

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

**POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

**PROYECCIONES DE CAMBIO CLIMÁTICO Y SU IMPACTO EN
LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DDR-ATLACOMULCO**

TESIS

QUE COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:

**DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

PRESENTA:

ALEJANDRO CRUZ GONZÁLEZ

BAJO LA SUPERVISIÓN DE:

DR. RAMÓN ARTEAGA RAMÍREZ



CHAPINGO, ESTADO DE MÉXICO, AGOSTO 2025

PROYECCIONES DE CAMBIO CLIMÁTICO Y SU IMPACTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DDR-ATLACOMULCO

Tesis realizada por **ALEJANDRO CRUZ GONZÁLEZ** bajo la supervisión del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

DIRECTOR: _____


DR. RAMÓN ARTEAGA RAMÍREZ

ASESOR: _____


DR. JESÚS SORIA RUIZ

ASESOR: _____


DR. ALEJANDRO ISMAEL MONTERROSO RIVAS

LECTOR EXTERNO: _____


DR. IGNACIO SÁNCHEZ COHEN

CONTENIDO

ÍNDICE DE CUADROS	x
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
DEDICATORIAS	xvi
AGRADECIMIENTOS	xvii
DATOS BIOGRÁFICOS	xviii
RESUMEN GENERAL	xix
GENERAL ABSTRACT	xx
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Planteamiento del problema.....	3
1.3. Justificación	3
1.4. Objetivo General	4
1.4.1. Objetivos específicos	4
1.5. Hipótesis.....	4
1.6. Contenido temático	5
1.7. Literatura citada.....	6
CAPÍTULO 2. IMPACTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN MÉXICO	9
Resumen.....	10
Introducción.....	11
Desarrollo de la investigación.....	13
Variabilidad climática y eventos extremos en México	13

Producción de maíz en el mundo y en México	17
Efectos del cambio climático en el cultivo de maíz	18
Impactos del rendimiento de maíz ante el cambio climático	20
Medidas de adaptación y mitigación al cambio climático	22
Incertidumbres futuras en la seguridad alimentaria	23
Conclusiones	24
Literatura citada	24
CAPÍTULO 3. TENDENCIA Y VARIABILIDAD CLIMÁTICA: EFECTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DISTRITO DE DESARROLLO RURAL ATLACOMULCO	31
RESUMEN	32
INTRODUCCIÓN	33
MATERIALES Y MÉTODOS	36
Descripción del área de estudio	36
Datos observados	36
Métodos de análisis	37
RESULTADOS	40
Variabilidad de la precipitación y temperatura	40
Análisis de tendencia por estación	40
DISCUSIÓN	43
Variabilidad de la temperatura y precipitación	43
Efectos causados por la precipitación	44
Efectos causados por la temperatura	45

CONCLUSIONES.....	46
LITERATURA CITADA.....	46
CAPÍTULO 4. CLIMATE CHANGE PROJECTIONS IN TEMPERATURE AND PRECIPITATION USING CMIP6 IN CENTRAL MEXICO	59
Abstract	61
1 Introduction.....	61
2 Data and methodology	63
2.1 Study area	63
2.2 Climate database	65
2.3 LARS-WG	66
2.4 Climate change scenarios.....	68
3 Results and discussion.....	69
3.1 Calibration and validation of LARS-WG.....	69
3.2 Future climate projections.....	72
3.3 Projection of minimum and maximum temperature.....	74
3.4 Precipitation projection.....	74
3.5 Future monthly changes in temperature and precipitation	79
4 Conclusion.....	81
References	82
CAPÍTULO 5. EFECTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO SOBRE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN DE REFERENCIA Y SU IMPACTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ (ZEA MAYS L.).....	87
Resumen.....	89

Introducción.....	91
Materiales y métodos	93
Área de estudio.....	93
Datos de clima	93
LARS-WG	94
Ref-ET	95
CROPWAT	95
Datos de clima	95
Datos del cultivo	96
Evapotranspiración del cultivo (ET_c).....	96
Precipitación efectiva (PE).....	96
Requerimiento de riego	96
Resultados y discusión.....	97
Cambios potenciales en la ET_0	97
Evapotranspiración del cultivo	98
Precipitación Efectiva	99
Requerimiento de Riego	100
Relación entre Precipitación Efectiva, Requerimiento de Riego y Evapotranspiración de cultivo	101
Conclusiones.....	102
Literatura citada.....	103

CAPÍTULO 6. INDICES TO IDENTIFY HISTORICAL AND FUTURE PERIODS OF DROUGHT FOR THE MAIZE CROP (ZEA MAYS L.) IN CENTRAL MEXICO

.....	106
1. Introduction	107
2. Materials and Methods	109
2.1. Study Area	109
2.2. Climate Data	110
2.3. Agricultural Data	110
2.4. Climate Change Scenarios	110
2.5. Calculation of Drought Indices	111
2.5.1. Standardized Precipitation Index (SPI)	111
2.5.2. Standardized Precipitation and Evapotranspiration Index (SPEI) ..	111
2.6. Evaluation of the Relationship Between SPI and SPEI	112
2.7. Drought Frequency	112
3. Results	112
3.1. Climate Change Scenarios	112
3.2. Analyses of SPI-1 and SPEI-1	113
3.3. Frequency of Agricultural Drought	114
3.4. Historical Agricultural Drought	115
3.5. Agricultural Drought Using the SSP2-4.5 Pathway	116
3.6. Agricultural Drought Using the SSP5-8.5 Pathway	118
4. Discussion	119
5. Conclusions	122

References.....	123
CAPÍTULO 7. CLIMATE CHANGE IMPACTS ON THE ACCUMULATION OF GROWING DEGREE DAYS FOR CORN IN CENTRAL MEXICO	126
ABSTRACT	127
INTRODUCTION.....	128
MATERIALS AND METHODS.....	129
Study area and data	129
Climate change scenarios data.....	129
Growing degree days computation	131
RESULTS AND DISCUSSION	131
Future climate projections.....	131
Past and projected growing degree days (GDD)	132
Phenological growth stage and GDD	134
CONCLUSION	135
REFERENCES.....	136
CAPÍTULO 8. ASSESSMENT OF THE EFFECT OF CLIMATE CHANGE ON THE PRODUCTIVITY OF RAINFED MAIZE (ZEA MAYS L.) USING CROP GROWTH MODEL AQUACROP IN CENTRAL MEXICO	139
1. Introduction	141
2. Materials and Methods.....	142
2.1. Study Area.....	142
2.2. Agricultural Data	143
2.3. Climatic Data	144

2.4. Climate Change Scenarios.....	144
2.5. Reference Evapotranspiration (ET ₀).....	145
2.6. FAO AquaCrop Model	145
2.6.1. Calibration and Validation Process: AquaCrop Model	146
2.6.2. Evaluation of Model Performance	147
3. Results.....	148
3.1. Climate Change Scenario Subsection	148
3.2. Evaluation Metrics	150
3.3. Observed vs. Simulated Maize Yields	150
3.4. Maize Yields Under Climate Change Scenarios.....	152
4. Discussion.....	154
5. Conclusions	157
References.....	158
CAPÍTULO 9. CONCLUSIONES GENERALES.....	162

ÍNDICE DE CUADROS

CAPÍTULO 3

Tabla 1. Estaciones meteorológicas ubicadas en el DDRA.....	57
--	----

CAPÍTULO 4

Table 1 Meteorological stations located in the study area.	65
Table 2 Percentage of original data in the ARDD.	66
Table 3 A list of CMIP6 models and simulations used in this study.	68
Table 4 <i>K-S</i> test for seasonal distribution of wet/dry series.	69
Table 5 <i>K-S</i> test for daily distributions of precipitation, maximum temperature and minimum temperature for Atlacomulco Rural Development District (ARDD). ...	70
Table 6 Statistical criteria for model calibration during the reference period (1985-2017).....	71
Table 7 Average changes in annual precipitation, average minimum and maximum temperature with the reference period-analyzed (1985-2017).	73

CAPÍTULO 6

Table 1. Drought severity ratings for SPI and SPEI.....	111
--	-----

CAPÍTULO 7

Table 1: Average minimum and maximum temperature changes for the months of the agricultural cycle, with the reference historical period (1985-2017)	132
Table 2: GDD accumulation for each phenological stage; VE (germination and emergence), V1-V12 (development stages), VT (tasseling), R1-R6 (grain-filling and Maturity)	135

CAPÍTULO 8

Table 1. Meteorological stations located in the ARDD.....	144
Table 2. Calibrated conservative parameters of the AquaCrop model for rainfed maize in the ARDD.	147
Table 3. Non-conservative parameters used to set up the AquaCrop model, for rainfed maize in the ARDD.....	147
Table 4. Statistical indicators used to evaluate the simulation of the AquaCrop model and the data observed by SIAP.....	148
Table 5. <i>K-S</i> test and <i>P</i> -value for ARDD station, seasonal distribution of wet/dry series.	148
Table 6. Percentage change for climate variables EP and T_{avg} , for each municipality of the ARDD.	149
Table 7. Statistical indices of the simulated and measured AquaCrop results for the calibration data sets, for each municipality of the ARDD.	150
Table 8. Average values of measured and simulated results of the AquaCrop model in the growing seasons 2003-2020 in the ARDD, Pe_{sim} = percentage deviation of simulated maize yield values from measured values; Meas= observed yield; Sim= simulated yield.....	150

ÍNDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO 2

Figura 1. Escenarios de cambio climático del CMIP6 para México, variable: precipitación acumulada anual. a) Forzamiento ssp2-4. b) Forzamiento ssp5-8.5 (https://interactive-atlas.ipcc.ch/).....	14
Figura 2. Escenarios de cambio climático del CMIP6 para México, variable: temperatura media. a) Trayectoria ssp2-4.5 b) Trayectorias ssp5-8.5(https://interactive-atlas.ipcc.ch/).....	16
Figura 3. Producción mundial de maíz año 2021 (FAO, 2023).	17
Figura 4. Principales productores de maíz en México (SIAP, 2020).	18
Figura 5. Producción histórica de maíz en México, comparativa entre Riego y Temporal (SIAP, 2020).	18

CAPÍTULO 3

Figura 1. Ubicación geográfica del DDRA; A) Estaciones meteorológicas, B) Precipitación anual (mm), C) Temperatura máxima anual (°C) y D) Temperatura mínima anual (°C). Periodo 1985-2017.....	52
Figura 2. Tendencia promedio para el DDRA, método regresión lineal y prueba Mann-Kendall (Z); Precipitación (A), Temperatura máxima (B) y Temperatura mínima (C).	53
Figura 3. Tendencias en la precipitación usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en $\alpha= 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en °C/año.....	54
Figura 4. Tendencias en la temperatura máxima usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en	

$\alpha = 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en °C/año. 55

Figura 5. Tendencias en la temperatura mínima usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en $\alpha = 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en °C/año 56

CAPÍTULO 4

Fig. 1 Location of the Atlacomulco Rural Development District (ARDD). A) Meteorological stations, B) Annual maximum temperature (°C), C) Annual minimum temperature (°C) and D) Annual precipitation (mm.year⁻¹), period 1985-2017..... 64

Fig. 2 Climogram of the study area (1985-2017), Atlacomulco Rural Development District (ARDD). 64

Fig. 3 Observed and simulated monthly mean, standard deviation for maximum, minimum temperatures and precipitation. 71

Fig. 4 Variations in minimum temperature, maximum temperature and projected precipitation for the study area. Historical period (Red). HadGEM3-GC31-LL (Green), MRI-ESM2-0 (Yellow) and ACCESS-ESM1-5 (Blue)..... 72

Fig. 5 Spatial distribution of annual minimum temperature for different climate change scenarios in the ARDD. 76

Fig. 6 Spatial distribution of annual maximum temperature for different climate change scenarios in the ARDD. 77

Fig. 7 Spatial distribution of annual precipitation for different climate change scenarios in the ARDD..... 78

Fig. 8 Potential monthly increase in minimum and maximum temperature and precipitation with respect to the observed historical period 1985-2017..... 80

CAPÍTULO 5

Figura 1. Ubicación espacial del DRRA y de las estaciones meteorológicas...	94
Figura 2. Distribución espacial diaria de la ET ₀ diaria promedio en el DDRA..	98
Figura 3. Distribución espacial de la ET _c , PE y RR en el DDRA.....	101
Figura 4. Relación promedio entre PE, RR, y ET _c para maíz en el DDRA, en escala de tiempo de Decena (cada 10 días). A: Línea Base (1985-2020).....	102

CAPÍTULO 6

Figure 1. Location of the ARDD and additional information for the period 1985–2017: (A) weather stations, (B) annual precipitation (mm·yr ⁻¹), (C) annual minimum temperature (°C), and (D) annual maximum temperature (°C).	109
Figure 2. Variations in precipitation predicted for the study area with the GCM ACCESS-ESM1-5, CNRM-CM6-1, HadGEM3-GC31-LL, MPI-ESM1-2-LR, and MRI-ESM2-0 GCMs, and shared socioeconomic pathways SSP2-4.5 and SSP5-8.....	113
Figure 3. Correlation between SPI-1 and SPEI-1 for two climate change scenarios (historical and 2041–2080 with SSP2-4.5 and SSP5-8.5).	113
Figure 4. Temporal distribution of SPI-1 and SPEI-1 on the monthly time scale. (A) Historical period (1985–2017); (B) SSP2-4.5 (2041–2080); (C) SSP5-8.5 (2041–2080).....	114
Figure 5. Frequency distribution of SPI and SPEI values on the 1-month time scale in the ARDD.....	115
Figure 6. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1, historical period 1985–2017. G-E (germination and emergence), VD (vegetative development), F-P (flowering and pollination), GF-M (grain filling and maturity), and H (harvest).	116
Figure 7. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1 with SSP2-4.5. Period 2041–2080.	117

Figure 8. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1 with SSP5-8.5. Period 2041–2080.	119
--	-----

CAPÍTULO 7

Fig. 1: (A) Geographic location of the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), (B) maximum temperature, (C) minimum temperature and (D) precipitation.....	130
Fig. 2: Annual accumulation of GDD for the period 1985-2017 in the ARDD.	133
Fig. 3: Spatial distribution of GDDs in the ARDD; (A) Historical (B) SSP2-4.5 (C) SSP5-8.5.	134

CAPÍTULO 8

Figure 1. Geographical location of the study area and weather stations of the National Meteorological Service (NMS) and National Institute of Research for Forestry Agricultural and Livestock (INIFAP).	143
Figure 2. Methodological sequence for the generation of climate change scenarios with LARS-WG and the AquaCrop calibration and modelling process.	145
Figure 3. Changes in precipitation and mean temperature during the agricultural cycle (May-October), for the historical period (1985-2020) and for the future period (2021-2080) under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios.	149
Figure 4. Comparison of observed and simulated maize yield results for the different municipalities.	151
Figure 5. Observed and projected performance using SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios.	152
Figure 6. Projected yields over 2021-2080 horizon using GCM and SSP2-4.5 and SSP5-8.5.	153

DEDICATORIAS

Esta tesis se dedica a mi hija Celia Alejandra, por ser la motivación más grande para lograr este objetivo y a mi linda esposa Georgina Pérez, por entregarme todo su apoyo, paciencia y amor.

AGRADECIMIENTOS

Al **Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI)** por la beca económica, que permitió dedicarme de tiempo completo en realizar mis estudios de posgrado.

A la **Universidad Autónoma Chapingo** y al **Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA)**, por darme la oportunidad de realizar mis estudios de posgrado y brindarme todas las facilidades para el desarrollo de este proyecto de investigación.

A los miembros de mi comité asesor, con admiración, respeto y con quienes ha sido un honor colaborar: **Dr. Ramón Arteaga-Ramírez, Dr. Jesús-Soria Ruiz, Dr. Ignacio Sánchez-Cohen y Dr. Alejandro Ismael Monterroso-Rivas**, por su amistad, apoyo, orientación y compromiso en la realización de esta investigación.

DATOS BIOGRÁFICOS

Datos personales

Nombre: Alejandro Cruz González

Fecha de nacimiento: 24 de abril de 1993

Lugar de nacimiento: Atlacomulco, Estado de México, México

CURP: CUGA930424HMCRL09

Profesión: Licenciado en Geología Ambiental y Recursos Hídricos

Cédula profesional: 11472952



Desarrollo académico

Bachillerato: Técnico Agropecuario, CBT “Maximiliano Ruiz Castañeda”, 2010.

Licenciatura: Licenciado en Geología Ambiental y Recursos Hídricos, Universidad Autónoma del Estado de México, 2017

Maestría: Maestro en Ciencias en Recursos Naturales y Medio Ambiente en Zonas Áridas, Universidad Autónoma Chapingo, 2021.

Desarrollo profesional

Profesor de Asignatura, Universidad de Atlacomulco, UDA (2017-2019).

RESUMEN GENERAL

PROYECCIONES DE CAMBIO CLIMÁTICO Y SU IMPACTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DDR-ATLACOMULCO

El cambio climático ha ocasionado un importante aumento de la temperatura y una reducción de las precipitaciones a nivel mundial en las últimas décadas. Ambas consecuencias se han identificado como las principales causas de las pérdidas de rendimiento en el cultivo del maíz. Para comprender el impacto del cambio climático en este cultivo, es necesario realizar estudios regionalizados que analicen el alcance de este fenómeno en las diferentes variables agroclimáticas. Por este motivo, se consideró el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco (DDRA), un valle alto ubicado en el centro de México, como laboratorio climático. En primera instancia, en el DDRA se determinó que, durante el periodo 1985-2017, la temperatura máxima y mínima habían aumentado 1.02 °C y 0,85 °C, respectivamente, mientras que la precipitación anual había aumentado un 8.5%. Sin embargo, al realizar las proyecciones de cambio climático para el escenario SSP5-8.5 hacia el horizonte lejano 2061-2080, se espera un incremento de hasta 1.5 °C y 2.0 °C para la temperatura mínima y máxima, respectivamente, mientras que la precipitación se proyecta con una disminución inferior al 5%. Al presentarse dicha variabilidad climática, se identificó que la evapotranspiración de referencia (ET_0) aumentara hasta un 7.5% en el futuro lejano, lo que se traduce en una mayor demanda hídrica para el cultivo de maíz en el DDRA. Asimismo, se espera que la variable Grados Días de Desarrollo aumente un 33%, lo que significa que las etapas fenológicas del maíz en el DDRA ocurrirán más rápido. Por otra parte, se analizaron los periodos de sequía agrícola para cada etapa fenológica de maíz, logrando calendarizar e identificar los momentos con mayor estrés hídrico para el cultivo. Se observará una mayor recurrencia de sequías agrícolas en el futuro, específicamente después del año 2061. Al modelar los rendimientos futuros de maíz, se identificó que hacia el año 2080, la producción por hectárea podría aumentar hasta un 24%, lo que indica que el cambio climático mejorará las condiciones agroclimáticas del DDRA para el cultivo de maíz.

Palabras clave: Cambio climático, *Zea mays* L., Variables agroclimáticas.

GENERAL ABSTRACT

CLIMATE CHANGE PROJECTIONS AND THEIR IMPACT ON CORN PRODUCTION IN THE DDR-ATLACOMULCO REGION

Climate change has caused significant increases in temperature and reduced rainfall worldwide in recent decades. Both consequences have been identified as the main causes of yield losses in corn crops. To understand the impact of climate change on this crop, it is necessary to carry out regionalized studies that analyse the extent of this phenomenon on the different agroclimatic variables. For this reason, the Atlacomulco Rural Development District (DDRA), a high valley located in central Mexico, was considered as a climatic laboratory. In the first instance, the DDRA found that, over the period 1985-2017, the maximum and minimum temperature had increased by 1.02°C and 0.85°C, respectively, while annual precipitation had increased by 8.5%. However, when climate change projections are made for the SSP5-8.5 scenario towards the far horizon 2061-2080, an increase of up to 1.5 °C and 2.0 °C is expected for the minimum and maximum temperature, respectively, while precipitation is projected to decrease by less than 5%. With such climatic variability, reference evapotranspiration (ET₀) was identified to increase by up to 7.5% in the distant future, which translates into a higher water demand for the maize crop in the DDRA. Likewise, the variable Grades Days to Development is expected to increase by 33%, which means that the phenological stages of maize in the DDRA will occur faster. On the other hand, the periods of agricultural drought were analysed for each phenological stage of maize, managing to calendar and identify the moments with the greatest water stress for the crop. A higher recurrence of agricultural droughts will be observed in the future, specifically after 2061. By modelling future maize yields, it was identified that by 2080, yields per hectare could increase by up to 24%, indicating that climate change will improve the agroclimatic conditions of the DDRA for maize cultivation.

Keywords: Climate change, *Zea mays* L., Agroclimatic variables.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL

1.1. Antecedentes

El clima terrestre ha experimentado cambios notables debido al aumento de la temperatura global (IPCC, 2021). Este fenómeno se ve agravado por las actividades humanas y la alteración del medio ambiente natural; dichas alteraciones climáticas, se han intensificado en las últimas décadas (Munawar et al. 2022). El promedio mundial de la temperatura aumentó 0.74 °C entre 1906 y 2005, y se espera que a finales del siglo XXI, el incremento de la temperatura media global sea de 1.7 °C en el escenario de emisiones más bajas y de 4,8 °C en el escenario de emisiones más altas (IPCC, 2019).

La preocupación de los gobiernos por los fenómenos naturales extremos y sus repercusiones ha aumentado en los últimos años, como lo demuestra el importante esfuerzo llevado a cabo por el Panel Intergubernamental de Cambio Climático, especialmente ante la ocurrencia de sequías prolongadas e inundaciones extremas (Abbass et al., 2022). Entre 1998 y 2017, los efectos de estos fenómenos sobre la economía mundial provocaron pérdidas directas de 2.9 billones de dólares, actualmente, los eventos climáticos extremos constituyen el 77 % del total de las pérdidas económicas, lo que equivale a 2.24 billones de dólares, demostrando la grave amenaza que el cambio climático representa (IPCC, 2021).

La tendencia del clima en México muestra un aumento general de las temperaturas medias y una reducción de las lluvias, lo que acentúa un calentamiento más intenso del clima del país para este siglo, con estimaciones de incrementos de más de 5 °C en ciertas áreas del centro (Mateos et al., 2015). En la parte norte del país, la región que más sufre es el noroeste, que se enfrenta a sequías y olas de calor más extensas, además de una reducción de hasta el 30% en el acceso al agua (Magaña et al., 2012). Por otro lado, en el sur del país también se anticipan anomalías desfavorables en las precipitaciones, con una variabilidad incierta relacionada con los fenómenos de El Niño y La Niña, que

provocan eventos hidrometeorológicos como sequías e inundaciones con características extremas (Magaña et al., 2003).

La fluctuación del clima y la presencia de fenómenos extremos (heladas, granizadas, sequías e inundaciones) ocasionan daños significativos a la producción agrícola, por lo que son necesarios varios años para lograr la recuperación económica y financiera del daño provocado (Tiscornia et al., 2016). Este sector depende en gran medida de las condiciones climáticas y de los eventos climáticos adversos, por lo que un cambio en las condiciones habituales de los cultivos puede afectar significativamente a su productividad (Harkness et al., 2020).

El cultivo de maíz presenta diferentes etapas de desarrollo que son sensibles a fenómenos climáticos adversos como temperaturas elevadas, heladas tardías, lluvias intensas y sequías, estas circunstancias pueden reducir drásticamente el rendimiento y la calidad del cultivo (Ureta et al., 2020). La sensibilidad antes mencionada, ocasiona cambios en las fechas de siembra, debido a la inestabilidad de las condiciones climáticas, así como a variaciones tanto beneficiosas como perjudiciales en los rendimientos en diferentes zonas (Wang et al., 2021).

El maíz (*Zea mays* L.), es uno de los cultivos alimentarios más importantes del mundo, en el año 2019, represento más del 27.2% de la producción global de cereales, apreciado como el segundo cultivo de mayor importancia en términos de consumo humano y volumen de producción (FAO, 2021). En ese mismo año, México ocupó el séptimo lugar de los mayores productores de este cereal, es un cultivo alimenticio en la canasta básica y representa la base nutricional de hasta 126 millones de habitantes (FAO, 2021; INEGI, 2020).

El maíz es muy vulnerable a las circunstancias climáticas desfavorables, lo que genera estrés abiótico (estrés hídrico, altas temperaturas, heladas, granizo y sequías), lo que puede reducir los rendimientos y en algunos casos afectar a la producción, los incrementos constantes en la temperatura y la reducción del agua en el suelo, alteran la duración del ciclo del maíz (Lv et al., 2020; Senthilkumar et

al., 2015). El calentamiento climático adelanta o retrasa la época de siembra del maíz, pospone tiempo de cosecha, y generalmente acorta la fase de crecimiento vegetativo, alargando la fase de crecimiento reproductivo (Lv et al., 2020; Lizaso et al., 2018).

1.2. Planteamiento del problema

A nivel global, se ha identificado que el cambio climático y la variabilidad climática afectan directamente a los factores más importantes para el establecimiento de un cultivo y a todas sus etapas de crecimiento y desarrollo (Waqas et al., 2025). Esta situación tiene un impacto en el rendimiento del cultivo de maíz durante su producción, por lo que es necesario generar conocimiento sobre las condiciones climáticas que inciden directamente sobre el cultivo, esto se puede lograr mediante una caracterización agroclimática, cuya utilidad radica en servir de herramienta para disminuir los riesgos y aprovechar las oportunidades a los que está sometida la agricultura de maíz en la región.

1.3. Justificación

Es útil emplear un conjunto de parámetros agroclimáticos que indiquen las consecuencias del cambio climático y de la variabilidad climática para la producción de cultivos, y que representen las condiciones esperadas, así como que propongan medidas de mitigación y adaptación para este fenómeno global (Senthilkumar et al., 2015; Tian et al., 2014).

El Estado de México es uno de los referentes nacionales en la producción y consumo de maíz. En 2020, la entidad mexiquense cosechó una superficie de 345 039 Ha y registró una producción de 1 246 706 toneladas, de las cuales el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco (DDRA) aportó el 35.3 % de la superficie cosechada, con 122 088 ha, y el 41.4 % de la producción, con 516 438 toneladas (SIAP, 2021).

El DDRA es considerado el granero agrícola del estado, las actividades primarias que se desarrollan en la región son principalmente agricultura y ganadería,

aunque también se presenta un desarrollo urbano e industrial muy importante, el cambio de uso de suelo es una problemática creciente y por ende la disminución de la frontera agrícola es algo inevitable (INAFED, 2018).

1.4. Objetivo General

Identificar y cuantificar el comportamiento de la variabilidad climática, que impacta potencialmente en la producción de maíz, a partir de una caracterización agroclimática, proyectada con escenarios de cambio climático y simulación de rendimientos en el Distrito de Desarrollo Rural de Atlacomulco (DDRA).

1.4.1. Objetivos específicos

- i. Abordar el estado del arte sobre los impactos del cambio climático en la producción de maíz.
- ii. Identificar la tendencia y la variabilidad climática en los impactos sobre la producción de maíz.
- iii. Generar escenarios de cambio climático utilizando proyecciones climáticas del CMIP6.
- iv. Modelar y analizar la evapotranspiración de referencia y sus variables relacionadas para el cultivo de maíz.
- v. Analizar los periodos de sequía agrícola en las diferentes etapas fenológicas del cultivo de maíz.
- vi. Determinar la cantidad de grados días de desarrollo durante las diferentes etapas fenológicas del cultivo de maíz.
- vii. Evaluar los cambios potenciales en el rendimiento del maíz empleando el modelo AQUACROP.

1.5. Hipótesis

La variabilidad de los patrones climáticos afecta directamente a la producción de maíz. La proyección de escenarios climáticos y el uso de modelos de cultivos pueden ayudar a diseñar procesos de mitigación y/o prevención en el Distrito de Desarrollo Rural de Atlacomulco (DDRA).

1.6. Contenido temático

El presente trabajo de investigación está conformado por ocho capítulos:

El **capítulo primero** presenta la introducción general del proyecto de investigación, compuesto de los antecedentes, problema del estudio, los objetivos y la composición de la investigación (descripción breve del contenido de los capítulos).

El **capítulo segundo** corresponde al primer artículo titulado “IMPACTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN MÉXICO”, el cual consiste en una exhaustiva revisión de literatura, donde se enfatiza el problema de investigación y la importancia del estudio.

El **capítulo tercero** presenta el segundo artículo titulado: “TENDENCIA Y VARIABILIDAD CLIMÁTICA: EFECTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DISTRITO DE DESARROLLO RURAL ATLACOMULCO, cuyo contenido aborda la metodología para analizar las tendencias de precipitación, temperatura máxima y mínima del periodo histórico 1985-2017.

El **capítulo cuarto** presenta el tercer artículo titulado: “CLIMATE CHANGE PROJECTIONS IN TEMPERATURE AND PRECIPITATION USING CMIP6 IN CENTRAL MEXICO”, en el cual, se describe a detalle la metodología utilizada para la generación de los escenarios de cambio climático en el DDRA.

El **capítulo quinto** presenta el cuarto artículo titulado: “EFECTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO SOBRE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN DE REFERENCIA Y SU IMPACTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ (*ZEA MAYS* L.)”, en esta investigación, se identifica y analiza el requerimiento hídrico del cultivo de maíz en el DDRA, y sus posibles cambios mediante el cambio climático.

El **capítulo sexto** presenta el quinto artículo titulado: “INDICES TO IDENTIFY HISTORICAL AND FUTURE PERIODS OF DROUGHT FOR THE MAIZE CROP (*ZEA MAYS* L.) IN CENTRAL MEXICO”, analiza los eventos de sequía agrícola durante las diferentes etapas fenológicas de maíz, así mismo se proyecta a un tiempo futuro, forzado a escenarios de cambio climático.

El **capítulo séptimo** presenta el sexto artículo titulado: “CLIMATE CHANGE IMPACTS ON THE ACCUMULATION OF GROWING DEGREE DAYS FOR CORN IN CENTRAL MEXICO”, identifica la acumulación de los Grados Días Desarrollo en el cultivo de maíz, necesarios para lograr una etapa fenológica.

El **capítulo octavo** presenta el séptimo artículo titulado “ASSESSMENT OF CLIMATE CHANGE ON PRODUCTIVITY OF RAINFED MAIZE (*ZEA MAYS* L.) USING A CROP GROWTH MODEL AQUACROP IN CENTRAL MEXICO”, en el cual, se proyectan los rendimientos futuros de maíz en el DDRA.

1.7. Literatura citada

Abbass, K., Qasim, M. Z., Song, H., Murshed, M., Mahmood, H., & Younis, I. (2022). A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(28), 42539-42559. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-19718-6>.

FAO. (2021). Food and Agriculture Organization of the United Nations. FAOSTAT-Agriculture Database. <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>.

Harkness, C., Semenov, M. A., Areal, F., Senapati, N., Trnka, M., Balek, J., & Bishop, J. (2020). Adverse weather conditions for UK wheat production under climate change. *Agricultural and Forest Meteorology*, 282-283, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107862>.

INAFED. (2018). Instituto Nacional para el Federalismo. Enciclopedia de los Municipios y Delegaciones de México. <http://www.inafed.gob.mx/work/enciclopedia/EMM15mexico/municipios/15048a.html>.

INEGI. (2020). Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática. Censo de Población y Vivienda 2020. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>. Consultado: 15/06/2022.

- IPCC. (2021). Climate Change 2021: The physical science basis. In Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change 2. Cambridge University Press: Cambridge, UK; New York, NY, USA.
- IPCC. (2019). Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Calentamiento global de 1.5 °C. <https://www.riob.org/es/documentos/calentamiento-global-de-15-degc>.
- Lizaso, J. I., Ruiz-Ramos, M., Rodríguez, L., Gabaldon-Leal, C., Oliveira, J. A., Lorite, I. J., Sánchez, D., García, E., & Rodríguez, A. (2018). Impact of high temperatures in maize: Phenology and yield components. *Field Crops Research*, 216, 129-140. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2017.11.013>
- Lv, Z., Li, F., & Lu, G. (2020). Adjusting sowing date and cultivar shift improve maize adaption to climate change in China. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 25(1), 87-106. <https://doi.org/10.1007/s11027-019-09861-w>
- Magaña, V. O., Vázquez, J. L., Pérez, J. L., & Pérez, J. B. (2003). Impact of El Niño on precipitation in Mexico. *Geofísica Internacional*, 42(3), 313-330. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=56842304>
- Magaña, V., Zermeño, D., & Neri, C. (2012). Climate change scenarios and potential impacts on water availability in northern Mexico. *Climate Research*, 51(2), 171-184. <https://doi.org/10.3354/cr01080>
- Mateos, E., Santana, J. S., Montero-Martínez, M. J., Deeb, A., & Grunwaldt, A. (2015). Possible climate change evidence in ten Mexican watersheds. *Physics and Chemistry of the Earth*, 91, 10-19. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2015.08.009>
- Munawar, S., Rahman, G., Moazzam, M. F., Miandad, M., Ullah, K., Al-Ansari, N., & Linh, N. T. (2022) Future Climate Projections Using SDSM and LARS-WG Downscaling Methods for CMIP5 GCMs over the Transboundary Jhelum River Basin of the Himalayas Region. *Atmosphere*, 13(6).

<https://doi.org/10.3390/atmos13060898>

- Senthilkumar, K., Bergez, J. E., & Leenhardt, D. (2015). Can farmers use maize earliness choice and sowing dates to cope with future water scarcity? A modelling approach applied to south-western France. *Agricultural Water Management*, 152, 125-134. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.01.004>
- SIAP. (2021). Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera. Avance de siembras y cosechas resumen por estado. http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/resumenproducto.do.
- Tian, Z., Yang, X., Sun, L., Fischer, G., Liang, Z., & Pan, J. (2014). Agroclimatic conditions in China under climate change scenarios projected from regional climate models. *International Journal of Climatology*, 34(9), 2988-3000. <https://doi.org/10.1002/joc.3892>
- Tiscornia, G., Cal, A., & Giménez, A. (2016). Análisis y caracterización de la variabilidad climática en algunas regiones de Uruguay. *Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 42, 66-71.
- Ureta, C., González, E. J., Espinosa, A., Trueba, A., Piñeyro-Nelson, A., & Álvarez-Buylla, E. R. (2020). Maize yield in Mexico under climate change. *Agricultural Systems*, 177, 102697. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.102697>
- Wang, Y., Wang, C., & Zhang, Q. (2021). Synergistic effects of climatic factors and drought on maize yield in the east of Northwest China against the background of climate change. *Theoretical and Applied Climatology*, 143(3–4), 1017–1033. <https://doi.org/10.1007/s00704-020-03457-0>
- Waqas, M., Naseem, A., Humphries, U. W., Hlaing, P. T., Shoaib, M., & Hashim, S. A. (2025). Comprehensive review of the impacts of climate change on agriculture in Thailand. *Farming System*, 3, 100114.



Impactos del cambio climático en la producción de maíz en México

Alejandro Cruz-González^{1,§}

Ramón Arteaga-Ramírez¹

Ignacio Sánchez-Cohen²

Jesús Soria-Ruiz³

Alejandro Ismael Monterroso-Rivas⁴

CAPÍTULO 2. IMPACTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN MÉXICO

Forma de citar este artículo:

Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Sánchez-Cohen, I., Soria-Ruiz, J., & Monterroso-Rivas, I. A. (2024). Impactos del cambio climático en la producción de maíz en México. *Revista Mexicana De Ciencias Agrícolas*, 15(1), ME:e3327. <https://doi.org/10.29312/remexca.v15i1.3327>.

Impactos del cambio climático en la producción de maíz en México

Resumen

Las actividades antropogénicas han sumado lo suficiente para ocasionar alteraciones importantes en el clima a nivel global, en los últimos 20 años se ha pronunciado un fenómeno de características extremas denominado “Cambio Climático”, el cual ha sido encargado de causar una variabilidad climática, cuyo nivel de afectación se extiende en todas las escalas geográficas. Esta investigación tiene como objetivo conocer los impactos del cambio climático en el sistema productivo del cultivo de maíz en México, dada su gran relevancia nutricional, cultural y económica. Se describe la variabilidad climática y los eventos extremos que ocurren en México y que de alguna manera tienen una relación directa con la producción del maíz, como la precipitación, temperatura, heladas, granizadas, sequías e inundaciones. A nivel mundial, México destaca en los primeros lugares en producción y consumo de maíz, la población actual supera los 126 millones de personas y resulta una condición que manifiesta una gran demanda, teniendo que realizar una fuerte exportación del grano año con año, poniendo en manifiesto la insostenibilidad de la seguridad alimentaria del país. Esta situación se agrava cuando el cambio climático y la variabilidad climática, afectan directamente en los requerimientos de mayor importancia para el establecimiento de un cultivo y que afectan directamente con todas las etapas de crecimiento y desarrollo, presentando una disminución del rendimiento actual y futuro.

Palabras clave: *Zea mays* L., eventos extremos, vulnerabilidad, mitigación y adaptación, seguridad alimentaria.

Abstract

Anthropogenic activities have added enough to cause important alterations in the global climate, in the last 20 years, a phenomenon of extreme characteristics called "Climate Change" has been pronounced, which has been responsible for causing climate variability, whose level of affectation extends to all geographical scales. This research aims to understand the impacts of climate change on the production system of maize cultivation in Mexico, given its great nutritional, cultural and economic relevance. It describes the climatic variability and extreme events that occur in Mexico and that in some way have a direct relationship with maize production, such as precipitation, temperature, frost, hailstorms, droughts and floods. Mexico is one of the world's leading producers and consumers of maize, with a current population of over 126 million people and a high demand for the grain, which is exported year after year, thus demonstrating the unsustainability of the country's food security. This situation is aggravated when climate change and climate variability directly affect the most important requirements for the establishment of a crop and directly affect all stages of growth and development, leading to a decrease in current and future yields.

Keywords: *Zea mays* L., extreme events, vulnerability, mitigation and adaptation, food security.

Introducción

El clima de una región geográfica es el estado más frecuente de la atmósfera en un tiempo promedio o normal durante un largo período de tiempo (>30 años), el cambio climático, por lo tanto, es una modificación a largo plazo en el clima típico o promedio de una región (Santos y Bakhshoodeh, 2021). Las alteraciones antropogénicas como la industria, la agricultura excesiva, la deforestación, el uso de combustibles fósiles, entre otras, han llevado a cambios gradualmente acelerados en el clima, incluido un aumento en la temperatura promedio de la superficie terrestre, lo que se ha definido como cambio climático (Abbass *et al.*, 2022; IPCC, 2021). Este fenómeno no solo cambia el estado medio del clima, sino también su variabilidad, que se proyecta en aumento hacia una mayor extensión geográfica (Frieler *et al.*, 2017).

La variabilidad climática se refiere a las variaciones en el estado medio y otras estadísticas del clima en todas las escalas temporales y espaciales (IPCC, 2019). Este es uno de los principales fenómenos que ocurren en todo el mundo y que ha provocado cambios importantes en variables climáticas como la precipitación, la temperatura del aire, la humedad relativa y la radiación solar (Ochieng *et al.*, 2016). La variabilidad y los extremos climáticos son considerados una de las principales causas del origen de crisis alimentarias, especialmente en las regiones con mayor marginación e inseguridad alimentaria (Richardson *et al.*, 2018).

Estudios recientes han demostrado que la variabilidad climática se percibe con una mayor intensidad en las regiones agrícolas productivas que en las menos productivas, también se presentan otros factores que influyen en el rendimiento del cultivo, como plagas, enfermedades, tipo de labranza, baja fertilidad del suelo, disponibilidad de agua y aumento de los precios de los insumos (Mills *et al.*, 2018; Frieler *et al.*, 2017; Kang *et al.*, 2013). La ocurrencia de eventos meteorológicos como; heladas, granizadas, sequías e inundaciones, resultan en perjuicios importantes para la producción agrícola, impactando durante varios años para la recuperación económica y financiera del deterioro ocasionado, además del problema social que desencadena (González-Celada *et al.*, 2021).

La producción de maíz depende en gran medida de las condiciones climáticas y de los eventos climáticos extremos, cuando las condiciones normales experimentadas por los cultivos cambian, pueden tener un impacto importante en su rendimiento (Harkness *et al.*, 2020; Baum *et al.*, 2020). La producción del cultivo de maíz, durante sus diferentes etapas de desarrollo, como la germinación y emergencia, crecimiento vegetativo, floración y fecundación, llenado de granos y madurez, son muy sensibles a los eventos climáticos extremos, estas condiciones, pueden reducir severamente el rendimiento del cultivo y afectar su calidad (Noein y Soleymani, 2022; Ureta *et al.*, 2020). La sensibilidad antes mencionada, provoca modificaciones en el ciclo de siembra, debido a la variabilidad de las condiciones meteorológicas, así como cambios tanto positivos y negativos en los rendimientos para distintas regiones geográficas (Wang *et al.*,

2021; Leng, 2019; Ye *et al.*, 2017). Por lo anteriormente mencionado, el objetivo del presente ensayo, consiste en realizar una revisión sobre el estado de arte en los impactos del cambio climático, asociados al sistema productivo del cultivo de maíz en México.

Desarrollo de la investigación

Esta investigación se obtuvo de fuentes confiables, como los informes más recientes del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC), la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) y la Organización de las Naciones Unidas (ONU), informes de agencias estatales como el Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP), el Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED) y del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), así como en las plataformas científicas Science Direct y Redalyc, consultando artículos de investigación centrados en el cambio climático y la agricultura.

Variabilidad climática y eventos extremos en México

Precipitación

En el territorio mexicano durante el periodo 2005-2021 se presentó una precipitación media anual de 778.2 mm, con un promedio de 400.4 mm en el noroeste, 554.3 mm en la región noreste, 811.2 mm en la región este, 880.5 mm en el centro y 1,567 mm para el sur (CONAGUA, 2022). La región del sur y centro de México, históricamente son las que presentan una mayor cantidad de precipitación acumulada anual, esta situación se debe a la abundancia de ciclones tropicales, tanto en el Océano Pacífico como en el Golfo de México, la temporada de lluvias corresponde a los meses de junio, julio, agosto, septiembre y octubre (Monterroso y Conde, 2015).

Cuervo-Robayo *et al.* 2020 identificaron que la región Neotropical de México (provincias de la Costa del Pacífico, Golfo de México, Depresión del Balsas, Oaxaca, Altos de Chiapas y la Península Yucatán) ha presentado una disminución más pronunciada en la precipitación durante el periodo 1980-2009. Esta situación se proyecta en el futuro, se esperan anomalías negativas en la precipitación, presentándose una

variabilidad incierta del fenómeno del niño y de la niña, causando eventos hidrometeorológicos con características extremas en todo el país (Zúñiga y Magaña, 2018).

La Figura 1 muestra las proyecciones del total de precipitación anual hasta el final del año 2100, con base en observaciones del periodo 1850 a 1900, empleando los Modelos de Circulación General (MCG) del Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados (CMIP6) de <https://interactive-atlas.ipcc.ch/>. Estos escenarios están disponibles en los distintos MCG del último informe del IPPC (Sexto Informe del Plan de Desarrollo), considerando dos niveles de Trayectoria Socioeconómica Compartida (ssp), ssp2-4.5 (medio) y ssp5-8.5 (alto) (IPCC, 2022). Estos valores se derivan de un promedio de 32 MCG, los cuales indican que, para el escenario ssp2-4.5 a finales del 2100, se podría esperar una disminución general de la precipitación hasta del 10% en el territorio mexicano (Figura 1a), mientras que esta situación podría ser de mayor impacto en el escenario ssp5-8.5 (Figura 1b), con una disminución general de hasta 20% de la precipitación acumulada a finales del siglo XXI, lo que proyecta un grave problema para la producción de maíz en temporal y riego.

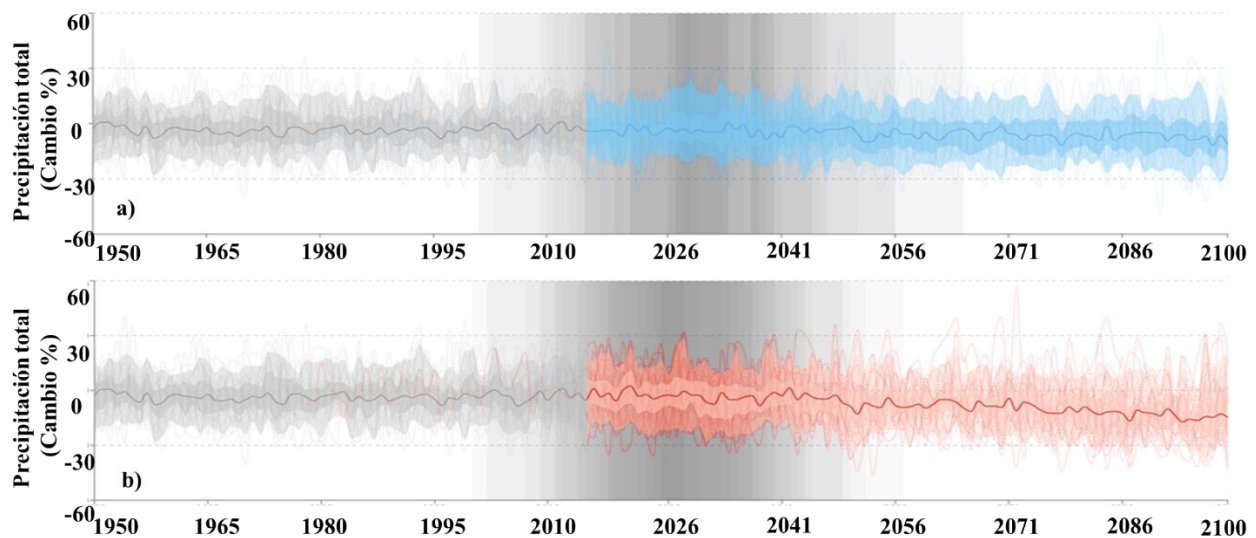


Figura 1. Escenarios de cambio climático del CMIP6 para México, variable: precipitación acumulada anual. a) Forzamiento ssp2-4. b) Forzamiento ssp5-8.5 (<https://interactive-atlas.ipcc.ch/>).

Temperatura

CONAGUA (2022) reportó que durante el periodo 2005-2021, la temperatura media anual para México fue de 22 °C, presentándose promedios desde 25.2 °C en la región sur hasta las temperaturas más bajas con 17.6 °C en la región centro. Lobato-Sánchez y Altamirano-Del Carmen (2017) analizaron la anomalía de 112 estaciones meteorológicas distribuidas en todo el país, durante un periodo de 64 años (1950-2013), de estas, 84 corresponden a anomalías positivas (calentamiento) y 28 a negativas (enfriamiento), el mayor cambio de la temperatura, con valores entre 1 y 3 °C, se presentó en el norte y noroeste, siendo las regiones más afectadas, seguido por las regiones centro y pacífico, con rangos de incremento entre 1 y 2° C, y con los menores cambios en la costa del Golfo de México, siendo menor a 1 °C. El Programa de Investigación en Cambio Climático de la UNAM, ha identificado una anomalía en la temperatura media anual, en la que indica que, hasta el año 2021 se ha registrado un aumento en la temperatura promedio en el país de 1.31 °C desde el año 1910 (PINCC, 2022).

De acuerdo al IPCC, las proyecciones futuras obtenidas mediante la simulación de los MCG del CMIP6 para modelar la temperatura media de México, indican que a partir de la trayectoria ssp2-4.5 (Figura 2a), se espera un incremento en la temperatura media de hasta 3 °C hacia el año 2100, mientras que el forzamiento a la trayectoria ssp5-8.5 (Figura 2b), se proyecta un incremento de hasta 6 °C al finalizar el presente siglo, poniendo en riesgo la vida de múltiples ecosistemas además de la producción agrícola (IPCC, 2022).

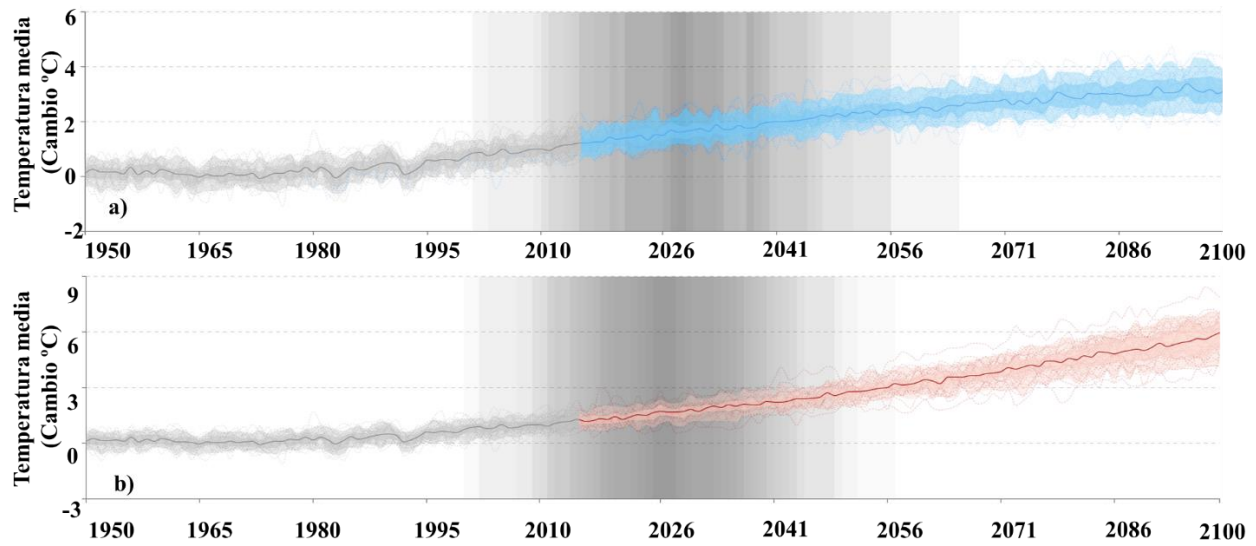


Figura 2. Escenarios de cambio climático del CMIP6 para México, variable: temperatura media. a) Trayectoria ssp2-4.5 b) Trayectorias ssp5-8.5 (<https://interactive-atlas.ipcc.ch/>).

Eventos extremos

En México es común que se presenten eventos de tipo hidrometeorológicos; inundaciones, sequías, heladas y granizadas son los de mayor impacto sobre la producción de maíz, estos eventos se han percibido con una mayor intensidad y frecuencia en los últimos 20 años, teniendo afectaciones en diferentes regiones en donde son muy comunes y en algunas otras son considerados como fenómenos atípicos o eventos extremos (CENAPRED, 2020; Monterroso y Conde, 2015).

Los eventos extremos, cuando impactan sobre la producción de maíz, implican una considerable disminución en la cantidad y calidad del producto, incluso se llega a tener pérdidas totales, lo que provoca una reducción de la actividad industrial por la escasez de insumos, una elevación de precios agrícolas y un aumento de la importación de granos, además de que se condiciona la seguridad alimentaria y al bienestar socioeconómico de los productores y consumidores (CENAPRED, 2014).

Producción de maíz en el mundo y en México

El maíz es uno de los cultivos alimentarios más importantes del mundo, en el año 2021, representó el 40% de la producción mundial de cereales, es considerado como el cultivo más importante en términos de volumen de producción y consumo humano, en el mismo año, la superficie cultivada en el mundo fue mayor a 1,600 millones de hectáreas, de las cuales el 50.9% se destinó a la siembra de cereales, siendo el maíz y el trigo los dos más importantes con el 29.7% y 29.1% respectivamente, México ocupó el séptimo lugar en los mayores productores de maíz, como se observa en la Figura 3 (FAO, 2023; Ureta *et al.*, 2020).

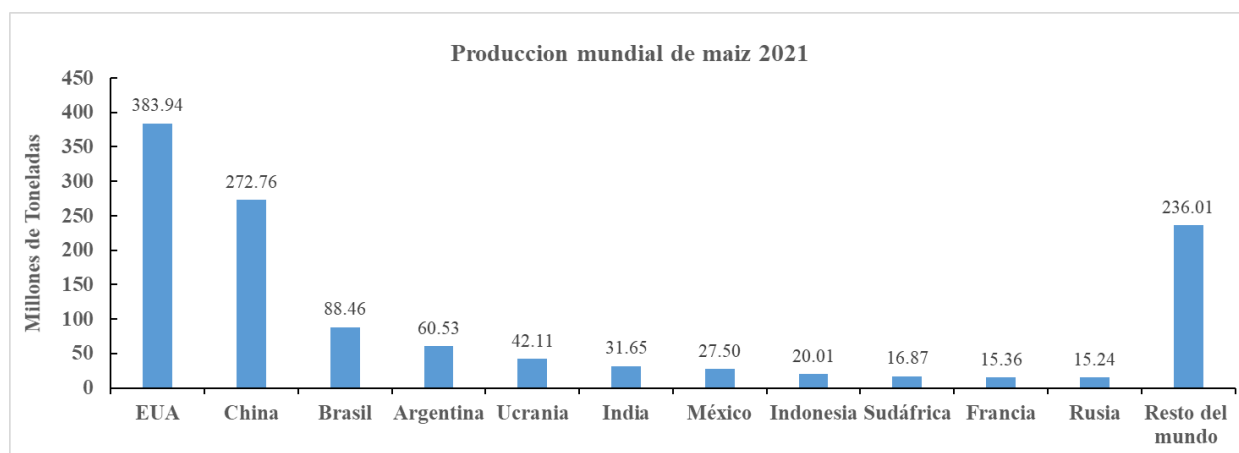


Figura 3. Producción mundial de maíz año 2021 (FAO, 2023).

Los registros estadísticos del Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera (SIAP) indican que, en el año 2020, en México se alcanzó una producción de 21,885,170 toneladas de maíz grano, con una superficie sembrada de 7,481,137 ha, la Figura 4, muestra a los principales estados productores; Sinaloa (28.6%), Jalisco (9.7%), Guanajuato (7.1%), Michoacán (6.6%) y el Estado de México (5.6%) (SIAP, 2020). Durante el periodo 2005 a 2020, se sembró una superficie promedio de 7.3 millones de hectáreas de maíz, de las cuales el 20.4% (1.5 millones de hectáreas) corresponden a riego, mientras que el 79.6% (5.8 millones de hectáreas) se desarrolló en condiciones de temporal (Figura 5), con un rendimiento promedio de 7.7 t ha⁻¹ y 2.0 t ha⁻¹ respectivamente, dando como resultado una producción promedio de 18.1 millones de toneladas (SIAP, 2020). En este mismo periodo de tiempo, el consumo promedio de maíz blanco fue de 22 millones de toneladas y de maíz amarillo fue de 14 millones de toneladas, por lo que se identifica un déficit promedio

de 17.9 millones de toneladas, las cuales se importaron anualmente para satisfacer la demanda en el país (Reyes et al., 2022).

