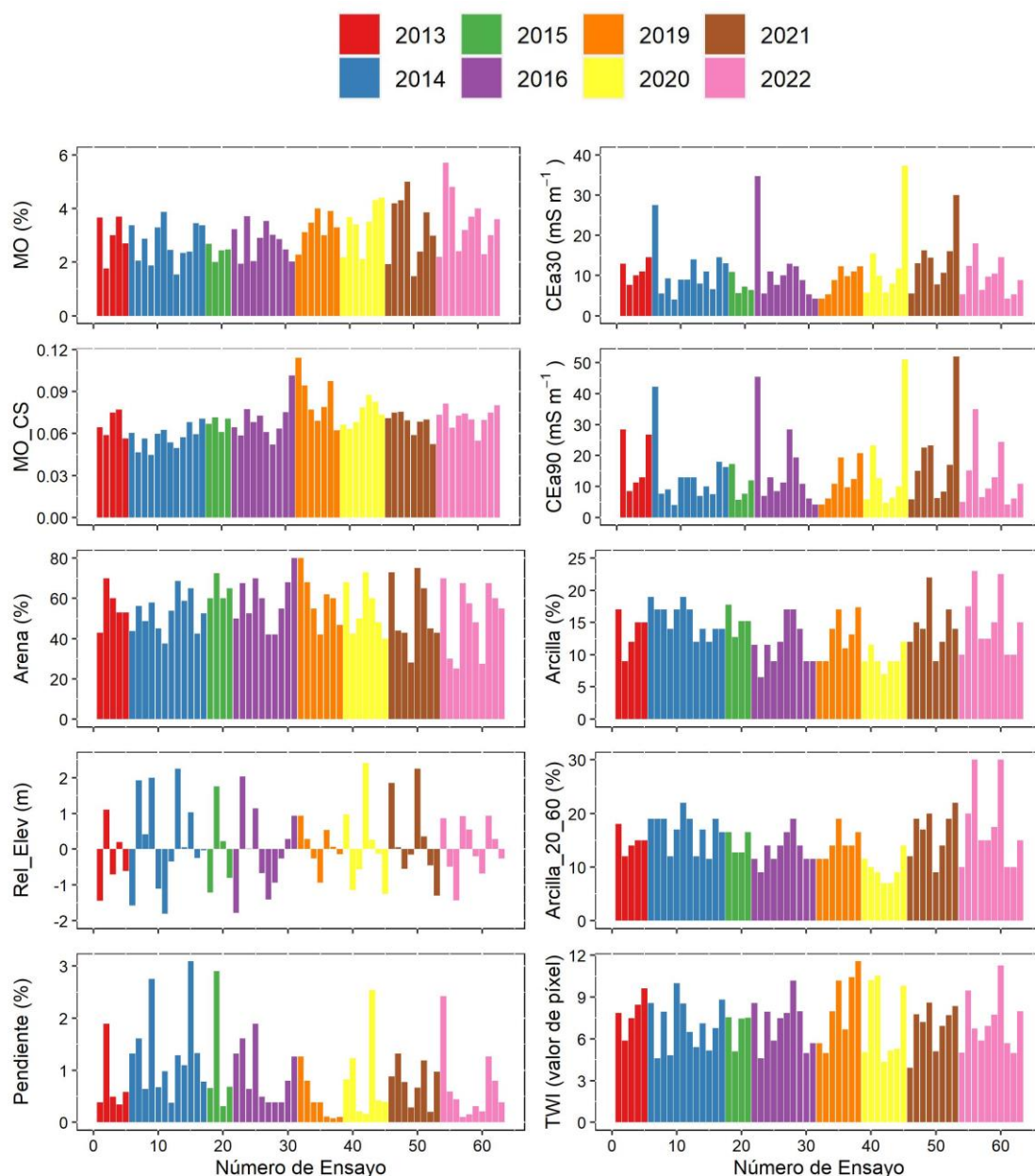


Figura 8. Variabilidad observada de las variables estáticas relevadas en cada ensayo de N en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En los gráficos de barra se observan la materia orgánica del suelo a 20 cm (MO), la materia orgánica en relación a las partículas finas del suelo (MO_CS), la elevación relativa (Rel_Elev), la Conductividad Eléctrica aparente a 30 y 90 cm de profundidad (CEa30 y CEa90) y el Índice Topográfico de humedad (TWI), entre otras.

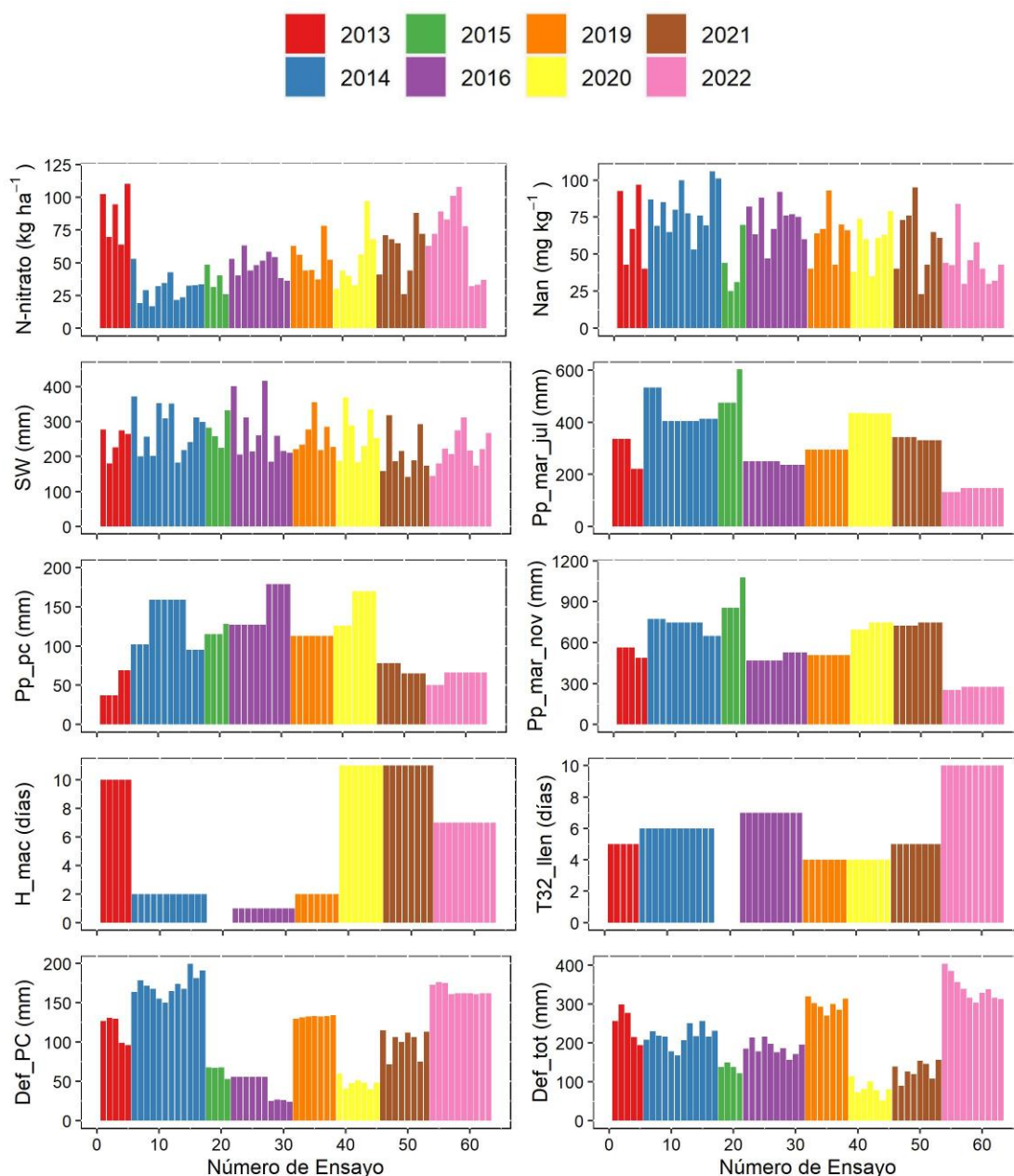


Figura 9. Variabilidad observada de las variables dinámicas relevadas en cada ensayo de N en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. En los gráficos de barra se observan el nitrógeno medido como nitrato a 60 cm (N-nitrato), el agua inicial a 1 metro (SW), las precipitaciones acumuladas en PC (Pp_PC), la cantidad de días de eventos de heladas en macollaje (H_mac), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), las precipitaciones acumuladas marzo – julio (Pp_mar_jul), las precipitaciones acumuladas marzo – noviembre (Pp_mar_nov), la cantidad de días de eventos de temperatura superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el déficit hídrico en PC (Def_PC) y total (Def_tot).

El Def_tot fue, en promedio, 212 mm (Tabla 1). El año 2022 tuvo el mayor Def_tot, 340 mm y, el 2020 el menor, 83 mm. Todas las campañas presentaron Def_PC, a diferencia de lo reportado por Reussi Calvo y Echeverría (2006) para el sudeste bonaerense en donde no se observó Def_PC. Las campañas 2014 y 2016 fueron las de

mayor y menor Def_PC, 177 y 44 mm respectivamente (Figura 9). Desde el inicio del ciclo y durante el macollaje no hubo déficit hídrico, pero sí pequeños excesos, 8 mm en promedio, con 0 mm en varios ensayos de 2013, 2019, 2020 y 2022, y solo dos ensayos de 2015 con 48 y 242 mm de exceso. En el sudeste bonaerense, en cambio, es más frecuente la ocurrencia excesos hídricos importantes en las etapas iniciales del crecimiento del cultivo (Echeverría et al., 2004).

La topografía de la zona de estudio presentó un amplio rango de variación, con sitios de Rel_Elev de hasta 2,4 m por encima de la media del lote y otros en posiciones bajas de hasta 1,8 m por debajo. Posiciones del relieve intermedias mostraron valores de pendiente del terreno de hasta 3,1% (Tabla 1, Figura 8). La CEa presentó un promedio de 11 mS m⁻¹ a 30 cm de profundidad del perfil del suelo, con un rango explorado de 4 a 37 mS m⁻¹ para los 63 ensayos, mientras que la CEa a 90 cm de profundidad promedio fue 14 mS m⁻¹ con un mínimo de 4 y un máximo de 52 mS m⁻¹ (Tabla 1, Figura 8), superior al rango reportado en la misma zona por Puntel (2019). La textura mostró un amplio rango de variabilidad en el contenido de arena del horizonte superficial (0-20 cm) que varió desde un mínimo de 25% hasta máximos de 80% (CV = 24%) y un rango de 7 a 23% de arcilla (CV = 28%; Tabla 1 y Figura 8), contando con una variabilidad textural explorada superior a otro trabajo en la región (Barraco et al., 2009).

La MO promedio de los 63 ensayos fue 3,1 %, con un mínimo de 1,5% y un máximo de 5,7% (Tabla 1 y Figura 8), superior al promedio $2,1 \pm 0,46\%$ reportado por Barraco et al. (2009) y dentro del rango explorado por otros trabajos (Álvarez et al. 2002; Sainz Rozas et al. 2019). El SW fue de 252 mm promedio para todos los sitios y presentó un coeficiente de variación de 26% entre campañas, con un mínimo de 142 mm en 2021 y un máximo de 417 mm en 2016. La campaña 2016 fue la que presentó mayor variación de SW (CV 31%) y 2015 la de menor (CV 17%; Figura 9). Villar (1999) y Fontanetto et al., (2009) reportaron valores inferiores, entre 30 y 185 mm de SW, en el centro de la provincia de Santa Fe. Por su parte, el TWI presentó un promedio de 7 (valor de magnitud por pixel) con mínimos de 4 y máximos de 12 (Figura 9). Otros autores, trabajando con N en el cultivo de maíz reportaron rangos explorados más amplios con valores máximos de TWI de hasta 29 en el SE de Córdoba (Espósito, 2013) y en el centro oeste de EEUU (Ruffo et al., 2006).

El N-nitrato y el Nan, dos variables dinámicas ligadas a la variabilidad de la oferta de N, que se pueden medir antes de la ventana de fertilización, presentaron un buen rango de variación en los 63 ensayos realizados. El promedio de N-nitrato a la siembra fue 53

kg N ha⁻¹ (Tabla 1), similar a Bono y Álvarez (2009) y superior a otros trabajos en la zona (Barberis, 1983; Barraco et al. 2009), y presentó una gran variabilidad interanual y espacial (CV = 34%). En la campaña 2022, la más seca, el promedio de N-nitrato fue 70 kg N ha⁻¹, un 32% superior que el promedio de todos los ensayos, mientras que en la campaña 2015, la más húmeda, fue de 37 kg N ha⁻¹, un 30% inferior al promedio. La campaña más seca presentó, en promedio, 89% más N-nitrato que la campaña más húmeda (Figura 9), un rango observado más amplio que lo indicado en maíz para la zona (Puntel et al. 2019). El Nan promedio fue de 63 ± 21 mg kg⁻¹ (Tabla 1) con un mínimo de 23 mg kg⁻¹ y un máximo 106 mg kg⁻¹. El rango explorado presentó valores mínimos inferiores a lo reportado por otros autores para el sudeste bonaerense (Echeverría et al., 2000; Cozzoli et al., 2010; Reussi Calvo et al., 2013), atribuible a suelos de textura más gruesa en el centro oeste bonaerense, e inferior a lo observado en suelos prístinos de 71 a 222 mg kg⁻¹ (Urquieta, 2008). Solamente el 20% de los sitios presentaron valores inferiores y superiores a 43 y 81 mg kg⁻¹, respectivamente (Figura 9).

3.2. Variabilidad espacial y temporal de las variables respuesta

Los sitios experimentales (ID) mostraron marcada variación en la forma en que se relacionan el rendimiento con la dosis de N aplicada (Figura 10). La función CP fue seleccionada en 49 sitios, la función C en 5 sitios y en 9 casos no se ajustó ningún modelo debido a que no se observó respuesta significativa a la fertilización (Tabla 2).

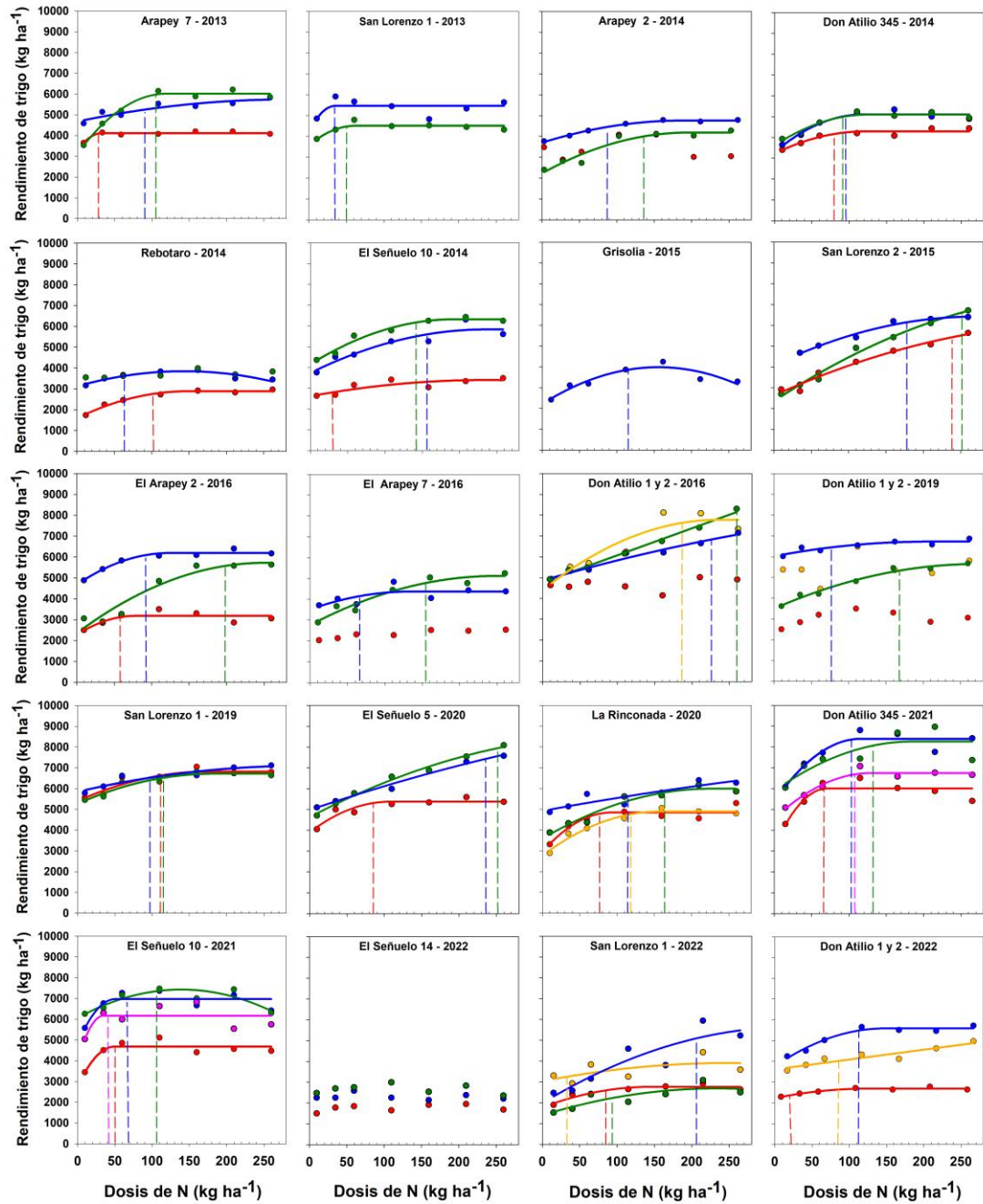


Figura 10. Relación entre el rendimiento de trigo y la dosis de nitrógeno (N) aplicada en 63 ensayos en microparcelas durante las campañas 2013-2022 en distintos sitios del centro oeste bonaerense. Las líneas llenas representan las curvas de regresión de los modelos cuadráticos (C) y cuadrático plateau (CP) para los diferentes sitios. Las líneas punteadas verticales representan las dosis óptimas económicas de N (DOE).

Tabla 2. Modelos de regresión ajustados y sus parámetros correspondientes para describir la relación entre el rendimiento de trigo y la dosis de nitrógeno (N) aplicada en cada sitio experimental (ID). C y CP hacen referencia a modelo cuadrático y cuadrático-plateau, respectivamente. DOE, dosis óptima económica de nitrógeno; RendDOE, Rendimiento a la DOE; A, Rendimiento sin nitrógeno; RespN, respuesta óptima económica.

ID	Campo	Lote	Año	Modelo	R ²	A	B	C	RendDOE	RespN	DOE	pvalor
						kg ha ⁻¹	kg ha ⁻¹ por kg N	kg ha ⁻¹ por kg N	kg ha ⁻¹	kg ha ⁻¹	kg N ha ⁻¹	
1	Arapey	7	2013	CP	0,88	3138	48,3	-0,203	5964	2826	104	<0,0001
2	Arapey	7	2013	CP	0,41	3263	51,9	-0,788	4105	842	29	0,0051
3	Arapey	7	2013	CP	0,70	4241	20,8	-0,082	5445	1204	90	<0,0001
4	San Lorenzo	1	2013	CP	0,23	4169	76,9	-1,081	5527	1358	33	0,0893
5	San Lorenzo	1	2013	CP	0,39	3572	31,0	-0,252	4491	919	50	0,0089
6	Arapey	2	2014	CP	0,84	2263	19,3	-0,048	4000	1737	137	<0,0001
7	Arapey	2	2014	NA	-	3474	-	-	3474	0	0	-
8	Arapey	2	2014	CP	0,78	3710	11,0	-0,029	4444	734	86	<0,0001
9	Rebottaro	1	2014	CP	0,94	1725	12,2	-0,030	2669	944	104	0,0032
10	Rebottaro	1	2014	C	0,46	3085	10,7	-0,037	3610	525	63	0,0016
11	Rebottaro	1	2014	NA	-	3543	-	-	3543	0	0	-
12	El Señuelo	10	2014	CP	0,81	4164	22,3	-0,057	6164	2000	142	<0,0001
13	El Señuelo	10	2014	C	0,36	2596	6,9	-0,015	2790	194	30	0,0098
14	El Señuelo	10	2014	CP	0,79	3677	18,7	-0,041	5600	1923	156	<0,0001
15	Don Atilio	345	2014	CP	0,68	3223	17,4	-0,071	4166	943	80	<0,0001
16	Don Atilio	345	2014	CP	0,66	3647	22,8	-0,090	4995	1348	94	<0,0001
17	Don Atilio	345	2014	CP	0,89	3303	30,0	-0,125	5025	1722	96	<0,0001
18	San Lorenzo	2	2015	CP	0,95	2366	26,5	-0,041	6442	4076	251	<0,0001
19	San Lorenzo	2	2015	CP	0,87	2662	16,8	-0,023	5377	2715	238	<0,0001
20	San Lorenzo	2	2015	CP	0,60	4080	17,3	-0,032	6138	2058	177	0,0009
21	Grisolia	1	2015	C	0,71	2212	23,0	-0,074	3875	1663	115	<0,0001
22	El Arapey	2	2016	CP	0,78	2512	23,9	-0,045	5469	2957	197	<0,0001
23	El Arapey	2	2016	CP	0,38	2454	23,9	-0,156	3307	853	57	0,0086
24	El Arapey	2	2016	CP	0,50	4653	25,0	-0,102	6096	1443	93	0,0006
25	El Arapey	7	2016	NA	-	2023	-	-	2023	0	0	-
26	El Arapey	7	2016	CP	0,34	3536	12,3	-0,045	4170	634	69	0,0129
27	El Arapey	7	2016	CP	0,63	2684	21,3	-0,050	5264	2580	155	0,0002
28	Don Atilio	1y2	2016	CP	0,94	4917	13,0	-0,003	8303	3386	260	0,1000
29	Don Atilio	1y2	2016	CP	0,84	4817	11,5	-0,012	6798	1981	226	<0,0001
30	Don Atilio	1y2	2016	CP	0,77	4452	28,0	-0,059	7625	3173	187	<0,0001
31	Don Atilio	1y2	2016	NA	-	4627	-	-	4627	0	0	-
32	Don Atilio	1y2	2019	NA	-	3537	-	-	3537	0	0	-
33	Don Atilio	1y2	2019	NA	-	5370	-	-	5370	0	0	-
34	Don Atilio	1y2	2019	CP	0,33	5755	13,2	-0,047	6487	732	76	0,1720
35	Don Atilio	1y2	2019	CP	0,74	3480	16,0	-0,029	5336	1856	169	<0,0001
36	San Lorenzo	1	2019	CP	0,50	5399	16,2	-0,046	6624	1225	111	0,0006
37	San Lorenzo	1	2019	CP	0,32	5782	9,2	-0,017	6523	741	97	0,1800
38	San Lorenzo	1	2019	CP	0,60	5278	15,8	-0,043	6508	1230	113	0,0001
39	El Señuelo	5	2020	CP	0,71	3824	30,0	-0,145	5310	1486	83	<0,0001
40	El Señuelo	5	2020	CP	0,92	4561	20,4	-0,029	7875	3314	251	<0,0001
41	El Señuelo	5	2020	CP	0,90	4871	15,0	-0,019	7323	2452	234	<0,0001
42	La Rinconada	Victoria	2020	CP	0,65	2930	41,5	-0,225	4802	1872	79	<0,0001
43	La Rinconada	Victoria	2020	CP	0,82	2678	30,0	-0,102	4794	2116	118	<0,0001
44	La Rinconada	Mariana	2020	CP	0,48	4862	7,5	-0,007	5615	753	112	0,0011
45	La Rinconada	Victoria	2020	CP	0,80	3622	20,6	-0,045	5794	2172	163	<0,0001
46	Don Atilio	345	2021	CP	0,65	3475	84,2	-0,593	6446	2971	66	<0,0001
47	Don Atilio	345	2021	CP	0,68	5348	52,7	-0,228	8350	3002	102	<0,0001
48	Don Atilio	345	2021	CP	0,46	5764	27,7	-0,077	8141	2377	141	0,0017
49	Don Atilio	345	2021	CP	0,62	4641	30,2	-0,111	6623	1982	109	0,0002
50	El Señuelo	10	2021	CP	0,55	2792	72,6	-0,672	4740	1948	50	0,0004
51	El Señuelo	10	2021	CP	0,46	4624	63,5	-0,431	6951	2327	67	0,0022
52	El Señuelo	10	2021	C	0,27	5880	20,9	-0,071	7299	1419	106	0,0510
53	El Señuelo	10	2021	CP	0,34	4570	63,7	-0,686	6033	1463	42	0,0372
54	El señuelo	14	2022	NA	-	1500	-	-	1760	0	0	-
55	El señuelo	14	2022	NA	-	2254	-	-	2254	0	0	-
56	El señuelo	14	2022	NA	-	2474	-	-	2474	0	0	-
57	San Lorenzo	1	2022	CP	0,45	1712	15,4	-0,057	2599	887	83	0,0019
58	San Lorenzo	1	2022	CP	0,28	3061	6,9	-0,014	3264	203	32	0,0537
59	San Lorenzo	1	2022	CP	0,76	1970	23,5	-0,042	5036	3066	208	<0,0001
60	San Lorenzo	1	2022	C	0,69	1484	7,7	-0,009	2125	641	94	<0,0001
61	Don Atilio	1y2	2022	CP	0,26	2229	7,2	-0,029	2365	136	21	0,0688
62	Don Atilio	1y2	2022	CP	0,30	3294	15,9	-0,059	4211	917	84	0,0076
63	Don Atilio	1y2	2022	CP	0,54	3804	23,8	-0,079	5473	1669	112	0,0004

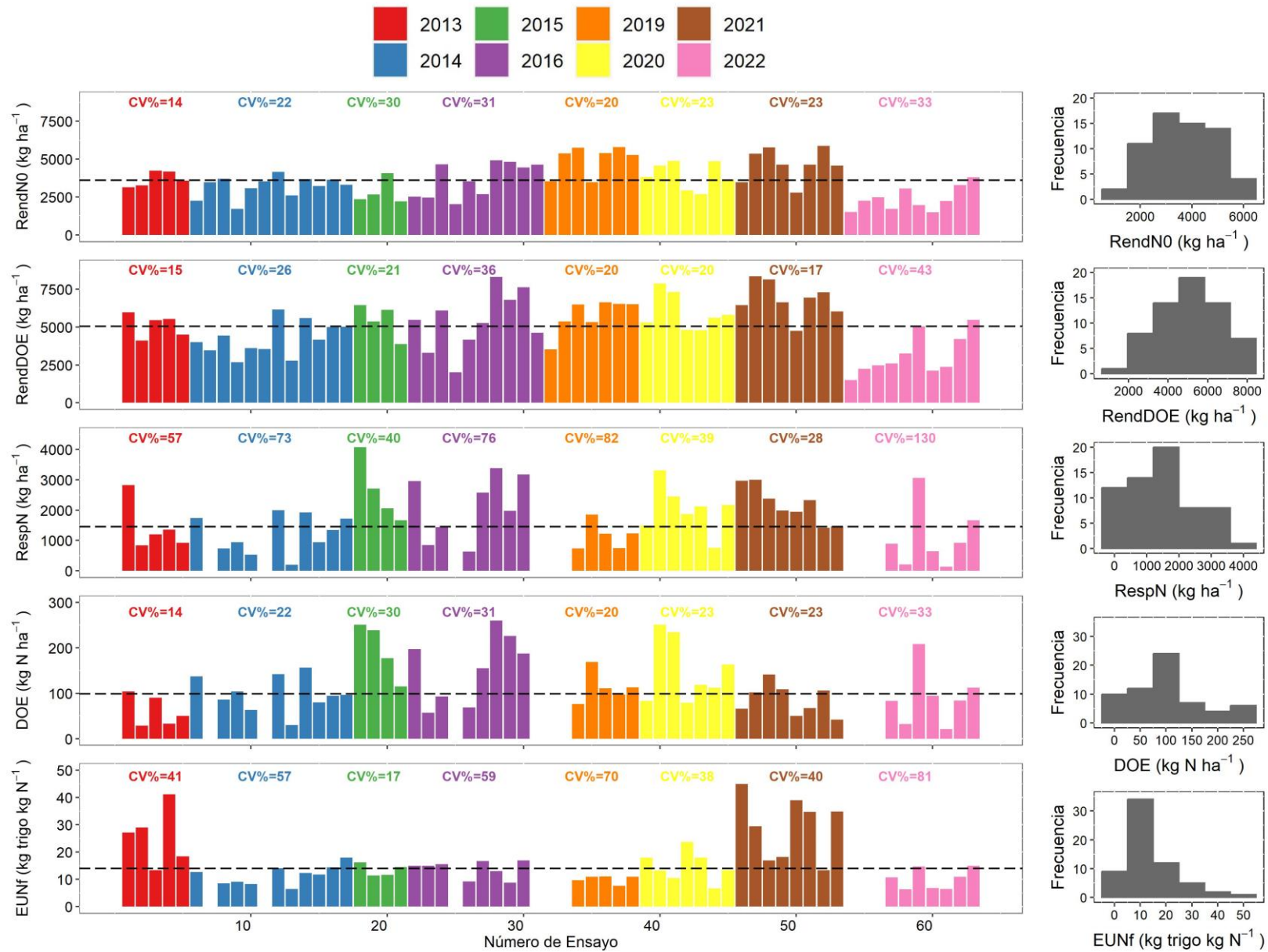


Figura 11. Variabilidad observada del rendimiento testigo sin N (RendN0), el rendimiento a la DOE (RendDOE), la respuesta a N (RespN), la dosis óptima económica (DOE) y la eficiencia de uso de N del fertilizante (EUNf) en cada ensayo de N en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 (cada color es una campaña) en el centro oeste bonaerense. El histograma de frecuencias presenta la distribución de cada variable en el rango explorado. La línea punteada indica el valor promedio de cada variable.

Se observó una amplia variabilidad de rendimientos en los 63 ensayos de N durante el periodo 2013-2022 (Figura 11). El RendN0 promedio fue 3613 kg ha⁻¹ con un rango explorado desde 1484 hasta 5880 kg ha⁻¹, similar a lo reportado por Barraco et al. (2009) en el noroeste bonaerense. La campaña 2019 fue la de mayor RendN0 promedio con 4943 kg ha⁻¹ asociado a un nivel de N-nitrato relativamente elevado y sin excesos de precipitaciones, y 2022 la de menor RendN0 promedio con 2378 kg ha⁻¹, principalmente asociado al elevado Def_tot (Figura 9 y 11). En el sudeste bonaerense otros autores reportaron valores más elevados de RendN0, en un rango de 3097 a 6445 kg ha⁻¹ (Reussi Calvo et al., 2020), probablemente asociado a los mayores niveles de MO y N potencialmente mineralizable observados en dicha zona. El RendDOE promedio de los 63 ensayos de N fue 5068 kg ha⁻¹ (Figura 11), un 43% superior al promedio zonal de 3540 kg ha⁻¹ (Andrade y Satorre, 2015), posiblemente debido al material genético y rendimiento potencial inferior de las variedades más viejas estudiadas por esos autores. El RendDOE mostró una variación desde 1500 hasta 8350 kg de trigo ha⁻¹, acorde a lo reportado en otros trabajos de la zona y condiciones edáficas y climáticas similares (Videla Mensegue et al. 2021; de Lara et al., 2023). En el sudeste bonaerense, otros autores reportaron rangos de 2630 a 6834 kg ha⁻¹ (Barbieri et al., 2008) y de 4914 a 7835 kg ha⁻¹ (Reussi Calvo et al., 2020).

La RespN varió desde 0 hasta 4076 kg de trigo ha⁻¹, con un promedio de 1455 kg ha⁻¹ (Figura 11), que es un 40% de incremento de rendimiento con respecto al tratamiento sin fertilizar con N, similar a de Lara et al. (2023) y un 53% superior a Barraco et al. (2009) en condiciones climáticas similares. La campaña de mayor RespN promedio fue la 2015 (muy húmeda) con 2628 kg de trigo ha⁻¹ (81% superior al promedio de los ensayos) y la de menor fue 2022 (muy seca) con un promedio de 752 kg de trigo ha⁻¹ de RespN (48% inferior al promedio de los ensayos; Figura 11).

