



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN
EN CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO

POSTGRADO EN SOCIOECONOMÍA, ESTADÍSTICA E
INFORMÁTICA
ESTADÍSTICA

**USO DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA
INVESTIGAR EL EFECTO DE NIVELES ALTOS
DE CO₂ EN LA CONCENTRACIÓN MINERAL DE
CULTIVOS**

HERIBERTO HERNÁNDEZ RUIZ

TESIS

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA
OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

MONTECILLO, TEXCOCO, ESTADO DE MÉXICO
2019

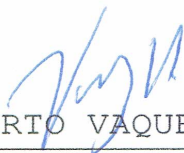
CARTA DE CONSENTIMIENTO DE USO DE LOS DERECHOS DE AUTOR Y DE LAS REGALIAS COMERCIALES DE PRODUCTOS DE INVESTIGACION

En adición al beneficio ético, moral y académico que he obtenido durante mis estudios en el Colegio de Postgraduados, el que suscribe HERIBERTO HERNÁNDEZ RUIZ, Alumno (a) de esta Institución, estoy de acuerdo en ser participe de las regalías económicas y/o académicas, de procedencia nacional e internacional, que se deriven del trabajo de investigación que realicé en esta institución, bajo la dirección del Profesor DR. HUMBERTO VAQUERA HUERTA, por lo que otorgo los derechos de autor de mi tesis USO DE MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA INVESTIGAR EL EFECTO DE NIVELES ALTOS DE CO₂ EN LA CONCENTRACIÓN MINERAL DE CULTIVOS y de los productos de dicha investigación al Colegio de Postgraduados. Las patentes y secretos industriales que se puedan derivar serán registrados a nombre del colegio de Postgraduados y las regalías económicas que se deriven serán distribuidas entre la Institución, El Consejero o Director de Tesis y el que suscribe, de acuerdo a las negociaciones entre las tres partes, por ello me comprometo a no realizar ninguna acción que dañe el proceso de explotación comercial de dichos productos a favor de esta Institución.

Montecillo, Mpio. de Texcoco, Edo. de México, a 06 de Junio de 2019



Firma del
Alumno (a)



DR. HUMBERTO VAQUERA HUERTA
Vo. Bo. del Consejero o Director de Tesis

La presente tesis titulada: **Uso de métodos estadísticos para investigar el efecto de niveles altos de CO₂ en la concentración mineral de cultivos**, realizada por el alumno: **Heriberto Hernández Ruiz**, bajo la dirección del Consejo Particular indicado ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS

SOCIOECONOMÍA, ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA ESTADÍSTICA

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO



Dr. Humberto Vaquera Huerta

ASESOR



Dr. David H. Del Valle Paniagua

ASESOR



Dr. Cándido López Castañeda

Uso de métodos estadísticos para investigar el efecto de niveles altos de CO₂ en la concentración mineral de cultivos

Heriberto Hernández Ruiz, M. en C.

Colegio de Postgraduados, 2019

RESUMEN

Es muy importante conocer las respuestas fisiológicas de los cultivos a concentraciones atmosféricas de CO₂ elevadas, para determinar su efecto en la productividad y calidad del grano o fruto y su concentración mineral. Esto permitirá plantear soluciones que mitiguen el efecto en la reducción de nutrientes minerales para garantizar la salud humana, evitando la desnutrición mineral.

Además del aumento en la concentración atmosférica de CO₂, los cultivos tendrán que enfrentar mayores niveles de estrés abiótico, debido al incremento en la temperatura del aire y frecuentes periodos de déficit hídrico o sequía. Un conocimiento más profundo del efecto de la concentración atmosférica de CO₂ elevado en la concentración de elementos minerales y su relación con la calidad del grano, y la productividad de la planta son imperativos para entender el impacto del cambio climático en la agricultura.

De las concentraciones minerales en las partes comestibles de maíz, chícharo, arroz, sorgo, soya y trigo, los mayores efectos debido a las altas concentraciones de CO₂ se presentan en las plantas C₃ (trigo y soya). Además, las diferencias entre especies de cada cultivo son determinantes sobre la concentración mineral. En los cultivos de chícharo y arroz existe interacción directa entre los cultivares y las concentraciones de CO₂, en trigo la interacción más importante es entre riego y las especies. En maíz, el riego no presenta relevancia sobre la concentración mineral en el grano, caso contrario está en la aplicación de nitrógeno como parte de la fertilización durante el ciclo de establecimiento del cultivo, donde sí hay diferencias con cada uno de los niveles, esto último es similar en el cultivo del arroz.

En altas concentraciones de CO₂, el cultivo más afectado en la reducción de macronutrientes es el trigo, con una reducción de 6.5% en nitrógeno y 5.8% en magnesio; el arroz presenta fuertes variaciones en nitrógeno (-8.3%) y azufre (-8.0%). Para el caso particular del maíz (tipo C₄), el fósforo tiene una disminución de 6.9%, refiriéndose a macronutrientes. En diferentes variedades de arroz, la vitamina B9 presentó una disminución de concentración de 27.3% en promedio; un incremento de concentración solo se registró en la vitamina E (12.9%).

Palabras clave: CO₂ elevado, nutrición mineral, cultivos, calidad de grano.

Use of statistical methods to investigate the effect of high CO₂ levels on the mineral concentration of crops

Heriberto Hernández Ruiz, M. en C.

Colegio de Postgraduados, 2019

ABSTRACT

It is very important to know the physiological responses of crops at high atmospheric concentrations of CO₂, to determine their effect on the productivity and quality of the grain or fruit and its mineral concentration. This will allow to propose solutions that mitigate the effect in the reduction of mineral nutrients to guarantee human health, avoiding mineral malnutrition.

In addition to the increase in the atmospheric concentration of CO₂, crops will have to face higher levels of abiotic stress, due to the increase in air temperature and frequent periods of water deficit or drought. A deeper knowledge of the effect of high atmospheric concentration of CO₂ on the concentration of mineral elements and their relation to grain quality, and the productivity of the plant are imperative to understand the impact of climate change on agriculture.

Of the mineral concentrations in the edible parts of corn, pea, rice, sorghum, soybean and wheat, the greatest effects due to high concentrations of CO₂ occur in C₃ plants (wheat and soybean). In addition, the differences between species of each crop are determining on the mineral concentration. In pea and rice crops there is direct interaction between cultivars and CO₂ concentrations, in wheat the most important interaction is between irrigation and the species. In corn, the irrigation does not present relevance on the mineral concentration in the grain, otherwise it is in the application of nitrogen as part of the fertilization during the crop establishment cycle, where there are differences with each of the levels, the latter it is similar in rice cultivation.

In high concentrations of CO₂, the crop most affected in the reduction of macronutrients is wheat, with a reduction of 6.5% in nitrogen and 5.8% in magnesium; rice shows strong variations in nitrogen (-8.3%) and sulfur (-8.0%). For the particular case of corn (type C₄), phosphorus has a decrease of 6.9%, referring to macronutrients. In different varieties of rice, vitamin B9 showed a concentration decrease of 27.3% on average; an increase in concentration was only registered in vitamin E (12.9%).

Key words: high CO₂, mineral nutrition, crops, grain quality.

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), por haber financiado mis estudios durante mi estancia en el postgrado.

Al Colegio de Postgraduados, por darme la oportunidad de realizar mis estudios a nivel postgrado.

Al Área de Estadística, por permitirme culminar mi formación profesional a nivel maestría.

A mi consejo particular integrado por: Dr. Humberto Vaquera Huerta, Dr. Cándido López Castañeda y Dr. David H. del Valle Paniagua; por brindarme gran parte de su tiempo y auxiliarme en la elaboración del presente trabajo de investigación.

A mis amigos: Aracely Yazmín Pérez Rodríguez y Aldo Rodríguez Cortés; por su valiosa amistad, ayuda, colaboración y entendimiento durante mi estancia dentro del Colegio de Postgraduados.

A todos y cada uno de los profesores que integran el Área de Estadística, que a lo largo de todo mi recorrido por las aulas me formaron y transmitieron sus conocimientos y experiencias de la mejor manera posible.

DEDICATORIA

A mis padres: Elodia Ruiz López y Juvencio J. Hernández Hernández, por su apoyo incondicional y sabios consejos para salir adelante.

A mis hermanos: Ismael, Juvencio, Alba Juana, Gabriela y Rosa Isabel.

A todos mis compañeros y amigos, con quienes he compartido grandes momentos de alegría.

A todas y cada una de las personas que confiaron en mi capacidad como persona para poder salir adelante.

CONTENIDO

RESUMEN	iv
ABSTRACT	v
LISTA DE TABLAS	xi
LISTA DE FIGURAS	xv
INTRODUCCIÓN	xvii
OBJETIVOS	xix
REVISIÓN DE LITERATURA	1
1.1 Cultivos	1
1.2 Cambio climático	2
1.2.1 Efectos del cambio climático en la producción agrícola	4
1.2.2 Efectos de la concentración elevada de CO ₂ en la producción agrícola	7
1.2.3 Nutrición vegetal ante elevadas concentraciones de CO ₂	10
1.2.4 Implicaciones en la salud humana	14
1.3 Tecnología FACE	15

CONTENIDO

1.4	Posibles soluciones al problema del cambio climático y elevado CO ₂	17
1.5	Métodos estadísticos	18
1.5.1	Análisis de componentes principales (ACP)	18
1.5.2	Análisis de varianza (ANOVA)	20
1.5.3	Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS)	21
1.5.4	Análisis de conglomerados (clusters)	22
1.5.5	Modelos aditivos generalizados (GAM)	23
1.5.6	Enfoque bayesiano: Regresión MCMC (Markov Chain Monte Carlo)	24
MATERIALES Y MÉTODOS		26
2.1	Descripción de las bases de datos	27
2.1.1	Base de datos uno: meta-análisis en un experimento de 41 cultivares de seis cultivos importantes	27
2.1.2	Base de datos dos: análisis en un experimento de 18 cultivares de arroz	29
2.2	Análisis estadístico de las bases de datos	30
RESULTADOS Y DISCUSIÓN		32
3.1	Análisis de Componentes Principales	33
3.1.1	Cultivo de maíz	33
3.1.2	Cultivo de chícharo	36
3.1.3	Cultivo de arroz	39
3.1.4	Cultivo de sorgo	42
3.1.5	Cultivo de soya	45
3.1.6	Cultivo de trigo	48

CONTENIDO

3.2	Análisis de varianza bajo resultados de ACP	51
3.3	Análisis de conglomerados	55
3.4	Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)	64
3.5	Modelo Aditivo Generalizado (GAM)	66
3.6	Regresión MCMC	70
	CONCLUSIONES	76
	REFERENCIAS	82
	ANEXOS	89
	Anexo A: Códigos en SAS	89
	Anexo B: Ejemplo de análisis exploratorio	91

LISTA DE TABLAS

2.1	Factores evaluados en el cultivo de maíz	28
2.2	Factores evaluados en el cultivo de chícharo	28
2.3	Factores evaluados en el cultivo de arroz	28
2.4	Factores evaluados en el cultivo de sorgo	28
2.5	Factores evaluados en el cultivo de soya	28
2.6	Factores evaluados en el cultivo de trigo	29
2.7	Variables medidas en los cultivos	29
2.8	Factores y variables evaluadas en arroz para China	30
2.9	Factores y variables evaluadas en arroz para Japón	30
3.1	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de maíz	34
3.2	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de maíz	34
3.3	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo del maíz	35
3.4	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de chícharo	37
3.5	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de chícharo	37
3.6	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de chícharo	38

LISTA DE TABLAS

3.7	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de arroz	40
3.8	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de arroz	40
3.9	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de arroz	41
3.10	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de sorgo	42
3.11	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de sorgo	43
3.12	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de sorgo	44
3.13	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de soya	45
3.14	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de soya	46
3.15	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de soya	47
3.16	Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de trigo	48
3.17	Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de trigo	49
3.18	Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de trigo	50
3.19	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de maíz	52
3.20	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de chícharo	52
3.21	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz	53
3.22	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de sorgo	53
3.23	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de soya	53
3.24	Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de trigo	54

LISTA DE TABLAS

3.25 Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz en China	54
3.26 Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz en Japón	55
3.27 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de maíz	64
3.28 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de chícharo	64
3.29 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de arroz	65
3.30 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de sorgo	65
3.31 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de soya	66
3.32 Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de trigo	66
3.33 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en maíz	67
3.34 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en chícharo	67
3.35 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en arroz	68
3.36 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en sorgo	68
3.37 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en soya	69
3.38 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en trigo	69
3.39 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en arroz para China	70
3.40 Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO ₂) bajo modelo GAM en arroz para Japón	70
3.41 Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de maíz	71

LISTA DE TABLAS

3.42	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de chícharo	72
3.43	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de arroz	72
3.44	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de sorgo	73
3.45	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de soya	73
3.46	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en el cultivo de trigo	74
3.47	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en arroz para China	74
3.48	Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO ₂) en arroz para Japón	75

LISTA DE FIGURAS

2.1	Métodos estadísticos en el análisis de datos	32
3.1	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para maíz bajo diferentes predictores: (a) Nivel de agua; (b) Nitrógeno Aplicado; (c) Cultivar y (d) Tratamiento CO ₂	36
3.2	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para chícharo bajo diferentes predictores: (a) Nivel de agua suministrada; (b) Tratamiento CO ₂ y (c) Cultivar.	39
3.3	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para arroz bajo diferentes predictores: (a) Nitrógeno aplicado; (b) Cultivar; y (c) Tratamiento CO ₂	42
3.4	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para sorgo bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Nivel de agua suministrada y (c) Tratamiento CO ₂	45
3.5	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para soya bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Tratamiento CO ₂ y (c) Cultivar.	48
3.6	Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para trigo bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Nivel de agua aplicada; (c) Cultivar; y (d) Tratamiento CO ₂	51
3.7	Análisis de conglomerados para el cultivo de maíz: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación a niveles de nitrógeno suministrado.	56
3.8	Análisis de conglomerados para el cultivo de chícharo: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	57
3.9	Análisis de conglomerados para el cultivo de arroz: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	58

LISTA DE FIGURAS

3.10	Análisis de conglomerados para el cultivo de sorgo: (a) Agrupamiento de acuerdo al año de establecimiento y (b) Agrupamiento con relación a los niveles de agua suministrada.	59
3.11	Análisis de conglomerados para el cultivo de soya: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	60
3.12	Análisis de conglomerados para el cultivo de trigo para el año 2009: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	61
3.13	Análisis de conglomerados para el cultivo de arroz en China: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	62
3.14	Análisis de conglomerados para el cultivo de arroz en Japón: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO ₂	63
3.15	Procedimiento MCMC para estimación de parámetros de modelo: (a) Estimación y distribución de β_0 ; (b) Estimación y distribución de β_1 ; y (c) Estimación y distribución de σ^2	77
3.16	Efecto del tratamiento CO ₂ sobre los nutrientes: (a) Nitrógeno; (b) Fósforo; (c) Calcio; (d) Magnesio; (e) Zinc y (f) Hierro.	78
3.17	Efecto del tratamiento CO ₂ sobre los nutrientes: (a) Azufre; (b) Boro; (c) Manganeso y (d) Cobre.	79

INTRODUCCIÓN

Las concentraciones de CO₂ atmosféricas han incrementado desde la Revolución industrial, afectando a las plantas, provocando que gran parte de la población consume menos proteínas, hierro y zinc, ya que la población recibe la mayor parte de su nutrición de las plantas (63, 68 y 81% de las proteínas, zinc y hierro, respectivamente), para 2050, el escenario se torna crítico, por lo que es necesario tomar medidas para contrarrestar la lixiviación de nutrientes (Smith *et al.*, 2018).

En 50 años, el CO₂ atmosférico se ha incrementado en 22%. Este incremento se debe a la sextuplicación en la utilización humana de energéticos a base de hidrocarburos. El CO₂ atmosférico es un elemento esencial para las plantas, las cuales lo utilizan en el proceso de la fotosíntesis. A medida que el CO₂ atmosférico se incrementa, las tasas de crecimiento de las plantas también aumentan, las hojas transpiran menos y pierden menos agua, o sea que las plantas son capaces de crecer en condiciones más secas. La vida animal, que depende de la vida vegetal para su alimentación, se incrementa proporcionalmente. Las temperaturas más elevadas también han estimulado moderadamente el crecimiento de las plantas (Soon *et al.*, 1999).

Es cierto que muchos estudios muestran casos favorables en la producción vegetal aunado al incremento de niveles de CO₂, sin embargo, el cambio climático futuro sigue siendo una dura realidad para el medio ambiente, ya que la adaptación de las plantas al aumento de CO₂ está alterando el ciclo hidrológico y el clima (Lammertsma *et al.*, 2011).

El aumento de CO₂ a veces se denomina “alimento vegetal” (Zhu *et al.*, 2018) porque el CO₂ puede estimular el crecimiento de las plantas, pero no está claro si esta estimulación puede afectar la calidad de la planta. Las tendencias de incremento de CO₂ probablemente aumentarán los rendimientos globales agrícolas en aproximadamente 1.8% por década, mientras que las tendencias de calentamiento es probable que reduzcan los rendimientos en aproximadamente 1.5% por década (Lobell y Gourdji, 2012), razón por la cual es indispensable estudiar los comportamientos asociados al cambio climático, para garantizar la estabilidad agroalimentaria futura.

Se debe de poner mucha atención a los efectos que tiene el enriquecimiento de CO₂ sobre la concentración de nutrientes en los productos finales de los cultivos básicos a

INTRODUCCIÓN

nivel mundial, siendo la base de la alimentación humana, ya que existen varios trabajos que demuestran su disminución como efecto de tales cambios, principalmente en las plantas C_3 , provocando un desequilibrio nutrimental en las especies y afectando en última instancia al consumidor de los productos agrícolas.

Los efectos del CO_2 elevado sobre la concentración de nutrientes de granos se está convirtiendo en una preocupación sobre la nutrición humana futura. En los cultivos agrícolas hay indicios de alteraciones en la disponibilidad y la absorción de nutrientes (Jin *et al.*, 2019).

Un problema mundial de salud humana son las deficiencias de minerales, destacan el hierro (Fe) y zinc (Zn), mismo que puede empeorar por el crecimiento de los cultivos a una concentración de CO_2 elevado. El cambio climático también implicará el incremento de la temperatura, no conociendo cómo el efecto combinado de estos factores afecten la calidad nutricional de los cultivos (Koehler *et al.*, 2018).

Ante tal situación se requieren de numerosos estudios donde sea posible hallar estos efectos y de esta forma poder mitigarlos implementando nuevos procedimientos de fitomejoramiento que aminoren las consecuencias negativas en los cultivos e indirectamente a los seres humanos.

De la misma manera, la experimentación sobre los cultivos involucra una serie de factores que se pueden evaluar, trayendo consigo resultados muy diferentes bajo condiciones variadas, por ejemplo: el riego, la fertilización y las especies; factores que no deben perderse de vista ante la problemática del cambio climático, ya que su buen manejo puede cambiar la productividad agrícola.

OBJETIVOS

General

- Emplear herramientas estadísticas para coadyuvar en el estudio de los efectos del cambio climático, particularmente el alto nivel de CO₂ sobre la concentración nutrimental de cultivos agrícolas de importancia para la humanidad.

Particulares

- Emplear métodos estadísticos que ayuden a inferir los efectos del alto nivel de CO₂ en la concentración mineral de los órganos comestibles de los cultivos de maíz, chícharo, arroz, sorgo, soya y trigo.
- Estudiar diversos factores y prácticas agrícolas y su relación con la concentración mineral de los órganos comestibles de los cultivos de maíz, chícharo, arroz, sorgo, soya y trigo.
- Comparar diversos métodos estadísticos y su adaptabilidad en el análisis de datos.

REVISIÓN DE LITERATURA

En este capítulo se hace una revisión de los aportes realizados por diferentes trabajos con relación al cambio climático y sus efectos en la producción agrícola, centrandó la atención en respuestas sobre la calidad de frutos con base en altos niveles de CO₂ atmosférico; además de abordar los métodos estadísticos empleados durante la realización del trabajo.

1.1 Cultivos

De acuerdo con [Narayanan *et al.* \(2013\)](#), el sorgo, uno de los cultivos de cereales más tolerantes a la sequía, tiene una alta cantidad de biomasa producida por unidad de agua utilizada. Se utiliza como alimento básico en África y Asia, y como alimento, forraje y biocombustible en los Estados Unidos, y representa la quinta cosecha de cereales más importante del mundo en cuanto a la producción y superficie sembrada. En el año 2017 se tuvo una producción mundial de 57.60 millones de toneladas, y los principales productores fueron Estados Unidos, Nigeria y México, los cuales representaron el 36.0% de la producción mundial ([FAO, 2019](#)).

La soya es el cultivo oleaginoso más cultivado en el mundo y, uno de los factores más importantes que limita su crecimiento y rendimiento es el déficit hídrico ([Pardo *et al.*, 2015](#)). Es la principal fuente de proteínas para el consumo humano y se cultiva en aproximadamente el 6% de las tierras cultivables del mundo ([Sánchez *et al.*, 2014](#)). De acuerdo con [FAO \(2019\)](#), para el año 2017, la producción total mundial fue de 352.64 millones de toneladas; entre los principales productores están Estados Unidos, Brasil y Argentina, representando el 81.9% de la producción mundial.

El trigo es la segunda fuente de energía más importante para la población humana, es uno de los cultivos más importantes a nivel mundial. Su principal fuente de energía es el almidón, y representa del 50% al 70% de la masa total de los granos ([Broberg *et al.*, 2017](#)). Según estadísticas de [FAO \(2019\)](#), en el año 2017 la producción mundial fue de 771.71 millones de toneladas; los principales países productores fueron China, India y Rusia, con una producción del 41.2%, con respecto a la producción mundial.

1.2. Cambio climático

La producción de arroz a nivel mundial para el año 2017 fue de 769.65 millones de toneladas. Entre los principales países productores se encuentran China, India e Indonesia, con una producción que representó el 60.0% del total mundial; para el caso del chícharo, en el año 2017 se registró una producción mundial de 16.20 millones de toneladas en cuanto a guisantes secos, y 20.69 millones de toneladas de chícharo verde. Los tres principales países productores son China, India y Canadá, representando el 61% de la producción mundial (FAO, 2019).

La producción de maíz en el año 2017 fue de 1134.74 millones de toneladas. Entre los principales países productores se encuentran Estados Unidos, China y Brasil, mismos que representaron el 64.1% de la producción mundial. Para el caso particular de México, ocupó el séptimo lugar a nivel mundial con una producción de 27.76 millones de toneladas (2.4% del total mundial)(FAO, 2019).

1.2 Cambio climático

Se pronostica que en 2100 la temperatura media global incrementará entre 1.8 y 4.0 °C, o hasta 6.4 °C, dependiendo del nivel de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) o si la población humana y la economía global continúan creciendo a sus tasas actuales. Si los niveles de CO₂ se estabilizan alrededor de 450 ppm, el aumento estimado en la temperatura media global será de 2 a 3 °C (Sánchez *et al.*, 2014).

Cassia *et al.* (2018) señalan que la vida en la tierra es posible gracias al efecto invernadero. Sin él, la temperatura en la superficie de la tierra sería alrededor de -19 °C. Este fenómeno es producido por gases de efecto invernadero, como el vapor de agua, dióxido de carbono (CO₂), metano (CH₄), óxido nitroso (N₂O) y ozono (O₃). El vapor de agua es el absorbente gaseoso más importante de las variaciones en la radiación infrarroja, se estima que el vapor de agua y las nubes son responsables del 49 y 25%, respectivamente, de la absorción de onda larga (térmica), aunque la vida atmosférica del vapor de agua es corta (días) en comparación con otros GEI (como el CO₂); el dióxido de carbono es responsable del 20% de la absorción térmica (24% de las emisiones de CO₂ proviene de la agricultura, silvicultura y otros usos de la tierra, y el 21% de la industria); las mayores emisiones de metano resultan principalmente del uso de combustibles fósiles, además de la ganadería y la agricultura, y a pesar de que su concentración representa solo 0.5% del CO₂, es 30 veces más potente que el CO₂; el óxido nitroso es 300 veces más fuerte que el CO₂, sus concentraciones incrementan debido a la actividad microbiana en suelos ricos en nitrógeno, relacionados con las prácticas agrícolas y de fertilización; el ozono es dañino para los seres vivos cuando se encuentra en la tropósfera, afecta a las plantas cerrando sus estomas, disminuyendo la fotosíntesis y disminuyendo su crecimiento, también puede provocar un fuerte estrés oxidativo, dañando sus células.

1.2. Cambio climático

Actividades como la industrialización, la urbanización, la deforestación, la agricultura y el cambio en el patrón de uso de la tierra conduce a la emisión de gases de efecto invernadero, por lo cual la tasa de cambio climático se ve acelerada, escenarios de cambio climático incluyen temperaturas más altas, cambios en la precipitación y radiación solar, y concentraciones de CO₂ atmosférico más altas; en la agricultura, el aumento de las concentraciones de CO₂ atmosférico pueden tener un efecto directo sobre la tasa de crecimiento de plantas de cultivo y malezas, e influir en la productividad de plantas y animales (Pallikonda, 2017).

La concentración de CO₂ atmosférico se ha incrementado desde la revolución industrial y se prevé que alcance 550 ppm o más en 2050, es decir, un 35% de cambio con respecto a la concentración de 400 ppm en 2016 (Stocker *et al.*, 2013). El nivel en la época preindustrial era de 280 ppm. Las últimas proyecciones del Panel Intergubernamental sobre el cambio climático sugieren que es probable que las concentraciones alcancen hasta niveles de 1300 ppm para el año 2100 (Ciais *et al.*, 2013).

La agricultura contribuye entre el 10 y el 12% de las emisiones mundiales de GEI. China (13.4%), India (12.0%), Brasil (8.5%), Estados Unidos (6.8%) y los 28 estados miembros de la Unión Europea (7.7%), en conjunto representan casi el 50% de las emisiones agrícolas globales (Fellmann *et al.*, 2018).

Parry *et al.* (1990) señalan que el cambio climático influirá drásticamente en los cultivos y el ganado; habrá efectos indirectos debido a cambios en otros factores ambientales importantes, como plagas de insectos, enfermedades, malezas, suelos y suministros de agua; se afectará el potencial de cultivos de dos maneras: a través de la fisiología directa de la planta o por efectos indirectos sobre el cultivo (cambios en la duración de la temporada de crecimiento); el aumento de temperaturas podría conducir a un aumento en la tasa de desarrollo de insectos, con un establecimiento más temprano de poblaciones de plagas en la temporada de crecimiento. Entonces, para mantener los niveles de productividad se requerirá el desarrollo de cultivos que sean capaces de adaptarse a las condiciones ambientales extremas derivados del calentamiento global y elevadas concentraciones de CO₂, o cambio de las variedades de cultivos existentes, con requisitos térmicos más altos.

Debido a que la agricultura no experimentará el mismo cambio climático en todas las regiones, se necesitarán variedades mejoradas de cultivos específicas para cada sitio, sistemas de cultivo y prácticas de gestión para adaptarse a las características de los climas futuros de cada región (Singh *et al.*, 2014).

El calentamiento global sin el aumento de CO₂ tendría efectos negativos sobre la producción primaria de las especies C₃, excepto en condiciones húmedas; en las especies C₄, el calentamiento global aumentaría la producción primaria neta anual a cualquier nivel de precipitación (particularmente a alto nivel); es por ello que los modelos deben considerar los efectos directos del enriquecimiento de CO₂ y sus interacciones con otros factores para predecir las respuestas de los ecosistemas al cambio climático (Chen *et al.*,

1.2. Cambio climático

1996). La investigación en esta rama es muy poca aún, por lo que se espera que estudios futuros estén enfocados en ello, para la predicción de modelos confiables.

Como contraparte, se tiene que el CO₂ elevado se ha considerado como un posible motor futuro de mayor productividad en algunos sistemas de plantas a nivel mundial mediante un efecto de “fertilización CO₂” (Fisher *et al.*, 2013).

1.2.1 Efectos del cambio climático en la producción agrícola

Los procesos fisiológicos de las plantas más sensibles al cambio climático son los relacionados con el aumento en la temperatura atmosférica, la fijación del CO₂ y el estrés hídrico (Cho y Oki, 2012). Haris *et al.* (2013) mostraron que el aumento en la temperatura tiene mayor efecto negativo en la fenología de las variedades de ciclo largo que en las variedades de ciclo precoz de trigo y arroz; además, a través de modelos de simulación en diferentes periodos de tiempo, mostraron que las condiciones ambientales pueden ser favorables para el cultivo del arroz hasta el año 2020 con un aumento moderado en la temperatura y CO₂ atmosféricos; para 2050 el rendimiento mostró un estancamiento y una reducción; la razón para la disminución del rendimiento puede atribuirse a una mayor tasa de respiración bajo temperaturas elevadas y la esterilidad de las espiguillas inducida por altas temperaturas.

Un estudio con 300 líneas puras de maíz cruzadas con la serie CML539 reveló que un aumento en la temperatura atmosférica de 2 °C tendría mayor impacto en el rendimiento de maíz que un déficit del 20% en la cantidad de precipitación; el incremento de temperatura redujo el rendimiento de maíz en 13%, mientras que 20% de la variabilidad de precipitación lo redujo en solo 4.2%. En México, el estrés por calor combinado con el déficit hídrico redujo significativamente el número de días a antesis y la altura de la planta; el estudio demostró que en rendimiento, el riego no es buen predictor bajo déficit hídrico y calor (Cairns *et al.*, 2013).

Cho y Oki (2012), mencionan que el impacto de la temperatura del aire sobre el crecimiento del arroz depende de la región de cultivo; en las regiones tropicales, el aumento de la temperatura probablemente esté cerca o por encima del rango de temperatura óptimo para las actividades fisiológicas del arroz, esto puede reducir su crecimiento y desarrollo; las temperaturas más altas causarán esterilidad de las espiguillas debido a la lesión por daño durante la emergencia de la panícula. En las regiones templadas, el aumento en la temperatura del aire reducirá la duración del ciclo biológico del arroz, acortando el tiempo desde el trasplante a la madurez fisiológica, reduciendo el tiempo para el proceso de la fotosíntesis y la formación del rendimiento de grano. En regiones de alta latitud, el calentamiento atmosférico puede aumentar la duración de la temporada de cultivo. Por lo tanto, un modelo de arroz parametrizado por ubicación específica no es apropiado para modelar entornos futuros a nivel mundial, y la temperatura de la hoja resulta ser más significativo que la temperatura del aire

1.2. Cambio climático

desde la perspectiva del balance de energía en el nivel foliar, la fotosíntesis y la transpiración; por otro lado, el rendimiento puede ser más sensible a la temperatura mínima diaria que al máximo diario.

La combinación de altas concentraciones de CO₂ y altas temperaturas afectan negativamente la fotosíntesis; la reducción en las tasas de transpiración limita el transporte de nutrientes en hojas de plantas expuestas a niveles altos de CO₂ y temperatura, y la disminución en la concentración de minerales dentro de la planta puede contribuir a inhibir la actividad fotosintética (Jauregui *et al.*, 2015). El estrés por calor se puede exacerbar bajo CO₂ elevado debido a las temperaturas más cálidas del dosel del cultivo causadas por la reducción de la conductancia estomática y el enfriamiento transpiracional en el dosel (Hasegawa *et al.*, 2013).

Kimball (2016) indica que concentraciones elevadas de CO₂ atmosférico (550 ppm) favorecen altas tasas de fotosíntesis en las gramíneas con ciclo metabólico C₃, mientras que el aumento en la temperatura (1.5 °C por día) favorece mayores tasas de fotosíntesis en gramíneas C₄; además, la combinación de estos dos factores aumenta la tasa fotosintética en gramíneas C₄. Las reducciones en la transpiración resultan en la disminución de enfriamiento en las hojas de los cultivos, por lo que las temperaturas del dosel de los cultivos aumentan en aproximadamente 0.4 a 1.7 °C. Observó gran aumento de la temperatura del dosel del sorgo (C₄) (1.7 °C), mientras que el maíz (C₄) solo aumentó aproximadamente 0.6 °C, que es aproximadamente el promedio de todos los C₃.

Jauregui *et al.* (2015), en un experimento con trigo harinero de alto rendimiento mostraron que el contenido de carbohidratos de las hojas se modificó en las plantas expuestas a CO₂ y los tratamientos de temperatura; el contenido de sacarosa no se alteró a elevado CO₂, pero se vio afectado negativamente en el crecimiento por temperaturas elevadas; el almidón, a una exposición de 700 ppm de CO₂ no afectó significativamente su disponibilidad, pero se vio negativamente afectada por el aumento de la temperatura; la fructosa no se vio afectada por CO₂ ni por la temperatura; el contenido de glucosa dependía de la combinación de CO₂ y el tratamiento de temperatura: bajo temperatura ambiente, el CO₂ elevado disminuyó la disponibilidad de glucosa, mientras que no se detectó ningún efecto a temperatura elevada; en relación con los minerales de la hoja, en nitrógeno se detectó un agotamiento significativo solo en plantas expuestas a condiciones elevadas de CO₂ y altas temperaturas; la composición de macronutrientes foliares demostró que aunque el CO₂ elevado no afectaba al potasio, calcio, magnesio, fósforo y azufre en condiciones de temperatura ambiente, en condiciones de alta temperatura (con excepción de fósforo) la exposición a 700 ppm disminuyó estos valores; los análisis de micronutrientes mostraron que se elevan las tasas de hierro, zinc y cobre en ambos tratamientos de temperatura; además, la absorción de nutrientes deteriorada condiciona la disponibilidad de otros macroelementos (K, Ca, Mg y S) y microelementos (Fe, Zn, Cu) en plantas expuestas a temperatura y CO₂ elevados. A nivel fisiológico, tal empobrecimiento sistémico es muy relevante porque genera desequilibrios en la estequiometría mineral de las plantas.

1.2. Cambio climático

De acuerdo con [Jagadish *et al.* \(2015\)](#), en arroz, la floración se identifica como la etapa de desarrollo más sensible al estrés por calor; la alta temperatura durante el llenado del grano aumenta la tasa de crecimiento, pero el aumento es insuficiente para compensar la disminución de la duración de la formación del grano; por otro lado, el CO₂ elevado no puede compensar el daño por estrés debido al calor durante la etapa de floración.

Según [Omoyo *et al.* \(2015\)](#), el maíz es muy sensible al déficit hídrico durante su periodo crítico (a partir de la floración) por la alta necesidad de agua en términos de evapotranspiración, y por la alta sensibilidad fisiológica al determinar sus principales componentes de rendimiento, como el número de mazorcas por planta y el número de granos por mazorca; el aumento de la temperatura y la alta evapotranspiración, junto con la variabilidad en la distribución de lluvias tienen un fuerte impacto en la duración de la temporada de crecimiento, la germinación de las semillas y la manipulación del grano. Los autores mostraron que cuanto menor es la variabilidad de la precipitación, menos anomalías en el rendimiento del maíz; además, el calentamiento tiende a acelerar la pérdida de agua del suelo, lo que afecta el crecimiento del maíz desde la germinación hasta el crecimiento vegetativo y posterior llenado del grano.

El maíz es muy sensible a las altas y extremas temperaturas en la fase anterior a la antesis, la polinización puede verse seriamente afectada; como la duración del llenado del grano es una parte importante de toda la temporada de crecimiento del maíz, es sensible a las altas temperaturas durante una gran parte de su ciclo de desarrollo, éstas provocan la esterilidad del polen; el mismo efecto se ha observado en el cultivo de arroz ([Sánchez *et al.*, 2014](#)).

[Valdés-López *et al.* \(2016\)](#) afirman que las altas temperaturas reducen el crecimiento de las plantas, así como el número de flores y semillas por vaina; a nivel bioquímico inducen desnaturalización de proteínas, aumentan la fluidez lipídica de la membrana y la producción de especies reactivas de oxígeno e inhiben la función del aparato fotosintético; mencionan que las plantas han desarrollado varias adaptaciones que les permiten hacer frente al estrés por calor; entre ellas están cambios en la orientación de la hoja y en la composición lipídica de la membrana, activación de mecanismos anti-oxidativos, acumulación de osmolitos y maduración temprana; por otro lado, la temperatura del suelo puede tener varios efectos sobre el crecimiento de la raíz (alargamiento, inicio de nuevas raíces laterales y pelos radiculares, y ramificación), además de cambios en la respiración de la raíz, la absorción de nutrientes, así como los efectos físico-químicos en el entorno del suelo, por ejemplo, cambios en la mineralización de nitrógeno; además, los cambios en la temperatura ambiente en los órganos aéreos de la planta también afectan el crecimiento y la fisiología subterráneos. A pesar de la relevancia fisiológica de las raíces, pocos estudios han examinado la respuesta de estos órganos de la planta al estrés por calor.

[Cassia *et al.* \(2018\)](#) mencionan que por efecto del cambio climático a nivel molecular se tiene la aparición de ROS (especies de oxígeno reactivo) dentro de las células, las cuales causan daño a las proteínas, los lípidos y el ADN, afectando la integridad celular, la

1.2. Cambio climático

morfología, la fisiología y, en consecuencia, el crecimiento de las plantas.

1.2.2 Efectos de la concentración elevada de CO₂ en la producción agrícola

La fotosíntesis en condiciones de alto CO₂ puede ser mayor en condiciones más cálidas; una prueba a campo abierto mostró que la mejora del rendimiento por CO₂ elevado era menor en un año fresco en un clima frío (Hasegawa *et al.*, 2013). La alta concentración de CO₂ aumenta la tasa fotosintética en las especies de plantas C₃ como el arroz, la soya y el trigo; además, aumenta el costo energético de la exportación de carbohidratos; en las plantas C₄, se mejora el estado hídrico en condiciones de sequía, aumentando la fotosíntesis y la acumulación de biomasa, por lo que se prevén ventajas para las especies C₄ en escenarios futuros de cambio climático, particularmente en áreas áridas y semiáridas; los rendimientos de los cultivos de granos C₃ aumentan en promedio un 19% con CO₂ elevado (Kimball, 2016).

Uno de los efectos más significativos del enriquecimiento atmosférico de CO₂ en la planta es un aumento en la eficiencia del uso del agua; un incremento en la presión parcial atmosférica de CO₂ reduce la tasa de transpiración debido a una reducción en la conductancia estomática, aumenta la presión parcial intercelular de CO₂ y mejora la tasa de fotosíntesis; entonces, la relación de transpiración se reduce y la eficiencia del uso del agua aumenta (Wong, 1990).