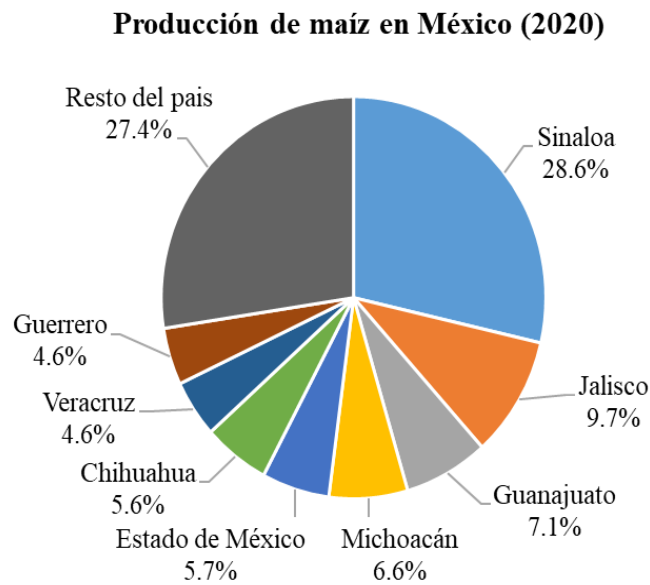


Figura 4. Principales productores de maíz en México (SIAP, 2020).

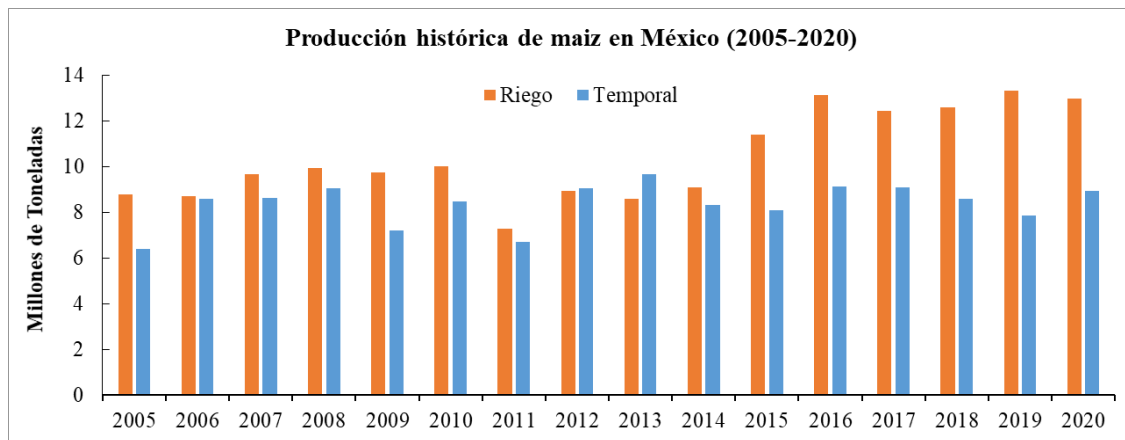


Figura 5. Producción histórica de maíz en México, comparativa entre Riego y Temporal (SIAP, 2020).

Efectos del cambio climático en el cultivo de maíz

A nivel global se ha identificado que el cambio climático y la variabilidad climática, influyen directamente en los requerimientos de mayor importancia para el establecimiento de un cultivo y que afectan directamente

a todas las etapas fenológicas, se ha identificado que las fases de crecimiento y floración de las plantas son las de mayor vulnerabilidad ante los eventos climáticos extremos (Mastachi-Loza *et al.*, 2016). Esta situación impacta considerablemente en la producción de maíz, ya que este cultivo es sensible a condiciones climáticas adversas como estrés hídrico, calor, heladas, granizadas y sequía, lo cual, puede reducir potencialmente los rendimientos e incluso condicionar la producción. Los aumentos sostenidos de temperatura y la disminución de agua en el suelo, pueden modificar el ciclo fenológico del maíz, impactando de manera negativa en los rendimientos del grano (Noein y Soleymani, 2022; Lv *et al.*, 2020; Baum *et al.*, 2020; Leng, 2019).

La variabilidad climática adelanta o retrasa la época de siembra del maíz, pospone el tiempo de cosecha, y generalmente acorta la fase del crecimiento vegetativo, alargando la fase de crecimiento reproductivo, además se ha identificado que el cultivo presenta cambios en los tiempos de germinación, emergencia, formación de panojas y madurez de la planta (Lv *et al.*, 2020; Lizaso *et al.*, 2018). Se han empleado software especializados para simular el cultivo de maíz a partir de escenarios de cambio climático, en los cuales, ha sido posible demostrar, que el aumento de la temperatura y los cambios en los patrones de precipitación, son los principales factores que influyen en el ciclo fenológico del maíz, lo que impacta de acuerdo a la latitud geográfica en la que se desarrolle, pues en latitudes altas, se han observado ciclos de crecimiento más largos y beneficiosos, mientras que en latitudes bajas se presenta un ciclo de producción más corto y con menores rendimientos (Wilson *et al.*, 2022; Nandan *et al.*, 2021; Welikhe *et al.*, 2016).

Los incrementos de temperatura se traducirían en incrementos de Grados Día de Desarrollo (GDD) para el maíz, un aumento en la acumulación de GDD tiene un impacto sobre el rápido desarrollo de la fenología del maíz, reduciendo su ciclo de vida (Ruiz *et al.*, 2011). Esta situación impacta de manera importante, ya que el cultivo de maíz reduce su tiempo para hacer uso de los recursos disponibles para el máximo crecimiento, desarrollo y rendimiento de su potencial genético (Welikhe *et al.*, 2016).

Ruiz *et al.* (2011) identificaron que un aumento de la temperatura ambiente, afecta la fenología del maíz y su rendimiento, ya que, al disminuir el tiempo del ciclo de madurez, se reducen las fases de vida, disminuye el área foliar, se limita la producción de fotosintatos, la producción de biomasa y llenado de grano. Aunado a la situación anterior, en general, un aumento en los niveles de temperatura y precipitación favorece el crecimiento y la distribución de especies de plagas y malezas al propiciar un ambiente cálido y húmedo, lo cual, enriquece las condiciones necesarias para su desarrollo y adaptación (Skendžić *et al.*, 2021).

Considerando el aspecto del agua, Villalobos-González *et al.* (2017) mencionan que el déficit hídrico en el maíz, provoca una reducción de la expansión del área foliar, un retraso en las etapas de antesis y floración femenina, una reducción en el rendimiento de grano y el número de granos por mazorcas. Çakir (2004) encontró que los déficits de agua durante el período de crecimiento vegetativo, pueden ocasionar pérdidas del 28% al 32% del peso final de materia seca, mientras que, durante la formación de espiga, estas afectaciones podrían ser mayores.

Impactos del rendimiento de maíz ante el cambio climático

Ureta *et al.* (2020) identificaron que las afectaciones del cambio climático hacia el cultivo de maíz, tendrán impactos negativos en el rendimiento ($t\ ha^{-1}$) en los campos de secano, mientras que en los campos de regadío permanecerá estable, siempre que la condición del agua no se vea limitada. Un impacto muy importante en la modelación futura del maíz es el aumento de los GDD a causa de los incrementos de la temperatura, así, los GDD acumulados durante mayo-octubre en la región subtropical, que actualmente alberga las áreas maiceras de temporal más productivas del país (Jalisco, Guanajuato y Michoacán); pasarán de 2061 GDD del periodo histórico 1961-2003 a 2190, 2163 y 2410 GDD promedio en las décadas de 2011-2020, 2031-2040 y 2051-2060, respectivamente (Ruiz *et al.*, 2011).

Murray-Tortarolo *et al.* (2018) modelaron la relación entre el clima y la agricultura de secano a partir de cuatro Trayectorias de Concentración Representativas (RCP), en la cual, se proyectó que las precipitaciones en todo el país, tendrán una disminución ligera mediante los RCP 2.6 y 4.5, mientras que con los RCP 6.0 y 8.5 se prevé sea una reducción severa, como resultado, se predijo que los rendimientos del maíz en secano disminuirían en todo el país hasta en -10% mediante el RCP 2.6, con reducciones regionales de hasta un -80% con el RCP 8.5, aunque en algunas regiones podrían mantenerse o incluso tener un aumento hasta del 1.5% hacia el año 2100.

Ruiz *et al.* (2011) identificaron mediante una proyección futura al 2050, que de cinco zonas productoras de maíz en México, tres presentarían un impacto negativo en la producción de este cereal, en las zonas agrícolas de trópico (< 1,200 msnm) y subtrópico (1,200 a 1,900 msnm) se debe al aumento en temperatura, en la zona de transición (1,900 a 2,200 msnm) a causa de un balance hídrico negativo, mientras que, se pronostican condiciones óptimas para maíz, al incrementar las variables que favorecen al cultivo (Precipitación, Evapotranspiración e Índice de humedad) en las zonas de valles altos (2,200 a 2,600 msnm) y valles muy altos (> 2,600 msnm).

Arce-Romero *et al.* (2018) mediante proyecciones climáticas, estimaron los rendimientos de maíz para el centro de México, se identificó un mayor rendimiento hacia el horizonte cercano (2020-2039), con el escenario RCP 8.5, por lo que, el incremento de la temperatura podría beneficiar a corto plazo, se espera que para el horizonte medio (2045-2069) con los RCP 4.5 y 8.5, se presente una reducción del rendimiento de hasta -1.5 t ha⁻¹ con respecto a la producción de referencia, lo que conlleva a una disminución del 46.7%, mientras que para el horizonte lejano (2075–2099), con el RCP 8.5 se prevén rendimientos de cosecha de hasta 1.6 t ha⁻¹.

Medidas de adaptación y mitigación al cambio climático

La adopción de estrategias de adaptación y mitigación al cambio climático, tienen el principal enfoque de aumentar la productividad agrícola, así como también, desarrollar la capacidad de resiliencia de los agricultores ante este fenómeno, es una tarea importante y necesaria para preservar en el futuro esta actividad, con el propósito de garantizar la sostenibilidad alimentaria de un pueblo (Bedeke *et al.*, 2019).

Adeagbo *et al.* (2021) recomiendan algunas prácticas para minimizar el impacto del cambio climático en la producción de maíz; cultivos intercalados, rotación de cultivos, realizar una plantación temprana, utilizar variedades tolerantes a sequía, cambiar tipo de fertilización química a orgánica, incorporación de materia orgánica, labranza mínima o de conservación, agrosilvicultura, sistemas de irrigación y prácticas de conservación de agua y suelo. Estas estrategias son aplicadas a nivel de parcela y pueden interrelacionarse entre sí ya sea de manera simultánea o secuencialmente (Bedeke *et al.*, 2019). En México, los campesinos tienen una capacidad variable según su experiencia, para adaptarse y responder a los efectos del cambio climático mediante diferentes prácticas heredadas culturalmente (Mastachi-Loza *et al.*, 2016).

Para minimizar las pérdidas en la producción de maíz, se podrían implementar programas que mejoren la tecnología de producción actual, acondicionar las regiones con mayor impacto mediante estrategias como el manejo de germoplasma regional y exótico-adaptado, cambio de fecha de siembra, aplicación o aumento de coberturas orgánicas, migrar a nuevas zonas de oportunidad para realizar esta actividad y mantener los costos de inversión (Ureta *et al.*, 2020; Arce-Romero *et al.*, 2018; Ruiz-Corral *et al.*, 2011).

Ruiz-Corral *et al.* (2011) desarrollaron un dendrograma de 48 variedades mexicanas de maíz criollo, considerando cuatro variables agroclimáticas, en el cual se determinó que la producción de maíz ante el cambio climático, se concentrará en el futuro en ambientes con altas temperaturas y humedad deficiente, por lo cual, recomienda trabajar con la genética de las razas: Chapalote, Blando de Sonora, Tuxpeño

Norteño, Onaveño, Ratón, Dulcillo del Noroeste, Dzit Bacal y Elotero de Sinaloa, las cuales, presentan una mejor respuesta y adaptación a estas condiciones naturales en cada zona productora.

Incertidumbres futuras en la seguridad alimentaria

Las pérdidas totales o parciales en cultivos de maíz, afectan severamente la economía del agricultor, pues en muchas ocasiones es su única fuente de ingreso o en su caso, su única fuente de subsistencia (FAO, 2017). Este fenómeno aumentará la brecha de lograr algunos objetivos de la Agenda de Desarrollo Sostenible; fin de la pobreza, cero hambre, salud y bienestar (ONU, 2016). La FAO (2017) menciona que la seguridad alimentaria de una región se ve comprometida por la escasez o disminución de cultivos básicos, el INEGI (2020), reportó que la población de México fue de 126,014,024 personas, las cuales se abastecen del maíz que se cultiva y se cosecha en el país. El consumo per cápita anual de maíz es de 120.5 kg al año, se considera que el 94% de la población lo consume en tortillas, es un elemento básico en la mesa de todas las familias y pilar en la ganadería mexicana (Ortiz-Rosales y Ramírez-Abarca, 2017).

La CONAPO (2019) reporta que el crecimiento poblacional en México para el año 2050, alcanzará los 148.2 millones de habitantes, lo cual incrementará significativamente la demanda de alimentos, entre ellos, el maíz. Durante el periodo 2015-2020, en promedio anual se importaron 15,193,750 toneladas de maíz, provenientes principalmente de Estados Unidos de América y Brasil, se proyecta que esta cifra incremente en el futuro, lo que posiblemente genere una crisis por el desabasto nacional y mundial (FAO, 2023).

Factores importantes como los costos de inversión, los bajos rendimientos ($t\ ha^{-1}$) y los precios del maíz, no garantizan un sustento al agricultor de pequeña escala, el capital de inversión está bajo riesgo latente y en caso de un siniestro, es probable que no vuelva a tener la capacidad de resiliencia para poder reinvertir, por lo cual, se decide a cambiar el uso de suelo o en su caso abandonar las actividades agrícolas (Giller *et al.*, 2021).

Conclusiones

A partir de la literatura consultada en este ensayo, se tiene que el clima es uno de los factores más importantes en la productividad agrícola, lo que puede influir directa o indirectamente, ya que está ligado a procesos fisiológicos que ocurren en la planta. El impacto del cambio climático y de la variabilidad climática hacia la producción de maíz, es una condición inevitable a nivel global, cuyas repercusiones desencadenan múltiples afectaciones en diferentes sectores, esta actividad es altamente vulnerable y con poca resiliencia, lo que indica un grave riesgo para la seguridad alimentaria en el país y la economía que sustenta.

Conocer el peligro asociado al cambio climático y la relación con el cultivo de maíz, el cual, resulta ser altamente sensible a las fluctuaciones de temperatura y precipitación, dando como resultado un bajo rendimiento (por heladas, sequías, inundaciones, y otros desastres), esto permite manejar los diferentes riesgos hidrometeorológicos desde una perspectiva de la gestión integrada y la toma de decisiones agrícolas. Adoptar medidas de adaptación y mitigación, garantizarán la productividad de maíz en el país, así como, la amortiguación de los impactos en los procesos productivos y económicos inmersos, dando como resultado una mejor resiliencia para los agricultores.

Literatura citada

- Abbass, K.; Qasim, M. Z.; Song, H.; Murshed, M.; Mahmood, H. and Younis, I. 2022. A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environ. Sci. Pollut. Res.* 29(28):42539-42559. Doi: 10.1007/s11356-022-19718-6.
- Adeagbo, O. A.; Ojo, T. O. and Adetoro, A. A. 2021. Understanding the determinants of climate change adaptation strategies among smallholder maize farmers in South-west, Nigeria. *Heliyon.* 7(2):1-10. Doi: 10.1016/j.heliyon.2021.e06231.
- Arce-Romero, A. R.; Monterroso-Rivas, A. I.; Gómez-Díaz, J. D. and Palacios-Mendoza, M. A. 2018. Potential yields of Maize and Barley with climate change scenarios and adaptive actions in two sites in Mexico. *Advances in Intelligent Systems and Computing.* 687(1):197-208. Doi: 10.1007/978-3-

- Baum, M. E.; Licht, M. A.; Huber, I. and Archontoulis, S. V. 2020. Impacts of climate change on the optimum planting date of different maize cultivars in the central US Corn Belt. *Eur. J. Agron.* 119(1):1-11. Doi: 10.1016/j.eja.2020.126101.
- Bedeke, S.; Vanhove, W.; Gezahegn, M.; Natarajan, K. and Van Damme, P. 2019. Adoption of climate change adaptation strategies by maize-dependent smallholders in Ethiopia. *NJAS-Wageningen J. Life Sci.* 88(1):96-104. Doi: 10.1016/j.njas.2018.09.001.
- Çakir, R. X. 2004. Effect of water stress at different development stages on vegetative and reproductive growth of corn. *Field Crops Res.* 89(1):1-16. Doi: 10.1016/j.fcr.2004.01.005.
- CENAPRED. 2014. Centro Nacional de Prevención de Desastres. Características del impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en México. México, DF.
- CENAPRED. 2020. Centro Nacional de Prevención de Desastres. Características del impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en México. México, DF.
- CONAGUA. 2022. Resúmenes mensuales de temperaturas y lluvia. <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/temperaturas-y-lluvias/resumenes-mensuales-de-temperaturas-y-lluvias>. Consultado: 29/06/2022.
- CONAPO. 2019. Consejo Nacional de Población. Secretaría de Gobernación. Colección. Proyecciones de la población de México y las entidades federativas 2016-2050 República Mexicana. Ciudad de México.
- Cuervo-Robayo, A. P.; Ureta, C.; Gómez-Albores, M. A.; Meneses-Mosquera, A. K.; Téllez-Valdés, O. and Martínez-Meyer, E. 2020. One hundred years of climate change in Mexico. *PLoS ONE.* 15(7):1-19. Doi: 10.1371/journal.pone.0209808.
- FAO. 2017. Food and Agriculture Organization of the United Nations. The future of food and agriculture-Trends and challenges. Rome, Italy. ISBN: 978-92-5-109551-5. <https://www.fao.org/3/i6583e/i6583e.pdf>.
- FAO. 2023. Food and Agriculture Organization of the United Nations. FAOSTAT-Agriculture Database.

<https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL>. Consultado: 22/09/2023.

- Frieler, K.; Schauburger, B.; Arneth, A.; Balkovic, J.; Chryssanthacopoulos, J.; Deryng, D.; Elliott, J.; Folberth, C.; Khabarov, N.; Müller, C.; Olin, S.; Pugh, A. M. T.; Schaphoff, S.; Schewe, J.; Schmid, E.; Warszawski, L. and Levermann, A. 2017. Understanding the weather signal in national crop-yield variability. *Earth's future*. 5(6):605-616. Doi: 10.1002/2016EF000525.
- Giller, K.E.; Delaune, T. and Silva, J. V. 2021. The future of farming: Who will produce our food?. *Food Sec.* 13(5):1073-1099. Doi: 10.1007/s12571-021-01184-6.
- González-Celada, G.; Ríos, N.; Benegas-Negri, L. and Argotty-Benavides, F. 2021. Impact of the climate change and the land use/land cover change in the hydrological and water erosion response in the Quiscab river subbasin. *Tecnología y Ciencias Del Agua*. 12(6):328-362. Doi: 10.24850/J-TYCA-2021-06-08.
- Harkness, C.; Semenov, M. A.; Areal, F.; Senapati, N.; Trnka, M.; Balek, J. and Bishop, J. 2020. Adverse weather conditions for UK wheat production under climate change. *Agricultural and Forest Meteorology*. 282-283(1),1-13. Doi: 10.1016/j.agrformet.2019.107862.
- INEGI. 2020. Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática. Censo de Población y Vivienda 2020. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>. Consultado: 15/06/2022.
- IPCC. 2019. Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Calentamiento global de 1.5 °C. <https://www.riob.org/es/documentos/calentamiento-global-de-15-degc>.
- IPCC. 2021. Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Climate change 2021: The physical science basis. In: contribution of working group i to the sixth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change Ed. Masson-Delmotte, V. Doi: 10.1017/9781009157896.
- IPCC. 2022. Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. WGI Interactive Atlas: Regional information. de Intergovernmental Panel on Climate Change Sitio web: <https://interactive-atlas.ipcc.ch/regionalinformation#eyJ0eXBlljoiQVRMQVMiLCJjb21tb25zIjpw7ImxhdCI6OTc3MiWibG5nIjo0MDA2OTIsInpv>. Consultado: 01/07/2022.

- Kang, Y.; Ma, X. and Khan, S. 2013. Predicting climate change impacts on maize crop productivity and water use efficiency in the loess plateau. *Irrigation and Drainage*. 63(3):394-404. Doi: 10.1002/ird.1799.
- Leng, G. 2019. Uncertainty in Assessing Temperature Impact on U.S. Maize Yield Under Global Warming: The Role of Compounding Precipitation Effect. *J. Geo. Res. Atmos.* 124(12):6238–6246. Doi: 10.1029/2018JD029996.
- Lizaso, J. I.; Ruiz-Ramos, M.; Rodríguez, L.; Gabaldon-Leal, C.; Oliveira, J. A.; Lorite, I. J.; Sánchez, D., García, E. and Rodríguez, A. 2018. Impact of high temperatures in maize: Phenology and yield components. *Field Crops Res.* 216(1):129-140. Doi: 10.1016/j.fcr.2017.11.013.
- Lobato-Sánchez, R. y Altamirano-Carmen, M. Á. 2017. Detección de la tendencia local del cambio de la temperatura en México. *Tecnología y Ciencias del Agua*. 8(6):101-116. Doi: 10.24850/j-tyca-2017-06-07.
- Lv, Z.; Li, F. and Lu, G. 2020. Adjusting sowing date and cultivar shift improve maize adaption to climate change in China. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*. 25(1):87-106. Doi: 10.1007/s11027-019-09861-w.
- Mastachi-Loza, C. A.; Becerril-Piña, R.; Gómez-Albores, M. A.; Díaz-Delgado, C.; Romero-Contreras, A. T.; Garcia-Aragon, J. A. and Vizcarra-Bordi, I. 2016. Regional analysis of climate variability at three time scales and its effect on rainfed maize production in the Upper Lerma River Basin, Mexico. *Agric. Ecosyst. Environ.* 225(1):1-11. Doi: 10.1016/j.agee.2016.03.041.
- Mills, G.; Sharps, K.; Simpson, D.; Pleijel, H.; Frei, M.; Burkey, K.; Emberson, L.; Uddling, J.; Broberg, M.; Feng, Z.; Kobayashi, K. and Agrawal, M. 2018. Closing the global ozone yield gap: Quantification and cobenefits for multistress tolerance. *Global Change Biology*. 24(10):4869-4893. Doi: 10.1111/gcb.14381.
- Monterroso, A. and Conde, C. 2015. Exposure to climate and climate change in Mexico. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*. 6(4):272-288. Doi: 10.1080/19475705.2013.847867.
- Murray-Tortarolo, G. N.; Jaramillo, V. J. and Larsen, J. 2018. Food security and climate change: the case

- of rainfed maize production in Mexico. *Agricultural and Forest Meteorology*. 253-254(1):124-131. Doi: 10.1016/j.agrformet.2018.02.011.
- Nandan, R.; Woo, D. K.; Kumar, P. and Adinarayana, J. 2021. Impact of irrigation scheduling methods on corn yield under climate change. *Agricultural Water Management*. 255(1):1-9. Doi: 10.1016/j.agwat.2021.106990.
- Noein, B. and Soleymani, A. 2022. Corn (*Zea mays* L.) Physiology and Yield Affected by Plant Growth Regulators Under Drought Stress. *Journal of Plant Growth Regulation*. 41(2):672-681. Doi: 10.1007/s00344-021-10332-3.
- Ochieng, J.; Kiriimi, L. and Mathenge, M. 2016. Effects of climate variability and change on agricultural production: The case of small scale farmers in Kenya. *NJAS Wageningen Journal of Life Sciences*. 77(1):71-78. Doi: 10.1016/j.njas.2016.03.005.
- ONU. 2016. Organización de las Naciones Unidas. Agenda 2030 y los objetivos de desarrollo sostenible. una oportunidad para américa latina y el caribe. Santiago, Chile. CEPAL. <https://www.cedhnl.org.mx/bs/vih/secciones/planes-y-programas/Agenda-2030-y-los-ODS.pdf>. 9-13.
- Ortiz-Rosales, M. Á. y Ramírez-Abarca, O. 2017. Proveedores e industrias de destino de maíz en México. *Agricultura, sociedad y desarrollo*. 14(1):61-82.
- PINCC. 2022. Programa de Investigación en Cambio Climático. Fue el cuarto año más caluroso en México del que se tenga registro. Programa de investigación en cambio climático, Instituto de Ciencias de la Atmósfera y Cambio Climático-Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM). <https://www.pincc.unam.mx/2021-fue-el-cuarto-ano-mas-caluroso-en-mexico-del-que-se-tenga-registro/>.
- Reyes, S. E.; Bautista M. F. y García, S. J. A. 2022. Análisis del mercado de maíz en México desde una perspectiva de precios. *Acta Universitaria*. 32(1):1-16. Doi: 10.15174.au.2022.3265.
- Richardson, K. J.; Lewis, K. H.; Krishnamurthy, P. K.; Kent, C.; Wiltshire, A. J. and Hanlon, H. M. 2018. Food security outcomes under a changing climate: impacts of mitigation and adaptation on

- vulnerability to food insecurity. *Climatic Change*. 147(1-2):327-341. Doi: 10.1007/s10584-018-2137-y.
- Ruiz, C. J. A.; Medina, G. G.; Ramírez, D. J. L.; Flores, L. H. E.; Ramírez, O. G.; Manríquez, O. J. D.; Zarazúa, V. P.; González, E. D. R.; Díaz, P. G. y de la Mora, O. C. 2011. Cambio climático y sus implicaciones en cinco zonas productoras de maíz en México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 2(1):309-323. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=263121431011>.
- Ruiz-Corral, J. A.; Ramírez-Díaz, J. L.; Hernández-Casillas, J. M.; Aragón-Cuevas, F.; Sánchez-González, J. de J.; Ortega-Corona, A.; Medina-García, G. y Ramírez-Ojeda, G. 2011. Razas Mexicanas de Maíz como Fuente de Germoplasma para La Adaptación al Cambio Climático. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 2(1):365-379.
- Santos, R. M. and Bakhshoodeh, R. 2021. Climate change/global warming/climate emergency versus general climate research: comparative bibliometric trends of publications. *Heliyon*. 7(11):1-11. Doi: 10.1016/j.heliyon.2021.e08219.
- SIAP. 2020. Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera. Avance de siembras y cosechas resumen por estado. http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/resumenproducto.do.
- Skendžić, S.; Zovko, M.; Živković, I. P.; Lešić, V. and Lemić, D. 2021. The Impact of Climate Change on Agricultural Insect Pests. *Insects*. 12(5):1-31. doi:10.3390/insects12050440.
- Ureta, C.; González, E. J.; Espinosa, A.; Trueba, A.; Piñeyro-Nelson, A. and Álvarez-Buylla, E. R. 2020. Maize yield in Mexico under climate change. *Agricultural Systems*. 177(1):1-11. Doi: 10.1016/j.agsy.2019.102697.
- Villalobos-González, A.; López-Castañeda, C.; Miranda-Colín, S.; Aguilar-Rincón, V. H.; y López-Hernández, M. B. 2017. Relaciones hídricas en maíces de Valles Altos de la Mesa Central de México en condiciones de sequía y fertilización nitrogenada. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 7(7):1651-1665. Doi: 10.29312/remexca.v7i7.157.
- Wang, Y.; Wang, C. and Zhang, Q. 2021. Synergistic effects of climatic factors and drought on maize yield in the east of Northwest China against the background of climate change. *Theoretical and Applied*

Climatology. 143(3-4):1017-1033. Doi: 10.1007/s00704-020-03457-0.

Welikhe, P.; Essamuah-Quansah, J.; Boote, K.; Asseng, S. and El Afandi, G. 2016. Impact of Climate Change on Corn Yields in Alabama. Professional Agricultural Workers J. 4(1):1-14.

Wilson, A. B.; Avila-Diaz, A.; Oliveira, L. F.; Zuluga, C. F. and Mark, B. 2022. Climate extremes and their impacts on agriculture across the Eastern Corn Belt Region of the U.S. Weather and Climate Extremes. 37(1):1-22. Doi: 10.1016/j.wace.2022.100467.

Ye, Q.; Lin, X.; Adey, E.; Min, D.; Assefa Mulisa, Y.; O'Brien, D. and Ciampitti, I. A. 2017. Evaluation of climatic variables as yield-limiting factors for maize in Kansas. Inter. J. Climatol. 37(1):464-475. Doi: 10.1002/joc.5015.

Zúñiga, E. and Magaña, V. 2018. Vulnerability and risk to intense rainfall in Mexico: The effect of land use cover change. Investigaciones Geográficas. 95(1):1-18. Doi: 10.14350/rig.59465.

Tendencia y variabilidad climática: efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco

Climate trend and variability: effect on maize production in the Atlacomulco Rural
Development District

CAPÍTULO 3. TENDENCIA Y VARIABILIDAD CLIMÁTICA: EFECTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ EN EL DISTRITO DE DESARROLLO RURAL ATLACOMULCO

Forma de citar este artículo:

Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Sánchez-Cohen, I., Soria-Ruiz, J., Monterroso-Rivas, A. I., & Flores-Magdaleno, H. (2023). Tendencia y variabilidad climática: efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, Núm. Esp. III: e3868. DOI: 10.19136/era.a10nIII.3868

Tendencia y variabilidad climática: efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo

Rural Atlacomulco

Climate trend and variability: effect on maize production in the Atlacomulco Rural Development

District

RESUMEN

El objetivo de esta investigación fue analizar las tendencias de precipitación, temperatura máxima y mínima en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco (DDRA) para una serie de tiempo del ciclo agrícola primavera-verano para el cultivo maíz (abril-noviembre). El estudio examina la tendencia para el período 1985-2017 de 30 estaciones meteorológicas. Se ha empleado una técnica no paramétrica de Mann-Kendall (MK) para establecer la tendencia estadística en la serie, así como la prueba paramétrica de Regresión Lineal, para conocer la magnitud de esa tendencia. Se encontró que la precipitación, la temperatura máxima y temperatura mínima presentan una tendencia positiva no significativa durante el periodo de estudio, presentando un incremento del 8.5, 4.7 y 12.9%, respectivamente. No obstante, al fraccionar la información en tres series de tiempo, se pudo identificar una tendencia significativa decreciente para la precipitación en el periodo 2007-2017 y en temperatura máxima hacia el periodo 1996-2006. Al analizar individualmente las estaciones meteorológicas, se encontró una heterogeneidad de tendencias, guardando relación entre ellas de acuerdo a su cercanía y condiciones geográficas. A partir del análisis, los resultados confirman que existen cambios en los patrones climáticos en el DDRA que podría impactar la producción de maíz, por lo que es necesaria la participación conjunta de agricultores y gobierno en prácticas de adaptación al cambio climático, implementando políticas ante este fenómeno emergente y ya presente.

Palabras clave: Análisis de tendencia, Cambio climático, Mann-Kendall, Regresión lineal, Producción de Maíz.

ABSTRACT. The objective of this research was to analyze the trends of precipitation, maximum and minimum temperature in the Atlacomulco Rural Development District (DDRA) of the spring-summer agricultural cycle for the corn crop (April-November). The study examines the trend for the period 1985-2017 for 30 weather stations. A non-parametric Mann-Kendall (MK) technique has been used to establish the statistical trend in the series, as well as the Linear Regression parametric test, to determine the magnitude of this trend. It was found that precipitation, maximum temperature and minimum temperature present a non-significant positive trend during the study period, presenting an increase of 8.5, 4.7 and 12.9% respectively. However, by dividing the information into three time series, it was possible to identify a significant decreasing trend for precipitation in the period 2007-2017 and in maximum temperature towards the period 1996-2006. When analyzing the meteorological stations individually, a heterogeneity of trends was found, keeping a relationship between them according to their proximity and geographical conditions. From the analysis, the results confirm that there are changes in the climatic patterns in the DDRA; that influence impact corn production, so; It is necessary the joint participation of farmers and government in adaptation practices to climate change, implementing policies before this emerging and already present phenomenon.

Key words: Trend analysis, Climate change, Mann-Kendall, Linear regression, Corn production.

INTRODUCCIÓN

La variabilidad y el cambio climático representan una grave amenaza para la seguridad alimentaria de la humanidad, al afectar la productividad y sostenibilidad de los cultivos (Estrada *et al.* 2022). Especies de cultivos como el maíz, el trigo, el arroz, el sorgo, entre otros, son altamente sensibles a la variación de la temperatura y a los cambios en los patrones de lluvia, lo que impacta directamente en su rendimiento (Baffour-Ata *et al.* 2023). Las modificaciones ocurridas en los patrones climáticos, pueden provocar eventos

hidrometeorológicos extremos, incendios, daños por frío, plagas y enfermedades, pérdida de biodiversidad y productividad agrícola, por lo tanto; estudiar las tendencias espaciales y temporales es importante para la gestión y mitigación de las actividades agrícolas (Sharma *et al.* 2016). En este sentido, se ha identificado que las reducciones en el rendimiento de los cultivos, son más comunes que los beneficios, como lo es en el cultivo de maíz ante el cambio climático (Sánchez *et al.* 2014, Velasco-Hernández *et al.* 2015). Al respecto, Sánchez *et al.* (2014) y Waqas *et al.* (2021) identificaron que el incremento o decremento de la temperatura máxima y mínima del ambiente, tiene repercusiones importantes para el cultivo de maíz. Para el crecimiento óptimo de este cultivo, se requiere de diferentes temperaturas durante el día y la noche (Baffour-Ata *et al.* 2023). Durante el día, la temperatura óptima varía de 25 a 33 °C, mientras que, durante la noche, la temperatura óptima varía de 17 a 23 °C; la temperatura media óptima para toda la temporada de crecimiento es de 20 a 22 °C (Waqas *et al.* 2021). Las temperaturas ideales para el ciclo de vida de la planta son como mínimo 10 °C y máxima 35 °C, en estos umbrales, se garantiza el desarrollo de las diferentes fases fenológicas como la germinación y emergencia, crecimiento vegetativo, floración y fecundación, llenado de granos y madurez (Wijewardana *et al.* 2016).

Respecto a las necesidades hídricas del maíz, este cultivo requiere entre 500 y 800 mm de precipitación efectiva, para poder desarrollar todas sus etapas fenológicas y expresar su potencial productivo (FAO 2002). Sobre esto Baffour-Ata *et al.* (2023) identificaron que la variación estacional y el cambio espacial sobre los patrones de lluvia, impulsan el rendimiento del maíz. En condiciones de sequía, la precipitación está por debajo del umbral de los requerimientos de agua del cultivo; por otro lado, el rendimiento aumenta continuamente con una mayor precipitación hasta que alcanza un umbral óptimo, después del cual, el suministro de agua supera las necesidades hídricas del cultivo y el exceso comienza a afectar negativamente el rendimiento (Li *et al.* 2019).

Recientemente se ha identificado para el territorio mexicano una anomalía en la temperatura media anual, en la que indica que hasta el año 2021 se observó un aumento en la temperatura promedio de 1.31 °C desde el año 1910 (PINCC 2023). En este mismo sentido, Méndez *et al.* (2008) identificó que durante el periodo 1920-2004, en México se presentó un incremento mayor de precipitación para las zonas áridas y semiáridas, observando un incremento de hasta 1.8% de la precipitación total anual, mientras que para las zonas húmedas solo se incrementó hasta 0.9%, en las estaciones que presentan una tendencia negativa se observan promedios de disminución de hasta 1.2% y la mayoría se localizan en las zonas más lluviosas del país. La detección de tendencias pasadas, los cambios y variabilidad en la serie temporal de temperatura y precipitación, permiten comprender el clima de una región y corroborar el impacto del cambio climático (Panda y Sahu 2019). Algunos estudios realizados para México, han empleado pruebas estadísticas paramétricas y no paramétricas para la evaluación de tendencias en series temporales hidrometeorológicas, que incluyen precipitaciones y temperaturas (Méndez *et al.* 2008, Velasco-Hernández *et al.* 2015, Rocha-Escalante *et al.* 2022).

Las observaciones a escala global del clima histórico o las proyecciones del clima futuro, representan una dificultad para la planificación a escala local o regional, por lo que se recomienda, la evaluación de tendencias históricas o proyecciones futuras a una escala mayor (Martínez *et al.* 2012, Sharma *et al.* 2016). Dentro de este contexto, el objetivo de esta investigación fue analizar series de temperatura y precipitación mediante pruebas estadísticas, con el fin de identificar tendencias y patrones espaciales de estas variables, a nivel regional en el Distrito de Desarrollo Rural de Atlacomulco y dimensionar posibles impactos en la producción de maíz.

MATERIALES Y MÉTODOS

Descripción del área de estudio

El Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco (DDRA) se localiza en la región norte del Estado de México (Figura 1A), entre los paralelos 19°25' y 20°5' Latitud Norte, y 99°30' y 100°17' de Longitud Oeste. Comprenden los municipios de Acambay, Atlacomulco, El Oro, Ixtlahuaca, Jocotitlán, Jiquipilco, Morelos, San Felipe del Progreso, San José del Rincón y Temascalcingo (SIAP 2023). El clima dominante es el templado sub-húmedo con lluvias en verano (CW) de acuerdo con la categorización realizada por Köppen, la temperatura promedio anual es de 13.4 °C, las temperaturas mínimas y máximas varían aproximadamente entre 5.1 °C y 21.7 °C respectivamente; de abril a junio se registran las temperaturas más elevadas; en diciembre y enero se reportan las temperaturas más frías (Figura 1C y D). La precipitación media anual es de 780 mm, y durante los meses de junio a septiembre ocurre la mayor precipitación acumulada como se observa en la figura 1B (INEGI 2020).

Datos observados

Este estudio examina las tendencias de temperatura máxima, mínima y precipitación, durante un periodo de observación de 33 años (1985-2017). Se utilizaron 30 estaciones meteorológicas distribuidas espacialmente en los diferentes municipios que conforman el DDRA, 23 estaciones corresponden al Servicio Meteorológico Nacional (CONAGUA 2023) y 7 al Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP 2023) (Figura 1 y Tabla 1).

Los criterios de selección para cada estación meteorológica en el DDRA, se basaron en las recomendaciones de la Organización Meteorológica Mundial (OMM), dichas estaciones deben contener al menos el 80% de datos disponibles para el período de análisis y no presentar valores faltantes por más de 3 años consecutivos (OMM, 2013). Para maximizar la coherencia temporal en el conjunto de datos, Werner et al. (2019)

recomiendan que las estaciones seleccionadas pueden tener hasta el 10% de días faltantes dentro de un año, por lo que, se filtraron las estaciones que no cumplieron dichas condiciones. Sin embargo, dado que las estaciones meteorológicas son escasas en algunas partes del DDRA, este criterio se omitió para aquellas estaciones que representan un vacío de información y que podrían comprometer el análisis espacial.

En México es difícil encontrar series completas de datos climáticos sin errores, anomalías y datos faltantes, por lo que, homogeneizar los registros meteorológicos es un proceso clave para muchos tipos de investigación climática (Guajardo-Panes et al., 2017). Por tal razón, se realizó un proceso de control de calidad y homogenización de datos mediante el paquete R CLIMATOL 3.1.1 (<https://www.climatol.eu/>), siguiendo la metodología que se describe en Guijarro (2018). La aplicación de este programa, permitió resolver el problema de los datos faltantes, ya que los genera mediante un promedio ponderado de los cuatro valores observados más cercanos a la estación de referencia (Varotsos et al., 2023).

La investigación se realizó con promedios anuales, únicamente considerando los 8 meses correspondientes al ciclo agrícola de maíz, que inicia en abril y culmina en noviembre (Vázquez-Carrillo *et al.* 2020). El periodo se dividió en tres fracciones de tiempo, lo que hace posible evaluar los cambios temporales a menor escala, e identificar las ventanas de tiempo con mayores impactos (Kubiak-Wójcicka *et al.* 2023): 1985-1995 (primer periodo), 1996-2006 (segundo periodo) y 2007-2017 (tercer periodo).

Métodos de análisis

Test de Mann-Kendall. La prueba estadística no paramétrica de Mann-Kendall se ha utilizado comúnmente para evaluar la importancia de las tendencias en series temporales hidrometeorológicas (Mann 1945, Kendall 1975). Debido a su robustez y simplicidad, es apropiada para examinar tendencias a largo plazo, sin asumir una distribución particular (Kubiak-Wójcicka *et al.* 2023). En este estudio se empleó Mann-Kendall para determinar la significancia estadística de las tendencias de precipitación y temperatura durante el ciclo agrícola, basándose en la metodología propuesta por Yue *et al.* (2002), utilizando el software de acceso libre

TREND V1.0.2. Esta prueba ha sido ampliamente aplicada para detectar la presencia de tendencias monótonas (crecientes o decrecientes), así como determinar el nivel de significancia estadístico (Wu *et al.* 2016, Panda y Sahu 2019). La prueba estadística de Mann-Kendall (S) se expresa de la siguiente manera en la ecuación:

$$S = \sum_{k=1}^{n_1-1} \sum_{j=k+1}^n \text{sgn}(x_j - x_k)$$

Donde n es la longitud de la serie de datos, x_j y x_k son los datos secuenciales en la serie y $\text{sgn}(x)$ es la función de signo, se define en la siguiente ecuación:

$$\text{donde: } \text{sgn}(x) = \begin{cases} +1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$$

La varianza de S viene dada por la ecuación siguiente:

$$\text{Var}(S) = \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_p t_p(t_p-1)(2t_p+5) \right] \div 18$$

Dónde: t_p son los vínculos de la serie temporal de la muestra y n es el número de valores en la serie de datos analizados.

El estadístico de Mann-Kendall viene dado por el valor gaussiano estandarizado de Z , que se calcula de acuerdo con la ecuación siguiente:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S < 0 \end{cases}$$

Los valores Z positivos indican tendencias crecientes, mientras que los negativos indican tendencias decrecientes. Se prueba la hipótesis nula H_0 sin tendencia contra la hipótesis alternativa H_1 , donde hay una tendencia monótona creciente o decreciente. La región de aceptación en el nivel de significancia $\alpha = 0.05$, está determinada por el intervalo $-1.96 \leq Z \leq 1.96$ (sin tendencia significativa), mientras que la región de rechazo viene dada por $Z < -1.96$ (tendencia significativa decreciente) y $Z > 1.96$ (tendencia significativa creciente) (García-Cueto *et al.* 2019, Krajewski *et al.* 2019, Wu *et al.* 2016).

Método de Regresión Lineal. El método de regresión es una prueba paramétrica y se emplea para analizar las tendencias lineales a largo plazo de variables climáticas en una serie temporal (Tian y Yang 2017, Martinez *et al.* 2012). Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$y = ax + b$$

Dónde: y es la variable dependiente (Temperatura en °C), a es la pendiente de una regresión lineal (°C año), x es la variable independiente (año), b es valor teórico de la variable dependiente en el año cero (primer año de observación). Con este método se permite establecer la magnitud de la tendencia significativa identificada (Krajewski *et al.* 2019).

RESULTADOS

Variabilidad de la precipitación y temperatura

Durante el periodo analizado (1985-2017) en el DDRA, la variabilidad de la precipitación se identifica sin tendencia significativa. Se encontró una pendiente (tasa de cambio) en la ecuación de regresión de $a = 1.9 \text{ mm año}^{-1}$ y una tendencia de $Z = 1.04$, lo que resulta en un incremento de 62.7 mm, un aumento notable de 8.5% con respecto a la media. Fue en el segundo periodo (1996-2006) en el que, se encontró una mayor variabilidad, con una tendencia y pendiente positiva de $Z = 1.09$ y $a = 10.7 \text{ mm año}^{-1}$ respectivamente como se observa en la figura 2A.

Para la temperatura máxima, durante el periodo analizado (1985-2017) se percibe una tendencia y pendiente positiva ($Z = 1.86$ y $a = 0.031 \text{ °C año}^{-1}$). Con esta última prueba se identifica un incremento de hasta 1.02 °C equivalente a un aumento de 4.7%. Los resultados indican que durante el segundo periodo (1996-2006), la temperatura máxima experimentó una tendencia significativa creciente, considerando que $Z = 1.97$ y $a = 0.14 \text{ °C año}^{-1}$ (Figura 2B).

Respecto al comportamiento de la temperatura mínima, la tendencia durante el periodo analizado (1985-2017) representa una variabilidad con $Z = 1.65$ y $a = 0.026 \text{ °C}$, alcanzando un acumulado de hasta 0.85 °C, lo que representa un aumento del 12.9% en comparación con el promedio (Figura 2C). Se constató que, durante el tercer periodo (2007-2017), ocurrió el incremento de mayor impacto en la serie de tiempo ($Z = 0.54$ y $a = 0.18 \text{ °C año}^{-1}$).

Análisis de tendencia por estación

Precipitación. De acuerdo a las pruebas estadísticas empleadas, durante el periodo (1985-2017) (Figura 3A), el 77% del total de estaciones mostró una tendencia positiva, cuyo valor pendiente promedio fue de 3.3

mm año⁻¹, siendo el sureste del DDRA la zona con mayor impacto; por su parte, las pendientes negativas llegan a decrecer en promedio hasta -2.6 mm año⁻¹.

Durante el primer periodo 1985-1995 (Figura 3B), el 60% de las estaciones resultaron con una tendencia positiva que, en su mayoría, se localizan hacia el norte y noreste del DDRA, cuya pendiente promedio es de 9 mm año⁻¹, mientras que las pendientes negativas experimentaron un decremento promedio de -7.8 mm año⁻¹. En el segundo periodo (1996-2006) (Figura 3C), tan solo tres estaciones indican una tendencia significativa creciente y una estación con tendencia significativa decreciente. Adicionalmente, se identifican en la zona sureste, una importante agrupación de estaciones con tendencia y pendiente positiva, con un valor promedio de 21.3 mm año⁻¹.

Para el tercer periodo (2007-2017) (Figura 3D), se encontró que 14 estaciones tienen una tendencia negativa, con un valor de pendiente promedio de -28.5 mm año⁻¹, de las cuales; cuatro indican tendencia significativa decreciente, mientras que para las estaciones con tendencia positiva (53%), se identificó una pendiente promedio de 17.1 mm año⁻¹. Este periodo se caracterizó por ser el más seco de la serie analizada.

Temperatura máxima. En el análisis de la tendencia de temperatura máxima (Figura 4A) realizado durante el periodo 1985-2017, se puede observar que en el 76.7% del total de las estaciones, se ha registrado una tendencia positiva, cuya pendiente promedio es de 0.04 °C año⁻¹, de éstas, tres refieren a una tendencia significativa creciente, mientras que, para las tendencias negativas, resultó una pendiente promedio de -0.03 °C año⁻¹. Hacia el periodo 1985-1995 (Figura 4B) el 43% de las estaciones, indican una tendencia negativa, las cuales promedian una pendiente de -0.05 °C, por el contrario, las estaciones que indican una tendencia positiva, reportan un incremento promedio de 0.09°C año⁻¹.

En el periodo 1996-2006 (Figura 4C), se puede observar que el 60% de las estaciones corresponden a una tendencia negativa, cuya pendiente promedio indica ser de -0.07 °C, en las que se incluyen dos estaciones

con tendencia significativa decreciente, mientras que las pendientes positivas, se localizan agrupadas en el sureste del DDRA, promediando una pendiente de $0.08\text{ }^{\circ}\text{C}$ y finalmente hacia la última ventana de tiempo (2007-2017) (Figura 4D), los resultados permiten observar que el 60% de las estaciones, presentaron tendencias positivas, con una pendiente promedio de $0.28\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$, localizadas en su mayoría hacia el sur, mientras que las estaciones restantes (40%) presentan una tendencia negativa, con una pendiente de $-0.08\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$, localizadas en el sureste del DDRA.

Temperatura mínima. En la figura 5A se observa el periodo general (1985-2017), en el cual, resultaron 9 estaciones con tendencia significativa creciente y una estación con tendencia negativa decreciente. El 73% del total de estaciones, indican una tendencia positiva con una pendiente promedio de $0.04\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$, mientras que las pendientes negativas resultaron con una disminución promedio de $-0.03\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$. El análisis de las tendencias a largo plazo de la temperatura mínima usando la prueba Mann-Kendall, mostró tendencias significativas crecientes en los tres periodos. Durante 1985-1995 (Figura 5B), el 70% de las estaciones indican una tendencia positiva, en las cuales, el promedio de incremento es de $0.09\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$, mientras que las estaciones con tendencia y pendiente negativa, se observan agrupadas en la parte central del DDRA. Hacia el periodo 1996-2006 (Figura 5C), los resultados indican que el 83% de las estaciones muestran una tendencia y pendiente positiva cuyo promedio es de $0.08\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$, tan solo cinco estaciones indican una tendencia negativa, y se localizan agrupadas en la región sureste. En cuanto al periodo 2007-2017 (Figura 5D), sobresalen cinco estaciones con tendencia significativa creciente, el 90% de todas las estaciones indican una tendencia y pendiente positiva, cuyo promedio es de $0.22\text{ }^{\circ}\text{C año}^{-1}$.

DISCUSIÓN

Variabilidad de la temperatura y precipitación

Los resultados indican que en un lapso de 33 años (1985-2017), el Distrito de Desarrollo Rural de Atlacomulco ha experimentado una variación sobre las características climáticas, del total de las estaciones meteorológicas estudiadas la mayoría presentan una tendencia a incrementar; 77% en precipitación (3.3 mm año⁻¹), 76.7% en temperatura máxima (0.04 °C año⁻¹) y 76% en temperatura mínima (0.04 °C año⁻¹). Estos resultados concuerdan con diversos autores que han abordado esta temática en México, a continuación se presentan algunos de estos: Méndez *et al.* (2008) analizaron la precipitación de México durante el periodo 1920-2004, en la cual, identifican que la lluvia se ha incrementado en las regiones áridas y semiáridas en 1.8% en promedio con respecto a la precipitación total anual y para las zonas húmedas hasta el 0.9%, mientras que la disminución se ha estimado hasta en 1.2% tanto en regiones secas como húmedas, dándose a escalas locales. Por su parte, García-Cueto *et al.* (2019) estudiaron la tendencia a nivel nacional en 16 estaciones distribuidas en el país, durante el periodo 1980-2010, donde menciona que la temperatura máxima anual, muestra una tendencia creciente significativa en el 50% de las estaciones y una tendencia decreciente en el 18% de las estaciones, de igual manera, la temperatura mínima anual muestra una tendencia creciente significativa en el 69% de las estaciones y una tendencia decreciente en solo el 6% de las estaciones. Rocha-Escalante *et al.* (2022) reportaron las tendencias de precipitación y temperatura en el Altiplano Potosino de México durante 1975-2015, encontrando estaciones con decrementos o incrementos para ambas variables en las tendencias anuales, se identifican grupos homogéneos en áreas locales. Por su parte, Velasco *et al.* (2015) realizaron un estudio de tendencias climáticas para el centro de México, y reportan tendencias crecientes para temperatura y precipitación desde el periodo 1970-2012. Por otro lado, Martínez-Austria *et al.* (2014) identificaron el comportamiento de temperatura y precipitación en la cuenca baja del río Yaqui, donde se observó una tendencia clara de cambio climático en las temperaturas; se detecta,

en particular una disminución de la diferencia entre temperaturas máximas y mínimas, mientras que para la precipitación anual, no se detectó una tendencia estadísticamente significativa.

Efectos causados por la precipitación

Los hallazgos encontrados en el DDRA, indican que puede haber efectos directos o indirectos considerables de las tendencias observadas de la precipitación y temperatura (máxima y mínima) sobre la producción de maíz, aunque no es el objetivo del estudio, estos se pueden pronosticar mediante casos de estudio reportados a nivel mundial. En la mayoría de las estaciones meteorológicas analizadas durante el periodo 1985-2017, la precipitación apunta hacia una tendencia a incrementar, lo cual es favorable a la producción de maíz, no obstante, en las estaciones que se presenta lo contrario (23%), se incide a una inminente escasez de agua viéndose afectada la disponibilidad de este recurso. La situación anterior, conlleva a reducir el crecimiento y el rendimiento, que a menudo, son la causa principal de las pérdidas de cultivos (Baffour-Ata *et al.* 2023).

Villalobos-González *et al.* (2017) mencionan que en el cultivo de maíz a causa de la escasez de agua, se redujo la expansión del área foliar, se retrasó la antesis y floración femenina, disminuyó el rendimiento de grano y el número de granos en mazorca. Al respecto Çakir (2004) reporta que los déficits de agua durante el período de crecimiento vegetativo, causaron una pérdida del 28% al 32% del peso final de materia seca, así mismo se podrían esperar pérdidas mucho mayores del 66 al 93% como resultado del estrés hídrico prolongado durante la formación de espiga. Li *et al.* (2019) presentaron evidencia a partir de datos de rendimiento de cultivos durante el periodo 1981-2016, que las lluvias excesivas pueden reducir el rendimiento del maíz hasta -34% ($-17 \pm 3\%$ en promedio) en los Estados Unidos, comparable a la pérdida de hasta -37% por sequía extrema ($-32 \pm 2\%$ en promedio).

Efectos causados por la temperatura

La temperatura máxima y mínima, en más de la mitad de las estaciones del DDRA, presentan una tendencia hacia el incremento, las cuales tienen un impacto positivo durante de la temporada de crecimiento, favoreciendo fenología del maíz. Es probable que el aumento de temperatura media durante toda la temporada de cultivo, influya en la producción a través de factores como el aumento de la respiración, las pérdidas por evaporación, alto metabolismo basal y la alteración natural de las plantas al estrés biótico (Djalovic *et al.* 2023).

Se ha identificado que en el cultivo de maíz, el decremento de las temperaturas propicia a reducir su crecimiento vegetativo y desarrollo fenológico (Djalovic *et al.* 2023). Mientras que Waqas *et al.* (2021) y Wijewardana *et al.* (2016) han reportado, que cuando el cultivo de maíz está expuesto al estrés por frío, la tasa de crecimiento tiende a reducirse mientras que la duración del crecimiento se prolonga, por lo tanto, la baja temperatura debilita la plántula y también puede detener el llenado de grano prematuramente al final del ciclo de crecimiento, lo que resulta en una producción de grano más baja e inconsistente en los valles altos y templados como lo es el caso del DDRA.