La DOE promedio de los 63 ensayos fue 99 kg N ha⁻¹, un 39% superior a la dosis promedio nacional de 71 kg N ha⁻¹ (Bolsa de Cereales, 2020), con una variación espacio-temporal de 0 a 260 kg de N ha⁻¹ (Figura 11). El grado de variabilidad, producto de las relaciones complejas entre el suelo, el clima y el manejo que gobiernan los rendimientos en respuesta al N en cereales (Kyveryga et al., 2009; Tremblay et al., 2012; Morris et al., 2018), confirma que la DOE no puede ser generalizada en una región o lote de producción (Scharf et al., 2005). En el 65% de los casos (41 ensayos) la DOE estuvo por encima de la media utilizada a nivel de producción, respaldando la existencia de una importante brecha nutricional en el cultivo (Mueller et al. 2012; Cassman y Dobermann 2022). La

campaña de mayor DOE promedio fue 2015 con 195 kg N ha^{-1} (97% superior al promedio de todos los ensayos), que fue el año de mayores excesos hídricos y sitios con valores bajos de N-nitrato, MO y Nan. Contrariamente, la campaña 2013 fue la de menor DOE, 61 kg N ha^{-1} (68% inferior al promedio de los ensayos), con bajas precipitaciones y demanda de N (RendDOE bajo).

El promedio de EUNf de los 63 ensayos de las campañas 2013-2022 fue $14 \text{ kg de grano de trigo kg N}^{-1}$ (Figura 11), similar a la determinada para el sudeste de la provincia de Buenos Aires (González Montaner et al., 1991) y superior a otros ensayos en la región. En el noroeste bonaerense, Barraco et al (2009) obtuvieron un promedio inferior de $8,9 \text{ kg de grano kg N}^{-1}$, relativamente similar a los $7 \text{ kg de grano kg N}^{-1}$ reportados hacia el oeste arenoso y La Pampa por Bono y Álvarez (2009). Pacin (2004) informó $3,5 \text{ kg de grano kg N}^{-1}$ en el sudoeste bonaerense. Una mayor disponibilidad hídrica durante todo el ciclo del cultivo, respecto a otras zonas de menor pluviometría, y el avance genético que el cultivo ha experimentado durante la última década (Cassman y Dobermann, 2022), podrían explicar las mayores eficiencias. La EUNf explorada varió desde 0 hasta $45 \text{ kg de trigo kg N}^{-1}$, siendo 2021 la campaña de mayor EUNf promedio con $29 \text{ kg de trigo kg N}^{-1}$ (207% superior al promedio) y 2022 la de menor con $7 \text{ kg de trigo kg N}^{-1}$ (50% inferior; Figura 11). Estos resultados podrían deberse a que en 2021 la Pp_mar_nov fue suficiente pero no excesiva y a que en el año 2022 las Pp_PC fueron reducidas, produciendo un marcado Def_tot (Figura 9).

3.3. Relaciones simples entre variables explicativas

Se realizó una matriz de correlación de Pearson para evaluar la asociación entre todas las variables evaluadas, explicativas y de respuesta (Figura 12). Evaluar la relación entre variables explicativas permite destacar algunos aspectos importantes del ambiente en que se produce trigo en el oeste bonaerense.

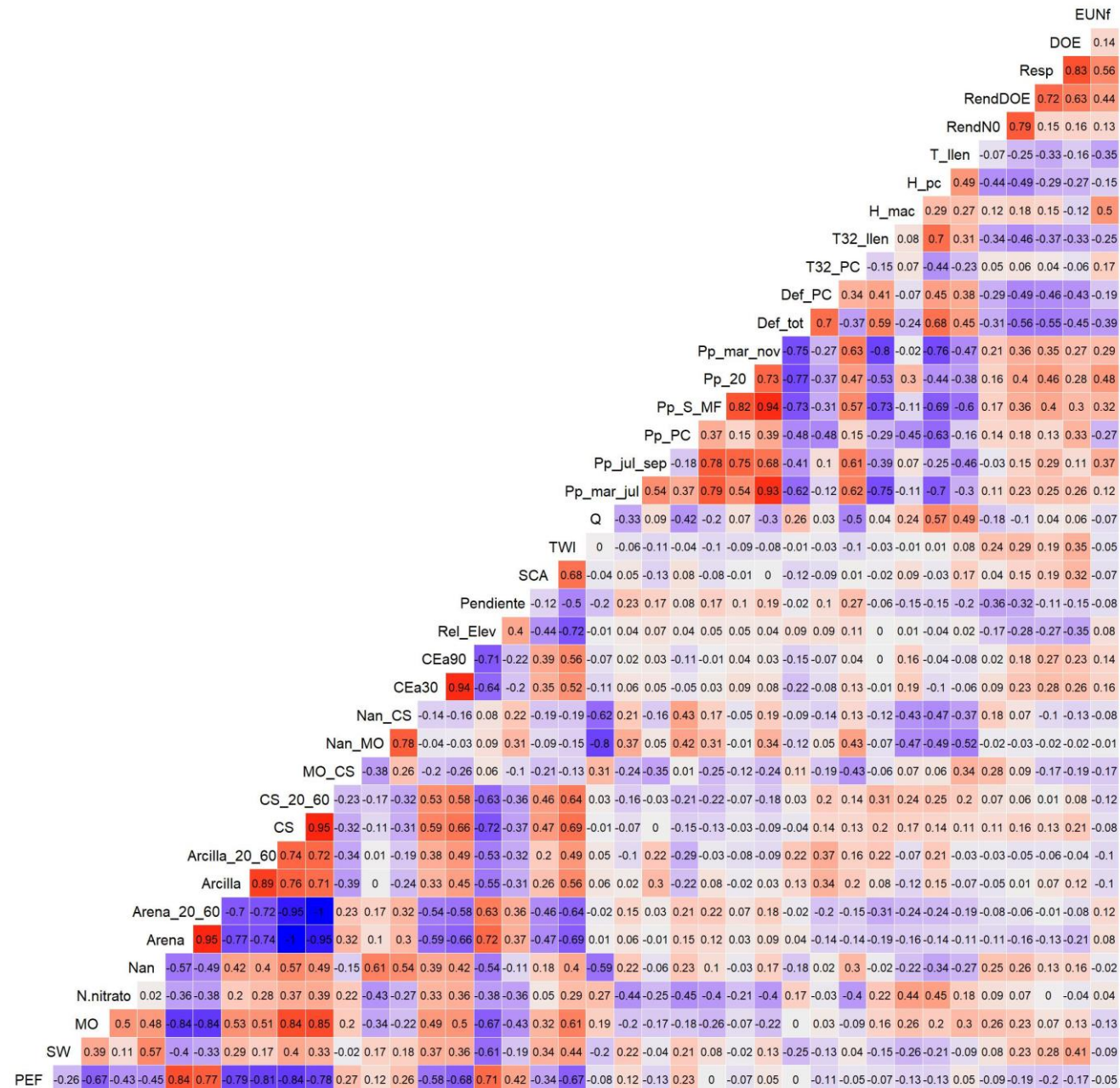


Figura 12. Matriz de correlación de Pearson de las variables explicativas y respuesta en 63 ensayos de N en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. La intensidad de color rojo y azul representa el grado de asociación positiva y negativa, respectivamente.

La topografía se relacionó con distintas propiedades del suelo, fuertemente con la textura. La Rel_Elev presentó una asociación lineal positiva con el contenido de arena e inversa con la arcilla para los distintos estratos del perfil (Figura 12). El patrón es similar al reportado por Puntel et al. (2019) en la misma región, y contrario a otros trabajos que reportaron menor contenido de arcilla en posiciones bajas de la topografía (Prawito, 1996; McGraw et al., 2022), lo que evidencia que la variabilidad de los procesos de pedogénesis es específica de cada región productiva y puede guardar distinta relación con la toposecuencia. La CEa se asoció negativamente con la Rel_Elev y con la arena, y positivamente con la arcilla (Figura 12) en concordancia con otros estudios (Johnson et al., 2003; Mueller, 2003; Peralta et al., 2013). Los sitios en posiciones bajas, estuvieron asociados a relativamente elevados contenidos de arcilla sub-superficial a 20-60 cm (Arcilla_20_60), que a su vez se correlacionó positivamente con la CEa90 (Figura 12), en línea con otros trabajos (Williams y Hoey, 1987; Doolittle et al., 1994; Sudduth et al., 2001; Kitchen et al., 2003). Las posiciones bajas del relieve presentaron mayor TWI, que se asoció positivamente con la CEa y las partículas finas, limo y arcilla (CS; Figura 12). La variabilidad de la CEa en el paisaje podría atribuirse, en parte, a la lixiviación de sales hacia posiciones topográficas más bajas; al flujo capilar de agua y sales del suelo, desde estratos subterráneos del perfil de sitios en posiciones más elevadas hacia suelos superficiales en áreas de laderas bajas; y a la escorrentía superficial, que transporta partículas del suelo hacia posiciones topográficas más bajas (Clay et al., 2001).

La MO, un indicador integrador de aspectos que afectan la productividad del trigo en un sitio (Díaz-Zorita, 1999; Álvarez et al., 2002), varió con la topografía, relacionándose en forma lineal e inversa con la Rel_Elev y con el contenido de arena (Figura 12), similar a lo reportado por otros autores (Kravchenko y Bullock, 2000; Kumhálová et al., 2011; McGraw et al., 2022). A su vez, la MO se asoció de forma lineal y positiva con la CEa, en concordancia con otros trabajos (King et al., 2005; Simón et al., 2013) y el TWI.

El SW presentó una relación lineal negativa con la Rel_Elev y con la arena, similar a lo reportado por Peralta et al. (2013a) para el sudeste bonaerense, y positiva con la CEa (Figura 12), coincidiendo con Kachanoski et al. (1988). Además, se observó una asociación positiva entre SW y el TWI, indicador de humedad potencial (Figura 12). A diferencia de lo esperado, el SW no tuvo un grado de dependencia importante con la Pp_mar_jul (Figura 9 y 12), sugiriendo que las lluvias en general fueron suficientes para

recargar el primer metro, y la variabilidad de SW estuvo principalmente condicionada por la variabilidad del suelo en la capacidad de almacenarla.

El N-nitrato cercano a la siembra del cultivo mostró una relación lineal negativa con la Pp_mar_jul, con mayor variación durante campañas más secas (Figura 9 y 12). Esa es una diferencia importante con otros ambientes, donde no es posible determinar la causa de la variación en el N residual entre campañas o la misma se atribuye a efectos ambientales aleatorios (Onken et al., 1985; Jokela y Randall, 1989). La disminución del N-nitrato con el incremento en la Pp_mar_jul, también se puede explicar cuando las mismas son superiores a la capacidad de almacenaje de los suelos, y los valores más altos provocan un lavado parcial hacia horizontes más profundos del perfil que 60 cm. El N-nitrato presentó, además, una relación positiva con la CEa90 y con la MO, como lo reportado en otros trabajos (Álvarez et al., 2005; Kay et al., 2006; Figura 12). Los valores más elevados de N-nitrato se encontraron en posiciones topográficas bajas del relieve con contenidos de MO superiores a 3%, llegando a un máximo de 110 kg N-nitrato ha⁻¹. Los valores más bajos de N-nitrato se encontraron en sitios de Rel_Elev superior a 1,5 m, con valores de MO en torno a 2%, siendo el mínimo 17 kg N-nitrato ha⁻¹ (Figuras 8 y 9). El N-nitrato no se asoció con el Nan (Figura 12) tal como lo reportado por Reussi Calvo et al. (2013), lo cual puede deberse a que el N-nitrato depende no solamente del Nan sino también del balance entre la mineralización de N del suelo y procesos de pérdidas de N (lixiviación, desnitrificación e inmovilización) que varían según las condiciones meteorológicas interanuales (Genovese et al., 2009; Divito et al., 2011). El Nan presentó una relación negativa con la Rel_Elev y el contenido de arena (Figura 12) y una relación positiva con el contenido de MO (Figura 12), similar a lo reportado por Springob y Kirchmann (2003) en suelos arenosos, explicado por una elevada proporción de carbono orgánico particulado en relación al carbono orgánico total. Contrariamente, Reussi Calvo et al. (2013) en el sudeste bonaerense no encontraron una relación significativa entre el Nan y la MO, probablemente debido a un menor contenido de carbono orgánico particulado en relación al carbono orgánico asociado a minerales (Cozzoli et al., 2010; Divito et al., 2011), para los suelos de textura más fina de esa región. Otros autores han reportado menores contenidos de N potencialmente mineralizable en suelos con elevado contenido de arcilla (Sharifi et al., 2008) a diferencia de lo observado en este trabajo (Figura 9 y 12).

3.4. Relaciones simples entre variables explicativas y respuesta

Para explorar las relaciones entre variables explicativas y las variables respuesta, inicialmente se ajustaron modelos de regresión simple para explicar el RendN0 (Figura 13), el RendDOE (Figura 14), la RespN (Figura 15), la DOE (Figura 16) y la EUNf (Figura 17). Esta aproximación busca resaltar el impacto que tienen algunas variables individuales para explicar la respuesta del trigo en la región, para contribuir a entender, luego, modelos más complejos que con mayor robustez pueden ser utilizados para predecirla.

Aunque muchos autores sugieren que la variabilidad temporal de los rendimientos en trigo es aleatoria e impredecible (Lamb et al., 1997; Tumusiime et al., 2011; Dhital y Raun 2016), en este trabajo se encontraron relaciones significativas simples entre el RendN0 y algunas variables explicativas (Figura 13). La Pp_mar_jul fue la variable que mejor explicó el RendN0 ($r^2 = 0,40$) de manera cuadrática. En las campañas 2015 y 2022, la de mayor y menor Pp_mar_jul, respectivamente, en general se observaron los menores RendN0 (Figura 13). Estos resultados pueden interpretarse a través de mayores pérdidas de N del sistema en campañas con precipitaciones abundantes y a limitantes para el crecimiento asociadas al déficit hídrico en años con precipitaciones insuficientes, casi independientemente del estado nutricional. En este sentido, el RendN0 mostró una relación lineal negativa con el Def_tot ($r^2 = 0,39$; Figura 13). Álvarez et al., (2002) reportaron que en años húmedos los mayores rendimientos de trigo se asociaron a propiedades químicas del suelo como el N orgánico total, y en años secos los rendimientos se asociaron con la capacidad de almacenaje hídrico del suelo y el carbono orgánico total.

Algunos estudios asociaron la heterogeneidad de rendimientos a nivel intra-lote con la variabilidad espacial de la topografía (Kravchenko y Bullock, 2000; Tremblay et al., 2012; Martinez-Feria y Basso, 2020). En nuestro trabajo, la Rel_Elev explicó el 28 % de la variación del RendN0 de manera cuadrática (Figura 13), con los menores rendimientos hacia posiciones topográficas más elevadas, en línea con lo reportado en la zona para el cultivo de maíz (Girón, 2019). Este resultado podría explicarse por una menor disponibilidad hídrica debido al incremento del escurrimiento superficial y una menor influencia de napa en sitios de mayor elevación (Nosetto et al., 2009; Florio et al., 2015; Mercau et al., 2016) para el abastecimiento de agua del trigo por capilaridad desde la zona saturada (Kang et al., 2001; Ayars et al., 2006). Los sitios de posiciones intermedias se comportaron como los escenarios más favorables para el crecimiento del cultivo (Figura 13). Por su parte, el RendN0 disminuyó hacia sitios de posiciones

topográficas bajas, probablemente asociado a un incremento de las pérdidas de N por desnitrificación (Johnson II et al., 2022), independientemente del mayor contenido de MO de esos sitios. Otros trabajos en zonas húmedas también han presentado resultados similares, encontrando una mayor magnitud de pérdidas de N del suelo en posiciones deprimidas del paisaje (Kay 2006; Ruffo et al. 2006).

El RendN0 mostró una relación cuadrática con la MO (Figura 13), probablemente por la protección que ejercen las CS sobre la mineralización de la MO, independientemente del nivel de la misma (Weil y Brady, 2017), es decir, mayores valores de MO no implican necesariamente mayor potencial mineralizable de N. Girón (2019), observó en campañas húmedas en maíz, que el RendN0 disminuyó a medida que aumentó el contenido de MO y disminuyó el agua disponible y la elevación del terreno. Sin embargo, cabe mencionar que, si se omite la campaña 2022 del set de datos, se observa una tendencia lineal positiva para la relación cuando los valores de MO son inferiores a 4%, probablemente por el incremento aproximado del RendN0 hasta ese umbral, asociado a una mayor capacidad de almacenaje de agua del suelo y mineralización de N. Por su parte, el RendN0 presentó una relación lineal positiva con la MO_CS (Figura 13), que indicaría una mayor oferta de agua y N para una misma textura, que inciden positivamente sobre el crecimiento del cultivo y en consecuencia el rendimiento (Oberle y Keeney, 1990; Sogbedji et al., 2001; Picone, 2015).

Las variables más utilizadas para diagnosticar la oferta de N, N-nitrato y Nan, presentaron bajos niveles de explicación del RendN0 (Figura 13). Esto contrasta con una mayor explicación observada en el sudeste bonaerense (Reussi Calvo et al., 2013), que podría deberse a una mayor variabilidad espacial (especialmente por el gradiente textural) y temporal en este estudio. La relación Nan_MO, como indicador del grado de oferta de N potencial para un nivel dado de productividad, presentó una relación cuadrática con el RendN0 (Figura 13), sin una explicación agronómica evidente.

A diferencia del RendN0, que se asoció con variables que modulan la limitación nitrogenada, la variación de RendDOE se asoció con variables que condicionan el rendimiento potencial en seco. El RendDOE presentó una relación cuadrática con la Rel_Elev que explicó el 21% de la variación (Figura 14), similar a lo observado por Girón (2019) para la zona en el cultivo de maíz. En el sudeste bonaerense, en cambio, la mayor productividad se asoció con posiciones en el relieve más bajas, mientras que las de menor productividad presentaron posiciones más altas, con menor PEF (Peralta et al., 2015). Pagani et al., (2022) observaron una relación negativa entre el rendimiento del trigo y la

elevación en el centro oeste bonaerense, en particular en las campañas hídricamente más restrictivas, resultado que se invirtió en las campañas con excesos hídricos, donde (a partir de cierto rango) los rendimientos tendieron a disminuir a medida que disminuyó la elevación del terreno. Nasetto et al. (2009) y Mercau et al. (2016) obtuvieron resultados similares en años húmedos, atribuyéndolos al anegamiento y anoxia del sistema radical. El RendDOE presentó una relación cuadrática con la CEa30 ($r^2 = 0,25$; Figura 14), en línea con lo observado por Kitchen et al. (2003), identificándose los mayores valores de RendDOE promedio alrededor de 15 mS m^{-1} . Existen trabajos que asociaron valores muy bajos de CEa a suelos más arenosos de bajo contenido de MO y menor retención hídrica y por lo tanto menor productividad (Lund et al., 1999; Sudduth et al., (2003). Por otro lado, Peralta et al., (2015) observaron relaciones negativas entre el rendimiento y la CEa debido a la profundidad del suelo y presencia de un manto petrocálcico o rocoso. Link et al. (2008) reportaron mayor RendDOE asociado a una mayor disponibilidad hídrica al aumentar la proporción de CS y también ante el incremento en la PEF. El RendDOE presentó una relación cuadrática con la Pp_mar_jul (Figura 12 y 14), probablemente porque años de excesos resultan en el encharcamiento del suelo, relacionado con anoxia del sistema radical, y condiciones predisponentes de una mayor incidencia de enfermedades que penalizan el rendimiento (Annone 2001; Álvarez y Grigera, 2005; Basso et al., 2012; de San Celedonio, 2014; Ploschuk et al., 2020). El RendDOE se relacionó lineal y negativamente con el Def_tot, el Def_PC y la T32_llen (Figura 14), coincidiendo con resultados de otros autores en el sudeste bonaerense (Calviño y Sadras, 2002). Gran parte de la variación en los rendimientos se asoció positivamente con la disponibilidad hídrica y su dinámica (Figura 12 y 14), tal como indicaron Mulla y Schepers (1997). Los años muy secos limitan el rendimiento independientemente de la disponibilidad de N (Figuras 9 y 13). Algunos trabajos indicaron una elevada capacidad predictiva de SW y el rendimiento potencial del cultivo (Micucci y Álvarez, 2003; Fontanetto, 2004; Natali, 2005). En nuestro estudio el RendDOE presentó una asociación lineal directa débil con SW (Figura 12), que explicó el 22% de la variabilidad, probablemente porque, como se mencionó, la variabilidad de SW no está generada por mayor o menor recarga del perfil. En nuestro trabajo, valores de SW superiores a 250 mm presentaron un RendDOE mínimo de 3000 kg ha^{-1} y cuando fueron inferiores a 150 mm un máximo de 6500 kg ha^{-1} (Figura 14). También, cabe destacar que el RendDOE presentó una asociación lineal negativa con H_PC (Figura 12).

La campaña de mayor RendDOE fue 2021 con 6823 kg de trigo ha⁻¹ promedio (34% superior al promedio de los ensayos), valor similar a lo reportado por Ventimiglia (2021), que se caracterizó por un bajo Def_tot y sin excesos de Pp_PC, una primavera con temperaturas promedio diarias bajas, sin H_PC y con pocos eventos T32_PC y T32_llen. La campaña de menor RendDOE fue 2022 con un promedio de 3130 kg de trigo ha⁻¹ (38% inferior al promedio de todos los ensayos), promedio similar a lo reportado por la AER INTA 9 de Julio (Torrens Baudrix y Luceri, 2023), que presentó las precipitaciones más escasas de todas las campañas de este trabajo, el mayor Def_tot, escasas Pp_PC, eventos de heladas y elevada T_llen (Figuras 9 y 11).

El año 2013 presentó bajas Pp_PC y abundantes en llenado de granos (53 y 136 mm, respectivamente), y el año 2016 suficientes en PC y escasas en llenado (150 y 58 mm, respectivamente) por lo tanto compensaron en términos relativos el déficit hídrico que no afectó drásticamente el rendimiento del cultivo. Si bien la campaña 2015 fue la de mayor Pp_mar_nov, no fue la de mayores rendimientos, indicando que otro factor distinto de las precipitaciones y el N, fue limitante (Figuras 9 y 11). Existen evidencias que indican una disminución más pronunciada del rendimiento del trigo en campañas secas ante dosis de N elevadas en periodos vegetativos, debido al agotamiento anticipado del agua en el suelo por un elevado vigor del cultivo en las etapas iniciales, que acentúa eventualmente el estrés hídrico durante la definición del rendimiento (Angus y van Herwaarden, 2001; Debaeke y Aboudrare, 2004; Passioura, 2006).

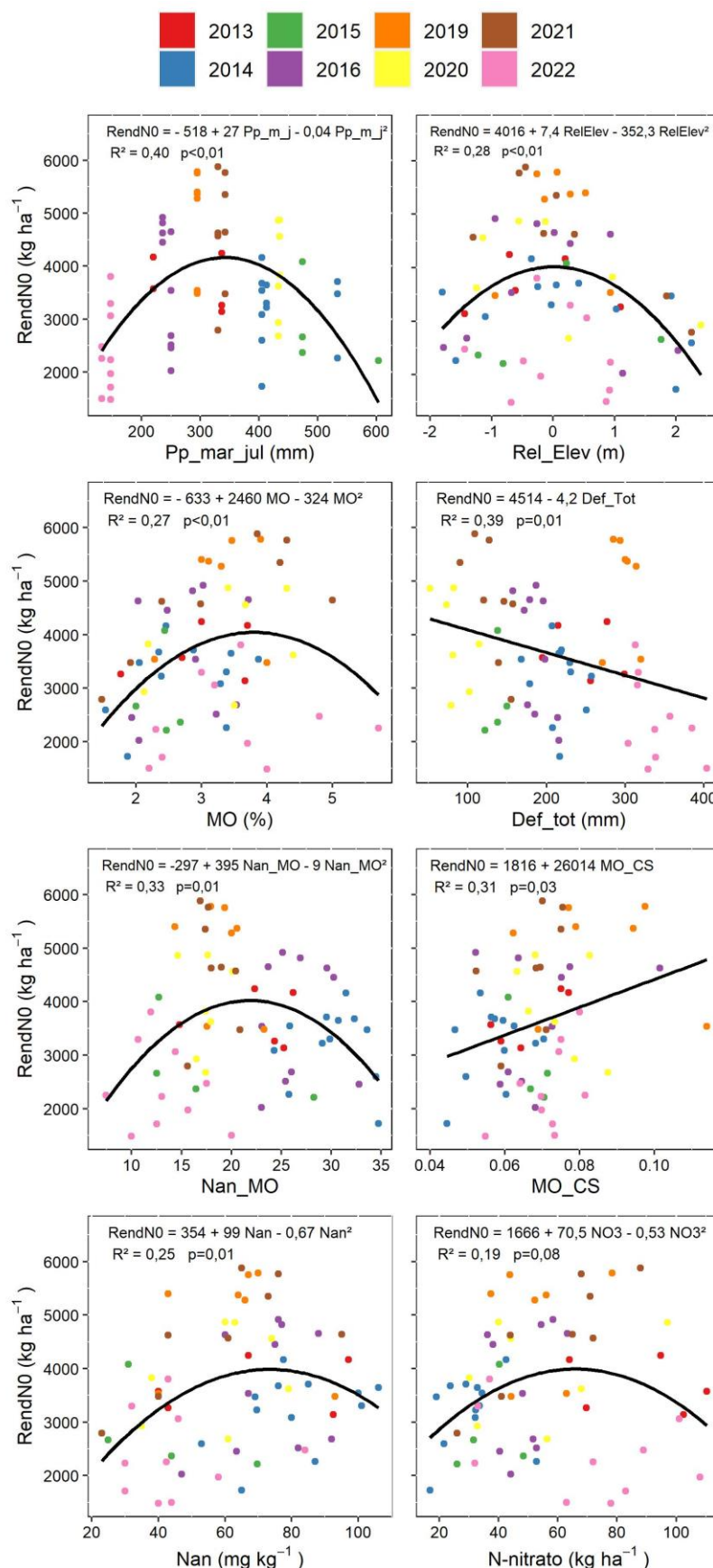


Figura 13. Relaciones de variables explicativas simples, las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la elevación relativa (Rel_elev), la materia orgánica (MO), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), el Nan en relación a la MO (Nan_MO), la MO en relación a partículas finas del suelo (MO_CS) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con el rendimiento sin nitrógeno (RendN0) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

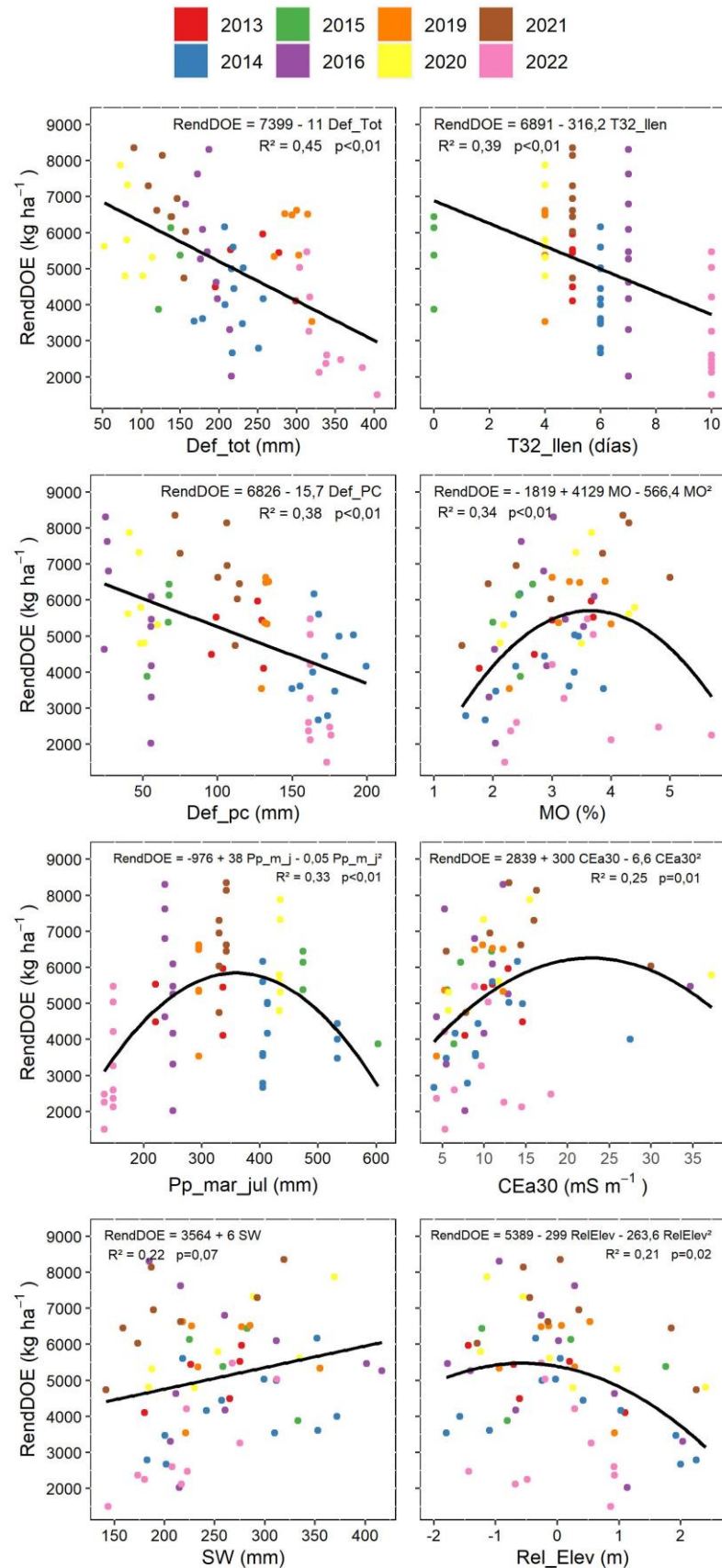


Figura 14. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la cantidad de días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la materia orgánica (MO), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la elevación relativa (Rel_elev) con el rendimiento a la dosis óptima económica (RendDOE) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

Aunque existen trabajos que sugieren incertidumbre y aleatoriedad en la variabilidad espacial y temporal de la RespN en trigo y otros cultivos (Pan et al., 1997; Raun et al., 2011; Arnall et al., 2013), en este estudio se encontraron buenos niveles de explicación de la misma. La diferencia de RespN entre la campaña más húmeda (2015) con respecto a la campaña más seca (2022) fue en promedio 1876 kg de trigo ha⁻¹ (2,5 veces superior, a favor de la primera (Figura 11). La variabilidad espacial de la RespN fue baja e independiente de la textura en años húmedos (Pp_mar_nov >700 mm), con un promedio de 2628 kg trigo ha⁻¹. En cambio, en campañas secas (Pp_mar_nov <500 mm), los sitios de textura fina (<50% arena) y sin limitantes a la PEF, presentaron una RespN en torno a 2000 kg de trigo ha⁻¹, mientras que no hubo RespN en sitios de textura gruesa (>70% arena; Figuras 11 y 15), en concordancia con lo observado por Shahandeh et al. (2011) y Puntel et al., (2019). La campaña 2022 presentó la mayor variabilidad espacial de la RespN (CV = 1,3%), con un marcado contraste entre sitios de muy baja disponibilidad hídrica, sin RespN, y sitios de mayor disponibilidad hídrica con mayor RespN, en posiciones topográficas bajas de suelo profundo, elevada capacidad de almacenaje de agua y bien provistos de MO (Figura 11). Estos resultados concuerdan en tendencia con trabajos de maíz en EEUU (Kyveryga et al., 2009) y el centro oeste bonaerense (Puntel, 2019) que evidencian la necesidad de disponer de metodologías de recomendación que integren variabilidad espacial y temporal en forma conjunta, debido a la importancia de ambas fuentes de variación.