Haris *et al.* (2013) señalan que los aumentos en la productividad neta primaria de los cultivos provocados por el aumento de CO₂ pueden verse anulados por los cambios en la precipitación, temperatura y otras variables meteorológicas. Estudios de simulación mostraron tendencias decrecientes de los rendimientos potenciales de arroz y trigo con el aumento de la temperatura mínima y la disminución de la radiación solar; un aumento en la temperatura mínima de 2 °C podría disminuir el rendimiento del arroz en aproximadamente 0.75 t/ha en las áreas de alto rendimiento; los estudios revelaron que el aumento de la temperatura diurna o nocturna incrementaba el porcentaje de granos de arroz dañados; además, una disminución en la temperatura mínima modifica la duración y el rendimiento del cultivo, y un aumento en la temperatura mínima aumenta la respiración conduciendo a una disminución en el rendimiento.

Kimball (2016) encontró que el potencial para aumentar la supervivencia de la soya al elevado CO₂ es menor que para el arroz; en su experimento, la biomasa y el rendimiento se incrementaron con la tecnología FACE en todas las especies C₃, pero no en las especies C₄, excepto cuando el agua era limitante, y se produjeron alteraciones del crecimiento a través de una mejor conservación del agua.

De acuerdo con Dias de Oliveira *et al.* (2015), en trigo, el CO₂ elevado aumenta la asimilación del carbón y su disponibilidad para el desarrollo de las florecillas, el número

1.2. Cambio climático

de granos y, por lo tanto, hay más granos por unidad de área, aumentando su rendimiento, debido a la disminución en la mortalidad de las florecillas; bajo una combinación de CO₂ elevado con alta temperatura, la tasa de mortalidad de las florecillas no fue afectada, lo que indica que el efecto de aceleración de la temperatura alta fue mitigado por el CO₂ elevado; bajo las mismas condiciones, el tiempo para la madurez se acortó; esto puede deberse a la reducción de la fotorrespiración.

El CO₂ atmosférico elevado puede estimular el crecimiento de la planta al proporcionar carbono adicional (efecto de fertilización), se tienen indicios de que mitiga el impacto del estrés abiótico; además, el CO₂ elevado induce el cierre de los estomas, mejorando el uso del agua, protege contra el estrés por sequía, se tiene un aumento en el suministro de moléculas de defensa (antioxidantes), consideradas responsables de la protección contra el daño oxidativo en CO₂ elevado; la reducción en el daño oxidativo por el aumento de CO₂ se tiene con mayor frecuencia en las leguminosas, seguido de las gramíneas y las especies perennes (Abdelgawad *et al.*, 2015).

Se cree que el aumento de CO₂ en la atmósfera ha aumentado la producción de azúcares y otros carbohidratos en las plantas hasta en un 46% (Loladze, 2014). En general, la exposición de las plantas a condiciones elevadas de CO₂ mejora las tasas de fotosíntesis debido a la actividad de la enzima Rubisco inducida y mejora la producción de metabolitos primarios y secundarios (Moore *et al.*, 1999).

Se ha visto que los cultivos generalmente responden al enriquecimiento de CO₂ con aumento de la fotosíntesis neta, reducción de la fotorrespiración, aumento de biomasa por encima y por debajo del suelo, aumento del rendimiento, disminución de la transpiración, mayor eficiencia en el uso del agua, alteración de la estructura y fisiología de la planta (Hertstein *et al.*, 1995). De igual manera disminuye la inhibición del oxígeno de la fotosíntesis; algunos de los efectos perjudiciales en las plantas a altas concentraciones de CO₂ son: a veces se observan lesiones visibles de la hoja, estos incluyen clorosis, necrosis y rizado de las hojas; temperaturas muy elevadas de las hojas afectadas por una transpiración reducida; acumulación de almidón que descompone la clorofila, promovida por un alto nivel de luz y bajas temperaturas; reducción de la absorción de nutrientes debido a la reducción de la transpiración, particularmente a una alta humedad del aire (Mortensen, 1987).

De acuerdo con Akin *et al.* (1995), las plantas C₃ responden mejor a las concentraciones elevadas de CO₂ que las plantas C₄; además, las plantas pueden responder de manera diferente en presencia de otros recursos, por ejemplo, la agricultura de secano y los ecosistemas naturales podrían verse drásticamente afectados por cualquier cambio en los futuros patrones de precipitación y condiciones de estrés hídrico.

Wong (1990) trabajó con cultivos de algodón y maíz bajo diferentes niveles de nitrógeno y tratamientos de CO₂, y encontró que el peso seco y el área foliar disminuyeron en proporción similar con la disminución del nitrógeno; las plantas a CO₂ ambiente tenían un nitrógeno total significativamente mayor por unidad de peso seco que las plantas

1.2. Cambio climático

cultivadas en aire con elevado CO_2 ; el algodón cultivado a CO_2 ambiente (330 ppm) tenía una mayor concentración de proteína extraíble por unidad de área foliar que las plantas cultivadas a CO_2 elevado; en el maíz no hubo diferencias. El autor concluye que el maíz (C_4), es relativamente insensible al enriquecimiento de CO_2 . La diferencia probablemente se deba en parte a las diferentes propiedades de las carboxilasas en las plantas C_3 y C_4 ; otro factor es que los estomas de las plantas C_4 son más sensibles a la presión parcial intercelular de CO_2 que los estomas de las plantas C_3 ; otro más importante es la velocidad de activación de la molécula Rubisco en la fijación del CO_2 . En algodón, el aumento en el área foliar por planta probablemente sea responsable de las reducciones en el nitrógeno total por unidad de peso seco; en el maíz, el área foliar por planta aumentó menos del 10%, pudiendo explicar la ausencia de efectos significativos del enriquecimiento en el contenido de nitrógeno, proteína, PEP carboxilasa y actividades de RuBP carboxilasa por unidad de área foliar.

[Cho y Oki \(2012\)](#) observaron la supresión de la respiración oscura específica del arroz a altos niveles de CO_2 y el metabolismo fisiológico de nutrientes se volvió más crítico. Afirman que el rendimiento positivo bajo CO_2 elevado se asociaría directamente con una apertura estomática disminuida (produce un incremento de temperatura del dosel del arroz por la reducción de transpiración), una actividad fotosintética mejorada, un aumento de la biomasa total y un cambio en la partición de la biomasa; a pesar de una pequeña apertura estomática, la fotosíntesis potenciada con CO_2 se produce por un aumento en la concentración de CO_2 intercelular bajo un nivel más alto de CO_2 atmosférico, sin embargo, después del sometimiento a largo plazo a un nivel más alto de CO_2 , la tasa de fotosíntesis de la hoja de arroz disminuye con respecto al valor esperado (aclimatación de la fotosíntesis del arroz a CO_2 superior).

De la misma manera, en experimentos con arroz, [Hasegawa *et al.* \(2013\)](#) observaron una interacción significativa de CO_2 con cultivar: las variedades Takanari y Akita 63 (cultivares de alto rendimiento con pobre calidad alimentaria) mostraron una mejora de rendimiento bajo CO_2 elevado que los cultivares Akitakomachi y Koshihikari (principales cultivares en diferentes regiones de Japón), además, existe evidencia de que la nutrición con nitrógeno tiene un papel clave en la determinación de la respuesta del arroz al CO_2 elevado.

Bajo cambio climático, la eficiencia en el uso del agua aumentará a niveles altos de CO_2 debido a la disminución de la transpiración y al aumento de la fotosíntesis (si la temperatura de la hoja es constante), la demanda de riego se modificará, por ejemplo, el aumento de la evapotranspiración en un clima cálido requerirá una mayor cantidad de agua y una temperatura más alta dará como resultado un número reducido de días de riego, debido al menor periodo de crecimiento del arroz; la transpiración, reducida en condiciones de estrés hídrico, dará lugar a la supresión de la absorción de nutrientes por el sistema radicular de arroz; un indicador del estrés hídrico del arroz es la diferencia entre las temperaturas de la hoja y del aire, la primera está más correlacionada con la transpiración que con la fotosíntesis, esto implica que una escasez de agua produce respuestas fisiológicas en la temperatura de la hoja y en la transpiración; entonces, el

1.2. Cambio climático

estrés hídrico en combinación con un clima cálido limitará cada vez más la producción de arroz debido a una temperatura de la hoja mucho más alta (Cho y Oki, 2012).

1.2.3 Nutrición vegetal ante elevadas concentraciones de CO₂

El principal constituyente de la materia seca vegetal es el carbón (aproximadamente 45%), cuya fuente es el CO₂ en el aire, absorbido por la planta a través de los estomas, y se fija y transforma en una serie de procesos conocido como el ciclo Calvin-Benson (Mortensen, 1987). Muchos estudios demuestran que el CO₂ elevado puede dar como resultado mayores rendimientos en cultivos, pero a pesar de ello se tiene preocupación sobre la reducción de nutrientes minerales y la calidad del grano (Högy *et al.*, 2009). Se cree que el enriquecimiento de CO₂ mitiga los efectos del ozono sobre el crecimiento y el rendimiento de las plantas, ya que mejora el estado hídrico de la planta a través de una apertura estomatal reducida y reduce el flujo de ozono en las hojas (Tyree y Alexander, 1993).

Jauregui *et al.* (2015) indican que la reducción de transpiración debido al cierre estomatal está implicada en el menor contenido de nutrientes en las plantas, se reduce el transporte de agua y por lo tanto disminuye el flujo masivo de nutrientes a través de la planta; por lo que es probable que la disminución del contenido de nitrógeno en plantas expuestas a CO₂ elevado y temperatura elevada podría deberse a las limitaciones de transporte del nutriente.

Loladze (2014), halló que los niveles elevados de CO₂ reducen la concentración total de 25 minerales importantes en las plantas, incluyendo calcio, potasio, zinc y hierro, 8% en promedio.

Se espera que el CO₂ atmosférico elevado altere la demanda foliar de nitrógeno y fósforo en especies de plantas con la vía de fijación de dióxido de carbono C₃, posiblemente causando desequilibrios de nutrientes en los tejidos; se ha encontrado que la respuesta de la absorción y distribución de nutrientes dentro de los diferentes tejidos debido al CO₂ elevado es variable dependiendo de las especies y las condiciones ambientales (Fangmeier *et al.*, 1997).

De acuerdo con Loladze (2014), la detección de cambios inducidos por CO₂ elevado en la calidad de la planta resulta ser un verdadero reto debido a que involucra cuestiones nutricionales: macronutrientes (carbohidratos, proteínas y grasas) y micronutrientes (minerales, vitaminas y fitonutrientes); la medición de estos parámetros requiere de costos financieros más altos que si por ejemplo, se mide el rendimiento del cultivo.

Fangmeier *et al.* (1997) en su experimento con el cultivo de trigo bajo condiciones de CO₂ elevado observaron que las concentraciones de nitrógeno del grano disminuyeron considerablemente, con graves implicaciones para la calidad del grano; de la misma

1.2. Cambio climático

manera, elementos como calcio, azufre, magnesio y zinc en tejidos verdes se vieron influenciados; las concentraciones de fósforo en tejidos verdes solo fueron ligeramente afectadas; en tallos, se observó la dilución de todos los nutrientes excepto el manganeso, causada por la gran acumulación de hidratos de carbono solubles en agua; los efectos sobre el hierro no fueron significativos en la mayoría de los casos; el fósforo y el potasio mostraron menos reducción en las concentraciones que el nitrógeno, el magnesio, el azufre y el zinc; en brotes, la mayor reducción se encontró en el calcio; hubo disminución de nitrógeno y potasio en casi todos los tejidos de la planta analizados.

[Manderscheid *et al.* \(1995\)](#) también observaron en trigo y cebada la disminución de nitrógeno (-43%), magnesio (-35%), calcio (-33%) y potasio (-21%) bajo CO₂ elevado, encontraron que los micronutrientes (hierro, magnesio y zinc) disminuyeron parcialmente en aproximadamente un 10-30% y el índice de aminoácidos esenciales se incrementó; esto de mediciones generales (tallos, hojas, espigas y granos). Refiriéndose específicamente al grano, la concentración de nutrientes disminuyó y la respuesta fue mayor en trigo que en cebada; la máxima disminución en macronutrientes se encontró para el nitrógeno (-30%), seguido de calcio (-28%), azufre (-21%) y magnesio (-13%); en micronutrientes las concentraciones de hierro y zinc se redujeron en aproximadamente un 25%. El estudio también reveló que no hay una respuesta uniforme del estado nutricional de los cereales al enriquecimiento de CO₂.

La mayoría de la evidencia experimental que muestra disminuciones de minerales inducidas por CO₂ elevado provino de instalaciones artificiales, principalmente cámaras cerradas e invernaderos, y muchos resultados fueron estadísticamente no significativos; esto llevó a algunos investigadores a desafiar la noción de menor contenido mineral en plantas expuestas a CO₂ elevado en condiciones de campo; éstas condiciones se representan con mayor precisión en los centros de enriquecimiento de dióxido de carbono de aire libre (FACE), que se han establecido en al menos 11 países ([Loladze, 2014](#)).

En trigo, el CO₂ elevado reduce las concentraciones de nitrógeno en un 10-18% sistémicamente en varios tejidos: hojas, tallos, raíces, tubérculos, partes reproductivas y comestibles, incluyendo semillas y granos ([Taub *et al.*, 2008](#)). Se tienen indicios de que el CO₂ elevado puede disminuir las concentraciones de nitrógeno en las plantas al reducir las concentraciones de Rubisco, una de las proteínas más abundantes en la tierra que se encuentran en gran cantidad en las plantas, e inhibir la asimilación de nitrato; por lo tanto, se espera que el efecto del CO₂ elevado en nitrógeno sea mayor ([Drake *et al.*, 1997](#)).

La concentración óptima de CO₂ para el crecimiento y el rendimiento parece estar entre 700 y 900 ppm, y este nivel de CO₂ se recomienda en invernaderos; concentraciones superiores a 1000 ppm pueden causar reducciones del crecimiento y lesiones en las hojas de las plantas ([Mortensen, 1987](#)).

A través de un estudio realizado por [Loladze \(2014\)](#) para diferentes cultivos, generalmente

1.2. Cambio climático

granos, el CO₂ elevado redujo las concentraciones de fósforo, potasio, calcio, azufre, magnesio, hierro, zinc y cobre en un 6.5 a 10%. En 25 minerales analizados, el cambio promedio fue de -8%, solo el manganeso no mostró cambios significativos; los patrones de cambio en los tejidos comestibles y foliares son similares: nitrógeno, fósforo, calcio, magnesio, zinc y cobre disminuyeron significativamente en ambos tejidos; aparte del manganeso, el potasio no mostró una disminución significativa en los tejidos comestibles, mientras que el nitrógeno fue el de mayor reducción; en tejidos foliares el elemento que presentó mayor disminución fue el manganeso. El autor señala que se han encontrado efectos de reducción de nutrientes no significativos en las plantas C₄, dado que en este tipo de plantas el CO₂ elevado no estimula la producción de carbohidratos, aunque los datos que se tienen son insuficientes para aseverar tal hecho.

Taub *et al.* (2008) trabajaron con los cultivos de cebada, arroz, trigo, soya y papa, y encontraron que cada cultivo tuvo concentraciones proteicas más bajas cuando se cultivó a un nivel elevado (540-958 ppm) en comparación con el CO₂ ambiental (315-400 ppm). Para el trigo, la cebada y el arroz, la reducción en la concentración de proteína del grano fue de 10 a 15% a temperatura ambiente; para la papa, la reducción en la concentración de proteína fue del 14%; para la soya, hubo una reducción estadísticamente significativa, de la concentración de proteína del 1.4%; la magnitud del efecto del CO₂ en los granos de trigo fue menor en condiciones de alto nitrógeno en el suelo que en suelos bajos en nitrógeno.

Un estudio realizado por Broberg *et al.* (2017) en granos de trigo obtuvo respuestas que variaron de cero a fuertes efectos negativos de CO₂ elevado en la concentración de minerales (calcio, cadmio, cobre, hierro, magnesio, manganeso, fósforo, azufre y zinc), mientras que otros no se vieron afectados (boro y sodio) o aumentó significativamente en una pequeña cantidad (potasio). La pendiente de la línea de regresión lineal sugiere una reducción en la concentración mineral de aproximadamente 2% a 4% por 100 ppm para todos los minerales, excepto para boro y potasio, que tenían una pendiente no significativa cercana a cero. La concentración de nitrógeno se redujo en 8.4%; a pesar de esto, se encontró una fuerte estimulación del rendimiento de grano.

Un análisis elemental del cultivo de tomate realizado por Wheeler *et al.* (1997) no mostró una tendencia en respuesta al CO₂ para los niveles de potasio, magnesio y fósforo; sin embargo, el contenido de calcio en la fruta mostró un claro aumento con CO₂ elevado; este aumento dio como resultado un aumento similar en la relación Ca/P del tejido (relación que en la dieta afecta la absorción y retención de calcio en los humanos).

En un estudio realizado por Huluka *et al.* (1994) con algodón, las plantas se expusieron a dos niveles de CO₂ atmosférico: FACE (Free-air CO₂ Enrichment) con 550 ppm y un control con 370 ppm, y dos regímenes de riego. Las concentraciones de nitrógeno y proteínas de hojas, tallos y raíces fueron menores en las plantas FACE que en las plantas control; el zinc fue el único nutriente que fue mayor en los tallos de la planta FACE. En general, parece que el CO₂ elevado tiene menos efecto sobre los nutrientes del tallo que de las hojas; las concentraciones de nutrientes de los tejidos pueden disminuir en condiciones

1.2. Cambio climático

de baja humedad porque el flujo de masa es el principal mecanismo de transporte de nutrientes a las raíces de las plantas y de la translocación a otras partes de la planta. Sin embargo, en el estudio, el tratamiento de riego no tuvo ningún efecto significativo sobre el tejido vegetal de FACE o control y sobre las concentraciones minerales del suelo. La interacción de CO₂*riego no fue significativa.

Un análisis por latitudes geográficas, realizado por [Loladze \(2014\)](#), demuestra que el efecto de CO₂ en el ionoma de la planta parece estar presente en todas las latitudes: la disminución de minerales en los trópicos y subtropicales (-10.4 a -4.0%) es comparable a la disminución en la región templada (-7.9 a -5.0%). Señala que un estudio regional más detallado actualmente no es posible debido a la falta de datos para África, América del Sur, Rusia y Canadá; para muchos lugares, los datos son limitados y producen un bajo poder estadístico.

En cultivos como chícharo, trigo y canola, las concentraciones de nitrógeno, fósforo y zinc bajo CO₂ elevado disminuyeron en 6%, 5% y 10%, respectivamente, independientemente del suelo, cultivo y año; fue mayor la disminución en la concentración de nitrógeno en la canola y el trigo en comparación con el chícharo ([Jin *et al.*, 2019](#)). [Zhu *et al.* \(2018\)](#) hacen énfasis en la disminución de hierro y zinc, influenciados drásticamente con CO₂ elevado, además de reducción de proteínas y vitaminas B1, B2, B5 y B9.

Se considera que el nitrógeno es uno de los elementos más limitantes para el crecimiento de los cultivos, y por lo tanto, puede ser afectado drásticamente por el CO₂ elevado. [Broberg *et al.* \(2017\)](#) afirman que si existen mecanismos comunes detrás de los efectos del CO₂ elevado sobre nitrógeno y otros elementos, debería ser posible detectar la correlación de los efectos. Suponiendo que la dilución es el proceso principal que actúa para reducir la concentración mineral, el efecto sobre el rendimiento del grano estaría estrechamente relacionado con los efectos sobre los minerales, donde un efecto negativo sobre la concentración mineral solo ocurriría en asociación con la estimulación del rendimiento. Estos autores encontraron que los efectos de CO₂ elevado en hierro y azufre se correlacionan fuertemente con los efectos sobre nitrógeno (elementos fuertemente afectados por CO₂ elevado); por otro lado, se observó que el efecto sobre los minerales (boro, cobre, potasio y manganeso) que mostraban una relación débil con los efectos sobre nitrógeno era poco (boro, cobre, manganeso) o no significativo (potasio). Esto sugiere que los efectos del CO₂ elevado en nitrógeno pueden jugar un papel importante para otros minerales, como hierro y azufre.

Los patrones de respuesta de los elementos minerales podrían atribuirse a sus diferentes funciones en la planta. En un estudio realizado por [Agren y Weih \(2012\)](#) se identificaron tres grupos estequiométricos de elementos minerales en las hojas de seis genotipos de sauces: los cambios en la concentración para un grupo (nitrógeno, fósforo, azufre y manganeso) se asociaron con el crecimiento; el segundo grupo (potasio, calcio y magnesio) siguió los cambios en la biomasa; mientras que el tercer grupo (hierro, boro, zinc y aluminio) se cree que están limitados por la disponibilidad del suelo. Además, estos grupos podrían asociarse con diferentes funciones bioquímicas, donde los elementos del

1.2. Cambio climático

primer grupo están relacionados con ácidos nucleicos y proteínas, el segundo grupo con la estructura y fotosíntesis, y el tercer grupo con las enzimas.

Para el trigo, se han encontrado indicios de una senescencia más temprana de las hojas, que puede ser debido a la gran demanda de nitrógeno en los granos (Fangmeier *et al.*, 1997). Se pueden esperar efectos similares en otras plantas C₃. Manderscheid *et al.* (1995), encontraron que las plantas de alto rendimiento mostraron una disminución en las concentraciones de nutrientes y un aumento de la eficiencia de su uso bajo el enriquecimiento de CO₂, mientras que las variedades de bajo rendimiento no lo hacen.

Con el propósito de mitigar los efectos de la disminución de minerales se podría implementar más fertilización en los cultivos, aunque hay que trabajar más sobre este tema, ya que no se cuenta con suficientes estudios para corroborar la veracidad de tal procedimiento. La concentración de nutrientes bajo CO₂ elevado tiene que ser probada bajo diferentes niveles de fertilizantes y aplicaciones de riego para poder identificar la posible interacción entre estos factores. El aumento de aplicación de fertilizantes implica un riesgo de incremento de lixiviación de nutrientes y aumento de emisiones de óxido nitroso, amoníaco y óxido de nitrógeno (Broberg *et al.*, 2017).

Uno de los efectos secundarios de CO₂ elevado es que los insectos herbívoros a menudo responden a fuentes de alimentos bajas en proteínas. Se ha encontrado un aumento del consumo de larvas de lepidópteros de cultivos leguminosos cultivados a CO₂ elevado (Lincoln *et al.*, 1986). Entonces, los efectos nutricionales sobre la alimentación de insectos tendrán implicaciones con daño en los cultivos.

1.2.4 Implicaciones en la salud humana

La reducción en el valor nutricional de las plantas podría tener un gran impacto en la salud humana: una dieta que es deficiente en minerales y otros nutrientes puede causar desnutrición mineral, incluso si una persona consume suficientes calorías. Estos cambios podrían contribuir al aumento de la obesidad, ya que las personas consumen cada vez más alimentos basados en plantas con almidón y comen más para compensar los menores niveles de minerales que se encuentran en los cultivos (Loladze, 2014).

Los carbohidratos en las plantas se pueden dividir en carbohidratos estructurales totales (CET), por ejemplo celulosa o fibra, que el cuerpo humano no puede digerir, y carbohidratos no estructurales totales (TNC), la mayoría de los cuales incluyen almidón y varios azúcares (fructosa, glucosa, sacarosa y maltosa), es fácilmente digerible y absorbida en el intestino humano; el CO₂ elevado aumenta la concentración de TNC en un 10 a 45% (Stiling y Cornelissen, 2007).

La deficiencia de elementos minerales en la población mundial es un problema cada vez mayor, una de cada tres personas corre el riesgo de una ingesta inadecuada de zinc, lo

1.3. Tecnología FACE

que contribuye al retraso del crecimiento, la inmunidad comprometida y la mortalidad infantil. La deficiencia de hierro es la principal causa de anemia que aumenta la mortalidad materna (UNICEF, 2009). De igual manera, Broberg *et al.* (2017) señalan que la reducción en las concentraciones de los elementos son motivo de gran preocupación para la seguridad alimentaria futura y la cuestión del llamado “hambre oculta”, donde la cantidad de calorías puede ser suficiente pero con desnutrición con respecto a los nutrientes esenciales.

De la misma forma, la OMS (2002), recalca sobre “la paradoja del hombre y la obesidad”, la cual consiste en que una persona puede ser obesa y sufrir de desnutrición mineral, este organismo incluye la desnutrición mineral y la obesidad entre los 20 problemas principales de la salud.

Por otro lado, el aumento de CO₂ promueve el aumento de peso y la obesidad en la población humana directamente a través de la respiración al reducir el pH de la sangre y, en consecuencia, aumentar el apetito y la ingesta de energía (Hersoug *et al.*, 2012).

1.3 Tecnología FACE

Para encontrar los efectos de contaminantes atmosféricos sobre la vegetación se requieren de condiciones de fumigación controlada que ayuden a simular los efectos en condiciones naturales. Para ese tipo de aproximación existe una amplia gama de posibilidades, que van desde estudios de laboratorio, cámaras de ambiente controlado, invernaderos, cámaras abiertas; hasta estudios bajo ambientes naturales. En los últimos años se han llevado a cabo experimentos en instalaciones a cielo abierto (tipo ZAPS, *Zonal Air Pollution System*, o FACE, *Free-air CO₂ Enrichment*) con altos costos económicos (Barrantes, 2001).

Predecir las respuestas de la vegetación al CO₂ elevado es importante porque puede alterar directamente la productividad primaria neta futura en los ecosistemas en todo el mundo (Körner, 2006).

El sistema de cámaras abiertas (*Open-Top Chambers*, OTCs) permite tener una buena aproximación a las condiciones naturales atmosféricas y logra una buena repetitividad de los tratamientos experimentales con la garantía de una homogeneidad de condiciones de experimentación; el sistema es utilizado en programas de investigación europeos y norteamericanos sobre contaminantes atmosféricos para cultivos herbáceos y especies forestales (Barrantes, 2001).

El método FACE, como un sistema de campo al aire libre, se ha caracterizado por ser el más cercano a las condiciones ambientales naturales y evita los gradientes de humedad y temperatura que tienen otros sistemas (Allen *et al.*, 1992). Consiste en parcelas

1.3. Tecnología FACE

octogonales (“anillos FACE”), donde el CO₂ se suministra a partir de lubricantes de polietileno instalados horizontalmente en los bordes de los anillos FACE a aproximadamente 30 cm por encima del dosel del cultivo. Los tubos de emisión forman pequeños orificios de 0.3 a 0.5 mm de diámetro a intervalos de 40 mm en la mitad inferior de cada tubo de la cual el CO₂ es liberado en el aire. El CO₂ se monitorea en el centro de cada anillo y en las posiciones de control ambiental (Hasegawa *et al.*, 2013).

El enriquecimiento experimental en aire libre de CO₂ se implementa para determinar la capacidad de los ecosistemas terrestres para capturar carbono en las condiciones futuras de CO₂ elevado (Jones *et al.*, 2014). Se han realizado experimentos FACE en algodón, trigo, pasto ballico, trébol, papa, uva, arroz, cebada, remolacha azucarera, soya, yuca, colza, mostaza, café (cultivos C₃) y sorgo y maíz (cultivos C₄) (Kimball, 2016).

El país líder en generación de datos FACE y OTC es Alemania, con el mayor número de observaciones de concentraciones de minerales (285), seguido de Estados Unidos (218); aunque Australia generó solo 30 observaciones en promedio, se destaca en la gran precisión de algunos de sus estudios (Loladze, 2014).

Por su parte, Jones *et al.* (2014) recalcan que los experimentos de CO₂ elevado están concentrados en América del Norte y Europa, un arreglo totalmente desequilibrado, ya que áreas con mayor influencia terrestre en la dinámica de carbono a nivel mundial (regiones tropicales, de tundra y boreales), han sido ignorados, y países industrializados con gran contribución de emisión de CO₂ han invertido muy poco en la experimentación con CO₂ elevado.

Haciendo una comparación de los diferentes tipos de experimentos, el efecto de CO₂ en el ionoma de la planta (conjunto de todos los metales, no metales y metaloides presentes en un organismo) es muy robusto en los estudios FACE y no FACE, el CO₂ elevado redujo significativamente el nitrógeno, fósforo, potasio, calcio, azufre, magnesio y zinc. El alto costo de CO₂ requerido para realizar experimentos de aire libre condujo a un nivel promedio mucho más bajo de CO₂ elevado en los estudios de FACE (560 ppm), contra 732 ppm en los estudios no FACE. Esto pudo contribuir en una disminución mineral total más pequeña para los estudios FACE. Tanto en los estudios FACE como en los no FACE, las concentraciones generales de minerales disminuyeron significativamente en plantas herbáceas y cultivos, tejidos foliares y comestibles (Loladze, 2014).

En el trabajo realizado por Broberg *et al.* (2017), una comparación de entornos de enraizamiento mostró que había un efecto negativo mucho más fuerte sobre la concentración de nitrógeno en las plantas en macetas en comparación con las cultivadas en el suelo de campo, esto sugiere que los experimentos en macetas pueden sobrestimar fuertemente el efecto negativo de CO₂ elevado en la concentración de nitrógeno. Las plantas en macetas son más propensas a sufrir limitación de nutrientes debido a su espacio de enraizamiento restringido, por lo que la absorción de nutrientes no puede aumentar con la misma velocidad que la fotosíntesis en CO₂ elevado.

1.4. Posibles soluciones al problema del cambio climático y elevado CO₂

Los experimentos FACE han ido incrementando en los últimos años, sin embargo, el alto costo financiero impide abarcar el estudio de concentraciones de la mayoría de los oligoelementos. Además, se tiene datos muy limitados o inexistentes de gran parte de los cultivos importantes en el mundo, lo que muestra la necesidad de enfocar la atención en esta rama de la investigación con la finalidad de obtener resultados que permitan la correcta planeación de los ciclos agrícolas bajo la influencia del cambio climático debido al calentamiento global.

1.4 Posibles soluciones al problema del cambio climático y elevado CO₂

Se pronostica que para el año 2050, la población mundial se estabilice en alrededor de 9200 millones de habitantes. Para abastecer de alimentos a esta población, la agricultura debe duplicar su producción de alimentos y la producción animal necesitaría aumentar en un 1.8% cada año. Por otro lado, los recursos naturales (tierra, agua y biodiversidad) se están reduciendo y degradando rápidamente, motivo por el cual, para 2025, el 30% de la producción de cultivos estará en riesgo debido a la poca disponibilidad del agua (Singh, 2012).

De acuerdo con Tzilivakis *et al.* (2017), la mitigación y la adaptación son dos objetivos claves del cambio climático: la mitigación implica acciones para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero para reducir su concentración en la atmósfera; y la adaptación implica acciones para aumentar la capacidad de adaptación a los cambios en el clima.

Como posibles estrategias de adaptación, según Dar y Gowda (2013), se tienen: cultivos que se adapten a las altas temperaturas del suelo y del aire; variedades de corta duración que escapen a la sequía terminal, variedades de alto rendimiento y resistentes a las enfermedades; trabajos de fitomejoramiento para la formación de nuevas variedades tolerantes a sequía y calor, más eficientes en el uso de la escasa humedad y una fenología apropiada a las diferentes regiones según su problemática; prácticas de manejo de suelos como la labranza reducida, la agricultura de conservación, la microdosificación de fertilizantes, la aplicación de plaguicidas por necesidad y el uso de leguminosas en rotaciones de cultivos; además, el desarrollo de cultivares con resistencia a las plagas proporcionará un enfoque efectivo en el manejo de plagas.

La reducción de la duración de las variedades de alto rendimiento mediante métodos de mejoramiento y el mejoramiento para la tolerancia al calor pueden ser algunas de las opciones de mitigación en el futuro (Haris *et al.*, 2013). Por otra parte, Dar y Gowda (2013), señala que las variedades de cereal semi-enanas han aumentado en gran medida el rendimiento de los cultivos debido a su estatura reducida, estas han ayudado a triplicar el rendimiento de los cultivos; su estatura más pequeña ayuda a la reducción del arrastre

1.5. Métodos estadísticos

por el viento y mejora la fertilidad de las flores, ya que una mayor parte de los productos de la fotosíntesis se dirigen al desarrollo reproductivo, en lugar del tallo.

De acuerdo con [Dar y Gowda \(2013\)](#), los efectos negativos del cambio climático sobre la seguridad alimentaria pueden ser contrarrestados por un crecimiento económico de amplia base, particularmente una mejor productividad agrícola, un comercio internacional robusto de productos agrícolas que compensen la escasez regional y las inversiones agrícolas; mencionan que una mejor comprensión del impacto del cambio climático en la producción de alimentos, los bosques y los recursos naturales para focalizar y priorizar las medidas de adaptación y mitigación es posible cuando los programas se implementan a nivel local, donde los ecosistemas son administrados por las comunidades, con beneficios inmediatos para ellas y a largo plazo para las generaciones futuras.

[Hellin *et al.* \(2014\)](#), mencionan que en México, las estrategias de adaptación deberían centrarse más en mejorar las variedades locales de los agricultores, aceptando ampliamente que los agricultores mantienen la diversidad de cultivos con fines sociales, económicos o culturales, o cuando las variedades locales muestran un rendimiento agronómico superior al de las variedades mejoradas.

Las variedades de cultivos con una mayor tolerancia al estrés por calor y sequía y la resistencia a plagas y enfermedades son fundamentales para la adaptación al cambio climático progresivo; además, el muestreo de células individuales es una excelente manera de definir mejor la respuesta celular a los cambios ambientales ([Valdés-López *et al.*, 2016](#)).

1.5 Métodos estadísticos

En este apartado se abordan las generalidades de los métodos estadísticos empleados para el análisis de datos, tanto univariados como multivariados. Estos últimos se refieren a la técnica matemática que permite el análisis simultáneo de dos o más variables.

Para el caso del análisis multivariado, de acuerdo con [INEI \(2002\)](#), por cada variable analizada se genera una media y una varianza, obteniendo una matriz de covarianzas. De esta manera, se puede obtener un modelo analítico, mediante el cual se hacen explícitas las relaciones entre las variables, lo cual facilitará la interpretación de los resultados.

1.5.1 Análisis de componentes principales (ACP)

El análisis de componentes principales se aplica cuando se dispone de un conjunto elevado de variables interrelacionadas y se quiere obtener una reducción en la dimensión del

1.5. Métodos estadísticos

conjunto mencionado, por medio de combinaciones lineales de las variables originales (Pérez, 2004). Esto ayuda a facilitar el análisis y la interpretación de los datos.

El conjunto original de las variables se transforma a un nuevo conjunto no correlacionado utilizando una rotación ortogonal en el espacio p -dimensional (Pérez y Pérez, 2018). En su totalidad, los componentes principales reproducen toda la variabilidad del sistema, pero lo que se plantea con este método es que la mayor parte de la variabilidad de los datos sea explicada por un número pequeño k de componentes principales, reemplazando las p variables originales y logrando una reducción del sistema original (Castaño, 2015).

Pérez y Pérez (2018) y Pérez (2004) coinciden en que los componentes principales se obtienen de manera decreciente en importancia, entonces, en las primeras componentes principales se concentra la mayor variabilidad de los datos originales. Estos componentes serán útiles para simplificar análisis posteriores.

Como fundamento del método, de acuerdo con Castaño (2015) y Pérez (2004), se tiene una muestra de tamaño n , con p variables (x_1, x_2, \dots, x_p) , se obtendrán a partir de ellas, un nuevo conjunto de variables y_1, y_2, \dots, y_p , cuyas varianzas vayan decreciendo progresivamente.

Cada y_j , con $(j = 1, \dots, p)$ es una combinación lineal de las (x_1, x_2, \dots, x_p) originales, es decir:

$$\begin{aligned} y_j &= a_{j1}x_1 + a_{j2}x_2 + \dots + a_{jp}x_p \\ &= \mathbf{a}'_j \mathbf{x} \end{aligned}$$

Donde $\mathbf{a}'_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj})$ es un vector de constantes, y

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix}$$

Como se desea maximizar la varianza, una forma simple es aumentar los coeficientes a_{ij} . Para resolver el problema del factor de escala arbitrario y para mantener la ortogonalidad de la transformación se impone que el módulo del vector $\mathbf{a}'_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj})$ sea 1. Es decir,

$$\mathbf{a}'_j \mathbf{a}_j = \sum_{k=1}^p a_{kj}^2 = 1$$

1.5. Métodos estadísticos

De esta forma, el primer componente se calcula eligiendo \mathbf{a}_1 de modo la varianza de y_1 sea máxima, sujeta a la restricción mencionada (la suma de los pesos al cuadrado es igual a la unidad). El segundo componente principal se obtiene \mathbf{a}_2 de forma que la variable y_2 tenga varianza máxima y se le añade la restricción de que esté incorrelacionada con el primer componente y_1 (Pérez, 2004).

De acuerdo con los autores, este proceso se repite para el cálculo de las demás componentes, obteniendo nuevas variables aleatorias cada vez con menor varianza.

Es común calcular las componentes sobre las variables originales estandarizadas (con media 0 y varianza 1). Esto es calcular los autovalores, no de la matriz de covarianzas sino de la matriz de correlaciones (Pérez y Pérez, 2018). En las variables estandarizadas coinciden las covarianzas y las correlaciones; en la matriz de correlaciones, los elementos de la diagonal son iguales a 1 y, con las variables estandarizadas, la variabilidad total (la traza) es igual al número total de variables que hay en la muestra (Castaño, 2015).

1.5.2 Análisis de varianza (ANOVA)

El análisis de varianza es usado cuando se desea ensayar la hipótesis de igualdad de medias cuando se tienen dos o más poblaciones con la misma varianza (Gorgas *et al.*, 2011), se estudia el efecto de una o más variables independientes controladas (factores) sobre una respuesta; los factores se presentan a diferentes niveles; también podrán considerarse como variables independientes a las direcciones de bloqueo (Wackerly *et al.*, 2010). El término tratamiento, de acuerdo con Gorgas *et al.* (2011), se ocupa para referirnos a la característica que diferencia a las k poblaciones evaluadas.

En concordancia con Walpope *et al.* (2012) y Wackerly *et al.* (2010), las condiciones que deben de cumplir las k poblaciones de partida para aplicar correctamente el análisis de varianza son: deben de seguir una distribución normal con medias $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$, la varianza poblacional σ^2 debe ser la misma y las muestras deben de elegirse aleatoriamente.