Investigaciones previas evaluaron la relación entre la variación climática y la producción de maíz en Estados Unidos durante el período 1982-1998; donde reportaron una disminución del 17% en el rendimiento por cada 1 °C de incremento en la temperatura media (Wijewardana *et al.* 2016). Los efectos del aumento de las temperaturas han mostrado un alto grado de variación, con reducción del rendimiento del 5 a 8% con aumentos de temperatura de 2 °C, mientras que a temperaturas superiores a los 35 °C durante la etapa de polinización, disminuye la producción debido a la deshidratación del polen (Hatfield *et al.* 2011). Los estudios de campo en el maíz, han demostrado que se reducen los rendimientos del 13 al 88 % debido al aumento de la temperatura a 6 °C por encima de las temperaturas óptimas (20 a 22 °C), una temperatura alta en las etapas críticas de desarrollo también puede deteriorar la calidad del grano (Ordóñez *et al.* 2015). Hatfield *et*

al. (2011) observaron una mayor tasa de fenología en temperaturas óptimas; sin embargo, el mayor efecto sobre la productividad se atribuyó al aumento de las temperaturas mínimas durante el período de llenado de grano.

CONCLUSIONES

El conocimiento sobre la distribución espacio-temporal y la variabilidad de la precipitación y la temperatura, es importante en la planificación y gestión agrícola con visión de impacto. Las tendencias en la precipitación, temperatura máxima y mínima en el DDRA, identifican una tendencia creciente en todo el DDRA, pero al analizar cada estación de manera independiente, se puede observar un comportamiento heterogéneo. No se logró identificar una área o región específica con mayores o menores impactos, ya que la variabilidad espacial no presenta un patrón definido entre las variables estudiadas. Se identificó que la variabilidad y el cambio climático han provocado incrementos en la temperatura y precipitación en el DDRA, ante este escenario, se presentan condiciones óptimas para toda la temporada de crecimiento y desarrollo del maíz, ya que se ha establecido un clima con un mejor ambiente para potencializar el rendimiento. Del 2007-2017, la precipitación promedio anual, ha disminuido hasta en 4.2 mm año⁻¹, trayendo patrones de lluvia erráticos, lo que afecta de forma negativa el rendimiento del maíz, especialmente en temporal. De continuar esta tendencia, se provocarán efectos severos sobre la producción de maíz, lo que supone una amenaza para la seguridad alimentaria de la región.

LITERATURA CITADA

- Baffour-Ata F, Tabi JS, Sangber-Dery A, Etu-Mantey EE, Asamoah DK (2023) Effect of rainfall and temperature variability on maize yield in the Asante Akim North District, Ghana. *Current Research in Environmental Sustainability* 5: 100222. DOI: 10.1016/j.crsust.2023.100222.
- Çakir R (2004) Effect of water stress at different development stages on vegetative and reproductive growth of corn. *Field Crops Research* 89(1): 1-16. DOI: 10.1016/j.fcr.2004.01.005.

CONAGUA (2023) Normales climatológicas por estado -

<https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/informacion-climatologica/normales-climatologicas-por-estado>. Fecha de consulta: 05 de octubre de 2023.

Djalovic I, Kundu S, Bahuguna RN, Pareek A, Raza A, Singla-Pareek SL, Prasad PV, Varshney RK (2023) Maize and heat stress: Physiological, genetic, and molecular insights. *Plant Genome* July: 1-19. DOI: 10.1002/tpg2.20378.

Estrada F, Mendoza-Ponce A, Calderón-Bustamante O, Botzen W (2022) Impacts and economic costs of climate change on Mexican agriculture. *Regional Environmental Change* 22(4): 126. DOI: 10.1007/s10113-022-01986-0.

FAO (2002) Agricultura mundial: hacia los años 2015-2030. <https://www.fao.org/3/y3557s/y3557s00.htm>. Fecha de consulta: 29 de mayo de 2023.

García-Cueto OR, Santillán-Soto N, López-Velázquez E, Reyes-López J, Cruz-Sotelo S, Ojeda-Benítez S (2019) Trends of climate change indices in some Mexican cities from 1980 to 2010. *Theoretical and Applied Climatology* 137: 775-790.

Guajardo-Panes RA, Granados-Ramírez GR, Sánchez-Cohen I, Díaz-Padilla G, Barbosa-Moreno F (2017) Validación espacial de datos climatológicos y pruebas de homogeneidad: Caso Veracruz, México. *Tecnología y Ciencias Del Agua* 8(5): 157-177. DOI: 10.24850/j-tyca-2017-05-11.

Guijarro JA (2018) Homogeneización de series climáticas con Climatol. Versión 3.1.1. Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). Disponible en: https://repositorio.aemet.es/bitstream/20.500.11765/12185/1/homog_climatol-es.pdf. Fecha de consulta: 29 de mayo de 2023.

Hatfield JL, Boote KJ, Kimball BA, Ziska LH, Izaurralde R.C, Ort D, Thomson AM, Wolfe D (2011) Climate impacts on agriculture: Implications for crop production. *Agronomy Journal* 103: 351-370.

INEGI (2020) Estado de México: Territorio. <https://cuentame.inegi.org.mx/monografias/informacion/mex/default.aspx?tema=me&e=15>. Fecha de consulta: 21 de mayo de 2023.

INIFAP (2023) Laboratorio Nacional de Modelaje y Sensores Remotos. Disponible en: <https://clima.inifap.gob.mx/lnmysr/DatosIndirectos/NEssenger>. Fecha de consulta: 05 de octubre de 2023.

Kendall MG (1975) Rank correlation methods, 4th ed. Charles Griffin, London. 202p.

Krajewski A, Sikorska-Senoner AE, Ranzi R, Banasik K (2019) Long-term changes of hydrological variables in a small Lowland watershed in Central Poland. *Water (Switzerland)* 11: 3. DOI: 10.3390/w11030564.

Kubiak-Wójcicka K, Nagy P, Pilarska A, Zelenáková M (2023) Trend Analysis of Selected Hydroclimatic Variables for the Hornad Catchment (Slovakia). *Water (Switzerland)* 15(3): 1-18. DOI: 10.3390/w15030471.

Li Y, Guan K, Schnitkey GD, DeLucia E, Peng B (2019) Excessive rainfall leads to maize yield loss of a comparable magnitude to extreme drought in the United States. *Global Change Biology* 25: 2325-2337.

Mann HB (1945) Nonparametric test against trend. *Econometrics* 13: 245-259.

Martinez CJ, Maleski JJ, Miller MF (2012) Trends in precipitation and temperature in Florida, USA. *Journal of Hydrology* 452-453: 259-281.

- Martínez-Austria P, Patiño-Gómez C, Tamayo-Escobar JE (2014) Análisis de tendencias climáticas en la cuenca baja del río Yaqui, Sonora, México. *Tecnología y Ciencias del Agua* 6: 135-149.
- Méndez J, De Jesús J, González V (2008) Análisis de tendencias de precipitación (1920-2004) en México. *Investigaciones Geográficas* 65: 38-55.
- Ordóñez RA, Savin R, Cossani CM, Slafer GA (2015) Yield response to heat stress as affected by nitrogen availability in maize. *Field Crops Research* 183: 184-203.
- OMM (2013) Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation. Organización Meteorológica Mundial N° 8. <https://www.weather.gov/media/epz/mesonet/CWOP-WMO8.pdf>. Fecha de consulta: 30 de mayo de 2023.
- Panda A, Sahu N (2019) Trend analysis of seasonal rainfall and temperature pattern in Kalahandi, Bolangir and Koraput districts of Odisha, India. *Atmospheric Science Letters* 20: 1-10. DOI: 10.1002/asl.932.
- PINCC (2023) 2021 fue el cuarto año más caluroso en México del que se tenga registro. Programa de Investigación en Cambio Climático UNAM. Sitio web: <https://www.pincc.unam.mx/2021-fue-el-cuarto-ano-mas-caluroso-en-mexico-del-que-se-tenga-registro/>. Fecha de consulta: 20 de mayo de 2023.
- Rocha-Escalante H, Jaimes-Arredondo A, Cardona-Benavides A, Rodríguez-Cuevas C, Giácoman-Vallejos G, Aceves-De Alba J, García-Arreola M E, Cisneros-Almazán R (2022) Rainfall and temperature trends in the Altiplano Potosino Region, Mexico (1975-2015). *Tecnología y Ciencias del Agua* 13: 75-126.
- Sánchez B, Rasmussen A, Porter JR (2014) Temperatures and the growth and development of maize and rice: A review. *Global Change Biology* 20: 408-417.

- Sharma CS, Panda SN, Pradhan RP, Singh A, Kawamura A (2016) Precipitation and temperature changes in eastern India by multiple trend detection methods. *Atmospheric Research* 180: 211-225.
- SIAP (2023) Avance de Siembras y Cosechas Resumen por estado. Disponible en: http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do. Fecha de consulta: 25 de junio de 2023.
- Tian Q, Yang S (2017) Regional climatic response to global warming: Trends in temperature and precipitation in the Yellow, Yangtze and Pearl River basins since the 1950s. *Quaternary International* 440: 1-11. DOI: 10.1016/j.quaint.2016.02.066.
- Vázquez-Carrillo MG, Martínez-Gutiérrez A, Zamudio-González B, Espinosa-Calderón A, Tadeo-Robledo M, Turrent-Fernández A (2020) Estabilidad de rendimiento y características fisicoquímicas de grano de híbridos de maíz en Valles Altos de México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 11: 1803-1814.
- Velasco-Hernández M, Morales-Acoltzi T, Estrella-Chulim N, Díaz-Ramos R, Juárez-Sánchez JP, Hernández- Vázquez M, Bernal-Morales R (2015) Trends and variability of climate change indices: agricultural focus, in two regions of Mexico. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 6: 1587-1599.
- Villalobos-González A, López-Castañeda C, Miranda-Colín S, Aguilar-Rincón VH, López-Hernández MB (2017) Relaciones hídricas en maíces de Valles Altos de la Mesa Central de México en condiciones de sequía y fertilización nitrogenada. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 7: 1651-1665.
- Waqas MA, Wang X, Zafar SA, Noor MA, Hussain HA, Azher M, Farooq M (2021) Thermal stresses in maize: Effects and management strategies. *Plants* 10(2): 1-23. DOI: 10.3390/plants10020293.
- Werner AT, Schnorbus MA, Shrestha RR, Cannon AJ, Zwiers FW, Dayon G, Anslow F (2019) A long-term, temporally consistent, gridded daily meteorological dataset for northwestern North America. *Scientific Data* 6: 1-16. DOI: 10.1038/sdata.2018.299.

- Wijewardana C, Brien-Henry W, Hock MW, Raja-Reddy K (2016) Growth and physiological trait variation among corn hybrids for cold tolerance. *Canadian Journal of Plant Science* 96: 639-656.
- Wu Y, Wang W, Wang G (2016) Detecting variation trends of temperature and precipitation for the Dadu River Basin, China. *Advances in Meteorology* 2016: 1-11. DOI: 10.1155/2016/2564586.
- Yue S, Pilon P, Cavadias G (2002) Erratum: Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology* 259: 254-271.

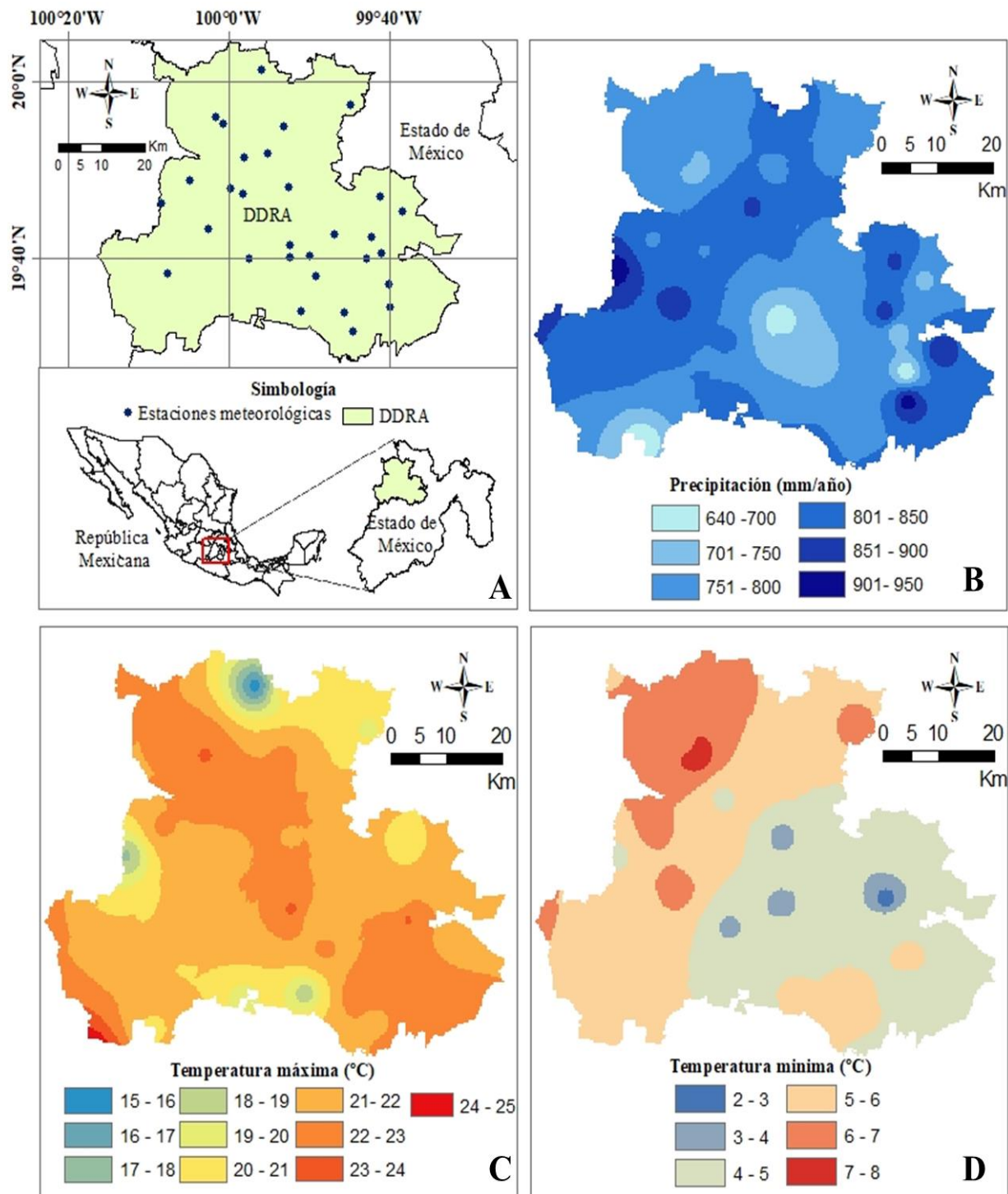


Figura 1. Ubicación geográfica del DDRA; A) Estaciones meteorológicas, B) Precipitación anual (mm), C) Temperatura máxima anual (°C) y D) Temperatura mínima anual (°C). Periodo 1985-2017.

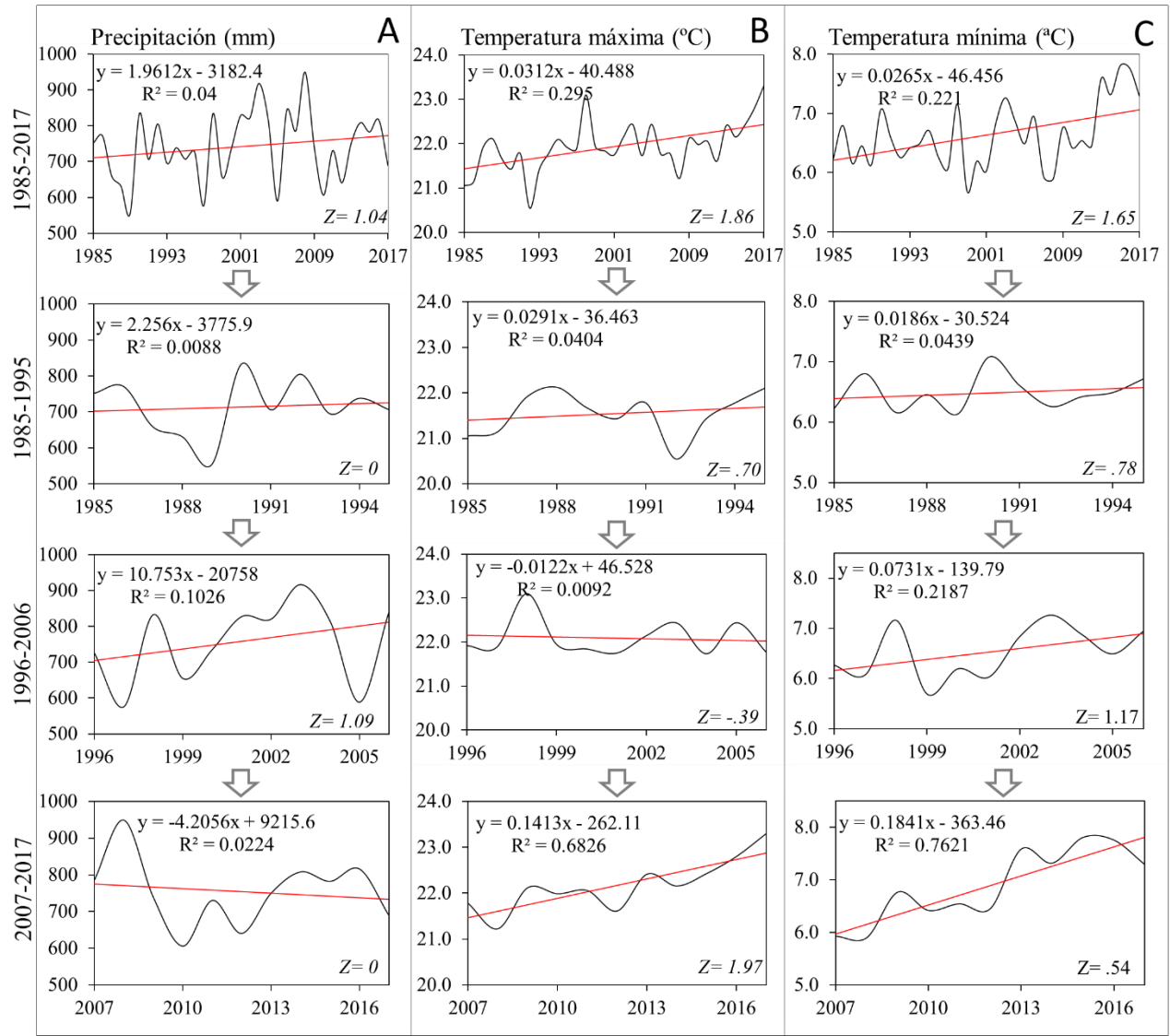


Figura 2. Tendencia promedio para el DDRA, método regresión lineal y prueba Mann-Kendall (Z); Precipitación (A), Temperatura máxima (B) y Temperatura mínima (C).

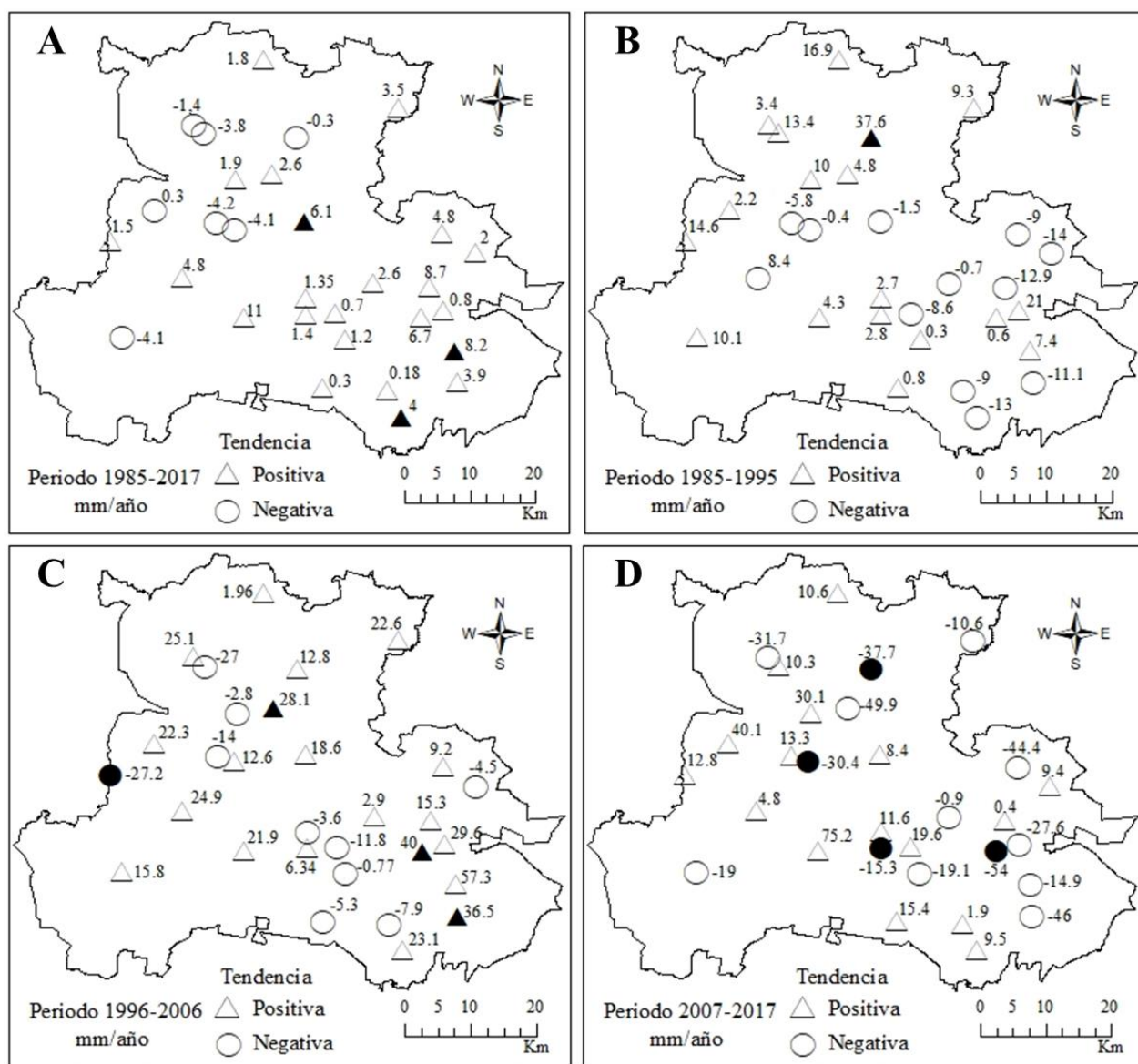


Figura 3. Tendencias en la precipitación usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en $\alpha = 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en $^{\circ}\text{C}/\text{año}$.

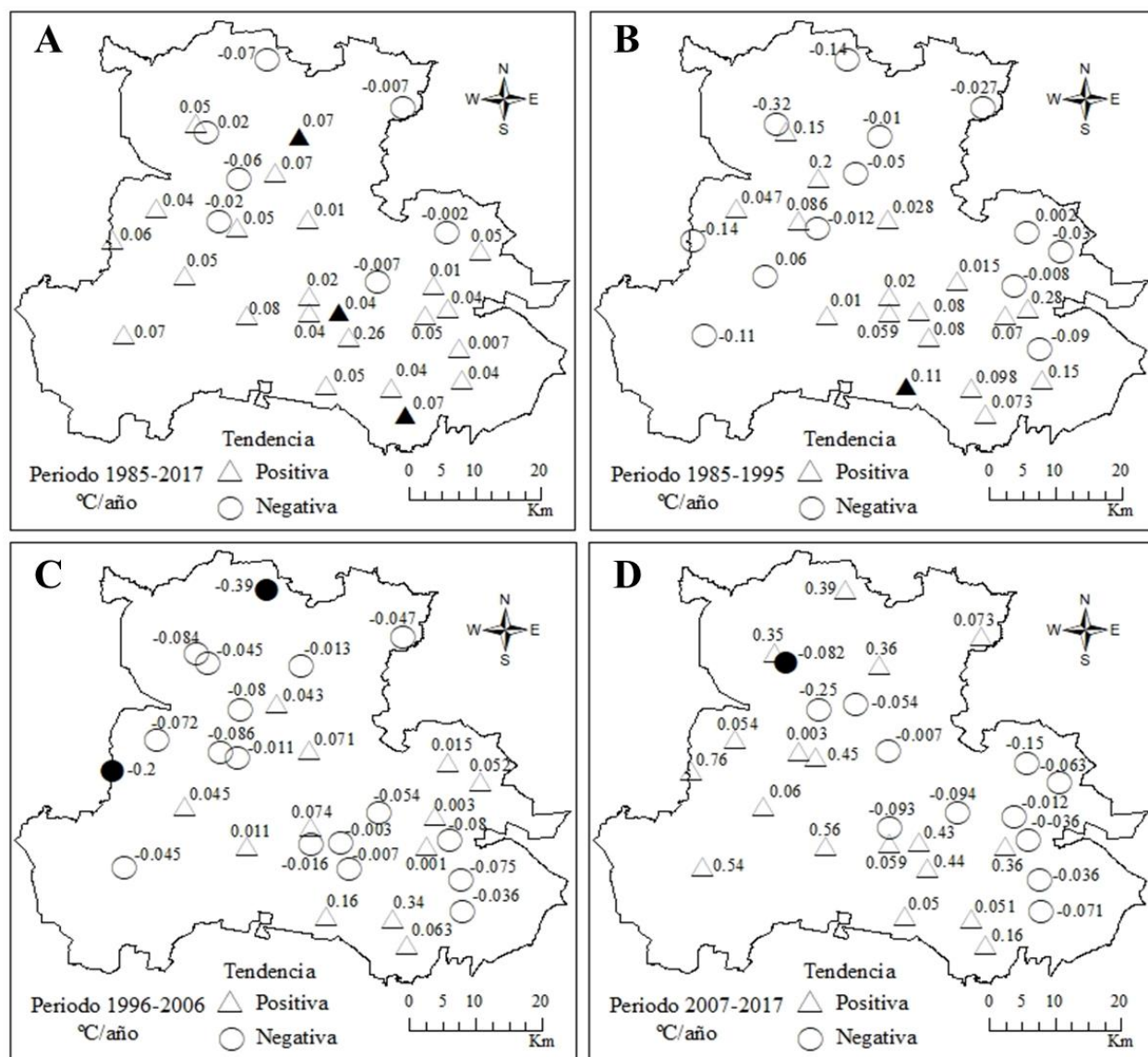


Figura 4. Tendencias en la temperatura máxima usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en $\alpha = 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en $^{\circ}\text{C/año}$.

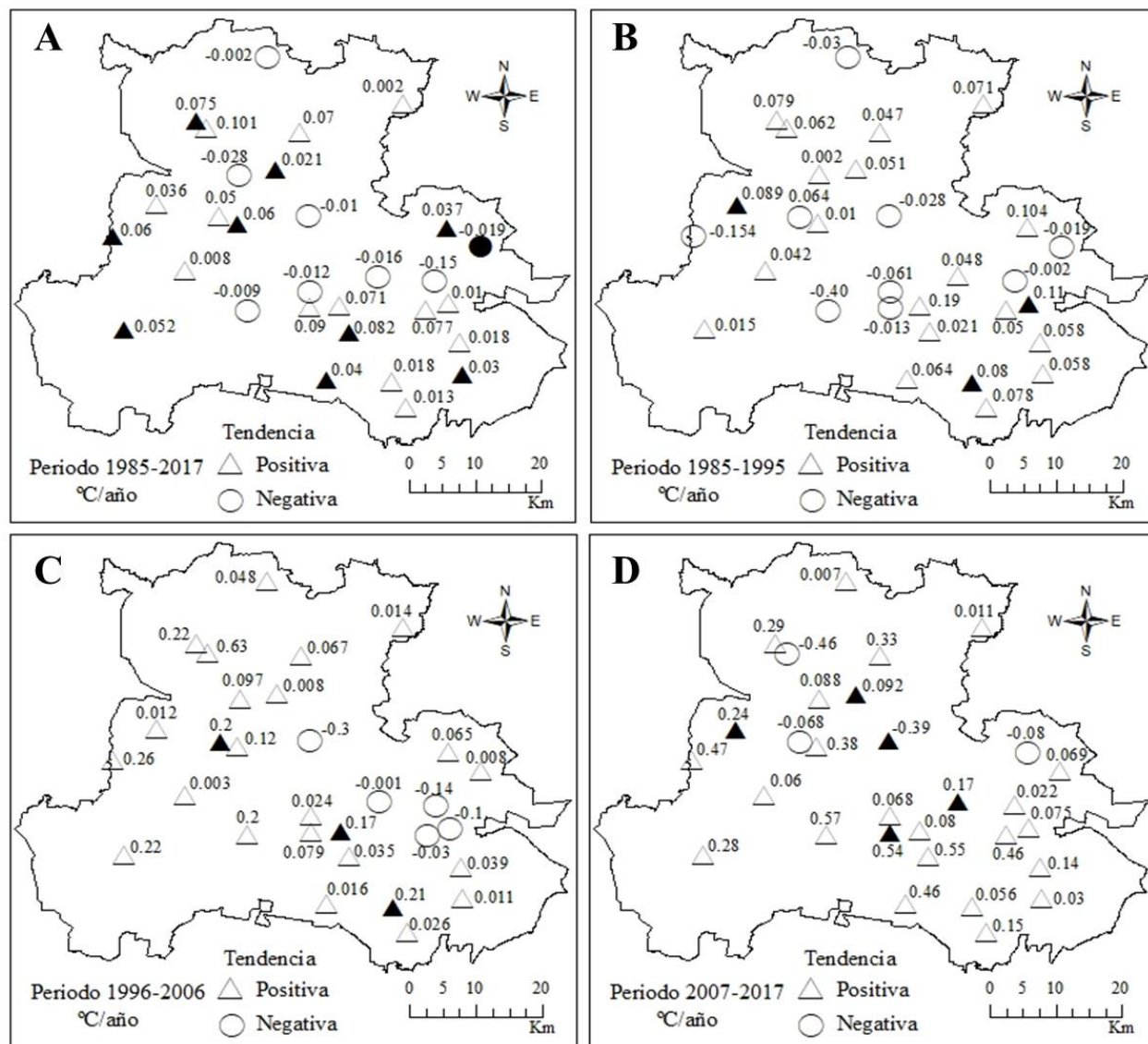


Figura 5. Tendencias en la temperatura mínima usando las pruebas de Mann-Kendall y Regresión Lineal para; A) periodo 1985-2017, B) periodo 1985-1995, C) periodo 1996-2006 y D) periodo 2007-2017. Las tendencias significativas en $\alpha = 0.05$ están sombreadas en negro, los valores numéricos corresponden al valor de la pendiente expresados en $^{\circ}\text{C/año}$.

1 Tabla 1. Estaciones meteorológicas ubicadas en el DDRA.

ID	NOMBRE	MUNICIPIO	LONGITUD	LATITUD	ALTURA
15025	Ejido de Llano Grande	Jiquipilco	-99.665	19.572	2538
15026	Enyeje	Ixtlahuaca	-99.85	19.564	2550
15029	El Tejocote	Atlacomulco	-99.918	19.862	2449
15070	Presa Brockman	El Oro	-100.14	19.769	2929
15071	Presa El tigre	Morelos	-99.686	19.78	2710
15076	Presa Tepatitlán	San Felipe del Progreso	-99.958	19.663	2564
15085	San Bartolo del llano	Ixtlahuaca	-99.741	19.524	2587
15104	San Pedro Potla	Temascalcingo	-99.968	19.855	2450
15112	Santiago Yече	Jocotitlán	-99.703	19.704	2696
15117	Temascalcingo	Temascalcingo	-100.012	19.92	2377
15128	Tultenango	El Oro	-100.081	19.812	2601
15158	San Pedro de los Baños	Ixtlahuaca	-99.831	19.669	2552
15239	San Antonio Trojes	Morelos	-99.64	19.753	2831
15244	Muyteje	Acambay	-99.931	20.022	2840
15245	La Jordana	El Oro	-99.995	19.796	2620
15251	Atlacomulco II	Atlacomulco	-99.874	19.798	2574
15264	Buenos aires	Jiquipilco	-99.668	19.616	2576
15267	Chichilpa	San Felipe del Progreso	-100.042	19.719	2795
15308	San Cristóbal de los Baños	Ixtlahuaca	-99.872	19.689	2570
15341	San Antonio Nixini	Jiquipilco	-99.683	19.673	2545

15361	Pozo ocho	Acambay	-99.746	19.956	2626
15372	Ixtlahuaca	Ixtlahuaca	-99.76	19.56	2540
15390	Jocotitlán	Jocotitlán	-99.78	19.71	2650
31	San José del Rio	Ixtlahuaca	-99.818	19.631	2545
35	San José del Rincón	San José del Rincón	-100.125	19.634	2692
36	Santiago Casandeje	Jocotitlán	-99.970	19.786	2586
36728	La Concha	Ixtlahuaca	-99.872	19.666	2550
36756	Tiacaque	Jocotitlán	-99.713	19.663	2560
37673	La Laguna	Acambay	-99.8856	19.91531	2513
860124	El Jacal	Temascalcingo	-100.027	19.933	2379



Climate change projections in temperature and precipitation using cmip6 in Central Mexico

Alejandro Cruz-González¹ · Ramón Arteaga-Ramírez² · Jesús Soria-Ruiz³ · Ignacio Sánchez-Cohen⁴ · Alejandro Ismael Monterroso-Rivas⁵ · Abel Quevedo-Nolasco⁶

Received: 20 September 2024 / Accepted: 27 December 2024
© The Author(s) 2025

CAPÍTULO 4. CLIMATE CHANGE PROJECTIONS IN TEMPERATURE AND PRECIPITATION USING CMIP6 IN CENTRAL MEXICO

Forma de citar este artículo:

Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Soria-Ruiz, J., Sánchez-Cohen, I., Monterroso-Rivas, I.A., & Quevedo-Nolasco, A. (2025). Climate change projections in temperature and precipitation using cmip6 in Central Mexico. *Theor Appl Climatol*, 156, 97. <https://doi.org/10.1007/s00704-024-05345-3>

CLIMATE CHANGE PROJECTIONS IN TEMPERATURE AND PRECIPITATION USING CMIP6 IN CENTRAL MEXICO

Alejandro Cruz-González¹, Ramón Arteaga-Ramírez^{2*}, Jesús Soria-Ruiz³, Ignacio Sánchez-Cohen⁴, Alejandro Ismael Monterroso-Rivas⁵, Abel Quevedo-Nolasco⁶

¹Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. 56230 Texcoco, Estado de México, México. <https://orcid.org/0000-0002-3804-8523>.

²Departamento de Irrigación, Universidad Autónoma Chapingo. 56230 Texcoco, Estado de México, México. <https://orcid.org/0000-0001-9459-3588>.

³Sitio Experimental Metepec - Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. 52176 Zinacantepec, Estado de México, México. <https://orcid.org/0000-0002-6226-6598>.

⁴Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias - Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua-Suelo-Planta-Atmósfera. 35140 Gómez Palacio, Durango, México. <https://orcid.org/0000-0002-9063-7114>.

⁵Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo. Universidad Autónoma Chapingo. 56230 Texcoco, Estado de México, México. <https://orcid.org/0000-0003-4348-8918>.

⁶Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. 56264 Texcoco, Estado de México, México.

***Corresponding author. E-mail addresses: arteagar@correo.chapingo.mx (Ramón Arteaga-Ramírez).**

CRediT authorship contribution statement

Alejandro Cruz-González: conceptualization, writing-original draft, writing-review editing, validation, project administration, methodology, investigation, formal analysis. Ramón Arteaga-Ramírez: writing - review editing, project administration, funding acquisition. Jesús Soria-Ruiz: writing - review editing. Ignacio Sánchez-Cohen: conceptualization - writing – review editing, methodology. Alejandro Ismael Monterroso-Rivas: conceptualization, methodology, writing – review editing. Abel Quevedo-Nolasco: validation, supervision and review.

Abstract

Knowing the spatiotemporal variability of temperature and precipitation, as well as their future projections, is essential to assess environmental risks and plan long-term mitigation and adaptation. In this study, the General Circulation Models (GCMs) HadGEM3-GC31-LL, MRI-ESM2-0 and ACCESS-ESM1-5 of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP6) have been used, under two Shared Socioeconomic Pathways (SPP2-4.5 and SSP5-8.5), to project the minimum and maximum air temperature and the mean annual precipitation in Atlacomulco Rural Development District (ARDD). 30 meteorological stations were used to perform regionalized climate change projections by downscaling using LARS-WG 7. The expected changes were evaluated for three time horizons: near horizon (2021-2040), mid horizon (2041-2060) and far horizon (2061-2080); compared to the historical period (1985-2017). Based on the results, the annual minimum temperature towards the far horizon is projected to increase by 2.0 °C with SSP2-4.5, and 3.1 °C with SSP5-8.5; while the annual maximum temperature towards the far horizon is projected to increase between 2.5 °C with SSP2-4.5 and 3.8 °C using SSP5-8.5. Precipitation shows an increase for SSP2-4.5 in the near and middle horizons with 15.7 and 42.5 mm.year⁻¹, respectively, while the largest decrease is projected towards the middle horizon of SSP5-8.5 with -26.3 mm.year⁻¹. The findings of this study provide detailed information on climate change projections in the ARDD and can serve as a useful guide for the management of different ecosystems.

Keywords: Climate change scenarios, Shared Socioeconomic Pathways, LARS-WG, General Circulation Model, Statistical downscaling.

1 Introduction

Climate change and global warming are the most worrying anthropogenic disturbances for humanity today, due to their severe impacts on the structure and functioning of different ecosystems and productive systems (Kamruzzaman *et al.* 2023; Cruz-González *et al.* 2021). The warming of the Earth's surface is result of the increase in the concentration of greenhouse gases (GHG) due to natural and anthropogenic causes, however; climate change has been potentiated by man since the 1970s, especially by consumption of fossil fuels, population growth, industrialization, deforestation, extensive agriculture and land-use change (IPCC 2021).

The direct impacts of climate change involves a multitude of phenomena, one of the consequences of climate change is the increase in temperature and precipitation variability, which is associated with increases in extreme weather events such as droughts, floods, hail, heat waves, rising sea levels, cold waves, and forest fires (Bustos *et al.* 2024; Trenberth *et al.* 2015). These events increase in frequency, severity, and intensity (Abbass *et al.* 2022). The occurrence and appearance of extreme events is not uniform throughout the world; some regions are more susceptible to the effects of climate change (Munawar *et al.* 2022).

Due to its geographical location, Mexico is considered one of the regions most influenced by global climate change (Martínez-Austria and Patriño-Gómez 2012). This country has been exposed to extreme weather conditions in the last 15 years, as floods have a greater impact on the Gulf, Caribbean, and Central Mexico regions, originating mainly

during the period of tropical cyclones, while the northern region of the country is the most affected by drought. For their part, the Northern and Central regions are more likely to experience frost and hail; heat waves are also reported in the North and Southeast of Mexico. The effects of these phenomena have caused ecological, economic, cultural and human losses (CENAPRED 2020; Monterroso and Conde 2015).

Climate models are tools to assess climate variability and change (Mohammed and Hassan 2022). General Circulation Models (GCMs) have been used to simulate changes in atmospheric circulation and project climate alterations; their purpose is to represent all relevant processes governing the Earth's response to increasing CO₂ and provide the most direct means to assess effective climate sensitivity (Khan and Naeem 2023). These models not only provide insight into current climate phenomena, and provide information for global policy on the increasing trends of these phenomena (Bustos et al. 2024). Since 2015, CMIP6 offers multi-model climate models based on various scenarios, showing a real picture of the socio-economic problems associated with adaptation, mitigation and implications of climate change (O'Neill *et al.* 2016).

The recent climate projections are driven by a set of land use and greenhouse gas (GHG) emissions scenarios, which are derived from the Shared Socioeconomic Pathways (SSP) framework. This framework delineates plausible alternative future trajectories (Kamruzzaman *et al.* 2023; IPCC 2021). Although General Circulation Models (GCMs), have improved the representation of climate change feedbacks in the Earth system, their small-scale resolutions (100–250 km) prevent the reproduction of detailed climate processes at regional and local scales, and therefore, they can hardly be directly applied to climate change studies at that scale level (Li *et al.* 2022; Mohammed and Hassan 2022).

Due to the need to improve spatially projected information on climate change, dynamical and statistical downscaling methods have been proposed and developed (Ashfaq *et al.* 2022). Dynamical downscaling works by using regional climate models (RCMs), which are based on the same principles as GCMs but have a higher resolution over a limited area (10–50 km), while in statistical downscaling, a statistical relationship between large-scale atmospheric variables and local-scale meteorological variables is established and trained over a historical period (Munawar *et al.* 2022).

Statistical downscaling methods are computationally inexpensive and significantly faster than dynamical downscaling; they are simple to use and can be applied to even higher resolutions, down to the area of influence of a weather station (Hernanz *et al.* 2022). Therefore, these methods have become a tool to evaluate meteorological variables in the face of climate change at a particular site (Ashfaq et al. 2022; Semenov and Barrow 2002). In statistical downscaling, a statistical relationship is established between large scale atmospheric variables (predictors) with local (station) scale meteorological variables (predictands) (Hernanz et al. 2022).

The Long Ashton Research Station Weather Generator (LARS-WG) method, is known for generating stochastic climate data, and is used to simulate a station's meteorological data as a daily time series for past, present, and future conditions. It is among the most common models developed for statistical downscaling and assessing the impacts of climate change (Khan and Naeem 2023; Semenov and Stratonovitch 2015; Semenov and Barrow 2002). In this context and to address climate change in Mexico, studies have been carried out with the LARS-WG tool, focused on the

management of different ecosystems, water resources, climate, agriculture, among others; evaluating the impact at regional scales (Cruz-González *et al.* 2021; Gómez-Mendoza *et al.* 2017; Esquivel-Arriaga *et al.* 2016).

In Mexico, significant efforts have been made to study the effects of climate change, and it has contributed to reducing the risk in different productive systems and ecosystems; however, it is necessary to specify with higher resolution tools (Colorado-Ruiz *et al.* 2018). The aim of this study was to generate climate change projections using three Global Circulation Models: HadGEM3-GC31-LL, MRI-ESM2-0 and ACCESS-ESM1-5 through LARS-WG, to simulate and project the climatic variables of precipitation and temperature at a local scale in the Atlacomulco Rural Development District (ARDD). This region is characterized by being a corn producing area; since the last five years (2018-2023) it contributed 35% of the state's harvested surface with 122,100 hectares, generating 42% of the annual production with 517,000 tons (SIAP 2024).

2 Data and methodology

2.1 Study area

The Atlacomulco Rural Development District (ARDD) is located in the Northern Region of the State of Mexico (Figure 1A), between latitudes 19°25' and 20°5' N and longitudes 99°30' and 100°17' W; with the municipalities of Acambay, Atlacomulco, El Oro, Ixtlahuaca, Jocotitlán, Jiquipilco, Morelos, San Felipe del Progreso, San José del Rincón, and Temascalcingo (SIAP 2024). It has a topography made up of valleys and volcanic structures, with an elevation that ranges between 2230-3800 meters above sea level (Fig. 1A). The temperature is sub-humid with summer rains (CW) according to the categorization made by Köppen. The average annual precipitation is 780 mm.year⁻¹; and during the months of June to September around 75% of the annual total is accumulated; the average annual temperature is 13.4 °C; the average annual minimum temperature is 5.1 °C, January being the coldest month with 1.2 °C and the average annual maximum temperature is 21.5 °C, with May being the hottest month with 24.2 °C (Fig. 1B, C, D and Fig. 2), (Cruz-González *et al.* 2023; CONAGUA 2023).

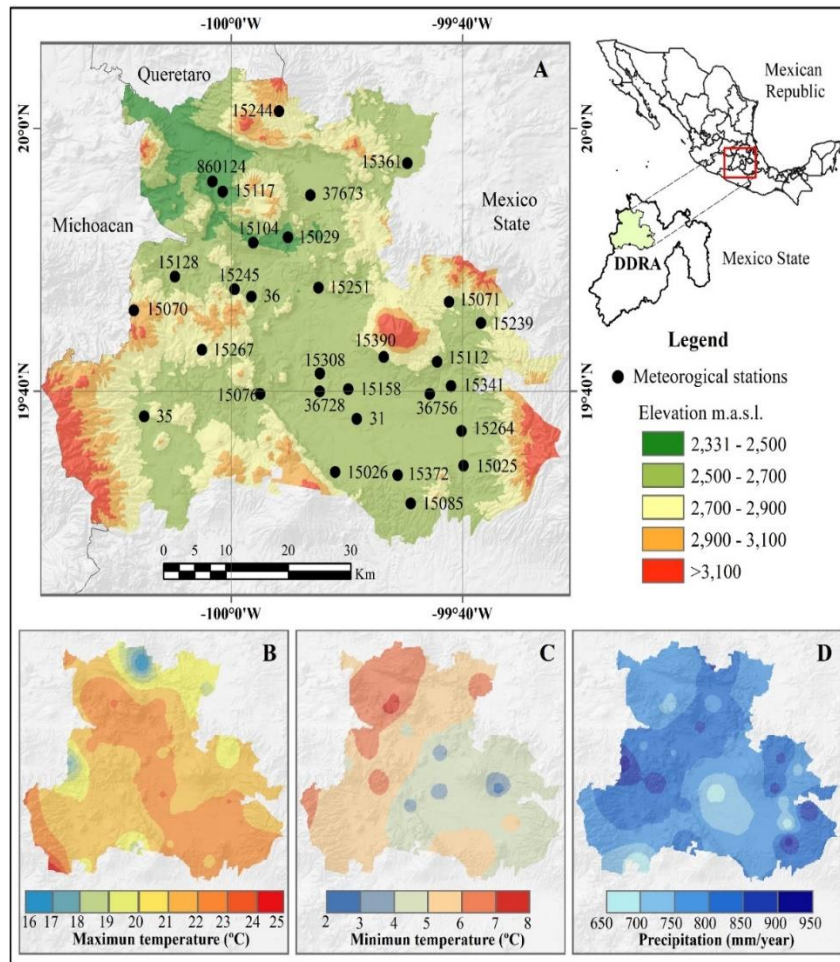


Fig. 1 Location of the Atlacomulco Rural Development District (ARDD). A) Meteorological stations, B) Annual maximum temperature (°C), C) Annual minimum temperature (°C) and D) Annual precipitation (mm.year⁻¹), period 1985-2017.

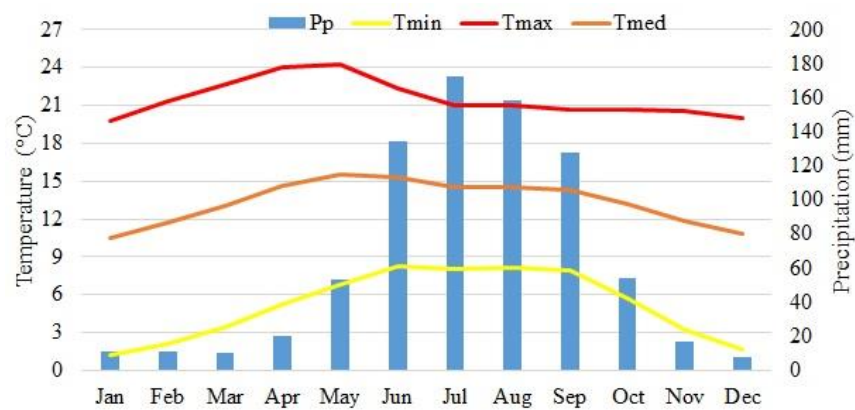


Fig. 2 Climogram of the study area (1985-2017), Atlacomulco Rural Development District (ARDD).

2.2 Climate database

The daily climate database was collected from 30 meteorological stations spatially distributed in the different municipalities of the ARDD. Of the 30 meteorological stations used, 23 correspond to the National Meteorological Service (CONAGUA 2023) and 7 to the National Institute for Forestry Agricultural and Livestock Research (INIFAP 2023) (Fig. 2 and Table 1). For this study, a historical series with an analysis period of 1985-2017 was considered, with the variables of maximum temperature, minimum temperature and precipitation.

To carry out the climatic analysis, the World Meteorological Organization (WMO) recommends that each meteorological station should contain at least 80% of the data available for the analysis period and not present missing values for more than three consecutive years (WMO 2013). Therefore, a process of homogenization and filling of missing data was carried out for each station, using the R-CLIMATOL 3.1.1 software (<https://www.climatol.eu/>); which is based on comparing each test series with a reference series through interpolation of ratios, and standardized values of the closest surrounding data at each time step; also, it allows data from nearby stations to be used in cases where there is no full period of observation (Guijarro 2018). Table 2 details the percentage of original meteorological data in the total number of ARDD stations.

Table 1 Meteorological stations located in the study area.

ID	No	Institution	Name	Municipality	Longitude	Latitude	Altitude
1	15025	CONAGUA	Ejido de Llano Grande	Jiquipilco	-99.665	19.572	2538
2	15026	CONAGUA	Enyeje	Ixtlahuaca	-99.850	19.564	2550
3	15029	CONAGUA	El Tejocote	Atacomulco	-99.918	19.862	2449
4	15070	CONAGUA	Presa Brockman	El Oro	-100.14	19.769	2929
5	15071	CONAGUA	Presa El tigre	Morelos	-99.686	19.780	2710
6	15076	CONAGUA	Presa Tepatitlán	San Felipe del Progreso	-99.958	19.663	2564
7	15085	CONAGUA	San Bartolo del llano	Ixtlahuaca	-99.741	19.524	2587
8	15104	CONAGUA	San Pedro Potla	Temascalcingo	-99.968	19.855	2450
9	15112	CONAGUA	Santiago Yече	Jocotitlán	-99.703	19.704	2696
10	15117	CONAGUA	Temascalcingo	Temascalcingo	-100.012	19.920	2377
11	15128	CONAGUA	Tultenango	El Oro	-100.081	19.812	2601
12	15158	CONAGUA	San Pedro de los Baños	Ixtlahuaca	-99.831	19.669	2552
13	15239	CONAGUA	San Antonio Trojes	Morelos	-99.640	19.753	2831
14	15244	CONAGUA	Muyteje	Acambay	-99.931	20.022	2840
15	15245	CONAGUA	La Jordana	El Oro	-99.995	19.796	2620
16	15251	CONAGUA	Atacomulco II	Atacomulco	-99.874	19.798	2574
17	15264	CONAGUA	Buenos aires	Jiquipilco	-99.668	19.616	2576
18	15267	CONAGUA	Chichilpa	San Felipe del Progreso	-100.042	19.719	2795

19	15308	CONAGUA	San Cristóbal de los Baños	Ixtlahuaca	-99.872	19.689	2570
20	15341	CONAGUA	San Antonio Nixini	Jiquipilco	-99.683	19.673	2545
21	15361	CONAGUA	Pozo ocho	Acambay	-99.746	19.956	2626
22	15372	CONAGUA	Ixtlahuaca	Ixtlahuaca	-99.760	19.56	2540
23	15390	CONAGUA	Jocotitlán	Jocotitlán	-99.780	19.710	2650
24	31	INIFAP	San José del Río	Ixtlahuaca	-99.818	19.631	2545
25	35	INIFAP	San José del Rincón	San José del Rincón	-100.125	19.634	2692
26	36	INIFAP	Santiago Casandeje	Jocotitlán	-99.970	19.786	2586
27	36728	INIFAP	La Concha	Ixtlahuaca	-99.872	19.666	2550
28	36756	INIFAP	Tiacaque	Jocotitlán	-99.713	19.663	2560
29	37673	INIFAP	La Laguna	Acambay	-99.885	19.915	2513
30	860124	INIFAP	El Jacal	Temascalcingo	-100.027	19.933	2379

Table 2 Percentage of original data in the ARDD.

Climate variable	Minimum	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Maximum
Precipitation	75	87	91	88.81	94	97
Minimum temperature	73	79.5	88.5	84.5	94	97
Maximum temperature	75	86	88	88.21	93.5	97

2.3 LARS-WG

Long Ashton Research Station Weather Generator (LARS-WG) version 7.0 was used as the downscaling model for precipitation, maximum temperature, and minimum temperature. This program performs well over a wide range of meteorological conditions (Khan and Naeem 2023); generating high-resolution climate change scenarios over a region using direct GCM outputs (Semenov *et al.* 2024; Semenov and Stratonovitch 2015).

LARS-WG model uses complex statistical distributions to model meteorological variables. Precipitation and its probability of occurrence are modeled using the quasi-experimental distribution method and Markov chains, while temperature is modeled using Fourier series (Chen *et al.* 2013; Semenov and Barrow 2002). LARS-WG involves three main steps: calibration, validation, and generation of synthetic meteorological data (Semenov *et al.* 2024; Semenov and Barrow 2002).

2.3.1 Models calibration

For model calibration, it was performed using the "SITE ANALYSIS" function of LARS-WG; which analyzes the observed meteorological data (precipitation, maximum temperature and minimum temperature) to determine their statistical characteristics and stores this information in three parameter files (Mohammed and Hassan 2022; Semenov

and Barrow 2002). The first file, with extension *.wgx contains the site parameters; the second with extension *.stx contains some additional statistics; and the third with extension *.tst, contains results of statistical tests that compare the observed daily data for each of 30 stations with daily meteorological data for model validation.

2.3.2 Model validation

Parameter files derived from observed meteorological data during the model calibration process (*.stx and *.tst) are used to generate synthetic meteorological data that exhibit the same statistical characteristics as the original observed data (Mohammed and Hassan 2022). Model validation consists of analyzing and comparing the statistical characteristics of the observed and synthetic meteorological data to assess the capability of LARS-WG at the chosen locations and determine whether it is suitable for use in the study.