El contenido de arena a 20 cm fue la variable simple que mejor explicó la RespN al momento de fertilización en forma cuadrática (Figura 15). La RespN presentó una relación lineal positiva con la CEa30, distinto a lo observado en ensayos de maíz en la zona (Puntel y Pagani, 2013). Durante campañas de precipitaciones muy abundantes, se encontró una relación positiva entre la RespN en maíz y el contenido de arcilla 0-20 cm en el noroeste bonaesense (Giron, 2019). Esta relación podría explicarse por mayores pérdidas de N en las áreas dentro de los lotes de texturas más finas, donde el RendN0 disminuyó proporcionalmente más que el RendDOE, incrementando la RespN. Dicho comportamiento general también fue observado en este trabajo, excepto en algunos sitios de la campaña 2022 donde la severidad del estrés hídrico afectó muy negativamente los rendimientos en las zonas de mayor concentración de arcilla y menor PEF (Figuras 11 y 15). La RespN presentó una relación lineal positiva con SW (Figura 15) similar a otros autores (Batchelor et al. 2002).

El N-nitrato y Nan no se relacionaron significativamente con la RespN (Figura 15), probablemente debido a la dispersión asociada a diversas fuentes de variación espacio-temporal contrastantes entre sitios. Álvarez et al., (2003) indicaron mayores niveles de RespN con baja disponibilidad de N del suelo en el norte bonaerense. Bundy y Malone (1988) demostraron que la disponibilidad de N-nitrato influenció la RespN en maíz mediante una relación negativa. En cambio, Girón (2019) no observó una relación significativa para el oeste bonaerense. Por su parte, Reussi Calvo et al. (2015) reportaron una relación negativa de la RespN con Nan en el sudeste bonaerense.

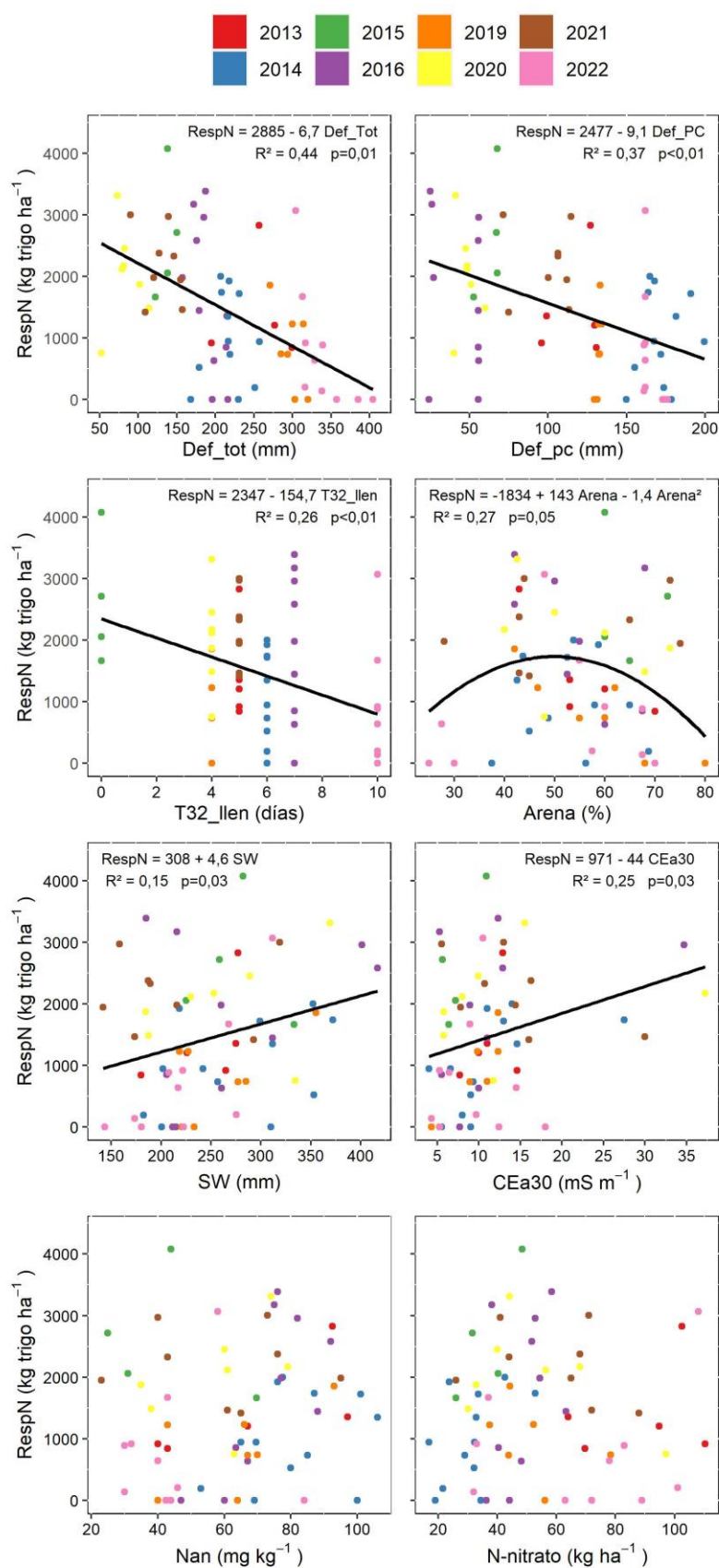


Figura 15. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la cantidad de días con temperatura máxima superior a 32°C en llenado de granos (T32_llen), el contenido de arena del suelo 0-20 cm (Arena), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada ($RespN$) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

La DOE presentó una relación cuadrática con el contenido de arena, y lineal positiva con el SW, disminuyendo hacia posiciones topográficas de mayor Rel_Elev y menor TWI (Figura 16). También, la DOE presentó una relación negativa con el Def_PC (Figura 16), lo que evidencia la importancia de variables indicadoras de disponibilidad hídrica en la explicación del nivel óptimo de fertilización, de la misma forma que indicaron Gregoret et al. (2006) para el cultivo de maíz en suelos Haplustoles Típicos en Manfredi, provincia de Córdoba, y Girón (2019) en Hapludoles del noroeste bonaerense.

El N-nitrato y el Nan no se relacionaron significativamente con la DOE (Figura 16). Existen trabajos que indican que el N-nitrato no fue un predictor simple de la DOE en maíz (Vanotti y Bundy, 1994a,b; Lory y Scharf, 2003; Sawyer et al., 2006) sobre todo en regiones húmedas o de pluviometría muy variable. Por el contrario, Morris et al. (2018) indicaron que los métodos de diagnóstico basados en la disponibilidad de N inorgánico al momento de la siembra en regiones húmedas son suficientemente consistentes para predecir la fertilización nitrogenada.

Aunque hay trabajos que indican una relación inversa entre EUNf y la disponibilidad de N del suelo (Álvarez et al., 2003; Steinbach, 2005) y otros destacan la importancia de considerar al Nan para incrementar la eficiencia de la fertilización en la zona (Zubillaga et al., 2011), la EUNf no tuvo en este estudio una asociación simple con Nan y N-nitrato (Figura 17). La MO y SW tampoco presentaron relación con la EUNf (Figura 17). Contrariamente, la EUNf presentó una relación lineal negativa con el Def_tot (Figura 17), siendo la campaña 2021 la de mayor EUNf promedio con 29 kg trigo kg N⁻¹ y Def_tot promedio de 130 mm. La campaña 2022, que presentó 340 mm de Def_tot promedio, fue la de menor EUNf con 7,1 kg trigo kg N⁻¹ (Figuras 11 y 17). El Def_PC presentó una relación cuadrática con la EUNf, que en promedio fue bajo en la campaña 2016, y elevado en 2014 y 2022 (Figura 17).

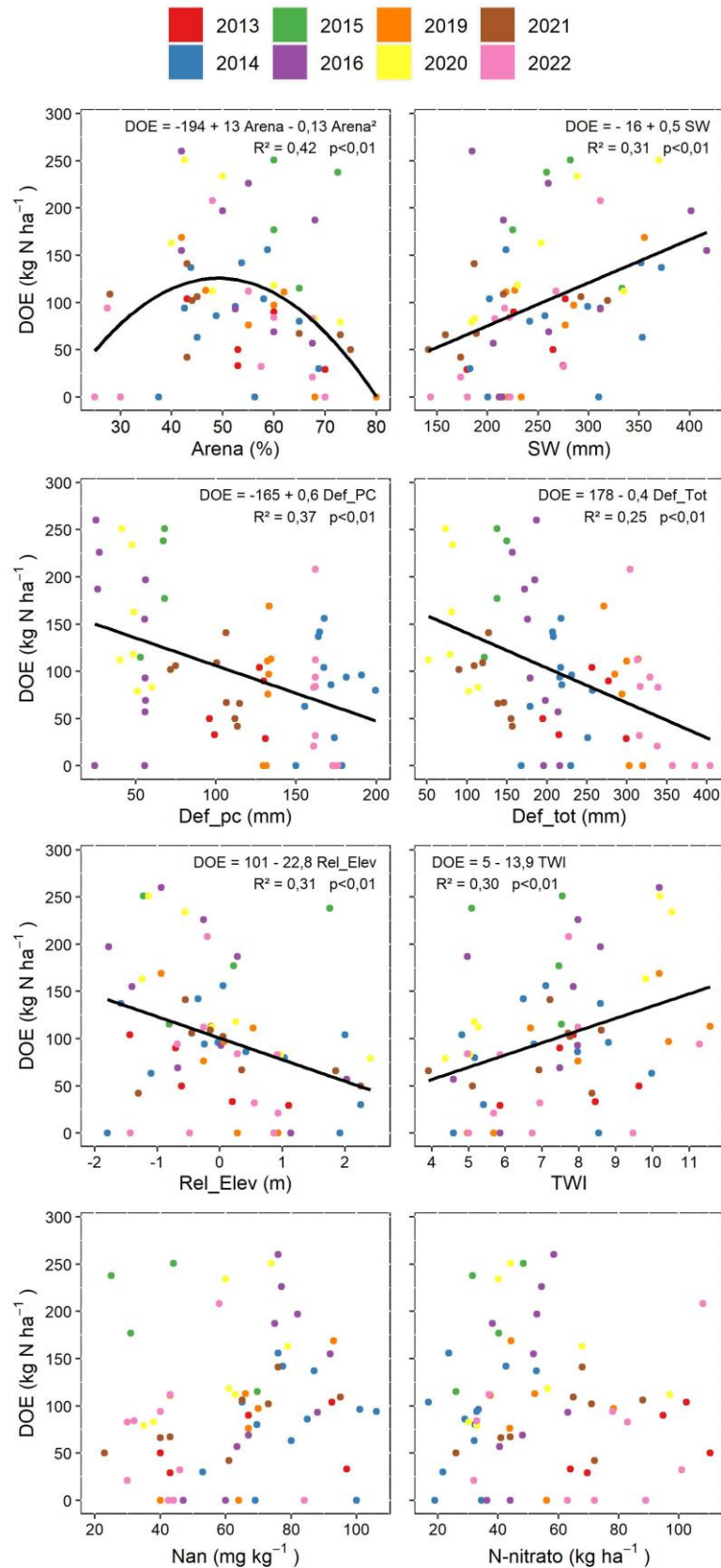


Figura 16. Relaciones de variables explicativas simples, el contenido de arena del suelo 0-20 cm (Arena), el agua inicial 0-100 cm (SW), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la elevación relativa (Rel_elev), el índice topográfico de humedad (TWI), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato) con la dosis óptima económica (DOE) de nitrógeno de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

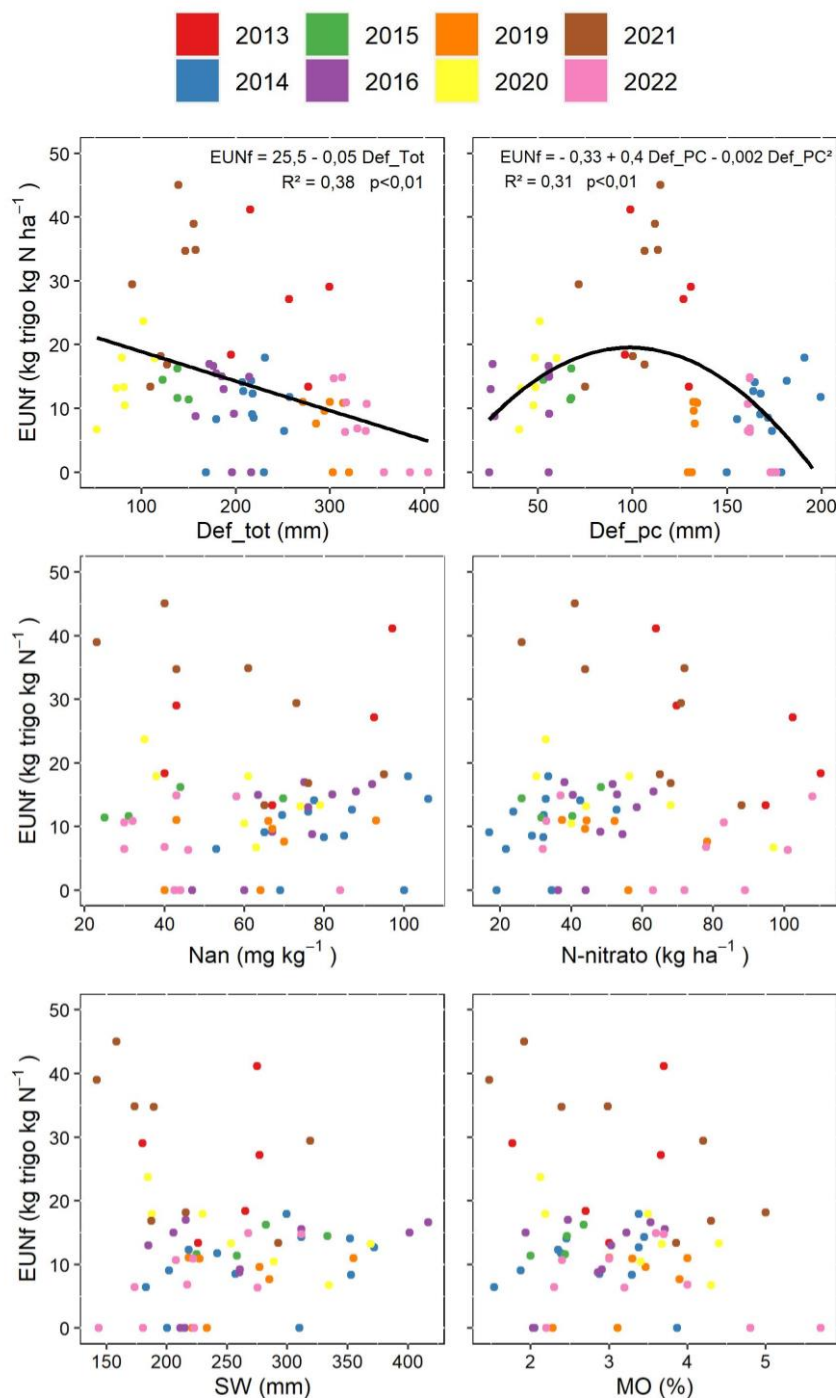


Figura 17. Relaciones de variables explicativas simples, el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la materia orgánica (MO) con la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

3.5. Relaciones entre variables respuesta del rendimiento a la fertilización con N

Se evaluó la relación entre la DOE y RendN0 como indicador parcial de la oferta de N del suelo, RendDOE como indicador de la demanda de N del trigo, la RespN como

factor integrador de la oferta y demanda de N en forma conjunta, y la EUNf (Figura 18). Aunque en cereales es frecuente no observar relación entre DOE y RendDOE, debido a la variabilidad ambiental de las pérdidas de N y la absorción del cultivo (Sawyer et al., 2006; Walsh et al., 2022; Thorburn et al., 2024), en este estudio el RendDOE explicó casi el 50% de la variación observada en DOE mediante una relación lineal positiva. En cambio, la DOE no se relacionó con el RendN0, en concordancia con otros trabajos en maíz y trigo (Dhital y Raun, 2016, Walsh et al., 2022) y distinto a Puntel et al. (2019) quienes indicaron una explicación del 21% de la variabilidad de la DOE en relación al RendN0 para el cultivo de maíz. Algunos autores han indicado que el nivel de rendimiento en cereales y la RespN son independientes entre sí (Raun et al., 2011; Arnall et al., 2013). Sin embargo, la RespN, que integra RendN0 y RendDOE, fue la variable simple con mayor capacidad explicativa (>70%) sobre la DOE, tal como lo observado en otros trabajos para maíz (Lory y Scharf, 2003; Puntel et al., 2019). Estos resultados evidencian la necesidad de caracterizar e implementar indicadores que expliquen tanto, la demanda de N del cultivo, como la oferta de N por parte del suelo, para elaborar recomendaciones de fertilización nitrogenada.

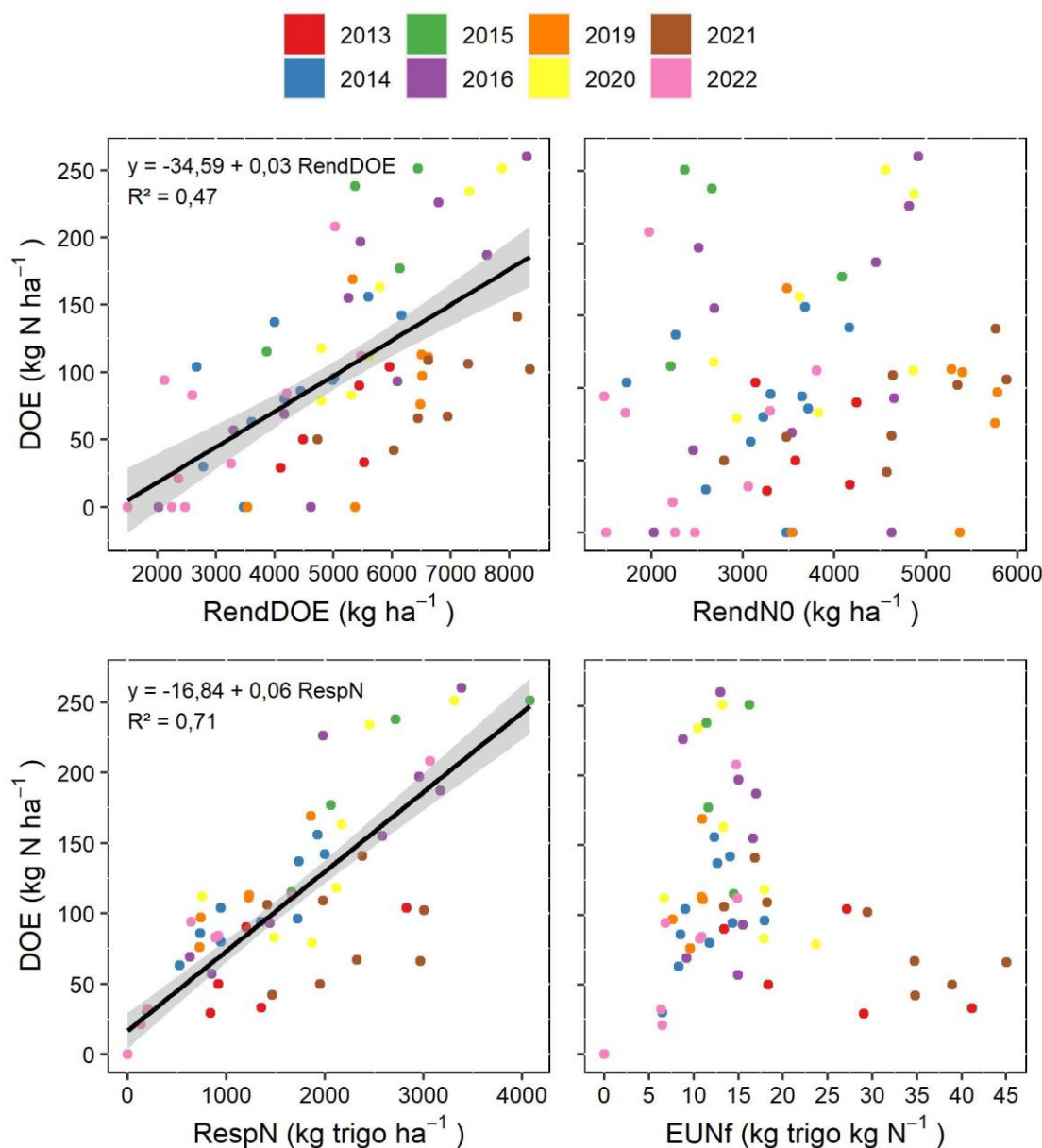


Figura 18. Relación del rendimiento testigo sin nitrógeno (RendN0), el rendimiento a la DOE (RendDOE), la respuesta óptima económica a nitrógeno (RespN) y la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) con la dosis óptima económica (DOE) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

Algunos sitios de la campaña 2015, la de mayores precipitaciones y con bajos niveles de N-nitrato, presentaron elevada RespN y DOE, con baja EUNf (Figuras 9 y 11). Estos resultados contrastan con los de Onken et al. (1985) quienes indicaron que la EUNf se maximizó cuando el N residual fue mínimo, probablemente porque si bien el trigo no presentó limitación hídrica, se observaron mayores pérdidas de N del suelo a causa de una mayor Pp₂₀ (datos no mostrados). Del mismo modo que en 2015, ciertos sitios de la campaña 2016 con niveles de N-nitrato más elevados, y mayor Def_{tot}, presentaron

una elevada RespN y DOE, con baja EUNf (Figuras 9 y 11). Hawkesford (2012) indicó que es esperable una disminución de la EUNf con el incremento de la DOE. En este sentido, Walsh et al. (2022) reportaron una menor EUNf a mayor DOE, debido a una desproporción entre el incremento de rendimiento y cada unidad de fertilizante aplicado, asociado a que se destinó el N absorbido para incrementar el contenido de proteína del trigo en vez del nivel de rendimiento en grano. Por su parte, Mohammed et al. (2013) observaron mayores niveles de proteína a menores rendimientos en trigo, por lo que sugirieron contemplar la EUNf en relación a la acumulación de proteínas y no únicamente al rendimiento del cultivo.

En la campaña 2021, que fue la de mayores RendDOE, se observó una RespN elevada con baja DOE, evidenciando una muy alta EUNf, resultado asociado a condiciones meteorológicas muy favorables para el crecimiento del cultivo. En 2013, el N-nitrato fue elevado, pero no así el RendDOE, debido a una menor Pp_mar_nov y a un elevado nivel de Def_tot (Figuras 11 y 18), acorde con lo observado por otros autores (Dobermann, 2005; Walsh y Walsh, 2020; Walsh et al., 2022). La distribución de las precipitaciones durante la campaña es un factor importante (Asseng et al., 2001): una campaña con lluvias suficientes para el crecimiento del trigo, pero con baja frecuencia de eventos de precipitaciones elevadas (> 20 mm) disminuye las pérdidas de N (Davis et al., 2000; Rimski-Korsakov et al., 2004), resultando en RendN0 más elevados que reducen la RespN y la DOE comparado con campañas de alta frecuencia (Sogbedji et al., 2001; Puntel et al., 2019) como sucedió en nuestro estudio (Figura 11).

3.6. Modelos de regresión lineal múltiple

Para construir modelos predictivos de la respuesta al N en trigo, en cada variable respuesta (RendN0, RendDOE, RespN, DOE y EUNf) se exploró, en primer término, mediante MLM, la combinación más potente de variables explicativas estáticas y las dinámicas medibles previo a la fertilización nitrogenada. La regresión múltiple tiene una serie de requisitos: linealidad (la relación entre las variables debe ser lineal), normalidad y homocedasticidad de los residuos (las diferencias entre los valores observados y los predichos por el modelo deben seguir una distribución normal con varianzas iguales a lo largo de todos los valores de las variables), equilibrio entre número de casos y variables (se requieren al menos 20 observaciones por cada variable incluida en el modelo), ausencia de colinealidad (se debe evitar introducir en el modelo variables independientes interrelacionadas) y control de valores fuera de rango (las observaciones con valores

atípicos distorsionan los modelos; Ochoa Sangrador et al., 2023). A pesar de estas restricciones, que pueden limitar marcadamente la utilidad de esta herramienta cuando se emplean bases de datos y relaciones complejas, el objetivo en este trabajo fue comparar su desempeño en relación a metodologías más sencillas de predicción, como la regresión lineal simple, y métodos más sofisticados, como los árboles de decisión. En la Tabla 3 se reportan los MLM realizados para cada una de las variables respuesta que resultaron “ganadores” de la selección por “stepwise” y de mejor subgrupo, basados en menor valor de Cp Mallows, con menor RMSE y mayor R^2 ajustado.

Tabla 3. Modelos de regresión lineal múltiple para el rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE), el rendimiento del testigo sin nitrógeno (RendN0), la respuesta óptima económica a la fertilización con nitrógeno (RespN), la dosis óptima económica de nitrógeno (DOE) y la eficiencia de uso de nitrógeno del fertilizante (EUNf) en función de variables explicativas estáticas y dinámicas disponibles al momento de fertilización de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcelas de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense. Los distintos modelos incluyeron combinaciones de variables explicativas como la materia orgánica 0-20 cm (MO), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan), la MO en relación a partículas finas del suelo (MO_CS), el Nan en relación a partículas finas del suelo (Nan_CS), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la pendiente del terreno (Pendiente), el agua inicial 0-100 cm (SW), el índice topográfico de humedad (TWI), la profundidad efectiva del suelo (PEF) y la elevación relativa (Rel_elev). El número de observaciones fue 63 en todos los casos.

Modelo de regresión	R^2	p valor
$\text{RendN0} = 1001 + 19 N_{an} + 32709 \text{ MO_CS} - 649,7 \text{ Pendiente} + 2,6 \text{ Pp_mar_jul} - 4,5 \text{ SW}$	0,35	<0,01
$\text{RendDOE} = 11144 + 4,6 \text{ Pp_mar_jul} - 832,3 \text{ Pendiente} - 211 \text{ Arcilla_20_60} - 31 \text{ PEF}$	0,38	<0,01
$\text{RespN} = 5859 + 2,5 \text{ Pp_mar_jul} - 26 \text{ PEF} - 141 \text{ Arcilla_20_60}$	0,41	<0,01
$\text{DOE} = -1,3 + 0,14 \text{ Pp_mar_jul} + 11,8 \text{ TWI} + 0,3 \text{ SW} - 4,2 \text{ Arcilla_20_60} - 36,5 N_{an_CS}$	0,48	<0,01
$\text{EUNf} = 56 + 2,9 \text{ Rel_Elev} + 0,4 \text{ CEa30} - 0,9 \text{ Arcilla_20_60} - 0,2 \text{ PEF} - 2,9 \text{ MO}$	0,25	0,05

El MLM del RendN0 presentó una explicación del 35% de la variabilidad mediante la combinación de distintas variables relacionadas con la oferta de N del suelo y demanda de N del trigo. El Nan, que en forma simple no presentó relación con el RendN0 (Figura 13), incidió positivamente y explicó parte de la variabilidad al ser combinada con otras variables (Tabla 3). La MO_CS incrementó el RendN0, posiblemente relacionado con una mayor mineralización potencial de N. La Pendiente disminuyó el RendN0, probablemente asociado al incremento del escurrimiento superficial, y la Pp_mar_jul lo incrementó en 2,6 kg de trigo $\text{ha}^{-1} \text{ mm}$. El SW disminuyó el RendN0 a razón de 4,5 kg trigo $\text{ha}^{-1} \text{ mm}$, que podría explicarse por un incremento en las pérdidas de N del suelo (Tabla 3). En el sudeste bonaerense, Reussi Calvo et al. (2013)

indicaron la combinación de N-nitrato y Nan como variables significativas para explicar el RendN0. En el centro oeste bonaerense, Puntel et al. (2019) reportaron un MLM para predecir el RendN0 a la siembra del cultivo de maíz que incluyó las variables Rel_Elev, SCA, N-nitrato, el nivel de la napa freática, SW y el agua disponible como porcentaje de la capacidad de campo. En lotes de trigo con antecesor girasol y labranza convencional del noreste de La Pampa y oeste de Bs. As., Díaz-Zorita et al. (1999) reportaron que, en años secos, la MO y la capacidad de retención hídrica fueron la combinación de variables que mejor explicaron el RendN0 por relacionarse con la disponibilidad de agua para el cultivo, mientras que, en años húmedos, la disponibilidad de N fue la variable de mayor explicación del RendN0.

El MLM de RendDOE presentó una explicación del 38% de la variabilidad, principalmente debido a variables relacionadas con disponibilidad hídrica y la demanda de N (Tabla 3). La Pp_mar_jul incrementó el RendDOE 4,6 kg de trigo ha⁻¹ mm. Incrementos en la Pendiente y el contenido de Arcilla_20_60 disminuyeron el RendDOE, probablemente debido a una disminución de la disponibilidad hídrica. La PEF tuvo un comportamiento contrario a lo que se reporta en el sur de Buenos Aires (Sadras y Calviño, 2001), ya que aumentos de la variable disminuyeron el RendDOE. Posiblemente, esto se deba a que los sitios de mayor PEF son aquellos en las posiciones elevadas en la topografía, que tienen otras características que limitan su productividad (Tabla 3) y, a que en algunos casos un menor valor de la variable PEF no constituye en este estudio una limitación tan fuerte a la exploración radical, como ocurre con la tosca y la piedra en el sur de Buenos Aires (Peralta et al., 2015). Bono y Álvarez (2009) explicaron el 48% de la variabilidad del rendimiento del trigo en el oeste arenoso, mediante el uso de humedad a la siembra, N orgánico, N del suelo + fertilizante, la profundidad del suelo, la textura del suelo y el sistema de labranza. En el centro oeste bonaerense, Puntel et al. (2019) reportaron el uso de Rel_elev, SCA, precipitaciones acumuladas en barbecho, agua inicial a 60 cm, el volumen de rastrojo del cultivo antecesor y la PEF para predecir el 55% de la variabilidad del RendDOE de maíz. Videla Menesegue et al. (2021) explicaron el 64% de la variabilidad de rendimientos del trigo en la Pampa Interior con SW, el nivel de napa freática, Pp_PC y durante el ciclo del cultivo (junio-noviembre).

El MLM de RespN explicó el 41% de la variabilidad (Tabla 3). La RespN se incrementó con la Pp_mar_jul, resultado que puede interpretarse mediante dos razones: por un lado, una mayor demanda de N del cultivo ante condiciones hídricas más favorables y por otro, a un incremento en la magnitud de pérdidas de N del sistema ante

excesos hídricos. La RespN disminuyó con el aumento de la PEF, probablemente relacionado a sitios en posiciones más elevadas del relieve y textura más gruesa, con menor retención hídrica. También, la RespN disminuyó con el incremento del contenido de Arcilla_20_60, probablemente relacionado con limitantes a la exploración radical y absorción de agua y nutrientes (Tabla 3). En línea con estos resultados, Peralta et al. (2015) reportaron menor RespN en sitios de bajas precipitaciones y suelos someros respecto a suelos profundos. En el sudeste bonaerense, Reussi Calvo et al. (2013) explicaron el 58% de la variabilidad de la RespN en trigo mediante un MLM que incluyó RendN0, Nan y precipitaciones julio-diciembre.

El MLM de DOE explicó el 48% de la variabilidad (Tabla 3). La DOE presentó una relación positiva con la Pp_mar_jul y el SW, indicadoras de disponibilidad hídrica, y negativa con Nan_CS, índice directamente asociado con la oferta potencial de N del suelo. Se observó una relación positiva de la DOE con el TWI, indicador estático de humedad potencial del suelo, y negativa con el contenido de Arcilla_20_60, posiblemente por limitantes a la exploración radical (Tabla 3). En ensayos de maíz en el centro oeste bonaerense, Puntel et al. (2019) también reportaron un MLM que explicó el 48% de la variabilidad de la DOE y que incluyó curvatura, N-nitrato, agua del suelo a 20-60 cm como porcentaje de la capacidad de campo, eventos de precipitación superiores a 20 mm en barbecho, PEF y cantidad de rastrojo del cultivo previo. Girón et al. (2019) indicaron que la arcilla y la elevación fueron las variables de mayor explicación de la DOE en maíz.