Entonces, se desea probar si los efectos producidos por los tratamientos son significativamente diferentes entre sí. El juego de hipótesis para el análisis de varianza para un solo factor es:

$$\begin{cases} H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k \\ H_1 : \text{Al menos dos de las medias son diferentes} \end{cases}$$

Para el caso de dos factores, se plantearán dos juegos de hipótesis, uno para detectar diferencias entre tratamientos y otro para las diferencias entre bloques. Para mayor detalles de procedimientos se recomienda consultar Gorgas *et al.* (2011).

1.5.3 Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS)

Como lo cita (Sáenz y Tamez, 2014), la regresión por mínimos cuadrados parciales PLS (Partial Least Square) es utilizada para reducir la dimensión de un conjunto de variables explicativas en regresión múltiple, su diferencia con la regresión de componentes principales radica en que este último se aplica solamente sobre la variable independiente (no hay garantía de que los componentes principales expliquen bien la variable dependiente); en cambio, la regresión PLS identifica los componentes principales de la variable independiente que sean los más adecuados para explicar la variable dependiente. Con la regresión PLS se tendrá la garantía de que las primeras componentes ortogonales mejoren la predicción (Márquez, 2017).

Este método relaciona la matriz de las variables de entrada \mathbf{X} con las variables de salida \mathbf{Y} a través de las variables latentes de cada una, donde estas se pueden definir como un conjunto de variables artificiales ortogonales, los cuales permiten obtener una reducción del espacio (Rodríguez, 2015).

Entre las ventajas de la regresión, de acuerdo con Alciaturi *et al.* (2003) y Márquez (2017) se encuentra resolver el problema de la multicolinealidad (altas correlaciones entre las variables predictoras); además, en los casos en que existan un número grande de variables independientes ($m > n$) se produce una reducción del modelo; la información relevante es resumida en las primeras variables latentes, mientras que el ruido es modelado por las últimas (se minimiza el riesgo de descartar información importante); además, este algoritmo permite la realización de un análisis de datos ausentes sin necesidad de suprimirlos ni estimarlos.

Vargas (1999) y Márquez (2017) mencionan que existen dos algoritmos de regresión PLS: regresión PLS1 o univariada, cuando se estudia una sola variable a explicar con p variables explicativas y regresión PLS2 cuando se tiene un conjunto de variables a explicar $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_q)$ que se trata de relacionar con otro conjunto de variables explicativas o predictoras $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p)$, se reduce la dimensión de \mathbf{X} , bajo la condición de que las componentes principales obtenidas sean los más explicativos posibles respecto de las variables \mathbf{Y} .

Como fundamento del método, según Maitra y Yan (2008), se asume \mathbf{X} como una matriz $n \times p$, y \mathbf{Y} de tamaño $n \times q$. El método PLS funciona extrayendo factores de \mathbf{X} y \mathbf{Y} , de manera que se maximiza la covarianza entre los factores extraídos.

El algoritmo intenta encontrar una descomposición lineal de \mathbf{X} y \mathbf{Y} , tal que $\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E}$ y $\mathbf{Y} = \mathbf{UQ}^T + \mathbf{F}$, donde $\mathbf{T}_{n \times r}$ y $\mathbf{U}_{n \times r}$, representan los \mathbf{X} -scores y \mathbf{Y} -scores, respectivamente; $\mathbf{P}_{p \times r}$ y $\mathbf{Q}_{q \times r}$ se refieren a los \mathbf{X} -loadings y \mathbf{Y} -loadings, respectivamente; y $\mathbf{E}_{n \times p}$ y $\mathbf{F}_{n \times q}$, representan los \mathbf{X} -residuals y \mathbf{Y} -residuals, respectivamente.

1.5. Métodos estadísticos

El proceso iterativo de la descomposición finaliza cuando se maximiza la covarianza entre T y U . El número de factores extraídos (r) dependen del rango de X y Y .

Para detalles del método PLS se recomienda al lector consultar [Vargas \(1999\)](#), donde se describen detalladamente los algoritmos PLS1 y PLS2.

1.5.4 Análisis de conglomerados (clusters)

Al Análisis Cluster se le conoce también como Análisis de Conglomerados, de acuerdo con [De la Fuente \(2011\)](#), se refiere a una técnica estadística multivariante cuya finalidad es agrupar individuos (o variables) lo más homogéneamente posible y con la mayor diferencia entre los grupos.

[Hair et al. \(1999\)](#) recalcan que si la clasificación es acertada, los objetos dentro de los conglomerados estarán muy próximos al momento de graficar y los diferentes grupos estarán alejados. A partir de las variables de interés, se trata de situar a los individuos en grupos homogéneos no conocidos previamente pero que sugieren ser de la misma naturaleza, de esta manera, los individuos que puedan ser considerados similares serán asignados a un mismo cluster, en caso contrario serán asignados a grupos distintos ([Pérez, 2004](#)).

Se distinguen dos grandes categorías de métodos clusters: métodos jerárquicos y métodos no jerárquicos, de acuerdo con [Alaminos et al. \(2015\)](#): en los métodos jerárquicos un cluster se compone de otros clusters que a su vez están formados por otros grupos, en cada paso del algoritmo solo un objeto cambia de grupo, un objeto asignado a un cluster ya no cambia de grupo; en los métodos no jerárquicos se comienza con un número de grupos como solución inicial, los clusters son el resultado de la partición de grupos de los casos de estudio, los miembros de los clusters se intercambian para obtener un mejor resultado.

[De la Fuente \(2011\)](#) menciona que los métodos jerárquicos permiten construir un árbol de clasificación o dendograma, y se subdividen en aglomerativos y disociativos; en el primer caso se parte de tantos grupos como individuos haya y se van agrupando hasta obtener un cluster que contenga todos los elementos; en el segundo caso, se parte de un solo grupo que contiene todas las observaciones y a través de las divisiones se forman grupos más pequeños, el algoritmo termina cuando se tenga un número de clusters como objetos se hayan clasificado.

Entre los métodos jerárquicos aglomerativos podemos mencionar el método del Linkage simple o vecino más próximo, método del Linkage completo o vecino más alejado, método del promedio entre grupos, del centroide, de la mediana y el método de Ward; entre los métodos disociativos se encuentran el método de Linkage simple y completo, método del promedio entre grupos, del centroide, de la mediana y análisis de asociación.

1.5.5 Modelos aditivos generalizados (GAM)

Los modelos aditivos se propusieron para evitar el mal funcionamiento de muchas formas de regresión no paramétrica cuando el número de variables independientes en el modelo son grandes y, para evitar su difícil interpretabilidad (SAS, 2013).

De acuerdo con Quintas (2009), el modelo aditivo generalizado, es una extensión de los modelos de regresión lineal, que incorpora la no linealidad y la regresión no paramétrica, está construido por la suma de funciones suaves o splines de las variables predictoras (continuas, categóricas, número de casos o series de datos); cada una de las funciones es estimada flexiblemente, por lo que se puede observar claramente el efecto no lineal de las relaciones obtenidas.

Amat (2017) recalca que los modelos GAM son el resultado de extender un modelo lineal múltiple permitiendo que cada elemento sea una función no lineal de un predictor, por lo tanto, es una combinación lineal de funciones. Estos modelos usan una función liga para establecer una relación entre la media de la variable respuesta y la función suavizada de las variables explicativas (Guisan *et al.*, 2002). El modelo puede ajustarse tanto a variables paramétricas como a no paramétricas, o combinar ambos; y los modelos, al tener un componente aleatorio, un componente aditivo y una función enlace relacionado con los dos componentes, hacen que la distribución de probabilidad de respuesta sea cualquier miembro de la familia exponencial de distribuciones (SAS, 2013).

Cuando el valor de la variable a estimar \mathbf{y} dependa de $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p$ variables predictoras, el modelo estándar de regresión lineal se tiene en la expresión (1.1), donde $E(\boldsymbol{\epsilon}) = 0$ y $Var(\boldsymbol{\epsilon}) = \sigma^2$, y los estimadores usualmente se obtienen por el método de mínimos cuadrados.

$$\mathbf{y} = \beta_0 + \beta_1\mathbf{x}_1 + \beta_2\mathbf{x}_2 + \dots + \beta_p\mathbf{x}_p + \boldsymbol{\epsilon} \quad (1.1)$$

El modelo aditivo generalizado, de acuerdo con Amat (2017), cambia la sumatoria de los términos de las variables del modelo lineal por una suma de las funciones de las variables predictoras, obteniendo la expresión (1.2), donde $f_j(\mathbf{x})$ son las funciones suavizadas.

$$g(\mu) = \beta_0 + f_1(\mathbf{x}_1) + f_2(\mathbf{x}_2) + \dots + f_p(\mathbf{x}_p) \quad (1.2)$$

Donde las $f_i(\mathbf{x}_i)$ son funciones polinómicas por tramos que tratan de explicar la variación de la variable dependiente, con la predictora \mathbf{x}_i , sin considerar la parte explicada por las otras variables.

Una de las principales ventajas del método, de acuerdo con Amat (2017), Quintas (2009) y (SAS, 2013), es que no hay necesidad de probar que las variables son independientes

1.5. Métodos estadísticos

y si tienen o no distribución normal, además de emplearse cuando se tienen variables independientes cuyo efecto se desea modelar de forma no paramétrica.

Para el presente trabajo, se realiza el procedimiento GAM bajo el modelo (1.3):

$$g(\mu) = \beta_0 + f(\mathbf{x}) \quad (1.3)$$

Donde la estimación sobre la media μ de la respuesta está en función de una covariable, en este caso mediante una función de respuesta normal, y el coeficiente (β_1) se traduce en una función suavizada $f(\mathbf{x})$, la cual estará relacionada a los niveles de CO₂ atmosféricos evaluados. Entonces, dado que la función depende del coeficiente que lo acompaña, se puede saber si existe una relación estadísticamente significativa entre la variable explicativa y la variable respuesta bajo el contraste de hipótesis empleando el coeficiente β_1 .

1.5.6 Enfoque bayesiano: Regresión MCMC (Markov Chain Monte Carlo)

En inferencia bayesiana, el objeto de estudio comprende una distribución a posteriori $\pi(\theta|x)$ de la cual se desea muestrear, porque ésta contiene toda la información sobre el parámetro a ser estimado θ condicional a los datos observados \mathbf{y} , en este caso se construye una cadena Markov cuya distribución estacionaria sea la distribución a posteriori, y con integración Monte Carlo se toman medias muestrales de funciones de la cadena para obtener información (Jiménez, 2015).

De acuerdo con Bazán y Bayes (2010), los resúmenes de la información contenida en la distribución a posteriori toman la forma de esperanzas de funciones particulares de los parámetros como se muestra en ecuación (1.4), donde la distribución posterior es el producto de la función de probabilidad y la distribución previa del parámetro (SAS, 2009):

$$I = E [g(\theta)] = \int g(\theta)f(\theta|\mathbf{y})d\theta \quad (1.4)$$

El cálculo de estas esperanzas es muy complicado o imposible evaluar I en forma analítica, por ello, las Cadenas de Markov de Monte Carlo (MCMC) son muy utilizados para aproximar las integrales.

El método consiste, según Bazán y Bayes (2010), en diseñar iterativamente una cadena de Markov para θ de tal manera que $f(\theta|\mathbf{y})$ converja a una densidad estacionaria, se empieza

1.5. Métodos estadísticos

con un estado inicial θ_0 y se simula un número grande de transiciones M bajo la cadena de Markov y se registran los estados simulados θ_j , entonces es posible mostrar que la media muestral ergódica converge a la integral I deseada (\hat{I} aproxima satisfactoriamente a I):

$$\hat{I} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M g(\theta_j) \quad (1.5)$$

El objetivo de los métodos MCMC, de acuerdo con [Serrano \(2011\)](#), es diseñar una cadena de Markov cuya densidad estacionaria coincida con la densidad objetivo. Una cadena de Markov es generada muestreando $\theta^{(t+1)} \sim \pi(\theta|\theta^{(t)})$, donde π es llamado el kernel de transición de la cadena de Markov, donde la muestra $\theta^{(t+1)}$ depende solo de $\theta^{(t)}$ y no de $\theta^{(0)}, \theta^{(1)}, \dots, \theta^{(t-1)}$.

Para la construcción de estas cadenas, existen dos familias de algoritmos muy usados: el algoritmo de Metropolis-Hastings y el muestreo de Gibbs.

De manera general, para el algoritmo de Metropolis-Hastings, en cada momento t , el siguiente estado x_{t+1} se elige primero muestreando un candidato y de una distribución propuesta $q(y|x_t)$. La distribución propuesta puede depender del punto x actual. Si el punto candidato y se acepta con probabilidad $\alpha(x_t, y)$, el siguiente estado se convierte en $x_{t+1} = y$, si es rechazado, la cadena no se mueve, es decir, $x_{t+1} = x_t$ ([Gilks et al., 1996](#)).

El algoritmo de Gibbs consiste en realizar muestreos de distribuciones condicionales completas, es decir, se utiliza la distribución totalmente condicionada de un parámetro al resto de parámetros como distribución propuesta, se fija el resto de parámetros y se tratan como constantes (valores iniciales), y finalmente, se actualiza la densidad resultante con el método que más convenga, ya sea Metropolis-Hastings u otro ([Jiménez, 2015](#)).

[Serrano \(2011\)](#) menciona que la ventaja principal de los métodos MCMC es que pueden ser aplicados con facilidad a casi la totalidad de densidades que se encuentran en la práctica, por otro lado presenta algunos inconvenientes, entre ellas, que las muestras producidas son correlacionadas porque provienen de una cadena de Markov, pudiendo producir una pérdida de información y limitando la aplicación de los métodos MCMC.

Del ejemplo tomado de [SAS \(2009\)](#), y para el presente trabajo, se quiere predecir y con base en la variable x usando el modelo de regresión lineal simple (expresión (1.6)):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i \quad (1.6)$$

$\epsilon_i \sim normal(0, \sigma^2)$, $i = 1, \dots, n$, y como consideraciones iniciales se tienen:

1.5. Métodos estadísticos

$y_i \sim normal(\mu_i, \sigma^2)$, y $\mu_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$.

Los parámetros del modelo son los coeficientes de regresión β_0 y β_1 , y el parámetro de la varianza, σ^2 , mismos que están dados por la información a priori: $\beta_0, \beta_1 \sim normal(\mu, \sigma^2)$ y $\sigma^2 \sim GammaInv(\alpha, \beta)$

Por lo tanto, la función de verosimilitud correspondiente es: $p(y_i|x_i, \beta_0, \beta_1) = normal(\mu_i, \sigma^2)$, donde $p(\cdot|\cdot)$ denota la densidad de probabilidad condicional y la densidad normal se evalúa según el valor y_i especificado y el parámetro medio μ_i .

Con esta información se realizarán las iteraciones necesarias y que converjan, para obtener la información posterior, en este caso, los intervalos de confianza de las estimaciones de los parámetros del modelo.

MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Descripción de las bases de datos

2.1.1 Base de datos uno: meta-análisis en un experimento de 41 cultivares de seis cultivos importantes

Se empleó la base de datos obtenida por [Dietterich *et al.* \(2015\)](#), un meta-análisis de los contenidos nutricionales de las partes comestibles de 41 cultivares de seis cultivos producidos con la tecnología de enriquecimiento de CO₂ al aire libre (tecnología FACE) para exponer los cultivos a niveles ambiente y a elevadas concentraciones de CO₂ en condiciones normales de campo. Se consideran seis cultivos de importancia mundial: dos cultivos C₄ (maíz y sorgo) y cuatro cultivos C₃ (chícharo, arroz, soya y trigo).

Los cultivos de maíz y soya fueron estudiados en Champaign, Illinois, USA: el maíz durante el año 2008 y la soya en los años 2001, 2002, 2004, 2006, 2007 y 2008. En Horsham, Victoria, Australia, se estudió el chícharo en el año 2010 y el trigo en los años de 2007, 2008 y 2009. El arroz se estableció en el año 2010 en Tsukubamirai, Ibarak, Japón. El cultivo de sorgo se estableció en Maricopa, Arizona, USA, durante los años 1998 y 1999.

Se tomaron como factores el total de agua suministrada durante el establecimiento del cultivo, la cantidad de nitrógeno aplicado como parte de la fertilización, de igual forma se evaluaron diferentes especies por cultivo y el principal factor a evaluar fue el tratamiento de CO₂. Cabe resaltar que en cada uno de los cultivos se evaluaron diferentes factores. Los detalles de éstos en maíz, chícharo, arroz, sorgo, soya y trigo se tienen en las tablas [2.1](#), [2.2](#), [2.3](#), [2.4](#), [2.5](#) y [2.6](#), respectivamente.

Para el tratamiento CO₂, los niveles utilizados son entre 364 a 386 ppm como ambientales y para niveles elevados varían de 546 a 586 ppm en todos los sitios de estudio, de acuerdo a las predicciones para los próximos 40 a 60 años.

2.1. Descripción de las bases de datos

Tabla 2.1: Factores evaluados en el cultivo de maíz

Factor	Niveles
Total de agua suministrada	233 mm, 432 mm
Nitrógeno Aplicado	Bajo (0 kg/ha), Medio(157 y 168 kg/ha)
Cultivar	Cv34B4, DKC61-19
Tratamiento CO ₂	Ambiente (375 ppm), Elevado (550 ppm)

Tabla 2.2: Factores evaluados en el cultivo de chícharo

Factor	Niveles
Total de agua suministrada	Bajo (278 mm), Húmedo (358 mm)
Cultivar	Bohatyr, Kaspá, OZP0601, OZP0902, Sturt
Tratamiento CO ₂	Ambiente (380 ppm), Elevado (550 ppm)

Tabla 2.3: Factores evaluados en el cultivo de arroz

Factor	Niveles
Nitrógeno aplicado	Bajo (0 kg/ha), Medio (80 kg/ha), Alto (120 y 160 kg/ha)
Cultivar	86Y8, Aikoku, Akidawara, Akihikari, Akita63, Akitakomachi, Bekoaoba, Hokuriku193, Hoshiaoba, IR72, Koshihikari, Lemont, Milyang23, Momiroman, Nipponbare, Norin8, SY63, Takanari
Tratamiento CO ₂	Ambiente (386 ppm), Elevado (586 ppm)

Tabla 2.4: Factores evaluados en el cultivo de sorgo

Factor	Niveles
Total de agua suministrada	Bajo (474 y 491 mm), Húmedo (894 y 1198 mm)
Tratamiento CO ₂	Ambiente (364 ppm), Elevado (550 ppm)

Tabla 2.5: Factores evaluados en el cultivo de soya

Factor	Niveles
Cultivar	Clark, Dwight, Flyer, Loda, Pana, Spencer, Williams
Tratamiento CO ₂	Ambiente (372 ppm), Elevado (550 ppm)

2.1. Descripción de las bases de datos

Tabla 2.6: Factores evaluados en el cultivo de trigo

Factor	Niveles
Total de agua suministrada	Bajo (109, 159, 164, 170, 178 mm), Húmedo (207, 208, 219, 223, 230, 267, 293 mm)
Nitrógeno Aplicado	Bajo (0 kg/ha), Medio(50 kg/ha)
Cultivar	Drysdale, Gladius, H45, Hartog, Janz, Silvestar, Yitpi, Zebu
Tratamiento CO ₂	Ambiente (380 ppm), Elevado (550 ppm)

Las variables medidas para cada uno de los cultivos estuvieron relacionados con las concentraciones de macronutrientes y micronutrientes en el producto comestible de los cultivos, mismas que se listan en la [Tabla 2.7](#). Los detalles de obtención de datos se pueden encontrar en [Dietterich *et al.* \(2015\)](#).

Tabla 2.7: Variables medidas en los cultivos

Tipo	Variable	Unidad
Macronutrientes	Calcio (Ca)	% de peso seco
	Potasio (K)	% de peso seco
	Magnesio (Mg)	% de peso seco
	Nitrógeno (N)	% de peso seco
	Fósforo (P)	% de peso seco
	Azufre (S)	ppm
Micronutrientes	Boro (B)	ppm
	Cobre (Cu)	ppm
	Hierro (Fe)	ppm
	Manganeso (Mn)	ppm
	Zinc (Zn)	ppm

2.1.2 Base de datos dos: análisis en un experimento de 18 cultivares de arroz

De igual manera, se utilizó la base de datos obtenida por [Zhu *et al.* \(2018\)](#), un análisis del contenido nutricional en granos de arroz de 18 cultivares distintos, exponiendo las plantas a niveles elevados y ambientales de CO₂ en campo. El estudio se realizó en China en los años 2012, 2013 y 2014, y en Japón en 2010. Los detalles de los factores evaluados y variables se presentan en las tablas [2.8](#) y [2.9](#).

2.2. Análisis estadístico de las bases de datos

Tabla 2.8: Factores y variables evaluadas en arroz para China

Factor	Niveles	Variables
Cultivar	Koshihikari, LiangYou084, Takanari, Wuyunjing21, Wuyunjing23, Yangdao 6 hao, Yliangyou, Yongyou, Zhonghua11	Nitrógeno (N), Calcio (Ca), Fierro (Fe), Zinc (Zn), Vitaminas B1, B2, B5, B6, B9 y E
Tratamiento CO ₂	Ambiente (374 a 386 ppm), Elevado (571, 588, 590 ppm)	

Tabla 2.9: Factores y variables evaluadas en arroz para Japón

Factor	Niveles	Variables
Cultivar	86Y8, Bekoaoba, Hokuriku193, Hoshiaoba, IR72, Lemont, Milyang23, Momiroman y Nipponbare	Nitrógeno (N), Fierro (Fe), Zinc (Zn)
Tratamiento CO ₂	Ambiente (374 a 386 ppm), Elevado (584 ppm)	

2.2 Análisis estadístico de las bases de datos

Para el análisis de los datos se emplearon diferentes softwares estadísticos comerciales: R y algunas de sus extensiones (R-Commander y BlueSky Statistics), SAS y Minitab.

Se realizó un análisis descriptivo de los datos, donde se trabajó en su mayor parte con representaciones gráficas para observar el comportamiento de las variables. Se hizo uso de gráficas de medias, gráficas de cajas y bigotes (líneas que sobresalen de las cajas y tienen como extremos los valores mínimo y máximo de la variable de interés), además se obtuvo la matriz de correlaciones de las variables.

Cabe destacar que todos los análisis se realizaron por cultivo, obteniendo así un comportamiento claro de cada uno de ellos, mostrando una serie de comportamientos y patrones que ayudaron a plantear los procedimientos posteriores. Para la base de datos dos, el análisis se hizo por país.

Con las variables evaluadas de concentraciones de minerales en el cultivo se llevó a cabo el análisis de componentes principales, con la finalidad de reducir la dimensión de la matriz de datos, conservando la mayor parte de la variabilidad de los mismos.

Este análisis se hizo a partir de la matriz de correlaciones y se obtuvieron los valores

2.2. Análisis estadístico de las bases de datos

y vectores propios, los cuales nos indican los pesos de cada uno de los componentes obtenidos, así como la variabilidad representada por cada uno de ellos.

Del procedimiento descrito, para la base de datos uno, se obtuvieron gráficos que permitieron ver las correspondencias entre variables, así como detectar la presencia de conglomerados dentro de los datos estudiados, esto a través de los dos primeros componentes principales, mismos que representan la mayor variabilidad de las mediciones.

Obtenidos los componentes principales se procedió a realizar un análisis de varianza (ANOVA), teniendo presente todos los factores evaluados para cada cultivo, en este caso fue con la finalidad de conocer la influencia y significancia de cada uno de ellos y evaluar posibles interacciones entre los factores. El análisis se hizo considerando el primer componente principal, explicando la mayor variabilidad en los datos.

Posteriormente, para cada cultivo se realizó un análisis multivariado de Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS) para la extracción de factores que explicaran el conjunto de variables de una manera adecuada, además de encontrar la influencia de cada una de ellas y de los predictores dentro de los modelos propuestos. Se obtuvieron las puntuaciones correspondientes, así como los coeficientes para calcular el valor ajustado de las variables respuesta. Este procedimiento se descartó en el análisis de la base de datos dos.

De la misma manera que en componentes principales, se consideraron los primeros vectores de puntuaciones de la matriz respuesta para realizar un análisis de varianza y de esta manera hallar los efectos y significancia de cada uno de los predictores.

Se llevó a cabo un análisis de conglomerados para las observaciones (concentraciones de nutrientes por cultivo). El método empleado fue el jerárquico divisorio de enlace completo, también conocido como el método del vecino más lejano, donde la distancia entre dos conglomerados es la distancia máxima entre una observación de un conglomerado y una observación del otro conglomerado. Se utilizó la distancia euclidiana. El análisis se realizó con las variables estandarizadas.

Para un análisis más detallado de cómo afectan las elevadas concentraciones de CO_2 sobre cada nutriente mineral se hizo uso de modelos aditivos generalizados (GAM). Se consideró el tratamiento CO_2 como predictor para evaluar cada uno de los elementos en cada uno de los cultivos.

Adicionalmente, para corroborar los resultados obtenidos en el paso anterior, se empleó la regresión MCMC, considerando nuevamente el factor CO_2 como predictor sobre la concentración de los diferentes elementos, y encontrando la significancia de cada uno de los parámetros a través de un intervalo de confianza del 95%, de acuerdo al modelo de regresión lineal.

2.2. Análisis estadístico de las bases de datos

En resumen, la [Figura 2.1](#) indica la clasificación de los procedimientos estadísticos empelados para el análisis.

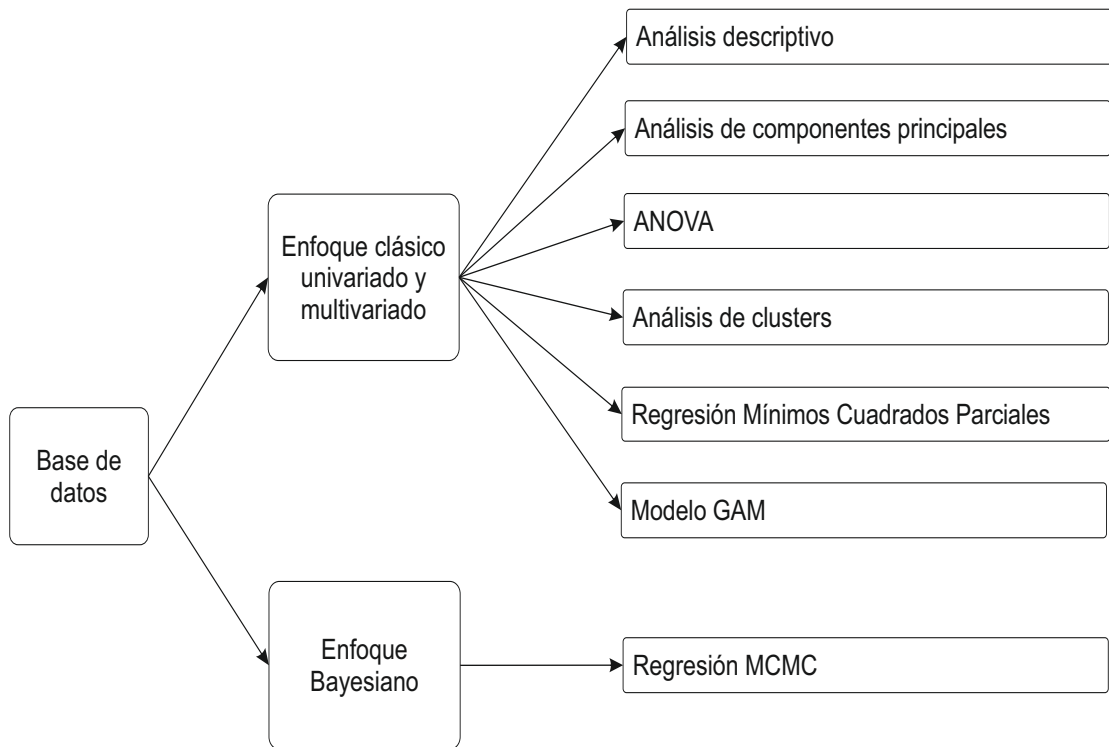


Figure 2.1: Métodos estadísticos en el análisis de datos

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presentan los principales resultados obtenidos en el análisis de las bases de datos empleadas, con el uso de los diferentes métodos estadísticos.

Previamente a la implementación de los métodos, del análisis descriptivo de los datos se observaron diferentes comportamientos y efectos sobre las concentraciones minerales bajo cada uno de los tratamientos aplicados, observando en cada cultivo claras tendencias de disminución en la mayoría de los elementos bajo elevadas concentraciones de CO₂ y, mostrando que las especies por cultivo son determinantes en estas concentraciones.

Ejemplos de los gráficos obtenidos en esta fase del análisis se tienen en el Anexo B del presente documento.

NOTA: Los resultados presentados corresponden al análisis de la base de datos uno, a menos que se indique que se refieren a la base de datos dos.

3.1 Análisis de Componentes Principales

Para analizar la variación de las concentraciones de nutrientes, se realizó un análisis de componentes principales, que permitió reducir la dimensionalidad de las variables y obtener nuevas componentes que representan al conjunto de datos.

El análisis se realizó de manera independiente para cada uno de los cultivos. Las combinaciones lineales de cada componente se interpretaron de acuerdo al valor y signo de los coeficientes para las variables participantes.

3.1.1 Cultivo de maíz

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de maíz se muestra en la [Tabla 3.1](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.1: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de maíz

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	-0.24	-0.25	-0.01	-0.11	0.07	0.55	0.69	-0.36	0.20	0.41
P(%)	-0.24	1.00	0.58	-0.02	0.77	0.68	-0.42	-0.20	-0.04	0.38	-0.24
K(%)	-0.25	0.58	1.00	0.27	0.08	0.22	-0.01	-0.44	0.40	0.02	-0.19
Ca(%)	-0.01	-0.02	0.27	1.00	-0.22	-0.32	0.26	-0.23	0.21	-0.14	-0.06
Mg(%)	-0.11	0.77	0.08	-0.22	1.00	0.70	-0.55	0.06	-0.29	0.46	-0.19
Zn(ppm)	0.07	0.68	0.22	-0.32	0.70	1.00	-0.22	0.06	-0.39	0.76	-0.12
Fe(ppm)	0.55	-0.42	-0.01	0.26	-0.55	-0.22	1.00	0.20	-0.17	0.05	0.44
S(ppm)	0.69	-0.20	-0.44	-0.23	0.06	0.06	0.20	1.00	-0.34	0.21	0.14
B(ppm)	-0.36	-0.04	0.40	0.21	-0.29	-0.39	-0.17	-0.34	1.00	-0.37	-0.15
Mn(ppm)	0.20	0.38	0.02	-0.14	0.46	0.76	0.05	0.21	-0.37	1.00	-0.12
Cu(ppm)	0.41	-0.24	-0.19	-0.06	-0.19	-0.12	0.44	0.14	-0.15	-0.12	1.00

El análisis de componentes principales transformó las respuestas de concentraciones de elementos en combinaciones lineales e independientes de variables no correlacionadas, lo que muestra que la variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 71.0% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.2](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.2: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de maíz

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	3.44	31.0	31.0
CP2	2.85	26.0	57.0
CP3	1.49	14.0	71.0
CP4	0.87	8.0	79.0
CP5	0.74	7.0	85.0
CP6	0.68	6.0	92.0
CP7	0.43	4.0	95.0
CP8	0.20	2.0	97.0
CP9	0.14	1.0	99.0
CP10	0.09	1.0	99.0
CP11	0.07	1.0	100.0

Se aprecia que estos tres componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explica una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 3.44 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 2.88 y el valor propio 3 aporta 1.49 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

3.1. Análisis de Componentes Principales

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.3](#).

Tabla 3.3: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo del maíz

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	-0.17	0.46	0.25
P(%)	0.48	-0.07	0.22
K(%)	0.20	-0.30	0.53
Ca(%)	-0.13	-0.21	0.48
Mg(%)	0.47	0.12	-0.10
Zn(ppm)	0.45	0.23	0.15
Fe(ppm)	-0.32	0.21	0.50
S(ppm)	-0.09	0.45	-0.12
B(ppm)	-0.09	-0.44	0.04
Mn(ppm)	0.31	0.31	0.22
Cu(ppm)	-0.22	0.22	0.17

El primer componente explicó el 31.0% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con fósforo, magnesio y zinc. El segundo componente explicó el 26.0% y tiene asociaciones positivas grandes con nitrógeno y azufre, y una fuerte relación negativa con boro. El tercer componente explicó el 14.0% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con potasio, calcio y hierro.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se tiene en la expresión (3.7).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= -0.17N + 0.48P + 0.20K - 0.13Ca + 0.47Mg + 0.45Zn \\
 &\quad - 0.32Fe - 0.09S - 0.09B + 0.31Mn - 0.22Cu \\
 Y_2 &= 0.46N - 0.07P - 0.3K - 0.21Ca + 0.12Mg + 0.23Zn \\
 &\quad + 0.21Fe + 0.45S - 0.44B + 0.31Mn + 0.22Cu \\
 Y_3 &= 0.25N + 0.22P + 0.53K + 0.48Ca - 0.10Mg + 0.15Zn \\
 &\quad + 0.50Fe - 0.12S + 0.04B + 0.22Mn + 0.17Cu
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

La [Figura 3.1](#) muestra el gráfico de dispersión de las primeras dos componentes principales, bajo diferentes clasificaciones por los factores evaluados; donde se puede observar la presencia de agrupamientos en los factores correspondientes a nitrógeno aplicado y cultivares.

3.1. Análisis de Componentes Principales

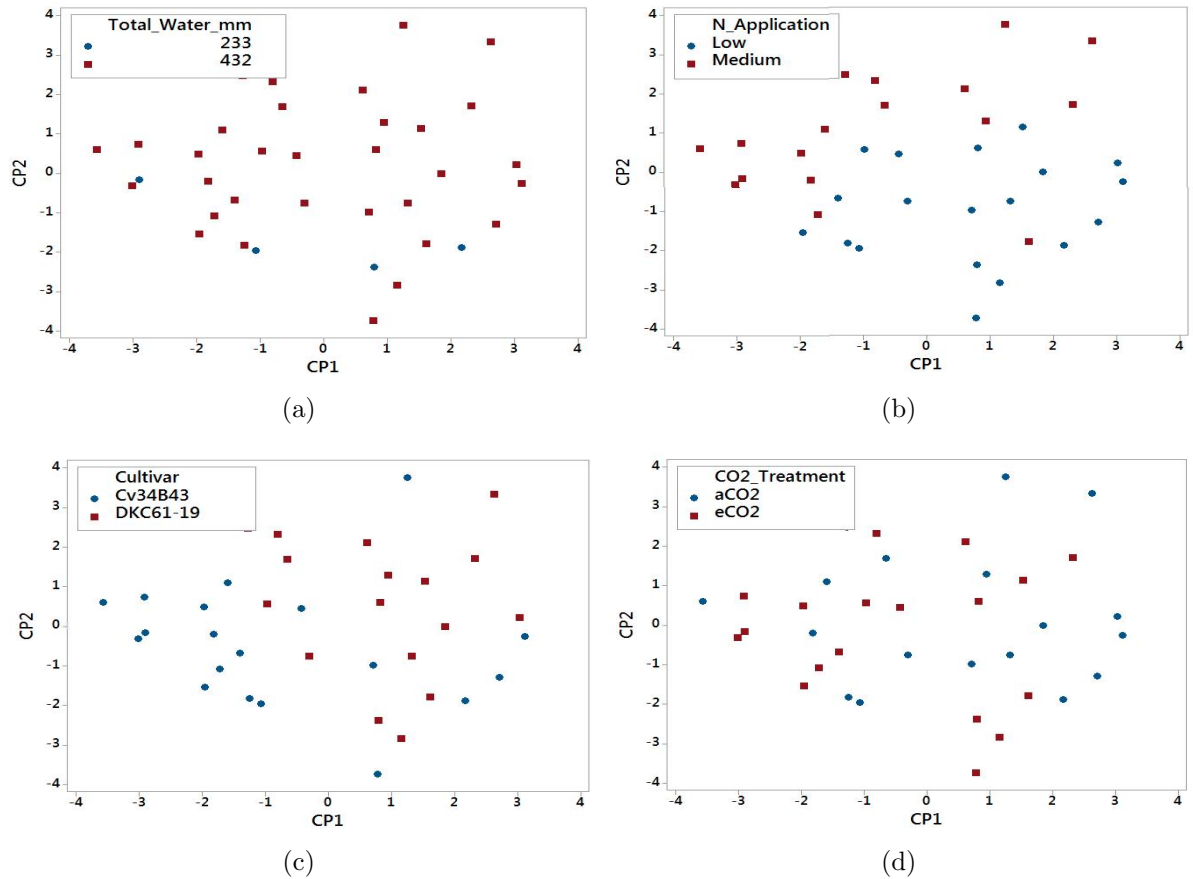


Figure 3.1: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para maíz bajo diferentes predictores: (a) Nivel de agua; (b) Nitrógeno Aplicado; (c) Cultivar y (d) Tratamiento CO₂.