The Kolmogorov-Smirnov (*K-S*), nonparametric test is used to determine the seasonal distributions of wet and dry series (WD series); daily maximum and minimum temperature distributions (T maxD and T minD) as well as daily precipitation distribution (PD) obtained from the observed and synthetic data that are shown as identical (Abdulsahib *et al.* 2024; Chen *et al.* 2013). This test calculates a *p*-value, which provides a statistic that accepts or rejects the assumptions that the two data sets could come from the same distribution; A low *p*-value and a high *K-S* value make it unlikely that the simulated data is the same as the real data and should not be adopted for model evaluation, a *p*-value = 0.05 can be considered in most statistics as an acceptable level of significance (Mohammed and Hassan 2022; Semenov and Barrow 2002). The *p*-values with different levels of fit are given below:

- Perfect fit: $p = 1$
- Very good fit: $p > 0.7$ a 1
- Good fit: $p > 0.4$ a 0.7
- Poor fit: $p < 0.4$

Variations between observed and synthetic data may be due to factors such as smoothing of observed data by the model, random variation in the data, errors in the observed data, and atypical weather events at meteorological stations; resulting in extreme weather events in a given year (Kavwenje *et al.* 2022). Therefore, three statistical criteria were applied to assess the calibration of the model for the maximum and minimum precipitation and temperature variables during the reference period (1985-2017), which were the correlation coefficient (*R*); the root mean square error (RMSE) and the mean bias error (MBE). These metrics were chosen because of their wide use in the scientific community (Abdulsahib *et al.* 2024; Hassan *et al.* 2023). R^2 has a range from 0 to 1, and the optimum value is $R^2=1$. R^2 , which is the square of this correlation coefficient Eqs. (1). Where; *x*, *y* refer to observed and generated datasets, $\bar{x}$, $\bar{y}$ refer to the mean observed and generated datasets. RMSE is an error-index type of model evaluation statistic. The model performs better the closest this value is to zero, shown in Eq. (2). MBE represents the error in estimation of modeling. It might be a positive or negative in value, and zero is the optimum value, shown in Eq. (3)

$$R^2 = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i^n (x - \bar{x})^2 \sum_i^n (y - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{n} \quad (3)$$

where P_i represents the projected daily value for climate variables, and O_i represents the observed daily value and n is the total number of data used.

2.4 Climate change scenarios

After calibration and validation of model; the last stage consist to generate future weather data series. This process was carried out using GENERATOR module, using parameter derived from meteorological data observed during the model calibration (*.wgx); which include information on changes in future climate data (precipitation and temperature) from historical meteorological data (33 years of observed data) (Semenov and Barrow 2002).

In this study, three CMIP6 GCMs were used, which are by default integrated into LARS-WG 7.0: HadGEM3-GC31-LL, MRI-ESM2-0 and ACCESS-ESM1-5 (Table 3), Semenov et al. (2024) evaluated the performance of a total ensemble of 15 GCMs, identifying that these three models present a good effective climate sensitivity to increasing CO₂, showing moderate changes in temperature and precipitation averages, as well as a uniform distribution among the set of 15 GCMs, which allows capturing the uncertainty in the climate projections of the CMIP6 ensemble. This selection of GCMs allows to improve the computational capacity for the processing of climate change scenarios; which were selected based on their performance in simulating precipitation and temperatures in central Mexico, showing the capacity of the models to reproduce characteristics of the climatic distribution in the region and use in the prediction of future climate changes (Estrada et al. 2023; Almazroui et al. 2021). Details of the CMIP6 models and simulations are available on the website <https://pcmdi.llnl.gov/CMIP6/>.

Two levels of shared socio-economic pathways (SSP2-4.5 and SSP5-8.5) were used to forecast variations in precipitation and minimum and maximum temperatures. These scenarios help to analyse the combined effects of future climate impacts, vulnerabilities, adaptation and mitigation (IPCC, 2022). The analysis of changes was performed for three time horizons; near (2021-2040), medium (2041-2060) and far (2061-2080), relative to the reference period 1985-2017 (O'Neill et al. 2016). The SSP2-4.5 scenario represents the middle part of the range of future forcing pathways; its land use and aerosol pathways are not extreme; but relevant for the investigation of integrated assessment models, and adaptation and vulnerability impacts as a scenario that combines intermediate social vulnerability with an intermediate level of forcing. Meanwhile, the SSP5-8.5 scenario represents the upper end of the range of future pathways in the integrated assessment models, presenting emissions high enough to produce a radiative forcing of 8.5 W.m⁻² in 2100 (Semenov *et al.* 2024; IPCC 2022).

Table 3 A list of CMIP6 models and simulations used in this study.

Model	Institution	Resolution (lat x lon y)	References
-------	-------------	--------------------------	------------

	Australian Research Council		
1. ACCESS-ESM1-5	Centre of Excellence for Climate System Science (ACCESS), Australia	1.25°×1.85°	Ziehn et al. (2019)
2. HadGEM3-GC31-LL	Met Office Hadley Centre (MOHC), UK	1.25°×1.85°	Roberts (2017)
3. MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute (MRI) Japan	1.125°×1.125°	Yukimoto et al. (2019)

3 Results and discussion

3.1 Calibration and validation of LARS-WG

The results show through the *K-S* test that the LARS-WG model performed very well when adjusting the winter (D-J-F), spring (M-Y-M), summer (J-J-Y) and autumn (S-O-N) seasons in both wet and dry periods (Table 4). The model can correctly simulate the wet and dry series in the seasons of the year. In this sense, Rotich and Mulungu (2017) define a wet day with a precipitation >0.0 mm, while a dry day has 0.0 mm of precipitation.

Table 4 presents the *K-S* test for the daily distribution of precipitation. The results show that the performance of LARS-WG in simulating daily precipitation distributions was “Very good” for most months of the year; this was not the case for the months of March, May, November and December; during these months there was no or insignificant rainfall. The simulation of precipitation patterns had a poor performance (Hassan et al. 2023). In general, it can be concluded that the daily precipitation model simulations showed a good fit.

The minimum and maximum temperature simulation for the observed ARDD data was perfect, as shown in Table 5. The results indicate that the *p* values in all months, for both precipitation and temperatures, are higher than the selected significance level of 0.05 for all three tests; this indicates that we have a reliable baseline scenario and that it is a good tool to regionalize the change projections (Khan and Naeem 2023).

Table 4 *K-S* test for seasonal distribution of wet/dry series.

Season	Period	<i>K-S</i>	<i>p</i> Value	Assessment
D-E-F	Wet	0.086	1.000	Perfect
	Dry	0.138	0.971	Very good
M-A-M	Wet	0.121	0.993	Very good
	Dry	0.062	1.000	Perfect
J-J-A	Wet	0.135	0.976	Very good
	Dry	0.087	1.000	Perfect

S-O-N	Wet	0.061	1.000	Perfect
	Dry	0.030	1.000	Perfect

Table 5 *K-S* test for daily distributions of precipitation, maximum temperature and minimum temperature for Atlacomulco Rural Development District (ARDD).

Precipitation (mm.year ⁻¹)				Minimum temperature (°C)			Maximum temperature (°C)		
Month	<i>K-S</i>	<i>p</i> value	Assessment	<i>K-S</i>	<i>p</i> value	Assessment	<i>K-S</i>	<i>p</i> value	Assessment
Jan	0.232	0.509	good	0.052	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Feb	0.238	0.475	good	0.053	1.000	Perfect	0.053	0.999	Very good
Mar	0.373	0.061	poor	0.053	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Abr	0.240	0.465	good	0.053	1.000	Perfect	0.106	1.000	Perfect
May	0.329	0.132	poor	0.053	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Jun	0.152	0.934	very good	0.00	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Jul	0.165	0.884	very good	0.053	1.000	Perfect	0.052	1.000	Perfect
Aug	0.133	0.979	very good	0.052	1.000	Perfect	0.053	0.999	Very good
Sep	0.185	0.783	very good	0.053	1.000	Perfect	0.000	1.000	Perfect
Oct	0.234	0.497	good	0.053	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Nov	0.351	0.091	poor	0.053	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect
Dec	0.388	0.046	poor	0.053	1.000	Perfect	0.053	1.000	Perfect

Statistics generated from observed data have been compared with simulated data to increase confidence in the ability of LARS-WG to generate future climate values. Figure 3 shows the monthly mean and standard deviation obtained from LARS-WG for maximum and minimum precipitation and temperature. Previous research indicates that obtaining a high degree of agreement between observed and simulated precipitation values is more complex and challenging than temperature due to intervening processes including the temporal distribution of rainfall, humidity, and cloud cover (Hassan et al. 2023).

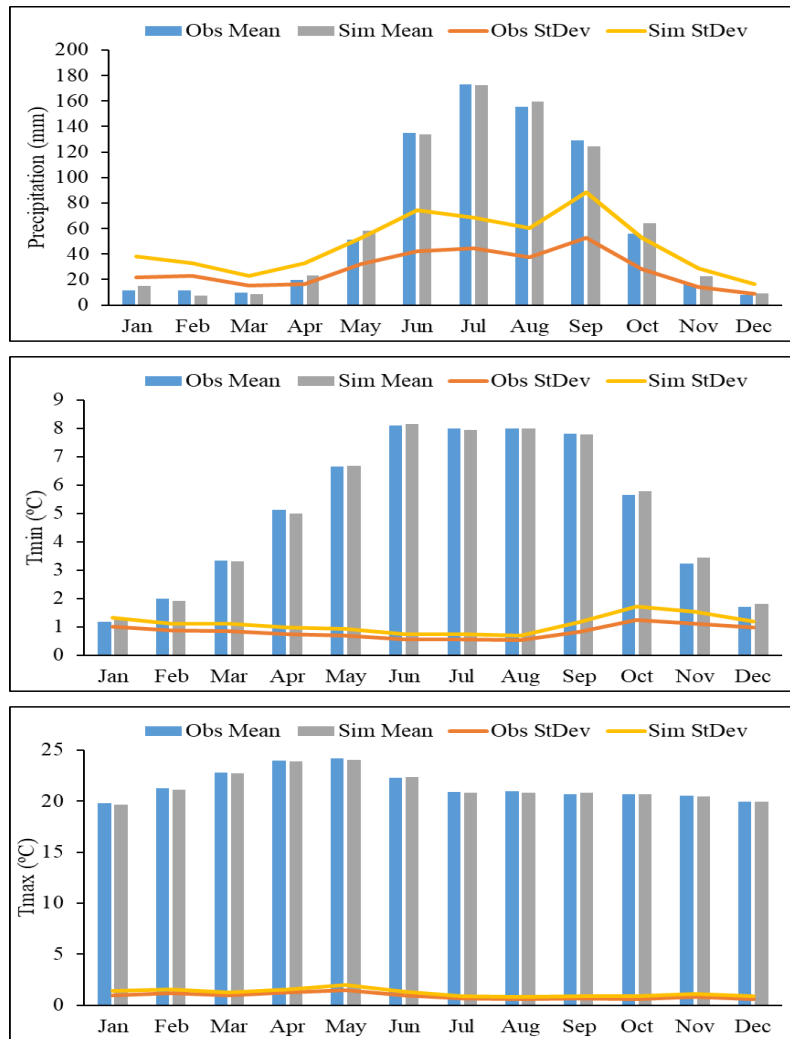


Fig. 3 Observed and simulated monthly mean, standard deviation for maximum, minimum temperatures and precipitation.

Table 6 shows the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE) and mean bias error (MBE) values between the observed and simulated data for monthly mean values of temperature and precipitation. Overall, the model performance can be considered good in generating temperatures and precipitation, which allows its use for future climate forecasts.

Table 6 Statistical criteria for model calibration during the reference period (1985-2017).

Climate variable	R^2	RMSE	MBE
Minimum temperature	0.996	0.095	0.025
Maximum temperature	0.999	0.097	0.025
Precipitation	0.996	4.402	1.82

3.2 Future climate projections

In all scenarios and with the three GCMs, increases in maximum and minimum temperature are projected (Fig. 4). For these variables, it is shown that the greater the shared socioeconomic pathway, the greater the potential for future increase, establishing the greatest changes towards the distant horizon (2061-2080). The GCMs with the greatest increase in the median was HadGEM3-GC31-LL followed by ACCESS-ESM1-5.

Regarding precipitation, Figure 4 shows scenarios similar to the base period (1985-2017), mainly those referring to SSP2-4.5, with the near (2021-2040) and medium (2041-2060) horizons. However, the behavior of this variable tends to decrease; in addition, an average decrease is identified in most periods; and through SSP5-8.5 the lowest averages with respect to the historical period were identified. The ACCES-ESM1-5 model is the one that presents the most impactful decreases; while the HadGEM3-GC31-LL model projects averages higher than the reported history.

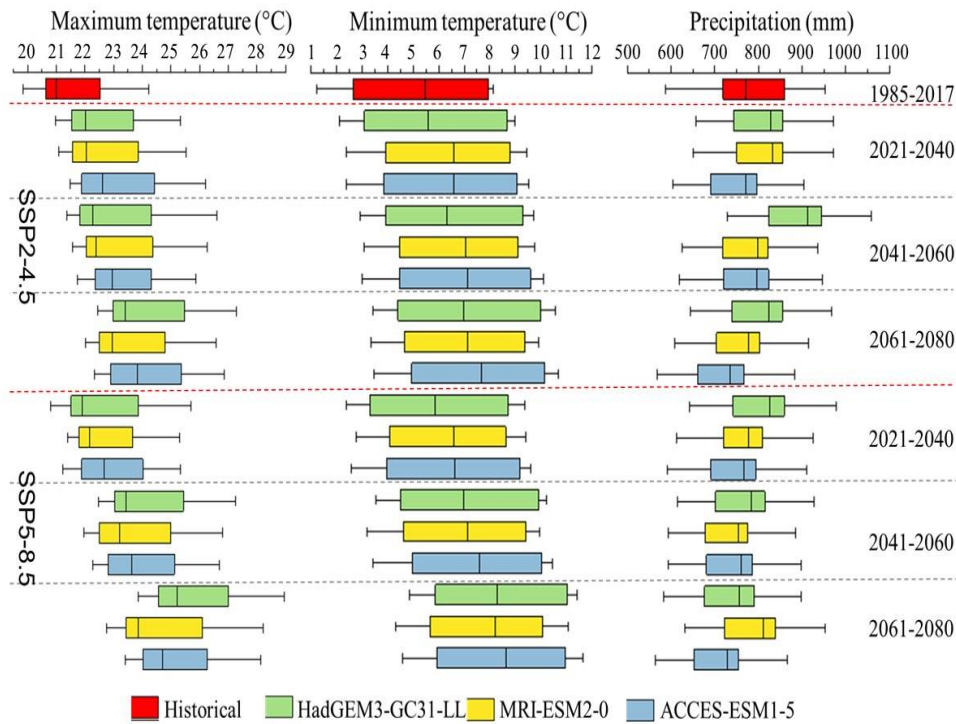


Fig. 4 Variations in minimum temperature, maximum temperature and projected precipitation for the study area. Historical period (Red). HadGEM3-GC31-LL (Green), MRI-ESM2-0 (Yellow) and ACCESS-ESM1-5 (Blue).

From 2021 to 2080, the mean annual minimum temperature is projected to increase by 1.0 °C (19.7%) to 3.1 °C (61.2%) in the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 pathways respectively. The smallest changes are reported for the 2021-2040 horizon with increases of 19.7 and 22% (Table 7). The projected maximum temperature shows an increase in the annual maximum temperature in the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. The mean annual maximum temperature is projected to increase by 1.3 °C to 3.8 °C in the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively; this is compared to the historical value. The 2061-2080 horizon for both SSP2-4.5 and SSP5-8.5 indicates the largest annual temperature increases, with 11.8% and 17.5% respectively (Table 7).

Table 7 shows the summary of the average annual precipitation for the ARDD. The result indicates that precipitation could increase with the SSP2-4.5 scenario during the first two horizons, by 15.7 mm.year⁻¹ (2%) and 42.5 mm.year⁻¹ (5.5%) respectively. The 2021-2040 horizon with the SSP5-8.5 scenario shows unchanged precipitation, which indicates a stable scenario; while for the 2041-2060 period in this same scenario, the decrease with the greatest impact is projected with -26.3 mm.year⁻¹, which represents -3.4% of the annual precipitation.

In general, the temperature increase indicated in this study is consistent with the continued increase in warming observed by the end of the 21st century by CMIP6, which indicates a global increase of 5.4 °C in the highest emission scenario and 1.1 °C in the highest mitigation scenario (IPCC 2021). The IPCC (2022) reports that future projections obtained through the simulation of 32 CMIP6 GCMs, indicate that in Mexico the average temperature could increase by up to 3 °C under the SSP2-4.5 scenario, while the SSP5-8.5 scenario projects an increase of up to 6 °C by the end of this century, putting the life of multiple ecosystems at risk, in addition to agricultural production in Mexican territory.

The temperature and precipitation projections are similar to these with previous studies in different areas of central Mexico, specifically carried out in the State of Mexico (Estrada *et al.* 2023; Deng *et al.* 2020; Manzanilla-Quñonez *et al.* 2018; Gómez-Mendoza *et al.* 2017). For example, Deng *et al.* (2020) carried out climate change modeling for the Independencia Basin, using seven GCMs, where they identified that there was a similar trend in the projections of each model, agreeing that the average annual temperature tends to increase by 1.8 and 2.6 °C for the periods 2030-2059 and 2070-2099, respectively, in the RCP 4.5 emissions scenario; While at 2.2 and 4.7 °C in the RCP 8.5 emissions scenario, precipitation is projected to increase by an average of 3.8% by 2099 under both RCPs.

In this regard, Estrada *et al.* (2023) identified that in the State of Mexico, at the end of the 21st century, the average temperature is expected to increase by 2.5 and 4.8 °C with SSP2-4.5 and SSP5-8.5 pathways respectively; a reduction in precipitation of up to -10% is also expected with the SSP5-8.5. Ruiz-Corral *et al.* (2016) in the same region and through a climatic regionalization, identified that towards 2100 a moderate warming is expected with a process of drying and shallow tropicalization; the average temperature is projected to increase by 1 to 2 °C, while it is observed that the average annual precipitation will be reduced by up to -10 mm.year⁻¹. Manzanilla-Quñonez *et al.* (2018) reported an increase in the average temperature from 1.87 to 2.03 °C using RCP 8.5 during the period 2045-2069. In this same period, a decrease in precipitation of up to 102 mm.year⁻¹ is projected with respect to the historical average of 1902-2011 (1090 mm.year⁻¹), in the protected natural area of Nevado de Toluca, Mexico.

Table 7 Average changes in annual precipitation, average minimum and maximum temperature with the reference period-analyzed (1985-2017).

	SSP2-4.5				SSP5-8.5		
	1985-2017	2021-2040	2041-2060	2061-2080	2021-2040	2041-2060	2061-2080
$\bar{x}$ Precipitation (mm.year ⁻¹)	777.7	793.4	820.2	766.1	777.5	751.4	752.5

Change (mm.year ⁻¹)	-	15.7	42.5	-11.6	-0.2	-26.3	-25.2
Change (%)	-	2.0	5.5	-1.5	0.0	-3.4	-3.2
$\bar{x}$ Minimum temperature (°C)	5.1	6.1	6.7	7.1	6.2	7.1	8.2
Change (°C)	-	1.0	1.6	2.0	1.1	2.0	3.1
Change (%)	-	19.7	31.2	40.0	22.0	39.1	61.2
$\bar{x}$ Maximum temperature (°C)	21.5	22.8	23.3	24.0	22.8	24.0	25.3
Change (°C)	-	1.3	1.8	2.5	1.3	2.5	3.8
Change (%)	-	6.2	8.2	11.8	6.0	11.8	17.5

3.3 Projection of minimum and maximum temperature

The results show that the average temperature will increase dramatically throughout the study area; the projection of the SSP5-8.5 trajectory will have greater impacts than the SSP2-4.5 trajectory. Figure 5 shows the spatial distribution of the minimum temperature projected in the ARDD. In 2021-2040 horizon, climatic stability with ranges of 3 °C to 8 °C can be observed, while towards the distant horizon (2061-2080) minimum temperatures above 7 °C are projected; where the northern area of the study area is identified as having the greatest change; and according to the history, it will be the least cold; therefore, the warming trend is stronger in the future, this being the area that presents the lowest altitudes in the ARDD, while in the center there is a lower increase in temperature.

Figure 6 shows the spatial distribution of maximum temperature towards the distant horizon (2061-2080); the highest projection with respect to the historical one is observed with a range of 24 °C to 28 °C. The largest increase is projected in the northwest-southeast direction strip, which crosses the ARDD; while the lowest maximum temperature for both SSPs is projected in the northern part and in a small portion of the east of the study area. The minimum and maximum temperature changes projected by the SSP5-8.5 trajectory are on average 2 °C greater than those projected by the SSP2-4.5 trajectory. The results coincide with the IPCC projections (2022), where the average temperature has increased by almost one degree over the last century, and is projected to accelerate in the next 50 years, resulting in an additional increase of 1.5 to 3 °C of warming. From the above analysis, in the future warming will have a long duration in the ARDD, forcing the environment to become less suitable for crops (Rotich *et al.* 2017).

3.4 Precipitation projection

Climate change projections for precipitation in the ARDD are shown spatially in Figure 7. In the 2021-2040 horizon for both SSPs, the highest precipitation is perceived, with greater potential towards the northwest area of the study area, with precipitation greater than 850 mm.year⁻¹, while for the 2041-2060 horizon, the GCMs project scenarios with ranges of 650 to 900 mm.year⁻¹ and are similar to the historical one presented in the ARDD. Future projections with the lowest precipitation are identified towards the distant horizon (2061-2080) in the two SSP pathways, the ACCES-ESM1-5 and HadGEM3-GC31-LL models are those that project the lowest precipitation with ranges of 500 to 700 mm.year⁻¹.

The southeast of the study area is the area where a smaller range of annual precipitation is projected, while the largest increase is projected in the central part of the ARDD. The spatial distribution of future precipitation respects the distribution pattern of the historical period, where the highest areas receive the most precipitation, while the valleys and lower altitude areas project the largest decreases in precipitation. In the precipitation projections, unlike temperature, the three models show inconsistencies in precipitation changes (Fig. 7). This may be due in part to the inability of the models to capture orographic influences and to the difference in climate sensitivity due to the parameterization and simplification of the processes (Rotich and Mulungu 2017).

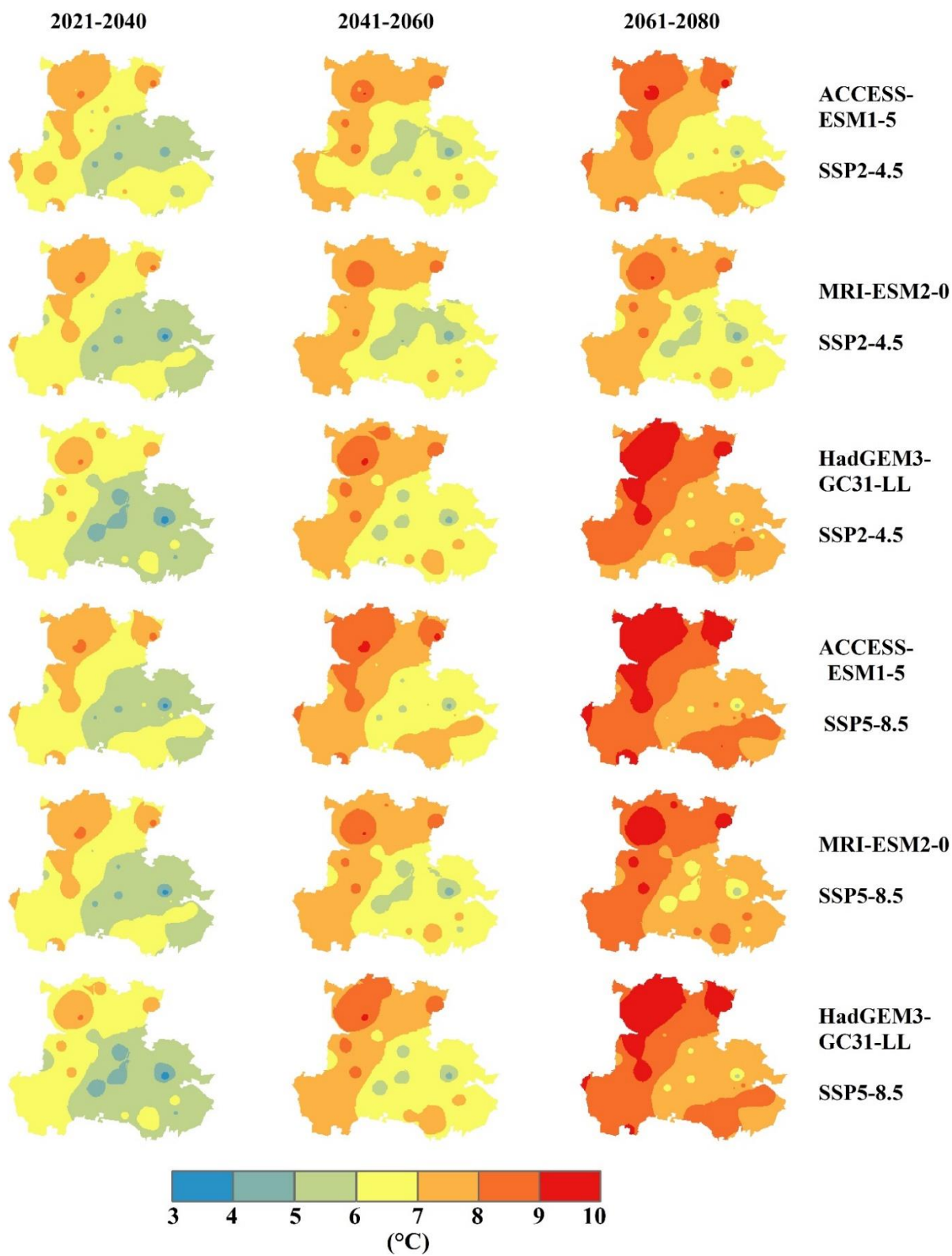


Fig. 5 Spatial distribution of annual minimum temperature for different climate change scenarios in the ARDD.

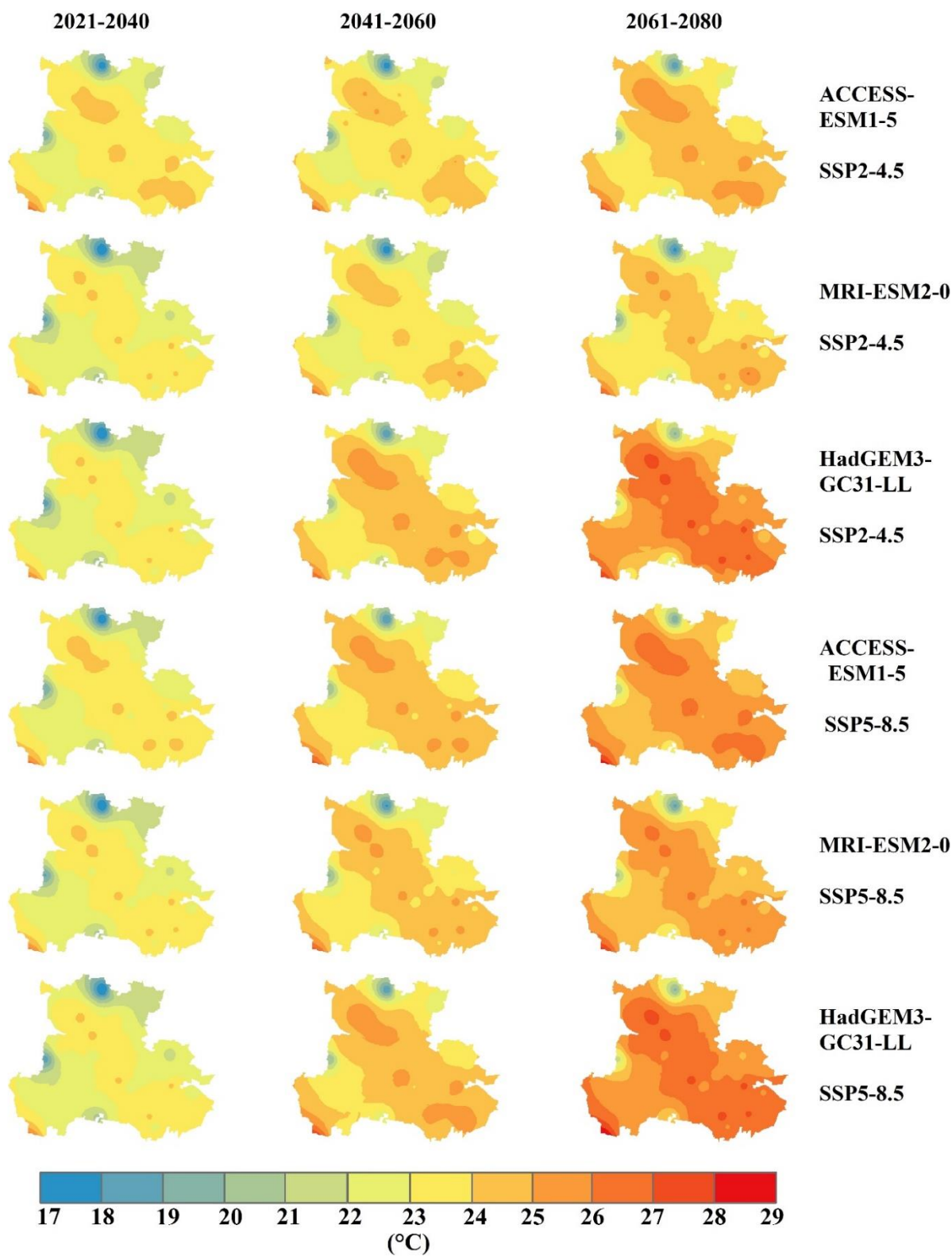


Fig. 6 Spatial distribution of annual maximum temperature for different climate change scenarios in the ARDD.



Fig. 7 Spatial distribution of annual precipitation for different climate change scenarios in the ARDD.

3.5 Future monthly changes in temperature and precipitation

The monthly predictions of maximum temperature, minimum temperature, and precipitation for both SSP scenarios are illustrated in Figure 8, where the differences in the projected average values between the three GCMs during the future period (2021-2080) can be observed. In the case of minimum temperature, the SSP2-4.5 trajectory indicates a lower impact with a projected average change of more than 1.0 °C; while SSP5-8.5 shows a greater increase of 1.5 °C. Both scenarios present this condition in most months; however, during the months of January, February, November, and December a greater impact is observed. The ACCESS-ESM1-5 model projects the largest increases in this variable, followed by the HadGEM3-GC31-LL model. The future changes in maximum temperature projected by SSP2-4.5 indicate that the average increase for 2080 will be up to 1.3 °C; while for SSP5-8.5 it is projected up to 2.0 °C. This condition is recorded for all months, with the largest increase in January, February, March and April in both scenarios. These change projections are similar to those reported by Kamruzzaman et al. (2023), Munawar et al. (2022) and Chen et al. (2013), which identify increases in mean temperature for all four seasons, with the spring months having the greatest impact. The ACCESS-ESM1-5 model projects the largest increases for maximum temperature in most months; while the MRI-ESM2-0 model is the most discrete in this assessment.

Figure 8 shows the monthly precipitation projection for both SSP trajectories, showing a decrease for the months of January, February, March and April; projecting a scenario where the dry season is more severe; while for the months of November and December an increase of more than 5% is projected. During the months of May and June (beginning of the rainy season), an increase of more than 15% can be identified; not so for the months of August and September, where future precipitation could decrease, affecting agricultural activities; since during these months, corn cultivation has its highest water requirement (Jasso-Miranda et al. 2022). The monthly decreases with the greatest potential for change are those obtained with SSP5-8.5. The projections of future precipitation in the ARDD are consistent with other climate change studies reported for central Mexico (Estrada et al. 2023; Ruiz-Corral et al. 2016). For its part, the HadGEM3-GC31-LL model predicts an increase in precipitation in the months corresponding to the rainy season for both scenarios (June-September), while the ACCESS-ESM1-5 model projects a lower amount of precipitation for the ARDD in both SSP pathways. For its part, the MRI-ESM2-0 model predicts a slight decrease or increase, or no significant change in precipitation in the future.

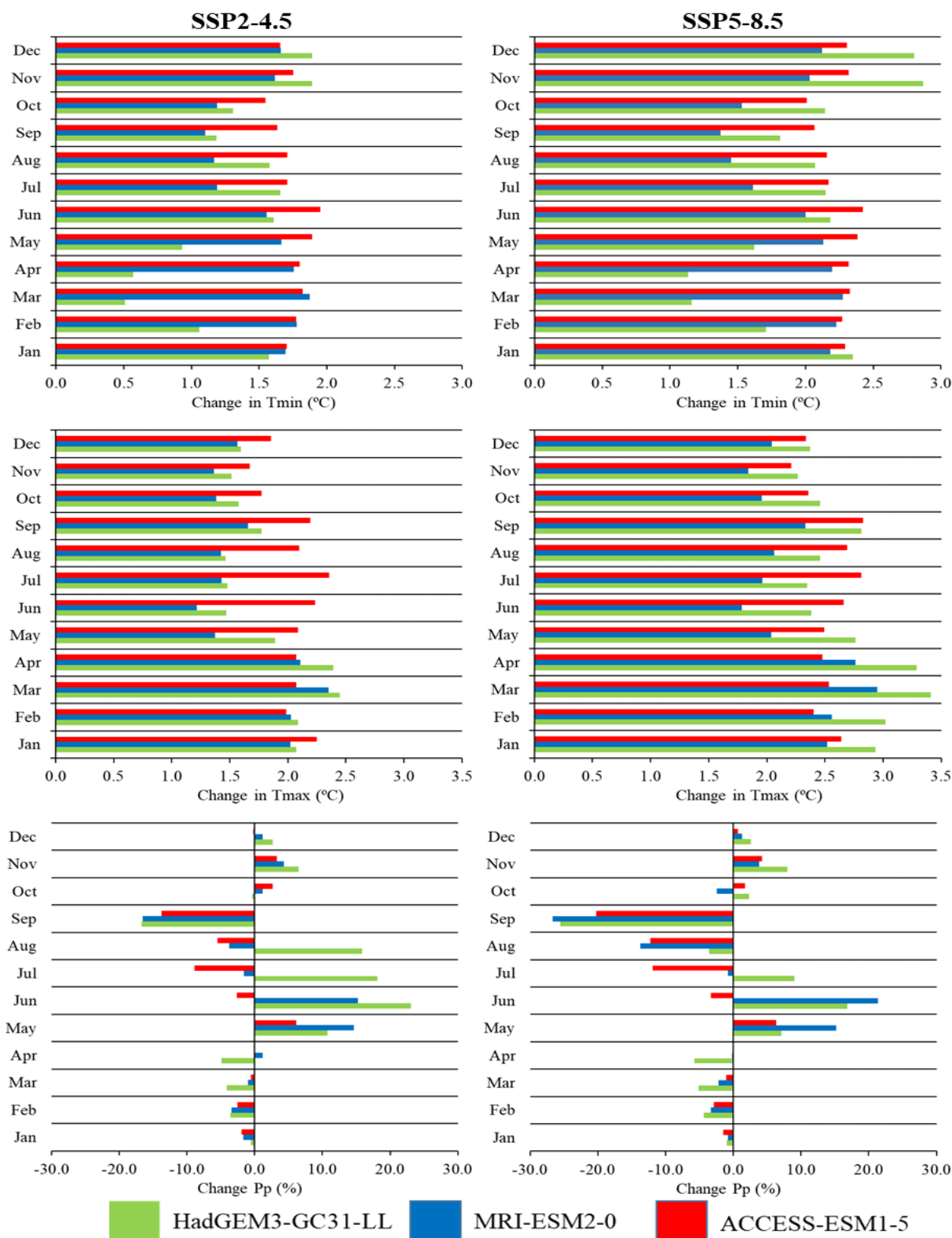


Fig. 8 Potential monthly increase in minimum and maximum temperature and precipitation with respect to the observed historical period 1985-2017.

4 Conclusion

The LARS-WG model performed well statistically using meteorological data sets from research institutions such as the National Institute of Forestry, Agriculture and Livestock Research (INIFAP) and the National Water Commission (CONAGUA), using the three General Circulation Models (HadGEM3-GC31-LL, MRI-ESM2-0 and ACCESS-ESM1-5).

The results of the calibration and validation process showed that the model can adequately reduce the scale of daily climate variables and predict future climate data. Based on the statistical metrics used, greater confidence is generated in the use of the model in the study area.

During the three time horizons analyzed and the two SSP-CMIP6 used, it was possible to identify an increase in maximum and minimum temperature, as well as a decrease in annual precipitation in the study area; where it is observed that these changes have a greater impact towards the distant horizon (2061-2080) through the SSP5-8.5; possibly due to unmitigated greenhouse gas emissions. This condition could lead to a transition from a temperate subhumid climate to a temperate semi-dry climate.

The ACCESS-ESM1-5 General Circulation Model predicts the greatest increase in maximum and minimum temperature, as well as the greatest decreases in precipitation for both scenarios; For its part, the HadGEM3-GC31-LL GCM projects the greatest increase in precipitation.

The findings of this study have implications for climate change adaptation and risk management in Central Mexico. Temperature and precipitation projections are crucial for understanding future changes and assessing potential impacts on different ecosystems, agriculture, water resources and infrastructure, in order to develop effective adaptation and mitigation strategies at the local or regional level.

Acknowledgments

The first author is thankful to the National Council of Humanities Science and Technology (CONAHCYT), Mexico for the Doctoral fellowship.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Data availability

Data will be made available on request.

References

- Abbass K, Qasim,MZ, Song H, Murshed M, Mahmood H, Younis I (2022) A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environmental Science and Pollution Research* 29(28):42539–42559. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-19718-6>
- Abdulsahib SM, Zubaidi SL, Almamalachy Y, Dulaimi A (2024) Temperature and Precipitation Change Assessment in the North of Iraq Using LARS-WG and CMIP6 Models. *Water (Switzerland)* 16(19). <https://doi.org/10.3390/w16192869>
- Andrews T, Andrews MB, Bodas-Salcedo A, Jones GS, Kuhlbrodt T, Manners J, Menary MB, Ridley J, Ringer MA, Sellar AA, Senior CA, Tang Y (2019) Forcings, Feedbacks, and Climate Sensitivity in HadGEM3-GC3.1 and UKESM1. *J. Adv. Model. Earth Syst* 11(12):4377–4394. <https://doi.org/10.1029/2019MS001866>
- Andrews T, Andrews MB, Bodas-Salcedo A, Jones GS, Kuhlbrodt T, Manners J, Menary MB, Ridley J, Ringer MA, Sellar AA, Senior CA, Tang Y (2019) Forcings, Feedbacks, and Climate Sensitivity in HadGEM3-GC3.1 and UKESM1. *J. Adv. Model. Earth Syst* 11(12):4377–4394. <https://doi.org/10.1029/2019MS001866>
- Ashfaq M, Rastogi D, Kitson J, Abid MA, Kao SC (2022) Evaluation of CMIP6 GCMs Over the CONUS for Downscaling Studies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 127(21). <https://doi.org/10.1029/2022JD036659>
- Bustos DF, Torres RR, Rodríguez L, Castillo M, Bourrel L (2024) Observation and Projection of Marine Heatwaves in the Caribbean Sea from CMIP6 Models. *Remote Sensing* 16(13). <https://doi.org/10.3390/rs16132357>
- CENAPRED (2020) Características del impacto socioeconómico de los principales desastres ocurridos en México. México: Centro Nacional de Prevención de Desastres. http://www.proteccioncivil.gob.mx/work/models/ProteccionCivil/Resource/375/1/images/no_1.pdf
- Chen H, Guo J, Zhang Z, Xu CY (2013) Prediction of temperature and precipitation in Sudan and South Sudan by using LARS-WG in future. *Theor. Appl. Climatol* 113(3–4):363–375. <https://doi.org/10.1007/s00704-012-0793-9>
- Colorado-Ruiz G, Cavazos T, Salinas JA, De Grau P, Ayala R (2018) Climate change projections from Coupled Model Intercomparison Project phase 5 multi-model weighted ensembles for Mexico, the North American monsoon, and the mid-summer drought region. *Int. J. Climatol* 38(15):5699–5716. <https://doi.org/10.1002/joc.5773>
- CONAGUA (2023) Normales climatológicas por estado. Recuperado de: <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/informacion-climatologica/normales-climatologicas-por-estado>.
- Cruz-González A, Arteaga-Ramírez R, Sánchez-Cohen I, Soria-Ruiz J, Monterroso-Rivas AI, Flores-Magdaleno H (2023) Tendencia y variabilidad climática: efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural

Atacomulco. Ecosistemas y Recursos Agropecuarios Núm. Esp. III:e3868.
<https://doi.org/10.19136/era.a10nIII.3868>

Cruz-González A, Sánchez-Cohen I, Macías-Corral MA, Velásquez-Valle MA, Trejo-Calzada R (2021) Hydrologic modeling to measure the impact of climate change in the Yaqui River basin. *Ingeniería Agrícola y Biosistemas* 13(1):77–94. <https://doi.org/10.5154/r.inagbi.2021.02.040>

Deng C, Pisani B, Hernández H, Li Y (2020) Assessing the impact of climate change on water resources in a semi-arid area in central Mexico using a SWAT model. *Boletín de La Sociedad Geológica Mexicana* 72(2): A150819. <https://doi.org/10.18268/BSGM2020v72n2a150819>

Esquivel-Arriaga G, Sánchez-Cohen I, López-Santos A, Velásquez-Valle MA, Bueno-Hurtado P (2016) Methodological approach to quantify the effect of changing climate patterns on bean crop yield in the State of Durango. *Revista Chapingo Serie Zonas Áridas* XV(1):17–28. <https://doi.org/10.5154/r.rhsza.2015.08.011>

Estrada PF, Zavala HJ, Martínez AA, Raga G, Gay GC (2023) Estado y perspectivas del cambio climático en México: Un punto de partida (1st ed.). Programa de Investigación en Cambio Climático. ISBN: 978-607-30-8172-6. <https://cambioclimatico.unam.mx/estado-y-perspectivas-del-cambio-climatico-en-mexico/>.

Gómez-Mendoza L, Bello-Mendoza L, Cruz-Torres DA (2017) Escenarios regionales de Cambio Climático de la Reserva de la Biósfera Sierra Gorda Guanajuato, México. *Acta Universitaria* 27(1):55–66. <https://doi.org/10.15174/au.2017.1077>

Guijarro JA (2018) Homogeneización de series climáticas con Climatol. Versión 3.1.1. Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). https://repositorio.aemet.es/bitstream/20.500.11765/12185/1/homog_climatol-es.pdf.

Hassan WH, Nile BK, Kadhim ZK, Mahdi K, Riksen M, Thiab RF (2023) Trends, forecasting and adaptation strategies of climate change in the middle and west regions of Iraq. *SN Appl. Sci* 5:312. <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05544-z>

Hernanz A, García-Valero JA, Domínguez M, Ramos-Calzado P, Pastor-Saavedra MA, Rodríguez-Camino E (2022) Evaluation of statistical downscaling methods for climate change projections over Spain: Present conditions with perfect predictors. *Int. J. Climatol* 42(2):762–776. <https://doi.org/10.1002/joc.7271>

<https://www.weather.gov/media/epz/mesonet/CWOP-WMO8.pdf>

INEGI (2020) Estado de México: Territorio. <https://cuentame.inegi.org.mx/monografias/informacion/mex/default.aspx?tema=me&e=15>.

INIFAP (2023) Laboratorio Nacional de Modelaje y Sensores Remotos. <https://clima.inifap.gob.mx/lnmysr/DatosIndirectos/NEssenger>.

IPCC (2021) Climate Change 2021: The physical science basis. In Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change 2.

- IPCC (2022) WGI Interactive Atlas: Regional information. Intergovernmental Panel on Climate Change. <https://interactive-atlas.ipcc.ch/>.
- Jasso-Miranda M, Soria-Ruiz J, Antonio-Némiga X (2022) Pérdida de superficies cultivadas de maíz de temporal por efecto de heladas en el Valle de Toluca. *Rev. Mexicana cienc. Agric* 13(2):1-16. <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i2.2587>
- Kamruzzaman M, Wahid S, Shahid S, Alam E, Mainuddin M, Islam HMT, Cho J, Rahman MM, Chandra J, Thorp KR (2023) Predicted changes in future precipitation and air temperature across Bangladesh using CMIP6 GCMs. *Heliyon* 9(5):e16274. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e16274>
- Kavwenje S, Zhao L, Chen L, Chaima E (2022) Projected temperature and precipitation changes using the LARS-WG statistical downscaling model in the Shire River Basin, Malawi. *Int. J. Climatol* 42(1): 400–415. <https://doi.org/10.1002/joc.7250>
- Khan SF, Naeem UA (2023) Future climate projections using the LARS-WG6 downscaling model over Upper Indus Basin, Pakistan. *Environ. Monit. Assess* 195(7). <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11419-y>
- Law RM, Ziehn T, Matear RJ, Lenton A, Chamberlain MA, Stevens LE, Wang YP, Srbinovsky J, Bi D, Yan H, Vohralik PF (2017). The carbon cycle in the Australian Community Climate and Earth System Simulator (ACCESS–ESM1)–Part 1: Model description and pre–industrial simulation. *Geosci Model Dev* 10:2567–2590. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-2567-2017>
- Li Z, Liu T, Huang Y, Peng J, Ling Y (2022) Evaluation of the CMIP6 Precipitation Simulations Over Global Land. *Earth's Future* 10(8): 1–21. <https://doi.org/10.1029/2021EF002500>
- Manzanilla-Quinonez U, Aguirre-Calderón OA, Jiménez-Pérez J, Treviño-Garza EJ, Yerena-Yamallel JI (2018) Escenarios de cambio climático (CMIP-5) para tres áreas naturales protegidas en el Eje Neovolcánico Transversal. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 9(50). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i50.255>
- Martínez-Austria PF, Patriño-Gómez C (2012) Efectos del cambio climático en la disponibilidad de agua en México. *Tecnol Cienc Agua III*: 5–20. <https://www.redalyc.org/pdf/3535/353531976001.pdf>
- Mohammed ZM, Hassan WH (2022) Climate change and the projection of future temperature and precipitation in southern Iraq using a LARS-WG model. *Model. Earth Syst. Environ* 8(3):4205–4218. <https://doi.org/10.1007/s40808-022-01358-x>
- Monterroso A, Conde C (2015) Exposure to climate and climate change in Mexico. *Geomatics, Natural Hazards and Risk* 6(4):272–288. <https://doi.org/10.1080/19475705.2013.847867>
- Munawar S, Rahman G, Moazzam MF, Miandad M, Ullah K, Al-Ansari N, Linh NT (2022) Future Climate Projections Using SDSM and LARS-WG Downscaling Methods for CMIP5 GCMs over the Transboundary Jhelum River Basin of the Himalayas Region. *Atmosphere* 13(6). <https://doi.org/10.3390/atmos13060898>

- O'Neill BC, Tebaldi C, Van Vuuren DP, Eyring V, Friedlingstein P, Hurtt G, Knutti R, Kriegler E, Lamarque JF, Lowe J, Meehl GA, Moss R, Riahi K, Sanderson BM (2016) The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geosci. Model Dev* 9(9):3461–3482. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>
- O'Neill BC, Tebaldi C, Van Vuuren DP, Eyring V, Friedlingstein P, Hurtt G, Knutti R, Kriegler E, Lamarque JF, Lowe J, Meehl GA, Moss R, Riahi K, Sanderson BM (2016) The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geosci. Model Dev* 9(9):3461–3482. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>
- Roberts M (2017) MOHC HadGEM3-GC31-LL model output prepared for CMIP6 HighResMIP. Earth System Grid Federation. <https://doi.org/10.22033/ESGF/CMIP6.1901>
- Rotich SC, Mulungu DM (2017) Adaptation to climate change impacts on crop water requirements in kikafulu catchment, Tanzania. *J. water clim. chang* 8(2):274–292. <https://doi.org/10.2166/wcc.2017.058>
- Rotich SC, Mulungu DM (2017) Adaptation to climate change impacts on crop water requirements in kikafulu catchment, Tanzania. *J. water clim. chang* 8(2):274–292. <https://doi.org/10.2166/wcc.2017.058>
- Ruiz-Corral JA, Medina-García G, Rodríguez-Moreno VM, Sánchez-González JJ, Villavicencio-García R, Durán-Puga N, Grageda-Grageda J, García-Romero GE (2016) Regionalización del cambio climático en México / Regionalization of climate change in México. *Rev. Mexicana cienc. agric* 13:2451–2464.
- Semenov MA, Barrow EM (2002) LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies LARS-WG: Stochastic Weather Generator. August, 0–27.
- Semenov MA, Senapati N, Coleman K, Collins AL (2024) A dataset of CMIP6-based climate scenarios for climate change impact assessment in Great Britain. *Data in Brief* 55:110709. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2024.110709>
- Semenov MA, Stratonovitch P (2015) Adapting wheat ideotypes for climate change: Accounting for uncertainties in CMIP5 climate projections. *Clim. Res* 65:123–139. <https://doi.org/10.3354/cr01297>
- SIAP (2024) Avance de Siembras y Cosechas Resumen por estado. http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do.
- Trenberth KE, Fasullo JT, Shepherd TG (2015) Attribution of climate extreme events. *Nat. Clim. Chang* 5(8):725–730. <https://doi.org/10.1038/nclimate2657>
- WMO (2008) Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation. World Meteorological Organization N° 8. <https://www.weather.gov/media/epz/mesonet/CWOP-WMO8.pdf>.
- WMO (2008) Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation. World Meteorological Organization N° 8. <https://www.weather.gov/media/epz/mesonet/CWOP-WMO8.pdf>.

- Yukimoto S, Kawai H, Koshiro T, Oshima N, Yoshida K, Urakawa S, Tsujino H, Deushi M, Tanaka T, Hosaka M, Yabu S, Yoshimura H, Shindo H, Mizuta R, Obata A, Adachi Y, Ishii M (2019) The Meteorological Research Institute Earth System Model version 2.0, MRI–ESM2.0: Description and basic evaluation of the physical component. *J Meteor Soc Japan* 97. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2019-051>
- Yukimoto S, Kawai H, Koshiro T, Oshima N, Yoshida K, Urakawa S, Tsujino H, Deushi M, Tanaka T, Hosaka M, Yabu S, Yoshimura H, Shindo H, Mizuta R, Obata A, Adachi Y, Ishii M (2019) The Meteorological Research Institute Earth System Model version 2.0, MRI–ESM2.0: description and basic evaluation of the physical component. *J Meteor Soc Japan* 97. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2019-051>
- Ziehn T, Chamberlain M, Lenton A, Law R, Bodman R, Dix M, Wang Y, Dobrohotoff P, Srbinovsky J, Stevens L, Vohralik P, Mackallah C, Sullivan A, O'Farrell S, Druken K (2019) CSIRO ACCESS-ESM1.5 Model Output Prepared for CMIP6 CMIP. Earth System Grid Federation. <http://hdl.handle.net/102.100.100/422384?index=1>



Efectos del cambio climático sobre la evapotranspiración de referencia y su impacto en la producción de maíz

Alejandro Cruz-González¹

Ramón Arteaga-Ramírez¹

Ignacio Sánchez-Cohen^{2,5}

Héctor Flores-Magdaleno³

Jesús Soria-Ruiz⁴

Alejandro Ismael Monterroso-Rivas⁵

CAPÍTULO 5. EFECTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO SOBRE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN DE REFERENCIA Y SU IMPACTO EN LA PRODUCCIÓN DE MAÍZ (*ZEA MAYS* L.)

Forma de citar este artículo: Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Sánchez-Cohen, I., Flores-Magdaleno, H., Soria-Ruiz, J. & Monterroso-Rivas, A. I. (2025). Efectos del cambio climático sobre la evapotranspiración de referencia y su impacto en la producción de Maíz. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 16(3), ME:e3379. <https://doi.org/10.29312/remexca.v16i3.3379>

Efectos del cambio climático sobre la evapotranspiración de referencia y su impacto en la producción de maíz (*Zea mays* L.).

Alejandro Cruz-González¹

Ramón Arteaga-Ramírez²

Ignacio Sánchez-Cohen^{3§}

Héctor Flores-Magdaleno⁴

Jesús Soria-Ruiz⁵

Alejandro Ismael Monterroso-Rivas⁶

1 Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 38.5, Texcoco, Estado de México. CP.56230. (alex_cg20@hotmail.com). 2 Departamento de Irrigación, Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 38.5, Texcoco, Estado de México. CP.56230. (arteagar@correo.chapingo.mx). 3 Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua-Suelo-Planta-Atmósfera. Margen derecha canal Sacramento km 6.5, zona industrial Gómez Palacio, Durango. CP. 35140. (sanchez.ignacio@inifap.gob.mx). 4 Colegio de Postgraduados-Campus Montecillo. Carretera México-Texcoco km 36.5, Montecillo, Texcoco, Estado de México. México. CP. 56264. (mhector@colpos.mx). 5 Laboratorio de

Geomática-Sitio Experimental Metepec-Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Carretera Toluca-Zitácuaro, Zinacantepec, Estado de México. CP. 52176. (soria.jesus@inifap.gob.mx). 6 Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 38.5, Texcoco, Estado de México. CP. 56230. (aimrivas@correo.chapingo.mx). §Autor para correspondencia: sanchez.ignacio@inifap.gob.mx

Resumen

Se evaluó el efecto del cambio climático sobre la evapotranspiración de referencia (ET_0) en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco (DDRA), la cual, es considerada una de las variables más importantes en la gestión de los recursos hídricos y la programación del riego agrícola. Los escenarios de cambio climático se proyectaron mediante el Modelo de Circulación General (MCG) HadGEM2-ES con dos Trayectorias de Concentración Representativa (RCP) 4.5 y 8.5, para dos horizontes de tiempo 2021-2040 y 2041-2060 mediante el software LARS-WG, posteriormente se determinó la ET_0 con el programa Ref-ET, para finalmente modelar la Precipitación Efectiva (PE), la Evapotranspiración del Cultivo (ET_c) y el Requerimiento de Riego (RR) para el cultivo de maíz con el software de la FAO CROPWAT. Los resultados muestran que durante el periodo base 1985-2020, la ET_0 oscila de 3.93 a 4.17 mm día⁻¹, con el RCP 4.5 se proyecta un incremento de hasta 2.6 y 4.1% mientras en el RCP 8.5, sea de 4.2 y 7.4% respectivamente para ambos horizontes, este incremento se ve reflejado sobre la PE, ET_c y RR hacia los cuatro escenarios, las zonas más vulnerables son el sureste y noroeste. Mediante las variables analizadas, se pudo identificar que la PE no es suficiente para satisfacer las demandas

de ET_c en maíz, por lo que es necesario cubrir el RR con algún aporte hídrico. Con los datos obtenidos se pueden generar estrategias de adaptación y mitigación para mejorar la eficiencia del uso del agua en el DDRA y proponer alternativas de manejo agrícola.