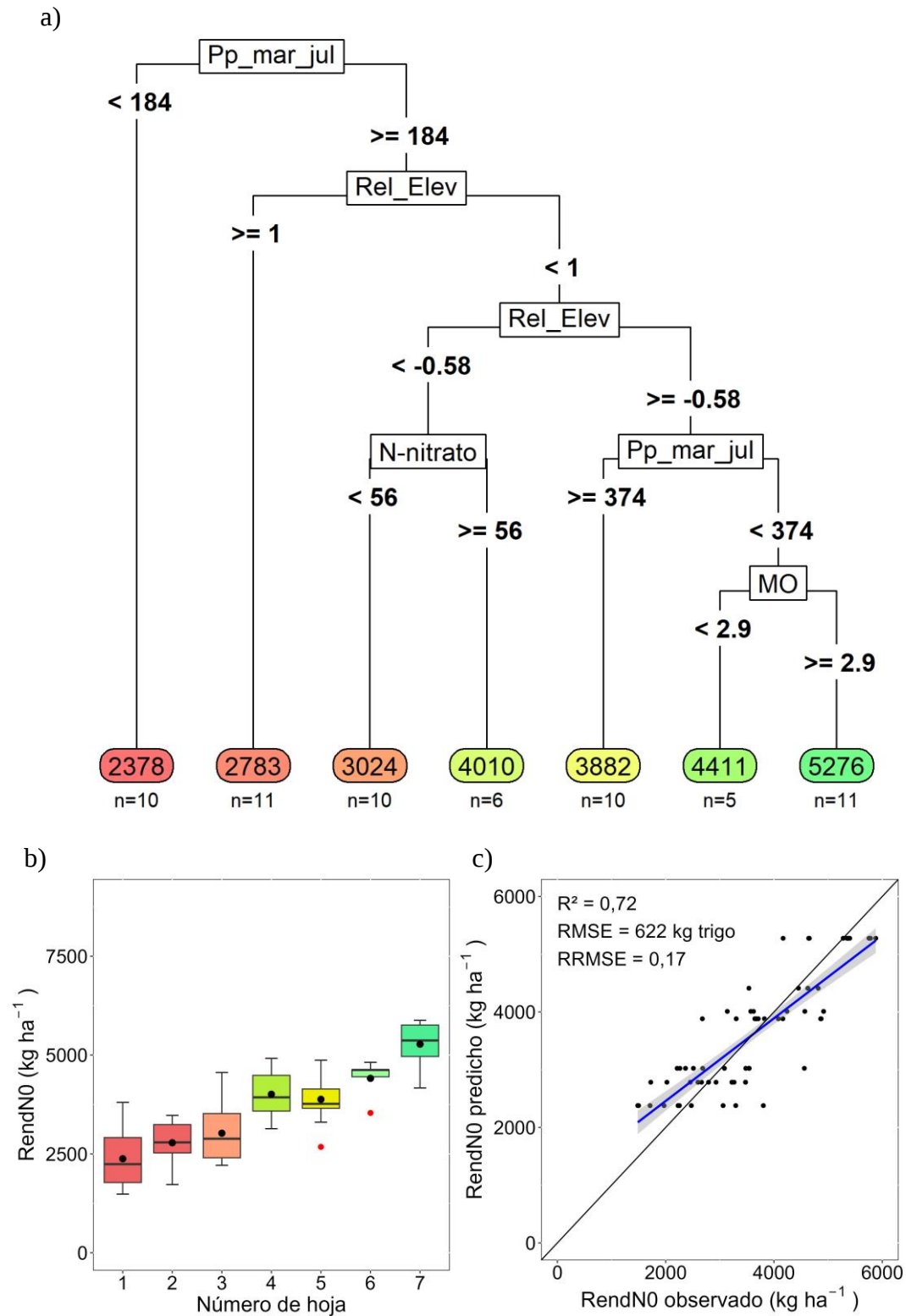
El MLM de EUNf explicó el 25 % de la variabilidad (Tabla 3). La EUNf aumentó hacia posiciones topográficas de mayor Rel_Elev y se asoció negativamente con la Arcilla_20_60 (Tabla 3), posiblemente asociado a mayores pérdidas de N por desnitrificación, debido a una menor macroporosidad en suelos de textura fina respecto de gruesa, que aumenta la frecuencia de días con baja aireación (Knowles, 1981; Corre et al., 1996; Sigler et al. 2022). Por su parte, el incremento del contenido de MO disminuyó la EUNf (Tabla 3), probablemente por mayor utilización de N del suelo proveniente de mineralización, en concordancia con otros autores (Ladha et al., 2005; Ravier et al., 2017; Yin et al., 2020; Hegedus et al., 2023). Sin embargo, la EUNf se incrementó con el aumento de la CEa30, contradictorio respecto a la asociación con textura del suelo (Figura 12), y disminuyó a medida que aumentó la PEF, que podría estar relacionado a un incremento de pérdidas por lixiviación.

3.7. Árboles de decisión para la respuesta al nitrógeno en trigo

Los análisis de regresión múltiple, presentados en la sección previa, asumen relaciones lineales entre las variables respuesta y las predictoras, lo que constituye la principal limitación de estas herramientas para predecir relaciones complejas. La no linealidad de la respuesta del rendimiento al agua y al N (Gastal et al., 2015) y de los procesos biológicos asociados a la temperatura (Amarasekare y Savage, 2012), también generan que el resultado de las interacciones entre el agua, el N y la temperatura, dependan del rango ambiental explorado (Cossani y Sadras, 2021). Adicionalmente, la dificultad para incorporar las interacciones entre variables en este tipo de modelos lineales es una causa de la escasa capacidad de explicación. Los árboles de decisión que se presentan en esta sección son robustos a estos problemas (ver materiales y métodos). En esta sección solo se presentan los árboles AF, realizados con variables cuyos valores, sin otro procesamiento, pueden ser utilizados para desarrollar una herramienta de prescripción zonal de la fertilización nitrogenada. Los árboles AC, que explican la variabilidad de la respuesta a nitrógeno, se presentan en el Anexo.

3.7.1. Árbol de decisión para RendN0

El árbol de decisión para el RendN0 presentó un desempeño satisfactorio ($r^2 = 0,72$) con RMSE de 622 kg de trigo ha^{-1} y RRMSE de 0,17 (Figura 19). En la figura se presenta i) el árbol con sus ramificaciones, ii) un gráfico de cajas que describe la variabilidad de observaciones de cada hoja terminal de las distintas ramas de decisión (en orden de izquierda a derecha del árbol) y, iii) un gráfico con la relación entre los valores observados y los predichos por el modelo. El desempeño logrado es similar al que se informa en otros trabajos comparables (Ahmed et al., 2007; Thorp et al., 2008; Liu et al., 2011; Yang et al., 2014; Puntel et al., 2016).



La Pp_mar_jul fue la variable que más contribuyó en explicar el RendN0, seguido de la Rel_Elev en interacción con variables como la MO y el N-nitrato, principalmente asociadas con la oferta de N del suelo. Sitios con menor Pp_mar_jul (<184 mm) y en posiciones topográficas elevadas (Rel_Elev > 1 m) presentaron los menores RendN0. Una restricción hídrica frecuentemente más severa y, una baja oferta de N del suelo, podrían explicar esa separación. En los sitios con menor Rel_Elev (<-0,58 m) de mayor disponibilidad hídrica, un mayor nivel de N-nitrato (>56 kg N ha⁻¹) incrementó el RendN0. En posiciones del relieve intermedias, años muy húmedos (Pp_mar_jul >374 mm) resultaron en menor RendN0, atribuible al incremento de pérdidas de N del suelo y al efecto intrínseco del exceso hídrico sobre el crecimiento del cultivo. En situaciones sin limitación hídrica ni excesos evidentes, el RendN0 se incrementó a mayor nivel de MO (>2,9%), posiblemente por una mayor contribución de la mineralización a la nutrición del cultivo (Figura 19). Trabajos de maíz en la zona, también observaron incrementos del RendN0 con mayores contenidos de MO, relacionado al aporte de N por mineralización (Puntel y Pagani, 2013; Girón, 2019).

3.7.2. Árbol de decisión para RendDOE

El árbol de decisión de RendDOE presentó un RMSE de 1039 kg trigo ha⁻¹ ($r^2 = 0,61$) y un RRMSE de 0,20 (Figura 20). Ese desempeño, levemente inferior al del RendN0, es similar al obtenido para maíz en la zona (Puntel et al., 2016).

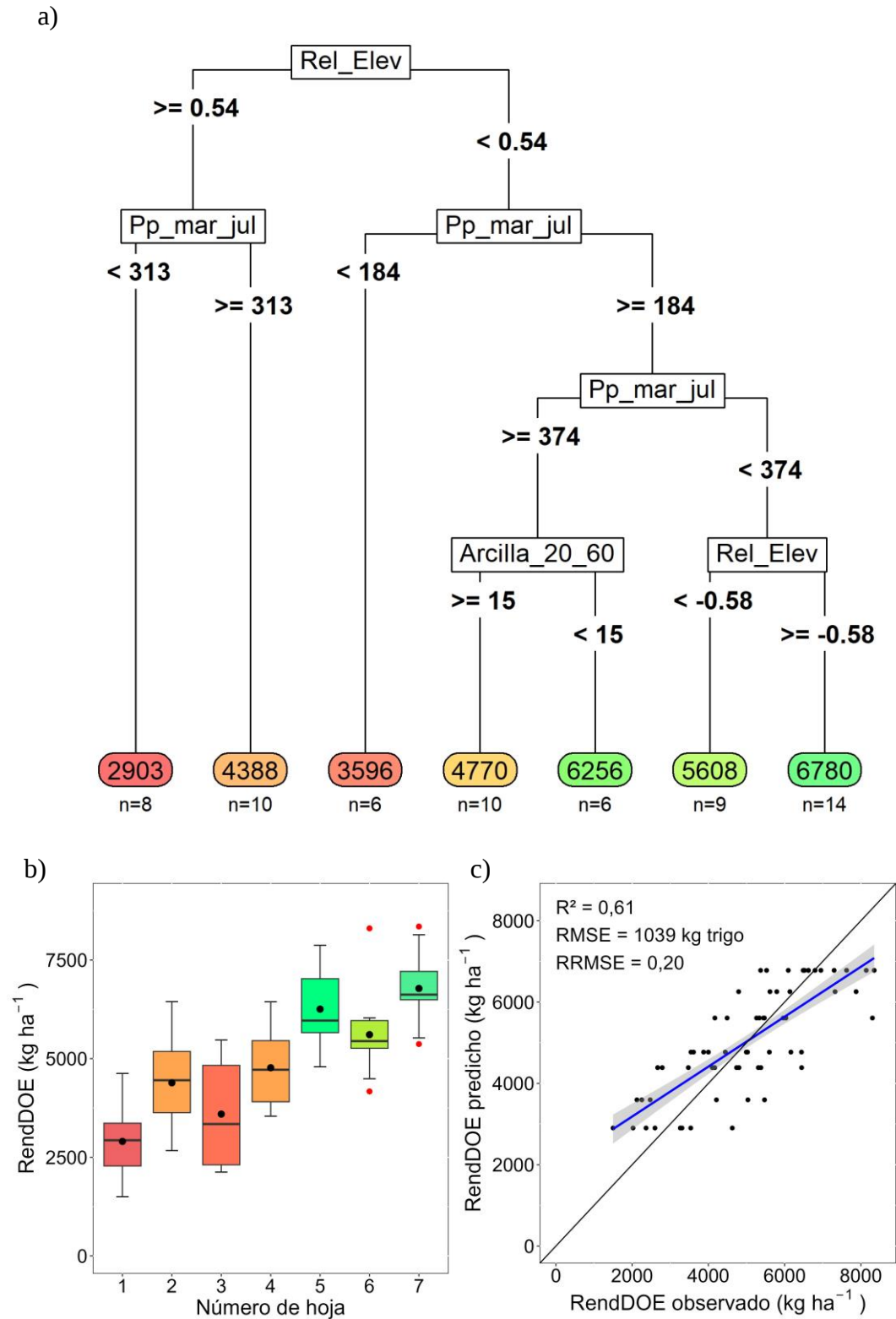


Figura 20. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para el rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE; a) que incluye como variables explicativas a las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), la elevación relativa (Rel_elev) y el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

La topografía, mediante la Rel_Elev, fue la variable más importante para explicar el RendDOE, siendo los sitios más elevados los que frecuentemente tuvieron menor RendDOE. Otros trabajos también han reportado una influencia importante de la elevación del terreno sobre la performance del cultivo (Colvin et al., 1997; Sudduth et al., 1997; Ruffo et al., 2006). La Pp_mar_jul fue la segunda variable en orden de importancia para predecir el RendDOE. En sitios de posiciones topográficas elevadas ($>0,54\text{m}$) y baja Pp_mar_jul ($<313\text{ mm}$), se observaron los menores RendDOE. Cuando la Pp_mar_jul fue muy baja ($<184\text{ mm}$), posiciones topográficas intermedias y bajas ($<0,54\text{m}$), también limitaron el RendDOE (Figura 20). La recarga del perfil, posiblemente más abajo que el primer metro medido en SW, y tal vez el ascenso de la napa, podrían explicar un aumento del RendDOE. Es importante destacar que en sitios con abundante Pp_mar_jul ($\geq 374\text{ mm}$) y elevado contenido de Arcilla_20_60 ($>15\%$) se observó menor RendDOE que en aquellos de textura más gruesa. Esa combinación de precipitaciones y posibles impedancias en el perfil para infiltración, o el uso de agua en profundidad, pueden generar anegamientos que penalizan la productividad del cultivo (Nosseto et al., 2009). La presencia de impedancias físicas asociada a una menor PEF, aún no siendo un impedimento tan fuerte, pueden restringir el normal crecimiento del cultivo (McConnaughay y Bazzaz, 1991; Passioura y Stirzaker, 1993). Otros sitios con Pp_mar_jul suficiente (de 184 a 374 mm), presentaron los mayores RendDOE en posiciones topográficas intermedias (Rel_Elev desde $-0,58\text{m}$ hasta $0,54\text{m}$) y disminuyeron hacia posiciones inferiores (Figura 20).

3.7.3. Árbol de decisión para RespN

El modelo de decisión de RespN presentó un RMSE de $754\text{ kg trigo ha}^{-1}$ ($r^2 = 0,47$) y RRMSE de 0,52 (Figura 21). Aunque este desempeño tiene un nivel de error alto para apoyar decisiones, los agrupamientos en esta variable de respuesta, que integra los factores que modulan el RendN0 y el RendDOE, sugieren aspectos relevantes en la decisión.

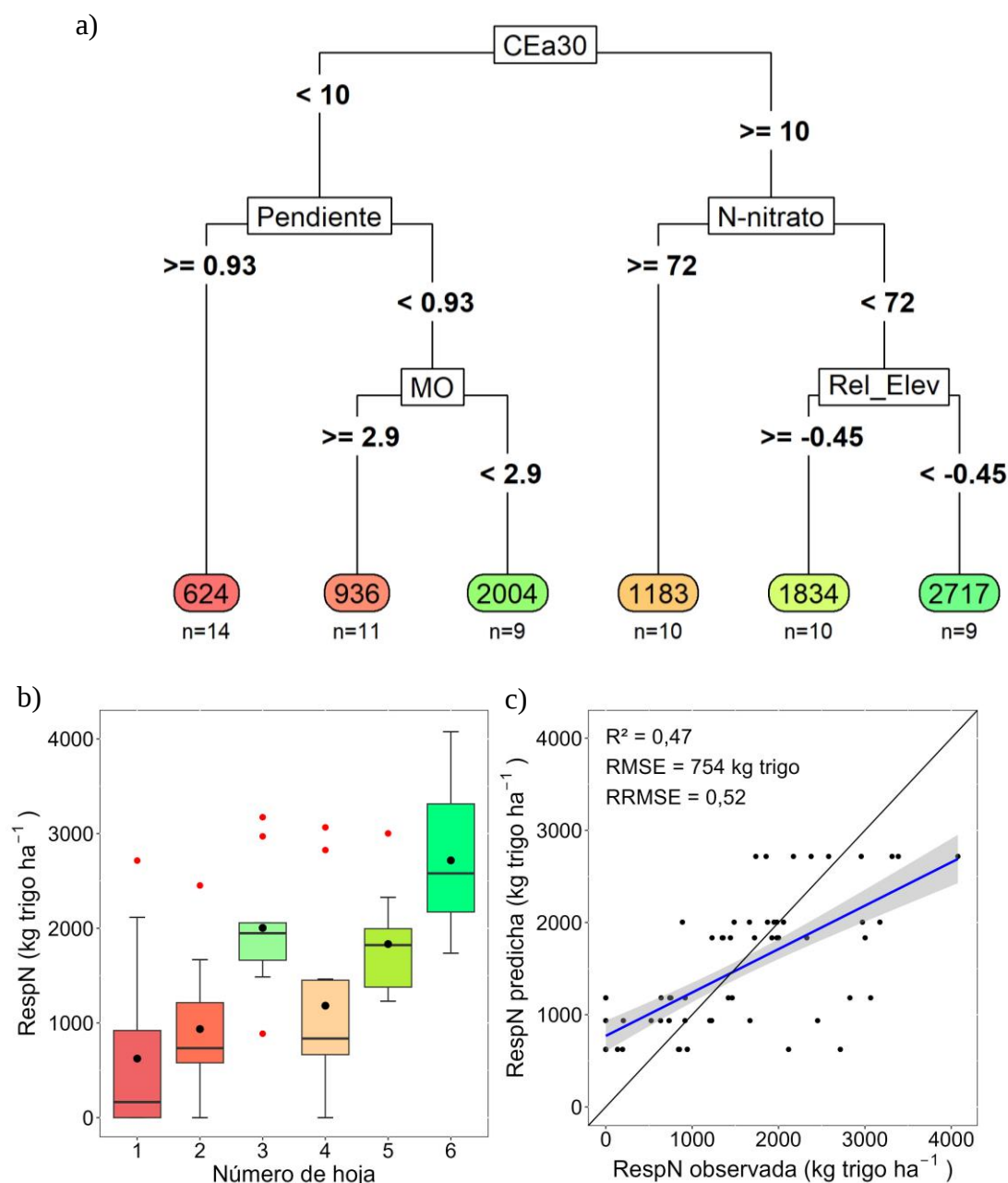


Figura 21. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN; a) que incluye como variables explicativas a la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la pendiente del terreno (Pendiente), el contenido de nitrógeno como nitrato a 60 cm (N-nitrato), la elevación relativa (Rel_elev) y la materia orgánica (MO); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

Para RespN, la CEa30 fue la variable con mayor capacidad de predicción. En sitios con CEa30 inferior a 10 mS m^{-1} , la RespN predicha disminuyó a mayor nivel de Pendiente y MO. Los sitios de mayor CEa30, menores niveles de N-nitrato y posiciones topográficas del relieve más bajas, incrementaron la RespN. El modelo evidenció que situaciones de texturas más gruesas, con menor capacidad de almacenaje de agua, de

mayor escurrimiento superficial y mayores niveles de oferta actual o potencial de N del suelo presentaron menor RespN (Figura 21). Estos resultados concuerdan con ensayos del sudeste de Buenos Aires (González Montaner et al. 1991) que indicaron baja o nula RespN con disponibilidad hídrica inferior a 75% de la capacidad de campo y mayor probabilidad de RespN cuando el N-nitrato fue inferior a 69 kg ha^{-1} . En ensayos de maíz, Tremblay et al. (2012) reportaron mayor RespN en sitios con suelos de texturas finas de diversas localidades de Estados Unidos, México y Canadá. Por su parte, Varsa et al. (2003) y Ruffo et al. (2006) en Illinois, Estados Unidos, observaron mayor RespN en maíz en zonas dentro de lotes de producción de menor drenaje y por lo tanto más propensas a sufrir pérdidas de N por desnitrificación.

3.7.4. Árbol de decisión para DOE

El árbol de decisión para DOE que predijo el 51% de la variabilidad, con un RMSE de 49 kg N ha^{-1} y RRMSE de 0,49 (Figura 22). La magnitud del error supera lo aceptable para tomar una decisión, un error del 50% en la magnitud de la dosis tiene un bajo valor predictivo. Sin embargo, para maíz en el medio-oeste de EEUU también se obtuvo un desempeño comparable, una explicación del 39% de la variabilidad de la DOE y un error de 53 kg N ha^{-1} (Ransom et al., 2023). Al igual que con la RespN, en los agrupamientos de la DOE surgen aspectos relevantes para decidir.

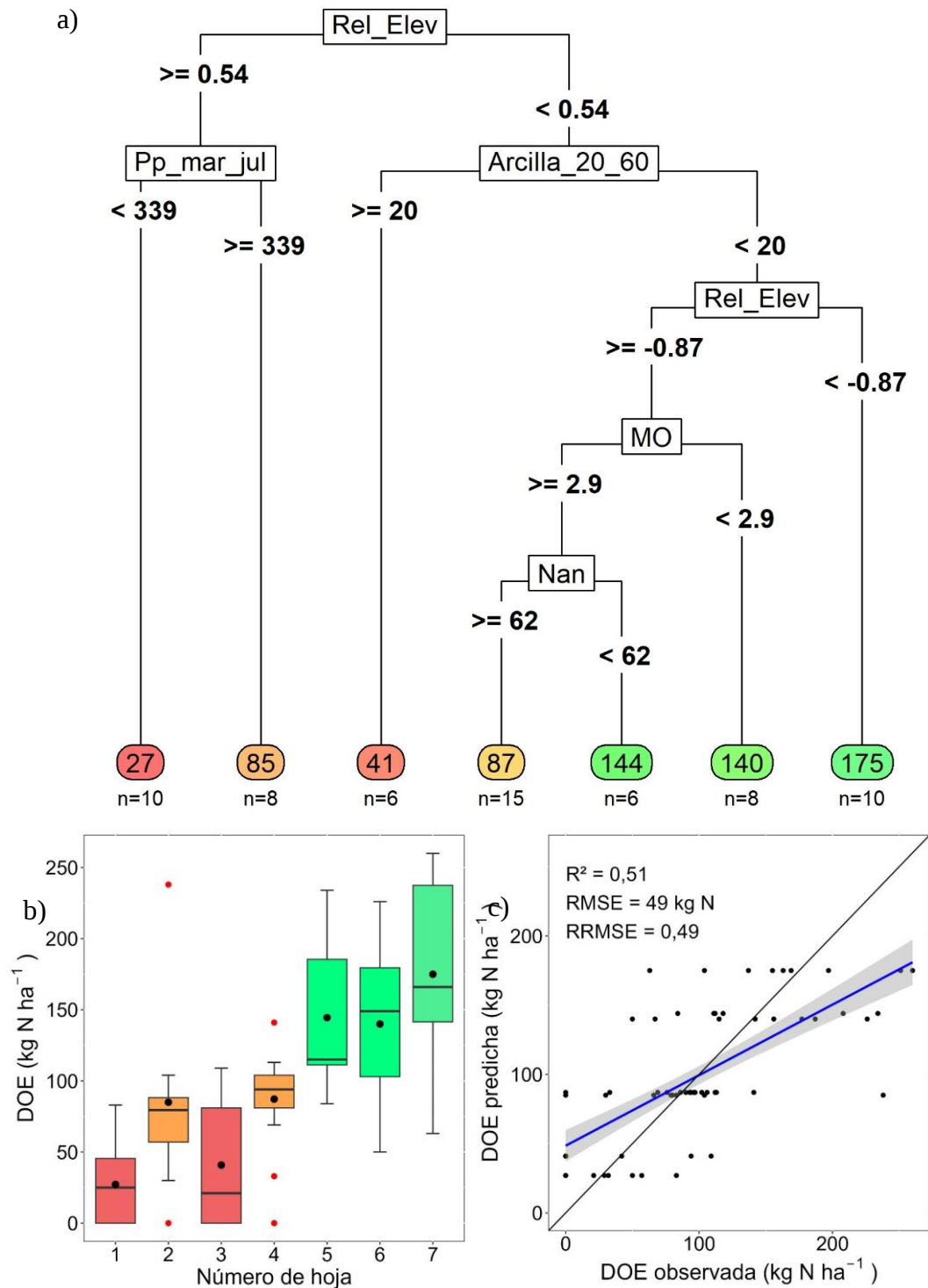


Figura 22. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la dosis óptima económica (DOE; a) que incluye como variables explicativas a la elevación relativa (Rel_elev), las precipitaciones acumuladas en el período marzo-julio (Pp_mar_jul), el contenido de arcilla del suelo 20-60 cm (Arcilla_20_60), la materia orgánica (MO) y el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

La variable de mayor importancia para explicar la DOE fue la Rel_Elev. La DOE disminuyó hacia posiciones topográficas más elevadas (Rel_Elev >0,54 m) y en sitios de

menor Pp_mar_jul. También la DOE fue baja en sitios con elevado contenido de Arcilla_20_60 (>20%), que pueden limitar la exploración radical y disponibilidad hídrica (Sadras y Calviño, 2001; Peralta et al., 2015). Los sitios de menor Rel_Elev (<-0,87m) y contenido de Arcilla_20_60 (<20%), fueron los de mayor DOE predicha. Posiciones topográficas intermedias dependieron del nivel de MO y Nan como indicadores de la oferta de N del suelo (Figura 22). Jaynes et al. (2011), trabajando en una región húmeda de EEUU, en campañas con niveles de precipitación promedio, observaron mayor DOE en zonas de mayor elevación dentro de un lote que en las zonas más deprimidas y atribuyeron este comportamiento al menor aporte de N edáfico. Sin embargo, estos autores reportaron también un comportamiento inverso en una campaña con precipitaciones por encima del promedio y sugirieron que las mayores DOE, en las zonas más deprimidas, podrían deberse a procesos de pérdidas de N. En un estudio realizado en Córdoba, en años con precipitaciones mayores al promedio histórico, la DOE en maíz fue superior en posiciones elevadas de la topografía y menor en sitios bajos (Bongiovanni, 2002). Por el contrario, en años secos esta relación se invirtió drásticamente siendo conveniente fertilizar solamente en las zonas de menor elevación. Según Girón (2019), en ensayos de maíz de campañas húmedas del oeste bonaerense, la DOE fue mayor en las áreas con presencia de horizonte thapto que en las áreas de suelo profundo. En este sentido, Varsa et al. (2003) y Ruffo et al. (2006), también observaron mayor DOE en zonas de menor drenaje y por lo tanto más propensas a sufrir pérdidas de N por desnitrificación. Por su parte, Basso et al. (2011) indicaron que la DOE varió en función de las precipitaciones acumuladas, la distribución durante el barbecho y la estación de crecimiento del trigo.

3.7.5. Árbol de decisión para EUNf

El árbol de decisión para EUNf presentó una bondad de ajuste del 44%, con un RMSE de 7,5 kg trigo kg N⁻¹ y RRMSE de 0,55 (Figura 23). Al igual que con la RespN y la DOE, el error en la predicción de la EUNf no es aceptable para toma de decisiones, pero los agrupamientos ponen en evidencia algunos elementos para decidir.

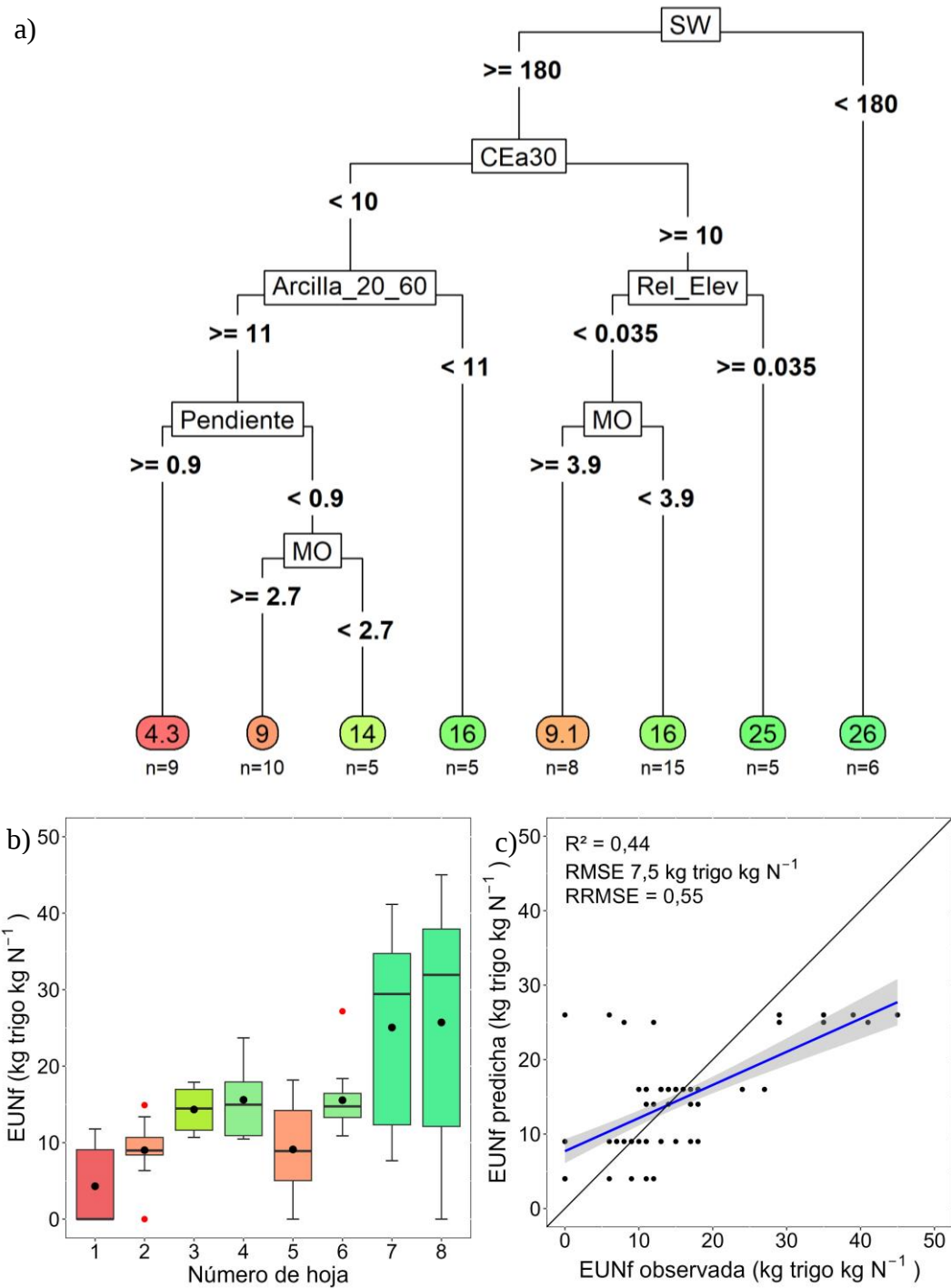


Figura 23. Árbol de decisión al momento de fertilización (AF) para la eficiencia en el uso del nitrógeno del fertilizante (EUNf; a) que incluye como variables explicativas a el agua inicial 0-100 cm (SW), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), la elevación relativa (Rel_elev), la pendiente del terreno (Pendiente) y la materia orgánica (MO); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

La variable de mayor capacidad predictiva de la EUNf fue el SW. Las posiciones más bajas en el relieve, de mayor SW y MO, presentaron menor EUNf, posiblemente asociado a pérdidas de N en zonas más húmedas o a la mayor oferta de N del suelo por mineralización. En línea con estos resultados, otros autores indicaron una disminución de la EUNf y aumento de la variabilidad a medida que se incrementó la disponibilidad de N del suelo (de Wit, 1992; Calviño et al., 2002; Dobermann, 2007), mientras que Barbieri et al. (2008) y Velasco et al. (2012) reportaron mayores niveles de EUNf en sitios sin limitantes ni excesos hídricos. Por su parte, el incremento del contenido de Arcilla_20_60 y la Pendiente disminuyeron la EUNf, resultado probablemente asociado a pérdidas de N debido a anegamiento y un mayor escurrimiento superficial, en concordancia con otros autores (Fiez et al., 1995). Los procesos implicados en la EUN presentan un elevado grado de incertidumbre en su predicción y son gobernados por cambios en el ambiente y prácticas de manejo (Di y Cameron, 2016; Raun et al., 2019). Para un mismo nivel de DOE, es posible observar distintas EUNf si el aporte de N del suelo varía. Por otro lado, una proporción de la variabilidad de la EUNf podría ser explicada debido a la variación en el contenido de proteína en grano dependiente del genotipo (Gastal, 2015), así como también del arreglo espacial del cultivo (Ciampitti y Vyn, 2012; Barbieri et al., 2008), la fecha de siembra (Gambin et al., 2016; Maltese et al., 2021) o la interacción con la disponibilidad de otros nutrientes (Briat et al., 2020), factores no contemplados en este estudio.