3.1.2 Cultivo de chícharo

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de chícharo se muestra en la [Tabla 3.4](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.4: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de chícharo

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	0.81	0.70	-0.61	0.17	0.57	0.35	0.73	-0.03	0.76	0.14
P(%)	0.81	1.00	0.76	-0.57	0.06	0.45	0.35	0.76	-0.13	0.77	0.32
K(%)	0.70	0.76	1.00	-0.84	-0.33	0.53	0.28	0.66	-0.01	0.70	-0.01
Ca(%)	-0.61	-0.57	-0.84	1.00	0.46	-0.43	-0.14	-0.40	-0.07	-0.54	0.04
Mg(%)	0.17	0.06	-0.33	0.46	1.00	-0.02	0.12	0.01	-0.22	0.07	0.03
Zn(ppm)	0.57	0.45	0.53	-0.43	-0.02	1.00	0.61	0.60	0.21	0.38	0.01
Fe(ppm)	0.35	0.35	0.28	-0.14	0.12	0.61	1.00	0.48	0.11	0.23	-0.10
S(ppm)	0.73	0.76	0.66	-0.40	0.01	0.60	0.48	1.00	-0.09	0.75	0.19
B(ppm)	-0.03	-0.13	-0.01	-0.07	-0.22	0.21	0.11	-0.09	1.00	-0.34	0.04
Mn(ppm)	0.76	0.77	0.70	-0.54	0.07	0.38	0.23	0.72	-0.34	1.00	0.12
Cu(ppm)	0.14	0.32	-0.01	0.04	0.03	0.01	-0.10	0.19	0.04	0.12	1.00

La variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 74.0% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.5](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.5: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de chícharo

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	5.11	46.0	46.0
CP2	1.65	15.0	62.0
CP3	1.40	13.0	74.0
CP4	1.11	10.0	84.0
CP5	0.61	6.0	90.0
CP6	0.34	3.0	93.0
CP7	0.32	3.0	96.0
CP8	0.17	2.0	97.0
CP9	0.14	1.0	99.0
CP10	0.08	1.0	100.0
CP11	0.05	0.0	100.0

Se aprecia que estos tres componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explica una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 5.11 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 1.65 y el valor propio 3 aporta 1.40 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.6](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.6: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de chícharo

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	-0.39	-0.13	-0.01
P(%)	-0.40	-0.15	0.11
K(%)	-0.39	0.24	0.16
Ca(%)	0.32	-0.40	-0.23
Mg(%)	0.03	-0.66	-0.25
Zn(ppm)	-0.31	0.11	-0.45
Fe(ppm)	-0.22	-0.06	-0.60
S(ppm)	-0.38	-0.14	-0.08
B(ppm)	0.03	0.44	-0.44
Mn(ppm)	-0.37	-0.20	0.24
Cu(ppm)	-0.06	-0.21	0.15

El primer componente explicó el 46.0% de la varianza total y tiene asociaciones negativas grandes con nitrógeno, fósforo y potasio. El segundo componente explicó el 15.0% y tiene asociaciones positivas grandes con boro, y una fuerte relación negativa con magnesio. El tercer componente explicó el 13.0% de la varianza total y tiene asociaciones negativas grandes con zinc, hierro y boro.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se tiene en la expresión (3.8).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= -0.39N - 0.40P - 0.39K + 0.32Ca + 0.03Mg - 0.31Zn \\
 &\quad - 0.22Fe - 0.38S + 0.03B - 0.37Mn - 0.06Cu \\
 Y_2 &= -0.13N - 0.15P + 0.24K - 0.40Ca - 0.66Mg + 0.11Zn \\
 &\quad - 0.06Fe - 0.14S + 0.44B - 0.20Mn - 0.21Cu \\
 Y_3 &= -0.01N + 0.11P + 0.16K - 0.23Ca - 0.25Mg - 0.45Zn \\
 &\quad - 0.60Fe - 0.08S - 0.44B + 0.24Mn + 0.15Cu
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

De acuerdo con las gráficas de dispersión CP1 contra CP2, mostradas en la [Figura 3.2](#), los factores que definen agrupaciones visibles son el cultivar y el nivel de agua suministrada al cultivo.

3.1. Análisis de Componentes Principales

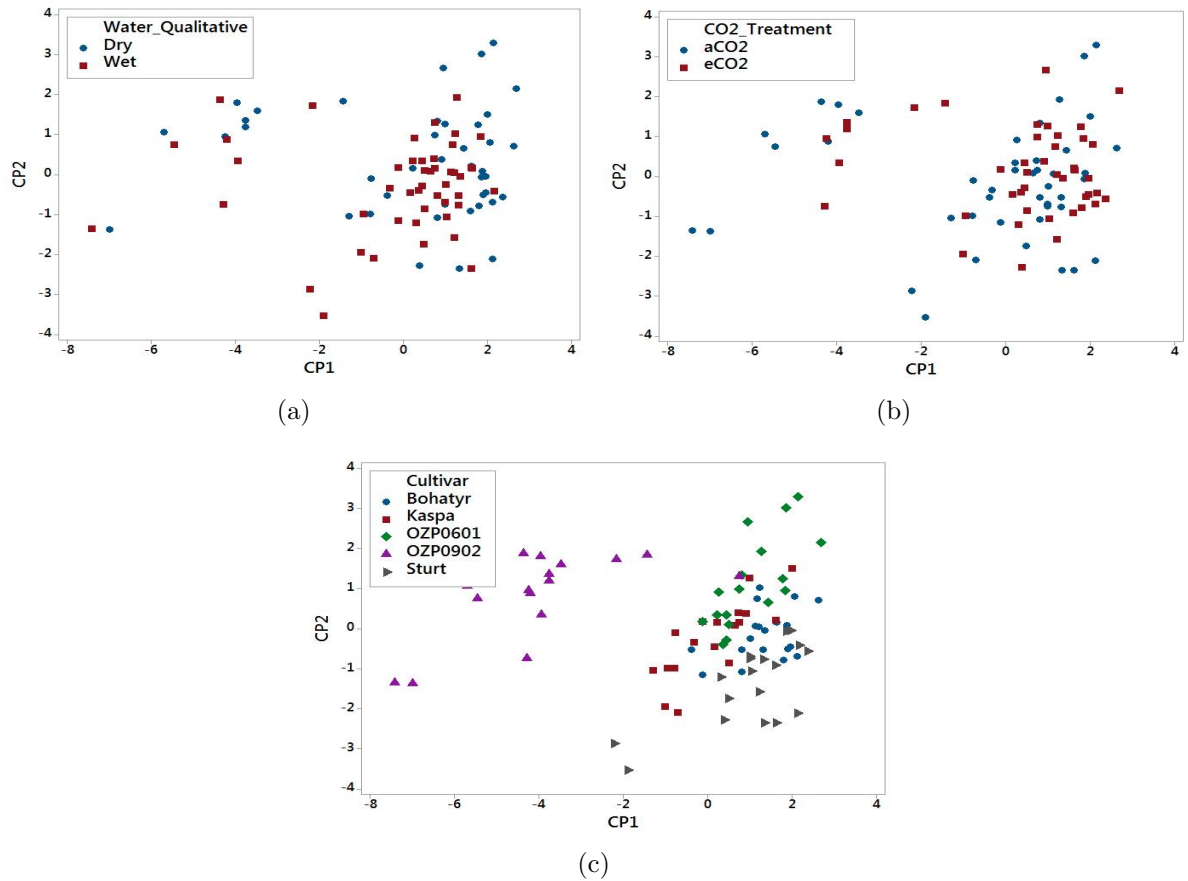


Figure 3.2: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para chícharo bajo diferentes predictores: (a) Nivel de agua suministrada; (b) Tratamiento CO₂ y (c) Cultivar.

3.1.3 Cultivo de arroz

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de arroz se muestra en la [Tabla 3.7](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.7: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de arroz

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	0.59	0.29	0.11	0.38	0.01	0.04	0.82	-0.35	0.21	0.23
P(%)	0.59	1.00	0.65	0.09	0.82	0.00	0.00	0.67	-0.07	0.22	0.09
K(%)	0.29	0.65	1.00	0.03	0.61	0.00	0.13	0.23	0.13	0.08	-0.04
Ca(%)	0.11	0.09	0.03	1.00	-0.02	0.34	-0.07	0.21	0.04	0.62	0.10
Mg(%)	0.38	0.82	0.61	-0.02	1.00	0.10	0.09	0.40	0.22	0.05	0.03
Zn(ppm)	0.01	0.00	0.00	0.34	0.10	1.00	0.32	-0.16	0.39	0.49	0.35
Fe(ppm)	0.04	0.00	0.13	-0.07	0.09	0.32	1.00	-0.11	0.24	0.00	0.20
S(ppm)	0.82	0.67	0.23	0.21	0.40	-0.16	-0.11	1.00	-0.43	0.31	0.22
B(ppm)	-0.35	-0.07	0.13	0.04	0.22	0.39	0.24	-0.43	1.00	-0.11	-0.13
Mn(ppm)	0.21	0.22	0.08	0.62	0.05	0.49	0.00	0.31	-0.11	1.00	0.46
Cu(ppm)	0.23	0.09	-0.04	0.10	0.03	0.35	0.20	0.22	-0.13	0.46	1.00

La variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 68.4% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.8](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.8: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de arroz

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	3.45	31.4	31.4
CP2	2.16	19.7	51.1
CP3	1.90	17.3	68.4
CP4	1.14	10.4	78.9
CP5	0.66	6.0	84.9
CP6	0.56	5.1	90.0
CP7	0.37	3.4	93.5
CP8	0.32	2.9	96.4
CP9	0.21	1.9	98.4
CP10	0.10	0.9	99.3
CP11	0.07	0.6	100.0

Se aprecia que estos tres componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explica una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 3.45 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 2.16 y el valor propio 3 aporta 1.90 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.9](#)

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.9: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de arroz

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	0.42	-0.10	-0.17
P(%)	0.48	-0.14	0.16
K(%)	0.32	-0.11	0.37
Ca(%)	0.15	0.39	-0.18
Mg(%)	0.38	-0.12	0.39
Zn(ppm)	0.07	0.56	0.18
Fe(ppm)	0.03	0.22	0.31
S(ppm)	0.44	-0.14	-0.27
B(ppm)	-0.10	0.22	0.56
Mn(ppm)	0.25	0.46	-0.23
Cu(ppm)	0.17	0.34	-0.18

El primer componente explicó el 31.4% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con nitrógeno, fósforo, magnesio y azufre. El segundo componente explicó el 19.7% y tiene asociaciones positivas grandes con calcio, zinc, manganeso y cobre. El tercer componente explicó el 17.3% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con potasio, magnesio y boro.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se tiene en la expresión (3.9).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= 0.42N + 0.48P + 0.32K + 0.15Ca + 0.38Mg + 0.07Zn \\
 &\quad + 0.03Fe + 0.44S - 0.10B + 0.25Mn + 0.17Cu \\
 Y_2 &= -0.10N - 0.14P - 0.11K + 0.39Ca - 0.12Mg + 0.56Zn \\
 &\quad + 0.22Fe - 0.14S + 0.22B + 0.46Mn + 0.34Cu \\
 Y_3 &= -0.17N + 0.16P + 0.37K - 0.18Ca + 0.39Mg + 0.18Zn \\
 &\quad + 0.31Fe - 0.27S + 0.56B - 0.23Mn - 0.18Cu
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

En la [Figura 3.3](#) se puede observar que para todos los factores se puede ver la presencia de conglomerados con respecto a los niveles manejados, el caso más notorio se presenta bajo los factores nitrógeno aplicado como parte de la fertilización y el tratamiento CO₂.

3.1. Análisis de Componentes Principales

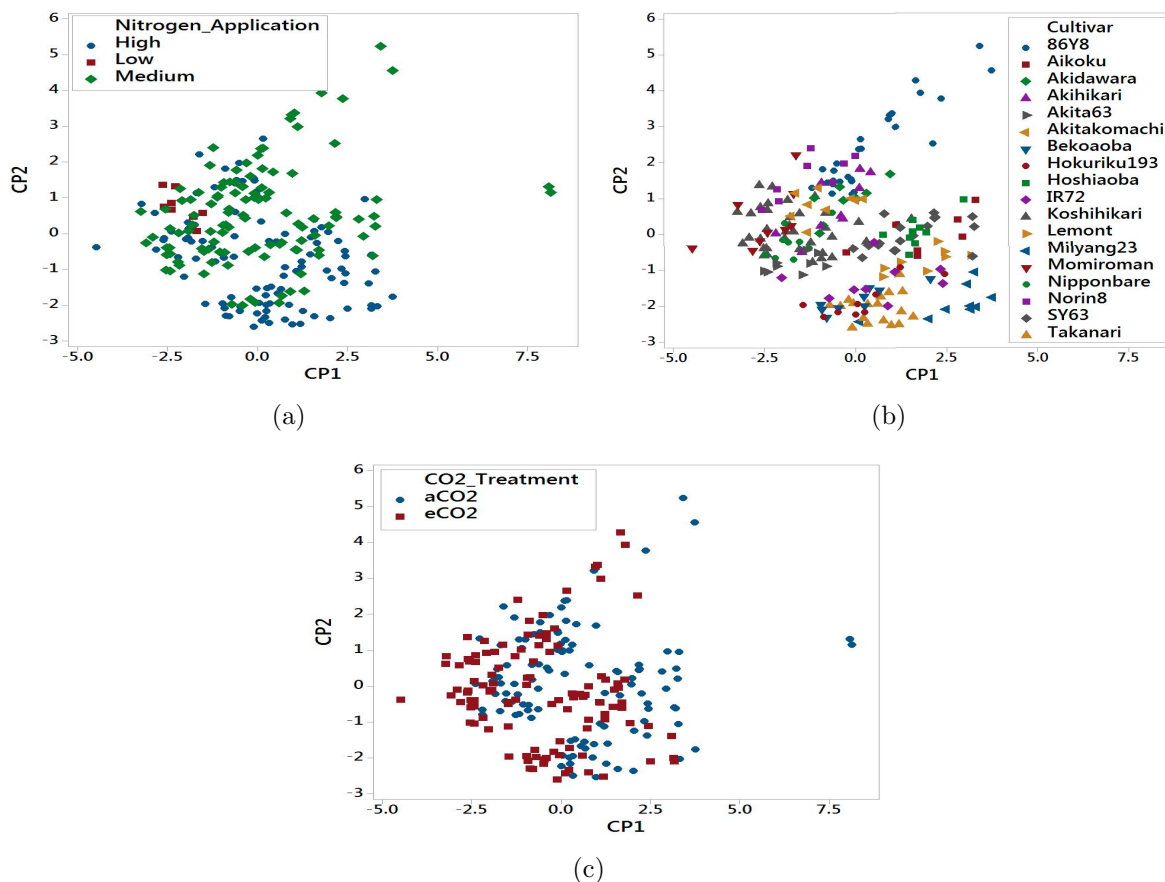


Figure 3.3: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para arroz bajo diferentes predictores: (a) Nitrógeno aplicado; (b) Cultivar; y (c) Tratamiento CO₂.

3.1.4 Cultivo de sorgo

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de sorgo se muestra en la [Tabla 3.10](#).

Tabla 3.10: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de sorgo

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	0.85	0.27	0.87	0.90	0.97	0.97	0.97	0.86	0.81	0.93
P(%)	0.85	1.00	0.50	0.92	0.96	0.90	0.88	0.91	0.72	0.94	0.78
K(%)	0.27	0.50	1.00	0.48	0.37	0.25	0.31	0.24	0.47	0.51	0.27
Ca(%)	0.87	0.92	0.48	1.00	0.94	0.89	0.90	0.89	0.81	0.94	0.83
Mg(%)	0.90	0.96	0.37	0.94	1.00	0.93	0.92	0.95	0.74	0.92	0.84
Zn(ppm)	0.97	0.90	0.25	0.89	0.93	1.00	0.98	0.98	0.83	0.83	0.94
Fe(ppm)	0.97	0.88	0.31	0.90	0.92	0.98	1.00	0.97	0.86	0.83	0.94
S(ppm)	0.97	0.91	0.24	0.89	0.95	0.98	0.97	1.00	0.79	0.85	0.91
B(ppm)	0.86	0.72	0.47	0.81	0.74	0.83	0.86	0.79	1.00	0.75	0.88
Mn(ppm)	0.81	0.94	0.51	0.94	0.92	0.83	0.83	0.85	0.75	1.00	0.76
Cu(ppm)	0.93	0.78	0.27	0.83	0.84	0.94	0.94	0.91	0.88	0.76	1.00

3.1. Análisis de Componentes Principales

La variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 96.0% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.11](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.11: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de sorgo

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	9.17	83.0	83.0
CP2	1.02	9.0	93.0
CP3	0.47	4.0	97.0
CP4	0.14	1.0	98.0
CP5	0.07	1.0	99.0
CP6	0.06	1.0	99.0
CP7	0.03	0.0	100.0
CP8	0.02	0.0	100.0
CP9	0.01	0.0	100.0
CP10	0.01	0.0	100.0
CP11	0.00	0.0	100.0

Se aprecia que los dos primeros componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explica una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 9.17 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 1.02 y el valor propio 3 aporta 0.47 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.12](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.12: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de sorgo

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	-0.32	0.18	0.14
P(%)	-0.31	-0.14	-0.37
K(%)	-0.14	-0.87	0.21
Ca(%)	-0.32	-0.12	-0.16
Mg(%)	-0.32	0.01	-0.33
Zn(ppm)	-0.32	0.19	0.01
Fe(ppm)	-0.32	0.14	0.11
S(ppm)	-0.32	0.20	-0.1
B(ppm)	-0.29	-0.07	0.63
Mn(ppm)	-0.30	-0.21	-0.34
Cu(ppm)	-0.31	0.18	0.36

El primer componente explicó el 83.0% de la varianza total y tiene asociaciones negativas relativamente grandes con nitrógeno, calcio, magnesio, zinc, hierro y azufre. El segundo componente explicó el 9.0% y tiene asociaciones negativas grandes con potasio. El tercer componente explicó el 4.0% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con boro.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se expresa con la forma (3.10).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= -0.32N - 0.31P - 0.14K - 0.32Ca - 0.32Mg - 0.32Zn \\
 &\quad - 0.32Fe - 0.32S - 0.29B - 0.30Mn - 0.31Cu \\
 Y_2 &= 0.18N - 0.14P - 0.87K - 0.12Ca + 0.01Mg + 0.19Zn \\
 &\quad + 0.14Fe + 0.20S - 0.07B - 0.21Mn + 0.18Cu \\
 Y_3 &= 0.14N - 0.37P + 0.21K - 0.16Ca - 0.33Mg + 0.01Zn \\
 &\quad + 0.11Fe - 0.10S + 0.63B - 0.34Mn + 0.36Cu
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

En la [Figura 3.4](#) se puede ver el gráfico de dispersión de los componentes uno y dos, la presencia de conglomerados se observa fácilmente para los factores nivel de agua aplicada y el año de establecimiento del cultivo.

3.1. Análisis de Componentes Principales

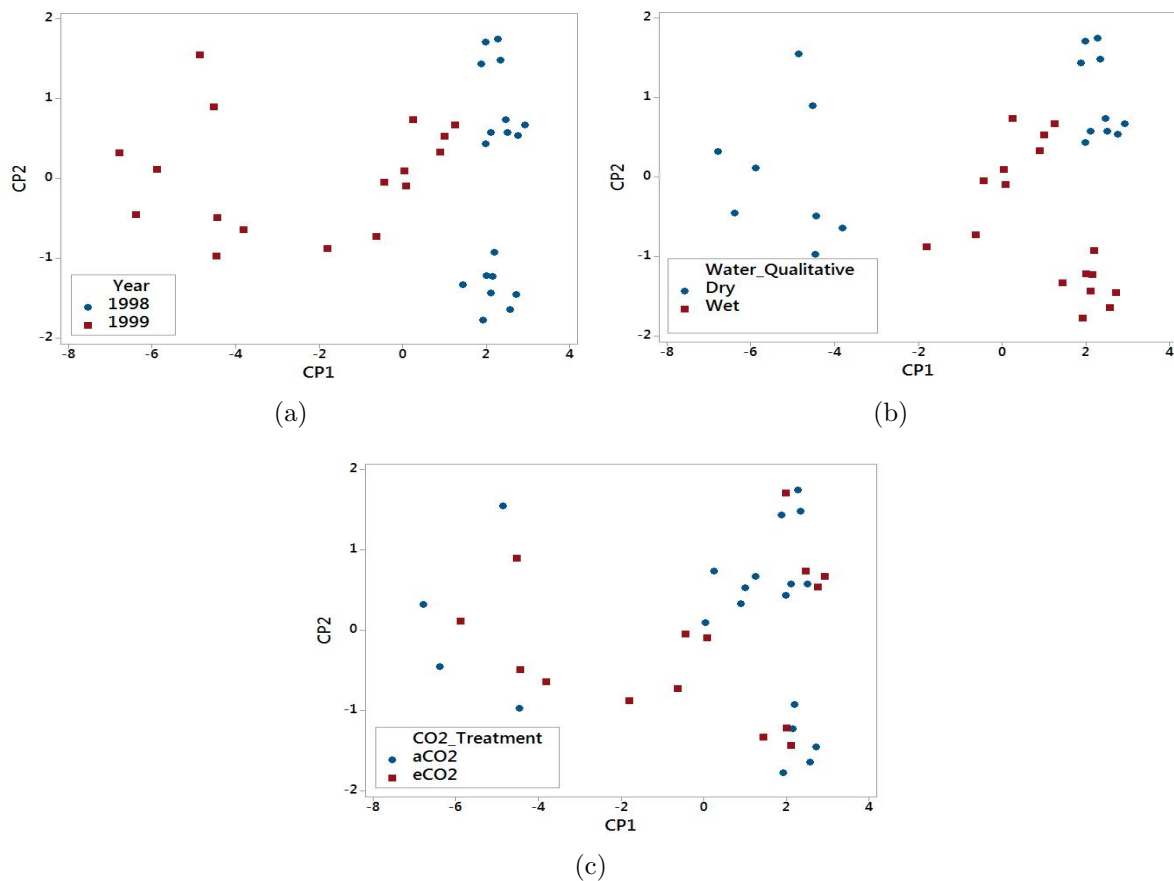


Figure 3.4: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para sorgo bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Nivel de agua suministrada y (c) Tratamiento CO₂.

3.1.5 Cultivo de soya

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de soya se muestra en la [Tabla 3.13](#).

Tabla 3.13: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de soya

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	-0.18	0.13	-0.42	-0.51	-0.33	-0.20	0.48	0.03	-0.10	-0.46
P(%)	-0.18	1.00	0.50	0.21	0.38	0.49	0.22	0.13	0.18	-0.08	0.23
K(%)	0.13	0.50	1.00	-0.09	0.19	0.24	0.15	0.25	0.22	0.28	-0.17
Ca(%)	-0.42	0.21	-0.09	1.00	0.59	0.51	0.22	-0.24	0.27	0.38	0.31
Mg(%)	-0.51	0.38	0.19	0.59	1.00	0.60	0.52	-0.12	0.33	0.43	0.21
Zn(ppm)	-0.33	0.49	0.24	0.51	0.60	1.00	0.28	0.04	0.29	0.25	0.52
Fe(ppm)	-0.20	0.22	0.15	0.22	0.52	0.28	1.00	0.21	0.23	0.19	0.06
S(ppm)	0.48	0.13	0.25	-0.24	-0.12	0.04	0.21	1.00	0.24	-0.11	-0.20
B(ppm)	0.03	0.18	0.22	0.27	0.33	0.29	0.23	0.24	1.00	0.34	-0.20
Mn(ppm)	-0.10	-0.08	0.28	0.38	0.43	0.25	0.19	-0.11	0.34	1.00	-0.17
Cu(ppm)	-0.46	0.23	-0.17	0.31	0.21	0.52	0.06	-0.20	-0.20	-0.17	1.00

3.1. Análisis de Componentes Principales

La variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 65.0% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.14](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.14: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de soya

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	3.53	32.0	32.0
CP2	2.16	20.0	52.0
CP3	1.47	13.0	65.0
CP4	0.97	9.0	74.0
CP5	0.83	8.0	81.0
CP6	0.63	6.0	87.0
CP7	0.45	4.0	91.0
CP8	0.32	3.0	94.0
CP9	0.28	3.0	97.0
CP10	0.20	2.0	98.0
CP11	0.18	2.0	100.0

Se aprecia que los tres primeros componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explican una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 3.53 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 2.16 y el valor propio 3 aporta 1.47 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.15](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.15: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de soya

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	0.31	-0.39	0.02
P(%)	-0.29	-0.18	0.50
K(%)	-0.15	-0.45	0.18
Ca(%)	-0.39	0.16	-0.22
Mg(%)	-0.47	-0.02	-0.12
Zn(ppm)	-0.43	-0.02	0.22
Fe(ppm)	-0.28	-0.18	0.00
S(ppm)	0.07	-0.48	0.26
B(ppm)	-0.22	-0.37	-0.25
Mn(ppm)	-0.24	-0.17	-0.56
Cu(ppm)	-0.23	0.39	0.40

El primer componente explicó el 32.0% de la varianza total y tiene asociaciones negativas relativamente grandes con calcio, magnesio y zinc. El segundo componente explicó el 20.0% y tiene asociaciones negativas grandes con nitrógeno, potasio y azufre; y asociaciones positivas grandes con cobre. El tercer componente explicó el 13.0% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con fósforo y cobre; además de asociaciones negativas grandes con manganeso.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se expresa con la forma (3.11).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= 0.31N - 0.29P - 0.15K - 0.39Ca - 0.47Mg - 0.43Zn \\
 &\quad - 0.28Fe + 0.07S - 0.22B - 0.24Mn - 0.23Cu \\
 Y_2 &= -0.39N - 0.18P - 0.45K + 0.16Ca - 0.02Mg - 0.02Zn \\
 &\quad - 0.18Fe - 0.48S - 0.37B - 0.17Mn + 0.39Cu \\
 Y_3 &= 0.02N + 0.50P + 0.18K - 0.22Ca - 0.12Mg + 0.22Zn \\
 &\quad + 0.26S - 0.25B - 0.56Mn + 0.40Cu
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

De acuerdo con los gráficos de dispersión CP1 contra CP2 de la [Figura 3.5](#), se observa una diferencia clara de grupos relacionados con el factor cultivar y el año de establecimiento del cultivo, mientras que para el tratamiento CO₂ los grupos no se definen fácilmente.

3.1. Análisis de Componentes Principales

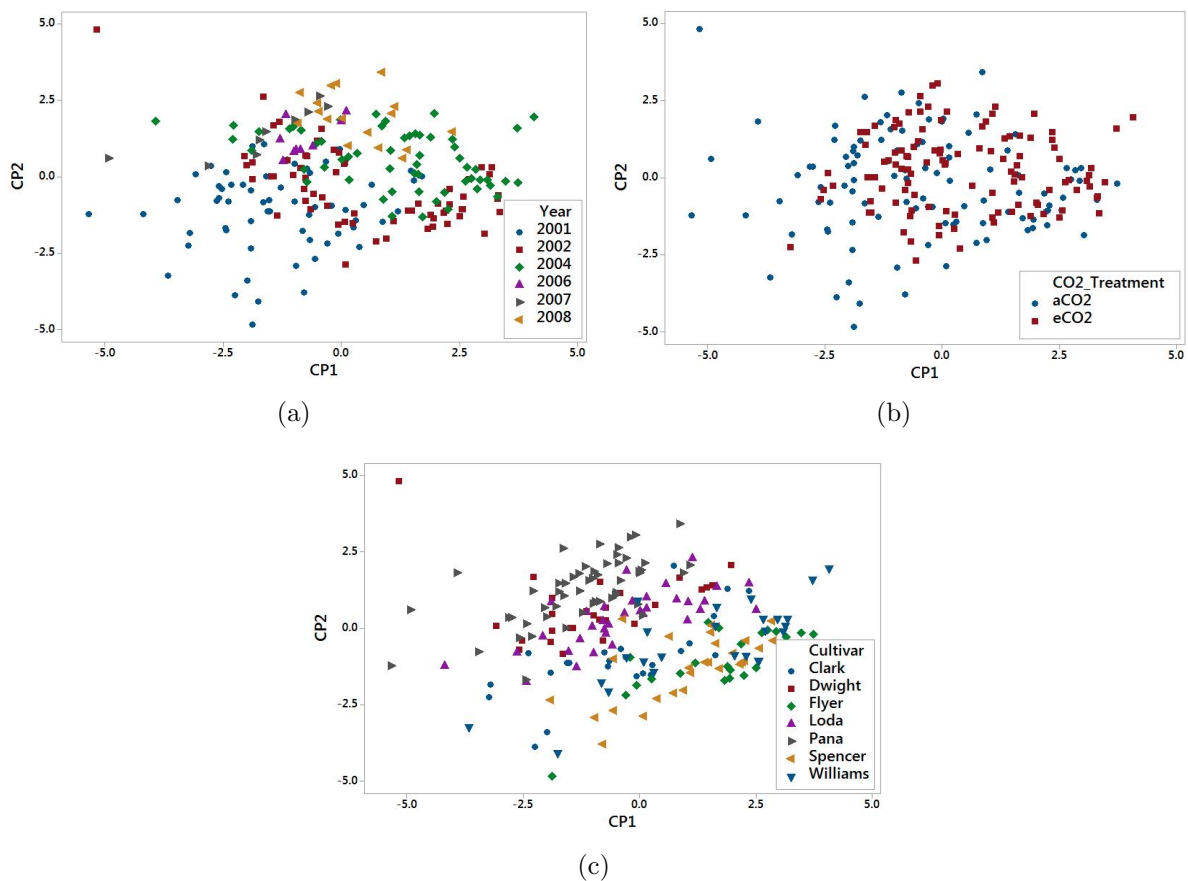


Figure 3.5: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para soya bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Tratamiento CO₂ y (c) Cultivar.

3.1.6 Cultivo de trigo

La matriz de correlaciones empleada para el análisis de componentes principales para el cultivo de trigo se muestra en la [Tabla 3.16](#).

Tabla 3.16: Matriz de correlaciones de variables en el cultivo de trigo

Variable	N(%)	P(%)	K(%)	Ca(%)	Mg(%)	Zn(ppm)	Fe(ppm)	S(ppm)	B(ppm)	Mn(ppm)	Cu(ppm)
N(%)	1.00	0.67	0.54	0.12	0.67	0.39	0.75	0.84	0.37	0.35	0.32
P(%)	0.67	1.00	0.74	0.57	0.90	0.39	0.69	0.72	0.23	0.54	0.49
K(%)	0.54	0.74	1.00	0.40	0.63	0.34	0.47	0.58	0.00	0.34	0.34
Ca(%)	0.12	0.57	0.40	1.00	0.61	0.26	0.15	0.30	-0.22	0.43	0.32
Mg(%)	0.67	0.90	0.63	0.61	1.00	0.37	0.70	0.76	0.22	0.57	0.50
Zn(ppm)	0.39	0.39	0.34	0.26	0.37	1.00	0.28	0.49	-0.02	0.10	0.28
Fe(ppm)	0.75	0.69	0.47	0.15	0.70	0.28	1.00	0.79	0.40	0.53	0.50
S(ppm)	0.84	0.72	0.58	0.30	0.76	0.49	0.79	1.00	0.25	0.46	0.54
B(ppm)	0.37	0.23	0.00	-0.22	0.22	-0.02	0.40	0.25	1.00	0.11	0.10
Mn(ppm)	0.35	0.54	0.34	0.43	0.57	0.10	0.53	0.46	0.11	1.00	0.56
Cu(ppm)	0.32	0.49	0.34	0.32	0.50	0.28	0.50	0.54	0.10	0.56	1.00

3.1. Análisis de Componentes Principales

La variabilidad de las respuestas puede ser explicada en tres componentes principales obteniendo el 75.7% de la varianza en las respuestas. La [Tabla 3.17](#) muestra el comportamiento y porcentaje acumulado de la varianza en los componentes principales en forma descendente.

Tabla 3.17: Componentes principales (CP), eigen valores y varianza explicada (% VCP) para concentraciones minerales en el cultivo de trigo

CP	Eigenvalor	% VCP	% VCP (acumulada)
CP1	5.75	52.3	52.3
CP2	1.53	13.9	66.2
CP3	1.05	9.5	75.7
CP4	0.77	7.0	82.8
CP5	0.57	5.2	88.0
CP6	0.43	3.9	92.0
CP7	0.34	3.1	95.2
CP8	0.21	1.9	97.1
CP9	0.14	1.3	98.5
CP10	0.10	0.9	99.4
CP11	0.06	0.5	100.0

Se aprecia que estos tres componentes tienen un valor propio mayor a uno, lo que significa que explica una varianza mayor a la de una sola variable, el valor propio 1 aporta 5.75 veces la varianza, el valor propio 2 aporta 1.53 y el valor propio 3 aporta 1.05 veces la varianza, lo que les da un mayor peso estadístico para ser considerados como componentes que explican la varianza del total de los datos; el resto de los componentes principales aportan varianzas menores.

Los eigenvectores correspondientes a los factores seleccionados se muestran en la [Tabla 3.18](#).

3.1. Análisis de Componentes Principales

Tabla 3.18: Eigen vectores correspondientes a los factores seleccionados para el cultivo de trigo

Variable	CP1	CP2	CP3
N(%)	0.33	-0.30	-0.23
P(%)	0.38	0.08	-0.01
K(%)	0.30	0.16	-0.24
Ca(%)	0.21	0.57	0.10
Mg(%)	0.38	0.08	0.04
Zn(ppm)	0.20	0.12	-0.61
Fe(ppm)	0.34	-0.28	0.09
S(ppm)	0.37	-0.13	-0.15
B(ppm)	0.11	-0.62	0.20
Mn(ppm)	0.27	0.13	0.55
Cu(ppm)	0.26	0.09	0.34

El primer componente explicó el 52.3% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con fósforo, magnesio y azufre. El segundo componente explicó el 13.9% y tiene asociaciones positivas grandes con calcio, y una fuerte relación negativa con boro. El tercer componente explicó el 9.5% de la varianza total y tiene asociaciones positivas grandes con manganeso y asociaciones negativas grandes con zinc.

De esta manera, el sistema que se obtiene para explicar en conjunto las once variables analizadas es el que se conforma por los eigenvectores uno, dos y tres, y se tiene en la expresión (3.12).

$$\begin{aligned}
 Y_1 &= 0.33N + 0.38P + 0.30K + 0.21Ca + 0.38Mg + 0.20Zn \\
 &\quad + 0.34Fe + 0.37S + 0.11B + 0.27Mn + 0.26Cu \\
 Y_2 &= -0.30N + 0.08P + 0.16K + 0.57Ca + 0.08Mg + 0.12Zn \\
 &\quad - 0.28Fe - 0.13S - 0.62B + 0.13Mn - 0.09Cu \\
 Y_3 &= -0.23N - 0.01P - 0.24K + 0.10Ca + 0.04Mg - 0.61Zn \\
 &\quad + 0.09Fe - 0.15S + 0.20B + 0.55Mn + 0.34Cu
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

En la [Figura 3.6](#) se pueden observar los diagramas de dispersión correspondientes a los componentes principales uno y dos, en ellas se nota la presencia de grupos relacionados con los factores tratamiento CO₂ y cultivar, además de ver la influencia del año de establecimiento del cultivo.

3.2. Análisis de varianza bajo resultados de ACP

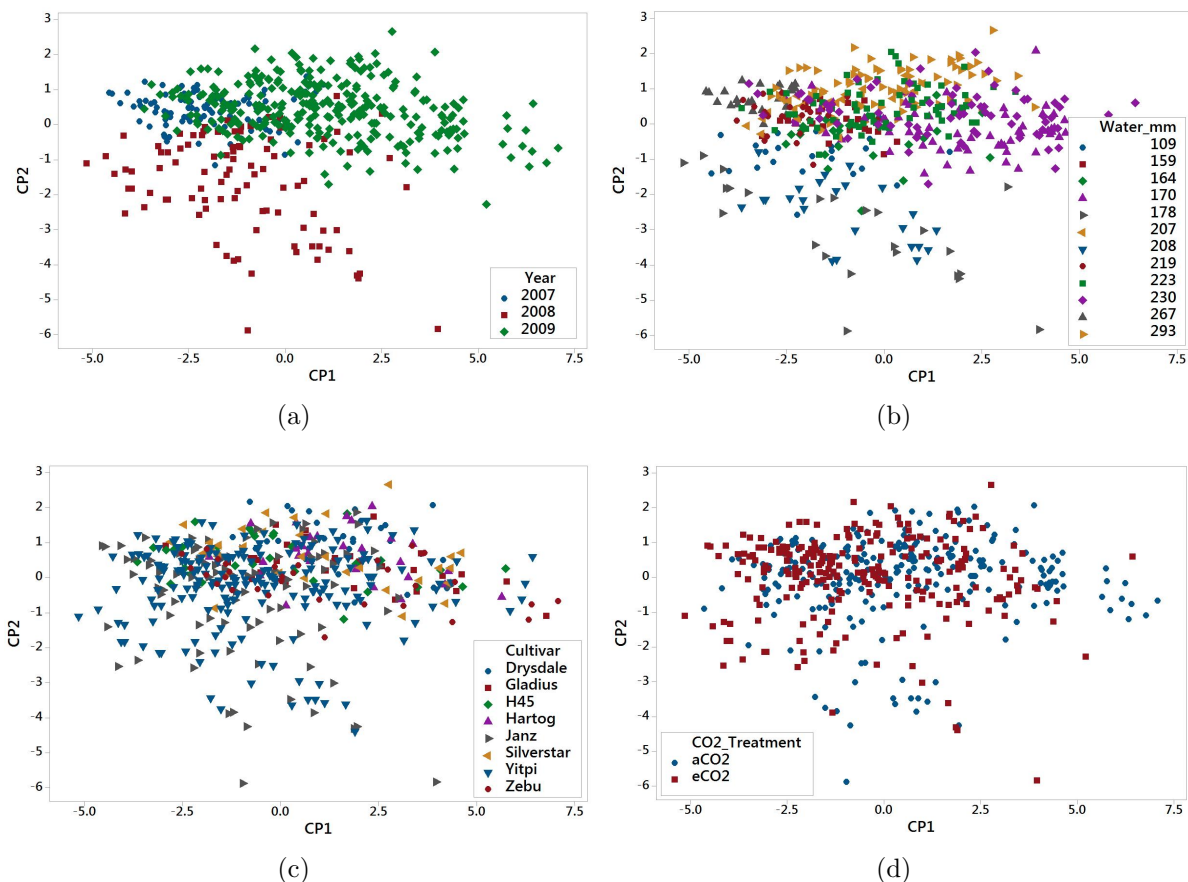


Figure 3.6: Gráfico de dispersión CP1 vs CP2 para trigo bajo diferentes predictores: (a) Año; (b) Nivel de agua aplicada; (c) Cultivar; y (d) Tratamiento CO₂.

3.2 Análisis de varianza bajo resultados de ACP

Con base en el componente principal uno obtenido del análisis anterior para cada uno de los cultivos, el cual representaba la mayor variabilidad de los datos, se realizó un análisis de varianza con los diferentes factores, tales como: niveles de agua aplicada al cultivo, niveles de nitrógeno aplicado como fertilizante, cultivar y nivel de CO₂. Los resultados se presentan a continuación.

Cultivo de maíz

Entre los factores estudiados, los efectos del nivel de nitrógeno aplicado y cultivar fueron significativos con un nivel de confiabilidad del 95.0%, mientras que el nivel de riego y el tratamiento CO₂ no tuvieron efectos significativos ($P > 0.05$), los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.19](#).