Palabras clave: LARS-WG, CROPWAT, Requerimiento de Riego, Evapotranspiración de cultivo, Precipitación Efectiva.

Abstract

The effect of climate change on the reference evapotranspiration (ET_0) in the Atlacomulco Rural Development District (DDRA) was evaluated, ET_0 is considered one of the most important variables in the management of water resources and the programming of agricultural irrigation. The climate change scenarios were projected using the HadGEM2-ES General Circulation Model (GCM) with two Representative Concentration Trajectories (RCP) 4.5 and 8.5, for two time horizons 2021-2040 and 2041-2060 using the LARS-WG software, subsequently the ET_0 was determined with the Ref-ET program, to finally model the Effective Precipitation (PE), the Crop Evapotranspiration (ET_c) and the Irrigation Requirement (RR) for the corn crop with the FAO CROPWAT software. The results show that during the base period 1985-2020, ET_0 oscillates from 3.93 to 4.17 mm.day⁻¹, with RCP 4.5 an increase of up to 2.6 and 4.1% is projected while in RCP 8.5, it is 4.2 and 7.4% respectively for both horizons, this increase is reflected on the PE, ET_c and RR towards the four scenarios, the most vulnerable areas are the southeast and northwest. Through the variables analyzed, it was possible to identify that the PE is not enough to satisfy the demands of ET_c in maize, so it is necessary to cover the RR with some water contribution. With the data obtained, adaptation and mitigation strategies can be

generated to improve the efficiency of water use in the DDRA and propose agricultural management alternatives.

Keywords: LARS-WG, CROPWAT, Irrigation Requirement, Crop evapotranspiration, Effective Precipitation.

Introducción

Las actuales emisiones antropogénicas de gases de efecto invernadero aceleran las condiciones que contribuyen al cambio climático a nivel global (IPCC, 2019). El aumento de la temperatura del aire, la distribución irregular de las precipitaciones, la presencia de tormentas extremas, el aumento de la evapotranspiración y la fluctuación entre periodos secos, son algunos efectos visibles del fenómeno de cambio climático que contribuyen al balance hídrico cambiante, lo que puede afectar significativamente el ciclo del agua y los patrones ecohidrológicos (Zeng *et al.*, 2021).

En la agronomía se emplean los términos evapotranspiración de referencia (ET_0) y evapotranspiración del cultivo (ET_c), el primero representa la evapotranspiración de un cultivo hipotético de referencia (pasto), en crecimiento activo, adecuadamente regado y caracterizado por valores definidos de altura, resistencia superficial y albedo, que está, por lo tanto, asociado con la demanda evaporativa meteorológica, mientras que la ET_c se refiere a las necesidades reales de agua de los cultivos y el seguimiento operativo del equilibrio hídrico del suelo y las plantas, en el enfoque de la FAO-56, la evapotranspiración de los cultivos se estima mediante la combinación de una evapotranspiración de referencia (ET_0) y coeficientes del cultivo (K_c) que expresan tanto

la transpiración de las plantas como la evaporación del suelo (Xiang *et al.*, 2020; Allen *et al.*, 1998).

Monterroso-Rivas *et al.* (2021) identificaron que los cambios proyectados para las variables meteorológicas asociadas con el cambio climático, afecta en el comportamiento de la ET_0 , modificando los requerimientos de agua de los cultivos y pronunciando un periodo de sequía a largo plazo, por ello, una mejor comprensión y evaluación de las tendencias espacio-temporales de esta variable, es de gran importancia para el manejo de los cultivos y la planificación del recurso hídrico en el sector agrícola a escala regional y global.

Es probable que la ET_0 y, en consecuencia, la ET_C así como el requerimiento de riego (RR) de un cultivo, se perciban severamente afectadas por el cambio climático dada su estrecha relación con la temperatura del aire y la precipitación, como resultado de esta variabilidad, la ET_0 presenta incrementos o decrementos, según sea la región global, por ello es fundamental comprender el cambio de tendencia de esta variable, para mejorar el crecimiento de los cultivos y la gestión del agua de riego, la variación de ET_0 es un paso crítico para comprender cómo el cambio climático afecta los procesos hidrológicos (Fan *et al.*, 2016).

En esta investigación, el objetivo fue modelar y analizar ET_0 y como consecuencia sus variables relacionadas: ET_C , PE y RR para el cultivo de maíz en el DDRA, ante escenarios de cambio climático, con el uso de los programas LARS-WG (Long Ashton Research Station Weather Generator), Reference Evapotranspiration - Standardized Calculations (Ref-ET) y CROPWAT (Crop water and irrigation requirements program of FAO). Este distrito tan solo en el año 2020, aportó aproximadamente el 35.3% de la superficie cosechada con 122,088 Ha y el 41.4% de la producción con 516,438 toneladas de maíz en el Estado de México, siendo la zona agrícola más importante en cuanto a productividad de maíz a nivel estatal (SIAP, 2021).

Materiales y métodos

Área de estudio

El DDRA se localiza en la provincia fisiográfica del Eje Neo volcánico, el cual, forma parte de la cuenca alta del Río Lerma, se ubica entre los paralelos 19°25' y 20°5' Latitud Norte, así como entre los 99°30' y 100° 17' de Longitud Oeste (INAFED, 2018). El DDRA está conformado por 10 municipios; Acambay, Atlacomulco, El Oro, Ixtlahuaca, Jocotitlán, Jiquipilco, Morelos, San Felipe del Progreso, San José del Rincón y Temascalcingo (Figura 1), pertenecientes a la Región Norte del Estado de México (SIAP, 2021).

En el DDRA predomina un clima templado sub-húmedo con lluvias en verano (CW), la temperatura media anual es de 13.4 °C, una temperatura promedio mínima de 5.1 °C y una máxima de 21.7 °C presentándose las más altas temperaturas durante abril y mayo, mientras que las temperaturas más bajas ocurren en los meses de diciembre y enero; la precipitación promedio anual es de 780 mm año⁻¹, siendo los meses de junio a septiembre en los que se presenta tan solo el 75% del total anual (Cruz-González *et al.*, 2023).

Datos de clima

Las variables meteorológicas de precipitación, temperatura máxima y mínima, así como radiación solar, se obtuvieron de 15 estaciones del sistema de datos meteorológicos ESSENGER, del Instituto Nacional de investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP) (Rodríguez-Moreno, 2021), con un registro diario continuo de 36 años durante el periodo 1985-2020. Estas estaciones se localizan en las áreas de aprovechamiento y potencial productivo agrícola en el DDRA (Figura 1).

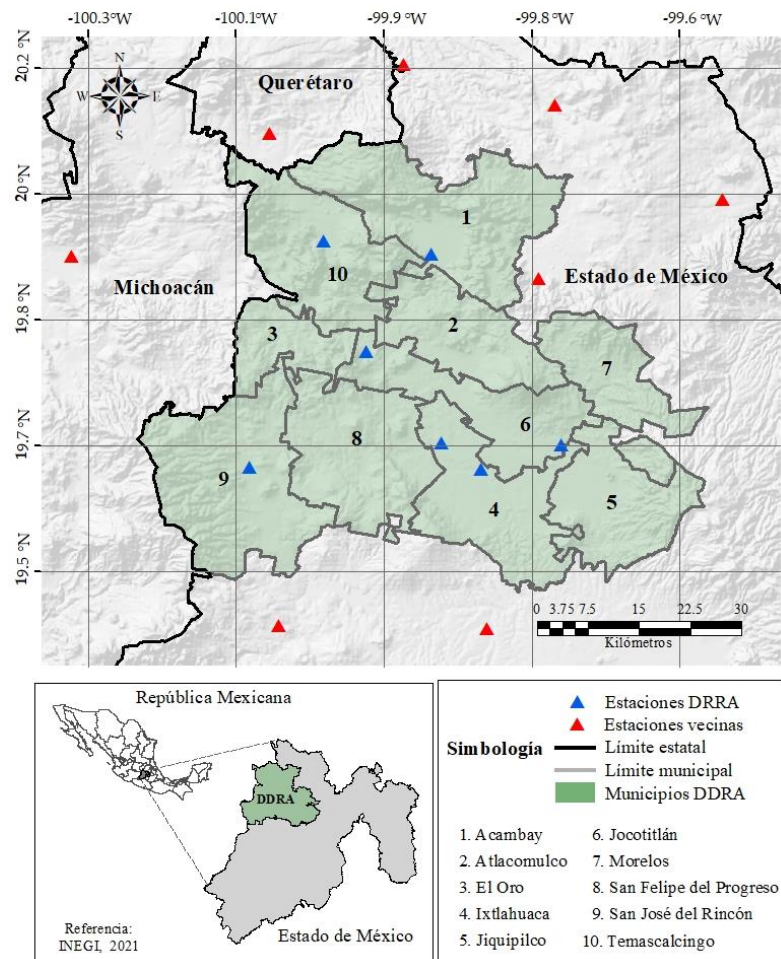


Figura 1. Ubicación espacial del DRRA y de las estaciones meteorológicas.

LARS-WG

LARS-WG 6.0, es un generador climático estocástico que se puede emplear para la creación de escenarios de cambio climático, este programa incorpora proyecciones de MCG del conjunto CMIP5 (Semenov y Stratonovitch, 2015). La calibración se realizó de acuerdo al procedimiento que recomienda Semenov y Barrow. (2002).

Los datos meteorológicos observados de las estaciones del INIFAP (1985-2020), se utilizaron para generar dos trayectorias de concentración representativas: RCP 4.5 (emisiones moderadas) y RCP 8.5 (emisiones altas), para dos horizontes de tiempo: 2021-2040 y 2041-2060, seleccionando el MCG HadGEM2-ES (Hadley Center Global

Environment Model), el cual, cuenta con una alta sensibilidad climática efectiva al incremento de CO₂, además de que este modelo, ha sido utilizado en los escenarios de cambio climático para México (INECC, 2022). Posteriormente estos escenarios de cambio climático, fueron utilizados como datos de entrada en Ref-ET y CROPWAT.

Ref-ET

Se utilizó el software Ref-ET versión 4.1, el programa proporciona cálculos estandarizados de ET₀ para quince de los métodos y ecuaciones más comunes que se utilizan actualmente en los Estados Unidos de América y Europa. Los cálculos se basan en las mediciones de datos meteorológicos que introduce el usuario. Para esta investigación se empleó el método de Hargreaves-Samani, dadas las condiciones de la disponibilidad de datos meteorológicos históricos y proyectados a cambio climático, realizando el proceso metodológico recomendado por Allen (2016).

CROPWAT

CROPWAT 8.0, es un programa informático de apoyo a la toma de decisiones en el sector agrícola, fue desarrollado por Smith (1992). Depende de una serie de ecuaciones para estimar la ET₀, ET_c, PE y RR y la PR, utilizando como datos de entrada: datos de cultivo, suelo y clima, que respaldan el cálculo de los requerimientos hídricos para diferentes patrones de cultivo en condiciones de riego y temporal (Clarke *et al.*, 2001). Para estimar con precisión los requisitos del cultivo de Maíz en el DDRA, se calcularon los parámetros que describen a la ET_c, PE y el RR a partir de las metodologías propuestas por Smith (1992) y Allen *et al.* (1998).

Datos de clima

Las variables climáticas diarias de ET₀ y precipitación total (PT), tanto las del periodo histórico como las proyectadas con escenarios de cambio climático, se agregaron a valores mensuales para ser utilizadas como datos de entrada en el modelo CROPWAT.

Datos del cultivo

Los parámetros de cultivo se determinaron a partir de las fechas de siembra, desarrollo y cosecha de algunas variedades de maíz criollas e híbridas para valles altos, reportadas en el DDRA por Tadeo-Robledo *et al.* (2015), en el cual, se determinó un ciclo de 230 días con una fecha de siembra del 25 de abril y a cosecha del 10 de diciembre, la duración de la etapa inicial fue de 35 días ($K_C = 0.30$), etapa de desarrollo 55 días ($K_C = 1.20$), temporada media 90 días ($K_C = 1.20$) y fin de temporada 50 días ($K_C=0.35$), los K_C utilizados en este estudio fueron los recomendados por Smith (1992) y Allen *et al.* (1998).

Evapotranspiración del cultivo (ET_C)

La ET_C del cultivo de maíz, se calculó a partir de la ecuación 1: $ET_C = K_C \times ET_0$ (1).
dónde: ET_C = evapotranspiración del cultivo en mm.día^{-1} ; K_C = coeficiente de cultivo, adimensional; ET_0 = evapotranspiración del cultivo de referencia en mm.día^{-1}

Precipitación efectiva (PE)

Se utilizó el método del Servicio de Conservación de Suelos del USDA, para calcular la PE anual utilizando el siguiente criterio: 1.- Cuando la precipitación total (PT) es $> 250 \text{ mm año}^{-1}$, PE se obtiene mediante la ecuación 2: $PE = 125 + 0.1 \times PT$ (2) dónde: PE = precipitación efectiva (mm año^{-1}); PT = precipitación total (mm año^{-1}).

Requerimiento de riego

A partir de la ET_C calculada para el cultivo de maíz y los valores de PE, el RR se calculó mediante la ecuación 3: $RR = ET_C - PE$ (3) dónde: RR = requerimiento de riego (mm año^{-1}); ET_C = evapotranspiración del cultivo (mm año^{-1}); PE = precipitación efectiva (mm año^{-1}). La distribución espacial de las variables ET_0 , PE, RR y ET_C , se realizaron con el método de la Distancia Inversa Ponderada (IDW) con el software ArcGIS 10.8.

Resultados y discusión

Cambios potenciales en la ET_0

El resultado presentado en la figura 2 indica que los valores de ET_0 en la línea base son menores a los cuatro escenarios proyectados en el futuro, el patrón de intensidad se localiza en la zonas sureste y noroeste del DDRA, las zonas contrarias a éstas, son las que presentan los valores más bajos de ET_0 . La tendencia de la ET_0 en el primer período RCP 4.5 2020-2041 es similar a la escala de tiempo base. Sin embargo, existe una diferencia considerable con respecto al RCP 4.5 2041-2060 y RCP 8.5 2021-2040, el mayor aumento proyectado es hacia el RCP 8.5 horizonte 2041-2060. Zeng *et al.* (2021) identificaron que los incrementos de ET_0 , se proyectan en menor escala hacia el RCP 4.5 y en mayor escala hacia el RCP 8.5, debido al mayor forzamiento radiactivo climático impulsado por el incremento de gases de efecto invernadero en ese escenario.

En escala mensual, la ET_0 presenta un comportamiento similar en todas las estaciones analizadas, durante los meses de marzo, abril, mayo y junio se presentan los valores más altos, alcanzando de 5 a 6 mm día⁻¹, mientras que la menor ET_0 , ocurre durante los meses de noviembre, diciembre y enero con valores cercanos a los 3 mm día⁻¹. En México Monterroso-Rivas y Gómez-Díaz, (2021) identificaron un incremento general de la ET_0 como resultado del cambio climático, proyectan un incremento en la temperatura del aire y una disminución sobre la humedad relativa, este aumento de ET_0 podría limitar la productividad en algunas regiones del país.

Esta situación ejerce un impacto significativo en el crecimiento y el rendimiento de las plantas de cultivo, el cambio climático presenta una influencia potencial en las demandas de agua de los cultivos (Fan *et al.*, 2016). Ben-Hamouda *et al.* (2021) en la región Italiana de Emilia-Romaña, proyectaron con escenarios de cambio climático de los MCG; RCA4, RACMO22E y Copernicus CDS, la variable ET_0 media anual, en la región se presentan 735 mm año⁻¹ en el período de referencia 1981-2005, y se prevé que alcance valores que

oscilen entre 764 mm año⁻¹ para el RCP 4.5 y 772 mm año⁻¹ para RCP8.5 hacia el horizonte 2021-2050.

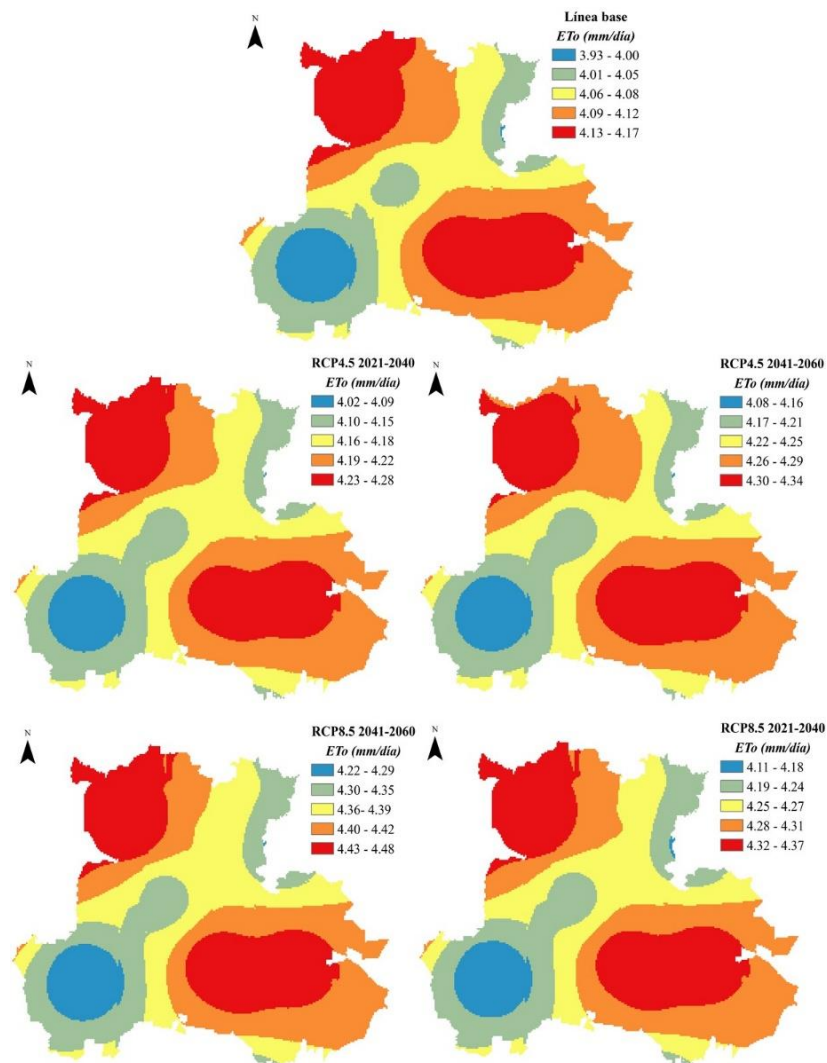


Figura 2. Distribución espacial diaria de la ET₀ diaria promedio en el DDRA.

Evapotranspiración del cultivo

La línea base presenta un acumulado durante el ciclo agrícola (25 abril a 10 diciembre) de 828-883 mm año⁻¹, con una mayor incidencia hacia el noreste y sureste del distrito, donde se focalizan bien las zonas con mayor ET_c, mientras que para los cuatro escenarios la tendencia futura es hacia un incremento, el cual, se percibe con un mayor pronunciamiento en el RCP 8.5 2041-2060, llegando a alcanzar de 884-943 mm año⁻¹. El escenario con el menor cambio es el RCP 4.5 2021-2040, en el que se presentan valores

que oscilan de 842-926 mm año⁻¹ para la mayor superficie del DDRA (Figura 3). La ET_C proyecta un incremento de 1.9% en el escenario RCP 4.5, 21-40 hasta alcanzar un 6.4% hacia el RCP 8.5, 41-60.

En comparación con este estudio, Şen (2023) documento un aumento más severo en la ET_C de maíz para la Provincia de Adana, Turquía, en la cual determino un promedio de 615.5 mm año⁻¹ para el periodo 1971-2000, reporto que bajo el escenario RCP 4.5, la ET_C aumentó un 9.2% para 2025-2054 y 11.7% para 2069-2098, en el RCP 8.5, los valores de la ET_C mostraron un aumento sustancial del 20.0% para 2069-2098, en comparación con el período histórico. Mientras que Gabr (2023), reportó en un estudio para Egipto, que la ET_C para maíz aumentará en 5.1% y 5.9% según el RCP 4.5 2023-2080 y 2081-2100, respectivamente, en tanto que, para el RCP 8.5 2023-2080 y 2081-2100, incrementará en un 7.7% y 9.7%, correspondientemente, en comparación con la ET_C histórica calculada para el periodo de 1990-2022, la cual corresponde a 1060 mm año⁻¹. Estos estudios, permiten dimensionar los incrementos de la ET_C a nivel global a causa del cambio climático.

Precipitación Efectiva

La Figura 3 muestra los resultados de la PE, en la línea base durante el ciclo agrícola, se presenta una PE mínima de 527 y máxima de 597 mm año⁻¹, distribuidos heterogéneamente en el DDRA, los valores más bajos se encuentran en la parte sur, mientras que los menores se localizan en la zona sureste.

Para las proyecciones de cambio climático, se mantiene un comportamiento muy similar en la distribución espacial de PE, identificando incrementos en todos los escenarios con respecto a la línea base, en el RCP 4.5 horizontes 2021-2040 y 2041-2060 donde se identificó un incremento de 558-633 y 544-615 mm año⁻¹, mientras que para el RCP 8.5 hacia los horizontes 2021-2040 y 2041-2060, la PE alcanza los 565-633 y 549-618 mm año⁻¹ respectivamente. Se observa que los mayores incrementos ocurran en ambos horizontes del escenario RCP 4.5. Para la PE se identifica un incremento en el RCP 4.5 de 5.1% y 6.3% respectivamente en ambos horizontes y hacia el RCP 8.5 se proyecta un incremento menor con 2.7% y 3.3 %.

Ruiz et al. (2011), reportaron que para los valles altos en México (2200 a 2600 msnm) como el DDRA, se proyectará una disminución de la precipitación a causa del cambio climático; -4.1% (2011-2020), -3.3% (2031-2040) y -0.4% (2051-2060) con el escenario de emisiones más bajo. A pesar de estos cambios, se menciona que la precipitación seguiría siendo suficiente para cubrir la demanda de agua en el cultivo de maíz, este estudio discrepa con nuestros escenarios, sin embargo, la incertidumbre fue mayor en sus tendencias de precipitación probablemente debido a la escala proyectada y el tipo de MCG empleado. A nivel mundial se han documentado casos en donde la PE incrementa con respecto al periodo base, como en Roba *et al.* (2021), donde el periodo base (1984-2013) registra una PE de 813 mm año⁻¹, bajo el forzamiento del escenario RCP 4.5, mientras que para los periodos 2014-2043 y 2044-2073 se estima una PE de 844 mm año⁻¹ y 828 mm año⁻¹, respectivamente.

Requerimiento de Riego

De las cuatro trayectorias de cambio climático en este estudio, tres presentan un aumento en los requerimientos de riego con respecto a la línea base, a excepción del RCP 4.5 2041-2060 como se observa en la Figura 3, en la cual, se identifica un rango de 284-363 mm año⁻¹ ubicándose los menores requerimientos de riego en la zona central del distrito, mientras que los mayores RR se ubican en la zona sureste, esta condición prevalece para los cuatro escenarios.

Para la proyección en el RCP 8.5 horizonte 2041-2060, se proyecta un rango de 321-397 mm año⁻¹ siendo éste, el escenario con mayor aumento en la demanda de riego, mientras que el menor incremento de RR fue para el RCP 4.5 horizonte 2041-2060, se prevé pueda alcanzar de los 289-359 mm año⁻¹. Şen (2023) reportó el RR para el periodo 1971-2000, el cual fue de 459.2 mm año⁻¹, mientras que para el RCP 4.5 2025-2054 el RR calculado fue de 546.5 mm año⁻¹, en tanto que, para el período 2069-2098 fue de 558.8 mm año⁻¹, en el escenario RCP 8.5, los valores de RR para los períodos 2025-2054 y 2069-2098 se determinaron en 558.4 mm año⁻¹ y 618.9 mm⁻¹, respectivamente.

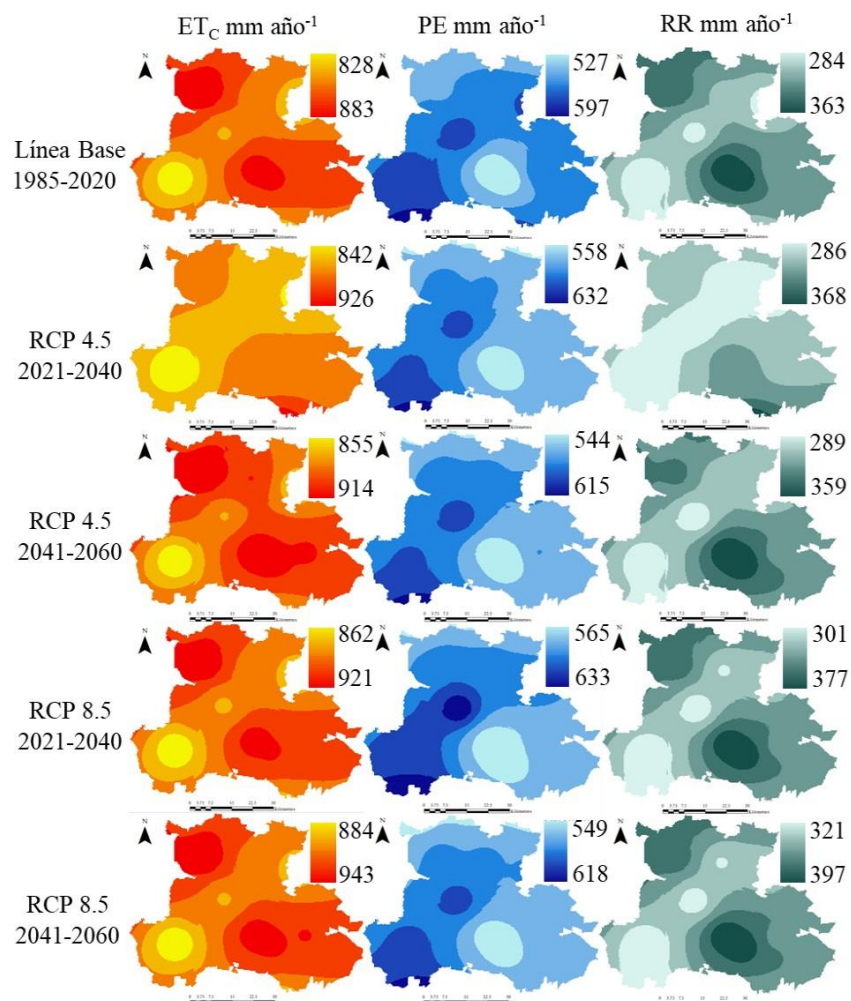


Figura 3. Distribución espacial de la ET_c , PE y RR en el DDRA.

Relación entre Precipitación Efectiva, Requerimiento de Riego y Evapotranspiración de cultivo

El resultado que muestra CROPWAT, permite identificar el comportamiento temporal y la estrecha relación de la ET_c , PE y RR con respecto a los requerimientos hídricos del cultivo de maíz en el ciclo agrícola. En la Figura 4, se observa el promedio de las estaciones analizadas en el DDRA, el resultado se muestra para cada decena (10 días). Al analizar la línea base se observa que la ET_c se incrementa en el tiempo, alcanzando los máximos valores durante la etapa media y decrece conforme a la etapa tardía, alcanzando hasta 60 mm dec^{-1} en las decenas número 10 y 13.

Se puede identificar que la PE alcanza su máximo nivel en la decena 9, la cual corresponde al inicio de la etapa media y comienza a decrecer hasta el final del ciclo, también se observa que a partir de la decena 7 la PE deja de cubrir las necesidades de ET_c hasta la decena 23 en donde se concluye el ciclo agrícola; es durante este periodo en el cual, se presenta un incremento en la cantidad de RR para todas las decenas. Las proyecciones de cambio climático RCP 4.5 y 8.5 para ambos horizontes de tiempo, muestran una condición muy similar a la línea base para cada variable.

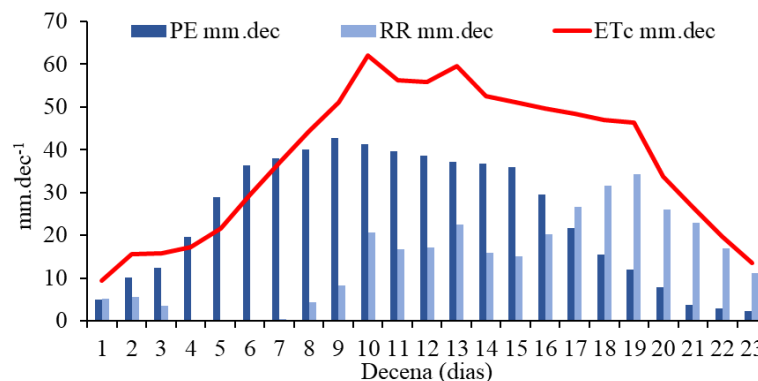


Figura 4. Relación promedio entre PE, RR, y ET_c para maíz en el DDRA, en escala de tiempo de Decena (cada 10 días). A: Línea Base (1985-2020).

Conclusiones

Utilizando proyecciones climáticas del MCG HadGem-2, en este estudio se indica un incremento sobre la ET_0 con respecto a la línea base (1985-2020), la cual, se presenta en un rango de 3.9 a 4.2 mm día⁻¹; el escenario con menor impacto es RCP 4.5 con un rango de 4.0 a 4.3 mm día⁻¹, mientras el escenario de mayor incremento es para el RCP 8.5 con un rango de 4.1 a 4.5 mm día⁻¹. Como consecuencia de los incrementos de la ET_0 , se esperan incrementos importantes sobre las variables relacionadas; ET_c y RR.

La ET_C para maíz en el DDRA, no se alcanza a satisfacer en su totalidad por la PE, por ello, es necesario proporcionar una cantidad de agua mediante algún sistema de riego, para poder cubrir el déficit hídrico de la planta. Sin embargo, es notable la necesidad del RR en el ciclo agrícola, durante las etapas críticas de floración, jiloteo y llenado de grano, que coinciden con el mayor déficit hídrico, lo que impacta potencialmente en el rendimiento del cultivo. Con la metodología planteada en esta investigación, se permiten identificar los cambios potenciales futuros sobre la ET_0 y las variables relacionadas, con lo cual, es posible realizar estrategias de gestión, mitigación y adaptación ante los impactos del cambio climático en el sector agrícola.

Literatura citada

Allen, R. G. 2016. Ref-ET user's guide. Reference Evapotranspiration Calculation Software for FAO and ASCE Standardized Equations; versión 4.1 for Windows. University of Idaho, Kimberly Research and Extension Center ID, USA. <https://www.uidaho.edu/cals/kimberly-research-and-extension-center/research/water-resources/crops>.

Allen, R. G.; Pereira, L. S.; Raes, D. and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements. Irrigation and Drainage Paper No 56. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), Rome, Italy. 1-50 pp.

Ben-Hamouda, G.; Tomozeiu, R.; Pavan, V.; Antolini, G.; Snyder, R. L. and Ventura, F. 2021. Impacts of climate change and rising atmospheric CO₂ on future projected reference evapotranspiration in Emilia-Romagna (Italy). Theor Appl Climatol. 146(1):801-820. <https://doi.org/10.1007/s00704-021-03745-3>.

Clarke, D.; Smith, M. and El-Askari, K. 2001. CropWat para Windows: Guía del usuario IHE. University of Southampton. 1-80 pp.

Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Monterroso-Rivas, A. I. and Flores-Magdaleno, H. (2023). Tendencia y variabilidad climática: efecto

en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco. Ecosistemas y Recursos Agropecuarios. 10 (III):e3868. <https://doi.org/10.19136/era.a10nIII.3868>.

Fan, J.; Wu, L.; Zhang, F.; Xiang, Y. and Zheng, J. 2016. Climate change effects on reference crop evapotranspiration across different climatic zones of China during 1956-2015. Journal of Hydrology. 542(1):923-937. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.09.060>.

INAFED. 2018. Instituto Nacional para el Federalismo. Enciclopedia de los Municipios y Delegaciones de México. <http://www.inafed.gob.mx/work/enciclopedia/EMM15mexico/municipios/15048a.html>.

IPCC. 2019. Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. Calentamiento global de 1.5 °C. <https://www.riob.org/es/documentos/calentamiento-global-de-15-degc>.

Monterroso-Rivas, A. I. and Gómez-Díaz, J. D. (2021). Impacto del cambio climático en la evapotranspiración potencial y periodo de crecimiento en México. Terra Latinoamericana. 39(1):e774. <https://doi.org/10.28940/terra.v39i0.774>

Roba, N. T.; Kassa, A. K. and Geleta, D. Y. 2021. Modeling climate change impacts on crop water demand, middle Awash River basin, case study of Berehet woreda. Water Practice and Technology. 16(3):864-885. <https://doi.org/10.2166/wpt.2021.033>

Rodríguez-Moreno, V. M. 2021. ESSENGER. Sistema de base de datos meteorológicos. X Congreso Nacional sobre conservación y utilización de los recursos zoogenéticos. XXII simposio Iberoamericano y X Congreso Nacional CONBIAND. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Puebla de Zaragoza, México. Noviembre. RPDA INIFAP-03-2021-120109052200-01.

Ruiz, C. J.; Medina, G. G.; González, E. D.; Ramírez, D. J.; Flores, L. H.; Manríquez OJ, Zarazúa, V. P.; Díaz, P. G.; Ramírez O. G. and de la Mora, O. C. 2011. Cambio climático y sus implicaciones en cinco zonas productoras de maíz en México. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas. 2(1):309-323. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=263121431011>.

Semenov, M. A. and Barrow, E. M. 2002. LARS-WG: A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies; Rothamsted Research: Hertfordshire, UK. 1-29 pp.

Semenov, M. A. and Stratonovitch, P. 2015. Adapting wheat ideotypes for climate change: Accounting for uncertainties in CMIP5 climate projections. *Climate Research*. 65(1):123-139. <https://doi.org/10.3354/cr01297>.

Şen, B. 2023. Determining the Changing Irrigation Demands of Maize Production in the Cukurova Plain under Climate Change Scenarios with the CROPWAT Model. *Water (Switzerland)*. 15(24):1-17. <https://doi.org/10.3390/w15244215>.

SIAP. 2021. Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera. Avance de Siembras y Cosechas Resumen por estado. Disponible en: http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do.

Smith, M. 1992. CROPWAT: Un programa informático para la planificación y gestión del riego Organización de Alimentos y Agricultura. FAO, Roma. 1-125. ISBN 92-5-103106-1.

Tadeo-Robledo, M.; Zamudio-González, B.; Espinosa-Calderón, A.; Turrent-Fernández, A.; Cárdenas-Marcelo, A. L.; López-López, C.; Arteaga-Escamilla, I. and Valdivia-Bernal, R. 2015. Rendimiento de maíces nativos e híbridos en diferente fecha de siembra y sus unidades calor. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 6(1):33-43. <https://doi.org/10.29312/remexca.v6i1.737>.

Xiang, K.; Li, Y.; Horton, R. and Feng, H. 2020. Similarity and difference of potential evapotranspiration and reference crop evapotranspiration - a review. *Agricultural Water Management*. 232(1):106043. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106043>.

Zeng, P.; Sun, F.; Liu, Y.; Feng, H.; Zhang, R. and Che, Y. 2021. Changes of potential evapotranspiration and its sensitivity across China under future climate scenarios. *Atmospheric Research*. 261(1):105763-105757. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2021.105763>.

Article

Indices to Identify Historical and Future Periods of Drought for the Maize Crop (*Zea mays* L.) in Central Mexico

Alejandro Cruz-González ¹, Ramón Arteaga-Ramírez ^{2,*}, Ignacio Sánchez-Cohen ³,
Alejandro Ismael Monterroso-Rivas ⁴ and Jesús Soria-Ruiz ⁵

CAPÍTULO 6. INDICES TO IDENTIFY HISTORICAL AND FUTURE PERIODS OF DROUGHT FOR THE MAIZE CROP (*ZEAMAYS* L.) IN CENTRAL MEXICO

Forma de citar este artículo: Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Sánchez-Cohen, I., Monterroso-Rivas, A.I. & Soria-Ruiz, J. (2025). Indices to Identify Historical and Future Periods of Drought for the Maize Crop (*Zea mays* L.) in Central Mexico. *Agronomy*, 15, 460. <https://doi.org/10.3390/agronomy15020460>

Article

Indices to Identify Historical and Future Periods of Drought for the Maize Crop (*Zea mays* L.) in Central Mexico

Alejandro Cruz-González ¹, Ramón Arteaga-Ramírez ^{2,*}, Ignacio Sánchez-Cohen ³, Alejandro Ismael Monterroso-Rivas ⁴ and Jesús Soria-Ruiz ⁵

¹ Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico; alex_cg20@hotmail.com

² Departamento de Irrigación, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico

³ Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias—Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua-Suelo-Planta-Atmósfera, Gómez Palacio 35140, Durango, Mexico; sanchez.ignacio@inifap.gob.mx

⁴ Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico; aimrivas@correo.chapingo.mx

⁵ Sitio Experimental Metepec—Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Zinacantepec 52176, Estado de México, Mexico; soria.jesus@inifap.gob.mx

* Correspondence: arteagar@correo.chapingo.mx

Abstract: Agricultural drought is a condition that threatens natural ecosystems, water security, and food security. The timely identification of an agricultural drought event is essential to mitigating its effects. However, achieving a reliable and accurate assessment is challenging due to the interannual variability of precipitation in a region. Therefore, the objective of this study was to identify the months with drought during the agricultural cycle of the maize crop (*Zea mays* L.) in the Atlacomulco Rural Development District (ARDD) as a study area using the SPI and SPEI indices and their impact on each phenological stage. The results show that when analyzing the historical period (1985–2017), the ARDD is a region prone to agricultural droughts with a duration of one month. The stages of grain filling and ripening were the most vulnerable, since SPI and SPEI-1 quantify that 25% and 31% of the total months with drought occur during those stages, respectively. Towards the 2041–2080 horizon, the MCG ACCESS-ESM1-5 with the SSP2-4.5 scenario identified an occurrence of dry periods with 17% and 20% by SPI and SPEI, respectively, while for SSP5-8.5, 17% and 22% of the total number of periods corresponded to dry months with SPI and SPEI, respectively. Greater recurrence will be observed in the future, specifically after the year 2061, meaning an increase in the frequency of agricultural drought events in the region, causing difficult and erratic productive conditions for each agricultural cycle and threatening sustainable development. Therefore, it is necessary to take action to mitigate the effects of climate change in this sector.

Keywords: SPI index; SPEI index; climate change; agricultural drought

Academic Editor(s): Name

Received: 18 January 2025

Revised: 9 February 2025

Accepted: 11 February 2025

Published: date

Citation: Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Monterroso-Rivas, A.I.; Soria-Ruiz, J. Indices to Identify Historical and Future Periods of Drought for the Maize Crop (*Zea mays* L.) in Central Mexico.

Agronomy 2025, 15, x.

<https://doi.org/10.3390/xxxxx>

Copyright: © 2025 by the authors.

Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

Global warming, partly caused by increased greenhouse gas emissions, threatens crop yields and food security by increasing mean atmospheric temperatures and changing precipitation patterns [1]. This situation challenges efforts to maintain and improve

agricultural production in many regions of the world [2]. With the rapid increase in the world's population, there is a respective increase in food demand, leading to a natural imbalance in the availability of natural resources and affecting agricultural productivity [3]. In the agricultural sector, drought refers to a marked and permanent rainfall deficit that significantly reduces crop production relative to the normal or expected values for a given region; it is also considered the lack of water required for plants in the soil [4].

Agriculture is the sector most vulnerable to drought caused by climate change [3]. Drought is the main threat to crop production worldwide and is projected to become more frequent and recurrent, according to the different climate change scenarios [4,5]. After wheat, maize (*Zea mays* L.) is one of the most important crops worldwide. In 2020, maize accounted for 30.2% of global cereal production [6]. Due to its wide distribution, maize is one of the crops frequently affected by drought, a situation that limits production and causes significant economic losses [5]. In recent years, this problem has become more severe due to climate change impacts [7]. Agricultural drought stems from inadequate soil moisture, leading to plant stress and possible reductions in agricultural productivity by influencing germination, growth, and development [8].

Year by year, drought affects some regions of Mexico because this country is located in an area susceptible to significant variations in precipitation; at least one-quarter of the country is under some degree of drought each year [9]. Historically, northern Mexico is the most affected region, but the other agricultural areas of Mexico are not exempt [10]. One such area is the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), where the maximum temperature has increased by 1.5 °C while precipitation has decreased by −46.2 mm in the period 2007–2017, thus being considered a region vulnerable to climate change [11]. Between 2018 and 2023 in Mexico, 73.4% of corn production losses were caused by drought. In 2019 alone, damage was reported in 796,171 hectares due to this weather condition, equivalent to 3.9% of the total area planted, with nothing harvested. In contrast, in 2023, that figure increased to 1,056,525 hectares, which meant a reduction in production of 5.3% of the total sown throughout the country [12].

According to the Drought Monitor in Mexico (MSM, in Spanish), during the past five years (2019–2023), the municipalities that make up the ARDD have faced some drought anomaly in August, the month with the highest annual cumulative precipitation. In fact, some municipalities suffered extreme and severe drought in 2023 [13]. This condition could significantly impact maize yields in the region, which produces around 580 thousand tons per year in an average area of 150 thousand hectares; this production corresponds to more than 40% of the total production in the State of Mexico [14].

Studies have been carried out to understand the characteristics of agricultural drought using a series of indices [15,16]. A drought index is a numerical representation of drought severity, calculated from weather or climate data [17]. The most common and accessible indices to measure agricultural drought are calculated from precipitation and temperature data, such as the Standardized Precipitation Index (SPI) [18] and the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) [19]. Although these indices were originally recommended to assess meteorological drought, numerous research studies have also used it to assess agricultural drought, demonstrating a good representation of dry periods on 1- and 3-month scales [20–22].

In Mexico, significant efforts have been made to study and analyze the behavior, impact, and evolution of drought, which have contributed to mitigating and reducing risk in different productive sectors. However, the agricultural sector should be addressed at the local level [9–

24]. Therefore, this study aimed to calculate the values of the SPI and SPEI indices to detect drought events in different phenological stages of the spring–summer agricultural cycle of the maize crop over two periods of time, namely, the historical period (1985–2017) and the future period (2041–2080), the latter under several climate change scenarios, to understand and forecast the potential threats to maize production due to the impact of agricultural drought in central Mexico.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

This study was carried out in the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), located in the northern area of the State of Mexico (Figure 1) between latitudes 19°25' and 20°5' N and longitudes 99°30' and 100°17' W, comprising the municipalities of Acambay, Atlacomulco, El Oro, Ixtlahuaca, Jocotitlán, Jiquipilco, Morelos, San Felipe del Progreso, San José del Rincón, and Temascalcingo [14]. These municipalities belong to the Lerma River upper basin, an area with a topography of steep valleys and large volcanic structures ranging from 2230 to 3800 m above sea level [25]. According to Köppen's climate classification, the prevailing climate in the study area is temperate subhumid with summer rainfall (CW), with a mean annual precipitation of 780 mm·yr⁻¹, accumulating about 75% of the annual total from June to September; the mean annual temperature is 13.4 °C, the mean annual minimum temperature is 5.1 °C, and the mean annual maximum temperature is 21.5 °C [11–26].

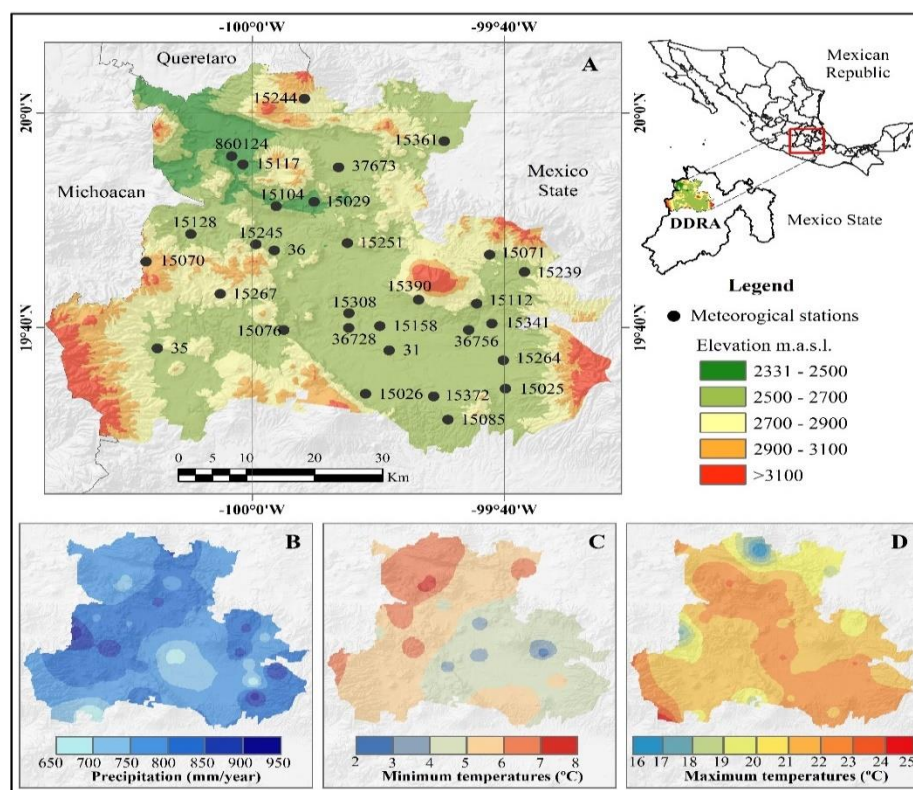


Figure 1. Location of the ARDD and additional information for the period 1985–2017: (A) weather stations, (B) annual precipitation (mm·yr⁻¹), (C) annual minimum temperature (°C), and (D) annual maximum temperature (°C).

2.2. Climate Data

This study used mean temperature and precipitation values recorded in 33 weather stations distributed in the ARDD (Figure 1). The monthly meteorological values for the period 1985–2017 were obtained from the National Meteorological Service [26], and the National Institute of Forestry, Agricultural, and Livestock Research [27], and the variables precipitation, maximum temperature, and minimum temperature were used. The quality of the meteorological data was controlled by carrying out a homogenization process and the filling in of missing data for each station with the package R-CLIMATOL 3.1.1 (<https://www.climatol.eu/>, accessed on 10 June 2024), following the methodology described in [28].

2.3. Agricultural Data

The spring–summer agricultural cycle for rainfed corn in the ARDD begins in May and ends in November [14], so the analysis and processing of meteorological data was only focused on these 6 months, in which approximately $710 \text{ mm}\cdot\text{yr}^{-1}$ are accumulated, with an average minimum temperature of 7.4°C , while the maximum temperature averages 21.5°C [26]. Jasso-Miranda et al. [29] mention the development of the different phenological stages of the corn crop, for high valleys such as ARDD: Germination and Emergence (G-E) (28 days), Vegetative Development (VD) (62 days), Flowering and Pollination (F-P) (33 days), Grain-filling and Maturity (GF-M) (60 days), and Harvest (H) (28 days).

In the ARDD, according to the World Reference Base (WRB) classification system, five reference soil groups predominate: Umbrisols, Vertisols, Phaeozems, Cambisols, and Regosols, which generally refer to a minimum development of horizons and high or low base saturation [30]. Regarding the tillage system, it has been identified in the ARDD that the majority of rainfed corn crop production is for self-consumption (70%) and to a lesser extent for industrial commerce (30%), and it is recognized that the majority of producers are medium-sized, with landholdings of up to 5 hectares [31]. In this region, chemical fertilization is common, using moderate doses of urea and nitrogen, phosphorus, and potassium, as well as weed and pest control using agrochemicals [31,32].

2.4. Climate Change Scenarios

The Long Ashton Research Station Weather Generator version 8.0 (LARS-WG) was used as a downscaling model for precipitation and temperature in the ARDD; this program performs well under a wide range of weather conditions and has been implemented in various climate studies [33,34]. LARS-WG generates high-resolution climate change scenarios of a region using direct results from General Circulation Models (GCMs) [35].

The following GCMs were used in this study: ACCESS-ESM1-5, CNRM-CM6-1, HadGEM3-GC31-LL, MPI-ESM1-2-LR, and MRI-ESM2-0 of CMIP6, which have a highly effective climatic sensitivity to increases in CO_2 [36]. To this end, two levels of the Shared Socioeconomic Pathway (SSP2-4.5 and SSP5-8.5) were used for the period 2041–2080 [1]. The SSP2-4.5 is an “intermediate” scenario; it is consistent with the climate actions of several countries to meet their existing GHG emission reduction obligations, and the result is an increase in the global average temperature between 2.1°C and 3.5°C by 2100, while in the SSP5-8.5 scenario, humanity tends to do nothing about climate change, but rather persistently worsens it; this scenario predicts global economic growth driven by natural gas, oil, and the

burning of coal, and the result is a world that will warm between 3.3 °C and 5.7 °C by the end of the 21st century [37].

2.5. Calculation of Drought Indices

2.5.1. Standardized Precipitation Index (SPI)

This index is a widely used tool for assessing drought conditions, based solely on precipitation. It is calculated mathematically using the cumulative probability of a given rainfall event occurring at a given station [38]. To begin with, a two-parameter gamma density distribution function is used to adjust the precipitation frequency of a meteorological station for each calendar month, as presented in the following equation [39]:

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad x > 0 \quad (1)$$

where α and β are the factors defining the shape and scale, respectively. Monthly precipitation is denoted by X .

The calculations were made using the SPI (spi_sl_6.exe), software developed by the National Drought Mitigation Center of the University of Nebraska (<https://drought.unl.edu/monitoring/SPI/SPIProgram.aspx>, accessed on 01 May 2024).

2.5.2. Standardized Precipitation and Evapotranspiration Index (SPEI)

Vicente-Serrano et al. [19] proposed the SPEI based on the SPI and the water balance principle. It is the monthly difference between precipitation (P) and potential evapotranspiration (PET) (i.e., $SPEI = P - PET$) [40]. PET was calculated according to the Hargreaves method [41]. This method provides a simple measure of water surplus/deficit. For this analysis, the Package SPEI in R (<http://cran.rproject.org/web/packages/SPEI>, accessed on 25 April 2024) was used. To identify the SPEI value, the difference in water balance is normalized as a log-logistic probability distribution, which can be expressed by the following equation [19].

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x - \gamma} \right)^\beta \right]^{-1} \quad (2)$$

The Standardized Precipitation and Evapotranspiration Index is defined as follows:

$$SPEI = W - \frac{C_0 + C_1 W + C_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \quad (3)$$

When $P \leq 0.5$, $W = \sqrt{-2 \ln(P)}$ and when $P > 0.5$, $W = \sqrt{-2 \ln(1 - P)}$, $C_0 = 2.5155$, $C_1 = 0.8028$, $C_2 = 0.0103$, $d_1 = 1.4327$, $d_2 = 0.1892$, $d_3 = 0.0013$.

In this research, SPI and SPEI were calculated on a monthly time scale, since it is considered the optimal scale to work with agricultural droughts [42]. SPI and SPEI values above 1.0 indicate that the climate tends to be wetter, and values below -1.0 indicate that the climate tends to be drier (Table 1) [43].

Table 1. Drought severity ratings for SPI and SPEI.

SPI and SPEI	Condition
≥ 2	Extremely wet
1.5 to 1.99	Very or severely wet

1.0 to 1.49	Moderately wet
−0.99 to 0.99	Near-normal
−1 to −1.49	Moderately dry
−1.5 to −1.99	Very or severely dry
≤−2	Extremely dry

2.6. Evaluation of the Relationship Between SPI and SPEI

The coefficient of determination (R^2) was used as an indicator of the relationship between the two indices studied, where R^2 varies from 0 to 1, considering that values greater than 0.5 are admissible [44]. Pearson's correlation coefficient (r) was also used to determine the relationship between two indices [17] with Equation (4), where 0 indicates no correlation, and 1 represents a perfect correlation [45].

$$r = \frac{[\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})]^2}{\sqrt{[\sum(x - \bar{x})^2][\sum(y - \bar{y})^2]}} \quad (4)$$

where x and y indicate the first and second matrices of SPI and SPEI values, respectively.

2.7. Drought Frequency

Drought frequency in the study area was determined using the following equation [46]:

$$P = \frac{n}{N} \times 100\% \quad (5)$$

where N represents the site detection period, and n represents the number of drought events at the site during the period.

3. Results

3.1. Climate Change Scenarios

The climate change scenarios generated by the LARS-WG for precipitation during the agricultural cycle (May–November) of the period 2041–2080 are illustrated in Figure 2. In this figure, for the SSP5-2.5 pathway, precipitation tends to decrease in most models, except for the HadGEM3-GC31-LL model, which predicts averages above the reported historical average. The percentages of change with respect to the historical average for the different GCMs, namely ACCESS-ESM1-5, CNRM-CM6-1, MPI-ESM1-2-LR, MRI-ESM2-0, and HadGEM3-GC31-LL, were −5.3%, −4.1%, −2.6%, 0.1%, and 15.3%, respectively. For the SSP5-8.5 pathway, the five GCMs indicate a decrease in annual precipitation. On the other hand, the ACCESS-ESM1-5 and MRI-ESM2-0CNRM-CM6-1 GCMs indicate the most important decreases, with −6.0% and −4.8%, respectively. Based on these results, ACCESS-ESM1 was the GCM with the greatest impact on precipitation in both pathways (SSP2-4.5 and SSP5-8.5), representing the agricultural periods with the lowest precipitation; therefore, it was considered the best model to simulate agricultural drought in the ARDD, as it provides critical scenarios for imminent water scarcity.