3.8. Comparación de los distintos modelos de predicción de las variables respuesta

Para evaluar en qué medida la complejidad de los métodos utilizados mejoró la capacidad explicativa y predictiva la respuesta a la fertilización nitrogenada en trigo, se comparó el desempeño de los distintos modelos (Tabla 4). En cuanto a los modelos lineales simples, la Pp_mar_jul presentó la mayor capacidad de explicación del RendN0 en forma cuadrática ($r^2 = 0,40$). La Rel_Elev fue la segunda variable en orden de importancia para explicar el RendN0 ($r^2 = 0,28$), similar a lo indicado por Puntel et al. (2019) para el cultivo de maíz en la región. El Def_tot resultó ser la variable simple que mejor explicó el RendDOE ($r^2 = 0,45$), la RespN ($r^2 = 0,44$) y la EUNf ($r^2 = 0,38$), mediante una relación lineal negativa en todos los casos (Tabla 4). Por su parte, se observó que la MO explicó el 34% de la variabilidad del RendDOE mediante una relación cuadrática, mientras que el contenido de arena a 20 cm se presentó como otra variable

simple de importancia para predecir la RespN ($r^2 = 0,27$). En lo que respecta a la DOE, la variable simple con mayor capacidad de explicación fue la arena a 20 cm, mediante relación cuadrática ($r^2 = 0,42$). Otras variables también resultaron importantes, como la CEa30 ($r^2 = 0,33$), SW ($r^2 = 0,31$) y el TWI ($r^2 = 0,30$), probablemente por incidir sobre la disponibilidad de agua (Van Ittersum et al., 2003), la dinámica del N y el rendimiento (Kravchenko y Bullock, 2000; Kaspar et al., 2003). En cambio, variables clásicas utilizadas en modelos zonales de diagnóstico de N, el N-nitrato y el Nan, no fueron significativas para explicar la DOE utilizadas de manera independiente (Tabla 4).

No en todos los casos la utilización de MLM mejoró las predicciones respecto al uso de variables simples. Un MLM mejoró la explicación para el RendDOE ($r^2 = 0,38$), la RespN ($r^2 = 0,41$) y la DOE ($r^2 = 0,48$) respecto a modelos lineales simples, pero en el caso del RendN0 no se observó un incremento en la predicción de la variabilidad respecto a solo considerar la Pp_mar_jul. Por otra parte, ninguna de las variables predictoras en forma aislada logró una buena predicción de la EUNf, sin embargo, un MLM logró una combinación aceptable con Rel_Elev, CEa30, Arcilla_20_60, PEF y MO (Tabla 4). La potencia de los MLM, se ve limitada debido a su dificultad para modelar efectos no lineales (Kitchen et al., 2003; Whittingham et al., 2006; Ransom et al., 2019). No obstante, el error de los distintos modelos se encontró dentro de los rangos reportados por otros trabajos de manejo de N en cereales (Sawyer et al., 2006; Bono y Alvarez, 2009; Reussi Calvo et al., 2013; Puntel et al., 2016; Thornburn et al., 2024).

Las predicciones más robustas de las variables respuesta resultaron de la combinación de variables estáticas y dinámicas mediante modelos no paramétricos de árboles de decisión. Dada la complejidad de las relaciones evaluadas, y la variabilidad temporal interanual y espacial abordada en este trabajo, el nivel de explicación logrado sobre el comportamiento de las variables respuesta de los modelos AF (sección 3.7), fue muy bueno, entre 44 y 72%, ajustes que prácticamente duplican al desempeño de los MLM, que explicaron entre el 25 al 42% (Tabla 4). También el RRMSE bajó de un rango 28-69% de los valores medios observados, a un rango de 17-55% (Tabla 4). Esa mejora además se logra con modelos que, siendo más complejos, permiten una fácil interpretación de sus predicciones (Ransom et al., 2019), lo que facilitaría su incorporación en la toma de decisiones. No obstante, en los árboles de decisión para las cinco variables respuesta, la predicción de los modelos genera una menor variación que los datos observados (panel c de las Figuras 19 a 23). Aunque son modelos complejos, los árboles al igual que las regresiones múltiples son calibraciones empíricas, y como

tales, es esperable que los ajustes de las predicciones pasen por el promedio general de las observaciones y reduzcan la variabilidad, sobreestimando los valores observados más bajos y subestimando los valores más altos (Piñeiro et al., 2008).

Como es de esperar, y se ha documentado (Ransom et al., 2023), la inclusión de variables dinámicas en los AC (ver Anexo), mejora sus desempeños respecto de los AF. El Def_PC y/o el Def_tot, son las variables que se incorporaron frecuentemente en las primeras ramas de los árboles. El poder de explicación de los valores observados de las variables de respuesta observadas, aun cuando se mantiene la subestimación de los valores altos y sobrestimación de los bajos, sube a un rango de 56-70% y, también con una leve baja del RRMSE en 4 de las variables respuesta. La predicción del RendN0 presentó una menor magnitud de mejora, probablemente porque las variables de oferta de N tienen un peso importante en su determinación y las variables dinámicas incorporadas no contribuyen en la explicación de la variabilidad. El árbol incorpora al Def_PC y Def_tot para separar a los ensayos con menor RendN0, rol que en los modelos AF cumplía la oferta de agua inicial. Las predicciones del RendDOE y la DOE mejoraron levemente, jugando en ambas un rol central el Def_PC. Sin embargo, las mejoras más importantes fueron en la RespN y la EUNf, que pasaron de valores cercanos a 45% de explicaciones hasta valores próximos al 70%, reduciendo en 10 puntos el RRMSE. Sorprende el rol de las H_mac, asociando un mayor número de ellas a los sitios con mayor EUNf. Una explicación posible sería como indicador indirecto de un invierno frío, que aumentaría la duración del período de generación de área verde para la intercepción de radiación, necesaria en las etapas posteriores de generación del rendimiento (Abbate, 2017), y disminuiría la mineralización de N de la MO (Cabrera, 2007), incrementando el uso de N del fertilizante. En cambio, se entiende como el conocimiento del déficit hídrico parece ser determinante para mejorar el desempeño en la predicción de la RespN, dado su rol preponderante en el nivel de rendimiento tanto para RendN0 como RendDOE. Aunque no está dentro de los alcances de esta tesis, es claro que la incorporación probabilística en un modelo funcional de la variabilidad que en cada región tenga el déficit hídrico, tal como González Montaner et al. (1997), serviría para diseñar herramientas de apoyo a la fertilización que tengan una precisión mayor sobre la respuesta esperable.

Tabla 4. Coeficiente de determinación (R^2), raíz del cuadrado medio de error absoluto (RMSE) y relativo (RRMSE) para la dosis óptima económica (DOE), el rendimiento a la DOE (RendDOE), el rendimiento testigo sin N (RendNO), la respuesta a N (RespN) y la eficiencia de uso de N del fertilizante (EUNf) para los modelos de regresión lineal simple, múltiple (MLM) y árboles de decisión al momento de fertilización (AF) y para la campaña completa (AC). Nomenclatura de los modelos simples con exponente cuadrático indican una relación cuadrática de la variable explicativa con la respuesta; sin exponente implica una relación lineal.

Variable respuesta	Indicador	Modelos simples														Modelos multivariados		
		N-nitrato ²	Nan ²	MO ²	Rel_Elev ²	MO_CS	Nan_MO ²	Def_tot	Pp_mar_jul ²							MLM	AF	AC
RendNO	R ²	0,19	0,25	0,27	0,28	0,31	0,33	0,39	0,40							0,35	0,72	0,65
	RMSE	1152	1123	1097	1071	1137	1107	1133	1032							1027	622	687
	RRMSE	0,32	0,31	0,30	0,30	0,31	0,31	0,22	0,29							0,28	0,17	0,19
RendDOE		Arcilla ²	TWI	Rel_Elev ²	SW	CEa90 ²	CEa30 ²	Pendiente	Arena ²	T_llen	Pp_mar_jul ²	MO ²	Def_PC	T32_llen	Def_tot	MLM	AF	AC
	R ²	0,18	0,21	0,21	0,22	0,22	0,25	0,28	0,30	0,32	0,33	0,34	0,38	0,39	0,45	0,38	0,61	0,68
	RMSE	1641	1637	1590	1621	1614	1590	1573	1617	1639	1443	1539	1489	1488	1402	1461	1039	939
	RRMSE	0,32	0,32	0,31	0,32	0,32	0,31	0,31	0,32	0,32	0,28	0,31	0,29	0,29	0,28	0,29	0,21	0,19
RespN		MO ²	SW	Pp_mar_jul	Rel_Elev	MO_CS ²	CEa90	CEa30 ²	T32_llen	T_llen	Arena ²	Def_PC	Def_tot			MLM	AF	AC
	R ²	0,11	0,15	0,20	0,20	0,23	0,25	0,25	0,26	0,27	0,27	0,37	0,44			0,41	0,47	0,64
	RMSE	1017	988	1003	993	994	1005	993	966	1001	992	921	852			884	754	621
	RRMSE	0,70	0,68	0,69	0,68	0,68	0,69	0,68	0,66	0,69	0,68	0,63	0,59			0,61	0,52	0,43
DOE		MO_CS	Arcilla ²	Pp_mar_jul	Def_tot	MO ²	CEa90 ²	T32_llen	Pp_PC	TWI	SW	Rel_Elev	CEa30	Def_PC	Arena ²	MLM	AF	AC
	R ²	0,13	0,19	0,24	0,25	0,27	0,27	0,28	0,30	0,30	0,31	0,31	0,33	0,37	0,42	0,48	0,51	0,56
	RMSE	68	67	67	62	66	66	66	65	64	62	65	67	64	62	57	49	47
	RRMSE	0,68	0,67	0,68	0,62	0,66	0,67	0,67	0,66	0,65	0,63	0,65	0,68	0,64	0,63	0,57	0,49	0,47
EUNf		Pp_PC	Def_PC ²	Def_tot												MLM	AF	AC
	R ²	0,26	0,31	0,38												0,25	0,44	0,70
	RMSE	9,8	9,0	8,7												9,5	7,5	5,5
	RRMSE	0,71	0,66	0,63												0,69	0,55	0,40

4. INTEGRACIÓN FINAL

Los resultados de este trabajo de investigación, sobre 63 ensayos de fertilización nitrogenada a campo en el centro oeste bonaerense, sugieren que es posible incrementar los rendimientos de trigo y la EUNf mediante estrategias de manejo que contemplen conjuntamente variables explicativas estáticas y dinámicas. En este estudio, se relevaron un total de 34 variables explicativas y se cuantificó simultáneamente la magnitud de la variabilidad espacio-temporal de los “componentes de la respuesta a N”, el RendN0, el RendDOE, la RespN, la DOE y la EUNf, información hasta el momento inexistente en la región. Las variables respuesta presentaron variación para los distintos sitios (Figura 11) en relación a las variables estáticas y dinámicas relevadas (Figuras 8 y 9). Por lo tanto, se recopilieron evidencias suficientes para aceptar la hipótesis i) “La variabilidad edáfica, topográfica y meteorológica en los lotes de producción de trigo de distintas campañas modifica el rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf”.

Se desarrollaron y compararon distintos modelos para explicar la variabilidad espacial y temporal del RendN0, el RendDOE, la RespN, la DOE y la EUNf, así como también interpretar y ponderar los factores que inciden sobre la fertilización nitrogenada del trigo en esta región. Los modelos multivariados basados en árboles de decisión propuestos en este trabajo, que contemplan la no linealidad e interacción entre los factores, presentaron la mayor capacidad explicativa de las variables respuesta y el menor error respecto a modelos con variables simples (Tabla 4). Por lo tanto, se recopilieron evidencias suficientes para aceptar la hipótesis ii) “La inclusión de variables estáticas y dinámicas del ambiente mejora la predicción que realizan modelos simples para el rendimiento, la respuesta a N, la DOE y la EUNf”. No existen hasta el momento trabajos que hayan implementado este enfoque para modelar la variabilidad, que consideren tanto la edáfica y topográfica como la meteorológica, y estimar los “componentes de la respuesta a N” en trigo en el centro oeste bonaerense. Por lo tanto, nuestra metodología representa un avance respecto a los modelos lineales desarrollados anteriormente para guiar en la toma de decisión de la fertilización nitrogenada.

En líneas generales, se demostró cuantitativamente la importante influencia que ejercen la topografía y las precipitaciones sobre los rendimientos del trigo en la región. Variables como la arena, la CEa, la Pendiente y la MO fueron importantes para explicar la RespN, mientras que la arena y el SW fueron las variables simples más importantes para explicar la DOE al momento de la fertilización. Cabe destacar que el N-nitrato y el

Nan, son útiles como indicadores de la oferta de N una vez identificada y restringida una situación edafo-topográfica homogénea, no siendo de gran utilidad si son empleados para la toma de decisión de fertilización con N en forma individual (situación bastante común entre productores y técnicos). Esto se evidenció por la ausencia o baja asociación que presentaron estas variables explicativas con el RendN0, la RespN y la DOE (Figura 12). A su vez, por la baja explicación y nivel de significancia del RendN0 (Figura 13) y sin relación con la RespN (Figura 15) y la DOE (Figura 16). Tampoco fueron incluidas en los MLM, excepto Nan para RendN0 (Tabla 3), pero sí contribuyeron en la explicación de los AF del RendN0 (Figura 19), la RespN (Figura 21) y la DOE (Figura 22).

Este estudio amplía y complementa esfuerzos anteriores realizados en Argentina para el diagnóstico de la fertilización nitrogenada en el cultivo de trigo (Barberis et al., 1983; González Montaner et al., 1991; Loewy y Ron, 1995; Calviño et al., 2002; Salvagiotti et al., 2003; Satorre et al., 2005; Barbieri et al., 2009; Barraco et al., 2009; Bono y Álvarez, 2009; Reussi Calvo et al., 2013; Peralta et al. 2015), sirviendo como herramienta de decisión que contribuye al entendimiento de los procesos implicados en la dinámica del N en el sistema. Este esquema de trabajo brinda a los productores la flexibilidad para ajustar las dosis de N de manera sitio-específica, suministrando condiciones meteorológicas, propiedades de suelo y manejo locales, que varían lote a lote.

4.1. Perspectivas futuras

Si bien es necesario continuar sumando un mayor número de ensayos a lo largo de múltiples ambientes para evaluar e incrementar la confianza de los modelos, aquí se desarrolló un concepto de trabajo y una selección de los parámetros más importantes a ser considerados en investigaciones futuras. A medida que más información se vuelva disponible, los modelos propuestos podrían ser mejorados para desarrollar una herramienta aún más flexible. Así mismo, sería oportuno realizar más experimentación sitio-específica en campos de producción, contemplando la variabilidad espacial y temporal en otras regiones productivas con características ambientales distintas a la abordada en esta investigación. El advenimiento de tecnologías de agricultura de precisión como la caracterización ambiental intensiva, la dosificación variable, los monitores de rendimiento o las estaciones meteorológicas automáticas, fuentes de información de alta resolución a gran escala, sumado a la posibilidad de implementar prescripciones con ensayos, como los tableros de ajedrez, complementarían el desarrollo experimental. También, la revisión de información ya existente, susceptible de ser

analizada mediante la aproximación aquí desarrollada. En este sentido, los modelos de aprendizaje automático como los árboles de decisión, representan una metodología promisoría para el manejo del cultivo de trigo y otros cereales (Shekoofa et al., 2014; Jeong et al., 2016; Qin et al., 2018; Ransom et al., 2019; Sulik et al. 2023).

5. CONCLUSIONES

Se realizaron 63 ensayos a campo de N en microparcelas de trigo, entre las campañas 2013 – 2022, en el centro oeste bonaerense (Figuras 1 y 10), y se relevaron 34 variables explicativas dinámicas y estáticas (Tabla 1). Se cuantificó simultáneamente la magnitud de la variabilidad espacio-temporal de las variables respuesta (Figura 11) y se desarrollaron y compararon modelos para explicarlas (Tabla 4). Las variables clásicas de diagnóstico de N, como el N-nitrato y el Nan, no fueron significativas para explicar la DOE utilizadas de manera aislada (Figura 16), presentando utilidad como indicadores de la oferta de N una vez identificada y restringida una situación edafo-topográfica homogénea. La Pp_mar_jul fue la variable simple que mejor explicó el RendN0 en forma cuadrática ($r^2 = 0,40$; Figura 13), mientras que el déficit hídrico total (Def_tot) presentó la mayor capacidad de explicación del RendDOE ($r^2 = 0,45$; Figura 14), la RespN ($r^2 = 0,44$; Figura 15) y la EUNf ($r^2 = 0,38$; Figura 17), mediante una relación lineal negativa. El contenido de arena 0-20 cm fue la variable independiente que mejor explicó la DOE, con una relación cuadrática ($r^2 = 0,42$; Figura 16). Las predicciones más robustas de las variables respuesta resultaron de la combinación de variables estáticas y dinámicas mediante modelos multivariados de árboles de decisión (Tabla 4). Los AF presentaron ajustes entre el 44 y el 72% (RRMSE de 17 a 55%), siendo la Pp_mar_jul, la Rel_Elev, la CEa30 y el SW los factores de mayor relevancia en estos modelos (Figuras 19 a 23). La inclusión de variables dinámicas medidas durante el ciclo completo del trigo en los AC, mejoró el desempeño general respecto de los AF. Los AC explicaron entre el 56 y el 70% de la variabilidad de las variables respuesta (RRMSE entre 19 y 47%), siendo el déficit hídrico la variable explicativa de mayor importancia general (Figuras Anexo). El error de los distintos modelos (Tabla 4) se encontró dentro de los rangos reportados por otros estudios de manejo de N en cereales. Los modelos desarrollados en este trabajo son sitio-específicos y cubren el espacio entre modelos simples de una sola variable y más complejos como los de simulación.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Abbate, P.E., Andrade, F.H. y Culot, J.P. 1994. Determinación del rendimiento en trigo. Boletín Técnico EEA INTA Balcarce 133. Balcarce, Buenos Aires, Argentina.
- Abbate, P.E. 2017. Bases ecofisiológicas del manejo del cultivo de trigo en la región pampeana. Pp. 33–52 en Divito, G.A. y García, F. (eds.) Manual del Cultivo de Trigo. International Plant Nutrition Institute.
- Ahmed, S., Rudra, R., McKague, K., Gharabaghi, B. y Ogilvie, J. 2007. Evaluation of the root zone water quality model (RZWQM) for southern Ontario: Part I. Sensitivity analysis, calibration, and validation. *Water Quality Research Journal of Canada*, 42: 202–218.
- Álvarez, R. 1999. Uso de modelos de balance para determinar los requerimientos de fertilizante nitrogenado de trigo y maíz. Pp 58. Editorial EUDEBA.
- Álvarez, R., Álvarez, C. R. y Steinbach, H. S. 2002. Association between soil organic matter and wheat yield in Humid Pampa of Argentina. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 33 (5): 749 — 757.
- Álvarez R., Steinbach, H., Álvarez, C. y Grigera, S. 2003. Recomendaciones para la fertilización nitrogenada de trigo y maíz en la Pampa Ondulada. *Informaciones Agronómicas* 18, pp. 14-19.
- Álvarez R. y Grigera, S. 2005. Análisis of Soil Fertility and Management on Yields of Wheat and Corn in the Rolling Pampa of Argentina. *Journal of Agronomy & Crop Science* 191, pp. 321-329.
- Álvarez R., Steinbach, H. y Grigera, S. 2005. Mineralización de nitrógeno en suelos de la pampa ondulada.
- Álvarez, R. 2008. Análisis de la conveniencia económica de utilizar umbrales fijos para recomendar la fertilización nitrogenada y fosforada de trigo. VII Congreso Nacional de Trigo, Santa Rosa, La Pampa. 2–4 July. Universidad Nacional de La Pampa.
- Álvarez, R. y Steinbach, H.S. 2011. Modeling apparent nitrogen mineralization under field conditions using regressions and artificial neural networks. *Agronomy Journal*, 103:1159–1168.
- Álvarez, R., Prystupa, P., Rodriguez, M.B. y Alvarez, C.R. 2013. Fertilización de cultivos y pasturas. diagnóstico y recomendación en la Región Pampeana. Editorial Facultad de Agronomía - Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.
- Álvarez, R., Steinbach, H.S., De Paepe, J.L., 2014. A regional audit of nitrogen fluxes in pampean agroecosystems. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 184: 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2013.11.003>
- Amarasekare, P. y Savage, V. 2012. A framework for elucidating the temperature dependence of fitness. *The American Naturalist*, 179: 178–191. <https://doi.org/10.1086/663677>.
- Andrade, J. y Satorre, E., 2015. Single and double crop systems in the Argentine Pampas: Environmental determinants of annual grain yield. *Field Crops Research*, 177: 137–147. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2015.03.008>
- Angus, J. y van Herwaarden, A.F. 2001. Increasing Water Use and Water Use Efficiency in Dryland Wheat. *Agronomy Journal*, 93. <https://doi.org/10.2134/agronj2001.932290x>
- Angus, J.F. y Grace, P.R. 2017. Nitrogen balance in Australia and nitrogen use efficiency on Australian farms. *Soil Research*, 55: 435. <https://doi.org/10.1071/SR16325>
- Annone, J.G. 2001. Criterios empleados para la toma de decisiones en el uso de fungicidas en trigo. *Revista de Tecnología Agropecuaria*, 6: 16-20.

- Anselin, L., Bongiovanni, R. y Lowenberg-DeBoer, J. 2004. A spatial econometric approach to the economics of site-specific nitrogen management and corn production. *American Journal of Agricultural Economics*, 86 (3): 675-687.
- Aramburu Merlos, F., Monzon, J. P., Mercu, J. L., Taboada, M., Andrade, F. H., Hall, A. J., Jobbagy, E., Cassman, K. G. y Grassini, P. 2015. Potential for crop production increase in Argentina through closure of existing yield gaps. *Field Crops Research*, 184: 145–154. <https://doi.org/10.1016/J.FCR.2015.10.001>
- Archontoulis, S. V. y Miguez, F. E. 2015. Nonlinear regression models and applications in agricultural research. *Agronomy Journal*, 107: 786–798. doi: 10.2134/agronj2012.0506
- Archontoulis, S.V., Castellano, M.J., Licht, M.A., et al., 2020. Predicting crop yields and soil-plant nitrogen dynamics in the US Corn Belt. *Crop Science*, 60: 721–738. <https://doi.org/10.1002/csc2.20039>
- Arnall, D.B., Mallarino, A.P., Ruark, M.D., Varvel, G.E., Solie, J.B., Stone, M.L., Mullock, J.L., Taylor, R.K. y Raun, W.R., 2013. Relationship between Grain Crop Yield Potential and Nitrogen Response. *Agronomy Journal*, 105: 1335–1344. <https://doi.org/10.2134/agronj2013.0034>
- Asseng, S., Turner, N.C. y Keating, B.A., 2001. Analysis of water and nitrogen-use efficiency of wheat in a Mediterranean climate. *Plant and Soil*, 233: 127–143. <https://doi.org/10.1023/A:1010381602223>
- Ayars, J.E., Christen, E.W., Soppe, R.W. y Meyer, W. 2006. The resource potential of in-situ shallow ground water use in irrigated agriculture: a review. *Irrigation Science*, 24: 147–160.
- Baethgen, W.E., Taylor, D.B. y Alley, M.M. 1989. Quadratic programming method for determining optimum nitrogen rate for winter wheat during tillering. *Agronomy Journal*, 81: 557–559.
- Balboa, G.R. 2014. Comparación agronómica de dos criterios de dosificación de nitrógeno en maíz en la llanura bien drenada del Centro y Sur de la Provincia de Córdoba. Tesis. Universidad Nacional de Río Cuarto.
- Barberis, L., Nervi, A., del Campo, H., Conti, M., Urricarriet, S., Sierra, J., Daniel, P., Vazquez, M. y Zourarakis, D., 1983. Análisis de la respuesta del trigo a la fertilización nitrogenada en la pampa ondulada y su predicción. *Revista Facultad de Agronomía*, 4 (3): 325-334.
- Barbieri, P.A., Echeverría, H.E. y Sainz Rozas, H.R. 2008. Time of nitrogen application affects nitrogen use efficiency of wheat in the humid pampas of Argentina. *Canadian Journal of Plant Science*, 88: 849–857.
- Barbieri, P.A., Echeverría, H.E. y Sainz Rozas, H.R. 2009. Dosis óptima económica de nitrógeno en trigo según momento de fertilización en el Sudeste Bonaerense. *Ciencia del suelo*, 27: 115-125.
- Barbieri, P.A., Echeverría H.E. y Saínz Rozas, H.R. 2012. Alternatives for nitrogen diagnosis for wheat with different yield Potentials in the Humid Pampas of Argentina. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 43(11): 1512-1522, DOI: 10.1080/00103624.2012.675388
- Barraco, M., Díaz-Zorita, M., Brambilla, C., Álvarez, C. y Sciancia, C. 2009. Respuesta del trigo a la fertilización nitrogenada y nitroazufrada en suelos arenosos. EEA INTA General Villegas. *Ciencia del suelo*, 27: 217–224.
- Basso, B. y Ritchie, J.T. 2005. Impact of compost, manure and inorganic fertilizer on nitrate leaching and yield for a 6-year maize-alfalfa rotation in Michigan. *Agriculture, Ecosystems and Environment*. 108: 241-329.

- Basso, B., Cammarano, D., Chen, D., Cafiero, G., Amato, M., Bitella, G., Rossi, R. y Basso, F., 2009. Landscape Position and Precipitation Effects on Spatial Variability of Wheat Yield and Grain Protein in Southern Italy. *Journal of Agronomy and Crop Science* 195, 301–312. <https://doi.org/10.1111/j.1439-037X.2008.00351.x>
- Basso, B., Ritchie, J.T., Cammarano y D., Sartori, L. 2011. A strategic and tactical management approach to select optimal N fertilizer rates for wheat in a spatially variable field. *European Journal of Agronomy* 35: 215–222. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2011.06.004>
- Basso, B., Fiorentino, C., Cammarano, D., Cafiero, G. y Dardanelli, J. 2012. Analysis of rainfall distribution on spatial and temporal patterns of wheat yield in Mediterranean environment. *European Journal of Agronomy*, 41: 52– 65.
- Batchelor, W.D., Basso, B. y Paz, J.O. 2002. Examples of strategies to analyze spatial and temporal yield variability using crop models. *European Journal of Agronomy*, 18:141–158.
- Belgiu, M. y Drăgut, L., 2016. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>.
- Berardo, A. 1994. Aspectos generales de fertilización y manejo del trigo en el área de influencia de la Estación Experimental INTA-Balcarce. *Boletín Técnico* No. 128. EEA INTA Balcarce. Buenos Aires, Argentina.
- Beven, K., y Kirkby, M. 1979. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Sciences Journal*, 24:1, 43-69, DOI: 10.1080/02626667909491834
- Bongiovanni, R. 2002. A spatial econometrics approach to the economics of site-specific nitrogen management in corn production. Ph.D. Thesis, Department of Agricultural Economics, Purdue University, West Lafayette, IN (EUA), 280 p.
- Bongiovanni R., Robledo C. y Lambert D. 2007. Economics of site-specific nitrogen management for protein content in wheat. *Computers and Electronics in Agriculture*, 58: 13-24.
- Bono, A. y Álvarez, R. 2009. Rendimiento de trigo en la Región Semiárida y Subhúmeda Pampeana: un modelo predictivo de la respuesta a la fertilización nitrogenada. *International Plant Nutrition Institute. Informaciones Agronómicas*, 41: 18-21. <http://www.ipni.net/publication/ia-lacs.nsf/issue/IA-LACS-2009-1>
- Borlaug, N., Dowsell, C., 2005. Feeding a world of ten billion people: A 21 st century challenge. Pp. 31 – 56 en Scanes, C.G. y Miranowski, J.A. (eds) *Perspectives in World Food and Agriculture 2004*, Volume 1. Wiley-Blackwell.
- Bouyoucos, G.J., 1930. A comparison between the pipette method and the hydrometer method for making mechanical analysis of soils. *Agronomy Journal*, 22:747–751. <https://doi.org/10.2134/agronj1930.00021962002200080011x>
- Bray, R.H. 1954. A nutrient mobility concept of soil-plant relationships. *Soil Science*, 104:9-22.
- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C.J. y Olshen, R.A., 1984. *Classification and Regression Trees*. Taylor & Francis. <https://doi.org/10.1201/9781315139470>
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Mach. Learn.* 45, 5–32. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1023%2FA%3A1010933404324.pdf>.
- Briat, J.-F., Gojon, A., Plassard, C., Rouached, H. y Lemaire, G., 2020. Reappraisal of the central role of soil nutrient availability in nutrient management in light of recent advances in plant nutrition at crop and molecular levels. *European Journal of Agronomy* 116, 126069. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126069>

- Brye, K.R., Norman, J.M., Gower, S.T. y Bundy, L.G. 2003. Methodological limitations and N-budget differences among a restored tall grass prairie and maize agroecosystems. *Agric Ecosyst Environ* 97: 181–198. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(03\)00067-7](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(03)00067-7)
- Bullock, D.G. y Bullock, D.S. 1994. Quadratic and quadratic-plus-plateau models for predicting optimal nitrogen rate of corn: a comparison. *Agronomy Journal*, 86 (1), 191–195.
- Bullock, D.S., Ruffo, M.L., Bullock, D.G. y Bollero, G.A. 2009. The Value of Variable Rate Technology: An Information-Theoretic Approach. *American Journal of Agricultural Economics* 91, 209–223. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2008.01157.x>
- Bundy, L.G. y Malone, E.S. 1988. Effect of residual profile nitrate on corn response to applied nitrogen. *Soil Science Society of America Journal*, 52:1377–1383. <https://doi.org/10.2136/sssaj1988.03615995005200050032x>
- Bundy, L.G. y Meisinger, J.J., 1994. Nitrogen availability indices. Pp. 951–984 in Weaver, R.W. (Ed.) *Methods of Soil Analysis: Biochemical and Microbiological*. Soil Science Society of America, Madison, WI, USA.
- Burrough, P. A., y McDonell, R. A., 1998. *Principles of Geographical Information Systems*. Oxford University Press, Oxford, UK.
- Buschiazzo, D.E., Estelrich, H.D., Aimar, S.B., Viglizzo, E. y Babinec, F.J. 2004. Soil texture and tree coverage influence on organic matter. *Journal of Range Management*, 57(5): 511–516. [https://doi.org/10.2111/1551-5028\(2004\)057\[0511:STATCI\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.2111/1551-5028(2004)057[0511:STATCI]2.0.CO;2)
- Cabrera, M. L. y Kissel, D. E. 1988. Potentially mineralizable nitrogen in disturbed and undisturbed soil samples. *Soil Science Society of America Journal*, 52: 1010–1015. <https://doi.org/10.2136/sssaj1988.03615995005200040020x>
- Cabrera, M.L., Kissel, D.E. y Vigil, M.F. 2005. Nitrogen Mineralization from Organic Residues. *Journal of Environmental Quality*, 34: 75–79. <https://doi.org/10.2134/jeq2005.0075>
- Cabrera, M.L. 2007. Mineralización y Nitrificación: Procesos Claves en el Ciclo del Nitrógeno. *Informaciones agronómicas*. International Plant Nutrition Institute. 34. <http://www.ipni.net/publication/ia-lacs.nsf/issue/IA-LACS-2007-2?OpenDocument&toc=1>
- Calviño, P., Echeverría, H. y Redolatti, M. 2002. Wheat nitrogen fertilization diagnosis following soybean under no tillage in the southeast of Buenos Aires province. *Ciencia del Suelo*, 20: 36-42.
- Calviño, P.A. y Sadras, V. 2002. On-farm assessment of constraints to wheat yield in the south-eastern Pampas. *Field Crops Research*, 74: 1–11. [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(01\)00193-9](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(01)00193-9)
- Calviño, P.A., Andrade, F.H. y Sadras, V.O. 2003. Maize Yield as Affected by Water Availability, Soil Depth, and Crop Management. *Agronomy Journal*, 95: 275–281. <https://doi.org/10.2134/agronj2003.2750>
- Calviño, P.A. y Monzon, J. 2009. Farming systems of Argentina: yield constraints and risk management. Pp 55-70 en Sadras, V.O. y Calderini, D.F. (eds.), *Crop Physiology: Applications for Genetic Improvement and Agronomy*. Elsevier, Amsterdam.
- Cambardella, C.A., Moorman, T.B., Parkin, T.B., Karlen, D.L., Novak, J.M., Turco, R.F. y Konopka, A.E. 1994. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58:1501-1511.