3.2. Análisis de varianza bajo resultados de ACP

Tabla 3.19: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de maíz

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Agua total (mm)	1	0.164	0.164	0.07	0.792
Nitrógeno aplicado	1	16.057	16.057	6.95	0.013
Cultivar	1	23.709	23.709	10.26	0.003
Tratamiento CO ₂	1	7.795	7.795	3.37	0.076
Error	31	71.653	2.311		
Total	35	119.378			

Cultivo de chícharo

De acuerdo con el análisis de varianza realizado, se encontró que los factores: nivel de riego, cultivar y tratamiento CO₂ son significativos ($P < 0.05$), además de existir interacción entre estos últimos dos factores, los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.20](#).

Tabla 3.20: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de chícharo

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Nivel de agua aplicada	1	6.021	6.021	5.32	0.024
Cultivar	4	330.950	82.737	73.14	0.000
Tratamiento CO ₂	1	13.842	13.842	12.24	0.001
Cultivar*Tratamiento CO ₂	4	13.107	3.277	2.90	0.027
Error	78	88.236	1.131		
Total	88	452.156			

Cultivo de arroz

Para este cultivo, se encontraron efectos en los factores: cultivar y tratamiento CO₂ ($P < 0.05$); el factor nitrógeno aplicado no tiene efectos significativos sobre la concentración mineral de los cultivos. Además, existe una interacción entre los factores cultivar y tratamiento CO₂, los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.21](#).

3.2. Análisis de varianza bajo resultados de ACP

Tabla 3.21: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Nitrógeno aplicado	1	0.150	0.150	0.18	0.675
Cultivar	17	480.671	28.274	33.08	0.000
Tratamiento CO ₂	1	64.717	64.717	75.72	0.000
Cultivar*Tratamiento CO ₂	17	33.561	1.974	2.31	0.003
Error	187	159.820	0.854		
Total	223	738.919			

Cultivo de sorgo

De acuerdo con el análisis de varianza, se observó que no hubo efecto significativo para el tratamiento CO₂, mientras que para los factores nivel de agua aplicado y año de cultivo sí presentaron efectos. Los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.22](#).

Tabla 3.22: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de sorgo

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Año	1	174.912	174.912	57.72	0.001
Nivel de agua	1	34.934	34.934	11.53	0.002
Tratamiento CO ₂	1	0.338	0.338	0.11	0.741
Error	31	93.949	3.036		
Total	34	304.133			

Cultivo de soya

Para el cultivo de soya se muestran efectos significativos sobre los factores: año de establecimiento del cultivo, cultivar y tratamiento CO₂ ($P < 0.05$), los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.23](#).

Tabla 3.23: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de soya

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Año	5	227.606	45.521	56.91	0.000
Cultivar	6	298.159	49.693	62.13	0.000
Tratamiento CO ₂	1	45.016	45.016	56.28	0.000
Año*Cultivar	13	36.210	2.785	3.48	0.000
Error	191	152.771	0.799		
Total	216	759.762			

3.2. Análisis de varianza bajo resultados de ACP

Cultivo de trigo

Los factores: año de siembra, nivel de riego aplicado, cultivar y tratamiento CO₂ fueron significativos en el análisis ($P < 0.05$), mientras la fertilización con nitrógeno parece no influir en la concentración mineral del cultivo, los resultados se pueden observar en la [Tabla 3.24](#).

Tabla 3.24: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de trigo

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Año	2	613.644	306.822	91.17	0.000
Nivel de agua	1	129.934	129.934	38.61	0.000
Nitrógeno aplicado	1	1.330	1.330	0.40	0.529
Cultivar	7	65.309	9.329	2.77	0.007
Tratamiento CO ₂	1	134.166	134.166	39.87	0.000
Error	467	1571.645	3.365		
Total	479	2516.028			

Cultivo de arroz de la base de datos dos

El análisis de varianza se realizó de forma univariada y multivariada (empleando componentes principales), en ambos los resultados fueron similares: las diferentes variedades de cultivo y el tratamiento de CO₂ fueron significativos sobre las variables respuesta (concentración de elementos minerales y vitaminas). En la [Tabla 3.25](#) se presentan los resultados del ANOVA para China, considerando como factores el cultivar y el tratamiento de CO₂, y como respuesta el componente principal uno (el cual representa el 27% de la variabilidad total de las variables evaluadas). La interacción entre cultivar y tratamiento CO₂ no es significativa con 95% de confiabilidad.

Tabla 3.25: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz en China

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Cultivar	8	175.399	21.925	51.13	0.000
Tratamiento CO ₂	1	2.739	2.739	6.39	0.014
Cultivar*Tratamiento CO ₂	8	3.335	0.417	0.97	0.466
Error	60	25.726	0.429		
Total	77	207.199			

Bajo el mismo procedimiento, en este caso con una representación del 51.9% de variabilidad con el componente principal uno, para Japón se llegó al mismo resultado: son significativos los factores cultivar y tratamiento de CO₂, mientras que la interacción entre ellos no lo es ([Tabla 3.26](#)).

3.3. Análisis de conglomerados

Tabla 3.26: Fuentes de variación en el análisis de varianza para el cultivo de arroz en Japón

Fuente	G.L.	S.C.	C.M.	F	P
Cultivar	8	70.078	8.759	22.96	0.000
Tratamiento CO ₂	1	13.829	13.829	36.26	0.000
Cultivar*Tratamiento CO ₂	8	6.094	0.761	2.00	0.064
Error	54	20.598	0.381		
Total	71	207.599			

3.3 Análisis de conglomerados

Con cada cultivo se realizó un análisis de conglomerados de las observaciones con la finalidad de corroborar la existencia de agrupamientos de acuerdo a los factores estudiados.

Para el maíz la diferencia entre cultivares es muy visible, donde cada grupo tiene divisiones de acuerdo con los niveles de nitrógeno aplicados durante su establecimiento como parte de la fertilización (Figura 3.7).

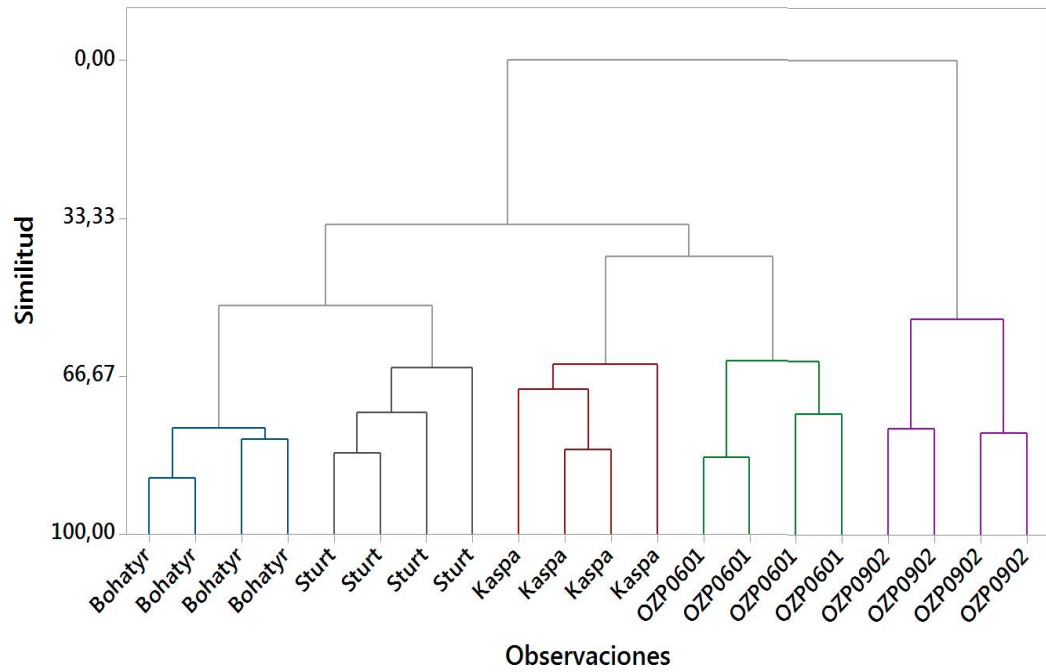
El cultivo de chícharo presenta las mismas condiciones de agrupamiento de acuerdo con la especie, diferenciándose claramente cada una por los niveles de CO₂ (Figura 3.8).

Son dos variedades del arroz los que se diferencian notablemente (Koshihikari y 86Y8), las demás variedades parecen tener relaciones con algunas variables consideradas en el estudio. De igual forma, existen agrupamientos de acuerdo con los tratamientos CO₂ (Figura 3.9).

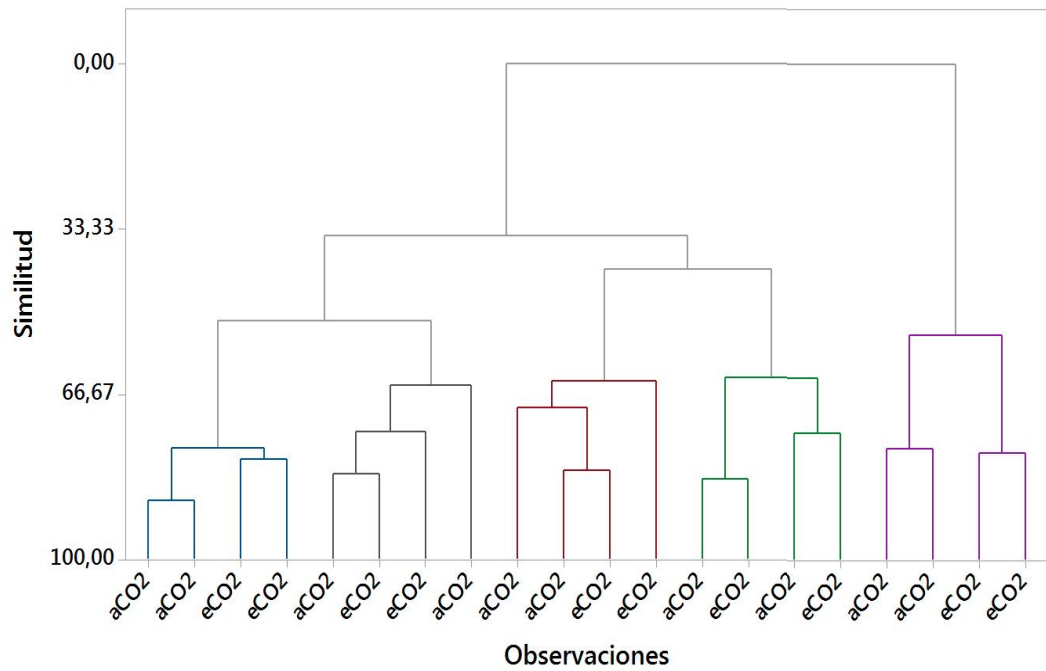
Para el sorgo (Figura 3.10), las diferencias más notorias entre grupos son de acuerdo al año de establecimiento del cultivo y los niveles de agua suministrados, observando de esta manera que el manejo de riego para este cultivo es fundamental para la obtención de productos agrícolas con un contenido mineral adecuado.

En lo que respecta a soya, el factor más influyente para el agrupamiento fue el tratamiento CO₂ (Figura 3.11), mientras que los cultivares tienen pequeñas relaciones entre ellas. El mismo comportamiento se presenta en el trigo, el cual se puede observar en la Figura 3.12.

3.3. Análisis de conglomerados



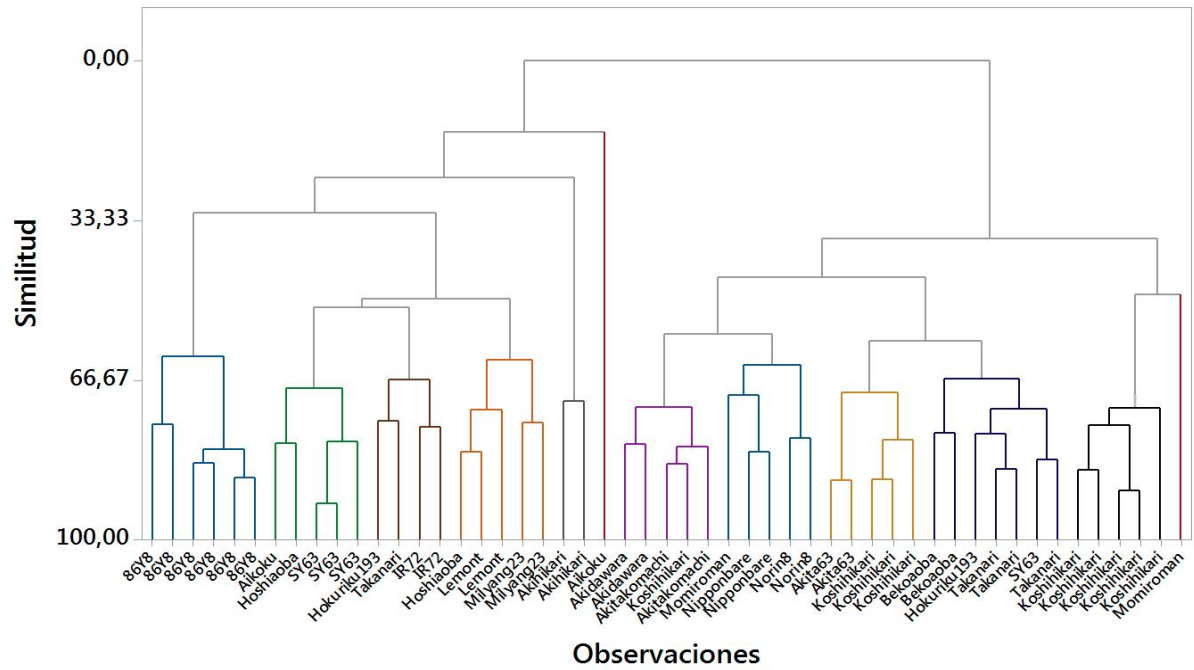
(a)



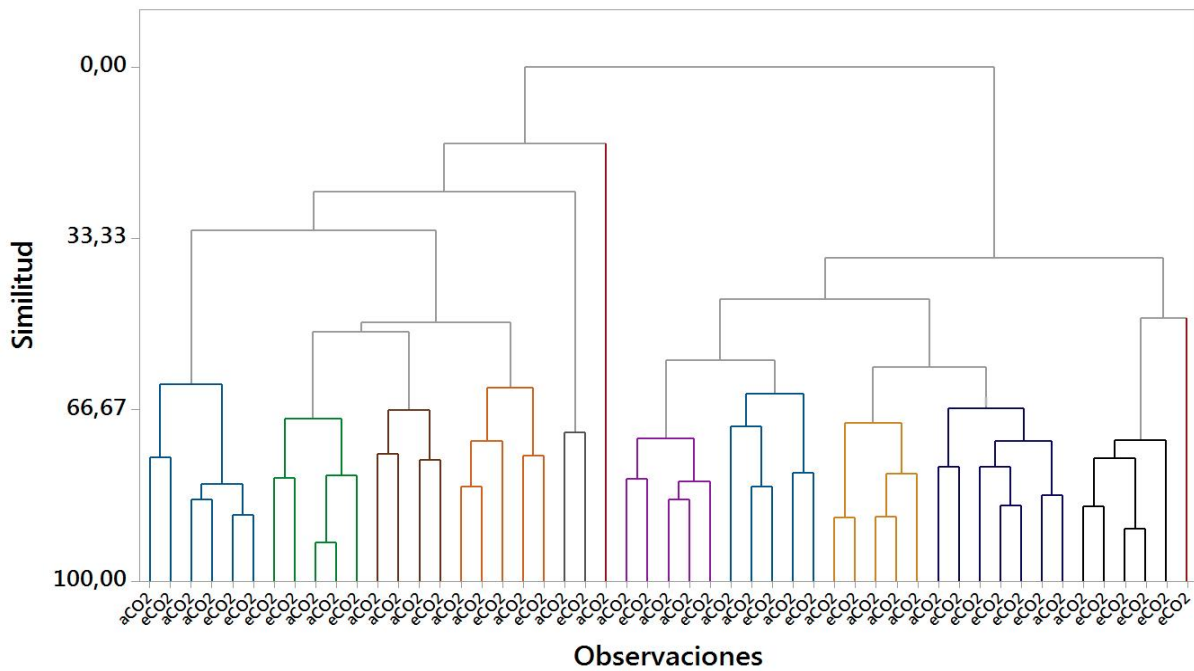
(b)

Figure 3.8: Análisis de conglomerados para el cultivo de chícharo: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO₂.

3.3. Análisis de conglomerados



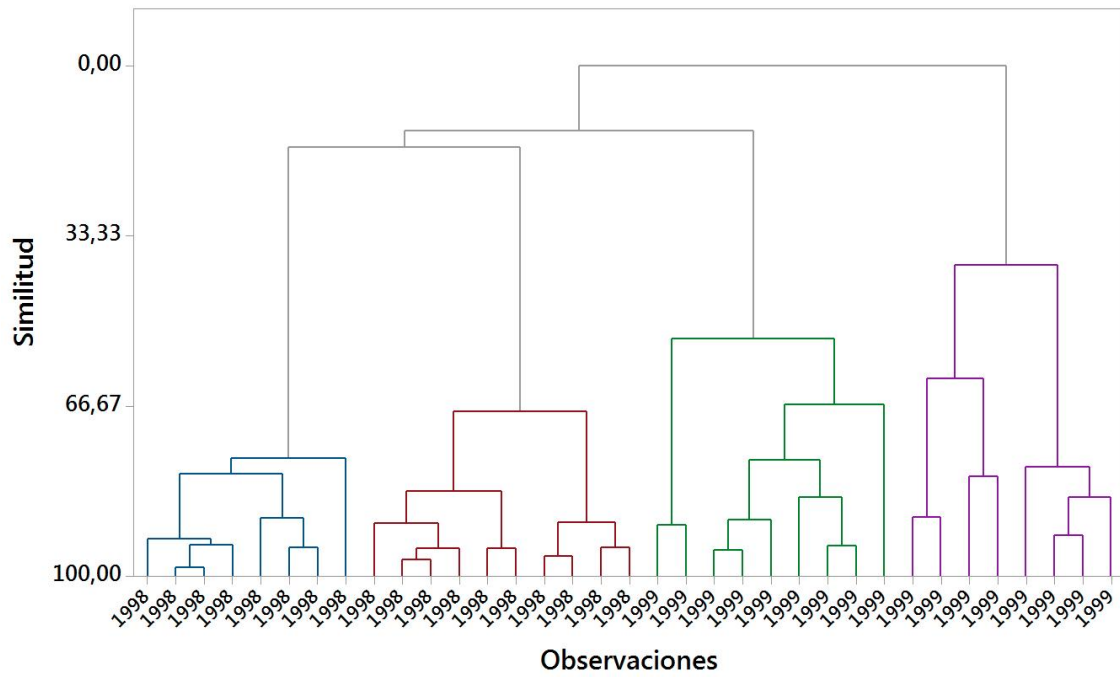
(a)



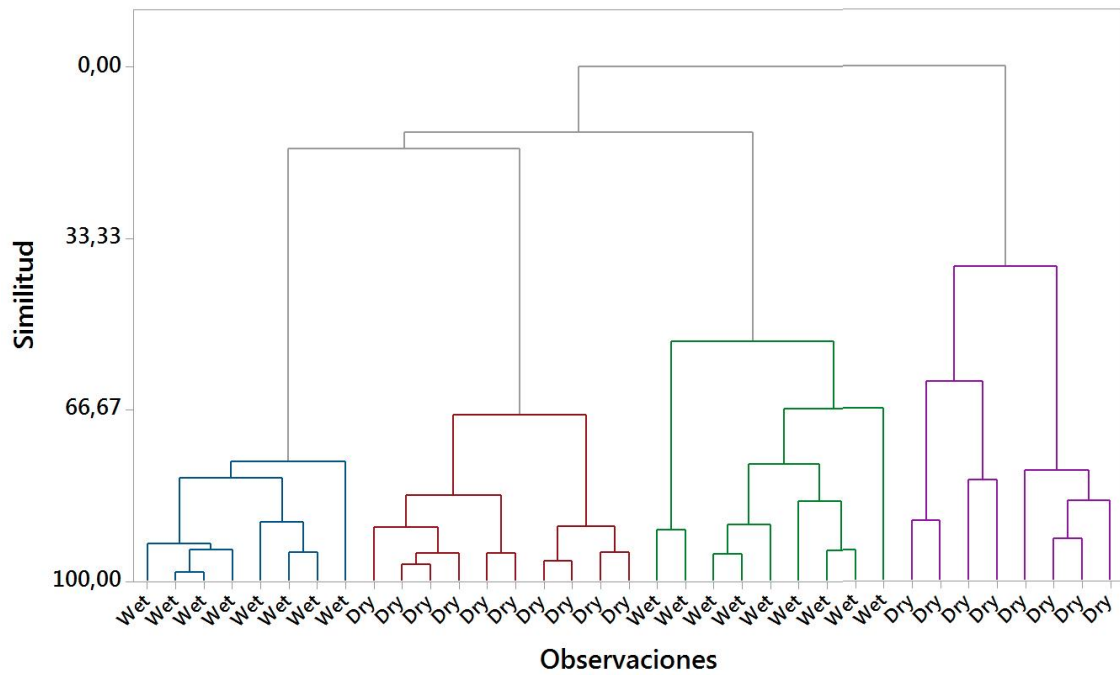
(b)

Figure 3.9: Análisis de conglomerados para el cultivo de arroz: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO₂.

3.3. Análisis de conglomerados



(a)



(b)

Figure 3.10: Análisis de conglomerados para el cultivo de sorgo: (a) Agrupamiento de acuerdo al año de establecimiento y (b) Agrupamiento con relación a los niveles de agua suministrada.

3.3. Análisis de conglomerados

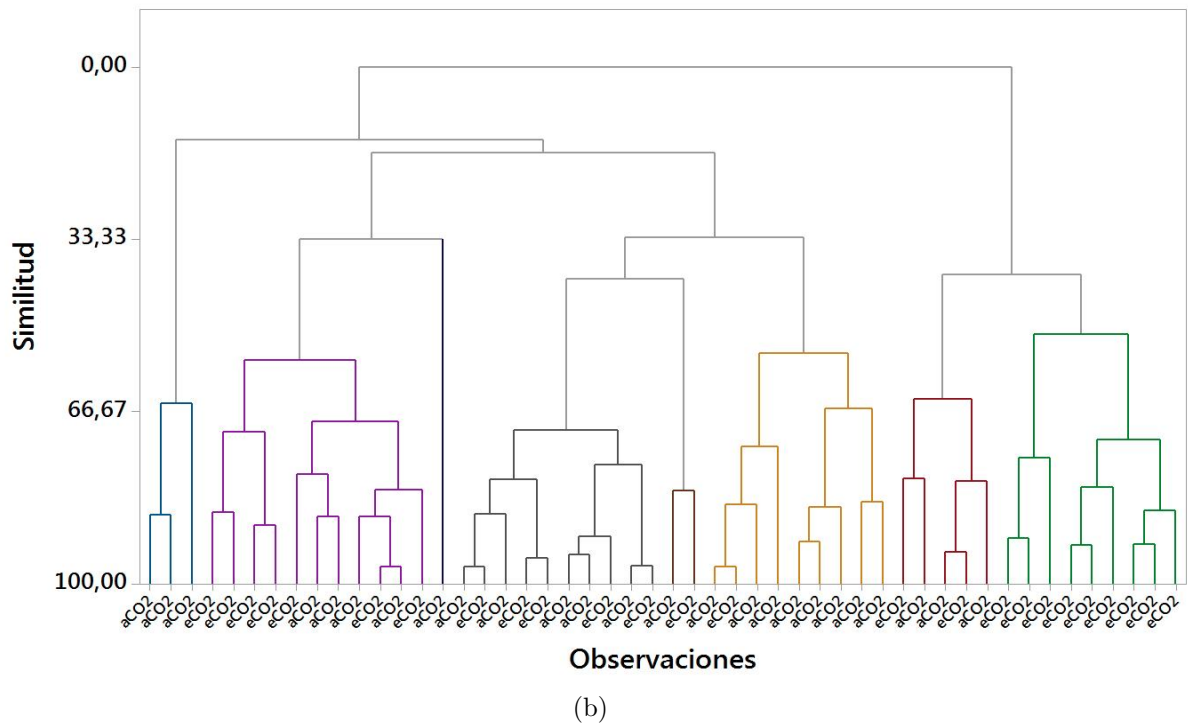
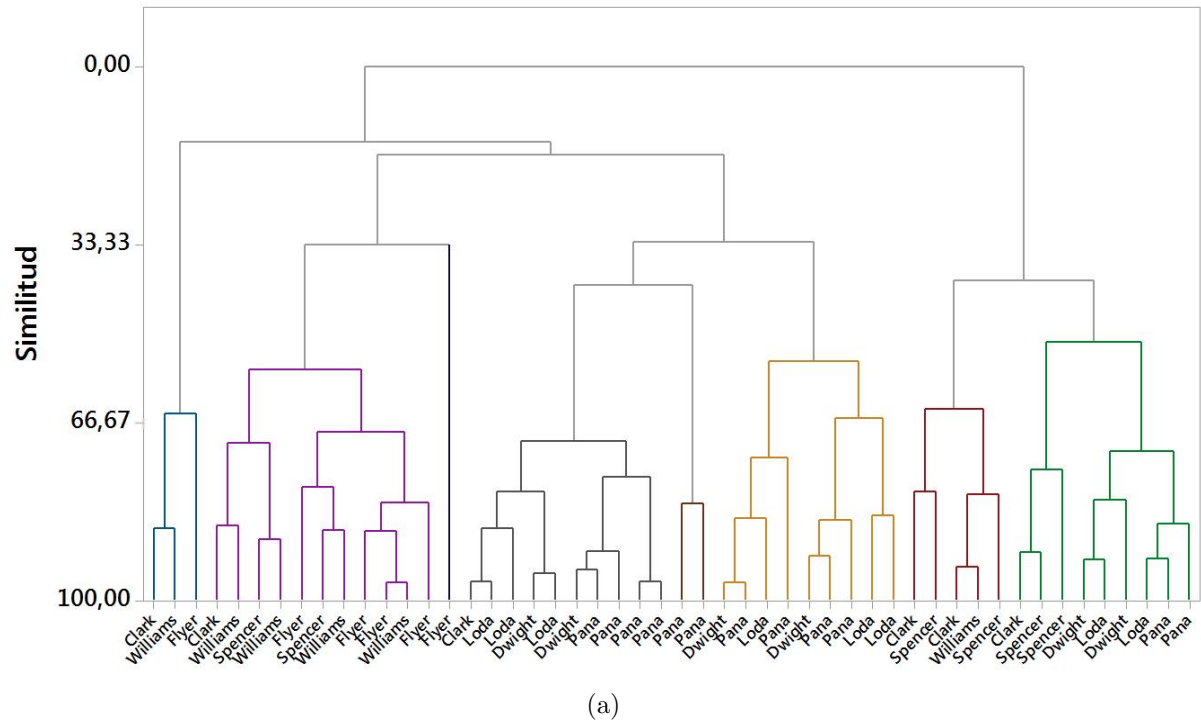


Figure 3.11: Análisis de conglomerados para el cultivo de soja: (a) Agrupamiento de acuerdo al cultivar y (b) Agrupamiento con relación al tratamiento CO₂.

3.4 Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

La variabilidad de las respuestas de concentraciones de nutrientes es explicada a través de los factores obtenidos por el método PLS, usando validación cruzada para la determinación del número de factores óptimo. Los resultados para los diferentes cultivos se pueden observar en las tablas 3.27, 3.28, 3.29, 3.30, 3.31 y 3.32.

Se observa que por el método PLS, para la mayoría de los cultivos, se requiere un número grande de factores para explicar la variabilidad de los datos, considerando los tres primeros factores, generalmente se obtiene una variabilidad menor al 50%, tanto para los efectos del modelo, así como para las variables dependientes, donde el porcentaje más alto se registró para el cultivo de sorgo con una variabilidad acumulada en variables dependientes del 64.5% con dos factores extraídos y un porcentaje acumulado de 63.7 en los efectos del modelo.

Para el presente caso de estudio resulta más conveniente el método de componentes principales, donde con tres factores se explica la mayor variabilidad de los datos. Ésto se debe principalmente a que los predictores son en su mayoría categóricos, aunado a existir poca correlación entre las variables.

Tabla 3.27: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de maíz

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	33.8	33.8
2	18.5	52.7
3	33.6	85.9

Tabla 3.28: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de chícharo

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	16.3	16.3
2	20.6	36.9
3	15.8	52.7
4	15.7	68.5
5	18.8	87.3
6	12.7	100.0

3.4. Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

Tabla 3.29: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de arroz

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	7.6	7.6
2	6.5	14.2
3	6.1	20.3
4	6.8	27.2
5	5.2	32.4
6	5.9	38.4
7	5.2	43.6
8	5.2	48.8
9	5.0	53.8
10	5.1	59.0
11	4.9	64.0
12	4.9	68.9
13	4.9	73.8
14	1.5	75.3
15	4.7	80.0

Tabla 3.30: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de sorgo

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	40.5	40.5
2	23.3	63.7

3.5. Modelo Aditivo Generalizado (GAM)

Tabla 3.31: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de soya

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	10.4	10.4
2	11.3	21.7
3	11.3	33.0
4	8.1	41.1
5	9.8	50.9
6	8.1	59.0
7	8.1	67.1
8	6.2	73.3
9	5.9	79.2
10	6.1	85.4
11	6.9	92.3
12	7.7	100.0

Tabla 3.32: Porcentaje de variación explicada por factores en el cultivo de trigo

No. de factores extraídos	Efectos del modelo	Efecto acumulado
1	18.7	18.7
2	10.8	29.6
3	10.8	40.4
4	11.2	51.6
5	5.6	57.2
6	6.7	64.0
7	6.6	70.7
8	6.2	77.0
9	5.8	82.8
10	5.6	88.4
11	4.9	93.4

3.5 Modelo Aditivo Generalizado (GAM)

Los resultados bajo el modelo lineal sugerido y mencionado en la [Sección 1.5.5](#) del [Capítulo](#) se presentan en las tablas [3.33](#), [3.34](#), [3.35](#), [3.36](#), [3.37](#) y [3.38](#). Con un nivel de confiabilidad del 95.0%, en maíz solamente el fósforo es afectado por las altas concentraciones de CO₂; en chícharo los elementos con variación son: zinc, hierro y azufre; en arroz son: nitrógeno, hierro, azufre, boro, manganeso y cobre; en sorgo

3.5. Modelo Aditivo Generalizado (GAM)

solamente presenta efectos el azufre; en soya se ven influenciados el magnesio, zinc, hierro, azufre, boro y cobre; y para el trigo fueron casi la totalidad de los elementos analizados, solamente con excepción del potasio y boro.

Tabla 3.33: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en maíz

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	0.0438	0.94	0.3526
P(%)	0.0175	2.42	0.0212
K(%)	0.0094	1.29	0.2043
Ca(%)	0.0003	0.61	0.5451
Mg(%)	0.0048	1.96	0.0587
Zn(ppm)	1.0444	1.69	0.0996
Fe(ppm)	0.7388	1.01	0.3174
S(ppm)	-27.7777	-1.26	0.2145
B(ppm)	-0.2333	-1.80	0.0807
Mn(ppm)	0.1722	1.24	0.2227
Cu(ppm)	0.1555	1.35	0.1875

Tabla 3.34: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en chícharo

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	0.0756	1.75	0.0842
P(%)	0.0149	1.75	0.0843
K(%)	-0.0188	-0.80	0.4268
Ca(%)	0.0008	0.25	0.8019
Mg(%)	0.0003	0.34	0.7311
Zn(ppm)	1.8786	2.75	0.0072
Fe(ppm)	2.0182	2.74	0.0075
S(ppm)	56.4646	2.05	0.0432
B(ppm)	0.0938	1.10	0.2737
Mn(ppm)	0.3328	1.66	0.1000
Cu(ppm)	0.1750	1.23	0.2226

3.5. Modelo Aditivo Generalizado (GAM)

Tabla 3.35: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en arroz

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	0.1087	7.16	0.0001
P(%)	0.0041	0.96	0.3356
K(%)	-0.0019	-0.47	0.6387
Ca(%)	-0.0002	-0.93	0.3555
Mg(%)	0.0020	1.41	0.1593
Zn(ppm)	0.7627	1.41	0.1587
Fe(ppm)	0.6916	2.72	0.0071
S(ppm)	80.1578	5.83	0.0001
B(ppm)	-0.1005	-2.10	0.0368
Mn(ppm)	4.2947	2.87	0.0045
Cu(ppm)	0.4613	5.61	0.0001

Tabla 3.36: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en sorgo

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	-0.0616	-0.44	0.6597
P(%)	-0.0142	-0.56	0.5821
K(%)	-0.0138	-0.68	0.5012
Ca(%)	-0.0031	-1.36	0.1839
Mg(%)	-0.0049	-0.54	0.5904
Zn(ppm)	-0.8700	-0.30	0.7624
Fe(ppm)	-1.9100	-0.61	0.5464
S(ppm)	-39.8333	-0.41	0.6874
B(ppm)	-0.2583	-0.50	0.6188
Mn(ppm)	-1.3933	-0.90	0.3720
Cu(ppm)	-0.0666	-0.16	0.8734

3.5. Modelo Aditivo Generalizado (GAM)

Tabla 3.37: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en soya

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	-0.0020	-0.05	0.9570
P(%)	0.0061	0.87	0.3857
K(%)	0.0037	0.30	0.7643
Ca(%)	0.0146	2.06	0.0405
Mg(%)	0.0083	3.57	0.0004
Zn(ppm)	1.9875	4.05	0.0001
Fe(ppm)	3.0950	4.25	0.0001
S(ppm)	99.0214	5.58	0.0001
B(ppm)	3.4205	3.32	0.0010
Mn(ppm)	0.2989	0.51	0.6098
Cu(ppm)	0.7080	2.61	0.0096

Tabla 3.38: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en trigo

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N(%)	0.1839	6.23	0.0001
P(%)	0.0129	2.34	0.0197
K(%)	-0.0078	-1.62	0.1058
Ca(%)	0.0029	2.89	0.0041
Mg(%)	0.0087	6.28	0.0001
Zn(ppm)	2.8522	5.01	0.0001
Fe(ppm)	2.0066	3.80	0.0002
S(ppm)	92.4166	6.96	0.0001
B(ppm)	0.0321	0.46	0.6472
Mn(ppm)	1.3000	2.02	0.0438
Cu(ppm)	0.1970	3.32	0.0010

Para la base de datos dos, con el mismo nivel de confianza (95%), para China, los elementos con variación significativa fueron nitrógeno, hierro y zinc, además de las vitaminas B1, B2, B5, B9 y E (Tabla 3.39). En cambio, para Japón, de las variables estudiadas, solamente el nitrógeno presentó efectos ante la elevada concentración de CO₂ (Tabla 3.40).

3.6. Regresión MCMC

Tabla 3.39: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en arroz para China

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N	0.1841	3.51	0.0008
Ca	-2.3487	-0.65	0.5150
Fe	1.5692	3.18	0.0021
Zn	1.8871	2.65	0.0098
B1	0.7323	2.78	0.0068
B2	0.1087	4.04	0.0001
B5	0.9859	2.41	0.0183
B6	-0.0100	-0.07	0.9426
B9	0.0710	3.90	0.0002
E	-0.8089	-2.17	0.0335

Tabla 3.40: Significancia del estimador β_1 (predictor tratamiento CO₂) bajo modelo GAM en arroz para Japón

Variable	Estimador	Valor t	P-valor
N	0.1258	4.78	0.0001
Fe	0.7360	1.72	0.0896
Zn	0.3944	0.62	0.5364

3.6 Regresión MCMC

Considerando como factor principal y como predictor el efecto de tratamiento de CO₂ y bajo el modelo lineal mencionado en la [Sección 1.5.6](#) del [Capítulo](#) , se llevó a cabo la regresión MCMC con cada una de las variables observadas, obteniendo los parámetros del modelo β_0 y β_1 (el cual representa el peso del tratamiento de CO₂), así como sus intervalos posteriores con 95.0% de confiabilidad. Se tomaron como referencia los intervalos a posteriori del parámetro β_1 .

La regresión MCMC empleada se puede observar en la [Figura 3.15](#), donde se ejemplifica el análisis del magnesio ante el tratamiento CO₂ para el cultivo de chícharo, se puede ver que el algoritmo converge claramente con las 20,000 iteraciones empleadas, mismas que tienden a una clara distribución posterior normal para el caso de los parámetros β_0 y β_1 ; para la varianza, se tiene una distribución posterior Gamma.

En las [Tablas 3.41](#), [3.42](#), [3.43](#), [3.44](#), [3.45](#) y [3.46](#) se indican los intervalos de confianza para el parámetro β_1 , así como su valor estimado medio. De acuerdo con ellos, todos

3.6. Regresión MCMC

los cultivos presentan efectos en al menos un elemento mineral debido al incremento en la concentración de CO₂ atmosférico. Los mayores efectos se presentan en las plantas C₃, principalmente en arroz, soya y trigo, en las plantas C₄ los efectos son en un menor número de elementos minerales.

De la [Tabla 3.41](#), para el maíz, los elementos que son afectados por el tratamiento CO₂ son el fósforo, zinc y azufre, donde el intervalo del parámetro β_1 deja fuera al valor nulo. En chícharo se ven afectados el zinc, hierro y azufre ([Tabla 3.42](#)); para el cultivo de arroz son el nitrógeno, manganeso y azufre ([Tabla 3.43](#)); en sorgo ([Tabla 3.44](#)) solamente el azufre presenta efectos; en soya se muestran efectos en magnesio, zinc, hierro, azufre, boro y cobre ([Tabla 3.45](#)); y para el cultivo de trigo, los únicos nutrientes no afectados son potasio y boro ([Tabla 3.46](#)).