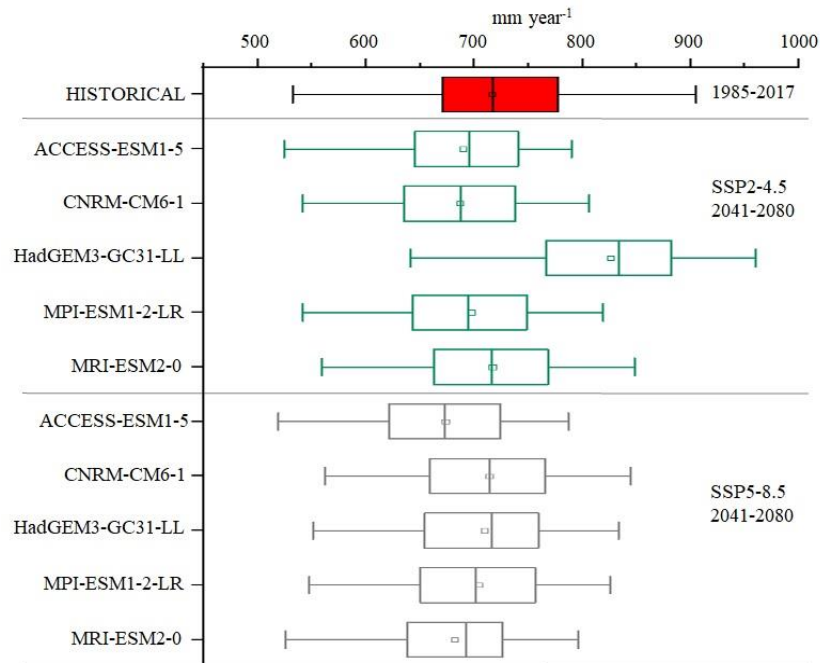


Figure 2. Variations in precipitation predicted for the study area with the GCM ACCESS-ESM1-5, CNRM-CM6-1, HadGEM3-GC31-LL, MPI-ESM1-2-LR, and MRI-ESM2-0 GCMs, and shared socioeconomic pathways SSP2-4.5 and SSP5-8.

3.2. Analyses of SPI-1 and SPEI-1

SPI-1 and SPEI-1 were estimated during the maize agricultural cycle on a monthly scale for the ARDD over a historical period of 33 years (1985–2017) and a future period of 40 years (2041–2080) using the ACCES-ESM1-5 GCM with two shared socioeconomic pathways (SSP2-4.5 and SSP5-8.5). Pearson's correlation and the coefficient of determination indicate that SPI-1 and SPEI-1 have a high linear correlation with the two timescales (Figure 3). The lowest correlation occurred in the historical SPEI-1 and SPI-1, with $R^2 = 0.80$ and $r = 0.88$, while the best relationship was obtained for SPEI-1 and SPI-1 SSP2-4.5, with $R^2 = 0.97$ and $r = 0.97$. Pearson's correlation returned better results than the coefficient of determination.

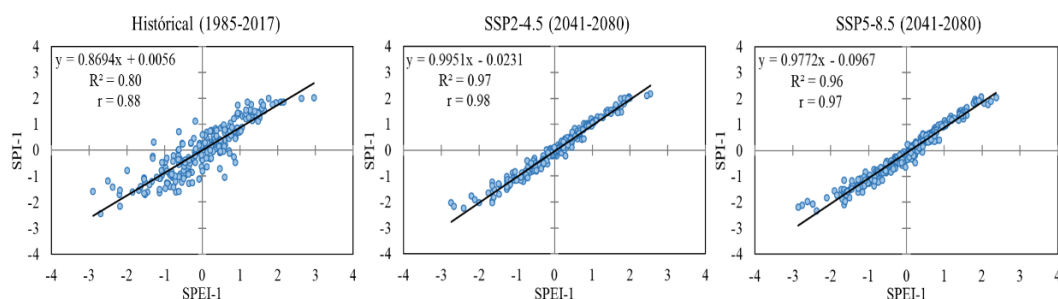


Figure 3. Correlation between SPI-1 and SPEI-1 for two climate change scenarios (historical and 2041–2080 with SSP2-4.5 and SSP5-8.5).

The temporal distribution of SPI-1 and SPEI-1 in the ARDD is shown in Figure 4. Both indices adequately modeled the temporal variation in drought and excess rainfall events in the ARDD during the historical period (1985–2017). Annual variations were consistent on the

1-month scale; during the agricultural cycle, the most intense drought events (severe and extreme drought) were observed in 1987, 1988, 1993, 1997, 2005, and 2010. The wettest periods were observed in 1998, 2002, 2003, 2006, 2007, and 2013. The SPI-1 identified that 2010 shows the greatest drought severity and intensity, while SPEI-1 identified 2005 as the driest year. SPI-1 produced values higher than those predicted by SPEI-1 for most drought and precipitation events.

In both scenarios (SSP2-4.5 and SSP5-8.5), an increase in the number of drought episodes is identified, which increases after the year 2060 for both pathways, where the months with drought surpass the months with excess rainfall, mainly towards SSP5-8.5. It is evident that the wet periods are concentrated toward the first 20 years in these two time series, with SSP2-4.5 being the most intense scenario.

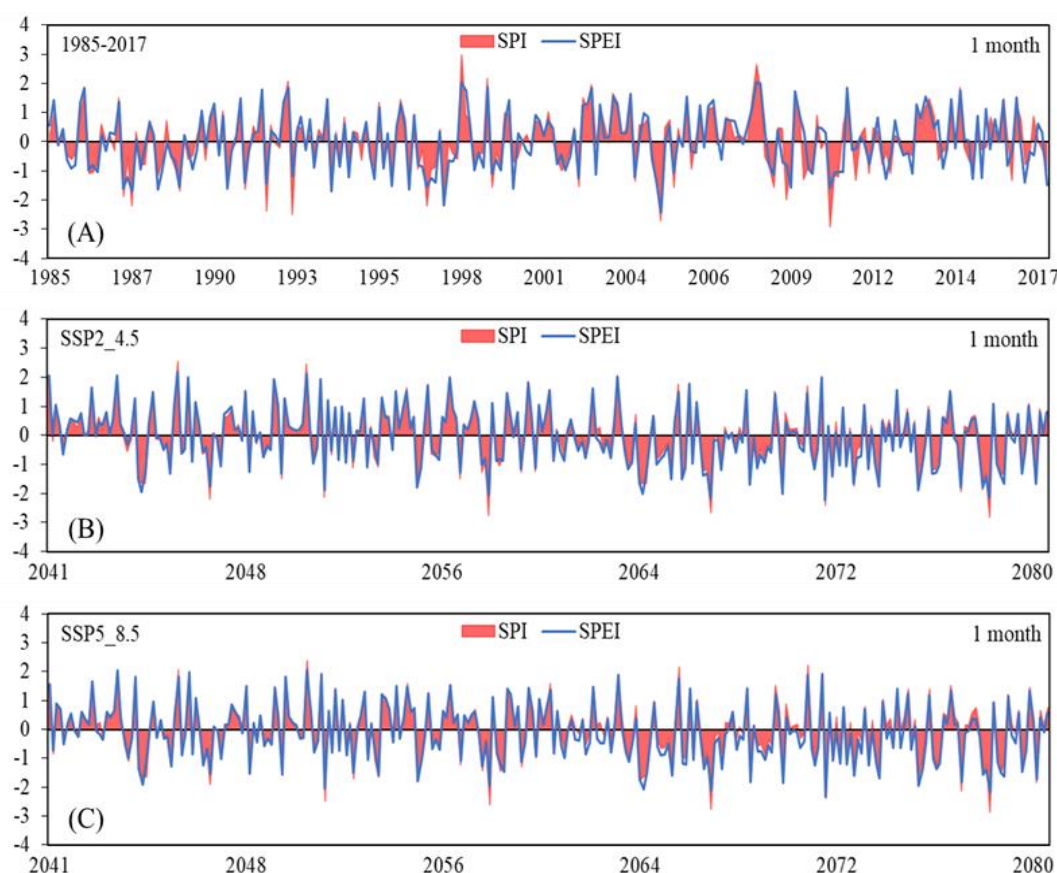


Figure 4. Temporal distribution of SPI-1 and SPEI-1 on the monthly time scale. (A) Historical period (1985–2017); (B) SSP2-4.5 (2041–2080); (C) SSP5-8.5 (2041–2080).

3.3. Frequency of Agricultural Drought

The results of the frequency of agricultural droughts were analyzed based on the classifications presented in Figure 5. The average SPI-1 and SPEI-1 for extremely dry, severely dry, and moderately dry events represent 2.1%, 4.9%, and 9.9% of the total data analyzed, respectively. For wet periods, they represent 1.7%, 5.6%, and 8.4% for the extremely wet, severely wet, and moderately wet categories, respectively. The sum of the frequencies with

dry events corresponds to 17%, while wet periods correspond to 16%; it was also possible to identify that the months with “close to normal” values correspond to 67% of the total time series (Figure 5).

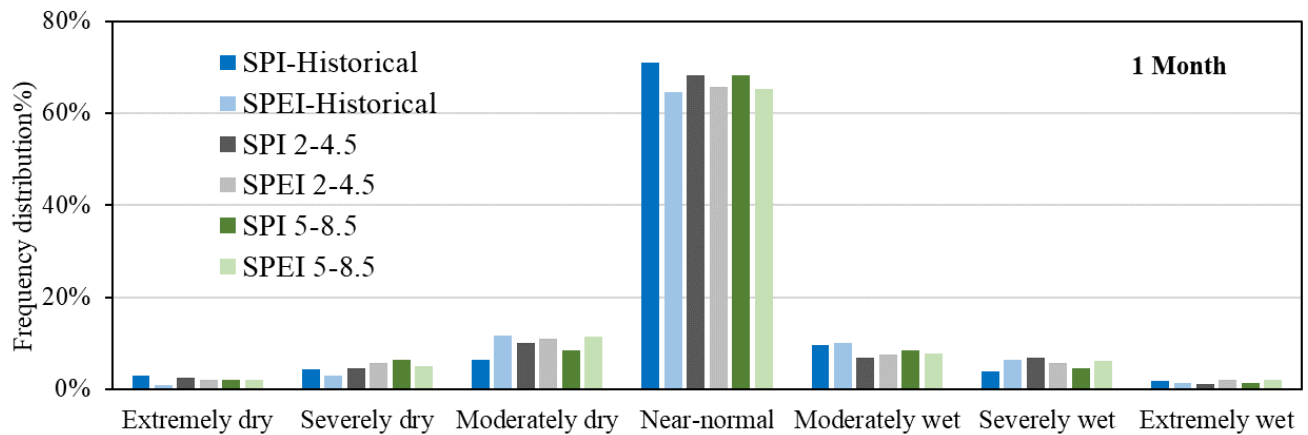


Figure 5. Frequency distribution of SPI and SPEI values on the 1-month time scale in the ARDD.

3.4. Historical Agricultural Drought

The SPI-1 and SPEI-1 values calculated in this study for the period of the maize agricultural cycle in the ARDD (May–November) during the years 1985–2017 were classified according to the commonly used scale shown in Table 1, considering the distribution between the periods of individual development corresponding to each phenological stage: germination and emergence (G-E), vegetative development (VD), flowering and pollination (F-P), grain filling (GF), maturity (M), and harvest (H) [42].

It was determined that during the historical period (1985–2017), the droughts in the ARDD during the agricultural cycle impacted the different maize phenological stages (Figure 6). SPI-1 and SPEI-1 indicate that Grain Filling and Maturity (GF-M) was the stage most susceptible and exposed to drought events. At this stage, only 25% of the total droughts throughout the agricultural cycle were reported for SPI-1 and 31% for SPEI-1. The SPI identified 32 months with drought, representing 14% of the total historical monthly records; extremely dry events accounted for 7%. In the ARDD, three agricultural cycles with more than one continuous month of drought were also identified (1986, 2005, and 2010).

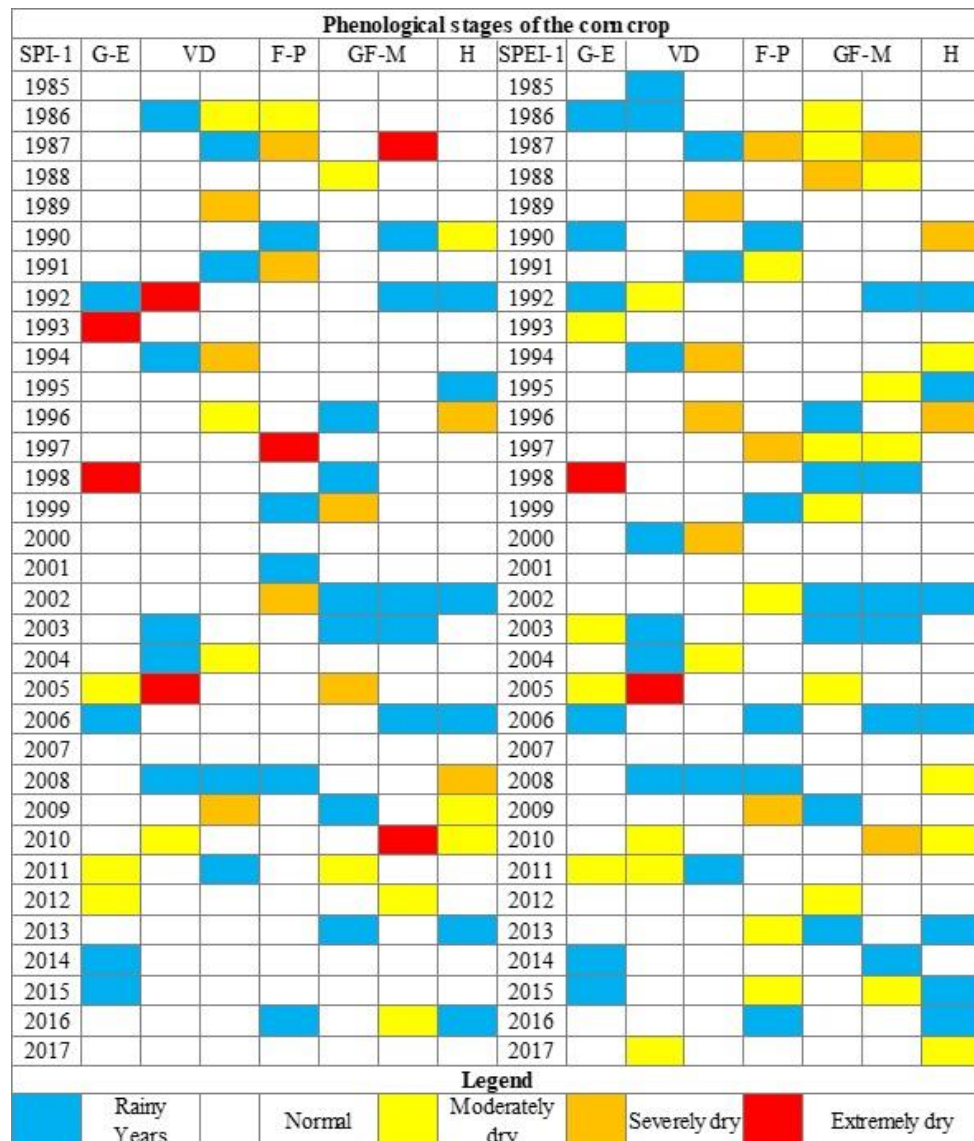


Figure 6. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1, historical period 1985–2017. G-E (germination and emergence), VD (vegetative development), F-P (flowering and pollination), GF-M (grain filling and maturity), and H (harvest).

For its part, SPEI-1 identified that 18% of the total number of records showed a drought event, corresponding to 41 dry months. With this index, two extreme drought events were observed. Therefore, it was possible to define six agricultural cycles with more than one continuous dry event (1987, 1988, 1997, 2005, 2010, and 2011), which strongly impacted the different phenological stages of the maize crop. Of the 231 months analyzed in the historical period, it was possible to identify months with rainfall above the annual average, which represent 16% and 18% for SPI-1 and SPEI-1, respectively.

3.5. Agricultural Drought Using the SSP2-4.5 Pathway

The SPI-1 and SPEI-1 indices identified 48 and 57 drought periods for SSP2-4.5, representing 17% and 20% of all records, respectively (Figure 7); seven extreme drought events are observed for SPI-1 and six events for SPEI-1. Regarding agricultural cycles with

more than one month of consecutive drought, SPI projects eight agricultural cycles (2044, 2055, 2064, 2066, 2067, 2075, 2076, 2078, and 2079), while SPEI-1 predicts nine agricultural cycles (2044, 2055, 2062, 2066, 2067, 2075, 2076, 2078, and 2079).

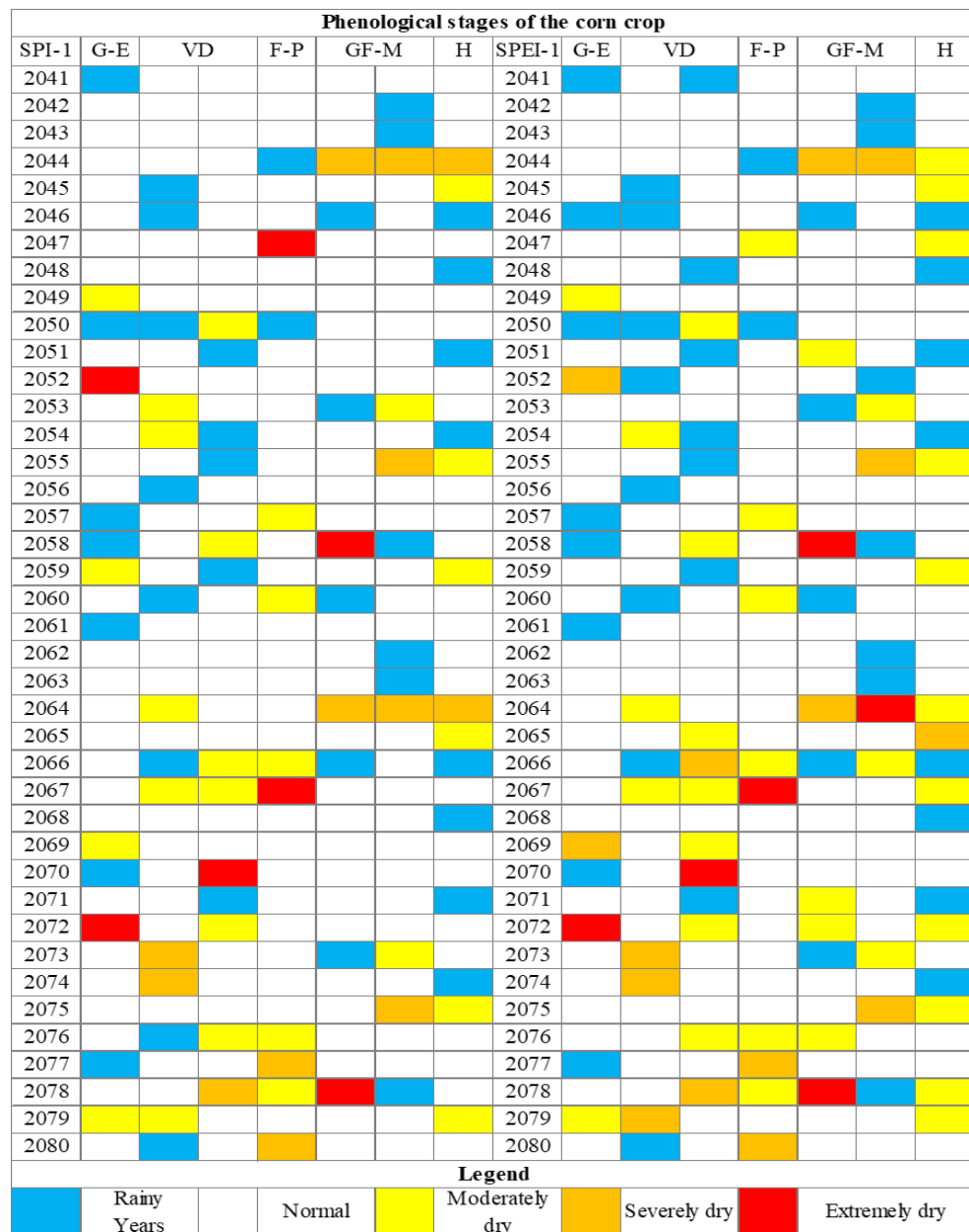


Figure 7. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1 with SSP2-4.5. Period 2041–2080.

The SPI-1 also shows that the greatest impact of monthly drought occurs during the flowering and pollination (F-P) stage since 19% of the total months with droughts occur in this stage alone. For its part, SPEI-1 projects that vegetative development (VD) will be the most affected stage in the future, with 16 drought events recorded in this stage, accounting for 28% of the total drought events during the period 2040–2080. This is followed by grain filling and maturity, with three months of extreme drought and five months of severe

drought; likewise, this stage accounts for about 26% of the total drought events. Figure 7 shows several months with excess rainfall, providing sufficient water to the maize crop in its different phenological stages. The behavior of these rainy months is very recurrent from 2041 to 2061; afterward, the months with drought predominate, a condition seen in both SPI-1 and SPEI-1.

3.6. Agricultural Drought Using the SSP5-8.5 Pathway

This SSP2-4.5 scenario records 48 drought events in SPI-1 and 61 in SPEI-1, representing 17% and 22% of the total monthly records, respectively (Figure 8). The increases in severe drought events for both indices with respect to SSP2-4.5 are worth noting.

SPI-1 reveals that the phenological stage with the greatest impact is the vegetative development (VD) of the maize crop since 29% of the months with drought occur during this stage; for its part, SPEI-1 projects that grain filling (GF) and maturity (M) will be the phenological stage most affected by droughts because 26% of the total dry months occur during this stage.

In the period 2041–2080, nine agricultural cycles with more than one consecutive month with some type of drought for both indices can be identified. In SSP5-8.5, the largest number of drought events is concentrated from the year 2060, with 64% (SPI-1) and 62% (SPEI-1) of the total drought events reported. Approximately 15% of the total records analyzed in this period correspond to months with above-average rainfall for both indices in the study area.

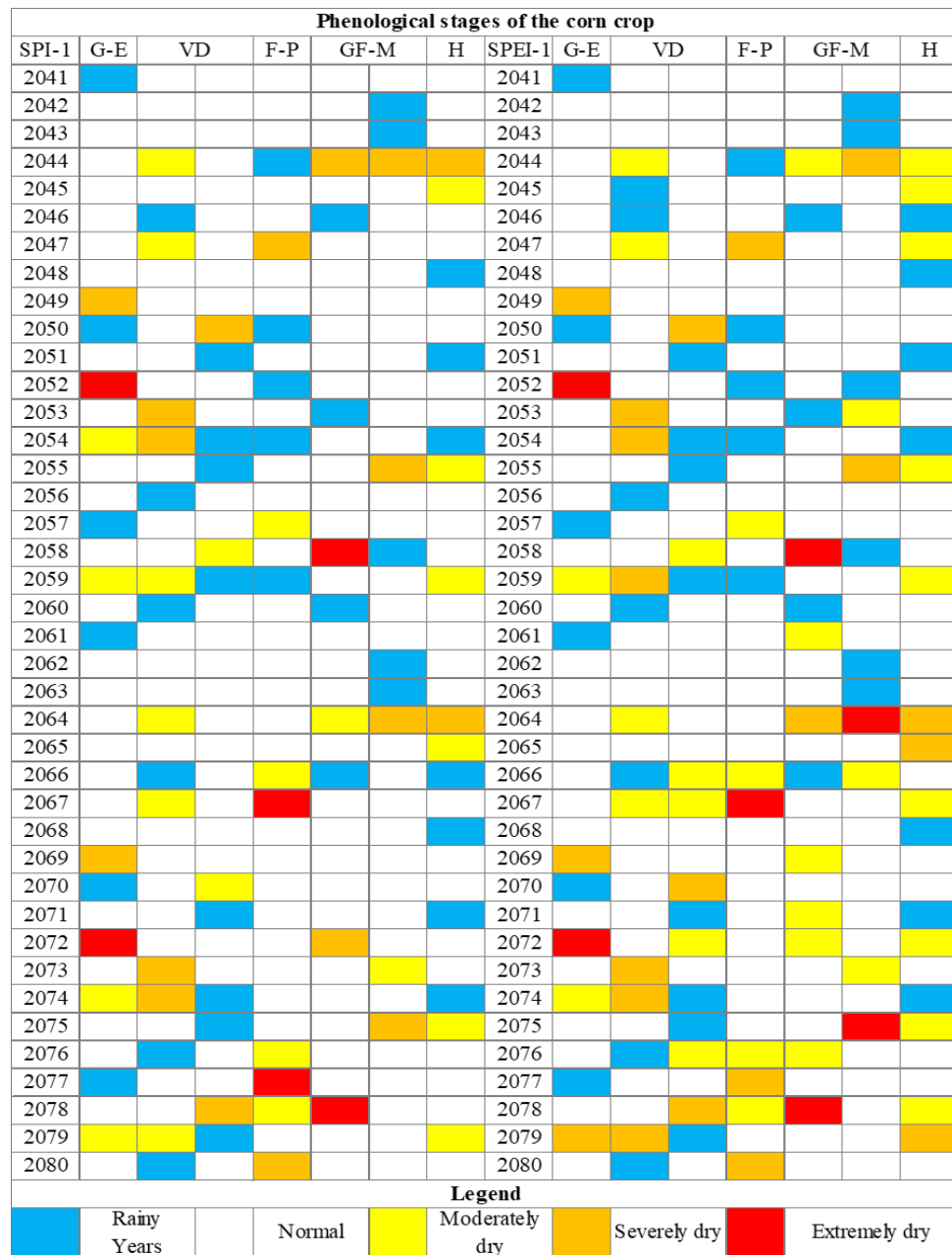


Figure 8. Classification of drought values in the different maize phenological stages, SPI-1 and SPEI-1 with SSP5-8.5. Period 2041–2080.

4. Discussion

The use of the LARS-WG model for generating climate-change scenarios at the local scale, with the General Circulation Models predetermined by the program, has been validated in various studies worldwide. This is one of the most widely used and documented models in climate projection studies; therefore, our scenarios can be considered reasonably reliable for their application [33,34]. Precipitation was modeled using five GCMs; of them, ACCESS-ESM1-5 was the model that produced the least favorable predictions and the mean drops with the greatest significance. These characteristics of the GCM have been reported in the ARDD

by Cruz-González et al. [47] so this model can be considered excellent for examining the effects of upcoming droughts.

The IPCC [48] mentions that an overall decrease in precipitation between 10% and 20% is foreseen for the Mexican territory towards the end of the twenty-first century through the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 pathways, respectively. Our results indicate that in the ARDD during the agricultural cycle, mean annual precipitation will decrease by up to -5.0% and -7.0% under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively, while under these same scenarios, mean temperature may increase by up to $1.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ and $2.8\text{ }^{\circ}\text{C}$, respectively, favoring an increase in evapotranspiration. In this sense, various studies carried out in the State of Mexico have shown a decrease in precipitation. For example, Estrada et al. [49] identified that by the end of this century, a drop of up to -10% is projected with SSP5-8.5. Manzanilla-Quinonez et al. [50] reported that through RCP 8.5 for the period 2045–2069, the decrease in precipitation will be up to 102 mm relative to the historical average, while Ruiz et al. [51], through climatic regionalization, identified that by 2050, precipitation will be reduced by up to $10\text{ mm}\cdot\text{yr}^{-1}$ in the spring–summer cycle and between $10\text{ mm}\cdot\text{yr}^{-1}$ and $50\text{ mm}\cdot\text{yr}^{-1}$ in the autumn–winter cycle with the RCP4.5 scenario.

The rains in the ARDD during the agricultural cycle correspond to 92% of the annual precipitation, averaging $650\text{ mm}\cdot\text{yr}^{-1}$ during the historical period (1985–2017). When analyzing annual precipitation, a range of 530 to 900 mm of accumulated annual precipitation can be identified, causing months of dry and wet events. This is the natural behavior of the rainfall regime, since precipitation varies from year to year; this may be because precipitation in Central Mexico is influenced by orography, the atmospheric circulation features, the El Niño phenomenon, the Southern Oscillation, the North Atlantic Oscillation, and the duration and intensity of hurricanes in the North Atlantic and the Pacific [52]. In this regard, Cruz-González et al. [11] reported the climate variability for the ARDD and found that precipitation increased by 24.2 mm during 1985–1995; the increase was up to 117 mm in 1996–2006; and, finally, there was a decrease of -46.2 mm towards 2007–2017.

SPI-1 and SPEI-1 are the indices most widely used worldwide to identify drought periods due to their few input requirements and simplicity of application [39–46]. Tefera et al. [17] and Vicente-Serrano et al. [19] have compared SPI and SPEI for the monitoring of agricultural, hydrological, and ecological droughts on a global scale, and their results showed that SPEI-1 works better than SPI-1 since the former allows capturing a larger number of drought events. In the present study, SPI-1 and SPEI-1 produced different results. For example, during the historical period, SPI-1 identified 32 months of drought while SPEI-1 reported 41 months (a difference of nine months); for SSP2-4.5, SPEI reported nine additional events than SPI-1; and for SSP5-8.5, the difference was 13 months with drought events. These results demonstrate the effectiveness of these indices in the ARDD, particularly SPEI-1, which allows a more complete analysis of agricultural drought due to its higher sensitivity for detecting such events.

Climate change caused by increased greenhouse gas emissions determines crop yields and food security by increasing average temperatures and altering precipitation patterns [48]. The increases in global temperature foster the development of agricultural droughts due to their effect on plant evapotranspiration. Constant high temperatures can directly damage crops, a condition that is becoming increasingly challenging due to the persistence of climate change [16–53]. In this research, future climate projections in the ARDD include an increase in air temperature, causing a consequent increase in potential evapotranspiration (ET_0), which in turn allows for increased water requirements of maize during its phenological cycle.

Boamah et al. [54] have identified that evapotranspiration and crop yield have a strong linear relationship when there is insufficient water, and yield increases with increasing evapotranspiration.

Drought causes adverse effects during the critical phenological stages of corn (emergence, flowering, and grain filling), causing a significant reduction in yield (ton/ha) and causing crop losses [5]. This situation occurs recurrently in the ARDD, through the historical and future analysis of this research, periods of drought were recorded during these important stages. Drought and heat waves are the two most important factors affecting maize production [55]. In this regard, several studies have addressed the importance of these factors that affect maize production in different parts of the world. The present study did not quantify the damages or losses caused by drought in each phenological stage. It only emphasized that they have occurred and will persist into the future. In this analysis, it was possible to identify that of the total number of drought events, by means of SSP2-4.5, with SPI-1, occur during the flowering and pollination stage (19%), while SPEI-1 captured 28% of the dry periods during vegetative development, while with the SSP5-8.5 scenario, droughts affect mostly during vegetative development (29%) with SPI-1, while grain filling and maturity is the stage with the greatest impact (26%) identified with SPEI-1.

Drought stress during the vegetative period can reduce the growth rate, extend the vegetative growth stage, redirect roots in the soil, and affect the carbohydrate distribution in maize [56]. Reproduction is considered the most sensitive and delicate stage under drought conditions and the most important stage for maize production; drought stress can reduce plant size, cob size and weight, and the number of kernels per cob [55]. The presence of drought during the vegetative development, flowering, and grain-filling stages of maize has been shown to produce yield losses of up to 25%, 50%, and 21%, respectively [53]. Although there is no previous research on agricultural droughts and their impact on ARDD, the symptoms and effects caused by this phenomenon on corn crops are evident and common in the region, as reported by Cruz-González et al. (7) for Mexico.

The objective of this study was to demonstrate that agricultural drought in the corn crop has intensified in Central Mexico, and could pose a serious problem under future warmer climatic conditions. To mitigate the effects of climate change and address the concerns associated with droughts, recent efforts have focused on the advancement of genetic improvement to develop drought-tolerant hybrid maize strains to guarantee the yield required by the global market [56]. On the other hand, Orduño-Torres et al. [57] and Elias et al. [58] have considered improving or including some management practices in the crop to address climate change, such as zero tillage, incorporation of organic waste, organic fertilization, and adequate soil and water management, climate early warning, agricultural diversification, among other practices that emphasize conservation agriculture. These measures have been used by the farmers of the ARDD, obtaining a better resilience to this plausible risk.

While it is true that maize farmers in the ARDD know their crop very well, technology and information transfer are still needed to cope with climate change and drought risk. Sultana et al. [59] have shown that by managing specific agricultural practices, it is possible to improve sustainability and reduce hydrometeorological risks. Although rainfed maize agriculture depends solely on rainfall, it should not be restricted to investment and technification; however, the economic conditions of producers sometimes do not allow this, making their system more vulnerable [60].

5. Conclusions

In this study, two drought indices, SPI-1 and SPEI-1, were calculated for a historical period, the 33 years (1985–2017), and two climate change projections (SSP2-4.5 and SSP5-8.5) towards a future horizon (2041–2080). The results indicated fair agreement between SPI-1 and SPEI-1, as these showed an acceptable degree of correlation. SPEI-1 recorded a larger number of months with drought events than SPI-1 and was the most appropriate index for evaluating agricultural drought in the study area. The climate change scenarios of the ACCESS-ESM1-5 GCM indicate that the future will have less precipitation than the historical period, so the number and frequency of monthly droughts will increase.

The analysis of droughts on a monthly basis linked this phenomenon with the maize phenological stages; this allowed identifying the vulnerability of each stage and measuring the damage and effects during the agricultural cycle of the maize crop. Although the ARDD is considered a region with abundant rainfall, drought-prone months could be identified due to the annual variability of rainfall derived from the uncertainty of the temperature and precipitation regimes that have emerged in the past decade. As a continuation of the analysis of agricultural drought in the ARDD, it is important to complement this study with the modeling of annual crop yields in order to evaluate the direct impact on corn production in the region.

The results and analyses obtained in this study are expected to serve as support for decision-makers in state and federal government agencies (SECAM and SADER, respectively) in implementing policies in the prevention and comprehensive management of agricultural drought risk in the ARDD, particularly to minimize the adverse effects of climate change in maize production; through technology transfer programs, fertilizers, subsidies for obtaining hybrid seeds and fuels, technical advice, guaranteed marketing prices, as well as the availability of climate forecasts accessible to farmers, and other recommendations for mitigation and adaptation in this important area of the State of Mexico.

Author Contributions: Conceptualization, A.C.-G., R.A.-R., I.S.-C., and A.I.M.-R.; methodology, A.C.-G., I.S.-C., and A.I.M.-R.; software, J.S.-R. and I.S.-C.; validation, R.A.-R. and A.I.M.-R.; formal analysis, J.S.-R. and I.S.-C.; investigation, A.C.-G., R.A.-R., and A.I.M.-R.; resources, R.A.-R.; data curation, A.C.-G. and I.S.-C.; writing—original draft preparation, A.C.-G. and R.A.-R.; writing—review and editing, A.C.-G. and A.I.M.-R.; visualization, J.S.-R. and I.S.-C.; supervision, R.A.-R. and J.S.-R.; project administration, R.A.-R. and A.I.M.-R.; funding acquisition, R.A.-R. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research received no external funding. A.C.G. received a scholarship from the National Council of Science and Technology in the Humanities (CONAHCYT). The APC was funded by the DGIP program at Universidad Autónoma Chapingo.

Data Availability Statement: The datasets used and/or analyzed during the current study are available from the corresponding author upon reasonable request.

Acknowledgments: The first author thanks the National Council of Science and Technology in the Humanities (CONAHCYT), Mexico for the Doctoral fellowship and the Autonomous University of Chapingo for the postgraduate studies.

Conflicts of Interest: The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

ARD	Atlacomulco Rural Development District
GCM	General Circulation Model
SPI	Standardized Precipitation Index
SPEI	Standardized Precipitation Evapotranspiration Index
SSP	Shared Socioeconomic Pathway

References

- O'Neill, B.; Aalst, M.; Van, I.Z.Z.; Ford, L.B.; Bhadwal, S.; Buhaug, H.; Diaz, D.; Frieler, K.; Garschagen, M.; Magnan, A.; et al. Chapter 16: Key Risks Across Sector and Regions. In *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; IPCC: Geneva, Switzerland, 2022.
- Rezaei, E.E.; Webber, H.; Asseng, S.; Boote, K.; Durand, J.L.; Ewert, F.; Martre, P.; MacCarthy, D.S. Climate change impacts on crop yields. *Nat. Rev. Earth Environ.* **2023**, *4*, 831–846.
- Raza, A.; Razzaq, A.; Mehmood, S.S.; Zou, X.; Zhang, X.; Lv, Y.; Xu, J. Impact of climate change on crops adaptation and strategies to tackle its outcome: A review. *Plants* **2019**, *8*, 34.
- Zeng, J.; Li, J.; Lu, X.; Wei, Z.; Shangguan, W.; Zhang, S.; Dai, Y.; Zhang, S. Assessment of global meteorological, hydrological and agricultural drought under future warming based on CMIP6. *Atmos. Ocean. Sci. Lett.* **2022**, *15*, 100143.
- Sheoran, S. Recent Advances for Drought Stress Tolerance in Maize (*Zea mays* L.): Present Status and Future Prospects. *Front. Plant Sci.* **2022**, *13*, 872566.
- FAO. FAOSTAT-Agriculture Database. 2022. Available online: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL> (accessed on 10 March 2024).
- Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Monterroso-Rivas, A.I. Impacts of climate change on corn production in Mexico. *Rev. Mex. Cienc. Agric.* **2024**, *15*, 1–13.
- Singh, A.; Pandey, H.; Pandey, S.; Lal, D.; Chauhan, D.; Aparna, A.S.H.; Santhosh, B.; Kumar, A. Drought stress in maize: Stress perception to molecular response and strategies for its improvement. *Funct. Integr. Genom.* **2023**, *23*, 296.
- Dobler-Morales, C.; Bocco, G. Social and environmental dimensions of drought in Mexico: An integrative review. *Int. J. Disaster Risk Sci.* **2021**, *55*, 102067.
- Magaña, V.; Zermeno, D.; Neri, C. Climate change scenarios and potential impacts on water availability in northern Mexico. *Clim. Res.* **2012**, *51*, 171–184.
- Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Monterroso-Rivas, A.I.; Flores-Magdaleno, H. Tendencia y variabilidad climática: Efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco. *Ecosis. Recur. Agropec.* **2023**, *10*, e3868.
- SMN. Monitor de Sequía en México (MSM), Servicio Meteorológico Nacional: Ciudad de México, México. 2024. Available online: <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/monitor-de-sequia/monitor-de-sequia-en-mexico> (accessed on 1 March 2024).
- Flores-Suárez, Y.E. La sequía y su impacto en la producción agrícola en México. In *Cámara de Diputados LXV Legislatura*, 1st ed.; CEDRSSA, Mexico City, Mexico, 2024.
- SIAP. Avance de Siembras y Cosechas Resumen por Estado, Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera: Ciudad de México, México. 2024. Available online: http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do (accessed on 20 February 2024).
- Pan, Y.; Zhu, Y.; Lü, H.; Yagci, A.L.; Fu, X.; Liu, E.; Xu, H.; Ding, Z.; Liu, R. Accuracy of agricultural drought indices and analysis of agricultural drought characteristics in China between 2000 and 2019. *Agric. Water Manag.* **2023**, *283*, 108305.
- Rolbiecki, R.; Yücel, A.; Kocięcka, J.; Atilgan, A.; Marković, M.; Liberacki, D. Analysis of SPI as a Drought Indicator during the Maize Growing Period in the Çukurova Region (Turkey). *Sustainability* **2022**, *14*, 3697.
- Tefera, A.S.; Ayoade, J.O.; Bello, N.J. Comparative analyses of SPI and SPEI as drought assessment tools in Tigray Region, Northern Ethiopia. *SN Appl. Sci.* **2019**, *1*, 1265.

18. McKee, T.B.; Doesken, N.J.; Kleist, J. Drought monitoring with multiple time scales. In Proceedings of the 9th Conference on Applied Climatology/75th AMS Annual Meeting, Dallas, TX, USA, 15–20 January 1995; pp. 233–236.
19. Vicente-Serrano, S.M.; Beguería, S.; López-Moreno, J.I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. *J. Clim.* **2010**, *23*, 1696–1718.
20. Pacheco, D.G.; Andrade, A.M. Monitoring agricultural drought using different indices based on remote sensing data in the Brazilian biomes of Cerrado and Atlantic Forest. *Int. J. Biometeorol.* **2024**, *68*, 2069–2082.
21. Irawan, A.N.R.; Komori, D.; Hendrawan, V.S.A. Correlation analysis of agricultural drought risk on wet farming crop and meteorological drought index in the tropical-humid region. *Theor. Appl. Clim.* **2023**, *153*, 227–240.
22. Jan, B.; Anwar, M.; Bhat, T.A.; Yaqoob, M.; Nazir, A.; Ashraf Bhat, M.; Mir, A.H.; Wani, F.J.; Kumar, J.; Kumar, R.; et al. Evaluation of seedling age and nutrient sources on phenology, yield and agrometeorological indices for sweet corn (*Zea mays saccharata* L.). *Saudi J. Biol. Sci.* **2022**, *29*, 735–742.
23. Vásquez, C.; Castillo, L.; Díaz, J.; Ramírez, R. Analysis of meteorological droughts in the Sonora river basin, Mexico. *Atmósfera* **2022**, *35*, 467–482.
24. Lobato-Sánchez, R. El monitor de la sequía en México. *Tecnol. Cienc. Agua* **2016**, *7*, 197–211.
25. Gárfias-Soliz, J.; Bibiano-Cruz, L.; Llanos-Acebo, H.; Vitoria-Gasteiz, G.; Vasco, P. Uso racional y sostenible de los recursos hídricos del acuífero del valle de Toluca. *Cienc. Ergo Sum.* **2007**, *15*, 61–72.
26. CONAGUA. Normales Climatológicas por Estado, Servicio Meteorológico Nacional: Mexico City, Mexico. 2023. Available online: <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/informacion-climatologica/normales-climatologicas-por-estado> (accessed on 9 April 2024).
27. INIFAP. Laboratorio Nacional de Modelaje y Sensores Remotos, Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. **2023**. Available online: <https://clima.inifap.gob.mx/lnmysr/DatosIndirectos/NEssenger> (accessed on 19 May 2024).
28. Guijarro, J.A. Homogeneización de Series Climáticas con Climatol. Versión 3.1.1. Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). 2018. Available online: https://repositorio.aemet.es/bitstream/20.500.11765/12185/1/homog_climatol-es.pdf (accessed on 10 June 2024).
29. Jasso-Miranda, M.; Soria-Ruiz, J.; Antonio-Némiga, X. Pérdida de superficies cultivadas de maíz de temporal por efecto de heladas en el Valle de Toluca. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2022**, *13*, 207–222.
30. Pérez-Rodríguez, G.; Ortiz-Solorio, C.A.; Gutiérrez-Castorena, M.D.C.; Ordaz-Chaparro, V.M.; Licona-Vargas, A.L. Ethnopedological Study of the Ejido San Juan and San Agustín in Jocotitlán, State of Mexico. *Terra Latinoam.* **2024**, *42*, 1–16.
31. Ramírez-Jaspeado, R.; García-Salazar, J.A.; Portillo-Vásquez, M.; García-Mata, R. Proposal for the grouping of small corn producers to achieve economic efficiency in the State of Mexico. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2023**, *14*, 339–350.
32. Tadeo-Robledo, M.; Zamudio-González, B.; Espinosa-Calderón, A.; Turrent-Fernández, A.; Cárdenas-Marcelo, A.L.; López-López, C.; Arteaga-Escamilla, I.; Valdivia-Bernal, R. Rendimiento de maíces nativos e híbridos en diferente fecha de siembra y sus unidades calor. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2025**, *6*, 33–43.
33. Khan, S.F.; Naeem, U.A. Future climate projections using the LARS-WG6 downscaling model over Upper Indus Basin, Pakistan. *Environ. Monit. Assess.* **2023**, *195*, 810.
34. Munawar, S.; Rahman, G.; Moazzam, M.F.U.; Miandad, M.; Ullah, K.; Al-Ansari, N.; Linh, N.T.T. Future Climate Projections Using SDSM and LARS-WG Downscaling Methods for CMIP5 GCMs over the Transboundary Jhelum River Basin of the Himalayas Region. *Atmosphere* **2022**, *13*, 898.
35. Semenov, M.A.; Senapati, N.; Coleman, K.; Collins, A.L. A dataset of CMIP6-based climate scenarios for climate change impact assessment in Great Britain. *Data Brief.* **2024**, *55*, 110709.
36. IPCC. WGI Interactive Atlas: Regional Information. 2022. Available online: <https://interactive-atlas.ipcc.ch/> (accessed on 20 May 2024).
37. Siabi, E.K.; Awafo, E.A.; Kabo-bah, A.T.; Derkyi, N.S.A.; Akpoti, K.; Mortey, E.M.; Yazdanie, M. Assessment of Shared Socioeconomic Pathway (SSP) climate scenarios and its impacts on the Greater Accra region. *Urban Clim.* **2023**, *49*, 101432.
38. McKee, T.B.; Doesken, N.J.; Kleist, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. In Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology, Anaheim, CA, USA, 17–22 January 1993; American Meteorological Society: Boston, MA, USA, 1993; pp. 179–183.

39. Meseguer-Ruiz, O.; Serrano-Notivol, R.; Aránguiz-Acuña, A.; Fuentealba, M.; Nuñez-Hidalgo, I.; Sarricolea, P.; Garreaud, R. Comparing SPI and SPEI to detect different precipitation and temperature regimes in Chile throughout the last four decades. *Atmos. Res.* **2024**, *297*, 107085.
40. Gao, X.; Zhao, Q.; Zhao, X.; Wu, P.; Pan, W.; Gao, X.; Sun, M. Temporal and spatial evolution of the standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) in the Loess Plateau under climate change from 2001 to 2050. *Sci. Total Environ.* **2017**, *595*, 191–200.
41. Hargreaves, G.H.; Samani, Z.A. Reference crop evapotranspiration from temperature. *Appl. Eng. Agric.* **1985**, *1*, 96–99.
42. Zhang, Y.; Wang, P.; Chen, Y.; Yang, J.; Wu, D.; Ma, Y.; Huo, Z.; Liu, S. The optimal time-scale of Standardized Precipitation Index for early identifying summer maize drought in the Huang-Huai-Hai region, China. *Hydrol. Reg. Stud.* **2023**, *46*, 101350.
43. Oksal, N.G.S. Comparative analysis of the influence of temperature and precipitation on drought assessment in the Marmara region of Turkey: An examination of SPI and SPEI indices. *J. Water Clim. Chang.* **2023**, *14*, 3096–3111.
44. Arnold, J.G.; Moriasi, D.N.; Gassman, P.W.; Abbaspour, K.C.; White, M.J.; Srinivasan, R.; Santhi, C.; Harmel, R.D.; van Griensven, A.; van Liew, M.W.; et al. SWAT: Model use, calibration, and validation. *Trans ASABE* **2012**, *55*, 1491–1508.
45. Moriasi, D.N.; Arnold, J.G.; Van Liew, M.W.; Binger, R.L.; Harmel, R.D.; Veith, T.L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Trans. ASABE* **2007**, *50*, 885–900.
46. Liu, C.; Yang, C.; Yang, Q.; Wang, J. Spatiotemporal drought analysis by the standardized precipitation index (SPI) and standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) in Sichuan Province China. *Sci. Rep.* **2021**, *11*, 1280.
47. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Soria-Ruiz, J.; Sánchez-Cohen, I.; Monterroso-Rivas, A.I. Quevedo-Nolasco, A. Climate change projections in temperature and precipitation using cmip6 in Central Mexico. *Theor. Appl. Clim.* **2025**, *156*, 97.
48. IPCC. Climate Change 2021: The physical science basis. In *Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S.L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, L., Gomis, M.I., et al., Eds.; Cambridge University Press: Cambridge, UK; New York, NY, USA, 2021.
49. Estrada-Porrúa, F.; Zavala-Hidalgo, J.; Martínez-Arroyo, A.; Raga, G.; Gay-García, C. *Estado y Perspectivas Del Cambio Climático En México: Un Punto de Partida*; Perspectivas Cambio Climático En México: Un Punto de Partida; Programa de Investigación en Cambio Climático-UNAM: Ciudad de México, Mexico, 2023.
50. Manzanilla-Quinonez, U.; Aguirre-Calderón, O.A.; Jiménez-Pérez, J.; Treviño-Garza, E.J.; Yerena-Yamallel, J.I. Escenarios de cambio climático (CMIP 5) para tres áreas naturales protegidas en el Eje Neovolcánico Transversal. *Rev. Mex. Cienc. For.* **2018**, *9*, 50.
51. Ruiz, C.J.A.; Medina, G.G.; Rodríguez, M.V.M.; Sánchez, G.J.J.; Villavicencio, G.R.; Durán, P.N.; Grageda, G.J.; García, R.J.E. Regionalización del cambio climático en México. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2016**, *13*, 2451–2464.
52. Méndez, J.; De Jesús, J.; González, V. Análisis de tendencias de precipitación (1920–2004) en México. *Investig. Geogr.* **2008**, *65*, 38–55.
53. Sah, R.P.; Chakraborty, M.; Prasad, K.; Pandit, M.; Tudu, V.K.; Chakravarty, M.K.; Narayan, S.C.; Rana, M.; Moharana, D. Impact of water deficit stress in maize: Phenology and yield components. *Sci. Rep.* **2020**, *10*, 2944.
54. Boamah, P.O.; Onumah, J.; Apam, B.; Salifu, T.; Abunkudugu, A.A.; Alabil, S.A. Climate variability impact on crop evapotranspiration in the upper East region of Ghana. *Environ. Chall.* **2024**, *14*, 100828.
55. Kim, K.H.; Lee, B.M. Effects of Climate Change and Drought Tolerance on Maize Growth. *Plants* **2023**, *12*, 3548.
56. Wang, B.; Liu, C.; Zhang, D.; He, C.; Zhang, J.; Li, Z. Effects of maize organ-specific drought stress response on yields from transcriptome analysis. *BMC Plant Biol.* **2019**, *19*, 335.
57. Orduño-Torres, M.A.; Kallas, Z.; Ornelas-Herrera, S.I. Farmers' environmental perceptions and preferences regarding climate change adaptation and mitigation actions; towards a sustainable agricultural system in México. *Land Use Policy* **2020**, *99*, 105031.
58. Elias, E.H.; Flynn, R.; Idowu, O.J.; Reyes, J.; Sanogo, S.; Schutte, B.J.; Smith, R.; Steele, C.; Sutherland, C. Crop vulnerability to weather and climate risk: Analysis of interacting systems and adaptation efficacy for sustainable crop production. *Sustainability* **2019**, *11*, 6619.
59. Sultana, R.; Irfanullah, H.M.; Selim, S.A.; Budrudzaman, M. Vulnerability and ecosystem-based adaptation in the farming communities of droughtprone Northwest Bangladesh. *Environ. Chall.* **2023**, *11*, 100707.
60. Saleem, A.; Anwar, S.; Nawaz, T.; Fahad, S.; Saud, S.; Ur Rahman, T.; Khan, M.N.R.; Nawaz, T. Securing a sustainable future: The climate change threat to agriculture, food security, and sustainable development goals. *J. Umm Al-Qura Univ. Appl. Sci.* **2024**. <https://doi.org/10.1007/s43994-024-00177-3>.



Research Paper

Climate change impacts on the accumulation of growing degree days for corn in central Mexico

ALEJANDRO CRUZ-GONZÁLEZ^{1*}, RAMÓN ARTEAGA-RAMÍREZ², ALEJANDRO ISMAEL MONTERROSO-RIVAS³, IGNACIO SÁNCHEZ-COHEN⁴, JESÚS SORIA-RUIZ⁵ and ABEL QUEVEDO-NOLASCO⁶

CAPÍTULO 7. CLIMATE CHANGE IMPACTS ON THE ACCUMULATION OF GROWING DEGREE DAYS FOR CORN IN CENTRAL MEXICO

Forma de citar este artículo: Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Monterroso-Rivas, A.I., Sánchez-Cohen, I., Soria-Ruiz, J. & Quevedo-Nolasco, A. (2025). Climate change impacts on the accumulation of growing degree days for corn in central Mexico. J. Agrometeorol, 27, 38-42. <https://doi.org/10.54386/jam.v27i1.2783>

Climate change impacts on the accumulation of growing degree days for corn in central Mexico

ALEJANDRO CRUZ-GONZÁLEZ^{1*}, RAMÓN ARTEAGA-RAMÍREZ², ALEJANDRO ISMAEL MONTERROSO-RIVAS³, IGNACIO SÁNCHEZ-COHEN⁴, JESÚS SORIA-RUIZ⁵ and ABEL QUEVEDO-NOLASCO⁶

¹*Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo, km.38.5 Carretera México-Texcoco, Texcoco, Estado de México CP. 56230*

²*Departamento de Irrigación. Universidad Autónoma Chapingo, km.38.5 Carretera México-Texcoco, Estado de México, México. CP. 56230*

³*Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco km 36.5, Texcoco, Estado de México, México CP. 56230*

⁴*Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias - Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua-Suelo-Planta-Atmósfera. Gómez Palacio, Durango. México. CP. 35140*

⁵*Laboratorio de Geomática - Sitio Experimental Metepec - Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Carretera Toluca-Zitácuaro, Zinacantepec, Estado de México, México. CP. 52176*

⁶*Colegio de Postgraduados Campus Montecillo. Carretera México-Texcoco km 36.5, Texcoco, Estado de México. México. C. P. 56264*

**Correspondence author: Alejandro Cruz-González. Email: alex_cg20@hotmail.com*

ABSTRACT

Temperature is the main driving factor for plant development and growth and determines, in an important way, crop yields and is projected to increase under various climate change scenarios, which is expected to affect the thermo-sensitive crop like corn. Therefore, an attempt has been made to identify the spatio-temporal behavior of temperature, through the accumulation of growing degree days (GDD) in the Atlacomulco Rural Development District (ARDD) of Mexico. The maximum and minimum temperatures for the historical period 1985-2017 and projected under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 climate scenarios for distant time horizon (2061-2080) were analysed. It was identified that the average GDD in the ARDD corresponds to 1,440 °C, being the northern zone the one with the highest accumulation with up to 1800 °C. SSP2-4.5 identifies

an increase of 298 °C with respect to historical values, while SSP5-8.5 indicates the greatest increase of up to 33% in the accumulation of GDD with an average value of 1,914 °C. The warming that is projected in the distant horizon allows identifying warm characteristics in the ARDD, which could increase corn production in this temperate climate.

Keywords: Climate scenario, LARS-WG, Thermal weather, Corn production, GDD, CMIP6.

INTRODUCTION

Temperature is an essential factor that controls the rate of plant development and crop yield, however; extreme temperatures can be a limiting factor that slows plant growth and can lead to injury or even death (Mishra *et al.*, 2023). Decreasing or increasing temperatures above specific thresholds during the growing season triggers heat and cold stress in various agricultural crops, which limit their growth and metabolism (Kim and Lee, 2023). As temperature increases during the present century due to climate change, changes may occur in crop production zones, because temperatures will no longer remain within the critical range, conditioning the establishment of a crop (Anandhi, 2016). The growing degree days (GDD) index is based on the integration of the temperature above the base temperature (T_{base}) of a crop, which can represent the thermal supply of a site, and also represents the thermal constant required for a crop to achieve the change between two phenological stages, and is a function of temperature (McMaster and Wilhelm 1997). GDD is widely used to determine the duration of plant phenological stages, and allows to evaluate the length of the growing season for different locations, predict sowing dates, at the beginning of harvest and the length of crop cycles (Hussain *et al.*, 2023; Kumar *et al.*, 2023).