- Cambouris, A.N., Nolin, M.C., Zebarth, B.J. y Laverdière, M.R. 2006. Soil management zones delineated by electrical conductivity to characterize spatial and temporal variations in potato yield and in soil properties. *American Journal of Potato Research*, 83: 381–395. <https://doi.org/10.1007/BF02872015>
- Cassman, K.G. y Dobermann, A. 2022. Nitrogen and the future of agriculture: 20 years on. *Ambio*, 51: 17–24. <https://doi.org/10.1007/s13280-021-01526-w>
- Catroux, G. y Schnitzer, M. 1987. Chemical, spectroscopic and biological characteristics of the organic matter in particle size fractions separated from an Aquoll. *Soil Science Society of America Journal*, 51(5): 1200–1207.
- Cerrato, M.E. y Blackmer, A.M., 1990. Comparison of models for describing; corn yield response to nitrogen fertilizer. *Agronomy Journal*, 82 (1), 138–143.
- Ciampitti, I.A., García, F.O., Picone, L.I. y Rubio, G. 2011. Soil Carbon and Phosphorus Pools in Field Crop Rotations in Pampean Soils of Argentina. *Soil Science Society of America Journal*, 75: 616–625. <https://doi.org/10.2136/sssaj2010.0168>
- Ciampitti, I.A. y Vyn, T.J., 2012. Physiological perspectives of changes over time in maize yield dependency on nitrogen uptake and associated nitrogen use efficiency: a review. *Field Crops Research*, 43: 48–67.
- Ciampitti, I.A. y Vyn, T.J. 2014. Understanding Global and Historical Nutrient Use Efficiencies for Closing Maize Yield Gaps. *Agronomy Journal*, 106: 2107–2117. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0025>
- Clay, D. E., Chang, J., Malo, D. D., Carlson, C. G., Reese, C., Clay, S. A., Ellsbury M. y Berg, B. 2001: Factors influencing spatial variability of soil apparent electrical conductivity, *Comm. in Soil Science and Plant Analysis*, 32(19-20): 2993-3008.
- Colvin, T.S., Jaynes, D.B. Karlen, D.L. Laird, D.A. y Ambuel, J.R. 1997. Yield variability within a central Iowa field. *Trans. American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 40(4):883-889. doi: 10.13031/2013.21336
- Corre, M. D., Van Kessel, C. y Pennock, D. J. 1996. Landscape and seasonal patterns of nitrous oxide emissions in a semiarid region. *Soil Science Society of America Journal*, 60, 1806–1815.
- Correndo, A.A., Gutiérrez-Boem, F.H., García, F.O., Alvarez, C., Álvarez, C., Angeli, A., Barbieri, P., et al. 2021a. “Attainable Yield and Soil Texture as Drivers of Maize Response to Nitrogen: A Synthesis Analysis for Argentina.” *Field Crops Research*, 273: 108-299. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2021.108299>.
- Cossani, C. y Sadras, V. 2021. Nitrogen and water supply modulate the effect of elevated temperature on wheat yield. *European Journal of Agronomy*, 124: 126-227. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126227>
- Cozzoli, M.V., Fioriti, N., Studdert, G.A., Dominguez, G.F. y Eiza, M.J. 2010. Nitrogen released by anaerobic incubation and organic carbon fractions in macro- and microaggregates under cropping systems. *Ciencia del Suelo*, 28:155–167.
- Daberkow, S., y Huang, W. 2006. Nutrient management. Pp. 117 en Wiebe, K. y Gollehon, N. (eds). *Agricultural resources and environmental indicators. Economic Information Bulletin 16*. USDA.
- Dahnke, W.C., Swenson, L.J. Goos, R.J. y Leholm, A.G. 1988. Choosing a crop yield goal. SF-822. North Dakota State University Extension Service, Fargo, ND, USA.
- Damiano, F. y Taboada, M.A. 2000. Predicción del agua disponible usando funciones de pedo-transferencia en suelos agrícolas de la región pampeana. *Ciencia del Suelo*, 18:77–88.
- Dardanelli, J., Collino, D., Otegui, M. y Sadras, V. 2003. Bases funcionales para el manejo del agua en los cultivos de grano. Pp. 203–241 en Satorre, E.H., Benech Arnold, R.L., Slafer, G.A., de la Fuente, E.B., Miralles, D.J., Otegui, M.E. y Savin,

- R. (eds) Producción de Granos, Bases Funcionales Para Su Manejo. Editorial Facultad de Agronomía, Buenos Aires, Argentina.
- Davis, C.W., 1916. Studies on the phenoldisulphonic acid method for determining nitrates in soils. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, 9: 290–295.
- Davis, D.M., Gowda, P.H., Mulla, D.J. y Randall, G.W. 2000. Modeling Nitrate Nitrogen Leaching in Response to Nitrogen Fertilizer Rate and Tile Drain Depth or Spacing for Southern Minnesota, USA. *Journal of Environmental Quality*, 29: 1568–1581.
- Debaeke, P. y Aboudrare, A. 2004. Adaptation of Crop Management to Water-Limited Environments. *European Journal of Agronomy*, 21: 433–446. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2004.07.006>
- de Lara, A., Mieno, T., Luck, J.D. y Puntel, L.A. 2023. Predicting site-specific economic optimal nitrogen rate using machine learning methods and on-farm precision experimentation. *Precision Agriculture*, 24: 1792–1812. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10018-8>
- De la Rosa, D. y Sobral, R. 2008. Soil quality and methods for its assessment. Pp 167–200 en Braimoh, A.K., Vlek, P.L.G. (eds) *Land use and soil resources*. Springer, Berlin.
- Delin, S., 2004. Within-field variations in grain protein content – relationships to yield and soil nitrogen and consistency in maps between years. *Precision Agriculture*, 5: 565–577.
- Della Maggiora, A.I., Irigoyen, A., Gardiol, J.M., Caviglia, O. y Echarte, L. 2003. Evaluación de un modelo de balance de agua en el suelo para el cultivo de maíz. *Revista Argentina de Agrometeorología*, 2(2): 167–176.
- Derby, N.E., Francis, X.M., Casey, X.M.C. y Franzen, D.W. 2007. Comparison of nitrogen management zone delineation methods for corn grain yield. *Agronomy Journal*, 99: 405–414.
- de San Celedonio, R. P., Abeledo, L. G., y Miralles, D. J. 2014. Identifying the critical period for waterlogging on yield and its components in wheat and barley. *Plant and Soil*, 378: 265–277. <https://doi.org/10.1007/s11104-014-2028-6>
- de Wit, C. T. 1953. A physical theory on placement of fertilizers. [external PhD, WU]. Staatsdrukkerij. <https://edepot.wur.nl/345397>
- de Wit, C.T. 1992. Resource use efficiency in agriculture. *Agricultural Systems*, 40: 125–151.
- Dhital, S. y Raun, W.R. 2016. Variability in optimum nitrogen rates for maize. *Agronomy Journal*, 108:2165–2173. doi:10.2134/agronj2016.03.0139
- Di, H.J., y Cameron, K.C. 2016. Inhibition of nitrification to mitigate nitrate leaching and nitrous oxide emissions in grazed grassland: A review. *Journal of Soils Sediments*, 16:1401–1420. doi:10.1007/s11368-016-1403-8
- Díaz Valdéz, S.T., García, F.O. y Caviglia, O.P. 2020. Calibración de umbrales críticos de nitrógeno disponible en el suelo para maíz tardío en Entre Ríos. *Ciencia del Suelo*, 38: 106–120.
- Díaz-Zorita, M., Buschiazzi, D.E. y Peinemann, N. 1999. Soil organic matter and wheat productivity in the semiarid Argentine pampas. *Agronomy Journal*, 91:276–279.
- Divito, G.A., Sainz Rozas, H.R., Echeverría, H.E., Studdert, G.A. y Wyngaard, N. 2011. Long term nitrogen fertilization: Soil property changes in an Argentinean Pampas soil under no tillage. *Soil Tillage Research*, 114:117–126. doi:10.1016/j.still.2011.04.005
- Dobermann, A.R. 2005. Nitrogen Use Efficiency – State of the Art. Department of Agronomy and Horticulture: Faculty Publications. 316. <https://digitalcommons.unl.edu/agronomyfacpub/316>

- Dobermann, A.R. 2007. Nutrient use efficiency – measurement and management. Department of Agronomy and Horticulture: Faculty Publications.
- Doerge, T.A. y Gardner, D.L., 1999. On-Farm Testing Using the Adjacent Strip Comparison Method. Pp. 603–609 en *Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.2134/1999.precisionagproc4.c59>
- Doolittle, J.A., Sudduth, K.A., Kitchen, N.R., Indorante, S.J. 1994. Estimating depths to claypans using electromagnetic induction methods. *Journal of Soil Water Conservation*, 49:572-575.
- Drury, C.F., Zhang, T. y Kay, B.D. 2003. The non-limiting and least-limiting water ranges for soil N mineralization: Measurement and effects of soil texture, compaction and legume residue addition. *Soil Science Society of America Journal*, 67:1388-1404.
- Echeverría H.E. y Bergonzi R. 1995. Estimación de la mineralización de nitrógeno en suelos del sudeste bonaerense. Pp. 15 en *Boletín Técnico N° 135*. EEA INTA Balcarce. Balcarce, Buenos Aires.
- Echeverría, H.E., San Martín, N. y Bergonzi, R. 2000. Rapid methods for assessing potentially mineralizable soil nitrogen. (In Spanish, with English abstract.) *Ciencia del Suelo*, 18:9–16.
- Echeverría, H.E., Berg, R. y Loewy, T. 2004. Nitrógeno en trigo: Rendimiento y calidad panadera. I. Fertilización de base. Pp. 133-134 en *Actas VI Congreso Nacional de trigo*. UNS-INTA. Bahía Blanca, Buenos Aires.
- Espósito, G.P. 2013. Análisis de la variabilidad espacio-temporal de la respuesta al nitrógeno en maíz mediante un modelo econométrico mixto (MEME). Tesis doctoral. Universidad Nacional de Córdoba.
- ESRI, 2018. ArcGIS Desktop: Release 10.6.1 Redlands. Environmental Systems Research Institute, CA.
- Evans, L.T. 1999. Steps Towards Feeding the Ten Billion: A crop physiologists view. *Plant Production Science*, 2:3–9. <https://doi.org/10.1626/pps.2.3>
- Falotico, J.L., Studdert, G.A. y Echeverría, H.E. 1999. Nutrición nitrogenada del trigo bajo siembra directa y labranza convencional. *Ciencia del suelo*, 17: 9–20.
- Ferguson, R.B., Gotway, C.A., Hergert, G.W. y Peterson, T.A. 1996. Soil sampling for site-specific nitrogen management. Pp. 13-22 en Robert, P.C., Rust R.H. y Larson, W.E. (eds) *Proceedings of the Third International Conference on Precision Agriculture*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.2134/1996.precisionagproc3.c2>
- Fiez, T.E., Pan, W.L. y Miller, B.C. 1995. Nitrogen efficiency analysis of winter wheat among landscape positions. *Soil Science Society of America Journal*, 59: 1666-1671.
- Fischer, R. 1985. Number of kernels in wheat crops and the influence of solar radiation and temperature. *The Journal of Agricultural Science*, 105(2): 447-461. doi:10.1017/S0021859600056495
- Fischer R.A., Byerlee D. y Edmeades G.O. 2014. Crop yields and global food security: will yield increase continue to feed the world? Pp. 634 *ACIAR Monograph No. 158*. Australian Centre for International Agricultural Research, Canberra.
- Florio, E., Mercat, J., Jobbágy, E. y Nasetto, M. 2014. Interactive effects of water-table depth, rainfall variation, and sowing date on maize production in the Western Pampas. *Agriculture Water Management*, 146: 75–83.
- Fontanetto, H. 2004. Nutrición de cultivos y manejo de la fertilidad del suelo en la región central de Santa Fe. Pp. 19-25 en *Actas Simposio de Fertilidad. Fertilidad de Suelos para un Agricultura Sustentable*. Rosario, Argentina.

- Fontanetto, H., Keller, O., Albrecht, J., Rufino, P., Borsarelli, J., Sillón, M., Belotti, L., Negro, C. y Giailevra, D. 2009. La importancia del agua edáfica a la siembra como estimador de los rendimientos del trigo en el área central de Santa Fe. <http://www.ipni.net/publication/ia-lacs.nsf/issue/IA-LACS-2009-1>
- Franzen D. W., Halvorson, A. D. y Hoffman, V. L. 2000. Management zones for soil N and P levels in the Northern Great Plains. En *Proceedings International Conference on Precision Agriculture*, 5th Bloomington MN, Madison, WI.
- French, R.J. 1978. The effect of fallowing on the yield of wheat. I. The effect on soil water storage and nitrate supply. *Australian Journal of Agricultural Research* 29(4): 653–668. <https://doi.org/10.1071/ar9780653>
- Galantini, J.A., Senesi, N., Brunetti, G. y Rosell, R. 2004. Influence of texture on organic matter distribution and quality and nitrogen and sulphur status in semiarid Pampean grassland soils of Argentina. *Geoderma*, 123: 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2004.02.008>
- Galloway, J.N., Townsend, A.R., Erisman, J.W., Bekunda, M., Cai, Z.C., Freney, J.R., Martinelli, L.A., Seitzinger, S.P. y Sutton, MA. 2008. Transformation of the nitrogen cycle: recent trends, questions, and potential solutions. *Science*, 320 (5878):889–892. <https://doi.org/10.1126/science.1136674>
- Gambin, B.L., Coyos, T., Di Mauro, G., Borrás, L. y Garibaldi, L.A., 2016. Exploring genotype, management, and environmental variables influencing grain yield of late-sown maize in central Argentina. *Agricultural Systems*, 146: 11–19.
- García, F. y Berardo, A. 2005. Trigo. Pag. 233-253. En H. Echeverría y F. García (eds.). *Fertilidad de Suelos y Fertilización de Cultivos*. Ediciones INTA. Buenos Aires, Argentina.
- García, F. y González Sanjuan, M. F. 2013. La nutrición de suelos y cultivos y el balance de nutrientes: ¿Cómo estamos? *Informaciones Agronómicas de Hispanoamérica*, 9:2-7. International Plant Nutrition Institute, Cono Sur. Acassuso, Buenos Aires, Argentina. <http://www.ipni.net/publication/ia-lacs.nsf/issue/IA-LACS-2013-9>.
- Gastal, F., Lemaire, G., Durand, J.L. y Louarn, G. 2015. Chapter 8 - Quantifying crop responses to nitrogen and avenues to improve nitrogen-use efficiency. Pp. 161–206 en Sadras, V.O., Calderini, D.F. (Eds.), *Crop Physiology (Second Edition)*. Academic Press, San Diego. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-417104-6.00008-X>
- Geladi, P. y Kowalski, B.R. 1986. Partial least-squares regression: a tutorial. *Analytica Chimica Acta*, 185: 1–17. [https://doi.org/10.1016/0003-2670\(86\)80028-9](https://doi.org/10.1016/0003-2670(86)80028-9).
- Genovese, F., Echeverría, H.E., Studdert, G.A. y Sainz Rozas, H. 2009. Amino-sugar nitrogen in soils: calibration and relationship with anaerobically incubated soil nitrogen. *Ciencia del Suelo*, 27:225–236.
- Gianello, C. y Bremner, J.M. 1986. A simple chemical method of assessing potentially available organic nitrogen in soil. *Communication in Soil Science and Plant Analysis*, 17:195–214. doi:10.1080/00103628609367708
- Girón, P. 2019. Manejo sitio - específico de nitrógeno para el cultivo de maíz en el noroeste bonaerense". Tesis de Maestría. Universidad de Buenos Aires. Facultad de Agronomía. Escuela para Graduados. <http://ri.agro.uba.ar/greenstone3/library/collection/tesis/document/2021gironpaula>
- González Montaner, J., Maddonni, G., Mailland, N. y Porsborg, M. 1991. Optimización de la respuesta a la fertilización nitrogenada en el cultivo de trigo a partir de un modelo de decisión para la Subregión IV (Sudeste de la Provincia de Buenos Aires). *Ciencia del Suelo*, 9:41-51.

- González Montaner, J., Maddonni, G. y Dinapoli, M. 1997. Modeling grain yield and grain yield response to nitrogen in spring wheat crops in the Argentinean Southern Pampa. *Field Crops Research*, 51: 241-252. [10.1016/S0378-4290\(96\)03459-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(96)03459-4).
- Goovaerts, P., 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press.
- Grassini, P., Eskridge, K. M. y Cassman, K. G. 2013. Distinguishing between yield advances and yield plateaus in historical crop production trends. *Nature Communications*, 4. <https://doi.org/10.1038/ncomms3918>
- Gregoret, M.C., Dardanelli, J., Bongiovanni, R. y Díaz-Zorita, M. 2006. Modelo de respuesta sitio-específica del maíz al nitrógeno y agua edáfica en un Haplustol. *Ciencia del suelo*, 24:147-159.
- Gregoret, M.C., Díaz Zorita, M., Dardanelli, J., Bongiovanni, R.G. 2011. Regional model for nitrogen fertilization of site-specific rainfed corn in haplustolls of the central Pampas, Argentina. *Precision Agriculture*, 12:831.
- Grömping, U., 2009. Variable importance assessment in regression: linear regression versus random forest. *The American Statistician*, 63: 308–319. <https://doi.org/10.1198/tast.2009.08199>.
- Guarda, G., Padovan, S. y Delogu, G. 2004. Grain yield, nitrogen-use efficiency and baking quality of old and modern Italian bread-wheat cultivars grown at different nitrogen levels. *European Journal of Agronomy*, 21:181– 192. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2003.08.001>
- Hall, A.J., Rebella, C.M., Ghersa, C.M. y Culot, J.P. 1992. *Field-Crop Systems of the Pampas. Ecosystems of the World*, The Netherlands.
- Halvorson, A.D., Alley, M.M. y Murphy, L.S. 1987. Nutrient Requirements and Fertilizer Use. Pp. 345–383 in: *Wheat and Wheat Improvement*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.2134/agronmonogr13.2ed.c18>
- Harris, J.A. Practical universality of field heterogeneity as a factor influencing plot yields. 1920. *Journal of Agricultural Research*, 7:279-314.
- Havlin, J.L., Beaton, J.D., Tisdale, S.L y Nelson, W.L. 2005. *Soil fertility and fertilizers* 7th ed. Pp. 515. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Hatfield, J. 2000. *Precision Agriculture and Environmental Quality: Challenges for Research and Education*. National Soil Tilth Laboratory, Agricultural Research Service, USDA, Ames, IA, USA.
- Hawkesford, M. J. 2012. *Improving nutrient use efficiency in crops*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470015902.a0023734>
- Hernández, C., Cerliani, C., Espósito, G. y Naville, R., 2018. Utilización de altimetría SRTM para la prescripción de fertilización nitrogenada variable del maíz en Córdoba (Argentina). *Primer Congreso Latinoamericano de Agricultura de Precisión*, Santiago, Chile.
- Hegedus, P.B., Ewing, S.A., Jones, C. y Maxwell, B.D. 2023. Using spatially variable nitrogen application and crop responses to evaluate crop nitrogen use efficiency. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 126: 1–20. <https://doi.org/10.1007/s10705-023-10263-3>
- Hoogenboom, G., Porter, C.H., Boote, K.J., Shelia, V., Wilkens, P.W., Singh, U., White, J.W., Asseng, S., Lizaso, J.I., Moreno, L.P., Pavan, W., Ogoshi, R., Hunt, L.A., Tsuji, G.Y. Jones, J.W. 2019. The DSSAT crop modeling ecosystem. Pp.173-216 In Boote, K.J. (ed) *Advances in Crop Modeling for a Sustainable Agriculture*. Burleigh Dodds Science Publishing, Cambridge, United Kingdom <https://dx.doi.org/10.19103/AS.2019.0061.10>.

- Hurtado, M.A. y Gimenez, J.E. 1988. Entisoles de la Region Pampeana. Genesis, clasificación, cartografía y mineralogía. Pp. 97–137 en Actas 2das Jornadas de Suelos de la Región Pampeana, La Plata, Argentina.
- Iriondo, M. 1990. The upper Holocene dry in Argentine plains. Quaternary of South America and Antarctic Peninsula, 7:197-218. AA Balkema, Rotterdam.
- James, G., Witten, D., Hastie, T. y Tibshirani, R. 2021. An Introduction to Statistical Learning, with Application in R, 2nd Ed. Springer Series in Statistics.
- Jaynes, D.B. 1996. Improved soil mapping using electromagnetic induction surveys. Pp. 169–179. In Proc. 3rd Int. Conf. on Site-Specific Management for Agricultural Systems. ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI.
- Jaynes, D.B., Kaspar T.C. y Colvin, T.S. 2011. Economically Optimal nitrogen Rates of Corn: Management Zones Delineated from Soil and Terrain Attributes. *Agronomy Journal*, 103: 1026-1035.
- Jeong, J.H., J.P. Resop, N.D. Mueller, D.H. Fleisher, K. Yun, E.E. Butler et al. 2016. Random forests for global and regional crop yield predictions. *PLoS One*, 11(6):e0156571. doi:10.1371/journal.pone.0156571
- Jobbágy, E.G. y Sala, O.E., 2014. The imprint of crop choice on global nutrient needs. *Environmental Research Letters*, 9: 084014. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/9/8/084014>
- Jobbágy, E.G., Aguiar, S., Piñeiro, G. y Garibaldi, L.A. 2021. Impronta ambiental de la agricultura de granos en Argentina: revisando desafíos propios y ajenos. *Ciencia Hoy*, 173: 35–44. <https://rid.unrn.edu.ar/handle/20.500.12049/6725>
- Johnson, C.K., Mortensen, D.A., Wienhold, B.J., Shanahan, J.F. y Doran, J.W. 2003. Site-Specific Management Zones Based on Soil Electrical Conductivity in a Semiarid Cropping System. *Agronomy Journal*, 95: 303–315. <https://doi.org/10.2134/agronj2003.3030>
- Johnson II, F.E., Lerch, R.N., Motavalli, P.P., Veum, K.S. y Scharf, P.C. 2022. Spatial variability of denitrification enzyme activity and actual denitrification emissions on Missouri claypan soils. *Soil Science Society of America Journal* 86, 1582–1596. <https://doi.org/10.1002/saj2.20457>
- Jokela, W.E. y Randall, G.W. 1989. Corn Yield and Residual Soil Nitrate as Affected by Time and Rate of Nitrogen Application. *Agronomy Journal* 81, 720–726. <https://doi.org/10.2134/agronj1989.00021962008100050004x>
- Jordan, M.I. y Mitchell, T.M., 2015. Machine learning: trends, perspectives, and prospects. *Science* 349, 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>.
- Kachanoski, R.G., Gregorich, E.G. y Van Wessen, I.J. 1988. Estimating spatial variations of soil water content using noncontacting electromagnetic inductive methods. *Canadian Journal of Soil Science*, 68:715–722.
- Kang, S., Zhang, F., Hu, X., Jerie, P. y Zhang, L., 2001. Effects of shallow water table on capillary contribution evapotranspiration, and crop coefficient of maize and winter wheat in a semi-arid region. *Crop and Pasture Science*, 52(3): 317–327.
- Kaspar, T.C., Colvin, T.S., Jaynes, D.B., Karlen, D.L., James, D.E., Meek, D.W., Pulido, D. y Butler, H. 2003. Relationship Between Six Years of Corn Yields and Terrain Attributes. *Precision Agriculture*, 4:87-101.
- Kay, B.D., Mahboubi, A.A., Beauchamp E.G. y Dharmakeerthi R.S. 2006. Integrating Soil and Weather Data to Describe Variability in Plant Available Nitrogen. *Soil Science Society of America Journal*, 70:1210–1221
- Keeney, D.R. y Nelson, D.W. 1982. Nitrogen-inorganic forms. Pp. 643–698 In: Page A.L. et al., editors, *Methods of soil analysis. Part 2. Chemical and microbiological properties*. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI.

- Khaki, S. y Wang, L., 2019. Crop yield prediction using deep neural networks. *Frontiers in Plant Science*, 10, 621. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00621>.
- King, J.A., Dampney, P.M.R., Lark, R.M., Wheeler, H.C., Bradley, R.I. y Mayr, T.R., 2005. Mapping Potential Crop Management Zones within Fields: Use of Yield-map Series and Patterns of Soil Physical Properties Identified by Electromagnetic Induction Sensing. *Precision Agriculture*, 6: 167–181. <https://doi.org/10.1007/s11119-005-1033-4>
- Kirschbaum, M.U. 1994. The temperature dependence of soil organic matter decomposition, and the effect of global warming on soil organic C storage. *Soil Biology and Biochemistry*, 27(6):753-760.
- Kinoshita, R., Tani, M., Sherpa, S., Ghahramani, A. y van Es, H. 2022. Soil sensing and machine learning reveal factors affecting maize yield in the Mid-Atlantic USA. *Agronomy Journal*, 115: 181–196. <https://doi.org/10.1002/agj2.21223>
- Kitchen, N.R., Sudduth, K.A. y Drummond, S.T. 1999. Soil electrical conductivity as a crop productivity measure for clay pan soils. *Journal of Production Agriculture* 12:607–617.
- Kitchen, N.R., Drummond, S.T., Lund, E.D., Sudduth, K.A. y Buchleiter, G.W. 2003. Soil electrical conductivity and topography related to yield for three contrasting soil-crop systems. *Agronomy Journal*, 95: 483–495.
- Knowles, R. 1981. Denitrification. Pp. 315–329 in Clark, F. E. y Rosswell, T. (Eds.) “Terrestrial Nitrogen Cycles: Processes, Ecosystem Strategies, and Management Impacts”, *Ecological Bulletin* 33, Stockholm.
- Kopecký, M., Macek, M. y Wild, J., 2021. Topographic Wetness Index calculation guidelines based on measured soil moisture and plant species composition. *Science of The Total Environment*, 757: 143785. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.143785>
- Kravchenko, A. N. y Bullock, D. G. 2000. Correlation of corn and soybean grain yield with topography and soil properties. *Agronomy Journal*, 92(1): 75–83.
- Krige, D.G. 1951. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa*, 52: 119–139.
- Kumhálová, J., Kumhála, F., Kroulík, M. y Matějková, Š. 2011. The impact of topography on soil properties and yield and the effects of weather conditions. *Precision Agriculture*, 12(6): 813–830. <https://doi.org/10.1007/s11119-011-9221-x>
- Kyveryga, P.M., Blackmer, A.M. y Zhang, J. 2009. Characterizing and Classifying Variability in Corn Yield Response to Nitrogen Fertilization on Subfield and Field Scales. *Agronomy Journal*, 101: 269–277. <https://doi.org/10.2134/agronj2008.0168>
- Ladha, J.K., Pathak, H., Krupnik, T.J., Six, J. y van Kessel, C. 2005. Efficiency of Fertilizer Nitrogen in Cereal Production: Retrospects and Prospects. *Advances in Agronomy*, 87: 85-176.
- Lamb, J.A., Dowdy, R.H., Anderson, J.L. y Rehm, G.W. 1997. Spatial and temporal stability of corn grain yields. *Journal of Production Agriculture*, 10: 410-414.
- Link, J., Batchelor, W., Graeff, S. y Claupein, W. 2008. Evaluation of current and model-based site-specific nitrogen applications on wheat (*Triticum aestivum* L.) yield and environmental quality. *Precision Agriculture*, 9: 251–267. <https://doi.org/10.1007/s11119-008-9068-y>
- Liu, H.L., Yang, J.Y., Drury, C.F., Reynolds, W.D., Tan, C.S., Bai, Y.L., et al. 2011. Using the DSSAT-CERES-Maize model to simulate crop yield and nitrogen cycling in fields under long-term continuous maize production. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 89(3): 313–328. [doi:10.1007/s10705-010-9396-y](https://doi.org/10.1007/s10705-010-9396-y)

- Lobell, D.B., 2007. The cost of uncertainty for nitrogen fertilizer management: A sensitive analysis. *Field Crops Research*, 100: 210–217. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2006.07.007>.
- Lobell, D.B., Cassman, K.G., Field, C.B., 2009. Crop yield gaps: their importance, magnitudes, and causes. *Annual Review of Environment and Resources*, 34: 179–204.
- Loewy, T. y Ron, M. 1995. Nitrogen fertilization recommendations for wheat in Southwestern Buenos Aires, Argentina. *Communications in Soil Science & Plant Analysis*, 26: 2041–2049. <https://doi.org/10.1080/00103629509369427>
- Loomis, R.S. y Connor, D.J. 1992. *Crop Ecology: Productivity and Management in Agricultural Systems*. Cambridge University Press, Cambridge. <http://dx.doi.org/10.1017/cbo9781139170161>
- Lory, J.A. y Scharf, P.C. 2003. Yield goal versus Delta yield for predicting fertilizer nitrogen need in corn. *Agronomy Journal*, 95 (4): 994–999.
- Lu, F. y Petkova, E., 2014. A comparative study of variable selection methods in the context of developing psychiatric screening instruments. *Statistics in medicine*, 33(3): 401–421. <https://doi.org/10.1002/sim.5937>.
- Lund, D.L., Colin, P.E., Christy, D. y Drummond, P.E. 1999. Applying soil electrical conductivity technology to precision agriculture. Pp.1089-1100 en Robert, P.C., Rust, R.H. y Larson, W.E. (Ed). *Precision Agriculture*. Madison, WI, USA.
- Magdoff, F.R., Ross, D. y Amadon, J. 1984. A soil test for nitrogen availability to maize. *Soil Science Society of America Journal*, 48:1301-1304.
- Mallarino, A.P. 2004. Testing of soils. Pp. 143–149 In: Hillel D, Hatfield JL (eds) *Encyclopedia of soils in the environment*. Elsevier, Amsterdam
- Mallarino, A., Oltmans, R., Prater, J., Villavicencio, C. y Thompson, L. 2011. Nutrient uptake by corn and soybean, removal, and recycling with crop residue. *Integrated Crop Management Conference*, Iowa State University, Ames, Iowa.
- Maltese, N.E., Maddonni, G.A., Melchiori, R.J.M. y Caviglia, O.P. 2021. Plant nitrogen status at flowering and kernel set efficiency in early- and late-sown maize crops. *Field Crops Research*, 270: 108216. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2021.108216>
- Mamo, M., Malzer, G., Mulla, D., Huggins, D. y Strock, J. 2003. Spatial and temporal variation in economically optimum nitrogen rate for corn. *Agronomy Journal*, 95:958-964.
- Martinez-Feria, R.A. y Basso, B. 2020 Unstable crop yields reveal opportunities for site-specific adaptations to climate variability. *Scientific Reports*, 10: 2885. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59494-2>
- Matheron, G. 1960. Krigeage d'un panneau rectangulaire par sa périphérie, Note géostatistique no 28, Centre de Géostatistique, Fontainebleau, France.
- McBride, R.A., Gordon, A.M. y Shrive S.C. 1990. Estimating forest soil quality from terrain measurements of apparent electrical conductivity. *Soil Science Society of America Journal*, 54:290–293.
- McConnaughay, K.D.M. y Bazzaz, F.A. 1991. Is physical space a soil resource? *Ecology* 72:94–103.
- McCutcheon, M.C., Farahani, H.J., Stednick, J.D., Buchleiter, G.W., Green, T., 2006. Effect of Soil Water on Apparent Soil Electrical Conductivity and Texture Relationships in a Dryland Field. *Biosystems Engineering*, 94: 19–32. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.01.002>
- McGraw, A., Ramsey, R.C., Obura, P., Matocha, C. y Shepard, C., 2022. Topographic gradients of soil physical, chemical, and mineralogical properties in central