Tabla 3.41: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de maíz

Variable	Media	LI	LS
N(%)	-0.0420	-0.1405	0.0569
P(%)	-0.0176	-0.0319	-0.0032
K(%)	-0.0095	-0.0249	0.0055
Ca(%)	-0.0004	-0.0016	0.0007
Mg(%)	-0.0049	-0.0101	0.0001
Zn(ppm)	-1.2672	-2.5829	-0.0961
Fe(ppm)	-0.8260	-2.0668	0.5480
S(ppm)	27.9770	22.2142	33.7310
B(ppm)	0.2265	-0.0378	0.4858
Mn(ppm)	-0.1757	-0.4456	0.1093
Cu(ppm)	-0.1591	-0.4066	0.0674

3.6. Regresión MCMC

Tabla 3.42: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de chícharo

Variable	Media	LI	LS
N(%)	-0.0771	-0.1643	0.0061
P(%)	-0.0149	-0.0326	0.0011
K(%)	0.0181	-0.0296	0.0639
Ca(%)	-0.0009	-0.0074	0.0055
Mg(%)	-0.0004	-0.0025	0.0019
Zn(ppm)	-1.7341	-2.9799	-0.5249
Fe(ppm)	-1.9596	-3.2164	-0.5884
S(ppm)	-56.9667	-63.2441	-51.3289
B(ppm)	-0.0937	-0.2576	0.0799
Mn(ppm)	-0.3244	-0.7404	0.0748
Cu(ppm)	-0.1796	-0.4674	0.0931

Tabla 3.43: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de arroz

Variable	Media	LI	LS
N(%)	-0.1087	-0.1378	-0.0764
P(%)	-0.0042	-0.0125	0.0043
K(%)	0.0019	-0.0061	0.0101
Ca(%)	0.0002	-0.0003	0.0008
Mg(%)	-0.0020	-0.0048	0.0009
Zn(ppm)	-0.6745	-1.6793	0.3356
Fe(ppm)	-0.6861	-1.2005	-0.2111
S(ppm)	-80.3687	-85.6097	-74.2253
B(ppm)	0.0991	0.0108	0.1905
Mn(ppm)	-4.5316	-6.8054	-2.3106
Cu(ppm)	-0.4683	-0.6341	-0.297

3.6. Regresión MCMC

Tabla 3.44: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de sorgo

Variable	Media	LI	LS
N(%)	0.0608	-0.2201	0.3368
P(%)	0.0144	-0.0365	0.0696
K(%)	0.0143	-0.0294	0.055
Ca(%)	0.0032	-0.0015	0.0080
Mg(%)	0.0048	-0.0142	0.0237
Zn(ppm)	0.5925	-2.6705	4.0634
Fe(ppm)	1.8700	-1.5422	5.5520
S(ppm)	39.9636	34.2194	45.7986
B(ppm)	0.2522	-0.6749	1.2626
Mn(ppm)	1.4609	-1.0477	3.7421
Cu(ppm)	0.0762	-0.7762	0.8587

Tabla 3.45: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de soya

Variable	Media	LI	LS
N(%)	0.0030	-0.0706	0.0803
P(%)	-0.0064	-0.0202	0.0076
K(%)	-0.0043	-0.0290	0.0206
Ca(%)	-0.0148	-0.0286	0.0001
Mg(%)	-0.0083	-0.0132	-0.0039
Zn(ppm)	-2.0326	-2.9578	-1.1499
Fe(ppm)	-3.0732	-4.3273	-1.7549
S(ppm)	-100.0000	-105.3000	-94.2716
B(ppm)	-3.4727	-5.0290	-1.7494
Mn(ppm)	-0.3648	-1.4537	0.6607
Cu(ppm)	-0.7129	-1.2309	-0.1872

3.6. Regresión MCMC

Tabla 3.46: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en el cultivo de trigo

Variable	Media	LI	LS
N(%)	-0.1835	-0.2426	-0.1265
P(%)	-0.0132	-0.0238	-0.0015
K(%)	0.0076	-0.0018	0.0176
Ca(%)	-0.0030	-0.0053	-0.0009
Mg(%)	-0.0088	-0.0114	-0.0060
Zn(ppm)	-2.9230	-3.9431	-1.7998
Fe(ppm)	-1.9896	-3.0128	-1.0353
S(ppm)	-92.9045	-98.5676	-87.1986
B(ppm)	-0.0377	-0.1789	0.1006
Mn(ppm)	-1.3930	-2.6034	-0.2087
Cu(ppm)	-0.1944	-0.3157	-0.0829

Los resultados de las regresiones MCMC empleando la base de datos dos se muestran en las Tablas 3.47 y 3.48, donde se indican los intervalos de confianza para el parámetro β_1 , así como su valor estimado medio. En ambos países se tiene al menos una reducción de concentración en algunos de los elementos y vitaminas evaluadas. En China, los elementos afectados significativamente son el nitrógeno, hierro y zinc, así como las vitaminas B1, B2, B5, B9 y E (Tabla 3.47); para Japón se tiene un comportamiento diferente ya que el único elemento afectado negativamente fue el nitrógeno, no siendo significativos los cambios en las concentraciones de hierro y zinc (Tabla 3.48).

Tabla 3.47: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en arroz para China

Variable	Media	LI	LS
N	-0.1844	-0.2849	-0.0784
Ca	2.4802	-1.2654	6.1257
Fe	-1.5309	-2.4550	-0.5648
Zn	-2.0415	-3.4144	-0.7114
B1	-0.7399	-1.2838	-0.2360
B2	-0.1093	-0.1637	-0.0535
B5	-1.0076	-1.7930	-0.2708
B6	0.0091	-0.2508	0.2929
B9	-0.0714	-0.1062	-0.0337
E	0.8188	0.1351	1.5820

3.6. Regresión MCMC

Tabla 3.48: Medias e intervalos posteriores (LI=Límite Inferior, LS=Límite Superior) para el parámetro β_1 (predictor tratamiento CO₂) en arroz para Japón

Variable	Media	LI	LS
N	-0.1271	-0.1794	-0.0729
Fe	-0.6994	-1.6012	0.1171
Zn	-0.3679	-1.5521	0.8180

De igual forma se realizó la regresión MCMC con base en las diferentes especies de cultivo, dándonos como resultado la gran influencia de los cultivares sobre la concentración mineral, también mencionado por [Fangmeier *et al.* \(1997\)](#). Esto para todos los cultivos, con excepción del sorgo, donde solamente se empleó una sola especie.

Se verifica lo que mencionan [Jauregui *et al.* \(2015\)](#) y [Högy *et al.* \(2009\)](#), que la reducción en las tasas de transpiración por CO₂ elevado conduce a una disminución en la concentración y acumulación de minerales en los cultivos. De acuerdo con los análisis realizados sobre cada uno de ellos y sobre los nutrientes, en las Figuras 3.16 y 3.17 se puede observar que para el caso de los macronutrientes, el nitrógeno disminuye significativamente en arroz y trigo, siendo el primero el caso más crítico, con una reducción en 8.3 % y para el segundo caso se tenía conocimiento de acuerdo con los trabajos realizados por [Jauregui *et al.* \(2015\)](#). El maíz representa la principal disminución de fósforo con el 6.9 %. El magnesio se redujo en 5.8 % en trigo. El calcio muestra reducciones similares en soya y trigo (aproximadamente 5.0 %). Caso particular se presenta en el azufre, donde los cultivos analizados muestran reducciones significativas, con excepción del maíz, el cual presenta un aumento del nutriente a CO₂ elevado en 3.0 %.

El cultivo que presenta los mayores efectos bajo CO₂ elevado es el trigo (solamente potasio y boro no se vieron afectados), corroborando los resultados obtenidos por [Fangmeier *et al.* \(1997\)](#), coincidiendo en la reducción de fósforo, calcio, magnesio, zinc y azufre; seguido por la soya (no significativas las disminuciones de los principales macronutrientes) y por el arroz (efectos sobre nitrógeno, hierro, azufre, boro, manganeso y cobre).

Semejantes a estos resultados, de los experimentos realizados con las diferentes variedades de arroz en China, se tuvo una disminución promedio en la concentración de nitrógeno, hierro y zinc, en 11.5, 10.4 y 8.7%, respectivamente; de igual forma se tuvo un decremento en la concentración de las vitaminas B1, B2, B5 y B9 (en promedio 16.7, 16.0, 12.5 y 27.3%, respectivamente); en cambio, la vitamina E aumentó su concentración ante CO₂ elevado en 12.9%, en promedio. En Japón, de las variables evaluadas, solo el nitrógeno disminuyó significativamente en 9.2%, evidenciando claramente que la ubicación geográfica es determinante en los efectos sobre las plantas ante las elevadas concentraciones de CO₂ atmosféricas.

3.6. Regresión MCMC

Para trigo se concuerda con los resultados de Manderscheid *et al.* (1995) al existir reducciones en los elementos minerales, con la única diferencia que el autor maneja porcentajes muy elevados, pudiendo ser causa la experimentación en macetas, que como se ha mencionado, sobrestima los resultados. En cambio, el método FACE parece ser más preciso al simular las condiciones reales de crecimiento de los cultivos; para el presente trabajo los porcentajes de disminución rondan alrededor del 7.0%, resultados cercanos a los obtenidos por Loladze (2014) al trabajar con granos bajo el método FACE, coincidiendo en la reducción de nitrógeno, fósforo, calcio, magnesio, zinc y cobre; además de no verse afectado el potasio. Estos porcentajes también se acercan a los obtenidos por Broberg *et al.* (2017) en su trabajo con trigo, concordando con todos los elementos afectados; así también con los resultados de Zhu *et al.* (2018).

Los cultivos C_4 muestran menores efectos sobre los nutrientes Wong (1990): el fósforo, zinc y azufre se vieron influenciados en maíz y para el sorgo solamente el azufre disminuyó en 3.4 %; mismos elementos que disminuyen en el experimento realizado por Jin *et al.* (2019), adicionando el nitrógeno.

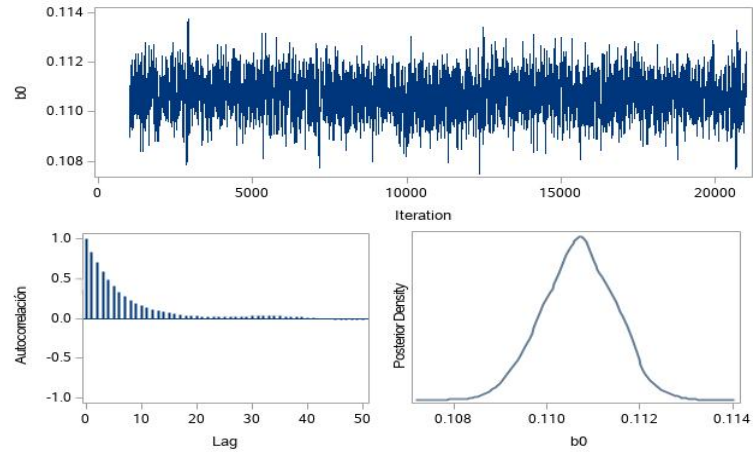
A diferencia de la mención que hace Loladze (2014), en los análisis realizados en el presente trabajo no se muestra una disminución significativa para el nitrógeno en la mayoría de los cultivos, solamente se da en arroz y trigo; de esta manera, no se ven muy influenciados por las altas concentraciones de CO_2 .

Tal y como lo mencionan Singh *et al.* (2014) y como resultado de los análisis realizados, se requerirán variedades mejoradas de cultivos específicas para cada sitio, ya que su influencia sobre la concentración mineral resultó ser muy grande, se tendrá que poner atención sobre las especies que sean afectadas drásticamente ante las elevadas concentraciones de CO_2 (cultivos C_3).

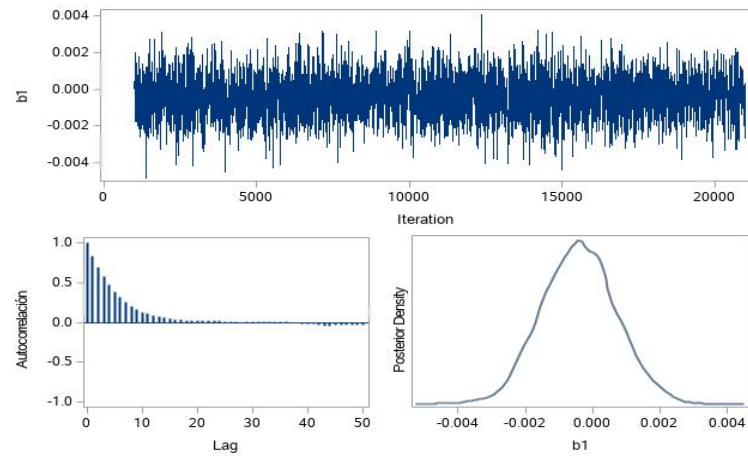
Es indispensable considerar las interacciones existentes entre el CO_2 elevado con otros factores para la buena predicción de las respuestas de los cultivos al cambio climático, como lo citan Chen *et al.* (1996); los cultivos de chícharo y arroz mostraron con claridad interacciones entre las especies y el CO_2 elevado, corroborando nuevamente lo que se precisa con anterioridad y con los resultados obtenidos por Hasegawa *et al.* (2013) para el arroz; para el trigo, la interacción entre riego y el cultivar fue significativa sobre la concentración mineral de los productos comestibles.

Un estudio más profundo sobre las diferencias de las correlaciones entre las concentraciones de los diferentes elementos entre especies C_3 y C_4 podría ayudar a explicar porqué las plantas C_3 , que responden más al aumento en la concentración de CO_2 son más sensitivas a mayores concentraciones que las plantas C_4 . Esto podría ayudar a identificar mejores técnicas para la selección de plantas más tolerantes al calor y la sequía con menor impacto del aumento en la concentración de CO_2 en el escenario de cambio climático, sequía y alta concentración de CO_2 , buscando reducir el detrimento mineral en la calidad del grano en las futuras variedades de los cultivos.

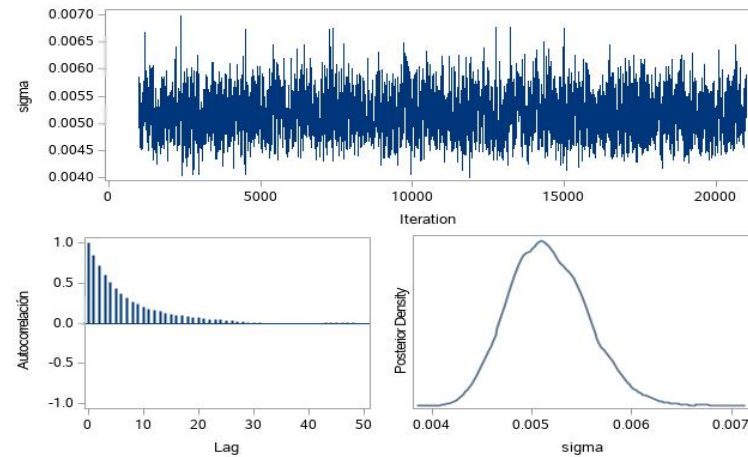
3.6. Regresión MCMC



(a)



(b)



(c)

Figure 3.15: Procedimiento MCMC para estimación de parámetros de modelo: (a) Estimación y distribución de β_0 ; (b) Estimación y distribución de β_1 ; y (c) Estimación y distribución de σ^2

3.6. Regresión MCMC

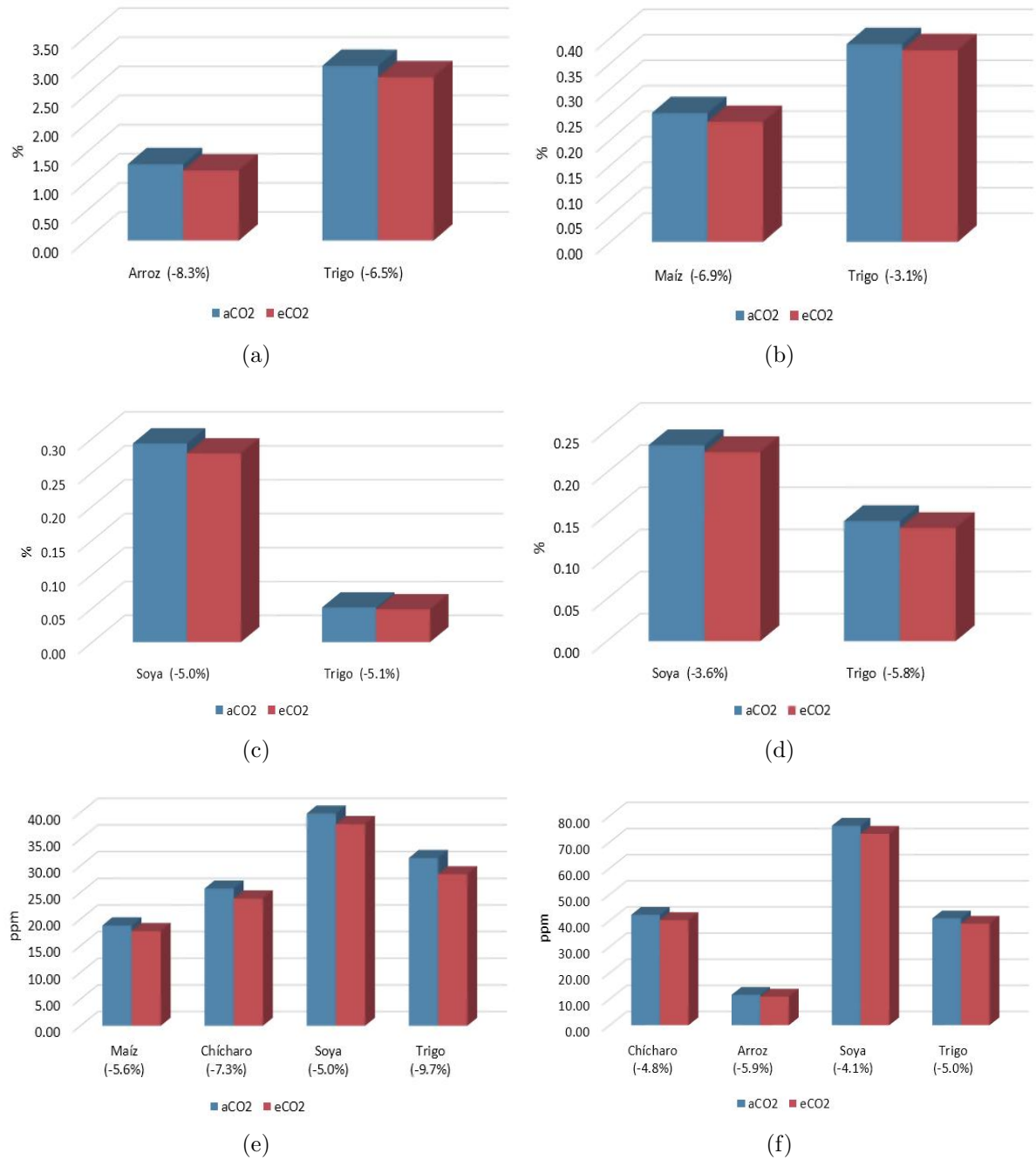


Figure 3.16: Efecto del tratamiento CO₂ sobre los nutrientes: (a) Nitrógeno; (b) Fósforo; (c) Calcio; (d) Magnesio; (e) Zinc y (f) Hierro.

3.6. Regresión MCMC

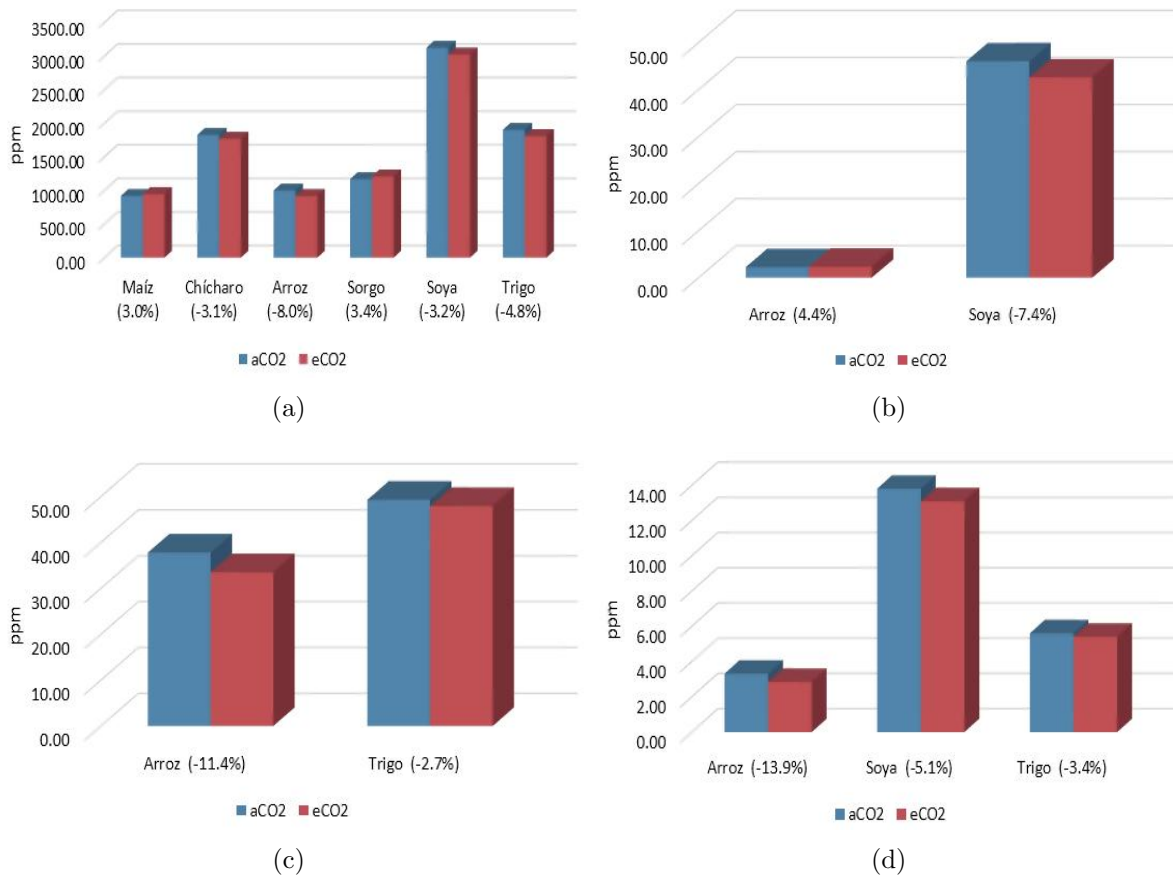


Figure 3.17: Efecto del tratamiento CO₂ sobre los nutrientes: (a) Azufre; (b) Boro; (c) Manganeso y (d) Cobre.

CONCLUSIONES

La Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales no resultó conveniente para los datos, requiriendo un número grande de factores para explicar su variabilidad, lo que no sucedió con el método de componentes principales, donde con tres factores se alcanzó el 70.0% de variabilidad, generalmente. El análisis de conglomerados permitió el contraste de los factores intervenidos y su nivel de agrupamiento.

Los métodos de regresión MCMC Y GAM presentaron resultados muy similares sobre los efectos de las elevadas concentraciones de CO₂ sobre los nutrientes en los productos comestibles de los cultivos, con la diferencia de que la regresión MCMC arroja los intervalos de confianza de los estimadores.

La disminución en el contenido mineral fue mayor en las plantas C₃, especialmente en trigo y soya, mientras que los cultivos C₄, junto con el chícharo, no se vieron afectados drásticamente. Las diferencias entre especies de cada cultivo son determinantes en la concentración mineral de los productos agrícolas, así mismo, es necesario estudiar a fondo la interacción existente entre éstas con las elevadas concentraciones de CO₂ (en este caso existente en chícharo y arroz) para poder tomar las medidas necesarias que ayuden a contrarrestar los efectos del cambio climático, además de tener presentes las interacciones entre otros factores, por ejemplo, nivel de riego y especie (presente en trigo).

En maíz, el riego no tuvo relevancia sobre la concentración de nutrientes en el grano, caso contrario estuvo en la aplicación de nitrógeno como parte de la fertilización durante el ciclo de establecimiento del cultivo, donde sí existieron diferencias con cada uno de los niveles; esto último fue similar en arroz. Para los cultivos de chícharo, arroz, sorgo y trigo, el riego sí fue un factor determinante.

En cultivos C₄, el maíz presentó reducción de fósforo (-6.9%), zinc (-5.6%) y un ligero aumento en azufre (3.0%), esto último también se observó en sorgo con 3.4 %.

En cultivos C₃, los efectos significativos para el chícharo fueron en zinc (-7.3%), hierro (-4.8%) y azufre (-3.1%); para arroz fueron en nitrógeno (-8.3%), hierro (-5.9%), azufre (-8.0%), boro (aumento de 4.4%) , manganeso (-11.4%) y cobre (-13.9%); para soya fueron en calcio (-5.0%), magnesio (-3.6%), zinc (-5.0%), hierro (-4.1%), azufre (-3.2%), boro

CONCLUSIONES

(-7.4%) y cobre (-5.1%); y para trigo fueron en la mayoría de los nutrientes: nitrógeno (-6.5%), fósforo (-3.1%), calcio (-5.1%), magnesio (-5.8%), zinc (-9.7%), hierro (-5.0%), azufre (-4.8%), manganeso (-2.7%) y cobre (-3.4%). De estos datos, los casos más críticos se presentaron en manganeso y cobre, con un nivel de reducción mayor al 10.0%. Además, la vitamina B9 (-27.3%) fue la de mayor efecto negativo en las variedades de arroz, seguido por las vitaminas B1 (-16.7%) y B2 (-12.5%); un incremento de concentración solo se registró en la vitamina E (12.9%).

De esta manera, el cultivo más afectado en la reducción de macronutrientes fue el trigo, seguido por la soya (reducciones en calcio, magnesio y azufre). El arroz presenta variaciones en nitrógeno y azufre, sus demás efectos son en micronutrientes. Para el caso particular del maíz (tipo C₄), el fósforo tuvo una considerable disminución, en cuanto a macronutriente se refiere.

La ubicación geográfica y las variedades de cultivo son dos factores determinantes en los efectos de las elevadas concentraciones de CO₂ sobre los cultivos, no es posible la obtención de modelos que generalicen el comportamiento de las concentraciones minerales en las plantas a nivel global, aunado a que los efectos varían considerablemente con respecto al periodo de plantación. Los factores que también influyen sobre la concentración de nutrientes en los órganos comestibles de los cultivos son: aplicación de fertilizantes nitrogenados en maíz, y el riego en chícharo, sorgo y trigo. Además, en chícharo y arroz existen interacciones entre las variedades y el tratamiento de CO₂; en trigo, la interacción entre riego y el cultivar es significativa.

Estos resultados garantizan la confiabilidad de la tecnología de experimentación FACE. Además, resulta indispensable el estudio detallado de diferentes especies por cultivos en la concentración de elementos, siendo factor determinante para contrarrestar parte de los efectos del cambio climático, especialmente las altas concentraciones de CO₂ en la atmósfera. En primera instancia, el enfoque debe ser hacia las plantas C₃, donde se muestran los mayores efectos negativos.

REFERENCIAS

- Abdelgawad, H., Zinta, G., Markakis, M., Avramova, V., Beemster, G. y Asard, H. (2015). Plant responses to drought stress in future climate CO₂: A multi-level analysis. 29, 150–151.
- Agren, G. I. y Weih, M. (2012). Plant stoichiometry at different scales: element concentration patterns reflect environment more than genotype. *New Phytologist*, 194, 4, 944–952.
- Akin, D., Kimball, B., Windham, W., Pinter, P., Wall, G., Garcia, R., LaMorte, R. y Morrison, W. (1995). Effect of free-air CO₂ enrichment (FACE) on forage quality of wheat. *Animal Feed Science and Technology*, 53, 1, 29 – 43. ISSN 0377-8401.
- Alaminos, A., Francés, F., Penalva, C. y Santacreu, Ó. (2015). *Análisis multivariante para las ciencias sociales I*. PYDLOS Ediciones, Ecuador.
- Alciaturi, C., Escobar, M., De La Cruz, C. y Rincón, C. (2003). Partial least squares (PLS) regression and its application to coal analysis. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 26, 3, 197–204.
- Allen, L. H., Drake, B. G., Rogers, H. H. y Shinn, J. H. (1992). Field techniques for exposure of plants and ecosystems to elevated CO₂ and other trace gases. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 11, 2-3, 85–119.
- Amat, J. (2017). Métodos de regresión no lineal: Regresión polinómica, regression splines, smooth splines y gams. <https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/250069-bf8b0e937d1e4910aac147679b7c29bb.html>.
- Barrantes, O. (2001). *Efectos del dióxido de azufre y del ozono en Pinus halepensis Mill en cámaras abiertas*. Tesis Doctoral, Universidad Autónoma de Barcelona (UAB). España.
- Bazán, J. y Bayes, C. (2010). *Inferencia bayesiana en modelos de regresión binaria usando BRMUW*. Pontificia Universidad Católica del Perú, Perú.
- Broberg, M., Högy, P. y Pleijel, H. (2017). CO₂ induced changes in wheat grain composition: Meta-analysis and response functions. *Agronomy*, 7, 2, 32.
- Cairns, J., Crossa, J., Zaidi, P. H., Grudloyma, P., Sanchez, C., Araus, J., Thaitad, S., Makumbi, D., Magorokosho, C., Bänziger, M., Menkir, A., Hearne, S. y N. Atlin, G. (2013). Identification of drought, heat and combined drought and heat tolerant donors in maize (*Zea mays* L.). 53, 1335.

REFERENCIAS

- Cassia, R., Nocioni, M., Correa-Aragunde, N. y Lamattina, L. (2018). Climate change and the impact of greenhouse gases: CO₂ and NO, friends and foes of plant oxidative stress. *Frontiers in plant science*, 9, 273. ISSN 1664-462X.
- Castaña, E. V. (2015). *Introducción al análisis de datos multivariados en ciencias sociales*. Universidad Nacional de Colombia, Universidad de Antioquia, Colombia.
- Chen, D.-X., Hunt, H. y Morgan, J. (1996). Responses of a C₃ and C₄ perennial grass to CO₂ enrichment and climate change: Comparison between model predictions and experimental data. *Ecological Modelling*, 87, 1, 11 – 27. ISSN 0304-3800.
- Cho, J. y Oki, T. (2012). Application of temperature, water stress, CO₂ in rice growth models. *Rice*, 5, 1, 10. ISSN 1939-8433.
- Ciais, P., Sabine, C., Bala, G., Bopp, L., Brovkin, V., Canadell, J., Chhabra, A., DeFries, R., Galloway, J., Heimann, M., Jones, C., Le Quééré, C., Myneni, R., Piao, S. y Thornton, P. (2013). *Carbon and other biogeochemical cycles*, book section 6, 465–570. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. ISBN 978-1-107-66182-0.
- Dar, W. D. y Gowda, C. L. L. (2013). Declining agricultural productivity and global food security. *Journal of Crop Improvement*, 27, 2, 242–254.
- De la Fuente, F. S. (2011). *Análisis conglomerados*. Universidad Autónoma de Madrid, Madrid, España.
- Dias de Oliveira, E., Palta, J., Bramley, H., Stefanova, K. y Siddique, K. (2015). Elevated CO₂ reduced floret death in wheat under warmer average temperatures and terminal drought. 6, 1010.
- Dietterich, L. H., Zanobetti, A., Kloog, I., Huybers, P., Leakey, A. D. B., Bloom, A. J., Carlisle, E., Fernando, N., Fitzgerald, G., Hasegawa, T., Holbrook, N. M., Nelson, R. L., Norton, R., Ottman, M. J., Raboy, V., Sakai, H., A., S. K., Schwarts, J., Seneweera, S., Usui, Y., Yoshinaga, S. y Myers, S. S. (2015). Impacts of elevated atmospheric CO₂ on nutrient content of important food crops. *Scientific Data*, 2, 1, 150036.
- Drake, B. G., , González-Meler, M. A. y Long, S. P. (1997). More efficient plants: A consequence of rising atmospheric CO₂. *Annual Review of Plant Physiology and Plant Molecular Biology*, 48, 1, 609–639. PMID: 15012276.
- Fangmeier, A., Grüters, U., Högy, P., Vermehren, B. y Jäger, H.-J. (1997). Effects of elevated CO₂, nitrogen supply and tropospheric ozone on spring wheat–II. Nutrients (N, P, K, S, Ca, Mg, Fe, Mn, Zn). *Environmental Pollution*, 96, 1, 43 – 59. ISSN 0269-7491.
- FAO (2019). Estadísticas de cultivos faostat. <http://www.fao.org/faostat/es/#data/QC>.
- Fellmann, T., Witzke, P., Weiss, F., Van Doorslaer, B., Drabik, D., Huck, I., Salputra, G., Jansson, T. y Leip, A. (2018). Major challenges of integrating agriculture into climate change mitigation policy frameworks. 23, 451–468.

REFERENCIAS

- Fisher, J. B., Sikka, M., Sitch, S., Ciais, P., Poulter, B., Galbraith, D., Lee, J.-E., Huntingford, C., Viovy, N., Zeng, N. *et al.* (2013). African tropical rainforest net carbon dioxide fluxes in the twentieth century. *Phil. Trans. R. Soc. B*, 368, 1625, 20120376.
- Gilks, W. R., Richardson, S. y Spiegelhalter, D. J. (1996). *Markov chain Monte Carlo in practice*. Chapman & Hall/CRC, USA.
- Gorgas, J., Cardiel, N. y Zamorano, J. (2011). *Estadística básica para estudiantes de ciencias*. Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España.
- Guisan, A., Edwards, T. C. y Hastie, T. (2002). Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157, 2, 89 – 100. ISSN 0304-3800.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L. y Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante*. Prentice Hall Iberia, Madrid, España, quinta edición.
- Haris, A. A., Bhatt, B. P., Chhabra, V., Biswas, S. y Elanchezhian, R. (2013). Climate change impacts on yields of phenologically different rice varieties over a sub-humid climatic environment. *Agricultural Research*, 2, 4, 319–329. ISSN 2249-7218.
- Hasegawa, T., Sakai, H., Tokida, T., Nakamura, H., Zhu, C., Usui, Y., Yoshimoto, M., Fukuoka, M., Wakatsuki, H., Katayanagi, N., Matsunami, T., Kaneta, Y., Sato, T., Takakai, F., Sameshima, R., Okada, M., Mae, T. y Makino, A. (2013). Rice cultivar responses to elevated CO₂ at two free-air CO₂ enrichment (FACE) sites in Japan. 40, 148–159.
- Hellin, J., Bellon, M. y J. Hearne, S. (2014). Maize landraces and adaptation to climate change in México. 28, 484–501.
- Hersoug, L., Sjödin, A. y Astrup, A. (2012). A proposed potential role for increasing atmospheric CO₂ as a promoter of weight gain and obesity. *Nutrition and Diabetes*, 2, 5, e31. ISSN 2044-4052.
- Hertstein, U., Grünhage, L. y Jäger, H.-J. (1995). Assessment of past, present, and future impacts of ozone and carbon dioxide on crop yields. *Atmospheric Environment*, 29, 16, 2031 – 2039. ISSN 1352-2310. International Conference on Sustainable Development Strategies and Global/Regional/Local Impacts on Atmospheric Composition and Climate.
- Högy, P., Wieser, H., Köhler, P., Schwadorf, K., Breuer, J., Franzaring, J., Muntifering, R. y Fangmeier, A. (2009). Effects of elevated CO₂ on grain yield and quality of wheat: results from a 3 year free-air CO₂ enrichment experiment. *Plant Biology*, 11, s1, 60–69.
- Huluka, G., Hileman, D., Biswas, P., Lewin, K., Nagy, J. y Hendrey, G. (1994). Effects of elevated CO₂ and water stress on mineral concentration of cotton. *Agricultural and Forest Meteorology*, 70, 1, 141 – 152. ISSN 0168-1923.
- INEI (2002). *Guía para la aplicación del análisis multivariado a las encuestas de hogares*. Dirección Técnica de Demografía e Indicadores Sociales del Instituto Nacional de Estadística e Informática, Lima, Perú.

REFERENCIAS

- Jagadish, S. V. K., Murty, M. V. R. y Quick, W. P. (2015). Rice responses to rising temperatures—challenges, perspectives and future directions. *Plant, Cell & Environment*, 38, 9, 1686–1698.
- Jauregui, I., Aroca, R., Garnica, M., Zamarreño, Á. M., García-Mina, J. M., Serret, M. D., Parry, M., Irigoyen, J. J. y Aranjuelo, I. (2015). Nitrogen assimilation and transpiration: key processes conditioning responsiveness of wheat to elevated [CO₂] and temperature. *Physiologia Plantarum*, 155, 3, 338–354.
- Jiménez, J. (2015). *Métodos Monte Carlo basados en cadenas de Markov*. Sevilla, España.
- Jin, J., Armstrong, R. y Tang, C. (2019). Impact of elevated CO₂ on grain nutrient concentration varies with crops and soils – A long-term FACE study. *Science of The Total Environment*, 651, 2641 – 2647. ISSN 0048-9697.
- Jones, A. G., Scullion, J., Ostle, N., Levy, P. E. y Gwynn-Jones, D. (2014). Completing the FACE of elevated CO₂ research. *Environment International*, 73, 252 – 258. ISSN 0160-4120.
- Kimball, B. A. (2016). Crop responses to elevated CO₂ and interactions with H₂O, N, and temperature. *Current Opinion in Plant Biology*, 31, 36 – 43. ISSN 1369-5266. SI: 31: Physiology and metabolism 2016.
- Koehler, I., Huber, S., Bernacchi, C. y Baxter, I. (2018). Increased temperatures may safeguard the nutritional quality of crops under future elevated CO₂ concentrations. *BioRxiv*, 872–886.
- Körner, C. (2006). Plant CO₂ responses: an issue of definition, time and resource supply. *New Phytologist*, 172, 3, 393–411.
- Lammertsma, E. I., Boer, H. J. d., Dekker, S. C., Dilcher, D. L., Lotter, A. F. y Wagner-Cremer, F. (2011). Global CO₂ rise leads to reduced maximum stomatal conductance in Florida vegetation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108, 10, 4035–4040. ISSN 0027-8424.
- Lincoln, D. E., Couvet, D. y Sionit, N. (1986). Response of an insect herbivore to host plants grown in carbon dioxide enriched atmospheres. *Oecologia*, 69, 4, 556–560. ISSN 1432-1939.
- Lobell, D. B. y Gourdji, S. M. (2012). The influence of climate change on global crop productivity. *Plant Physiology*, 160, 4, 1686–1697. ISSN 0032-0889.
- Loladze, I. (2014). Hidden shift of the ionome of plants exposed to elevated CO₂ depletes minerals at the base of human nutrition. *eLife*, 3, e02245. ISSN 2050-084X.
- Maitra, S. y Yan, J. (2008). Principle component analysis and partial least squares: two dimension reduction techniques for regression. En *Applying multivariate statistical models*, 79–90. Casualty Actuarial Society, Canadá.
- Manderscheid, R., Bender, J., Jäger, H.-J. y Weigel, H. (1995). Effects of season long CO₂ enrichment on cereals. II. Nutrient concentrations and grain quality. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 54, 3, 175 – 185. ISSN 0167-8809.
- Márquez, R. C. (2017). *Modelo de Regresión PLS*. Universidad de Sevilla, España.