Maize is an important crop in Mexico and much of its production is concentrated in the high valleys, whose altitude is above 2200 masl. These zones are differentiated by their temperate climatic conditions; which determine a longer time in reaching the GDD necessary to comply with

its phenological stages (Arista-Cortes *et al.*, 2018). Given the above premise, the objective of this research was to identify the spatio-temporal behavior of GDD accumulation, through historical and projected temperature series under a climate change scenario in the Atlacomulco Rural Development District (ARDD); a region that annually produces about 580 thousand tons of corn in an average area of 150 thousand hectares, and which corresponds to more than 40% of the total production of the State of Mexico (SIAP, 2024).

MATERIALS AND METHODS

Study area and data

The Atlacomulco Rural Development District (ARDD) is located in the northern region of the State of Mexico (Fig. 1), at an average altitude of 2600 meters above sea level, the dominant climate is temperate sub-humid with summer rains (CW), the average annual temperature is 13.4 °C, the minimum and maximum temperatures vary approximately between 5.1 °C and 21.7 °C respectively, the average annual precipitation is 780 mm (CONAGUA, 2023; Cruz-González *et al.*, 2023). Daily meteorological data of maximum and minimum temperatures, and precipitation for the period of 33 years (1985-2017) was obtained from 30 meteorological stations of the National Water Commission (CONAGUA, 2023) and the National Institute of Forestry, Agricultural and Livestock Research (INIFAP, 2023) (Fig. 1).

Climate change scenarios data

Two climate change projections were generated using the statistical downscaling software LARS-WG 8.0 for the maximum and minimum temperature variables (Semenov and Stratonovitch, 2015). The CMIP6 MRI-ESM2-0 General Circulation Model (GCM) was used, which utilized the Shared Socioeconomic Paths SSP2-4.5 and SSP5-8.5, and was projected to a distant time horizon of 2061-2080. In this study, only the months corresponding to the corn agricultural cycle (May-

October) were considered, in which the different phenological growth stages of the corn crop develop: germination and emergence VE (28 days), development stages V1-V12 (62 days), tasseling VT (33 days), as well as grain-filling and maturity R1-R6 (60 days) (Jasso-Miranda et al., 2022).

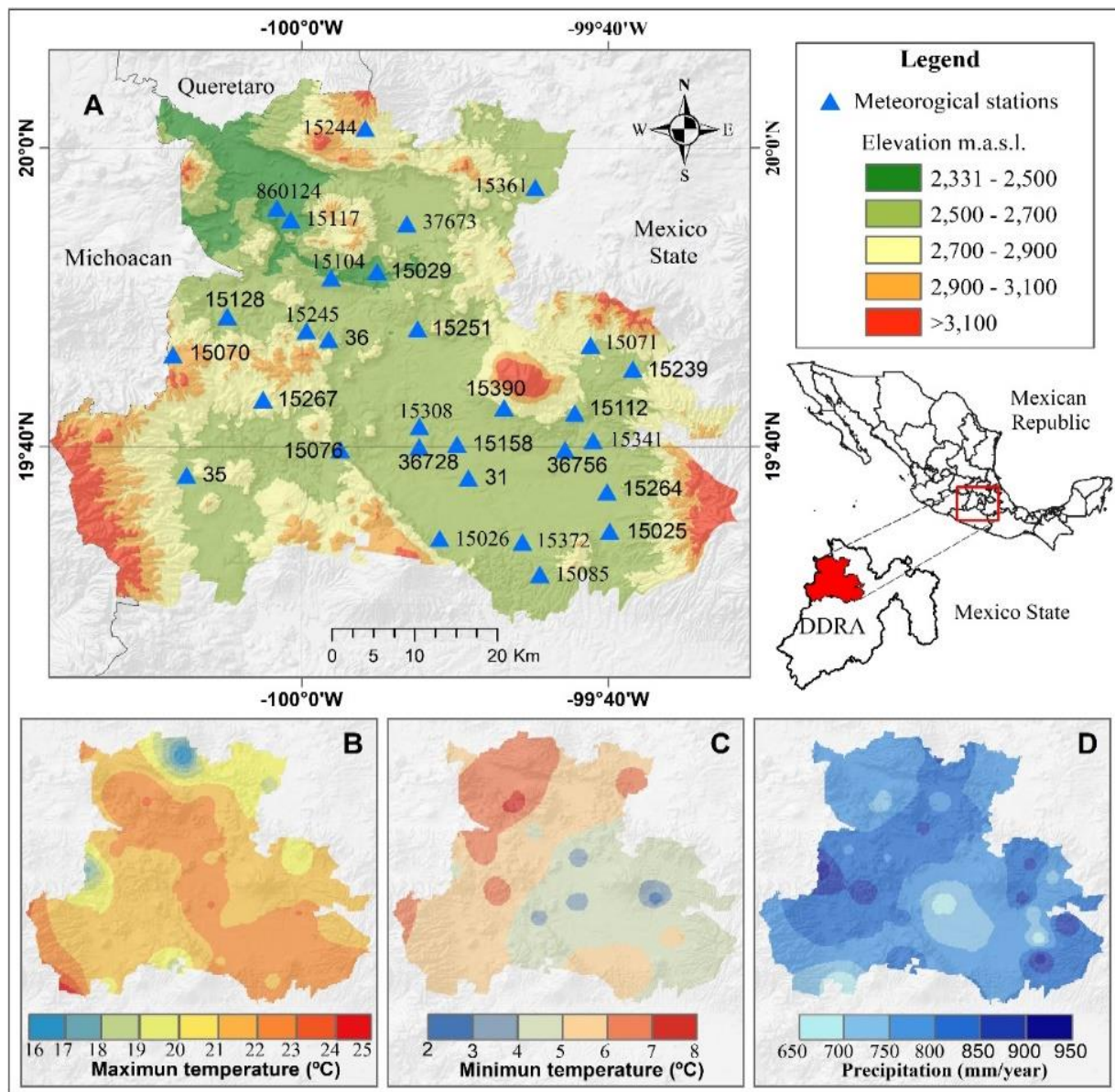


Fig. 1: (A) Geographic location of the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), (B) maximum temperature, (C) minimum temperature and (D) precipitation.

Growing degree days computation

For the calculation of GDD, methodology described McMaster and Wilhelm (1997) in which upper threshold temperature (T_x) was used.

$$GDD = \left(\frac{T_{max} + T_{min}}{2} \right) - T_{base}$$

Where, T_{max} is daily maximum temperature, T_{min} is daily minimum temperature, and T_{base} : base temperature.

This methodology proposes the following conditions for the calculation of the GDD.

T_{mean} : average temperature $\left(\frac{T_{max} + T_{min}}{2} \right)$,

- $T_{mean} < T_{base}$, $T_{mean} = T_{base}$, therefore, $GDD = 0$
- $T_{mean} > T_x$, then $T_{max} = T_{base}$
- $T_{base} \leq T_{mean} \leq T_x$, then $GDD = T_{mean} - T_{base}$

T_{base} and T_x were set at 7 °C and 27 °C, respectively (Hernández y Carballo, 1984).

The GDD was calculated for both the historical period and the distant horizon (2061-2080) of climate change under SSP2-4.5 and SSP5-8.5.

RESULTS AND DISCUSSION

Future climate projections

The MRI-ESM2-0 model of CMIP6 projected increases in maximum and minimum temperature in the ARDD, where it shows that the greater the shared socioeconomic pathway, the greater the potential increase in these variables towards the distant horizon (2061-2080). The mean annual minimum temperature is expected to increase by 1.6 °C in SSP2-4.5 and by 2.0 °C in SSP5-8.5, while maximum temperature increases of up to 2.7 °C and 2.9 °C, respectively, could be expected for the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios (Table 1). Temperatures towards the far horizon in the ARDD indicate a scenario with better agroclimatic aptitudes for corn production, since the

mean annual temperature during the agricultural cycle (Table 1) would increase from 14.5 °C to 16.3 °C and 17.3 °C with the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively.

Table 1: Average minimum and maximum temperature changes for the months of the agricultural cycle, with the reference historical period (1985-2017)

Periods	Minimum temp. (°C)	Change (°C)	Maximum temp. (°C)	Change (°C)
Historical (1985-2017)	7.4	-	21.6	-
SSP2-4.5 (2061-2080)	9.0	1.6	23.6	2.0
SSP5-8.5 (2061-2080)	10.1	2.7	24.5	2.9

The temperature increase identified in this study is consistent with the continued increase in warming observed for the end of the 21st century by the IPCC6, which indicates a global increase from 1.1 °C in SSP1-2.6 to 5.4 °C in the SSP5-8.5 scenario (IPCC, 2021). In this regard, Estrada *et al.* (2023) identified that in the geographic area of the State of Mexico at the end of the 21st century, the average temperature is expected to increase by 2.5 °C and 4.8 °C under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 trajectories, respectively. For their part, Ruiz-Corral *et al.* (2016) in the same entity, identified that towards 2100, a moderate warming is expected with a shallow drying process, where the average temperature projects an increase of 1 to 2 °C.

Past and projected growing degree days (GDD)

During the corn agricultural cycle in the ARDD, the average value of GDD corresponds to 1,440 °C. Fig. 2 indicates a slope (rate of change) in the regression equation corresponding to 5.2 °C year⁻¹, with an increase in GDD during the entire period analyzed of 175 °C, which is identified as potentiated after the year 2012. The lowest value occurred during 1992 with 1,272 °C while the

highest GDD accumulation was in 2015 with 1,667 °C. In this sense, Cruz-González et al. (2023), identified in the ARDD during the period 1985-2017, an increasing trend in the maximum and minimum temperature variables, which increased by 1.0 °C and 0.9 °C respectively, indicating, an important climatic variability in that region for recent years.

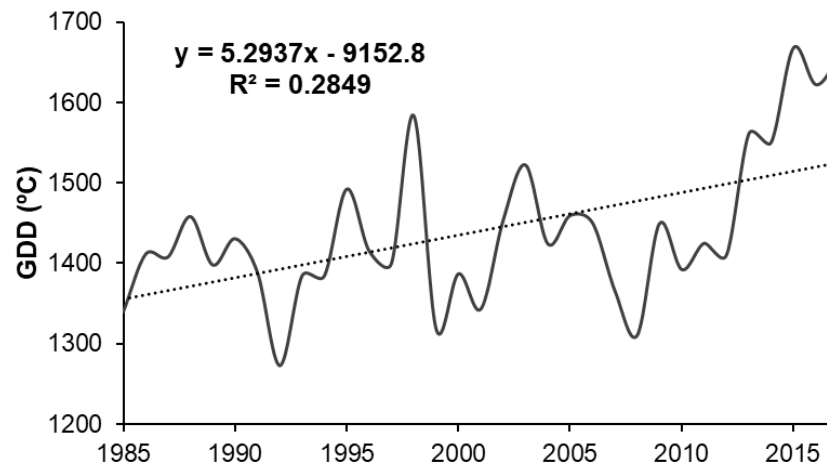


Figura 6 Fig. 2: Annual accumulation of GDD for the period 1985-2017 in the ARDD.

Fig. 3A shows the zones with the lowest and highest GDD accumulation. The highest values are located in the northeast zone, which range from 1528 to 1838 °C. The areas of lower GDD accumulation are focused in the higher parts of the ARDD, corresponding to the mountain areas, which tend to be colder (Fig.3). With the SSP2-4.5 scenario (Fig. 3B), it is possible to identify an increase with respect to the historical period, since an average temperature of 15.5 °C is projected; and it is observed that the range of 1,636-1,795 GDD is the one that occupies the largest area. The cumulative average for this scenario is 1,740 GDD, an increase of 298 GDD with respect to the historical period, which represents approximately 21%. With respect to SSP5-8.5, the northeast is identified as the area with the highest GDD accumulation, with values above 2,000 GDD (Fig. 3C). In this scenario, GDD tends to increase with respect to the base period, with ranges that go from

1,200 to 2,320 GDD, the annual average is 1915 °C. An increase of 475 GDD was identified, which represents an increase of 33% with respect to historical values.

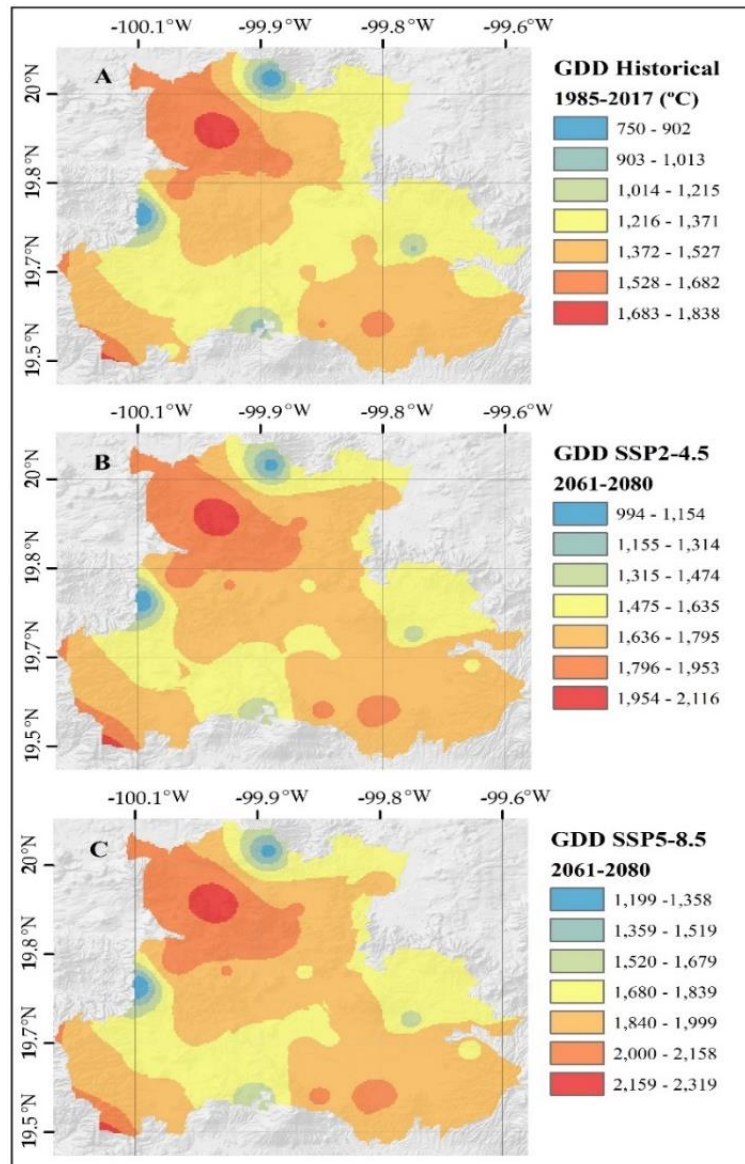


Fig. 3: Spatial distribution of GDDs in the ARDD; (A) Historical (B) SSP2-4.5 (C) SSP5-8.5.

Phenological growth stage and GDD

Table 2 identifies the amount of GDD required to fulfill each phenological growth stage in the corn crop. During the historical period with an average temperature of 13.6 °C and 180 accumulated days, the germination and emergence stages accumulated 275 °C; for the development stages, 770

°C are required; for the tasseling stage, 1,010 °C are necessary and finally, in the grain-filling and maturity stage, 1,440 °C are required. Under the SSP2-4.5 scenario with an average temperature of 15.5 °C, these values increased by 19%, 40%, 19% and 23% respectively, while under the SSP5-8 scenario with an average temperature of 16.5 °C, even greater increases were seen, with 34%, 63%, 30% and 36% respectively. In the two scenarios, the phenological growth stage with the highest GDD accumulation is the development stages (V1-V12) with mean values of 600 °C for SSP2-4.5 and 655 °C for SSP5-8.5.

Table 2: GDD accumulation for each phenological stage; VE (germination and emergence), V1-V12 (development stages), VT (tasseling), R1-R6 (grain-filling and Maturity)

<i>Periods</i>	<i>VE</i>	<i>V1-12</i>	<i>VT</i>	<i>R1-R6</i>
<i>Historical (1985-2017)</i>	275	770	1,010	1,440
<i>SSP2-4.5 (2061-2080)</i>	327	920	1,210	1,740
<i>SSP5-8.5 (2061-2080)</i>	366	1,020	1,330	1,915

In Mexico, various studies have been reported, indicating the GDD and base temperatures that are necessary to meet the different phenological stages growth of the maize crop; in this regard, Arista-Cortes *et al.* (2018) determined the GDD necessary to reach the female tasseling stage, for different varieties of criollo maize in the states of Chiapas, Hidalgo, San Luis Potosí, Veracruz and Yucatán, which correspond to 1,362, 1,860, 1,713, 1,447 and 1,139 GDD respectively with different base temperatures. Marcial *et al.* (2021) found in the Comarca Lagunera (northern region of Mexico) that corn emergence occurred with an accumulation of 300 GDD, development stages occurred between 300 and 900 GDD, ear formation was between 900 and 1,100 GDD, while grain filling was possible with an accumulation of 1,100 to 1,600 GDD, and finally physiological maturity occurred from 1,600 to 1,650 GDD.

CONCLUSION

Results revealed that the average temperature has increased in recent years, and consequently the GDD increased, which in turn increases the speed of occurrence of phenological changes in the

corn crop. The SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios projected a warmer distant horizon, whose temperature increase will provide better climatic conditions for the growth and development of the corn crop. In the high valleys, as in the case of the ARDD, thermal conditions will favor intermediate-cycle varieties adapted to warm climates to ensure higher yields and grain quality.

ACKNOWLEDGEMENT

The first author is thankful to the National Council of Humanities Science and Technology (CONAHCYT), Mexico for the Doctoral fellowship.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest.

Funding: No funding was received to assist with the preparation of this manuscript.

Data availability: The data used to support the present study are included within the article.

Author contribution: **A. Cruz-González:** Conceptualization, Writing-original draft, Writing-review editing, Methodology, Investigation and Formal analysis; **R. Arteaga-Ramírez:** Writing-review editing, Funding acquisition and Supervision; **I. Sánchez-Cohen:** Conceptualization, Writing-review editing and Methodology. **J. Soria-Ruiz:** Critical review and Supervision; **A. I. Monterroso-Rivas:** Writing-review editing; **A. Quevedo-Nolasco:** Supervision and Validation.

Disclaimer: The contents, opinions, and views expressed in the research article are the views of the authors and do not necessarily reflect the views of the organization they belong to.

Publisher's Note: The periodical remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations

REFERENCES

- Anandhi, A. (2016). Growing degree days - Ecosystem indicator for changing diurnal temperatures and their impact on corn growth stages in Kansas. *Ecol. Indicators.*, 61(1): 149-158. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.023>
- Arista-Cortes, J., Quevedo-Nolasco, A., Zamora-Morales, B. P., Bauer-Mengelberg, R., Sonder, K. and Lugo-Espinosa, O. (2018). Temperaturas base y grados días desarrollo de 10 accesiones de maíz de México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas.*, 9(5): 1023-1033. <https://doi.org/10.29312/remexca.v9i5.1507>

- CONAGUA. (2023). Normales Climatológicas por Estado. <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/informacion-climatologica/normales-climatologicas-por-estado>
- Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Sánchez-Cohen, I., Soria-Ruiz, J., and Monterroso-Rivas A. I. y Flores-Magdaleno, H. (2023). Tendencia y variabilidad climática: efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios.*, Núm. Esp. III: e3868. <https://doi.10.19136/era.a10nIII.3868>
- Estrada, P. F., Zavala, H. J., Martínez, A. A. and Raga, G. y Gay, G. C. (2023). Estado y perspectivas del cambio climático en México: Un punto de partida (1st ed.). *Programa de Investigación en Cambio Climático*. <https://www.pincc.unam.mx/>
- Hernández, L. A. y Carballo C. A. (1984). Caracterización de genotipos de maíz de valles altos por sus requerimientos de unidades calor. *Revista Chapingo.*, 44: 42-48.
- Hussain, N., Hussain, A., Bhat, M. A., Wani, O. A., Hussain, A., Bhat, T. A., Mir, A. H., Wani, F. J., Kouser, S., Fatima, N., Hussain, M., and Hussain, S. (2023). Heat unit requirement of sweet corn under different planting methods and dates in temperate Kashmir, India. *J. Agrometeorol.*, 25(3): 448–453. <https://doi.org/10.54386/jam.v25i3.2251>
- INIFAP. (2023). Laboratorio Nacional de Modelaje y Sensores Remotos. Disponible en: <https://clima.inifap.gob.mx/lnmysr/DatosIndirectos/NEssenger>
- IPCC. (2021). Climate Change 2021: The physical science basis. In Contribution of Working Group-I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Jasso-Miranda, M., Soria-Ruiz, J. y and Antonio-Némiga, X. (2022). Pérdida de superficies cultivadas de maíz de temporal por efecto de heladas en el valle de Toluca. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas.*, 13(2): 207-222. <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i2.2587>
- Kim, K. H. and Lee, B. M. (2023). Effects of Climate Change and Drought Tolerance on Maize Growth. *Plants.*, 12(20): 3548-3566. <https://doi.org/10.3390/plants12203548>
- Kumar, R., Kaur, N., and Singh, R. (2023). Phenology, heat unit requirement and heat use efficiency of African marigold under year-round transplanting conditions of Punjab, India. *J. Agrometeorol.*, 25(4): 560–564. <https://doi.org/10.54386/jam.v25i4.2299>

- Marcial, M. de J., Ontiveros, R. E., Jiménez, S. I., Sifuentes, E., Ojeda, W. S., Sifuentes, E. y Ojeda, W. (2021). Estimación del coeficiente de cultivo basado en la metodología cobertura vegetal-índices de vegetación. *Congreso Nacional de Riego, Drenaje y Biosistemas.*, 1-9.
- McMaster, W. W. and Gregory, S. (1997). Growing degree-days: one equation, two interpretations. *Agric. Forest Meteorol.*, 87(4): 291-300. [https://doi.org/10.1016/s0168-1923\(97\)00027-0](https://doi.org/10.1016/s0168-1923(97)00027-0)
- Mishra, S., Spaccarotella, K., Gido, J., Samanta, I. and Chowdhary, G. (2023). Effects of Heat Stress on Plant-Nutrient Relations: An Update on Nutrient Uptake, Transport, and Assimilation. *Intern. J. Molecular Sci.*, 24(1): 15670-15691. <https://doi.org/10.3390/ijms242115670>
- Ruiz-Corral, J. A., Medina-García, G., Rodríguez-Moreno, V. M., Sánchez-González, J. de J., Villavicencio-García, R., Durán-Puga, N., Grageda-Grageda, J. y García-Romero, G. E. (2016). Regionalización del cambio climático en México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas.*, 13(1): 2451-2464.
- Semenov, M. A. and Stratonovitch, P. (2015). Adapting wheat ideotypes for climate change: Accounting for uncertainties in CMIP5 climate projections. *Climate Res.*, 65(1): 123-139. <https://doi.org/10.3354/cr01297>
- SIAP. (2024). Avance de Siembras y Cosechas, Resumen por estado. http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do
- Sifuentes-Ibarra, E., Ojeda-Bustamante, W., Ontiveros-Capurata, R. E. and Sánchez-Cohen, I. (2020). Improving the monitoring of corn phenology in large agricultural areas using remote sensing data series. *Spanish J. Agric. Res.*, 18(3): 1-13. <https://doi.org/10.5424/sjar/2020183-16269>



Article

Assessment of the Effect of Climate Change on the Productivity of Rainfed Maize (*Zea mays* L.) Using Crop Growth Model AquaCrop in Central Mexico

Alejandro Cruz-González ¹, Ramón Arteaga-Ramírez ², Alejandro Ismael Monterroso-Rivas ^{3,*}, Jesús Soria-Ruiz ⁴, Ignacio Sánchez-Cohen ⁵ and Aracely Rojas-López ⁶

CAPÍTULO 8. ASSESSMENT OF THE EFFECT OF CLIMATE CHANGE ON THE PRODUCTIVITY OF RAINFED MAIZE (*ZEAMAYS* L.) USING CROP GROWTH MODEL AQUACROP IN CENTRAL MEXICO

Citar este artículo: Cruz-González, A., Arteaga-Ramírez, R., Monterroso-Rivas, A.I., Soria-Ruiz, J., Sánchez-Cohen, I. & Rojas-López, A. (2025). Assessment of the Effect of Climate Change on the Productivity of Rainfed Maize (*Zea mays* L.) Using Crop Growth Model AquaCrop in Central Mexico. *Water*, 17, 1867. <https://doi.org/10.3390/w17131867>

Article

Assessment of the Effect of Climate Change on the Productivity of Rainfed Maize (*Zea mays* L.) Using Crop Growth Model AquaCrop in Central Mexico

Alejandro Cruz-González ¹, Ramón Arteaga-Ramírez ², Alejandro Ismael Monterroso-Rivas ^{3,*}, Jesús Soria-Ruiz ⁴, Ignacio Sánchez-Cohen ⁵ and Aracely Rojas-López ⁶

¹ Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico; alex_cg20@hotmail.com

² Departamento de Irrigación, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico; arteagar@correo.chapingo.mx

³ Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo, Texcoco 56230, Estado de México, Mexico

⁴ Sitio Experimental Metepec—Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Zinacantepec 52176, Estado de México, Mexico; soria.jesus@inifap.gob.mx

⁵ Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias—Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Relación Agua-Suelo-Planta-Atmósfera, Gómez Palacio 35140, Durango, Mexico; sanchez.ignacio@inifap.gob.mx

⁶ Universidad Intercultural del Estado de México, San Felipe del Progreso 52060, Estado de México, Mexico; aracely.rojas@uiem.edu.mx

* Correspondence: aimrivas@correo.chapingo.mx

Abstract

Rainfed agriculture in Mexico is characterized by the threat of crop failure due to multiple stress factors, the most significant of which are adverse climatic conditions. Maize is one of the most important staple crops, used for both consumption and livelihoods. However, climate variability and change are threatening to exacerbate yield gaps and increase variability in yields from one year to the next, particularly due to changes in temperature and rainfall. Therefore, using the CMIP6 GCM ACCESS-ESM1-5 and the AquaCrop model, the impacts of climate change on maize yields were assessed for the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios in the study area known as the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), considering a projection towards three horizons, 2021–2040, 2041–2060, and 2061–2080, compared to a historical period (1985–2020). Through the metrics used for the validation of the AquaCrop model, it was possible to determine that the simulated values were satisfactorily adjusted to the yields measured by the Agricultural and Livestock Information System (SIAP) from 2003 to 2020 ($0.7 \text{ ton ha}^{-1} < \text{RMSE} < 1.3 \text{ ton ha}^{-1}$; $0.1 < d\text{-index} < 0.8$; $0.2\% < \text{NRMSE} < 0.7\%$; $-0.7 < \text{EF} < 0.3$ and $0.4 < r < 0.8$). Future climate change estimates in the ARDD indicate that the average temperatures could increase by between 1.8 and 2.8 °C, while the effective precipitation tends to decrease by up to 7.5–11% through SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively, during the agricultural cycle. The model results indicate that by the year 2080, maize production in the ARDD will increase from 3.5 ton ha⁻¹ (historical) to 4.2 ton ha⁻¹ and 4.4 ton ha⁻¹, which represents an increase of 21% and 24% for SSP2.4.5 and SSP5-8.5, respectively.

Academic Editor(s): Adriana

Bruggeman

Received: 23 May 2025

Revised: 19 June 2025

Accepted: date

Published: date

Citation: Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Monterroso-Rivas, A.I.; Soria-Ruiz, J.; Sánchez-Cohen, I.; Rojas-López, A. Assessment of the Effect of Climate Change on the Productivity of Rainfed Maize (*Zea mays* L.) Using Crop Growth Model AquaCrop in Central Mexico. *Water* **2025**, *17*, x. <https://doi.org/10.3390/xxxxx>

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Keywords: climate change; AquaCrop model; crop modeling; rainfed agriculture

1. Introduction

According to the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)'s sixth assessment report, from 1850 to 2020, the global average surface temperature increased by 1.09 °C. This increase in temperature is expected to persist in the years to come [1]. Due to rising global temperatures, severe weather events are becoming more frequent and intense, causing the ecological consequences of climate change to become increasingly severe and adversely affecting the sustainable progress of the humankind [2].

The agricultural sector is the most vulnerable environment to climate change, as it has experienced the most negative impacts with the highest recovery cost, demonstrating its low resilience to and a high degree of risk from this plausible climate threat. This situation will affect global food security [2,3]. Several extreme weather events, such as droughts, heat waves, erratic rainfall, storms, floods, and increased insect and disease infestations, have adversely affected farmers' livelihoods [4].

The phenomenon of climate change is manifested by an increase in both daytime and nighttime temperatures, as well as variations in rainfall [5]. These alterations affect crop production, causing both abiotic stresses directly (water stress) and biotic stresses derived from insect, pest, and weed pressure indirectly. Such circumstances can have a significant impact on crop yield and quality, depending on the geographical location [6]. In the case of maize (*Zea mays* L.), the element of climate change greatly affects the growth and yield of the crop, resulting in a gradual decline in its productivity globally, compromising the economic viability of the existing production technologies and human food security [7].

Maize is the second most cultivated cereal globally after wheat. In 2023, a production of approximately 1.241 million tons of maize was recorded on 208 million hectares [8]. Of this amount, ca. 80% was harvested under rainfed conditions, implying the heavy dependence of this type of agriculture on rainfall as the only source of water supply [9]. For diverse uses in food, forage, industrial manufacturing, and as a source of energy, maize has become a high-value, high-demand crop whose consumption needs are expected to increase by 2050 in line with global population growth [10].

In Mexico, 73% of the area devoted to maize cultivation is under rainfed conditions, covering around 5.9 million hectares, mainly in rural areas with a high level of marginalization [11,12]. Annually, in the State of Mexico, around 430 thousand hectares are cultivated under this same production system, generating ca. 1.1 million tons of maize, of which the Atlacomulco Rural Development District (ARDD) contributes 400 thousand tons (approximately 38%), harvested on 115 thousand hectares [11,13]. Therefore, this region is considered the agricultural breadbasket of the State of Mexico, and its production directly influences food security and the local economy in central Mexico [14].

Between 1985 and 2017, the mean annual temperature in the ARDD increased by 0.93 °C, and precipitation also increased by up to 8.5% compared to the historical mean. These increases show an upward trend, mostly pronounced in the last decade [15]. The increase in ambient temperature and the variability of precipitation patterns have caused a significant impact on the phenological stages, biomass, and grain yield of the corn crop [5,16]. To assess the future impacts of climate change on a crop and to have the basis for proposing mitigation

and resilience measures, it is necessary to rely on computational tools for modeling crop growth as a function of agroclimatic variables [17].

Process-based crop simulation models are important resources to help represent the understanding and knowledge of a current or future cropping system. Crop modeling systems are intended to help study crop growth and development in response to environmental variables and are able to project how changes in the environment will affect growth and yield [18–20]. In addition, one or more environmental conditions can be modified to anticipate the reaction of a specific crop in different environments [21].

Significant progress has been made in optimizing crop models to simulate yield due to water input, such as CERES-corn [22], CropSyst [23], STICS [24], and WOFOST [25]. These models are sufficiently sophisticated to understand the sustainability of management practices and response to environmental impacts such as climate change [7,19]. These models are mainly employed by researchers and trained users in commercial or precision agriculture, so they are considered advanced and robust, requiring a wide range of input parameters for calibration and validation, which are not readily available for the diversity of crops and sites worldwide [26]. Based on the above premise, the FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) Water Unit has developed the AquaCrop model [27,28].

AquaCrop is a crop growth model that simulates how water affects the crop's yield, whose outputs are based on soil moisture. It requires fewer input parameters, combines simplicity and accuracy, has a lower probability of error, and can be used widely across time and space [29]. Previous studies showed that AquaCrop can be a good tool for the prediction of maize crop growth and yield in rainfed agriculture [20,30,31]. In Mexico, important research on maize crop modeling has been carried out in the main irrigation districts of the country; however, research gaps have been identified in rainfed agricultural regions where, due to climate variability, maize production is more uncertain [32,33].

By summarizing the above preview and discussion, the present study was planned with the following objectives: (1) to calibrate and validate the AquaCrop model for maize cultivation under rainfed conditions in the ARDD and (2) to assess the future effect on maize crop yields caused by climate change using information from CMIP6.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

The study area belongs to the Atlacomulco Rural Development District (ARDD), composed of 10 municipalities: Temascalcingo, Ixtlahuaca, Atlacomulco, San Felipe del Progreso, Acambay, El Oro, Jocotitlán, Jiquipilco, Morelos, and San José del Rincón, which belong to the State of Mexico (Figure 1) [11]. These municipalities belong to the Upper Lerma River Basin, whose topography is made up of plains, steep valleys and large volcanic structures, with elevations ranging from 2230 m to 3800 m and an average altitude of 2600 m [34]. The predominant climate is subhumid temperate with summer rainfall (CW), with an average annual rainfall of 780 mm·yr⁻¹, the average annual maximum temperature of 21.5 °C, and the average minimum temperature of 5.1 °C [15].

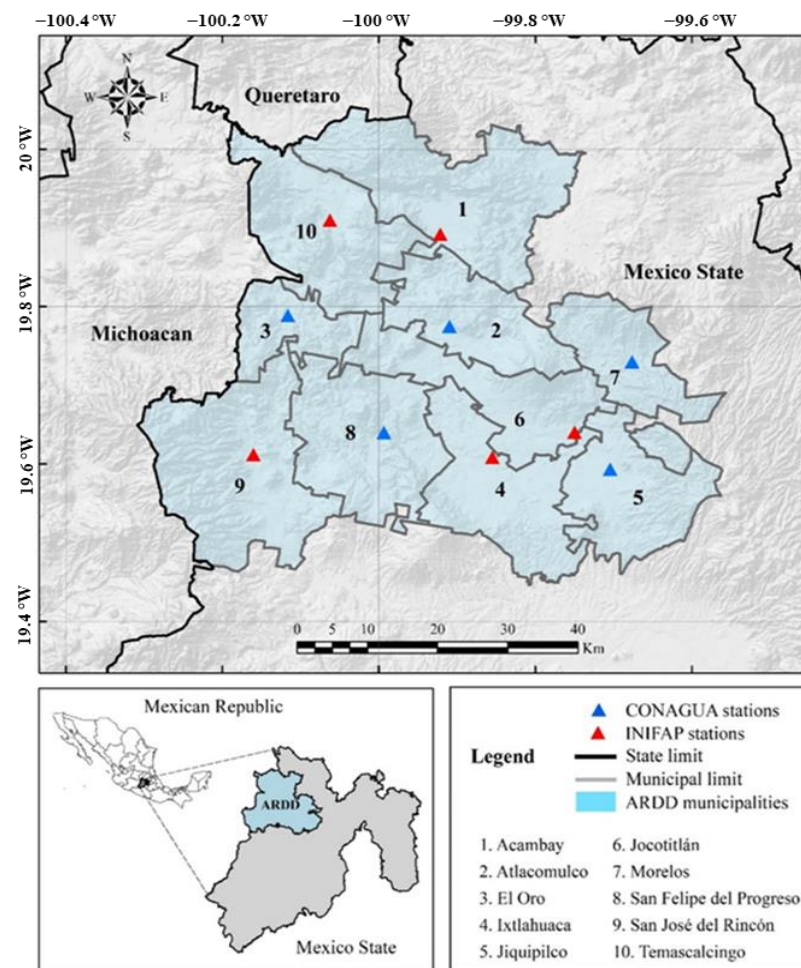


Figure 1. Geographical location of the study area and weather stations of the National Meteorological Service (NMS) and National Institute of Research for Forestry Agricultural and Livestock (INIFAP).

2.2. Agricultural Data

Rainfed maize cultivation in the ARDD is developed during the annual spring–summer (P–S) agricultural cycle, which begins parallel to the onset of the first seasonal rainfall, which starts in May and culminates in October. During these months, approximately 650 mm are accumulated [35]. Maize cultivation takes between 160 to 180 days from sowing to physiological maturity, depending on the genetic variety. It is common to use native seeds and, to a lesser extent, hybrid seeds for rainfed maize cultivation [36,37].

The cultural tasks carried out in corn cultivation consist of fallowing, harrowing, sowing, weeding, and fertilization, which are carried out according to the cultivation period. In this region, chemical fertilization is common, using moderate doses of nitrogen, phosphorus, and potassium. Likewise, weed and pest control is carried out through agrochemicals [36,38]. In general, maize has a traditional and common management, which is shared by most farmers in the region. According to the World Reference Base (WRB) categorization system, five categories of reference soils predominate in the ARDD: Regosols, Cambisols, Vertisols, Umbrisols, and Phaeozems, which usually refer to a minimum development of the fertile horizon [39].

2.3. Climatic Data

Meteorological data on precipitation, maximum and minimum temperature in the ARDD from the daily record of 36 years (1985–2020) at 10 meteorological stations of the National Meteorological Service (NMS) [40] and the National Institute of Forestry, Agricultural, and Livestock Research (INIFAP) [41] were used (Table 1). To control the quality of the meteorological data, a process of homogenization and filling in missing data for each station was carried out using the R-CLIMATOL package (<https://www.climatol.eu/> accessed on 10 June 2024), which is described in detail by Cruz-González et al. [13]. In this research, only the analysis of the climatic information concerning the agricultural cycle (May–October) was considered.

Table 1. Meteorological stations located in the ARDD.

Station Code	Municipality	Longitude	Latitude	Altitude
31	Ixtlahuaca	−99.818	19.631	2545
35	San José del Rincón	−100.125	19.634	2692
15076	San Felipe del Progreso	−99.958	19.663	2564
15128	El Oro	−100.081	19.812	2601
15239	Morelos	−99.640	19.753	2831
15251	Atlacomulco	−99.874	19.798	2574
15264	Jiquipilco	−99.668	19.616	2576
36756	Jocotitlán	−99.713	19.663	2560
37673	Acambay	−99.885	19.915	2513
860124	Temascalcingo	−100.027	19.933	2379

2.4. Climate Change Scenarios

The Long Ashton Research Station Weather Generator v8.0 (LARS-WG) is a stochastic weather generation tool that performs statistical downscaling of the climate variables of maximum temperature, minimum temperature, and precipitation [42]. LARS-WG has been successfully used to simulate meteorological variables at specific locations for the present and future climate scenarios provided by general circulation models (GCMs). It was developed to investigate the effect of climate change by simulating daily time series data and is considered a basic, but flexible and computationally efficient software [43]. As reported by Semenov et al. [42], the configuration of LARS-WG in the ARDD required three processes: calibration, validation, and meteorological production of future scenarios.

LARS-WG 8.0 provides 5 models from the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) ensemble, which can be used in climate prediction: CNRM-CM6-1, HadGEM3-GC31-LL, MRI-ESM2-0, ACCESS-ESM1-5, and MPI-ESM1-2-LR. Of these GCMs, ACCESS-ESM1-5 was used in the present study, which was previously evaluated in the ARDD by Cruz-González et al. [13], showing a good performance in the simulation of historical precipitation and temperature, in addition to being a GCM with the largest decrease in precipitation and the largest increase in the mean temperature, resulting in a climate scenario with the driest and most erratic conditions for rainfed maize production in the ARDD. The scenarios were projected from two shared socioeconomic pathways (SSPs), SSP2-4.5 (medium forcing) and SSP5-8.5 (high forcing), considering three time horizons: near (2021–2040), medium (2041–2060), and distant (2061–2080) [1]. The research line of this study is shown in Figure 2.

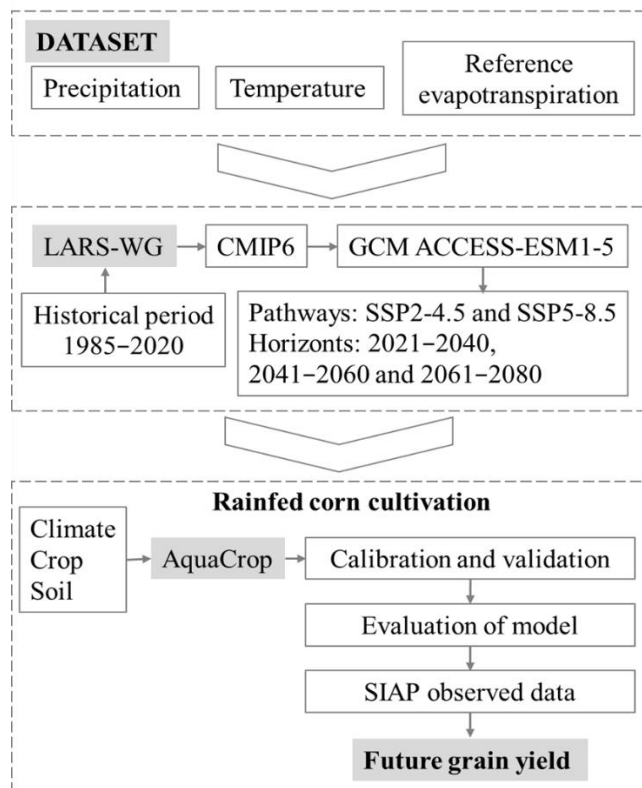


Figure 2. Methodological sequence for the generation of climate change scenarios with LARS-WG and the AquaCrop calibration and modelling process.

2.5. Reference Evapotranspiration (ET_0)

The study for the calculation of reference evapotranspiration in the maize crop in the ARDD study area used the Ref-ET version 4.1 software (reference evapotranspiration calculator programming) [44], calculating this variable for the historical period and climate change scenarios. The Hargreaves–Samani (HS) method was selected as shown in Equation (1) [45]:

$$ET_0 = 0.0023 (T_{\max} - T_{\min})^{0.5} (T_{\text{avg}} + 17.8) R_a \quad (6)$$

where ET_0 = reference evapotranspiration $\text{mm} \cdot \text{day}^{-1}$; $T_{\max}$ = maximum temperature, $^{\circ}\text{C}$; $T_{\min}$ = minimum temperature, $^{\circ}\text{C}$; T_{avg} = mean temperature, $^{\circ}\text{C}$; and R_a = extraterrestrial solar radiation, $\text{mm} \cdot \text{day}^{-1}$.

2.6. FAO AquaCrop Model

AquaCrop version 7.1 [17] was used in this study. To use this program for grain yield simulation in a rainfed crop (Figure 2), it is necessary to input, at a minimum, meteorological data, crop phenological development, growth-related factors, management practices, and soil properties [19,30,33]. In AquaCrop, four key variables are calculated continuously and daily using individual equations. These include the total canopy cover (CC), daily plant transpiration, accumulated aboveground biomass, and final cumulative dry yield, which are interrelated by empirical factors such as water productivity (WP) and harvest index (HI), which convert transpiration to biomass and biomass to yield, respectively [28,46]. AquaCrop

uses a function of normalized water productivity and accumulated transpiration over the growing season to estimate biomass (Equation (2)).

$$B = WP \sum \frac{Tr}{ET_0} \quad (7)$$

where B = aboveground biomass (kg/m²); WP = normalized water productivity (kg/(m²·mm)); Tr = crop transpiration (mm); and ET₀ = reference evapotranspiration (mm). To calculate potential crop transpiration in AquaCrop, the crop coefficient (Kc) is multiplied by the reference evapotranspiration (ET₀).

Yield is calculated by adjusting the harvest index (a measure of the proportion of harvestable product relative to the total aboveground biomass) to determine crop production (Equation (3)):

$$Y = HI_0 B \quad (8)$$

where Y = yield (kg/m²) and HI₀ = reference harvest index (%).

The AquaCrop model was selected in this research as it presents a water-driven growth module that allows the simulation of achievable yields as a function of water consumption under fully irrigated, deficit/limited irrigation and rainfed conditions, which is an advantage over other crop models [46]. The maize crop has a default calibration in this model [28]; however, some parameters were adjusted to rainfed conditions. Likewise, AquaCrop calculates the effective precipitation (EP) using the USDA [47] method.

2.6.1. Calibration and Validation Process: AquaCrop Model

The calibration protocol adopted in this study adheres to the guidelines described in the AquaCrop reference manual and in the FAO Irrigation and Drainage Paper No. 66, *Crop Yield Response to Water*. This process was carried out through trial and error iterations, that is, achieving a fit of the model to the desired conditions [46,48].

To perform the calibration of the AquaCrop model, we took into account two classes of parameters: conservative and non-conservative. In the first instance, the conservative parameters were kept constant under different crop conditions. In the present research, they were adjusted by taking as reference case studies on rainfed maize production reported by Adeboye et al. [17], Eshete et al. [18], and Sandhu & Irmak [20] (Table 2). The non-conservative parameters present variations depending on the annual season, region, crop type, and crop management. In our case, these parameters were compiled from Vázquez-Carrillo et al. [36] and Martínez-Gutiérrez et al. [38], during field experiments conducted at the ARDD for the spring–summer agricultural cycle in 2016 and 2017, respectively (Table 3).

In this study, the AquaCrop model was initially run using the default crop parameters for maize. The accuracy of these parameters was assessed by comparing the model simulations with the grain yield observed in the ARDD. Subsequent to sensitivity adjustments in the program, sequenced inter-annual runs were performed for each season of the ARDD to obtain maize yields in each municipality.

To calibrate the crop model for a historical period, the yields observed in each of the municipalities of the ARDD were used, which were reported by the Agrifood and Fisheries Information Service (SIAP), considering only the data from the spring–summer maize cycle for rainfed maize, with an annual record from 2003 to 2020 [11]. Once the model was calibrated and validated, we proceeded to make the runs using climate change projections.

Table 2. Calibrated conservative parameters of the AquaCrop model for rainfed maize in the ARDD.

Conservative parameters	Default	Calibrated	Unit
Base temperature	8	7	°C
Cutoff temperature	30	27	°C
Canopy cover per seedling	6.5	6.5	cm ² plant ⁻¹
Canopy growth coefficient (CGC)	16.3	14.9	% day ⁻¹
Maximum canopy cover (CCx) (fraction soil cover)	0.96	0.7	%
Canopy decline coefficient (CDC)	11.7	11.7	% day ⁻¹
Water productivity normalized for ETo and CO ₂ (WP *)	33.7	33.7	(g/m ²)
Reference harvest index (Hlo)	48	27	
Shape factor for the water stress coefficient for canopy expansion	4	2.9	

Table 3. Non-conservative parameters used to set up the AquaCrop model, for rainfed maize in the ARDD.

Non-conservative parameters	Default	Calibrated	Unit
Minimum growing temperature required for full crop transpiration	12	12	°C
Minimum effective rooting depth	0.3	0.3	m
Maximum effective rooting depth	2.3	0.65	m
Number of plants per hectare	75,000	65,000	Plant ha ⁻¹
Maximum canopy cover (CCx) (fraction soil cover)	0.96	0.7	%
Calendar days: from sowing to emergence	6	11	Day
Calendar days: from sowing to the maximum rooting depth	108	90	Day
Calendar days: from sowing to senescence	107	119	Day
Calendar days: from sowing to maturity	132	160	Day
Calendar days: from sowing to flowering	66	89	Day
Length of the flowering stage	13	23	Day
Reference harvest index (Hlo)	48	27	%
Dry matter content of fresh yield	90	85	%
Minimum effective rooting depth	0.3	0.3	m
Maximum effective rooting depth	2.3	0.65	m

2.6.2. Evaluation of Model Performance

The performance of the AquaCrop simulations in reproducing grain yield was evaluated using indices reported in many AquaCrop applications. This process is an elementary step in verifying the description of real farming systems. It is advisable to employ various metrics to judge the goodness of fit of an agronomic model [49]. These indices consist of the Pearson correlation coefficient (r), root mean square error (RMSE), quadratic root mean normalized error (NRMSE), Nash–Sutcliffe model efficiency coefficient (EF), and Willmott's index of agreement (d), which have been used to test model performance and compare simulated and observed results using different equations [49,50], as shown in Table 4.

Table 4. Statistical indicators used to evaluate the simulation of the AquaCrop model and the data observed by SIAP.

No.	Statistical indicators	Formulas	References
1	Pearson correlation coefficient	$r = \frac{\sum(O_i - \bar{O}_i) \times (S_i - \bar{S}_i)}{\sqrt{\sum(\bar{O}_i - \bar{O}_i)^2 \times \sum(S - \bar{S}_i)^2}}$	Moksony and Heged [51]
2	Root mean square error (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(S_i - O_i)^2}{n}}$	Jacovides and Kontoyiannis [52]
3	Quadratic root mean normalized error	$NRMSE = \frac{1}{\bar{O}} \times \sqrt{\frac{\sum(S_i - O_i)^2}{n}} * 100$	Bannayan and Hoogenboom [21]
4	Nash–Sutcliffe model efficiency coefficient	$EF = 1 - \frac{\sum(O_i - S_i)^2}{\sum(O_i - \bar{O}_i)^2}$	Nash and Sutcliffe [53]
5	Willmott's index of agreement	$d = 1 - \frac{\sum(S_i - O_i)^2}{\sum(S_i - \bar{O}_i + O_i - \bar{O}_i)^2}$	Willmott [54]

Note(s): O_i , observed; S_i , simulated; n , number of observations; $\bar{O}$, observed mean; and $\bar{S}$, simulated mean values.

3. Results

3.1. Climate Change Scenario Subsection

Daily temperature and precipitation records from the ARDD for the historical period 1985–2020 were used to validate and calibrate the LARS-WG model. The effectiveness of the model in downscaling GCMs in the study area was analyzed using the Kolmogorov–Smirnov (KS) statistical test, which verified that the distributions of daily climate variables calculated from the observed and simulated data were similar. Additionally, a p -value was employed to either accept or reject the hypothesis that both datasets (observed and synthetic) originated from the same distribution.

The evaluation results shown in Table 5 indicate that LARS-WG generally performs perfectly in projecting the daily distribution of the precipitation, maximum and minimum temperature variables, with only a few very good results. Therefore, the downscaling model was used more reliably in this research.

Table 5. K-S test and P-value for ARDD station, seasonal distribution of wet/dry series.

Season	Period	K–S	p	Assessment
D–J–F	Wet	0.086	1.000	Perfect
	Dry	0.138	0.971	Very good
M–A–M	Wet	0.121	0.993	Very good
	Dry	0.062	1.000	Perfect
J–J–A	Wet	0.135	0.976	Very good
	Dry	0.087	1.000	Perfect
S–O–N	Wet	0.061	1.000	Perfect
	Dry	0.030	1.000	Perfect

During the historical period 1985–2020, the effective precipitation (EP) of the agricultural cycle in the ARDD recorded an average of 650 mm (Figure 3). In the municipality of Temascalcingo, the lowest accumulated rainfall was recorded, with 500 mm; on the other hand, in Atlacomulco, an average EP of 710 mm was recorded. The results of the GCM ACCESS-ESM1-5 indicate that EP will decrease significantly in most municipalities of the

ARDD (Table 6), with the exception of San José del Rincón, where a slight increase of up to 2% is identified through SSP2-4.5. The largest decreases in EP are found in Ixtlahuaca and Temascalcingo, with up to −15% for both scenarios. Figure 3 shows that the largest decreases in EP occur towards the distant horizon (2061–2080).

The historical average temperature (T_{AVG}) of the ARDD during the agricultural cycle oscillates around 14 °C. The municipality of El Oro reports the lowest average temperature, up to 11.4 °C, while in Temascalcingo, the average temperature is 16.3 °C (Figure 3). In this variable, both SSP scenarios project an increase in all municipalities (Table 6), presenting the highest increase in Morelos, with up to 25.9% and 29.7% in SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively, with respect to the historical average of 12.8 °C. The SSP5-8.5 scenario presents the greatest impacts for this variable.

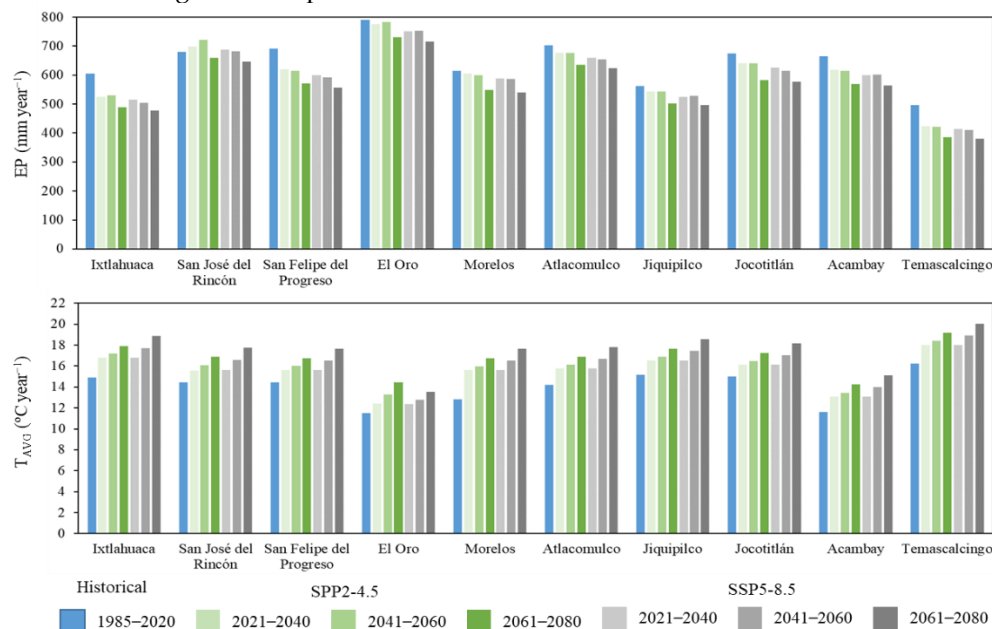


Figure 3. Changes in precipitation and mean temperature during the agricultural cycle (May–October), for the historical period (1985–2020) and for the future period (2021–2080) under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios.

Table 6. Percentage change for climate variables EP and T_{avg} , for each municipality of the ARDD.