- Kentucky sinkholes. *Soil Science Society of America Journal*, 87: 82–103.
<https://doi.org/10.1002/saj2.20478>
- Meisinger, J. 1984. Evaluating Plant-Available Nitrogen in Soil-Crop Systems. Pp. 389-416 in Hauck, R.D. (ed) *Nitrogen in Crop Production*. John Wiley & Sons, Ltd, <https://doi.org/10.2134/1990.nitrogenincropproduction.c26>
- Meisinger, J.J. y Randall, G.W. 1991. Estimating nitrogen budgets for soil-crop systems. EN: Follett, R.F. *Managing nitrogen for groundwater quality and farm profitability*. Madison: SSSA. pp. 85-138.
- Melchiori R. 2000. Variabilidad espacial del rendimiento en trigo, asociación con parámetros edáficos y evaluación de aplicación de nitrógeno para sitios específicos. Tesis para optar el título de Magister en Ciencias Agrarias. Universidad Nacional de Mar del Plata - Facultad de Ciencias Agrarias Balcarce. 95 p
- Mercau, J.L., Nasetto, M.D., Bert, F., Giménez, R. y Jobbágy, E.G. 2016. Shallow groundwater dynamics in the Pampas: Climate, landscape and crop choice effects. *Agricultural Water Management*, 163: 159–168.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.09.013>
- Messina, C.D., Cooper, M., Reynolds, M. y Hammer, G. 2020. Crop science: a foundation for advancing predictive agriculture. *Crop Science*, 60: 544–546.
<https://doi.org/10.1002/csc2.20116>
- Miguez, F.E. y Poffenbarger, H., 2022. How can we estimate optimum fertilizer rates with accuracy and precision? *Agricultural & Environmental Letters*, 7: e20075.
<https://doi.org/10.1002/acl2.20075>
- Ministerio de Agricultura Ganadería y Pesca (MAGyP) 2022.
<https://datosestimaciones.magyp.gob.ar>
- Micucci, F. y Álvarez, C. 2003. El agua en los sistemas extensivos. Impacto de las prácticas de manejo sobre la eficiencia de uso del agua. Inpofos. Archivo Agronómico N° 8 Acassuso, Buenos Aires.
- Mohammed, Y.A., Kelly, J., Chim, B.K., Rutto, E., Waldschmidt, K., Mullock, J., et al. 2013. Nitrogen fertilizer management for improved grain quality and yield in winter wheat in Oklahoma. *Journal of Plant Nutrition*, 36:749–761.
doi:10.1080/01904167.2012.754039
- Montgomery, E.G. 1913. Experiments in wheat breeding: experimental error in the nursery and variation in nitrogen and yield. Pp. 5-61 en *USDA Bulletin 269*, United States Department of Agriculture, Bureau of Plant Industry, Washington.
- Moore, I. D., Grayson, R. B. y Landson, A. R. 1991. Digital Terrain Modelling: A Review of Hydrological, Geomorphological, and Biological Applications. *Hydrological Processes* 5: 3–30. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050103>
- Morris, T.F., Murrell, T.S., Beegle, D.B., Camberato, J.J., Ferguson, R.B., Grove, J., Ketterings, Q., Kyveryga, P.M., Laboski, C.A.M., McGrath, J.M., Meisinger, J.J., Melkonian, J., Moebius-Clune, B.N., Nafziger, E.D., Osmond, D., Sawyer, J.E., Scharf, P.C., Smith, W., Spargo, J.T., van Es, H.M. y Yang, H., 2018. Strengths and Limitations of Nitrogen Rate Recommendations for Corn and Opportunities for Improvement. *Agronomy Journal*, 110: 1–37.
<https://doi.org/10.2134/agronj2017.02.0112>
- Mueller, T.G., Hartsock, N.J., Stombaugh, T.S., Shearer, S.A., Cornelius, P.L., Barnhisel, R.I., 2003. Soil Electrical Conductivity Map Variability in Limestone Soils Overlain by Loess. *Agronomy Journal*, 95: 496–507.
<https://doi.org/10.2134/agronj2003.4960>

- Mueller, N.D., Gerber, J.S., Johnston, M., Ray, D.K., Ramankutty, N., Foley, J.A. 2012. Closing yield gaps through nutrient and water management. *Nature*, 490: 254–257. <https://doi.org/10.1038/nature11420>
- Mulla D.J. y Schepers J.S. 1997. Key processes and properties for site-specific soil and crop management. Pp 1–18 In: Pierce, F.J. y Sadler, E.J. (eds) *The state of site-specific management for agriculture*. ASA, CSSA, SSSA, Madison, WI, USA.
- Natali, C. N., Pacín, F. y Gutiérrez Boem, F. 2005. Factores que afectan el rendimiento de trigo en el centro sur de Santa Fé. *Informaciones agronómicas* N° 34. International Plant Nutrition Institute.
- Neeteson, J.J. 1990. Development of nitrogen fertilizer recommendations for arable crops in the Netherlands in relation to nitrate leaching. *Fertilizer Research*, 26: 291–298. <https://doi.org/10.1007/BF01048767>
- Neter, J., Wasserman, W. y Kutner, M.H. 1990. *Applied linear statistical models*. Irwin inc. Eds., Illinois, USA. 1172 pp.
- Neumann, K., Verburg, P.H., Stehfest, E. y Müller, C. 2010. The yield gap of global grain production: A spatial analysis. *Agricultural Systems*, 103(5): 316–326.
- Nielsen, D.C. y Vigil, M.F. 2005. Legume Green Fallow Effect on Soil Water Content at Wheat Planting and Wheat Yield. *Agronomy Journal*, 97: 684–689. <https://doi.org/10.2134/agronj2004.0071>
- Nosetto, M., Jobbágy, E., Jackson, R. y Sznaider, G., 2009. Reciprocal influence of crops and shallow ground water in sandy landscapes of the Inland Pampas. *Field Crops Research*, 113: 138–148.
- Novelli, L.E., Caviglia, O.P., Jobbágy, E.G., Sadras, V.O., 2023. Diversified crop sequences to reduce soil nitrogen mining in agroecosystems. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 341: 108208. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2022.108208>
- Oberle, S.L. y Keeney, D.R. 1990. Soil Type, Precipitation, and Fertilizer N Effects on Corn Yields. *Journal of Production Agriculture*, 3: 522–527. <https://doi.org/10.2134/jpa1990.0522>
- Ochoa Sangrador, C., Molina Arias, M. y Ortega Páez, E. 2023. Análisis multivariante. Regresión lineal múltiple. *Evidencias en Pediatría*, 19:22.
- Onken, A.B., Matheson, R.L. y Nesmith, D.M. 1985. Fertilizer nitrogen and residual nitrate-nitrogen effects on irrigated corn yield. *Soil Science Society of America Journal*, 49:134–139. doi:10.2136/sssaj1985.03615995004900010027x
- Orcellet, J., Reussi Calvo, N.I., Sainz Rozas, H.R., Wyngaard, N. y Echeverría, H.E., 2017. Anaerobically Incubated Nitrogen Improved Nitrogen Diagnosis in Corn. *Agronomy Journal*, 109: 291–298. <https://doi.org/10.2134/agronj2016.02.0115>
- Pacín, F. 2004. Análisis de los factores determinantes del rendimiento del trigo en el sudoeste de la Provincia de Buenos Aires Trabajo Final de la Especialización en Fertilidad y uso de Fertilizantes, Facultad de Agronomía, Universidad de Buenos Aires, 30 p.
- Pagani, A., Echeverría, H.E., Sainz Rozas H.R. y Barbieri, P.A. 2008. Dosis óptima económica de nitrógeno en maíz bajo siembra directa en el sudeste bonaerense. *Ciencia del Suelo*, 26(2): 183-193.
- Pagani, A. y Mallarino, A.P. 2015. On-farm evaluation of corn and soybean grain yield and soil pH responses to liming. *Agronomy Journal*, 107:71-82.
- Pagani, A., Girón, P. y Rompani, J.M. 2022. Variabilidad espacial y temporal de la productividad de diferentes cultivos ante variaciones edáficas y topográficas a nivel intra-lote en el centro-oeste bonaerense. *Actas 2° Congreso Latinoamericano de*

- Agricultura de Precisión - CLAP. Manfredi: Asociación Latinoamericana de Agricultura de Precisión. p. 288.
- Pan, W.L., Huggins D.R., Malzer, G.L., Douglas C.L. y Smith, J.L. 1997. Field heterogeneity in soil-plant nitrogen relationships: Implications for site-specific management. Pp 81–99 en Pierce, F.J y Sadler, E.J. (Ed.) The state of site-specific management for agriculture. ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI, USA.
- Passioura, J.B. y Stirzaker, R.J. 1993. Feedforward Responses of Plants to Physically Inhospitable Soil. Pp. 715–719 in: International Crop Science I. John Wiley & Sons, Ltd, <https://doi.org/10.2135/1993.internationalcropscience.c114>
- Passioura J.B. 1996. Drought and drought tolerance. *Plant Growth Regulation*, 20: 79-83.
- Passioura, J., 2006. Increasing crop productivity when water is scarce—from breeding to field management. *Agricultural Water Management, Special Issue on Water Scarcity: Challenges and Opportunities for Crop Science*, 80: 176–196. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2005.07.012>
- Peralta, N.R. y Costa, J.L. 2013. Delineation of management zones with soil apparent electrical conductivity to improve nutrient management. *Computer and Electronics in Agriculture*, 99: 218–226. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2013.09.014>
- Peralta, N.R., Costa, J.L., Balzarini, M., Angelini, M., 2013a. Delineation of management zones with measurements of soil apparent electrical conductivity in the Southeastern Pampas. *Canadian Journal of Soil Science*, 93: 205–218.
- Peralta, N.R., Costa, J.L., Castro Franco, M.C., Balzarini, M. 2013b. Delimitación de zonas de manejo con modelos de elevación digital y profundidad de suelo. *Interciencia*, 38:418-424.
- Peralta, N.R., Costa, J.L., Balzarini, M., Castro Franco, M., Córdoba, M. y Bullock, D., 2015. Delineation of management zones to improve nitrogen management of wheat. *Computers and Electronics in Agriculture*, 110: 103–113. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.10.017>
- Pereyra, F. 2012. Suelos de la Argentina. SEGEMAR-AACS-GAEA, Buenos Aires
- Pichler, M. y Hartig, F. 2023. Machine learning and deep learning—A review for ecologists. *Methods in Ecology and Evolution*, 14: 994–1016. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14061>
- Picone L. 2015. El ambiente físico-químico del suelo relacionado con la fertilidad. Pp. 31-51 en Echeverría, H.E. y García, F.O. (eds.) Fertilidad de suelos y fertilización de cultivos. 2da Edición. Ediciones INTA. Buenos Aires, Argentina.
- Pierce, F.J. y Nowak, P. 1999. Aspects of precision agriculture. *In: D Spark (ed) Advance in Agronomy Academic Press* 67: 1-85.
- Pieri, C. 1995. Long-term soil management experiments in Semiarid Francophone Africa. Pp 225-266 in Lal, R. y Stewart, B.A. (eds.) Soil Management Experimental Basis for Sustainability and Environmental Quality. *Advances in Soil Science*, CRC Lewis Publishers, Boca Raton, FA, USA.
- Piñeiro, G., Perelman, S., Guerschman, J.P. y Paruelo, J.M. 2008. How to evaluate models: Observed vs. predicted or predicted vs. observed? *Ecological Modelling*, 216: 316–322. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.05.006>
- Ploschuk, R.A., Miralles, D.J., Colmer, T.D. y Striker, G.G. 2020. Waterlogging differentially affects yield and its components in wheat, barley, rapeseed and field pea depending on the timing of occurrence. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 206: 363–375. <https://doi.org/10.1111/jac.12396>
- Prawito, P. 1996. Pedogenesis on karst toposequences in Kentucky [PhD dissertation, University of Kentucky, Department of Agronomy].

- Prystupa, P., Petonc, A., Pagano, E. y Gutierrez Boem, F.H. 2019. Sulphur fertilization of barley crops improves malt extract and fermentability. *Journal of Cereal Science*, 85: 228–235.
- Probst, P., Wright, M.N. y Boulesteix, A.L. 2019. Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *WIREs Data Mining Knowledge Discovery*, 9:e1301. <https://doi.org/10.1002/widm.1301>.
- Puntel, L. y Pagani, A. 2013. Site-specific analysis of maize yield response to nitrogen in Argentina. *ASA-CSSA-SSSA International Annual Meetings*, Madison, WI, USA.
- Puntel, L.A., Sawyer, J.E., Barker, D.W., Dietzel, R., Poffenbarger, H. y Castellano, M.J., 2016. Modeling long-term corn yield response to nitrogen rate and crop rotation. *Frontiers in Plant Science*, 7: 630. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01630>.
- Puntel, L.A., Sawyer, J.E., Barker, D.W., Thorburn, P.J., Castellano, M.J., Moore, K.J., VanLooke, A., Heaton, E.A. y Archontoulis, S.V. 2018. A systems modeling approach to forecast corn economic optimum nitrogen rate. *Frontiers in Plant Science*, 9: 436. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00436>.
- Puntel, L.A., Pagani, A. y Archontoulis, S.V., 2019. Development of a nitrogen recommendation tool for corn considering static and dynamic variables. *European Journal of Agronomy* 105, 189–199. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2019.01.003>
- Qin, Z., Myers, D.B., Ransom, C.J., Kitchen, N.R., Liang, S.Z., Camberato, J.J., Carter, P.R., Ferguson, R.B., Fernandez, F.G., Franzen, D.W., Laboski, C.A.M., Malone, B.D., Nafziger, E.D., Sawyer, J.E. y Shanahan, J.F., 2018. Application of Machine Learning Methodologies for Predicting Corn Economic Optimal Nitrogen Rate. *Agronomy Journal*, 110: 2596–2607. <https://doi.org/10.2134/agronj2018.03.0222>
- Quemada, M. y Cabrera, M.L. 1997. Temperature and moisture effects on C and N mineralization from surface applied clover residue. *Plant and Soil*, 189: 127–137. <https://doi.org/10.1023/A:1004281804058>
- Quinlan, J.R. 1986. Induction of Decision Trees. *Machine Learning*, 1: 81-106. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00116251>
- Quiroga, A., Buschiazzo, D.E. y Peinemann, N. 1999. Soil compaction is related to management practices in the semi-arid Argentine pampas. *Soil and Tillage Research*, 52: 21-28. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(99\)00049-5](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(99)00049-5)
- Quiroga, A., Funaro, D., Fernández, R. y Noellemeyer, E. 2005. Factores edáficos y de manejo que condicionan la eficiencia del barbecho en la región pampeana. *Ciencia del suelo*, 23.
- Quiroga, A., Funaro, D., Noellemeyer, E. y Peinemann, N. 2006. Barley yield response to soil organic matter and texture in the Pampas of Argentina. *Soil and Tillage Research*, 90(1-2): 63-68. <https://doi.org/10.1016/j.still.2005.08.019>
- Ramanantenasoa, M.M.J., G'enermont, S., Gilliot, J.M., Bedos, D. y Makowski, D. 2019. Meta-modeling methods for estimating ammonia volatilization from nitrogen fertilizer and manure applications. *Journal of Environmental Management*, 236: 195–205. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.01.066>.
- Ransom, C., Kitchen, N., Camberato, J., Carter, P., Ferguson, R., Fernández, F., Franzen, D., Laboski, C., Myers, D., Nafziger, E., Sawyer, J. y Shanahan, J. 2019. Statistical and machine learning methods evaluated for incorporating soil and weather into corn nitrogen recommendations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164: 104872. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104872>
- Ransom, C., Kitchen, N., Camberato, J., Carter, P., Ferguson, R., Fernández, F., Franzen, D., Laboski, C., Myers, D., Nafziger, E. y Sawyer, J. 2023. Combining Corn N Recommendation Tools for an Improved Economical Optimal Nitrogen Rate

- Estimation. *Soil Science Society of America Journal*, 87: 902–917. <https://doi.org/10.1002/saj2.20539>
- Raun, W.R., Johnson, G.V., Stone, M.L., Solie, J.B., Lukina, E.V., Thomason, W.E. y Schepers, J.S. 2001. In-season prediction of potential grain yield in winter wheat using canopy reflectance. *Agronomy Journal*, 93:131–138. doi:10.2134/agronj2001.931131x
- Raun, W.R., Solie, J.B., Johnson, G.V., Stone, M.L., Mullen, R.W., Freeman, K.W., Thomason, W.E. y Lukina, E.V. 2002. Improving Nitrogen Use Efficiency in Cereal Grain Production with Optical Sensing and Variable Rate Application. *Agronomy Journal*, 94: 815–820. <https://doi.org/10.2134/agronj2002.8150>
- Raun, W.R., Solie, J.B. y Stone, M.L. 2011. Independence of yield potential and crop nitrogen response. *Precision Agriculture*, 12:508–518. doi:10.1007/s11119-010-9196-z
- Raun, W.R., Dhillon, J., Aula, L., Eickhoff, E., Weymeyer, G., Figueirdeo, B., Lynch, T., Omara, P., Nambi, E., Oyebiyi, F. y Fornah, A. 2019. Unpredictable Nature of Environment on Nitrogen Supply and Demand. *Agronomy Journal*, 111: 2786–2791. <https://doi.org/10.2134/agronj2019.04.0291>
- Ravier, C., Meynard, J., Cohan, J., Gate, P. y Jeu, M. 2017. Early nitrogen deficiencies favor high yield, grain protein content and N use efficiency in wheat. *European Journal of Agronomy*, 89:16–24. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2017.06.002>
- Rawls, W.J., Brakensiek, D.L. y Saxton K.E. 1982. Estimation of soil water properties. *Transactions of the ASAE*, 25(5): 1316–1320 y 1328.
- Reussi Calvo, N.I. y Echeverría, H.E. 2006. Wheat nitrogen fertilization strategy: Water balance for the south of Buenos Aires province. *Ciencia del Suelo*, 24: 115–122.
- Reussi Calvo, N.I., Sainz Rozas, H.R., Echeverría H.E. y Berardo, A. 2013. Contribution of anaerobically incubated nitrogen to the diagnosis of nitrogen status in spring wheat. *Agronomy Journal*, 105:321–328.
- Reussi Calvo, N.I., Sainz Rozas, H.R., Echeverría, H.E. y Diovisalvi, N. 2015, Using Canopy Indices to Quantify the Economic Optimum Nitrogen Rate in Spring Wheat. *Agronomy Journal*, 107: 459–465. <https://doi.org/10.2134/agronj14.0392>
- Reussi Calvo, N.I., Wyngaard, N., Queirolo, I., Prystupa, P. y Sainz Rozas, H.R. 2020. Canopy Indices: a Model to Estimate the Nitrogen Rate for Barley and Wheat. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 20(4): 2419–2430. <https://doi.org/10.1007/s42729-020-00307-w>
- Rice, C.W. y Havlin, J.L. 1994. Integrating Mineralizable Nitrogen Indices into Fertilizer Nitrogen Recommendations. Pp. 1–13 in: *Soil Testing: Prospects for Improving Nutrient Recommendations*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.2136/sssaspecpub40.c1>
- Rimski-Korsakov, H., Rubio, G. y Lavado, R.S. 2004. Potential nitrate losses under different agricultural practices in the pampas region, Argentina. *Agricultural Water Management*, 65: 83–94. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2003.08.003>
- Ritchie, J.T. y Otter, S. 1985. Description and performance of CERES-Wheat: A user-oriented wheat yield model. *ARS wheat yield project*, 38: 159–175.
- Robertson, G.P., Paul, E.A. y Harwood, R.R. 2000. Greenhouse gases in intensive agriculture: contributions of individual gases to the radiative forcing of the atmosphere. *Science*, 289: 1922–1925.
- Rodrigo, A., Recous, S., Neel, C. y Mary, B. 1997. Modelling temperature and moisture effects on C–N transformations in soils: comparison of nine models. *Ecological Modelling*, 102: 325–339. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(97\)00067-7](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(97)00067-7)

- Rockström, J., Edenhofer, O., Gaertner, J. y DeClerck, F. 2020. Planet-proofing the global food system. *Nat Food*, 1: 3–5. <https://doi.org/10.1038/s43016-019-0010-4>
- Rubio, G. y Taboada, M.A. 2013. Árbol de decisión para diagnosticar la capacidad productiva de suelos de la región pampeana. *Ciencia del Suelo*, 31:235–243
- Rubio, G., Lavado, R.S., Pereyra, F.X. (Eds.), 2019. *The Soils of Argentina*, World Soils Book Series. Springer International Publishing, Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-76853-3>
- Ruffo, M. L., Bollero, G. A., Bullock, D. S. y Bullock, D. G. 2006. Site-specific production functions for variable rate corn nitrogen fertilization. *Precision Agriculture*, 7(5): 327–342. <https://doi.org/10.1007/s11119-006-9016-7>
- Sadras, V.O. y Calviño, P.A., 2001. Quantification of Grain Yield Response to Soil Depth in Soybean, Maize, Sunflower, and Wheat. *Agronomy Journal*, 93: 577–583. <https://doi.org/10.2134/agronj2001.933577x>
- Sadras, V. O. y Rodriguez, D. 2007. The limit to wheat water-use efficiency in eastern Australia. II. Influence of rainfall patterns. *Australian Journal of Agricultural Research*, 58. <https://doi.org/10.1071/AR06376>
- SAGyP-INTA. 1989. Mapa de suelos de la Provincia de Buenos Aires. Proyecto PNUD/ARG/85/019. ISBN 950-9853-17-8
- Sainz Rozas, H.R., Calviño, P.A., Echeverría, H.E., Barbieri, P.A. y Redolatti, M. 2008. Contribution of anaerobically mineralized nitrogen to the reliability of planting or presidedress soil nitrogen test in maize. *Agronomy Journal*, 100: 1020–1025. <https://doi.org/10.2134/agronj2007.0077>
- Sainz Rozas, H.R., Echeverria, H.E., Angelini, H.P., 2011. Niveles de carbono orgánico y pH en suelos agrícolas de las regiones pampeana y extrapampeana argentina. *Ciencia del suelo*, 29: 29–37.
- Sainz Rozas, H.R., Eyherabide, M., Larrea, G.E., Martinez Cuesta, N., Angelini, H.P., Reussi Calvo, N.I. y Wyngaard, N., 2019. Relevamiento y determinación de propiedades químicas en suelos de aptitud agrícola de la región pampeana. Simposio Fertilidad. Rosario, Santa Fe, Argentina.
- Salvagiotti, F., Pedrol, H. y Satorre, E. 2003. El modelo de simulación cereales como herramienta en el diagnóstico de la fertilización nitrogenada en trigo, *Informaciones agronomicas del Cono Sur*, 17. https://www.researchgate.net/publication/237399956_EL_MODELO_DE_SIMULACION_CERES_COMO_HERRAMIENTA_EN_EL_DIAGNOSTICO_DE_LA_FERTILIZACION_NITROGENADA_EN_TRIGO
- Salvagiotti, F., Castellarin, J.M., Ferraguti, F.J., Pedrol, H.M. 2011. Dosis óptima económica de nitrógeno en maíz según potencial de producción y disponibilidad de nitrógeno en la región pampeana norte. *Ciencia del Suelo*, 29: 199–212.
- Satorre, E.H. 2000. Uso de modelos de simulación para la recomendación de fertilización. Cátedra de Cerealicultura, Facultad de Agronomía, UBA. https://www.researchgate.net/publication/238760502_Uso_de_modelos_de_simulacion_para_la_recomendacion_de_fertilizacion
- Satorre, E.H., Menéndez, F., Tinghitella, G y Cavasassi, J.L. 2005. TRIGUERO: Un sistema de apoyo a la fertilización nitrogenada de Trigo. Convenio AACREA y PROFERTIL S.A., software de aplicación agronómico.
- Savin, R. y Slafer, G.A., 1991. Shading effects on the yield of an Argentinean wheats cultivar. *Journal of Agricultural Science*, 116: 1–7.
- Sawyer, J.E., Nafziger, E.D., Randall, G.W., Bundy, L.G., Rehm, G.W. y Joern, B.C. 2006. Concepts and Rationale for Regional Nitrogen Rate Guidelines for Corn.

- Scharf, P.C. y Lory, J.A. 2000. Calibration of remotely-sensed corn color to predict nitrogen needs. In *Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture*. ASA-CSSA-SSSA, Madison, WI, USA.
- Scharf, P.C., Kitchen, N.R., Sudduth, K.A., Davis J.G., Hubbard, V.C. y Lory, J.A. 2005. Field-Scale Variability in Optimal Nitrogen Fertilizer Rate for Corn. *Agronomy Journal*, 97: 452-461.
- Schepers, J.S. y Meisinger, J.J., 1994. Field Indicators of Nitrogen Mineralization. Pp. 31–47 in: *Soil Testing: Prospects for Improving Nutrient Recommendations*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.2136/sssaspecpub40.c3>
- Schomberg, H.H., Wietholter, S., Griffin, T.S., Reeves, D.W., Cabrera, M.L., Fisher, D.S., Endale, D.M., Novak, J.M., Balkcom, K.S., Raper, R.L., Kitchen, N.R., Locke, M.A., Potter, K.N., Schwartz, R.C., Truman, C.C. y Tyler, D.D. 2009. Assessing Indices for Predicting Potential Nitrogen Mineralization in Soils under Different Management Systems. *Soil Science Society of America Journal*, 73: 1575–1586. <https://doi.org/10.2136/sssaj2008.0303>
- Schulte, E.E. y Hopkins, B.G. 1996. Estimation of Organic Matter by Weight Loss-on-Ignition. Pp. 21-31 In: Magdoff, F.R., et al., (Eds.) *Soil Organic Matter: Analysis and Interpretation*. Special Publication Number 46, SSSA, Madison.
- Schwalbert, R., Amado, T., Nieto, L., Varela, S., Corassa, G., Horbe, T., Rice, C., Peralta, N. y Ciampitti, I.A., 2018. Forecasting maize yield at field scale based on high-resolution satellite imagery. *Biosystems Engineering*, 171: 179–192. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.04.020>.
- Shaner, D., Khosla, R., Brodahl, M., Buchleiter, G. y Farahani, H. 2008. How well does zone sampling based on soil electrical conductivity maps represent soil variability? *Agronomy Journal*, 100:1472-1480.
- Shahandeh, H., Wright, A.L. y Hons, F.M. 2011. Use of soil nitrogen parameters and texture for spatially-variable nitrogen fertilization. *Precision Agriculture*, 12: 146–163. <https://doi.org/10.1007/s11119-010-9163-8>
- Sharifi, M., B.J. Zebarth, D.L. Burton, C.A. Grant, S. Bittman, C.F. Drury, et al. 2008. Response of potentially mineralizable soil nitrogen and indices of nitrogen availability to tillage system. *Soil Science Society of America Journal*, 72:1124–1131. doi:10.2136/sssaj2007.0243
- Shekoofa, A., Emam, Y., Shekoofa, N., Ebrahimi, M. y Ebrahimie, E. 2014. Determining the most important physiological and agronomic traits contributing to maize grain yield through machine learning algorithms: A new avenue in intelligent agriculture. *PLoS One* 9(5):e97288. doi:10.1371/journal.pone.0097288
- Shiferaw, B., Smale, M., Braun, H.-J., Duveiller, E., Reynolds, M., Muricho, G., 2013. Crops that feed the world 10. Past successes and future challenges to the role played by wheat in global food security. *Food Security*, 5. <https://doi.org/10.1007/s12571-013-0263-y>
- Sigler, W.A., Ewing, S.A., Wankel, S.D., Jones, C.A., Leuthold, S., Brookshire, E.N.J. y Payn, R.A. 2022. Isotopic signals in an agricultural watershed suggest denitrification is locally intensive in riparian areas but extensive in upland soils. *Biogeochemistry*, 158(2):251–268. <https://doi.org/10.1007/s10533-022-00898-9>
- Simón, M., Peralta, N. y Costa, J. 2013. Relación entre la conductividad eléctrica aparente con propiedades del suelo y nutrientes. *Ciencia del Suelo*, 31: 45–55.
- Sinclair, T.R. y Rufty, T.W., 2012. Nitrogen and water resources commonly limit crop yield increases, not necessarily plant genetics. *Global Food Security*, 1: 94–98. <https://doi.org/10.1016/j.gfs.2012.07.001>

- Six, J., Conant, R. Paul, E. y Paustian, K. 2002. Stabilization mechanisms of soil organic matter: Implications for C-saturation of soils. *Plant and Soil*, 241(2):155–176. doi:10.1023/A:1016125726789
- Soil Survey Staff, 2014. *Illustrated Guide to Soil Taxonomy*. U.S. Department of Agriculture, Natural Resources Conservation Service. National Soil Survey Center, Lincoln, Nebraska.
- Sogbedji, J., Sogbedji, J.M., van ES, H.M., Klausner, S.D., Bouldin, D.R. y Cox, W.J., 2001. Spatial and temporal processes affecting nitrogen availability at the landscape scale. *Soil and Tillage Research*, 58 (3–4): 233–244.
- Soltani, A. y Sinclair, T.R. 2012. Modeling physiology of crop development, growth and yield. Wallingford, UK, pp. 322. ISBN 978-1-84593-970-0.
- Soriano, A. 1991. Río de la Plata Grasslands. Pp. 367–407 In: Coupland, R.T. (ed) *Natural grasslands. Introduction and Western Hemisphere*. Elsevier, Amsterdam, NL.
- Springob, G. y Kirchmann, H. 2003. Bulk soil C to N ratio as a simple measure of net N mineralization from stabilized soil organic matter in sandy arable soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 35(4):629–632. doi:10.1016/S0038-0717(03)00052-X
- Stanford, G. 1973. Rationale for optimum nitrogen fertilization in corn production. *Journal of Environmental Quality*, 2:159–166.
- Steinbach H. 2005. Fertilización de cultivos de granos y pasturas. Diagnóstico y recomendación en la Región Pampeana; coordinado por Roberto Álvarez. Funciones de producción. Capítulo II. Editorial Facultad Agronomía. Universidad de Buenos Aires, pp. 13-25.
- Stone, P.J. y Nicolas, M.E. 1995a. A survey of the effects of high-temperature during grain filling on yield and quality of 75 wheat cultivars. *Australian Journal of Agricultural Research*, 46: 475–492. <https://doi.org/10.1071/AR9950475>
- Storer, D.A. 1984. A simple high sample volume ashing procedure for determining soil organic matter. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 15(7): 759-772.
- Studdert, G.A. y Echeverría, H.E. 2000. Soja, girasol y maíz en los sistemas de cultivo en el sudeste bonaerense. Pp. 407-437 en Andrade, F.H. y Sadras, V. (Eds.) *Bases para el manejo del maíz, girasol y soja*. INTA Balcarce- FCA. UNMdP.
- Sudduth, K.A., Kitchen, N.R., Hughes, D.F. y Drummond, S.T. 1995. Electromagnetic induction sensing as an indicator of productivity on claypan soils. Pp. 671-681 *Site-Specific Management for Agricultural Systems, ASA-CSSA-SSSA*.
- Sudduth, K.A., Drummond, S., Birrell, S. y Kitchen, N. 1997. Spatial modeling of crop yield using soil and topographic data. *Precision Agriculture*, 97.
- Sudduth, K.A., Drummond, S. y Kitchen, N. 2001. Accuracy issues in electromagnetic induction sensing of soil electrical conductivity for precision agriculture. *Computer and Electronics in Agriculture*, 31:239-264.
- Sudduth, K.A., Kitchen, N.R., Bollero, G.A., Bullock, D.G. y Wiebold, W.J. 2003. Comparison of Electromagnetic Induction and Direct Sensing of Soil Electrical Conductivity. *Agronomy Journal*, 95:472–482
- Sulik, J., Banger, K., Janovicek, K., Nasielski, J. y Deen, B. 2023. Comparing Random Forest to Bayesian Networks as nitrogen management decision support systems. *Agronomy Journal*, 115: 1431–1446. <https://doi.org/10.1002/agj2.21320>
- Thompson, B., 2001. Significance, effect sizes, stepwise methods, and other issues: strong arguments move the field. *Journal of Experimental Education*, 70: 80–93. <https://doi.org/10.1080/00220970109599499>.
- Thorburn, P.J., Biggs, J.S., Puntel, L.A., Sawyer, J.E., Everingham, Y.L. y Archontoulis, S.V. 2024. The nitrogen fertilizer conundrum: why is yield a poor determinant of

- crops' nitrogen fertilizer requirements? *Agronomy for Sustainable Development*, 44(2): 18. <https://doi.org/10.1007/s13593-024-00955-7>
- Thorp, K.R., DeJonge, K.C., Kaleita, A.L., Batchelor, W.D. y Paz, J. O. 2008. Methodology for the use of DSSAT models for precision agriculture decision support. *Computers and Electronics in Agriculture*, 64: 276–285. doi:10.1016/j.compag.2008.05.022
- Torrens Baudrix, L. y Luceri, G. 2023. Ensayo comparativo de variedades de trigo. INTA 9 de Julio. Informes técnicos. Desarrollo rural.
- Tremblay, N., Bouroubi, Y.M., Belec, C., Mullen R.W., Kitchen N.R., Thomason, W.E., Ebelhar, S., Mengel, D.B., Raun, W.R., Francis, D.D., Vories, E.D. y Ortiz-Monasterio I. 2012. Corn response to nitrogen is influenced by soil texture and weather. *Agronomy Journal*, 104:1658–1671.
- Trevisan, R., Bullock, D. y Martin, N. 2021. Spatial variability of crop responses to agronomic inputs in on-farm precision experimentation. *Precision Agriculture*, 22(2): 342–363. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09720-8>
- Tumusiime, E., Brorsen, B.W., Mosali, J., Johnson, J., Locke, J. y Biermacher, J.T. 2011. Determining optimal levels of nitrogen fertilizer using random parameter models. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 43(4):541–552. doi:10.1017/S1074070800000067
- Urquieta, J.F. 2008. Nitrógeno potencialmente mineralizable anaeróbico en suelos del sudeste bonaerense y su relación con la respuesta a nitrógeno en trigo. Tesis. Univ. Nacional de Mar del Plata, Balcarce, Argentina.
- Urioste, A.M., Hevia, G.G., Hepper, E.N., Anton, L.E., Bono, A.A. y Buschiazzi D.E. Cultivation effects on the distribution of organic carbon, total nitrogen and phosphorus in soils of the semiarid region of Argentinian Pampas. *Geoderma* 136: 621–630. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.02.004>
- 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. *Ciencia del suelo*, 29:49-59.
- Van Ittersum, M.K. y Rabbinge, R., 1997. Concepts in production ecology for analysis and quantification of agricultural input-output combinations. *Field Crops Research*, 52: 197–208.
- Van Ittersum, M.K. y Donatelli, M., 2003. Cropping system models: science, software and applications. Special issue *European Journal of Agronomy*, 18: 187–393.
- Van Ittersum, M.K., Cassman, K.G., Grassini, P., Wolf, J., Titttonell, P., Hochman, Z., 2013. Yield gap analysis with local to global relevance—a review. *Field Crops Research*, 143: 4–17. <http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2012.09.009>.
- Vanotti, M.B. y Bundy, L.G., 1994a. An alternative rationale for corn nitrogen fertilizer recommendations. *Journal of Production Agriculture*, 7(2): 243–249.
- Vanotti, M.B. y Bundy, L.G., 1994b. Corn nitrogen recommendations based on yield response data. *Journal of Production Agriculture*, 7(2): 249.
- Varsa, E.C., Ebelhar, S.A., Wyciskalla, T.D., Hart, C.D. y Robertson, G.K. 2003. Using historical yield patterns in fields as a management tool to variably apply nitrogen. In *Proceedings North-Central Extension-Industry Soil Fertility Conference*, 19:61–75. Potash and Phosphate Institute, Brookings. SD.
- Velasco, J.L., Sainz Rozas, H., Echeverría, H. y Barbieri, P. 2012. Optimizing fertilizer nitrogen use efficiency by intensively managed spring wheat in humid regions: effect of split application. *Canadian Journal of Plant Science*, 92: 1–10.