REFERENCIAS

- Moore, B. D., Cheng, S., Sims, D. y Seemann, J. R. (1999). The biochemical and molecular basis for photosynthetic acclimation to elevated atmospheric CO₂. *Plant, Cell & Environment*, 22, 6, 567–582.
- Mortensen, L. M. (1987). Review: CO₂ enrichment in greenhouses. Crop responses. *Scientia Horticulturae*, 33, 1, 1 – 25. ISSN 0304-4238.
- Narayanan, S., Aiken, R., Prasad, P. V. V., Xin, Z. y Yu, J. (2013). Water and radiation use efficiencies in sorghum. 105, 649–656.
- Omoyo, N. N., Wakhungu, J. y Oteng'i, S. (2015). Effects of climate variability on maize yield in the arid and semi arid lands of lower eastern Kenya. *Agriculture & Food Security*, 4, 1, 8. ISSN 2048-7010.
- OMS (2002). The world health report 2002 - reducing risks, promoting healthy life. <http://www.who.int/whr/2002/en/>.
- Pallikonda, M. (2017). Climate changes and its impact of agriculture of Northern Telangana zone. 5, 1737–1743.
- Pardo, E. M., Vellicce, G. R., Aguirrezabal, L., Pereyra Irujo, G., Rocha, C. M. L., García, M. G., Prieto Angueira, S., Welin, B., Sanchez, J., Ledesma, F. y Castagnaro, A. P. (2015). Drought tolerance screening under controlled conditions predicts ranking of water-limited yield of field-grown soybean genotypes. *Journal of Agronomy and Crop Science*, 201, 2, 95–104.
- Parry, M., Porter, J. y Carter, T. (1990). Agriculture: Climatic change and its implications. *Trends in Ecology & Evolution*, 5, 9, 318 – 322. ISSN 0169-5347.
- Pérez, C. (2004). *Técnicas de análisis multivariante de datos. Aplicaciones con SPSS*. PEARSON EDUCATION, S. A., Madrid, España.
- Pérez, P. y Pérez, S. (2018). Análisis de componentes principales. Apuntes Estadística multivariable.
- Quintas, I. (2009). Modelo aditivo generalizado gam: Regresión no lineal y no paramétrica. <https://docplayer.es/36813202-Modelo-aditivo-generalizado-gam.html>.
- Rodríguez, E. (2015). Modelo de regresión lineal: mínimos cuadrados parciales (PLS) con método Cuasi-Newton. *Revista Venezolana de Ciencia y Tecnología*, 6, 1, 21–37. ISSN 2244-7970.
- Sáenz, K. y Tamez, G. (2014). *Métodos y técnicas cualitativas y cuantitativas aplicables a la investigación en ciencias sociales*. TIRANT HUMANIDADES, México.
- Sánchez, B., Rasmussen, A. y Porter, J. R. (2014). Temperatures and the growth and development of maize and rice: a review. *Global Change Biology*, 20, 2, 408–417.
- SAS, I. I. (2009). *SAS/STAT[®] 9.2 User's Guide*. SAS Institute Inc, Cary, NC, USA, segunda edición.
- SAS, I. I. (2013). *SAS/STAT[®] 13.1 User's Guide*. SAS Institute Inc, Cary, NC, USA.

REFERENCIAS

- Serrano, A. (2011). Optimización estocástica mediante métodos de monte carlo.
- Singh, P., Nedumaran, S., Boote, K. J., Gaur, P., Srinivas, K. y Bantilan, M. (2014). Climate change impacts and potential benefits of drought and heat tolerance in chickpea in South Asia and East Africa. *European journal of agronomy*, 52, 123–137.
- Singh, R. B. (2012). *Climate change and food security*, cap. 1, 1–22. Wiley-Blackwell. ISBN 9783527665334.
- Smith, M., Myers, S. S. y Thornton, P. (2018). Cómo el cambio climático afecta la concentración de nutrientes clave en los cultivos. <https://ccafs.cgiar.org/news/how-climate-change-impacts-concentration-key-nutrients-crops#.Xlh-4dVKiM9h>.
- Soon, W., Baliunas, S. L., Robinson, A. B. y Robinson, Z. W. (1999). Environmental effects of increased atmospheric carbon dioxide. *Energy & Environment*, 10, 5, 439–468.
- Stiling, P. y Cornelissen, T. (2007). How does elevated carbon dioxide (CO₂) affect plant-herbivore interactions? A field experiment and meta-analysis of CO₂-mediated changes on plant chemistry and herbivore performance. *Global Change Biology*, 13, 9, 1823–1842.
- Stocker, T., Qin, D., Plattner, G.-K., Alexander, L., Allen, S., Bindoff, N., Bréon, F.-M., Church, J., Cubasch, U., Emori, S., Forster, P., Friedlingstein, P., Gillett, N., Gregory, J., Hartmann, D., Jansen, E., Kirtman, B., Knutti, R., Krishna Kumar, K., Lemke, P., Marotzke, J., Masson-Delmotte, V., Meehl, G., Mokhov, I., Piao, S., Ramaswamy, V., Randall, D., Rhein, M., Rojas, M., Sabine, C., Shindell, D., Talley, L., Vaughan, D. y Xie, S.-P. (2013). *Technical Summary*, book section TS, 33–115. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. ISBN 978-1-107-66182-0.
- Taub, D. R., Miller, B. y Allen, H. (2008). Effects of elevated CO₂ on the protein concentration of food crops: a meta-analysis. *Global Change Biology*, 14, 3, 565–575.
- Tyree, M. T. y Alexander, J. D. (1993). Plant water relations and the effects of elevated CO₂: a review and suggestions for future research. *Vegetation*, 104, 1, 47–62.
- Tzivilivakis, J., Warner, D. J., Green, A. y Lewis, K. A. (2017). Spatial and temporal variability of greenhouse gas emissions from rural development land use operations. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 22, 3, 447–467. ISSN 1573-1596.
- UNICEF (2009). Investing in the future, a united call to action on vitamin and mineral deficiencies. <http://www.unitedcalltoaction.org/documents/Investing-in-the-future.pdf>.
- Valdés-López, O., Batek, J., Gomez-Hernández, N., Nguyen, C. T., Isidra-Arellano, M. C., Zhang, N., Joshi, T., Xu, D., Hixson, K. K., Weitz, K. K., Aldrich, J. T., Pasa-Tolic, L. y Stacey, G. (2016). Soybean roots grown under heat stress show global changes in their transcriptional and proteomic profiles. *Frontiers in Plant Science*, 7, 517. ISSN 1664-462X.
- Vargas, H. M. (1999). *Regresión por mínimos cuadrados parciales: propiedades y aplicaciones*. Tesis Doctoral, Colegio de Postgraduados, México.
- Wackerly, D., Mendenhall, W. y Scheaffer, R. (2010). *Estadística matemática con aplicaciones*. Cengage Learning Editores, S. A., México, séptima edición.

REFERENCIAS

- Walpole, R., Myers, R., Myers, S. y Ye, K. (2012). *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. Pearson Education de México, S.A. de C.V., México, novena edición.
- Wheeler, R., Mackowiak, C., Stutte, G., Yorio, N. y Berry, W. (1997). Effect of elevated carbon dioxide on nutritional quality of tomato. *Advances in space research*, 20, 10, 1975–1978.
- Wong, S.-C. (1990). Elevated atmospheric partial pressure of CO₂ and plant growth. *Photosynthesis Research*, 23, 2, 171–180. ISSN 1573-5079.
- Zhu, C., Kobayashi, K., Loladze, I., Zhu, J., Jiang, Q., Xu, X., Liu, G., Seneweera, S., Ebi, K. L., Drewnowski, A., Fukagawa, N. K. y Ziska, L. H. (2018). Carbon dioxide (CO₂) levels this century will alter the protein, micronutrients, and vitamin content of rice grains with potential health consequences for the poorest rice-dependent countries. *Science Advances*, 4, 5.

ANEXOS

Anexo A: Códigos en SAS

En este anexo se muestran algunos de los programas que se usaron para obtener los resultados del análisis de los datos de CO₂ presentados en el [Capítulo 2.2](#).

A manera de ejemplo solo se muestran los códigos empleados para el análisis del cultivo de maíz, siendo similar el procedimiento para los demás cultivos. En el siguiente código se importan los datos al software SAS.

```
1 proc import out= work.maiz
2     datafile= "D:\Datos Corn SAS.xls"
3     dbms=EXCEL2000 replace;
4     sheet="'Datos Cultivos Original$';
5     getnames=yes;
6 run;
```

En el siguiente código se muestra el análisis de componentes principales para las variables respuesta.

```
1 proc princomp data=work.maiz out=CPmaiz;
2 var N_percent P_percent K_percent Ca_percent Mg_percent Zn_ppm Fe_ppm S_ppm
3     B_ppm Mn_ppm Cu_ppm;
4 run;
5 proc print data=CPmaiz;
6 run;
```

A continuación se muestra el código para el análisis de varianza realizado, empleando el componente principal uno y los factores de estudio.

```
1 proc glm data=CPmaiz;
2 class Cultivar CO2_Treatment;
3 model Prin1 = Total_Water Nitrogen_quantitative Cultivar CO2_Treatment;
4 run;
```

Anexos

El código para la regresión por mínimos cuadrados es:

```
1 ods graphics on;
2 proc pls data=work.maiz details cv=one method=pls plot=(dmodx dmodxy dmody
  diagnostics parmprofiles residuals vip xloadingplot xloadingprofiles
  xscores xweightplot xweightprofiles yscores yscores yweightplot);
3 class Cultivar CO2_Treatment;
4 model N_percent P_percent K_percent Ca_percent Mg_percent Zn_ppm Fe_ppm S_ppm
  B_ppm Mn_ppm Cu_ppm = Total_Water Nitrogen_quantitative Cultivar
  CO2_Treatment / solution;
5 output out=work.maiz1 predicted=predichos yresidual=yresidual xresidual=
  xresidual xscore=xscore yscore=yscore stdy=stdy stdx=stdx h=h press=press
  tsquare=tsquare stdxsse=stdxsse stdysse=stdysse;
6 run;
7 ods graphics off;
```

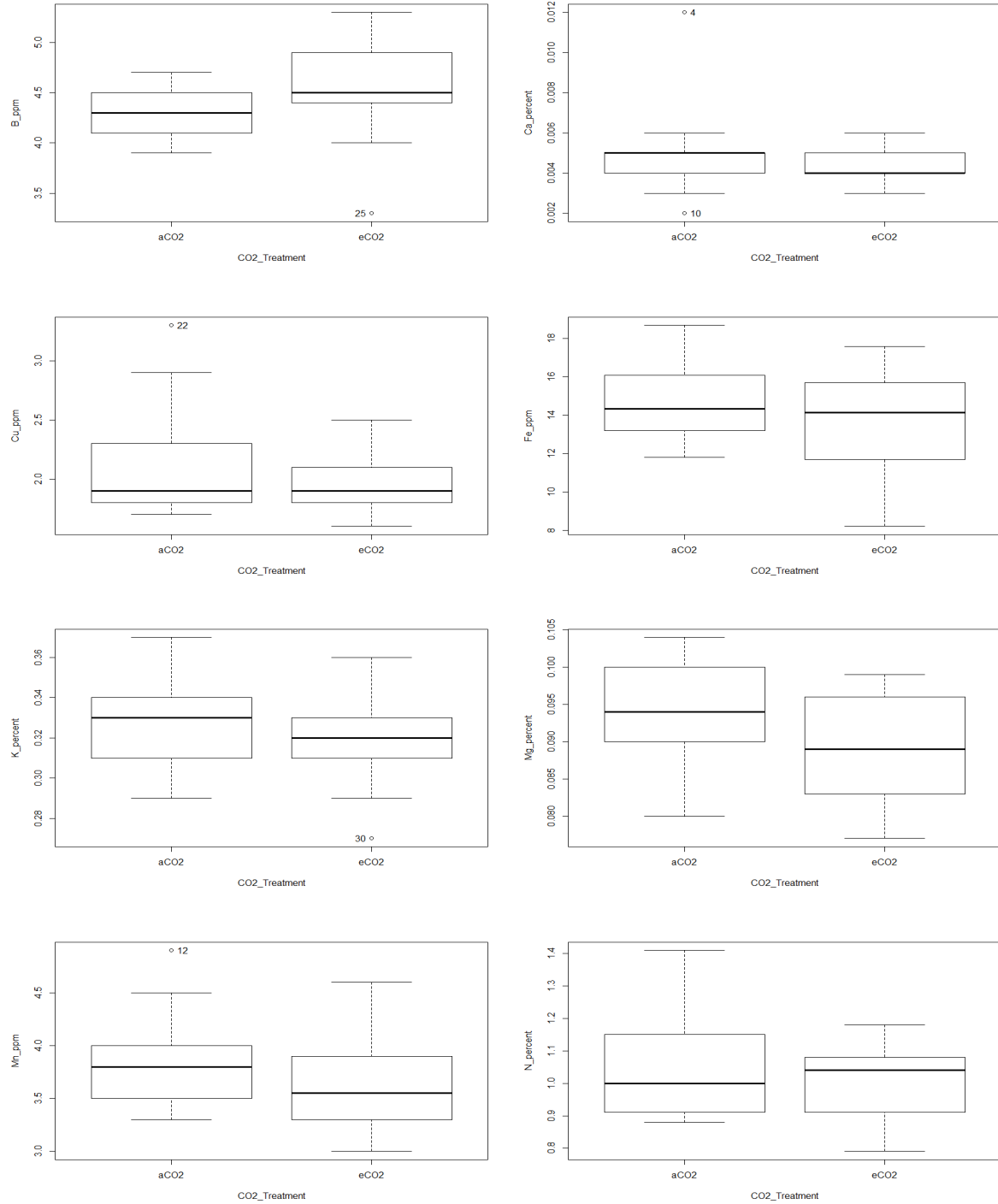
Para el modelo aditivo generalizado con base la tratamiento CO₂ se tiene el siguiente código:

```
1 proc gam data=work.maiz;
2 class CO2_Treatment;
3 model Cu_ppm=param(CO2_Treatment);
4 run;
```

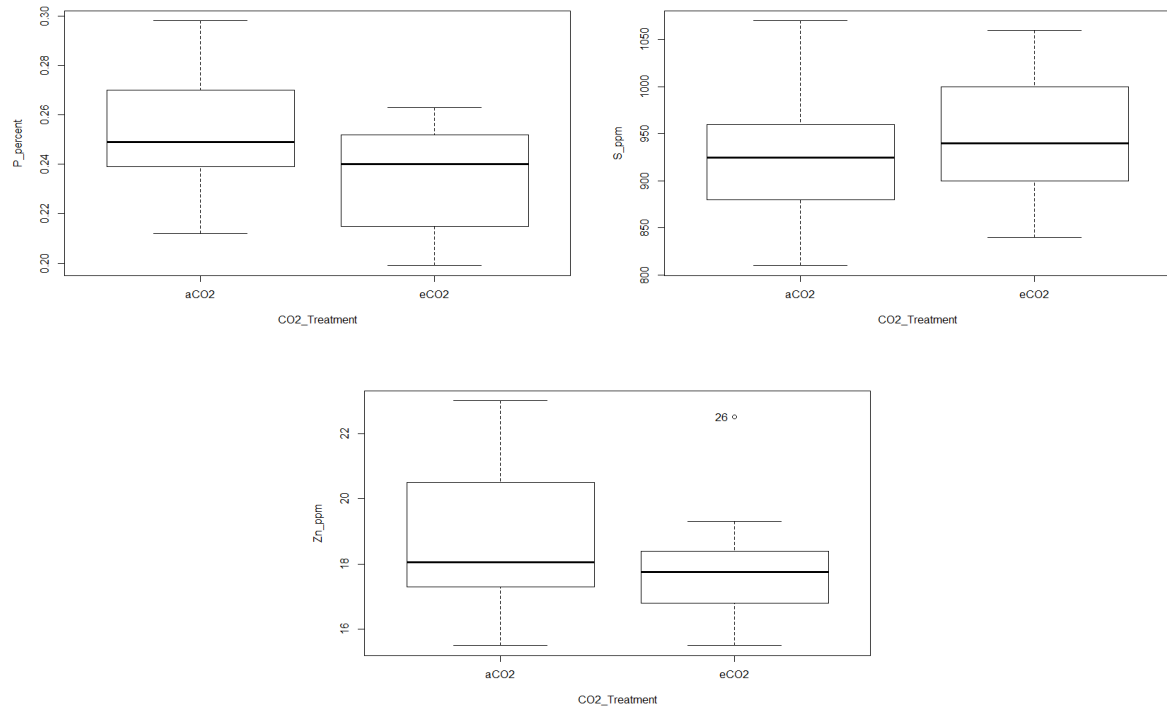
En el siguiente código se muestra el análisis del factor tratamiento CO₂ empleando el método MCMC.

```
1 proc mcmc data=work.maiz outpost=mcmaizCO2 seed=1 nmc=20000 ;
2 parms b0 1 b1 -1 sigma 1;
3 prior b0 ~ normal(1, sd=1);
4 prior b1 ~ normal(-1, sd=3);
5 prior sigma ~ gamma(shape=1, iscale=1);
6 media = b0 + b1*D1CO2;
7 model CP1 ~ normal(media, sd=sigma);
8 run;
```

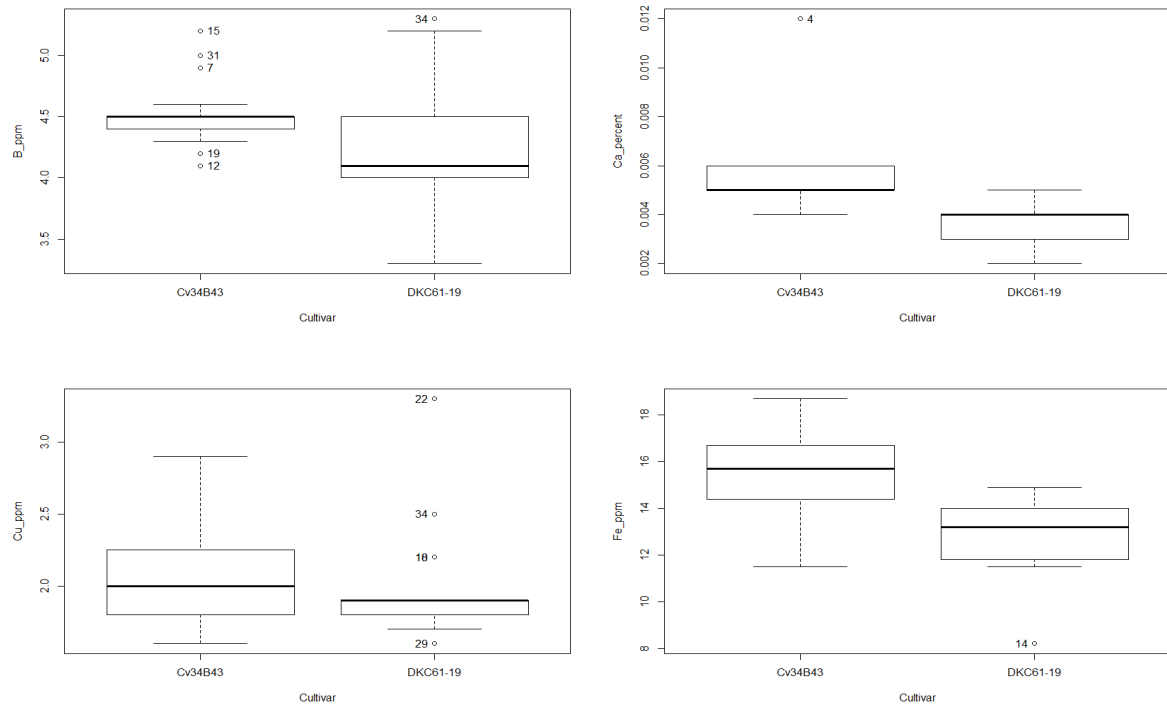
Anexo B: Ejemplo de análisis exploratorio



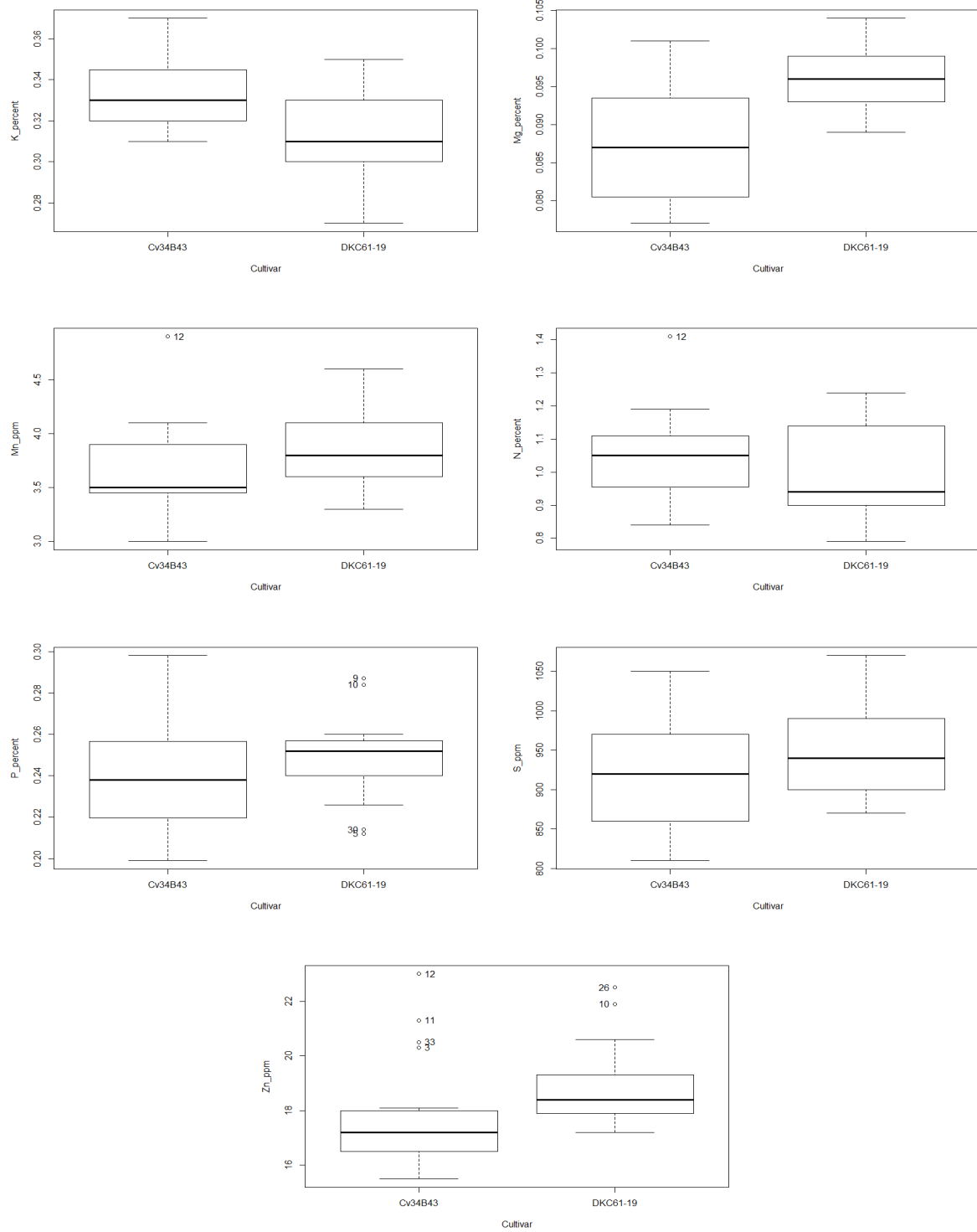
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo tratamiento CO₂



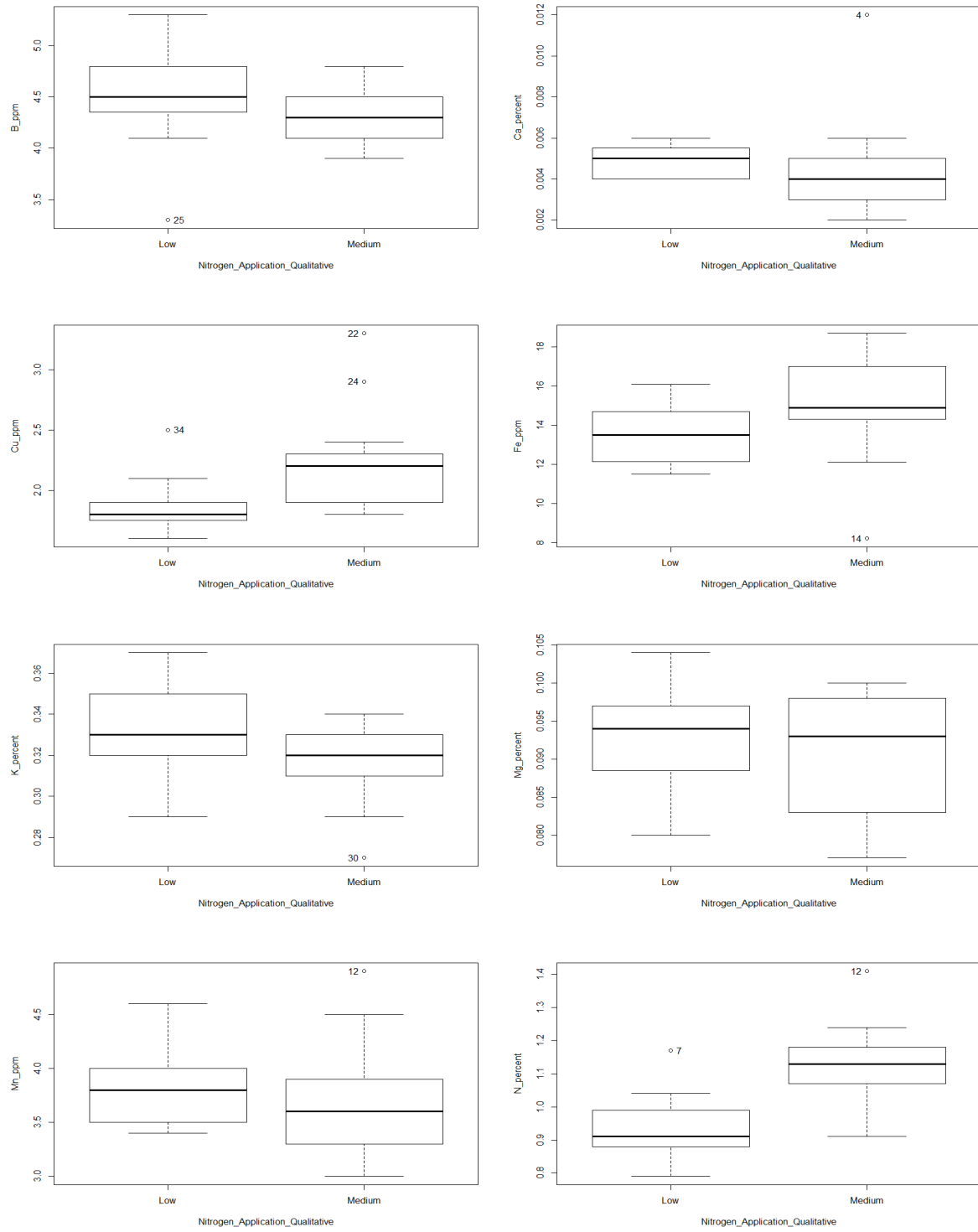
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo tratamiento CO₂



Concentraciones de nutrientes en maíz bajo el factor cultivar

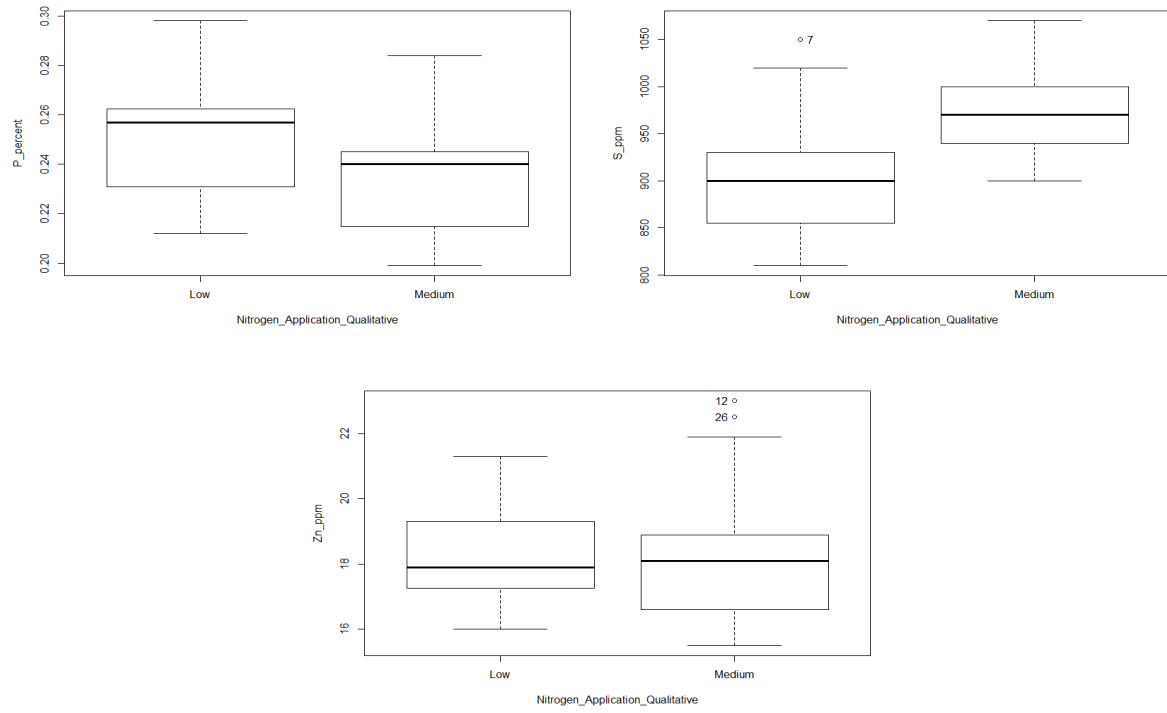


Concentraciones de nutrientes en maíz bajo el factor cultivar

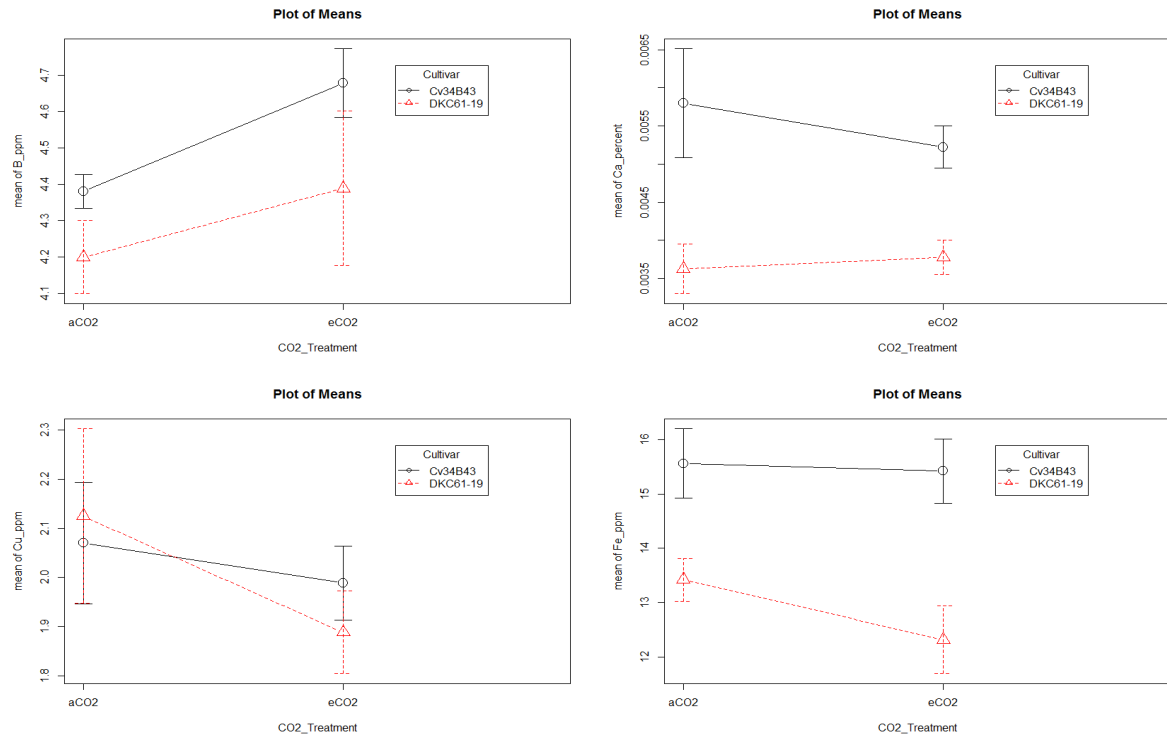


Concentraciones de nutrientes en maíz bajo el factor fertilización con nitrógeno

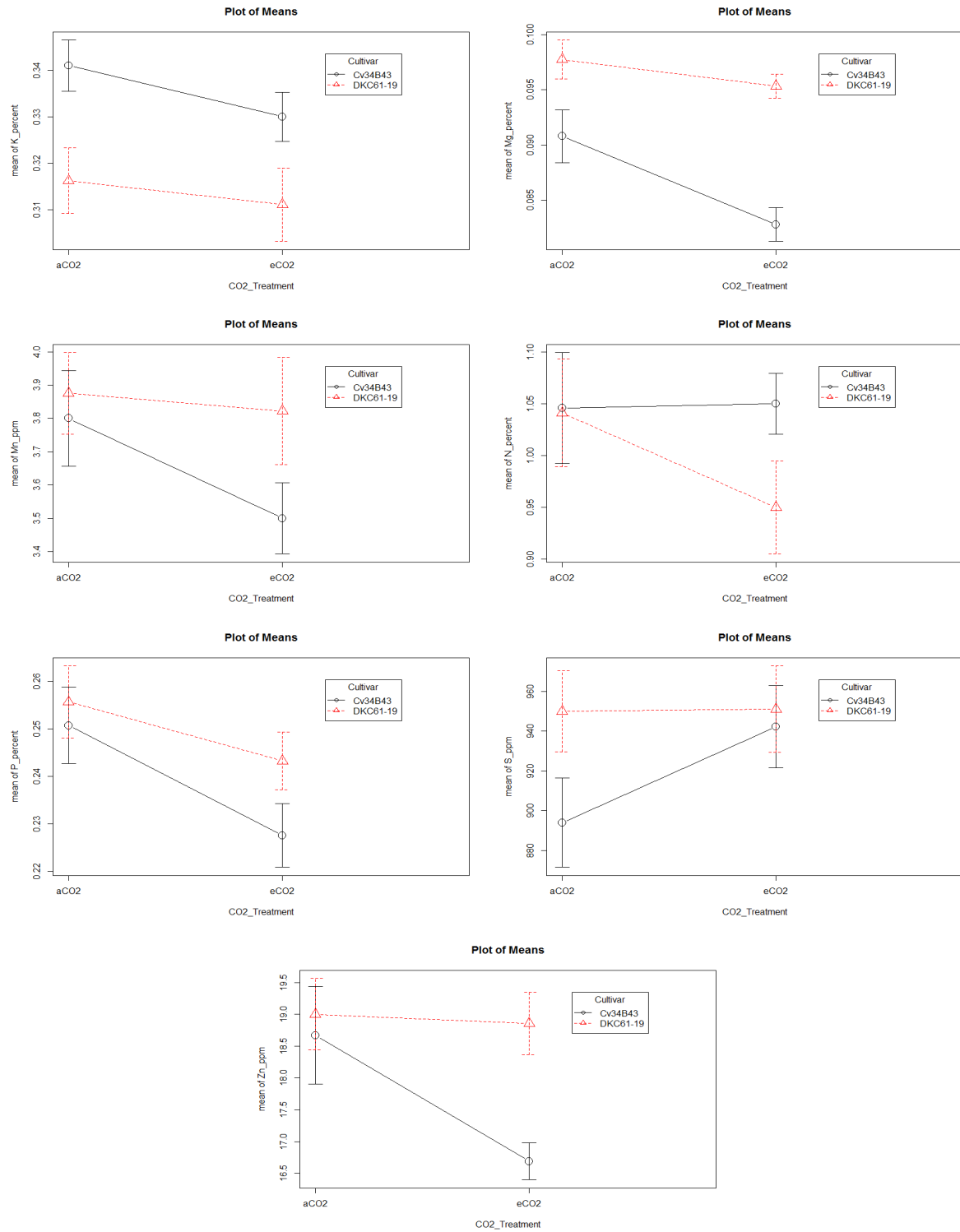
Anexos



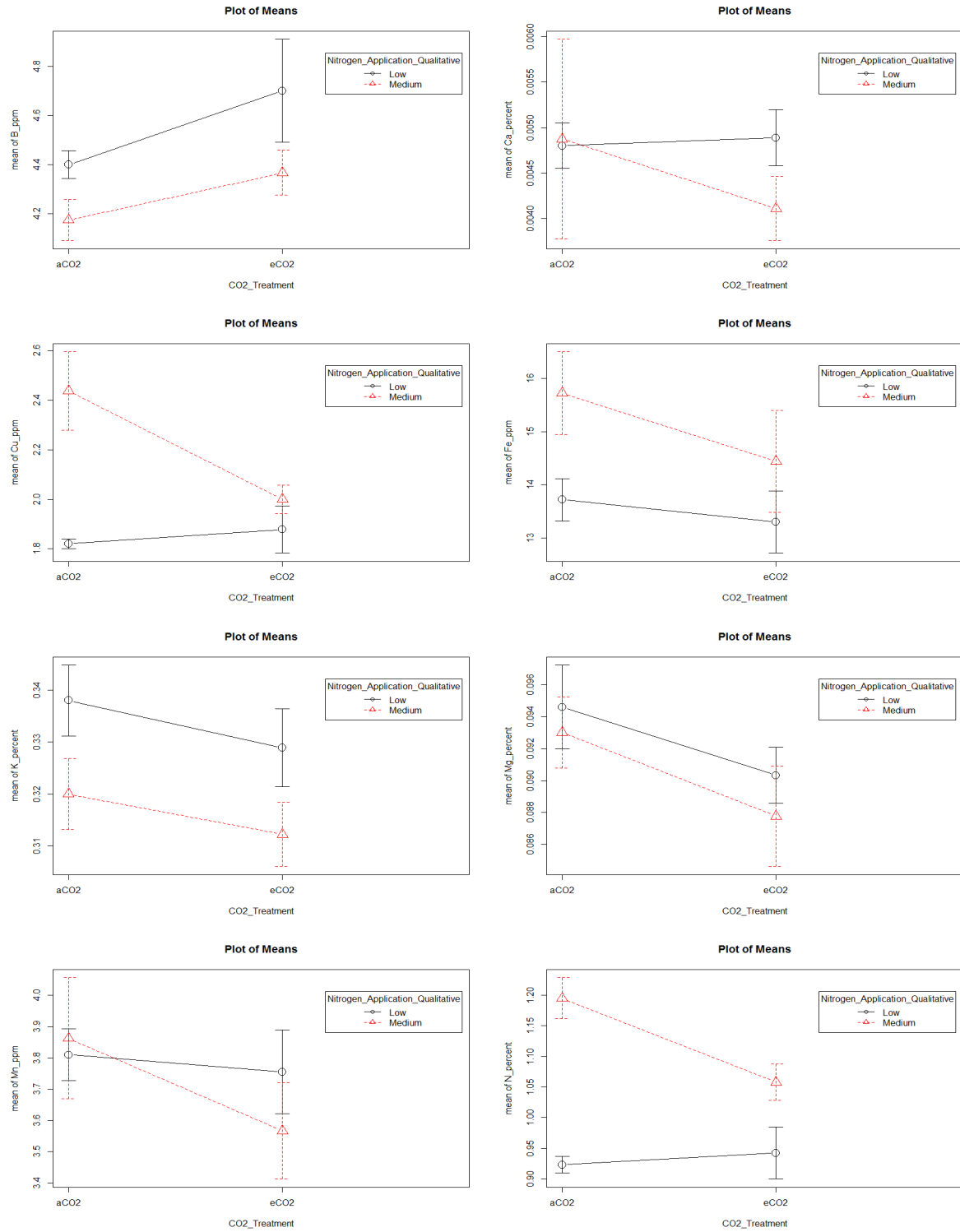
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo el factor fertilización con nitrógeno