Station Code	Municipality	1985–2020		SSP2-4.5 (2021–2080)		SSP5-8.5 (2021–2080)	
		EP	T_{AVG}	EP	T_{AVG}	EP	T_{AVG}
31	Ixtlahuaca	605	14.9	−15.0	15.9	−17.5	19.2
35	San José del Rincón	680	14.5	2.0	11.8	−1.2	15.1
15076	San Felipe del Progreso	691	14.4	−13.0	11.7	−15.8	15.1
15128	El Oro	790	11.5	−3.4	16.3	−6.3	12.1
15239	Morelos	614	12.8	−4.7	25.9	−6.9	29.7
15251	Atlacomulco	703	14.2	−5.7	14.5	−8.0	17.9
15264	Jiquipilco	562	15.1	−5.8	12.4	−8.1	15.6
36756	Jocotitlán	675	15.0	−8.0	10.9	−10.2	14.1
37673	Acambay	665	11.6	−9.7	17.1	−11.5	21.2
860124	Temascalcingo	497	16.3	−17.4	14.0	−19.3	16.9

3.2. Evaluation Metrics

The AquaCrop model was validated using the corn yields observed in the ARDD by SIAP and those simulated by the program. The statistical metrics used for the model evaluation are presented in Table 7. The validation of the model was performed for each municipality based on yield data for the period 2003–2020, obtaining the following ranges for each statistical index: $0.7 \text{ ton ha}^{-1} < \text{RMSE} < 1.3 \text{ ton ha}^{-1}$; $0.1 < d\text{-index} < 0.8$; $0.2\% < \text{NRMSE} < 0.7\%$; $-0.7 < \text{EF} < 0.3$, and $0.4 < r < 0.8$. The simulated and observed statistical performances were similar, indicating that the model had been calibrated satisfactorily.

Table 7. Statistical indices of the simulated and measured AquaCrop results for the calibration data sets, for each municipality of the ARDD.

Station Code	Municipality	RMSE (ton ha ⁻¹)	d-Index	NRMSE (%)	EF	r
31	Ixtlahuaca	0.8	0.8	0.2	−0.1	0.7
35	San José del Rincón	1.3	0.7	0.3	0.1	0.7
15076	San Felipe del Progreso	1.0	0.8	0.3	−0.7	0.8
15128	El Oro	1.2	0.1	0.7	−4.1	0.4
15239	Morelos	1.1	0.5	0.4	−0.2	0.7
15251	Atlacomulco	1.2	0.4	0.3	−0.3	0.6
15264	Jiquipilco	0.8	0.7	0.2	0.1	0.6
36756	Jocotitlán	0.9	0.7	0.2	0.3	0.7
37673	Acambay	1.0	0.6	0.3	−1.4	0.6
860124	Temascalcingo	0.7	0.8	0.2	0.3	0.6

3.3. Observed vs. Simulated Maize Yields

In the ARDD, the average observed yield for the period 2003–2020 was 3.5 ton ha^{-1} , while the AquaCrop simulation indicates an average yield of 3.8 ton ha^{-1} , an average difference of 300 kg ha^{-1} , which means that the simulated yields are higher than the observed yields in most municipalities (Table 8). The prediction error for the simulated yields was less than 10% for 5 out of 10 records. It was observed that the minimum error ($\text{Pe}_{\text{sim}} = 2.6\%$) in grain yield prediction was obtained in Temascalcingo, while the maximum error was obtained for El Oro ($\text{Pe}_{\text{sim}} = 29.6\%$).

Table 8. Average values of measured and simulated results of the AquaCrop model in the growing seasons 2003–2020 in the ARDD, Pe_{sim} = percentage deviation of simulated maize yield values from measured values; Meas= observed yield; Sim= simulated yield.

Station Code	Municipality	Meas (ton ha ⁻¹)	Sim (ton ha ⁻¹)	Sim–Meas (ton ha ⁻¹)	Pe_{sim} (%)
31	Ixtlahuaca	3.9	4.1	0.2	5.1
35	San José del Rincón	3.6	4.4	0.8	22.2
15076	San Felipe del Progreso	3.1	3.5	0.4	12.9
15128	El Oro	2.7	3.5	0.8	29.6
15239	Morelos	3.1	3.6	0.5	16.1
15251	Atlacomulco	3.8	3.5	−0.3	−7.9
15264	Jiquipilco	3.7	3.9	0.2	5.4
36756	Jocotitlán	3.9	4.4	0.5	12.8
37673	Acambay	3.4	3.9	0.5	14.7
860124	Temascalcingo	3.9	4	0.1	2.6

Scatter plots of the estimated and measured maize yields for the period 2003–2020 are shown in Figure 4. The regression line of the simulated yield and the observed yield aligned closely with line 1:1 (Figure 4), demonstrating acceptable consistency between the simulated and actual observations. It can be seen that the regression line is above the identity line in most municipalities, with the exception of Atlacomulco, verifying that the model overestimates the observed data. This discrepancy is due to the climatic variability presented annually for each agricultural cycle, mainly in precipitation, which leads to a period of water stress during a critical stage in the maize crop, affecting maize yields and resulting in a higher prediction error.

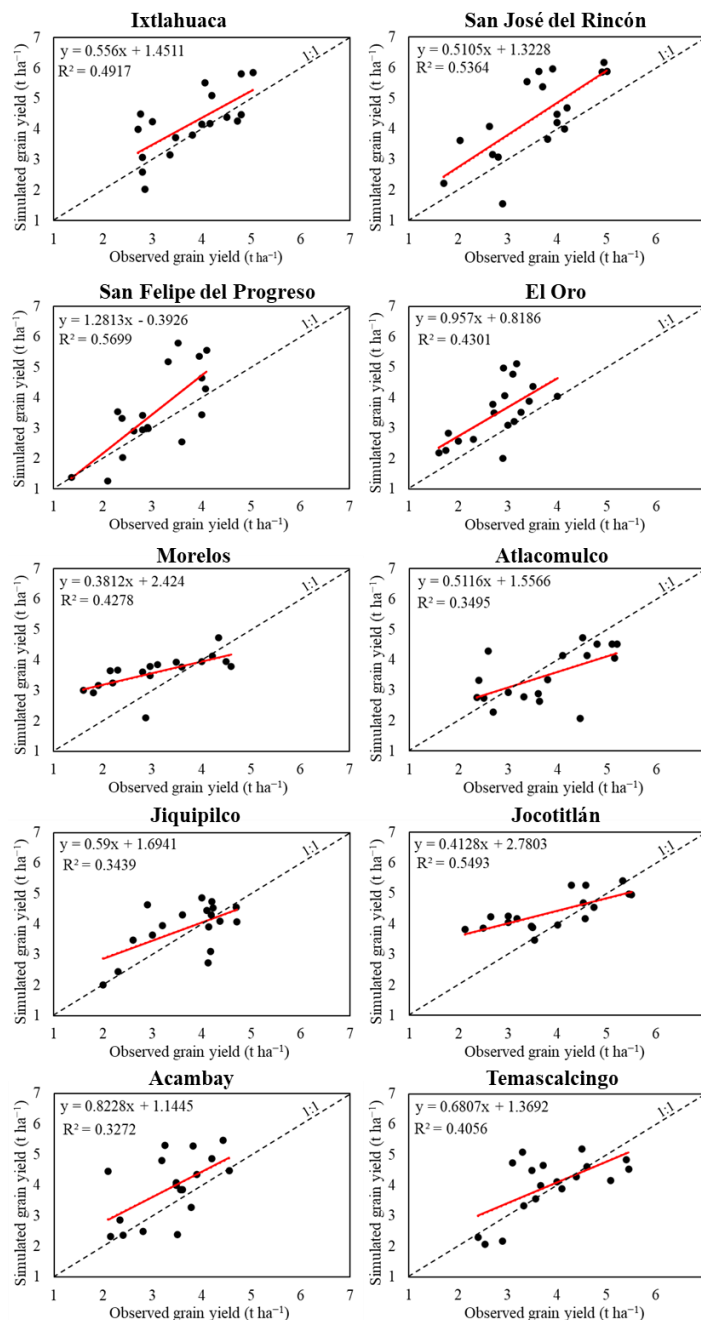


Figure 4. Comparison of observed and simulated maize yield results for the different municipalities.

3.4. Maize Yields Under Climate Change Scenarios

The effect of climate change on rainfed maize production in the ARDD is projected to persist over the period 2021–2080, with an increase in crop yields (Figure 5) from 3.5 ton ha⁻¹ to 4.2 ton ha⁻¹ and 4.4 ton ha⁻¹ with the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. In SSP2-4.5, the municipality that projects the highest maize production is Jocotitlán, with up to 5.1 ton ha⁻¹, followed by San José del Rincón with 5.0 ton ha⁻¹, while El Oro projects the lowest yield with up to 2.5 ton ha⁻¹. On the other hand, with the SSP5-8.5 scenario, it is possible to identify San José del Rincón as having the highest yields, with up to 5.2 ton ha⁻¹, followed by the municipality of Atlacomulco with 4.9 ton ha⁻¹, while El Oro has the lowest yields with 2.8 ton ha⁻¹.

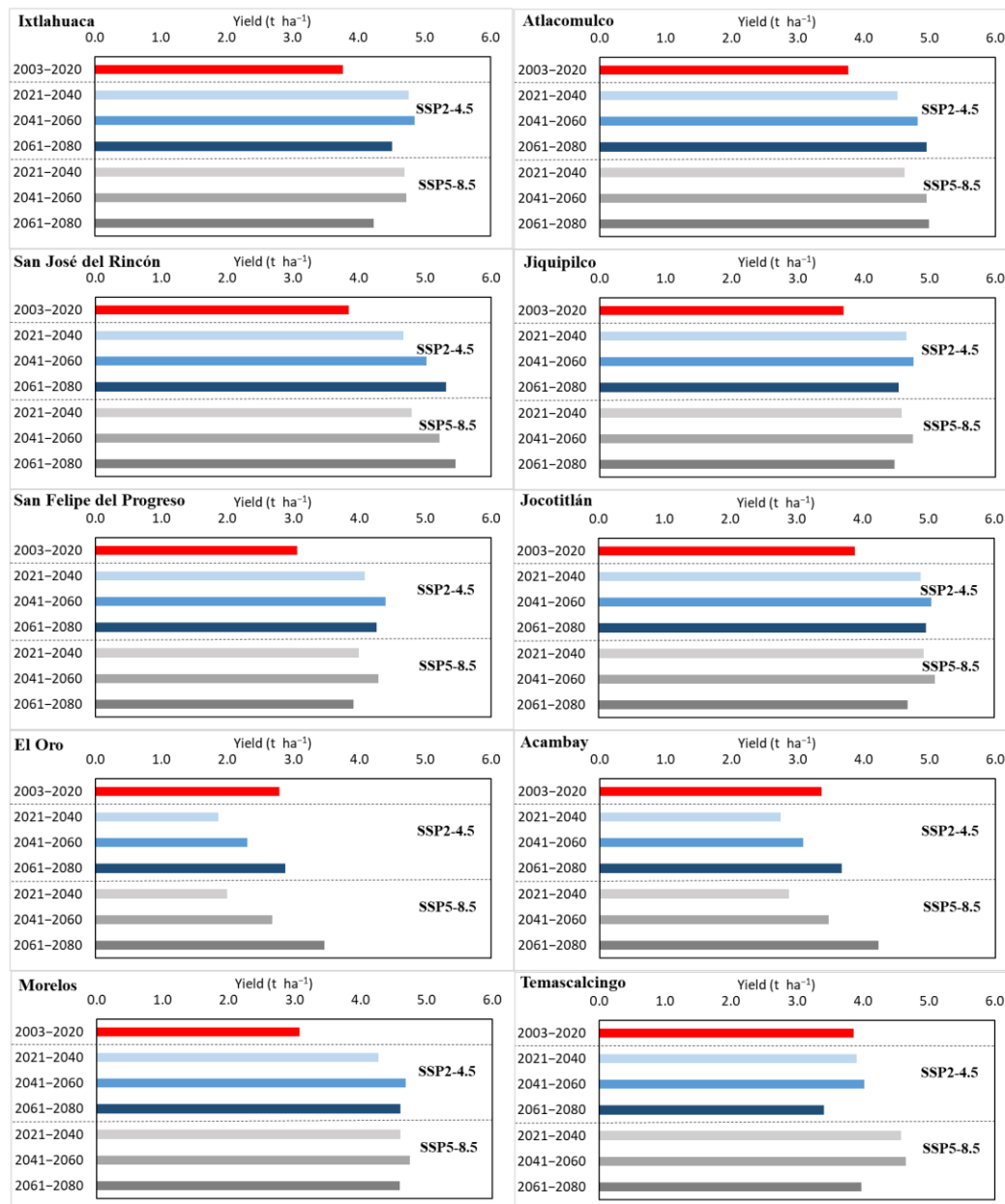


Figure 5. Observed and projected performance using SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios.

Considering the variability of the projected yields for each municipality, a difference is observed between the SSP2-4.5 scenario and the SSP5-8.5 scenario, the latter being where the greatest impacts are perceived (Figure 5). In the municipalities of Ixtlahuaca, Jiquipilco, San Felipe del Progreso, Jocotitlan, Morelos, and Temascalcingo, higher yields are expected towards the medium horizon (2041–2060), while for Atlacomulco, San José del Rincón, El Oro and Acambay, the highest maize yields are projected towards the distant horizon (2061–2080). The lowest yields for the municipalities of Morelos, Acambay, El Oro, and Atlacomulco are identified in the near horizon (2021–2040) for both SSPs.

In Figure 6, the impact on maize yields can be identified through the different climate change scenarios and in the different time horizons. These projections indicate an increase in maize yields in most municipalities; however, decreases can be observed in the municipalities of El Oro, Acambay, and Temascalcingo, which are mostly noticeable with SSP2-4.5 during the 2021–2040 and 2041–2060 horizons. Figure 6 presents the different trends and behaviors over time of the maize yield simulations with AquaCrop for each municipality in the ARDD from 2021–2080.

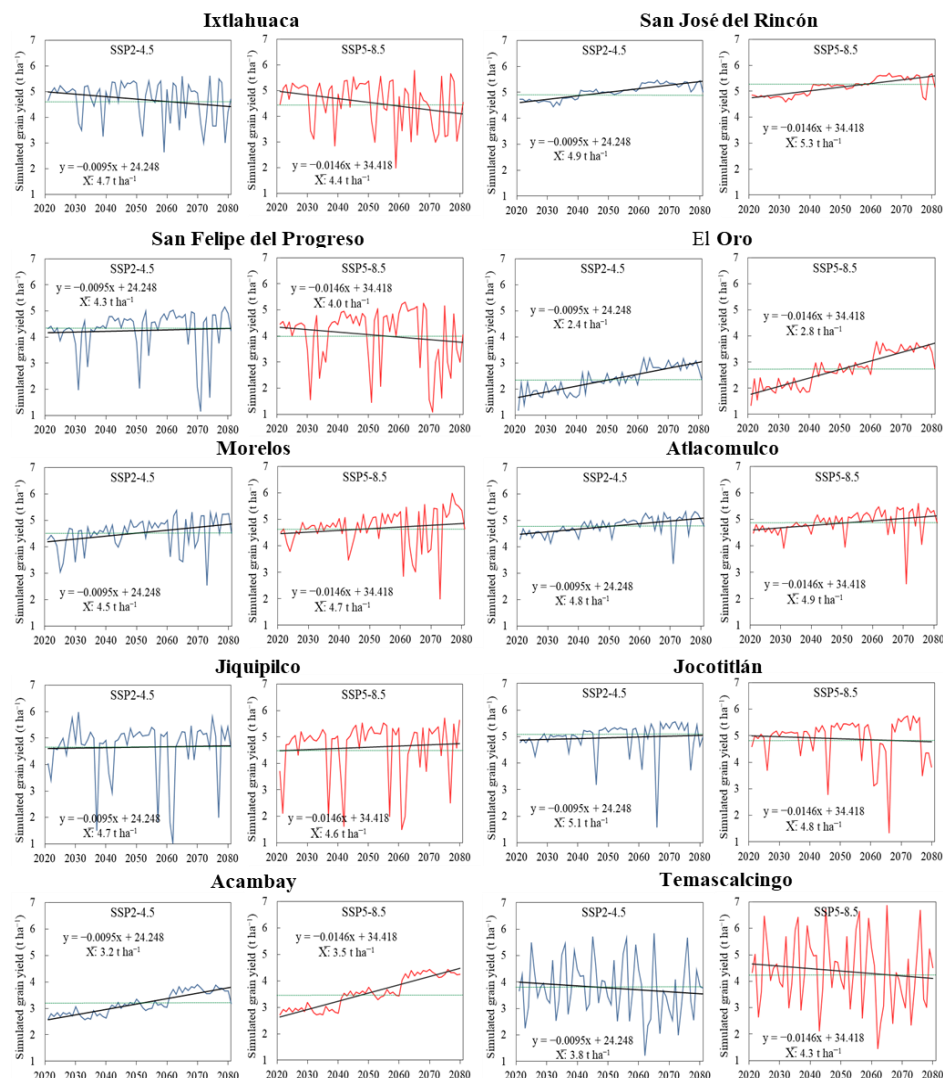


Figure 6. Projected yields over 2021–2080 horizon using GCM and SSP2-4.5 and SSP5-8.5.

4. Discussion

In the ARDD, the GCM ACCESS-ESM1-5 for the period 2021–2080 projects a decrease in effective precipitation, which is quantified at 7.5% and 11% in the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively, compared to the historical average (650 mm·yr⁻¹). The decrease in precipitation identified in this study is similar to that reported in the State of Mexico by Estrada et al. [55], who mentioned that by the end of the 21st century, a reduction of less than 10% is possible with SSP5-8.5. Manzanilla-Quiñonez et al. [56] reported a decrease of less than 10% with respect to the historical average (1090 mm·yr⁻¹) using RCP8.5 for the period 2045–2069 in Nevado de Toluca, State of Mexico. With respect to the average temperature, an increase of 1.3 °C is projected with SSP2-4.5 and up to 1.7 °C with SSP5-8.5 with respect to the historical average temperature during the agricultural cycle (14 °C). These results are consistent with the continued increase in warming observed for the end of the 21st century by IPCC 6, which indicates a global increase in the mean temperature from 1.0 °C under SSP2-2.6 to 5.4 °C with the SSP5-8.5 scenario [1]. The results of this study are similar to those reported by Manzanilla-Quiñonez et al. [56], with a mean temperature increase of 1.87–2.03 °C under RCP8.5 during the period 2045–2069 in the Toluca Valley.

Regarding the metrics evaluated for the rainfed maize modeling in the ARDD (Table 7), in the first instance, the RMSE presented values ranging from 0.7 to 1.3 ton ha⁻¹. These values represent a low discrepancy between the observed and simulated data in the ARDD [52]; this is due to the fact that AquaCrop tends to present a less satisfactory RMSE as a result of extreme deficits or rainfed conditions, as in the present study [57]. The values of the *d*-index and the Pearson correlation coefficient (*r*) presented in this study were consistently close to 0.8, indicating a strong agreement and a linear relationship between the observed and simulated data [50,53]. The NRMSE describes an excellent simulation for all the ARDD municipalities, being less than 10% [58], with a better evaluation in the municipalities of Ixtlahuaca, Jiquipilco, Jocotitlán, and Temascalcingo, while the EF revealed values ranging from −4 to 0.3, indicating a better efficiency of the model simulation in the municipalities of Jocotitlán and Temascalcingo. According to Moriasi et al. [59], values between 0 and 1.0 indicate acceptable performance. In this case, only 4 out of the 10 records were in this range. Eshete et al. [18] determined that the EF decreases when the model identifies a water stress situation in the crop or drought conditions.

The AquaCrop model simulated maize yields acceptably in the ARDD (0.7 ton ha⁻¹ < RMSE < 1.3 ton ha⁻¹; 0.1 < *d*-index < 0.8; 0.2% < NRMSE < 0.7%; −0.7 < EF < 0.3, and 0.4 < *r* < 0.8); thus, it was possible to determine that the simulated values were satisfactorily adjusted to the yields reported by SIAP in 2003–2020. These indices were similar to those reported by Eshete et al. [18] (RMSE = 4.1%, *d*-index = 0.85, and EF = 0.35), obtained for maize with 25% irrigation application in Ethiopia. Mebane et al. [60] obtained the following values in rainfed maize in Pennsylvania, USA, with a cumulative annual rainfall of 761 mm: RMSE = 0.96 ton ha⁻¹, *d*-index = 0.9, NRMSE = 0.3%, and *r* = 0.9, while da Conceição et al. [56] evaluated the yield of a maize hybrid subjected to water stress in Santiago, Chile, obtaining an RMSE = 0.62 ton ha⁻¹, NRMSE = 4.41%, EF = 0.46, *d*-index = 0.82, and *r* = 0.73. Thamer et al. [61] found an RMSE = 0.84 ton ha⁻¹, *d*-index = 0.97, and EF = 0.92 in an arid region located in an agricultural district of Baghdad, Iraq.

In the case of the statistics where the model presented a low prediction efficiency, it was attributed to the characteristics of the observed data. Annually, in the ARDD, the yields of rainfed maize are different, with much variability, mainly because the crop depends entirely

on the water input from rainfall, which in the study area occurs with erratic characteristics. This condition means that maize yields do not present a continuous pattern as the AquaCrop model tends to generate.

The comparison of the observed and simulated grain yield in the ARDD study area showed a prediction error in the range of 2.6–28.6% over the period 2003–2020. Thamer et al. [61] reported similar prediction error statistics for grain yield (2.1–5.5%) for an arid region of Iraq, Flores-Gallardo et al. [33] (0.8–16%)—in an arid area of northern Sinaloa, Mexico, Mibulo & Kiggundu [29]—under rainfed conditions in Wakiso, Uganda (2.0–3.1%), Abbas et al. [5] (1.7–6.0%)—in a semi-arid environment of Pakistan, Sandhu and Irmak [20] (2019) (1.5–17.8%)—for Nebraska, USA, and Eshete et al. [18] (3.6–8.7%)—in an irrigated deficit field in central Gondar, Ethiopia. In this regard, Adeboye et al. [17] and Zhu et al. [62] reported similar observations when comparing the observed vs. simulated maize yields; however, they pointed out that as long as the scatter points are concentrated close to the 1:1 line, it is an indicator that the model has been calibrated satisfactorily.

The impacts of climate change on maize production are documented, and hundreds of experiments have been conducted around the world, showing that the crop can show either a decrease or an increase in grain yield depending on the geographical region and climatic conditions, but most point to a negative impact [6,63]. An example of it is the finding of Kothari et al. [64] in North Texas, who reported a decrease of 8–30% by the 2050s and 40–70% by the 2080s under the RCP8.5 scenario. Araya et al. [65] projected a decrease of 18% in Garden City, Kansas, using RCP4.5 and 30% using RCP8.5 for the 2040–2069 horizon. Similarly, Lin et al. [66] in northern China showed that the average yields would decrease by 2.1% in the 2020s, by 12.9% in the 2050s, and by 22.7% in the 2080s with RCP4.5.

However, simulation results of rainfed maize yield in the ARDD for the period 2021–2080 indicate a 21% increase under SSP2-4.5 and a 24% increase with SSP5-8.5. In this regard, Umesh et al. [67] found an increase in maize yield of 28–74% under SSP2-4.5 and 34–85% under SSP5-8.5 considering the period 2025–2090 in the south of India. Abera et al. [68] reported that maize yield will increase in the highlands of Hawassa, Ethiopia; under RCP8.5, it is projected to increase by up to 50% in the short term (2010–2039), by 42% by mid-century (2040–2069), and by 35% by the end of the century (2070–2099). Johnston et al. [69] reported that simulated rainfed yields increased on average by 4.6% with the A1b scenario, by 2.4% with the A2 scenario, and by 4.0% with the B1 scenario compared to the historical average in 52 counties in South Dakota and Nebraska, USA.

For municipalities with high fluctuations and the largest yield reductions in the ARDD, such as Ixtlahuaca, San Felipe del Progreso, and Temascalcingo, these were due to annual variability and the significant decrease in projected precipitation towards the distant horizon. In contrast, in the municipalities where AquaCrop projects higher future yields, such as San José del Rincón, El Oro, and Acambay (as shown in Figure 6), the higher average temperature rise into the future is the cause.

The increase in rainfed maize yields projected in the ARDD is mainly attributed to the increase in average temperature, which in turn promotes an increase in GDD during the agricultural cycle. In this regard, Cruz-González et al. [70] identified in the ARDD study area that towards the distant horizon (2061–2080), there will be an increase in the GDD during the phenological stages of maize: germination and emergence (19% and 33% under SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively), vegetative development (20% and 32%), flowering (20% and 32%), and grain filling and maturity (21% and 33%). These conditions allow for an increase in the speed

of occurrence of phenological changes between stages in the maize crop in a temperate climate.

This analysis, using the entire historical temperature distribution of the agricultural cycle in the ARDD, showed temperatures ranging from 7.5 °C to 22.3 °C, while the climate change scenarios for the future period (2021–2080) indicate an increase to 9–23.2 °C and 9.5–23.6 °C with SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively. The minimum temperatures reported in the ARDD are below the base temperature (10 °C), while the maximum temperature is also below the optimum crop temperature (30 °C), causing the maize development rate to be slow [71,72]. However, these thermal thresholds vary according to genotype and region, with values of 7–27 °C being the most appropriate for maize cultivars adapted to the high valleys of Mexico [73]. For maize yield, according to the literature, the greatest impact will be caused by the increase in temperature rather than by precipitation.

Although radiation and temperature define the potential productivity of the maize crop, water supply imposes an upper limit for the grain yield of the rainfed crop, considering the flowering stage (R1) as the critical period with the highest water requirement, due to the formation of the number of grains per ear, followed by grain filling and maturation [74]. Cruz-González et al. [35] determined agricultural drought stages in the phenological phases of maize in the ARDD during the period 1985–2017. Using the SPEI index, they quantified that the grain filling and maturity phase was the most susceptible, with 31% of the total dry periods. On the other hand, for the period 2041–2080, it is anticipated under SSP2-4.5 that vegetative development will be the most affected, while SSP5-8.5 suggests that the phenological phase most impacted by droughts will be grain filling and maturity, with an incidence of 26% of the total dry months.

In a rainfed farming system, the maize crop is developed under water stress conditions, and the availability of moisture is rarely sufficient for this crop, limiting its development and metabolism [30]. Moreover, all nutrients are absorbed by the plant root after their ionic form is dissolved in the soil solution; therefore, nutrient and water scarcity are the main limiting factors for the low productivity of rainfed maize [9].

From the results of this study, it was identified that effective rainfall tends to decrease towards the distant period by 7.5% and 11% under SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively. Despite such a decrease in the different scenarios, the AquaCrop model identified that it would not be a limiting factor for grain production, since the effective precipitation presented in the future meets the basic water needs during the phenological stages of maize. The FAO [75] states that maize grown for dry grain production consumes 400–700 mm of water on average throughout the growth cycle, depending on climatic conditions. The projected EP in the ARDD in 2021–2080 averages 600 and 580 mm·yr⁻¹ under SSP2-4.5 and SSP5-8.5, respectively.

Although it was not an object of study in this research, it is necessary to mention some forms of adaptation to and mitigation of climate change, as it has been identified that this phenomenon will be beneficial for rainfed maize production in the future in the ARDD. However, actions could be implemented to boost yields and ensure economic sustainability and food security in central Mexico. Such strategies include (1) implementing hybrid varieties or maize breeds with higher tolerance to high temperatures, (2) increasing the rate (%) of organic residues incorporated into the soil to improve the retention of available moisture and soil structure, (3) opting for agroecological management practices with a lower presence of agrochemicals and agricultural technology, and (4) adjusting the dates of crop management practices, such as sowing.

5. Conclusions

The results showed that rainfed maize crop yields will increase with future climate change in the ARDD from 3.5 ton ha⁻¹ to 4.2 ton ha⁻¹ and 4.4 ton ha⁻¹ with the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. This is due to environmental factors such as the increase in the average temperature, which favors the thermal accumulation of GDD. This situation leads to an environment with greater climatic aptitudes for the establishment and development of the crop with respect to the historical climate, which presents cold conditions. On the other hand, it was identified that the effective precipitation will decrease in the future; however, even under this scenario, the water needs of maize can be satisfied.

The AquaCrop model was able to adequately simulate rainfed maize yields in the ARDD. According to the statistics RMSE, *d*-index, NRMSE, EF, and *r*, it was possible to verify that the simulated values were satisfactorily adjusted to the yields reported by SIAP from 2003–2020. The evaluation of the model allowed for reliability in projecting yields for each municipality of the study area under climate change conditions into the future.

The results analyzed in this research suggest that the FAO AquaCrop model can be used to predict rainfed agricultural production and therefore has a greater potential to guide management practices aimed at increasing food production in Central Mexico. However, the model needs to be tested with irrigation and fertilization management practices to explore its performance under these conditions.

Regarding the new opportunities and challenges in this area, it is important to mention that the perception of climate and its evolution over time is a field of study that is still developing, especially when considering the behavior of crops under changing conditions. For this reason, it is crucial to carry out initiatives to create an experimental database on crops at the national level, since, in Mexico, the main limitation is the lack of specific data by crop type. This makes it difficult to make projections such as those shown in this analysis, which are fundamental for management and decision-making in agriculture.

Author Contributions: Conceptualization, A.C.-G., R.A.-R., I.S.-C., and A.I.M.-R.; methodology, A.C.-G., I.S.-C., and A.I.M.-R.; software, J.S.-R. and I.S.-C.; validation, R.A.-R. and A.I.M.-R.; formal analysis, J.S.-R. and I.S.-C.; investigation, A.C.-G., R.A.-R., and A.I.M.-R.; resources, R.A.-R.; data curation, A.C.-G. and I.S.-C.; writing—original draft preparation, A.C.-G. and R.A.-R.; writing—review and editing, A.C.-G., A.R.-L., and A.I.M.-R.; visualization, A.R.-L., J.S.-R., and I.S.-C.; supervision, R.A.-R., A.R.-L., and J.S.-R.; project administration, R.A.-R. and A.I.M.-R.; funding acquisition, A.I.M.-R. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research received no external funding. A.C.G. received a scholarship from the Secretariat of Science, Humanities, Technology, and Innovation (SECIHTI). The APC was funded by the DGIP program at Chapingo Autonomous University.

Data Availability Statement: The datasets used and/or analyzed during the current study are available from the corresponding author upon reasonable request.

Acknowledgments: The first author thanks the Secretariat of Science, Humanities, Technology, and Innovation (SECIHTI), Mexico, for the Doctoral fellowship and the Chapingo Autonomous University for the postgraduate studies.

Conflicts of Interest: The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could appear to have influenced the work reported in this paper.

References

1. IPCC. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*; Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S.L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, L., Gomis, M., et al., Eds.; Cambridge University Press: Cambridge, UK; New York, NY, USA, 2021.
2. Li, K.; Pan, J.; Xiong, W.; Xie, W.; Ali, T. The impact of 1.5 °C and 2.0 °C global warming on global maize production and trade. *Sci. Rep.* **2022**, *12*, 17268.
3. Rawat, M.; Sharda, V.; Lin, X.; Roozeboom, K. Climate Change Impacts on Rainfed Maize Yields in Kansas: Statistical vs. Process-Based Models. *Agronomy* **2023**, *13*, 2571.
4. Waqas, M.; Naseem, A.; Humphries, U.W.; Hlaing, P.T.; Shoaib, M.; Hashim, S.A comprehensive review of the impacts of climate change on agriculture in Thailand. *Farming Syst.* **2025**, *3*, 100114.
5. Abbas, G.; Ahmed, M.; Fatima, Z.; Hussain, S.; Kheir, A.M.S.; Ercişli, S.; Ahmad, S. Modeling the potential impact of climate change on maize-maize cropping system in semi-arid environment and designing of adaptation options. *Agric. For. Meteorol.* **2023**, *341*, 109674.
6. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Monterroso-Rivas, A.I. Impacts of climate change on corn production in Mexico. *Rev. Mex. Cienc. Agric.* **2024**, *15*, 1–13.
7. Chauhdary, J.N.; Li, H.; Akbar, N.; Javaid, M.; Rizwan, M.; Akhlaq, M. Evaluating corn production under different plant spacings through integrated modeling approach and simulating its future response under climate change scenarios. *Agric. Water Manag.* **2024**, *293*, 108691.
8. FAO. FAOSTAT-Agriculture Database. 2024. Available online: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL> (accessed on 10 January 2024).
9. Aakash, N.S.; Singh, M.K.; Bhayal, L.; Meena, K.; Choudhary, S.K.; Kumawat, N.; Singh, R.K.; Singh, U.P.; Singh, S.K.; Sanodiya, P.; et al. Sustainability in Rainfed Maize (*Zea mays* L.) Production Using Choice of Corn Variety and Nitrogen Scheduling. *Sustainability* **2022**, *14*, 3116.
10. Roy, A.; Moradkhani, H.; Mekonnen, M.; Moftakhari, H.; Magliocca, N. Towards strategic interventions for global food security in 2024. *Sci. Total Environ.* **2024**, *954*, 176811.
11. SIAP. *Avance de Siembras y Cosechas Resumen por Estado*; Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera: Ciudad de México, México, 2025. Available online: http://infosiap.siap.gob.mx:8080/agricola_siap_gobmx/ResumenProducto.do (accessed on 10 January 2025).
12. Jaramillo, A.J.G.; Peña, O.B.V.; Hernández, S.J.H.; Díaz, R.R.; Espinosa, C.A. Caracterización de productores de maíz de temporal en Tierra Blanca, Veracruz. *Rev. Mex. Cienc. Agric.* **2018**, *5*, 911–923.
13. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Soria-Ruiz, J.; Sánchez-Cohen, I.; Monterroso-Rivas, A.I. Quevedo-Nolasco, A. Climate change projections in temperature and precipitation using cmip6 in Central Mexico. *Theor. Appl. Clim.* **2025**, *156*, 97.
14. Ramírez-Jaspeado, R.; García-Salazar, J.A.; García-Mata, R.; Garza-Bueno, L.E.; Escalona-Maurice, M.J.; Portillo-Vásquez, M. Determination of the Most Competitive Corn Regions in the State of Mexico in Function of Potential Production. *Interciencia.* **2020**, *45*, 150–157.
15. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Monterroso-Rivas, A.I.; Flores-Magdaleno, H. Tendencia y variabilidad climática: Efecto en la producción de maíz en el Distrito de Desarrollo Rural Atlacomulco. *Ecosis. Recur. Agropec.* **2023**, *10*, e3868.
16. Hatfield, J.L.; Dold, C. Agroclimatology and wheat production: Coping with climate change. *Front. Plant Sci.* **2018**, *9*, 263551.
17. Adeboye, O.B.; Schultz, B.; Adeboye, A.P.; Chukalla, A.; Shittu, K.A. Assessment of the AquaCrop model to simulate the impact of soil fertility management on evapotranspiration, yield, and water productivity of maize (*Zea May* L.) in the sub-humid agro-ecology of Nigeria. *Discov. Agric.* **2024**, *2*, 419–443.
18. Eshete, D.G.; Sinshaw, B.G.; Gizaw, H.D.; Zerihun, B.A. Simulating maize water productivity at deficit irrigated field in north west Ethiopia. *Sustain. Water Resour. Manag.* **2022**, *8*, 186.

19. Farias, D.B.D.S.; Rodrigues, L.N.; Souza, S.A. AquaCrop model assessment for simulating soybean response under water stress. *Cienc. Rural.* **2024**, *54*, e20230168.
20. Sandhu, R.; Irmak, S. Assessment of AquaCrop model in simulating maize canopy cover, soil-water, evapotranspiration, yield, and water productivity for different planting dates and densities under irrigated and rainfed conditions. *Agric. Water Manag.* **2019**, *224*, 105753.
21. Bannayan, M.; Hoogenboom, G. Using pattern recognition for estimating cultivar coefficients of a crop simulation model. *Field Crops Res.* **2009**, *111*, 290–302.
22. Jones, C.A.; Ritchie, J.T. *CERES-Maize: A Simulation Model of Maize Growth and Development*; Texas A&M University Press: College Station, TX, USA, 1986; pp. 49–111.
23. Stoeckle, M.; Janzen, D.; Hallwachs, W.; Hanken, J. Draft conference report. Taxonomy, DNA and the barcode of life. Meeting held at the Banbury center. Cold Spring Harbor Laboratory, New York. 2003. Available online at: <http://phe.rockefeller.edu/BarcodeConference/docs/B2summary.doc> (accessed on 10 January 2025).
24. Brisson, N.; Gary, C.; Justes, E.; Roche, R.; Mary, B.; Ripoche, D.; Zimmer, D.; Sierra, J.; Bertuzzi, P.; Burger, P.; et al. An overview of the crop model STICS. *Eur. J. Agron.* **2003**, *18*, 309–332.
25. Diepen Van, C.A. Application of simple interpolation methods in agrometeorology. In *Proceedings of Workshop on Dealing on Spatialisation, Toulouse, France, 24–25 September 1996*; Gozzini, B., Hims, M., Eds.; EUR 18473 EN; Office for Official Publications of the EU: Luxembourg, 1989; pp. 3–17.
26. Toumi, J.; Er-Raki, S.; Ezzahar, J.; Khabba, S.; Jarlan, L.; Chehbouni, A. Performance assessment of AquaCrop model for estimating evapotranspiration, soil water content and grain yield of winter wheat in Tensift Al Haouz (Morocco): Application to irrigation management. *Agric. Water Manag.* **2016**, *163*, 219–235.
27. Raes, D.; Steduto, P.; Hsiao, C.T.; Elias, F. AquaCrop—The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: II. Main Algorithms and Software Description. *Agron. J.* **2009**, *101*, 438–447.
28. Steduto, P.; Hsiao, T.C.; Raes, D.; Fereres, E. AquaCrop—The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying. *Agron. J.* **2009**, *101*, 426–437.
29. Mibulo, T.; Kiggundu, N. Evaluation of FAO AquaCrop model for simulating rainfed maize growth and yields in Uganda. *Agronomy* **2018**, *8*, 238.
30. Barati, M.K.; Soundharajan, B.S.; Nikoo, M.R. Simulation of climate-adaptation responses to rainfall variability on rainfed yield anomalies. *Environ. Sustain. Indic.* **2024**, *22*, 100411.
31. Martini, L.C.P. Análise de sensibilidade de parâmetros do AquaCrop para milho de sequeiro no Sul do Brasil. *Pesqui. Agropecu. Bras.* **2018**, *53*, 934–942.
32. Gómez, J.; Flores, R.; Monterroso, A. Current aptitude under climate change scenarios for three crops in Mexico. *Rev. Mex. Cienc. Agric.* **2020**, *11*, 777–788.
33. Flores-Gallardo, H.; Ojeda-Bustamante, W.; Flores-Magdaleno, H.; Sifuentes-Ibarra, E.; Mejía-Saénz, E. Simulación del rendimiento de maíz (*Zea mays* L.) en el Norte de Sinaloa usando el modelo AquaCrop. *Agrociencia*. **2013**, *47*, 347–359.
34. Gárfias-Soliz, J.; Bibiano-Cruz, L.; Llanos-Acebo, H.; Vitoria-Gasteiz, G.; Vasco, P. Uso racional y sostenible de los recursos hídricos del acuífero del valle de Toluca. *Cienc. Ergo Sum.* **2007**, *15*, 61–72.
35. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Sánchez-Cohen, I.; Monterroso-Rivas, I.A.; Soria-Ruiz, J. Indices to Identify Historical and Future Periods of Drought for the Maize Crop (*Zea mays* L.) in Mexico. *Agronomy*. **2025**, *15*, 460.
36. Vázquez-Carrillo, M.G.; Martínez-Gutiérrez, A.; Zamudio-González, B.; Espinosa-Calderón, A.; Tadeo-Robledo, M.; Turrent Fernández, A. Estabilidad de rendimiento y características fisicoquímicas de grano de híbridos de maíz en Valles Altos de México. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2020**, *11*, 1803–1814.
37. Jasso-Miranda, M.; Soria-Ruiz, J.; Antonio-Némiga, X. Pérdida de superficies cultivadas de maíz de temporal por efecto de heladas en el Valle de Toluca. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2022**, *13*, 207–222.
38. Martínez-Gutiérrez, A.; Zamudio-González, B.; Tadeo-Robledo, M.; Espinosa-Calderón, A.; Cardoso-Galvão, J.C.; Vázquez-Carrillo, M.G. Rendimiento de híbridos de maíz en respuesta a la fertilización foliar con bioestimulantes. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* **2022**, *13*, 289–301.

39. Pérez-Rodríguez, G.; Ortiz-Solorio, C.A.; Gutiérrez-Castorena, M.D.C.; Ordaz-Chaparro, V.M.; Licona-Vargas, A.L. Ethnopedological Study of the Ejido San Juan and San Agustín in Jocotitlán, State of Mexico. *Terra Latinoam.* **2024**, *42*, e2062.
40. CONAGUA. *Normales Climatológicas por Estado*; Servicio Meteorológico Nacional: Mexico City, Mexico, 2024. Available online: <https://smn.conagua.gob.mx/es/climatologia/informacion-climatologica/normales-climatologicas-por-estado> (accessed on 1 December 2024).
41. Rodríguez-Moreno, V.M. *ESSENGER*. Sistema de base de datos meteorológicos. X Congreso Nacional sobre conservación y utilización de los recursos zoogenéticos. XXII simposio Iberoamericano y X Congreso Nacional CONBIAND. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Puebla de Zaragoza, México. RPDA INIFAP-03-2021-120109052200-01, 2021. Available online at: <https://clima.inifap.gob.mx/Inmysr/DatosIndirectos/NEssenger> (accessed on 04 December 2024).
42. Semenov, M.A.; Senapati, N.; Coleman, K.; Collins, A.L. A dataset of CMIP6-based climate scenarios for climate change impact assessment in Great Britain. *Data Brief.* **2024**, *55*, 110709.
43. Abdulsahib, S.M.; Zubaidi, S.L.; Almamalachy, Y.; Dulaimi, A. Temperature and precipitation change assessment in the North of Iraq using LARS-WG and CMIP6 models. *Water* **2024**, *16*, 2869.
44. Allen, R.G. REF-ET: Reference Evapotranspiration Calculation Software for FAO and ASCE Standardized Equations. University of Idaho, versión 4.1, USA, 2016. Available online at: <http://www.kimberly.uidaho.edu/refet/> (accessed on 11 November 2024).
45. Hargreaves, G.H.; Samani, Z.A. Reference crop evapotranspiration from temperature. *Appl. Eng. Agric.* **1985**, *1*, 96–99.
46. Raes, D. *AquaCrop Training Handbook I. Understanding AquaCrop*; Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy, 2023. Available online at: <https://www.fao.org/aquacrop/resources/traininghandbooks/en/> (accessed on 05 January 2025).
47. USDA. *Irrigation Water Requirements*; Technical Release no. 21; USDA Soil Conservation Service: Washington, DC, USA, 1970.
48. Steduto, P.; Hsiao, T.C.; Fereres, E.; Raes, D. *Crop Yield Response to Water*; FAO Irrigation and Drainage Paper 66; FAO: Rome, Italy, 2012; pp. 505. Available online at: <https://www.fao.org/3/i2800e/i2800e00.htm> (accessed on 02 January 2025).
49. Adeboye, O.B.; Schultz, B.; Adeboye, A.P.; Adekalu, K.O.; Osunbitan, J.A. Application of the AquaCrop model in decision support for optimization of nitrogen fertilizer and water productivity of soybeans. *Inf Process Agric.* **2021**, *8*, 419–436.
50. Takács, S.; Csengeri, E.; Pék, Z.; Bíró, T.; Szuvandsiev, P.; Palotás, G.; Helyes, L. Performance evaluation of AquaCrop model in processing tomato biomass, fruit yield and water stress indicator modelling. *Water* **2021**, *13*, 3587.
51. Moksony, F.; Heged, R. Small is beautiful. The use and interpretation of R² in social research. *Szociol. Szle.* **1990**, *1*, 130–138.
52. Jacovides, C.P.; Kontoyiannis, H. Statistical procedures for the evaluation of evapotranspiration computing models. *Agric. Water Manag.* **1995**, *27*, 365–371.
53. Nash, J.E.; Sutcliffe, J.V. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *J Hydrol.* **1970**, *10*, 282–290.
54. Willmott, C.J. On the evaluation of model performance in physical geography. In *Spatial Statistics and Models*; Springer, Dordrecht: Germany, 1984; Volume 40, pp. 443–460.
55. Estrada-Porrúa, F.; Zavala-Hidalgo, J.; Martínez-Arroyo, A.; Raga, G.; and Gay-García, C. *Estado y Perspectivas Del Cambio Climático en México: Un Punto de Partida Perspectivas Cambio Climático En México: Un Punto de Partida*, Programa de Investigación en Cambio Climático—UNAM: Ciudad de México, México, 2023.
56. Manzanilla-Quinonez, U.; Aguirre-Calderón, O.A.; Jiménez-Pérez, J.; Treviño-Garza, E.J.; Yereña-Yamalle, J.I. Escenarios De cambio climático (CMIP-5) para tres áreas naturales protegidas en El Eje Neovolcánico Transversal. *Rev. Mex. Cienc. For.* **2018**, *9*, 50.
57. da Conceição, C.G.; Robaina, A.D.; Peiter, M.X.; Ben, L.H.B.; Ferreira, L.D.; Parizi, A.R.C. Performance of the AquaCrop model for corn hybrids under different irrigation strategies. Desempenho do modelo AquaCrop para híbridos de milho sob diferentes estratégias de irrigação. *Rev. Bras. Eng. Agric. Ambient.* **2022**, *26*, 441–450.
58. Yersaw, B.T.; Ebstu, E.T.; Areru, D.A.; Asres, L.A. Performance Evaluation of AquaCrop Model of Tomato under Stage Wise Deficit Drip Irrigation at Southern Ethiopia. *Adv. Agric.* **2024**, *1*, 7201523.
59. Moriasi, D.; Arnold, J.; Van Liew, M.; Bingner, R.; Harmel, R.; Veith, T. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Trans. ASABE* **2007**, *50*, 885–900.
60. Mebane, V.J.; Day, R.L.; Hamlett, J.M.; Watson, J.E.; Roth, G.W. Validating the FAO AquaCrop model for rainfed maize in Pennsylvania. *Agron. J.* **2013**, *105*, 419–427.

61. Thamer, T.; Nassif, N.; Almaeini, A.; Al-Ansari, N.; Hassan, D. Modeling of Different Irrigation Methods for Maize Using AquaCrop Model: Case Study. *Engineering* **2021**, *13*, 472–492.
62. Zhu, X.; Xu, K.; Liu, Y.; Guo, R.; Chen, L. Assessing the vulnerability and risk of maize to drought in China based on the AquaCrop model. *Agric. Syst.* **2021**, *189*, 103040.
63. Kogo, B.K.; Kumar, L.; Koech, R.; Langat, P. Modelling Impacts of Climate Change on Maize (*Zea mays*, L.) Growth and Productivity: A Review of Models, Outputs and Limitations. *J. Geosci. Environ. Prot.* **2019**, *07*, 76–95.
64. Kothari, K.; Ale, S.; Marek, G.W.; Munster, C.L.; Singh, V.P.; Chen, Y.; Marek, T.H.; Xue, Q. Simulating the climate change impacts and evaluating potential adaptation strategies for irrigated corn production in Northern High Plains of Texas. *Clim. Risk Manag.* **2022**, *37*, 100446.
65. Araya, A.; Kisekka, I.; Lin, X.; Vara, P.V.; Gowda, P.H.; Rice, C.; Andales, A. Evaluating the impact of future climate change on irrigated maize production in Kansas. *Clim. Risk Manag.* **2017**, *17*, 139–154.
66. Lin, Y.; Feng, Z.; Wu, W.; Yang, Y.; Zhou, Y.; Xu, C. Potential Impacts of Climate Change and Adaptation on Maize in Northeast China. *Agron. J.* **2017**, *109*, 1476–1490.
67. Umesh, B.; Reddy, K.S.; Polisgowdar, B.S.; Maruthi, V.; Satishkumar, U.; Ayyanagoudar, M.S.; Rao, S.; Veeresh, H. Assessment of climate change impact on maize (*Zea mays* L.) through AquaCrop model in semi-arid alfisol of southern Telangana. *Agric. Water Manag.* **2022**, *274*, 107950.
68. Abera, K.; Crespo, O.; Seid, J.; Mequanent, F. Simulating the impact of climate change on maize production in Ethiopia, East Africa. *Environ. Syst. Res.* **2018**, *7*, 4.
69. Johnston, R.Z.; Sandefur, H.N.; Bandekar, P.; Matlock, M.D.; Haggard, B.E.; Thoma, G. Predicting changes in yield and water use in the production of corn in the United States under climate change scenarios. *Ecol. Eng.* **2015**, *82*, 555–565.
70. Cruz-González, A.; Arteaga-Ramírez, R.; Monterroso-Rivas, A.I.; Sánchez-Cohen, I.; Soria-Ruiz, J.; Quevedo-Nolasco, A. Climate change impacts on the accumulation of growing degree days for corn in central Mexico. *J. Agrometeorol.* **2025**, *27*, 38–42.
71. Walne, C.H.; Kambham, R.R. Temperature Effects on the Shoot and Root Growth, Development, and Biomass Accumulation of Maize (*Zea mays* L.). *Agriculture* **2022**, *12*, 443.
72. Sánchez, B.; Rasmussen, A.; Porter, J.R. Temperatures and the growth and development of maize and rice: A review. *Glob. Chang. Biol.* **2014**, *20*, 408–417.
73. Hernández, L.A.; Carballo, C.A. Caracterización de genotipos de maíz de valles altos por sus requerimientos de unidades calor. *Rev. Chapingo* **1984**, *44*, 42–48.
74. Sheoran, S.; Kaur, Y.; Kumar, S.; Shukla, S.; Rakshit, S.; Kumar, R. Recent Advances for Drought Stress Tolerance in Maize (*Zea mays* L.): Present Status and Future Prospects. *Front. Plant Sci.* **2022**, *13*, 872566.
75. FAO. Agricultura Mundial: Hacia los Años 2015–2030. 2002. Available online: <http://www.fao.org/docrep/004/y3557s/y3557s00.htm#TopOfPage>. (accessed on 15 January 2025).

Disclaimer/Publisher’s Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.

CAPÍTULO 9. CONCLUSIONES GENERALES

La influencia de la alteración del clima y de la variación climática en la producción de maíz es una realidad mundial contra la que no se puede luchar, sus efectos tienen numerosos impactos en diversos ámbitos. Se ha identificado que el sector agrícola, es extremadamente vulnerable y tiene poca capacidad de adaptación, lo que supone un riesgo importante para la seguridad alimentaria del país y la economía que esta sustenta. Entender el riesgo vinculado al cambio climático y su conexión con el cultivo de maíz, que es muy vulnerable a las variaciones de temperatura y lluvia, lleva a una producción deficiente (debido a heladas, sequías, inundaciones y otras catástrofes); esto posibilita abordar los peligros hidrometeorológicos desde un enfoque de gestión integral y la toma de decisiones en el ámbito agrícola.

Las variaciones en la precipitación y las temperaturas máximas y mínimas en el DDRA, muestran un aumento generalizado en toda la zona; sin embargo, al examinar cada estación por separado, se observa un comportamiento diverso. Se determinó que la variabilidad y los cambios climáticos han ocasionado aumentos en las temperaturas y precipitaciones en esta zona. En este contexto, se crean condiciones favorables durante toda la temporada para el crecimiento y desarrollo del maíz, ya que se ha establecido un clima más propicio para mejorar el rendimiento.

Mediante los Escenarios de Cambio Climático utilizados en este estudio, fue posible identificar un aumento en la temperatura máxima y mínima, así como una disminución en la precipitación anual del DDRA, se observa que estos cambios presentan un mayor impacto hacia el horizonte lejano (2061-2080) mediante el SSP5-8.5, posiblemente debido a las emisiones de gases de efecto invernadero no mitigadas. Esta condición podría dar origen a una transición de un clima templado sub-húmedo hacia un clima templado semi-seco. Los conjuntos de datos de las variables climáticas establecidas en

este estudio, se pueden utilizar en modelos hidrológicos, agrícolas y ambientales, así como en el análisis de la sostenibilidad y gestión de los ecosistemas en investigaciones futuras a nivel local o regional.

Las proyecciones climáticas del MCG ACCESS-ESM1-5 proyectan que, en el futuro habrá menos precipitaciones que en el período histórico, lo que aumentará la cantidad y la frecuencia de los periodos de sequía agrícola. Gracias al estudio de las sequías mensuales, se ha logrado identificar este fenómeno en relación con las diferentes fases de desarrollo del maíz, lo que ha permitido identificar la susceptibilidad de cada una de las fases del cultivo y evaluar el impacto y los daños durante la temporada agrícola del maíz.

La estimación futura del parámetro ET_0 en el DDRA, sugiere un aumento significativo, lo que resulta en incrementos relacionados con otras variables, como la evapotranspiración del cultivo (ET_c) y el Requerimiento Hídrico (RH). En el caso del maíz en el DDRA, la precipitación efectiva (PE) no logra cubrir completamente la evapotranspiración del cultivo, las fases críticas de floración, jiloteo y llenado de grano coinciden con el período de mayor escasez de agua, lo que puede afectar negativamente al rendimiento de la cosecha hacia un horizonte futuro.

A partir del estudio de los Grados Días de Desarrollo en el cultivo de maíz, los escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5 proyectan un aumento de dicha variable, lo que a su vez acelera la frecuencia de los cambios fenológicos en el maíz. El aumento inminente de las temperaturas en el DDRA favorecerá condiciones climáticas más adecuadas para el crecimiento y desarrollo de la planta de maíz. En los valles altos, como en el caso del DDRA, las temperaturas frías y templadas que se presentan durante el ciclo fenológico del cultivo de maíz, contribuyen a prolongar la fenología de la planta, lo que aumenta los

riesgos de heladas y sequías agrícolas, además de incrementar la vulnerabilidad a plagas y enfermedades.

Los resultados de la simulación del cultivo de maíz en el DDRA a través de AquaCop, indican que los beneficios del maíz en condiciones de temporal, aumentarán debido al cambio climático en el futuro, variando de 3.5 a 4.2 t/ha y alcanzando las 4.4 t/ha en los escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5. Este aumento se atribuye, en gran medida a factores ambientales, como el aumento de la temperatura media, lo que genera un entorno más favorable para la siembra y el crecimiento del cultivo en comparación con el clima histórico, de igual forma se ha detectado que la lluvia efectiva disminuirá en el futuro, pero aun así se podrán cumplir las demandas hídricas del maíz.