- Ventimiglia, L. y Torrens Baudrix, L. 2022. Prueba de variedades de trigo. Resultados ensayos de experimentación adaptativa comparando el comportamiento en la zona. INTA 9 de Julio. Informes técnicos. Desarrollo rural.
- Videla Mensegue, H., Barraco, M., Álvarez, C., Miranda, W., Rampo, M., Pereyro, A., Macchiavello, A., Ferro, M. y Varillas, G. 2021. Estimación del rendimiento de trigo en función del agua disponible y la profundidad de napa. IX Congreso Nacional de Trigo. Calidad y sustentabilidad. Tres Arroyos, Argentina
- Villar, J. 1999. Economía del agua en el cultivo de trigo en el área centro de Santa Fe. Información Técnica N° 234. INTA EEA Rafaela, Santa Fe.
- Walsh, O.S. y Walsh, W. L. 2020. Nitrogen fertilizer rate and time effect on dryland no-till hard red spring wheat production. *Agrosystems, Geosciences & Environment*, 3:e20093. <https://doi.org/10.1002/agg2.20093>
- Walsh, O.S., Marshall, J., Nambi, E., Shafian, S., Jayawardena, D., Jackson, C., Lamichhane, R., Owusu Ansah, E. y McClintick-Chess, J. 2022. Spring wheat yield and grain quality response to nitrogen rate. *Agronomy Journal*, 114: 2562–2572. <https://doi.org/10.1002/agj2.21101>
- Waynick, D.D. 1918. Variability in soils and its significance to past and future soil investigations. I. Statistical study of nitrification in soils. *Agricultural Sciences*, 3(9): 243-270.
- Weil, R. y Brady, N. 2017. *The Nature and Properties of Soils*. 15th edition.
- Whelan, B. y McBratney, A. 2000. The “null hypothesis” of precision agriculture management. *Precision Agriculture*, 2(3): 265–279. <https://doi.org/10.1023/A:1011838806489>
- Whittingham, M.J., Stephens, P.A., Bradbury, R.B. y Freckleton, R.P. 2006. Why do we still use stepwise modelling in ecology and behaviour? *Journal of Animal Ecology*, 75: 1182–1189. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2006.01141.x>.
- Wilson, J.P. y Gallant, J.C. 2000. Digital terrain analysis. *Terrain analysis: principles and applications*, 6 (12): 1–27.
- Williams, B.G. y Hoey, D. 1987. The use of electromagnetic induction to detect the spatial variability of the salt and clay content of soils. *Australian Journal of Soil Research*, 25:21–27.
- Yamashita, T., Yamashita, K. y Kamimura, R. 2007. A Stepwise AIC Method for Variable Selection in Linear Regression. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 36: 2395–2403. <https://doi.org/10.1080/03610920701215639>
- Yang, J.M., Yang, J.Y., Liu, S. y Hoogenboom, G. 2014. An evaluation of the statistical methods for testing the performance of crop models with observed data. *Agricultural Systems*, 127: 81–89. doi:10.1016/j.agsy.2014.01.008
- Yin, L., Liu, K., Li, L., Wei, M., Yang, R., Xue, K., Cao, Z., Zhang, C., Li, Y., Wu, X. y Wang, X. 2020. Late-sown winter wheat requires less nitrogen input but maintains high grain yield. *Agronomy Journal*, 112(3):1992–2005. <https://doi.org/10.1002/agj2.20171>
- Zadoks, J.C., Chang, T.T. y Konzak, C.F. 1974. Decimal code for growth stages of cereals. *Weed Research*, 14:415–421. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.1974.tb01084.x>
- Zak, D.R., Holmes, W.W., MacDonald, N.W. y Pregitzer, K.S. 1999. Soil temperature, matric potential, and the kinetics of microbial respiration and nitrogen mineralization. *Soil Science Society of America Journal*, 63:575-584.
- Zebbarth, B.J., Drury, C.F., Tremblay, N. y Cambouris, A.N. 2009. Opportunities for improved fertilizer nitrogen management in production of arable crops in eastern

- Canada: A review. *Canadian Journal of Soil Science*, 89: 113–132.
<https://doi.org/10.4141/CJSS07102>
- Zhang, X., Izaurrealde, R. C., Manowitz, D. H., Sahajpal, R., West, T. O., Thomson, A. M., Xu, M., Zhao, K. L. e Duc, S. D. y Williams, J. R. 2015. Regional scale cropland carbon budgets: Evaluating a geospatial agricultural modeling system using inventory data. *Environmental Modelling & Software*, 63: 199–216.
<https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.10.005>
- Zou, H., 2006. The adaptive lasso and its oracle properties. *Journal of the American Statistical Association*, 101: 1418–1429.
<https://doi.org/10.1198/016214506000000735>.
- Zubillaga, M.M., Carmona, M., Latorre, A., Falcon, M. y Barros, M.J. 2006. Estructura espacial de variables edáficas a nivel de lote en Vedia. CD-R XX Congreso Argentina de la Ciencia de Suelo, Salta, Argentina.
- Zubillaga, M., Lopez de Sabando, M., Salamone, I., Lavado, R., Zubillaga, M., 2011. Ambientación Intralote y Mineralización del Nitrógeno. *Ciencia*, 6(21):17-25.

7. ANEXO

7.1. Árbol de decisión de la campaña completa para RendN0

a)

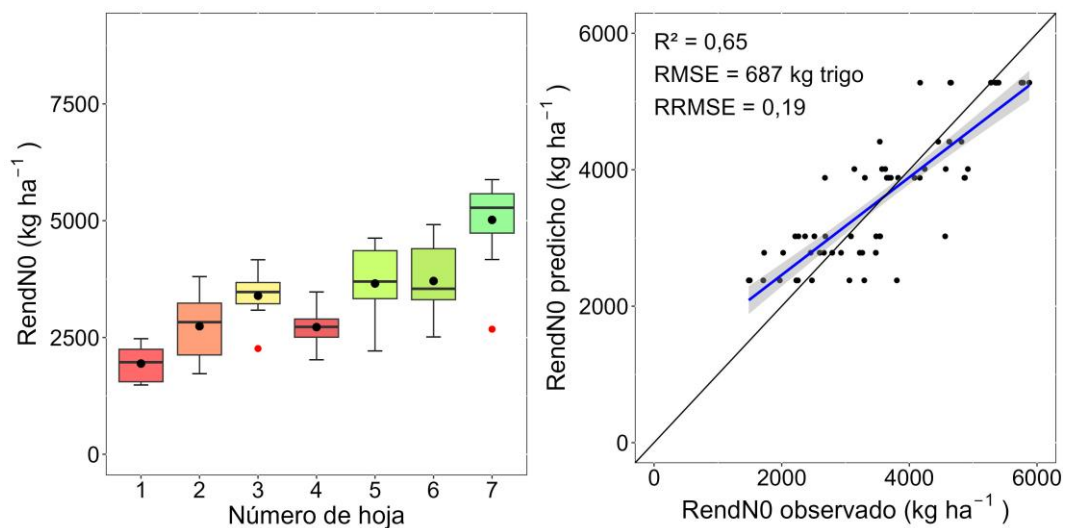
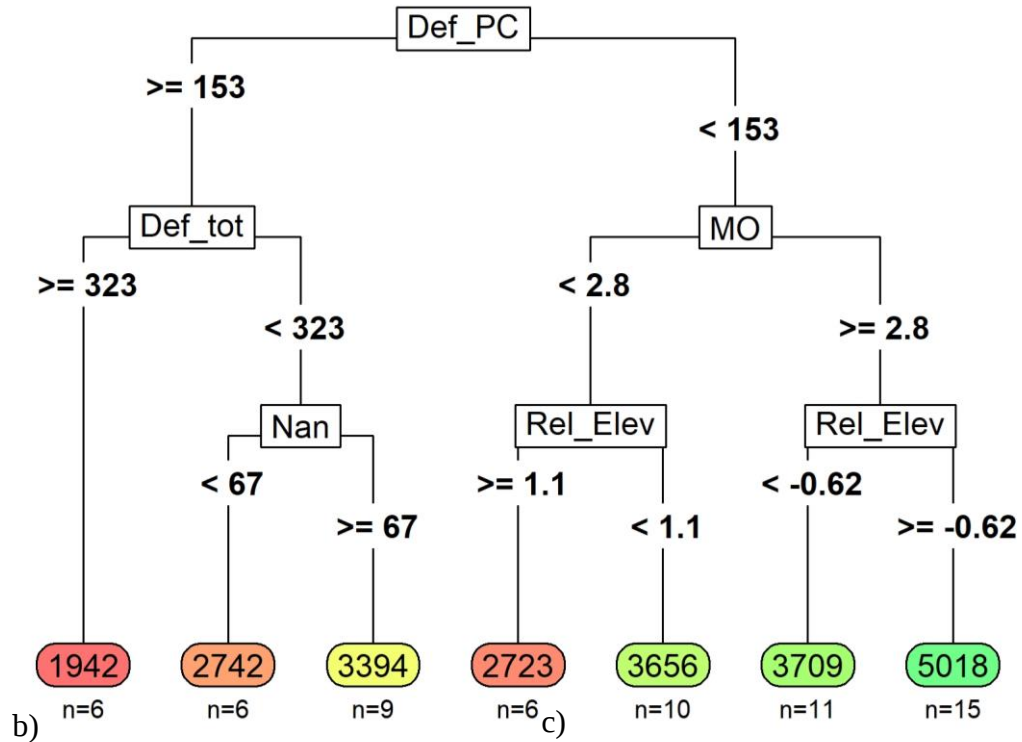


Figura Anexo 1. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) del rendimiento sin nitrógeno aplicado mediante fertilización (RendN0; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la materia orgánica (MO), el nitrógeno incubado en anaerobiosis (Nan) y la elevación relativa (Rel_elev); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

7.2. Árbol de decisión de la campaña completa para RendDOE

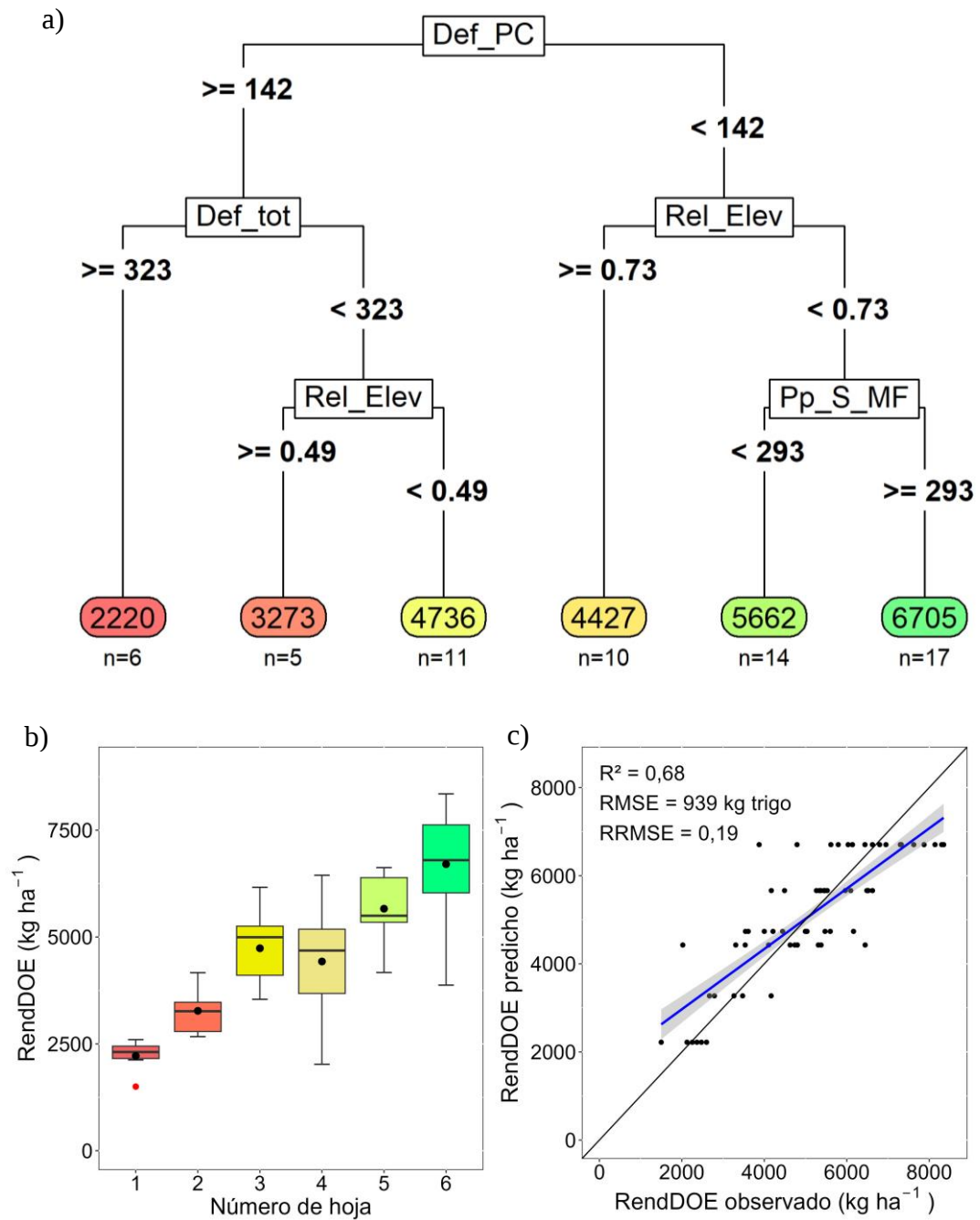


Figura Anexo 2. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) del rendimiento a la dosis óptima económica de nitrógeno (RendDOE; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la elevación relativa (Rel_elev) y las precipitaciones acumuladas en periodo siembra-madurez fisiologica (Pp_S_MF); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

7.3. Árbol de decisión de la campaña completa para RespN

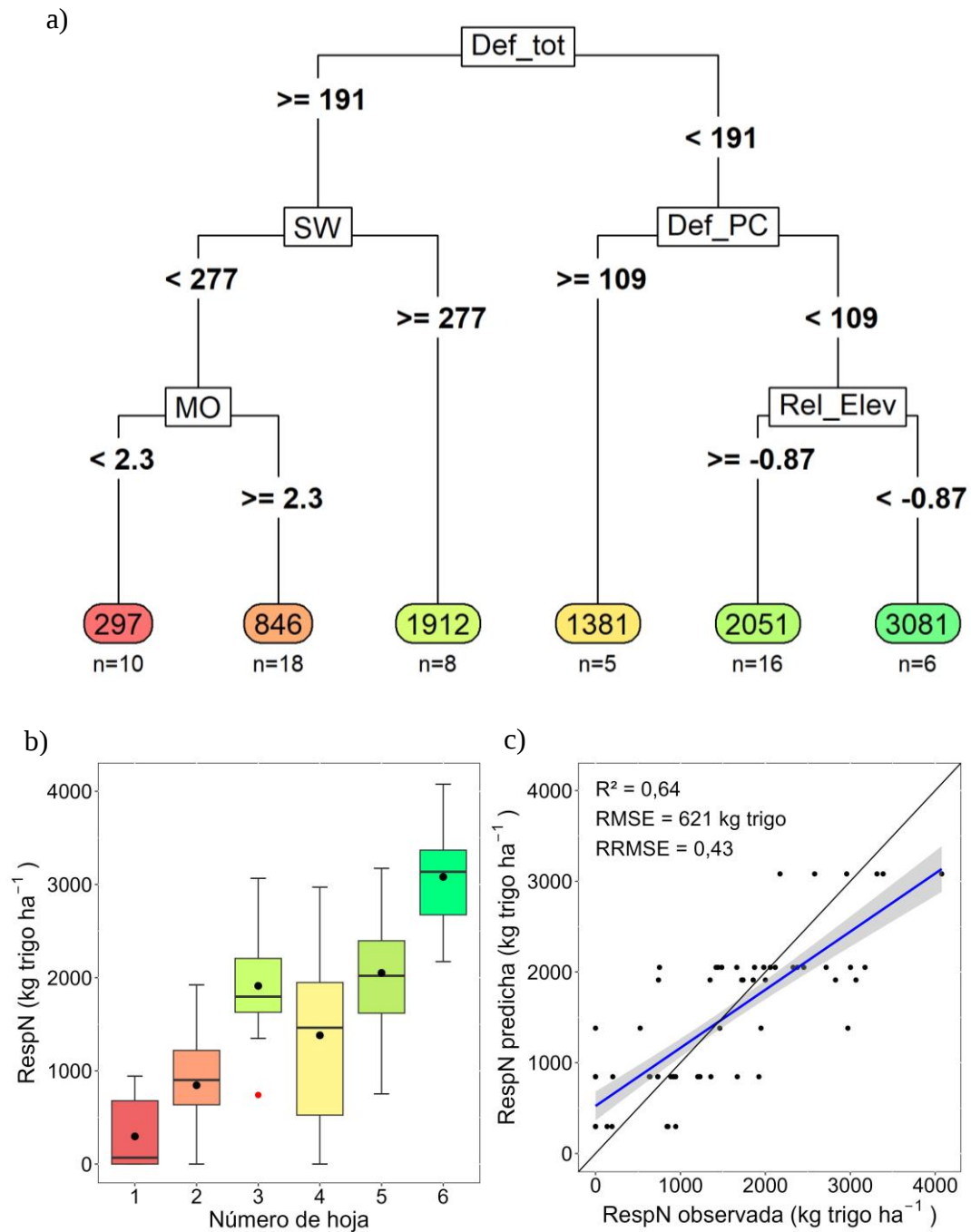


Figura Anexo 3. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la respuesta óptima económica a la fertilización nitrogenada (RespN; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), el agua inicial 0-100 cm (SW), el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), la materia orgánica (MO) y la elevación relativa (Rel_elev); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

7.4. Árbol de decisión de la campaña completa para DOE

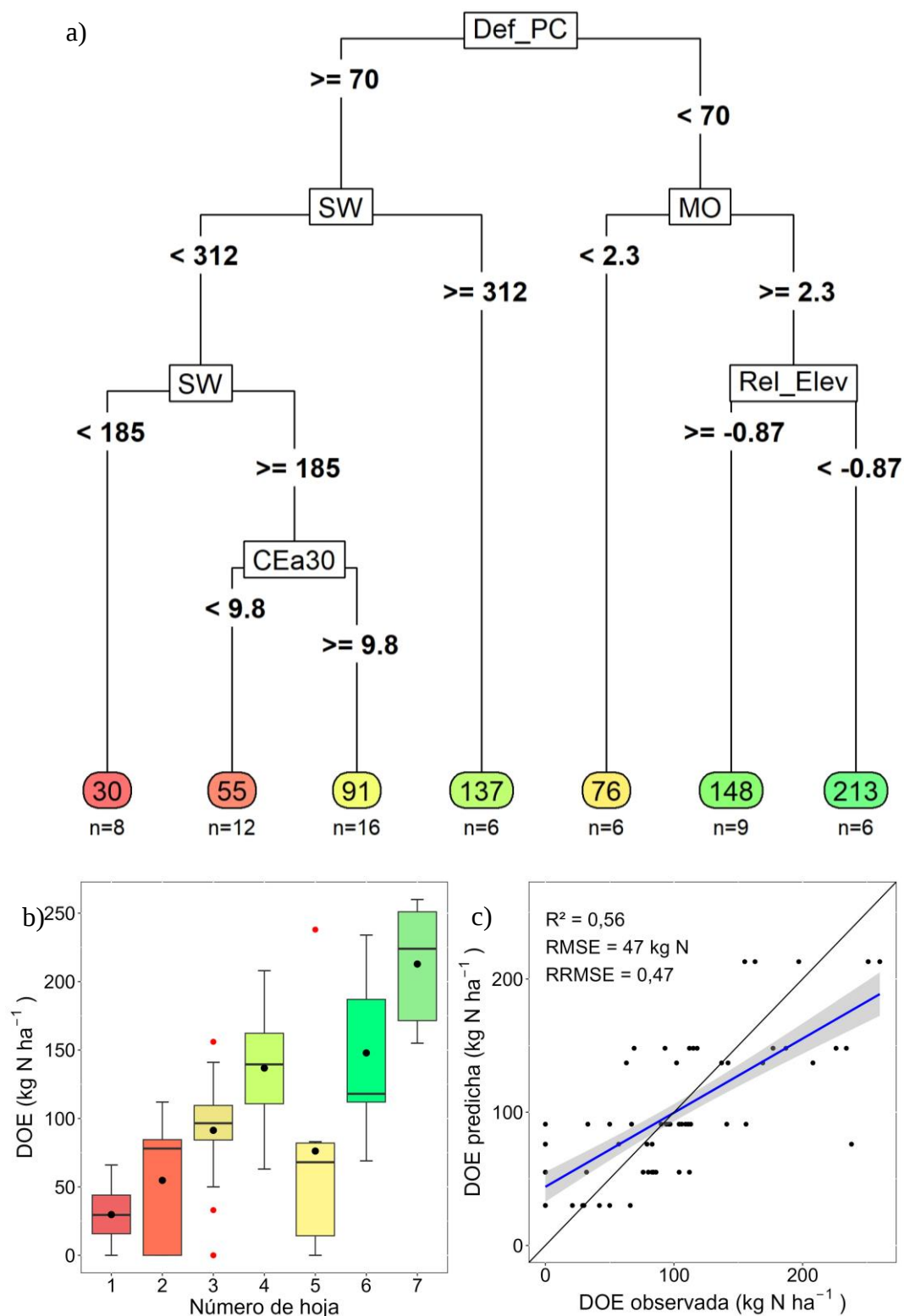


Figura Anexo 4. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la dosis óptima económica (DOE; a) que incluye como variables explicativas a el déficit hídrico acumulado en período crítico (Def_PC), el agua inicial 0-100 cm (SW), la materia orgánica (MO), la elevación relativa (Rel_elev) y la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30); gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

7.5. Árbol de decisión de la campaña completa para EUNf

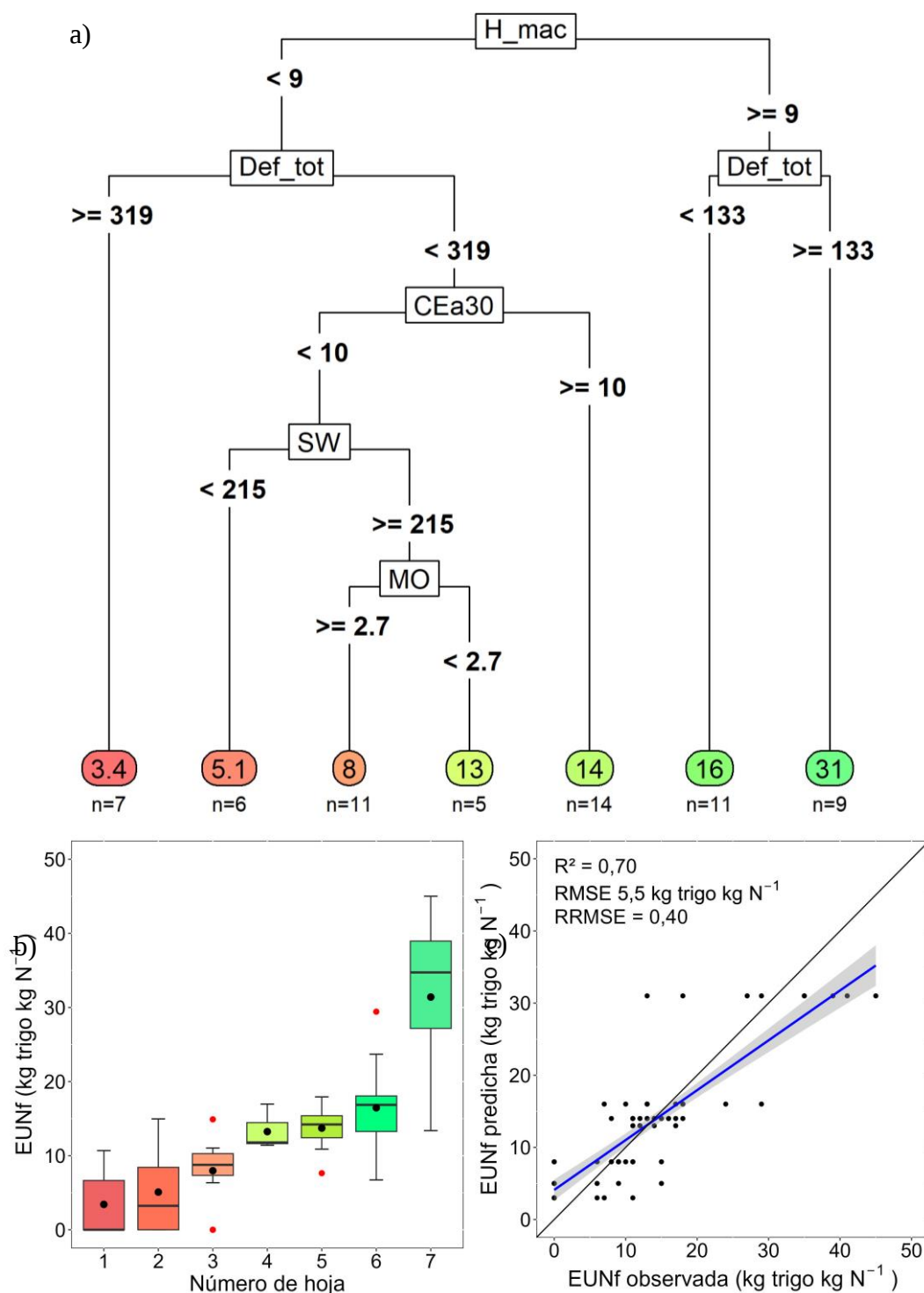


Figura Anexo 5. Árbol de decisión para la campaña completa (AC) de la eficiencia de uso del nitrógeno del fertilizante (EUNf; a) que incluye como variables explicativas a el numero de dias con heladas en macollaje (H_mac), el déficit hídrico acumulado durante el ciclo del cultivo (Def_tot), la conductividad eléctrica aparente a 30 cm (CEa30), el agua inicial 0-100 cm (SW) y la materia orgánica (MO); y gráfico de cajas para las hojas del árbol (b) y relación observados-predichos (c).

Tabla Anexo 1. Valores de densidad aparente (DA; g cm⁻³) de sitios (ID) de ensayos de fertilización nitrogenada en microparcels de trigo para las campañas 2013-2022 en el centro oeste bonaerense.

ID	DA
1	1,1
2	1,35
3	1,25
4	1,25
5	1,1
6	1,1
7	1,35
8	1,25
9	1,35
10	1,25
11	1,1
12	1,1
13	1,35
14	1,25
15	1,35
16	1,1
17	1,25
18	1,1
19	1,35
20	1,25
21	1,25
22	1,1
23	1,35
24	1,25
25	1,35
26	1,25
27	1,1
28	1,1
29	1,25
30	1,25
31	1,35
32	1,35
33	1,25
34	1,25
35	1,1
36	1,35
37	1,25
38	1,1
39	1,35
40	1,1
41	1,25
42	1,35
43	1,25
44	1,25
45	1,1
46	1,35
47	1,25
48	1,1
49	1,1
50	1,35
51	1,25
52	1,1
53	1,1
54	1,35
55	1,25
56	1,1
57	1,35
58	1,25
59	1,25
60	1,1
61	1,35
62	1,25
63	1,25