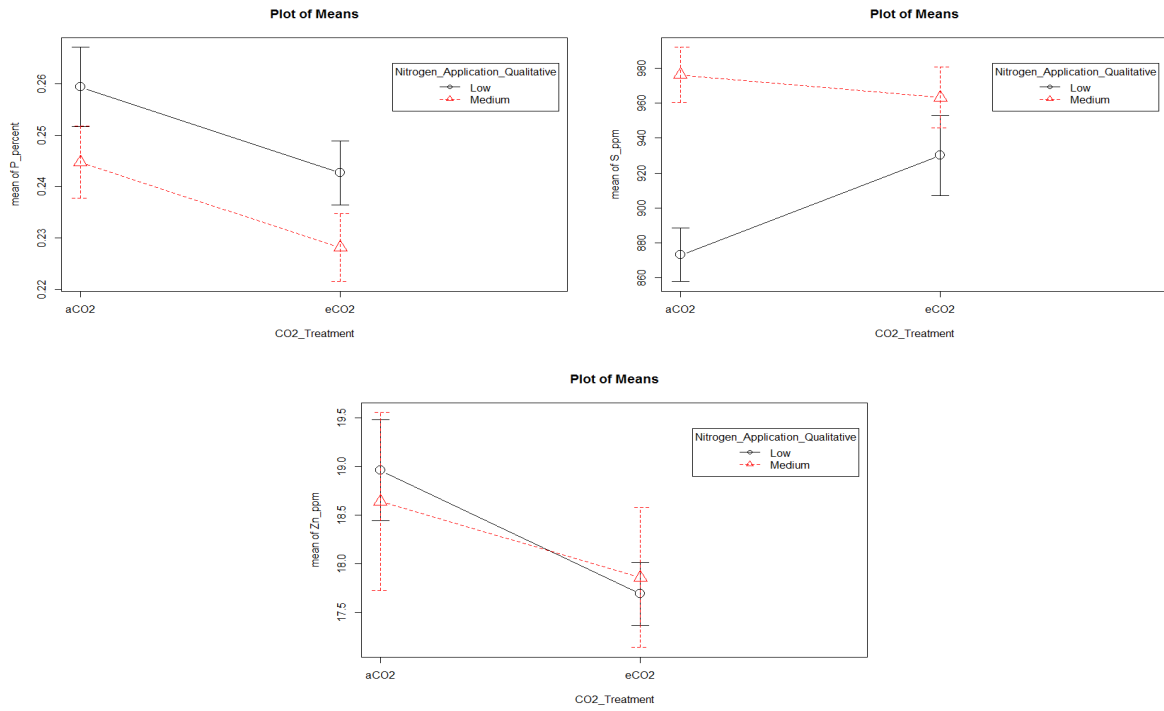
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo los factores tratamiento CO₂ y cultivar



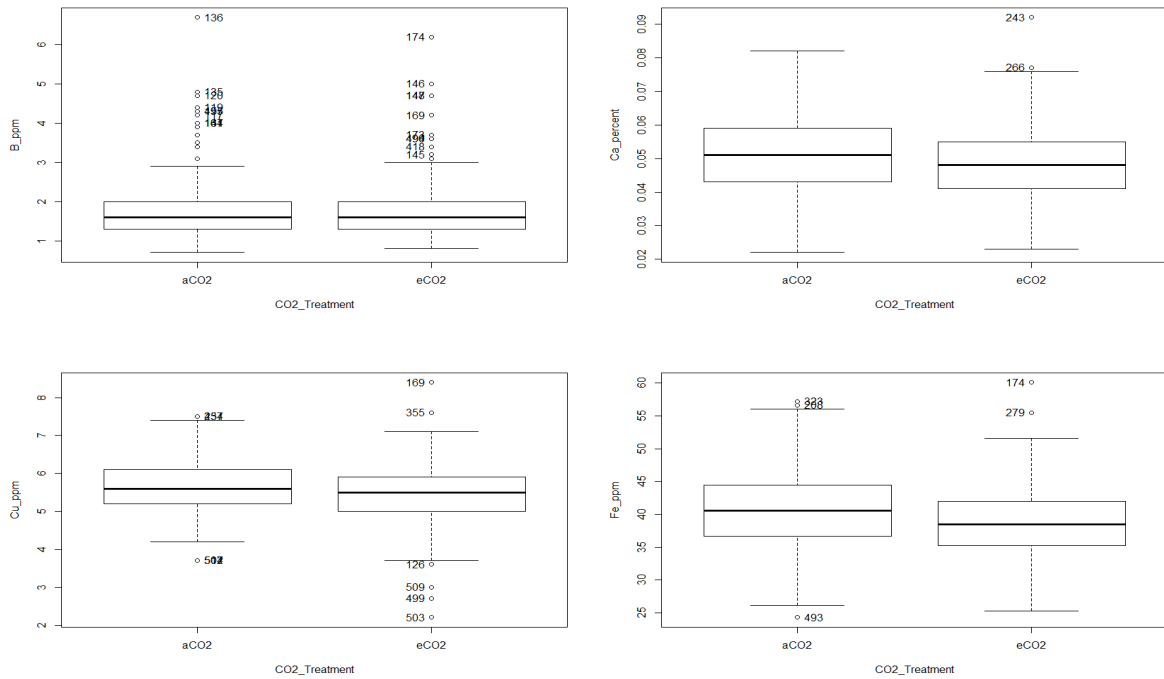
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo los factores tratamiento CO₂ y cultivar



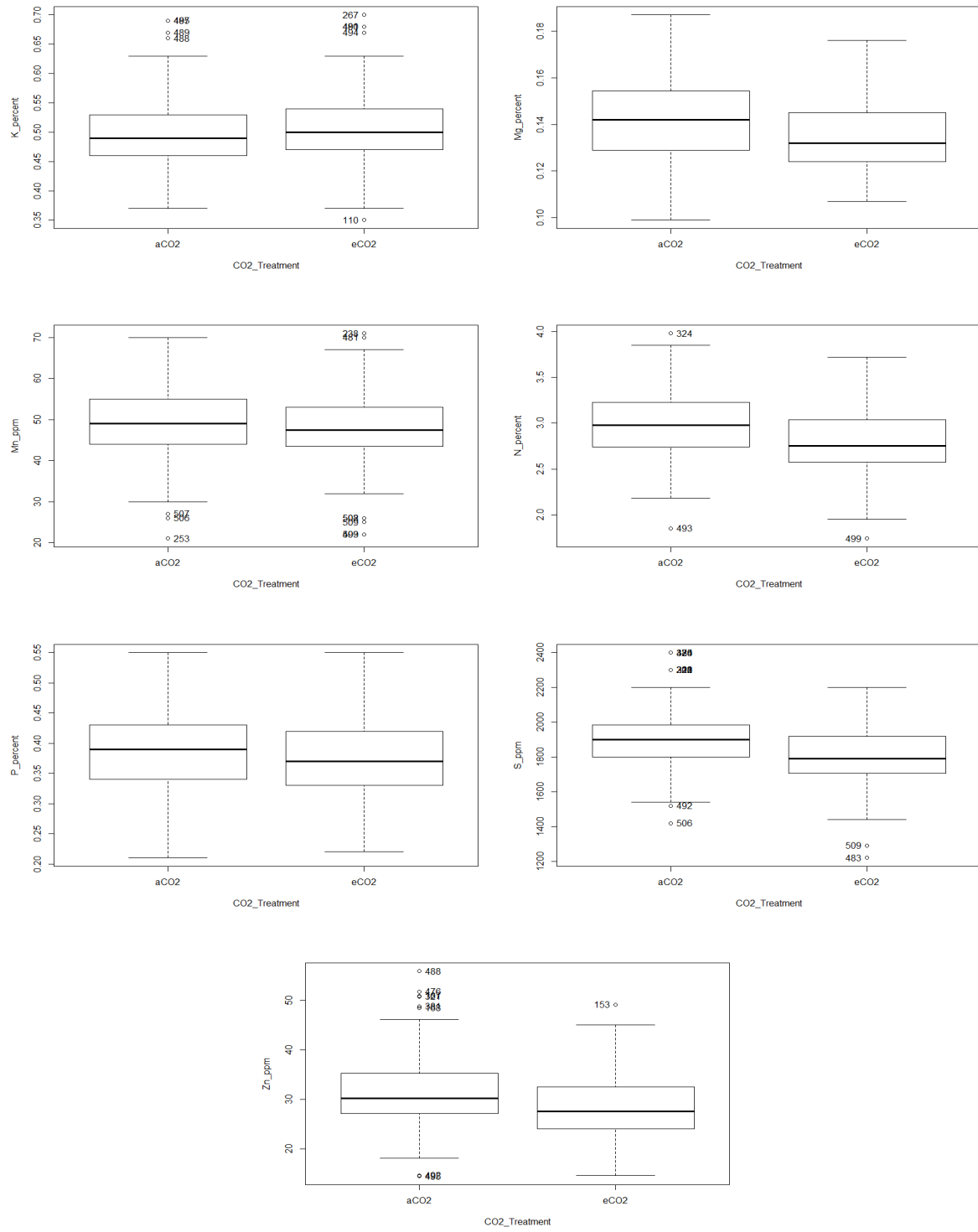
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo los factores tratamiento CO₂ y fertilización con nitrógeno



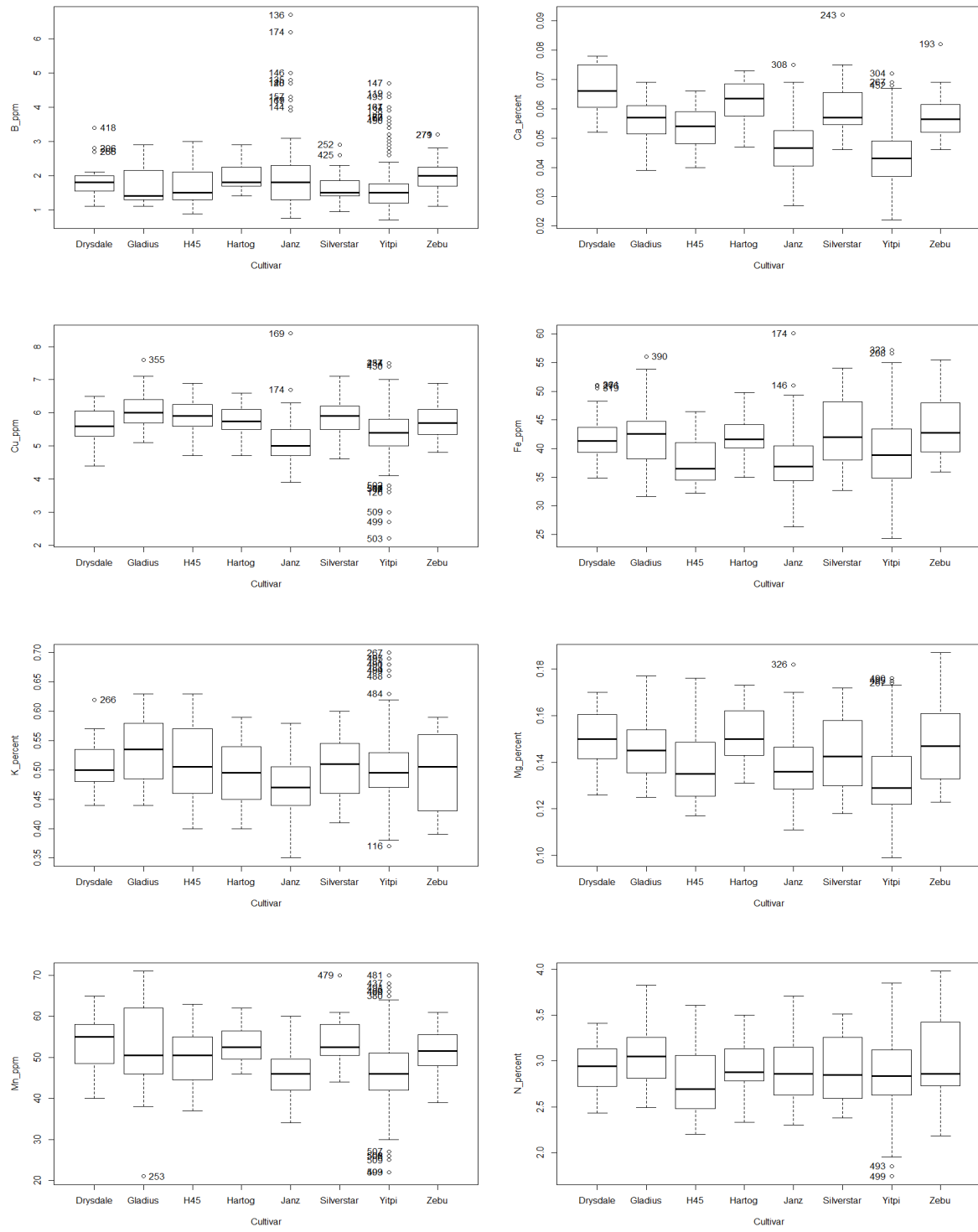
Concentraciones de nutrientes en maíz bajo los factores tratamiento CO₂ y fertilización con nitrógeno



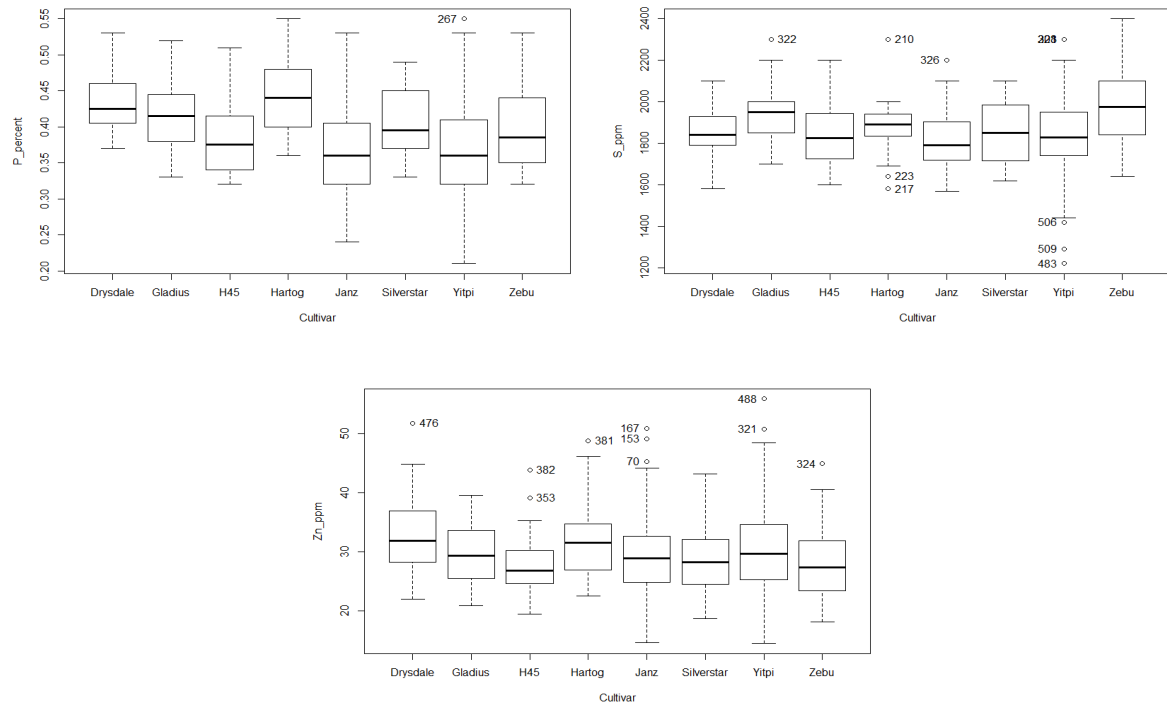
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo tratamiento CO₂



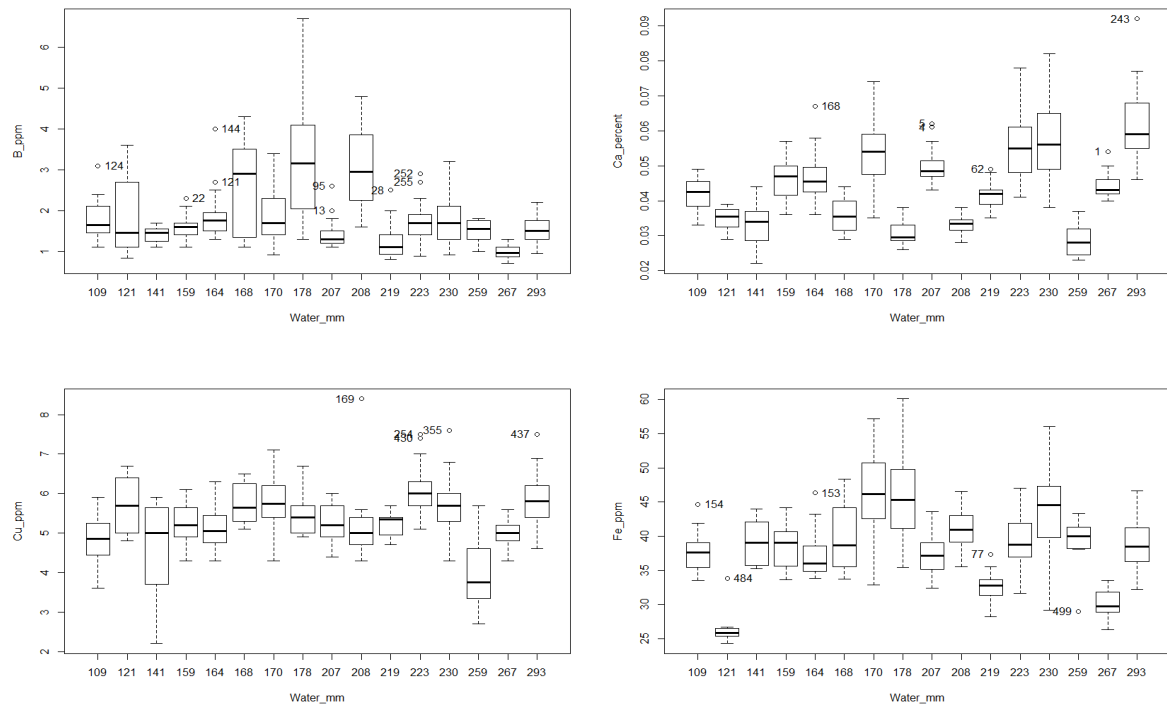
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo tratamiento CO₂



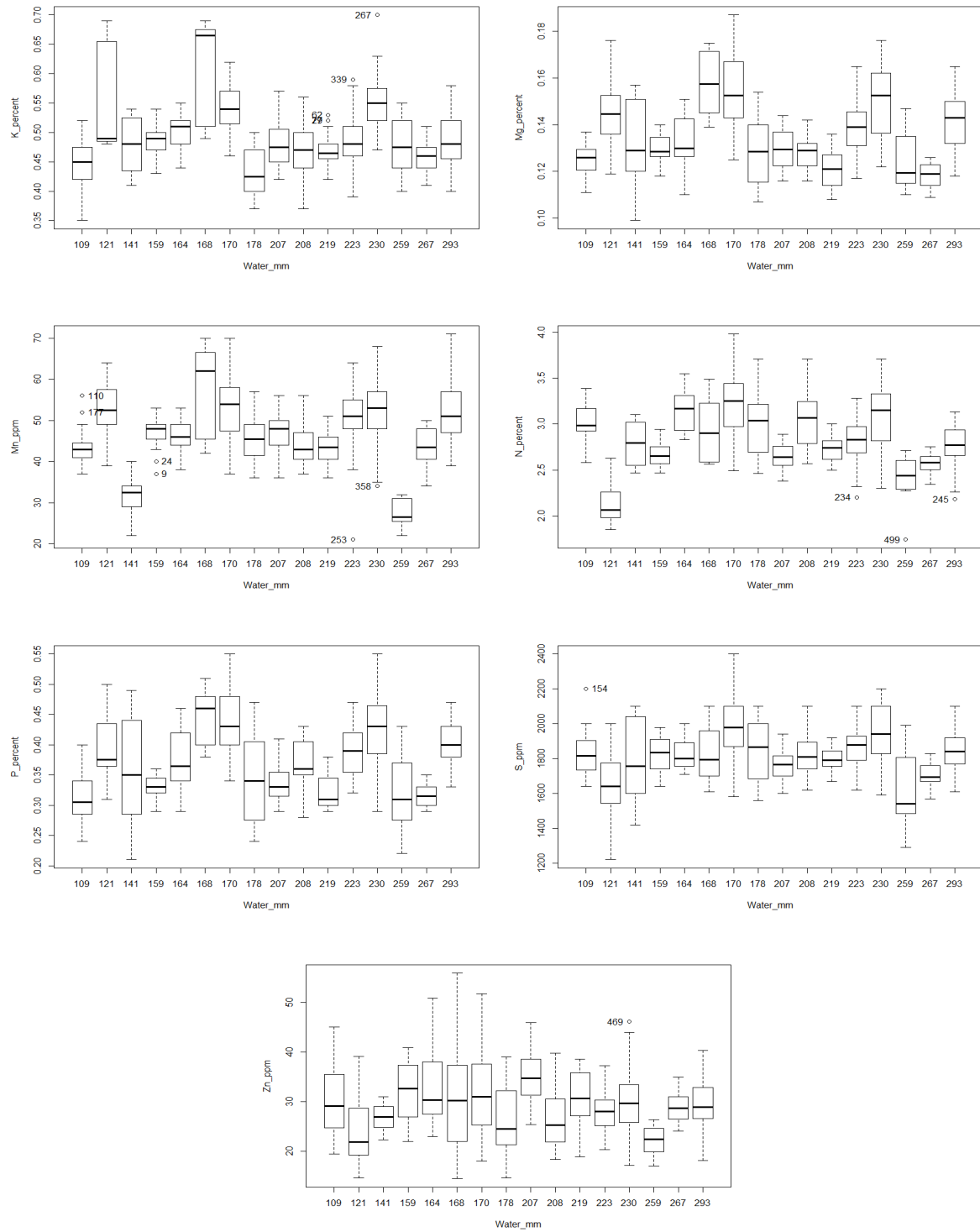
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo el factor cultivar



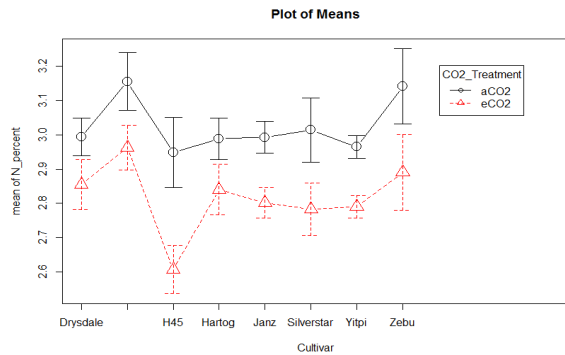
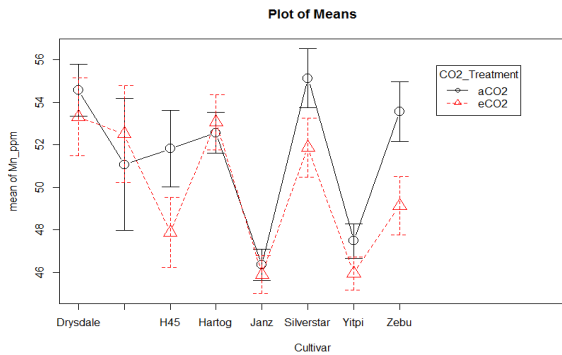
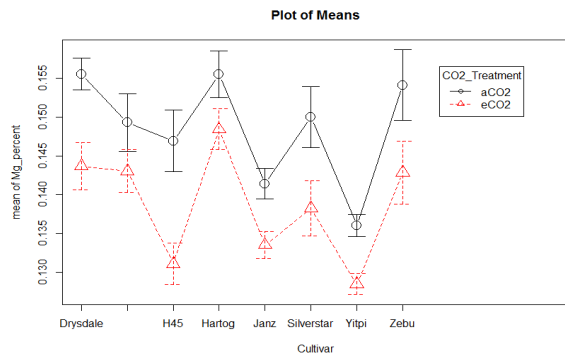
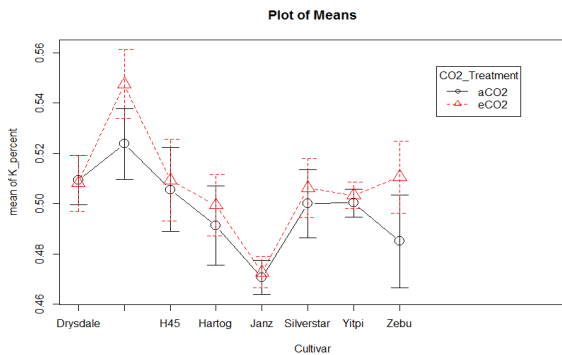
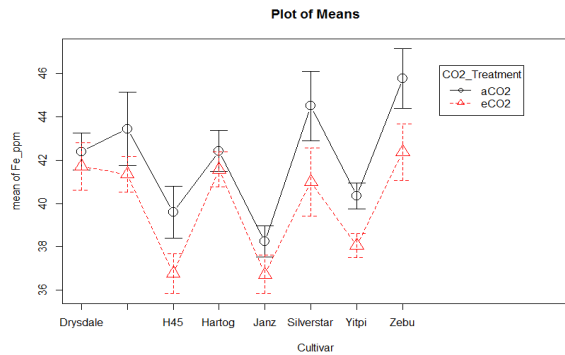
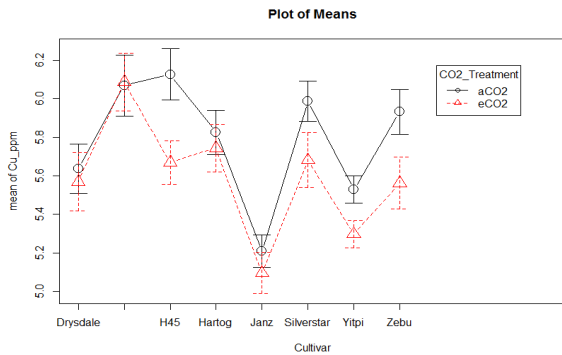
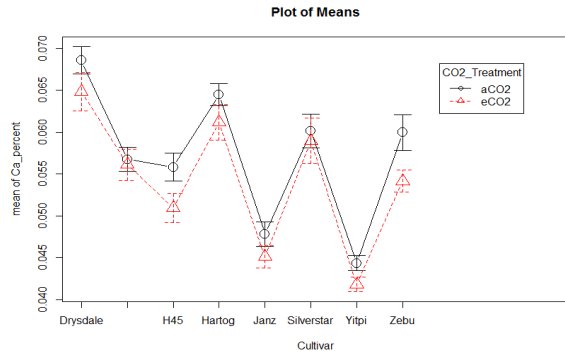
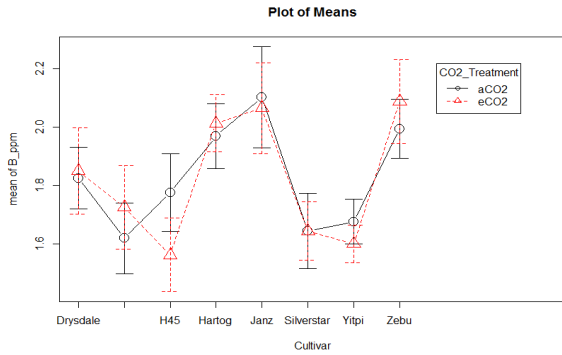
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo el factor cultivar



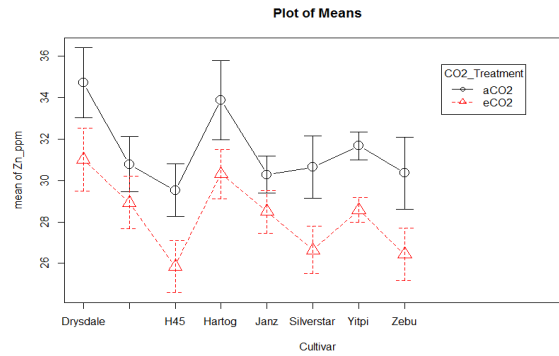
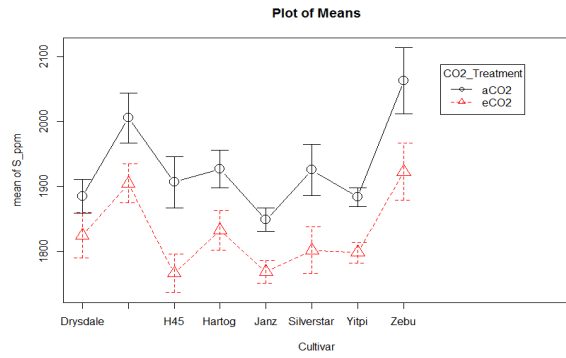
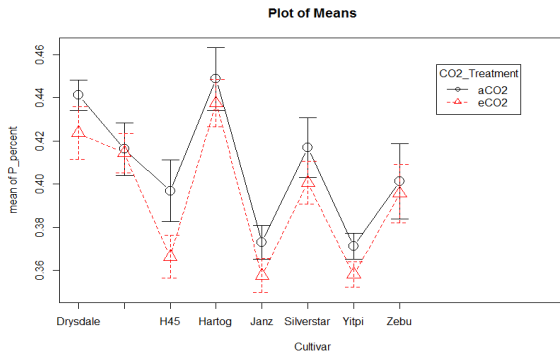
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo el factor riego



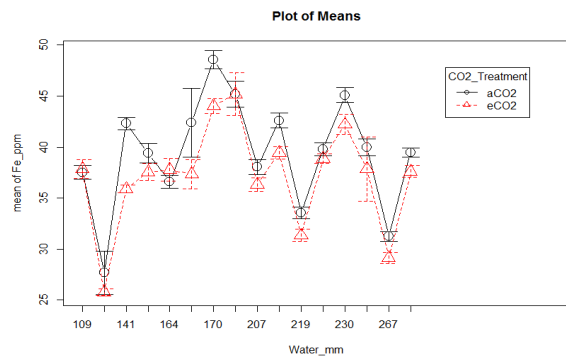
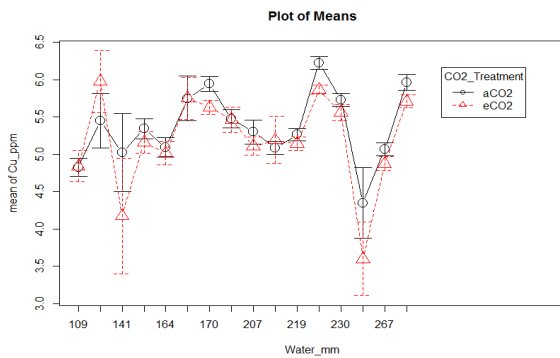
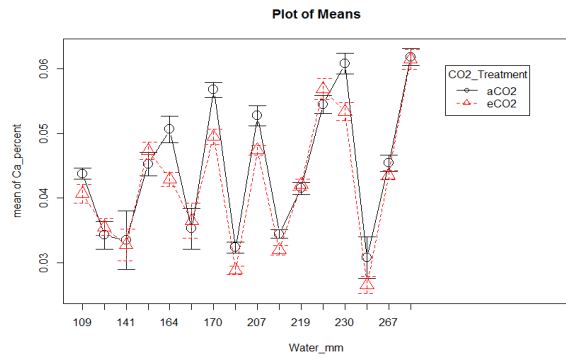
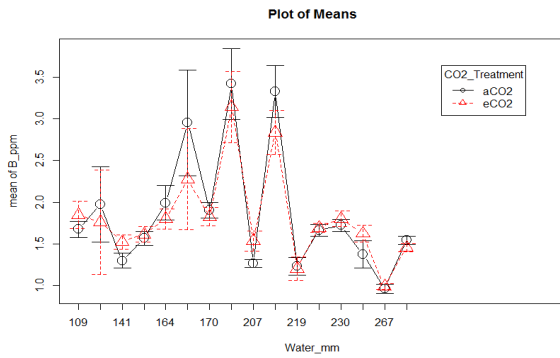
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo el factor riego



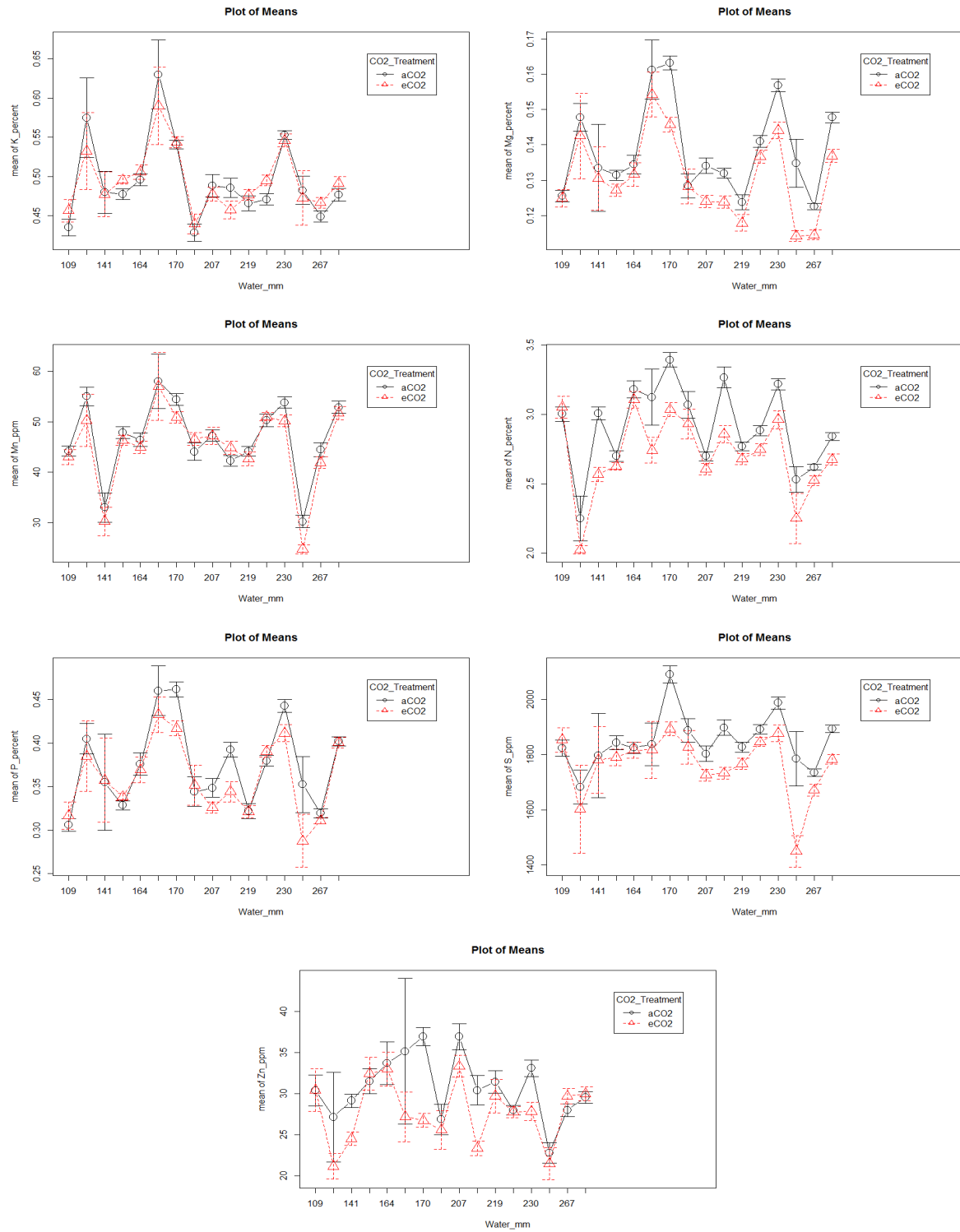
Concentraciones de nutrientes en trigo bajo los factores tratamiento CO₂ y cultivar



Concentraciones de nutrientes en trigo bajo los factores tratamiento CO₂ y cultivar



Concentraciones de nutrientes en trigo bajo los factores tratamiento CO₂ y riego



Concentraciones de nutrientes en trigo bajo los factores tratamiento CO₂ y riego