



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

DEPARTAMENTO DE IRRIGACIÓN E INGENIERÍA MECÁNICA AGRÍCOLA
POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

USO DEL AGUA EN AGRICULTURA URBANA Y PERIURBANA DE LA CIUDAD DE MÉXICO

TESIS

Que como requisito parcial
para obtener el grado de:

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

Presenta:

HUGO ANTONIO FERNÁNDEZ

Bajo la supervisión de: **RAQUEL SALAZAR MORENO, DR.**

Chapingo, Estado de México, diciembre de 2019



**USO DEL AGUA EN AGRICULTURA URBANA Y PERIURBANA DE LA
CIUDAD DE MÉXICO**

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

MAESTRO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA.

DIRECTOR:



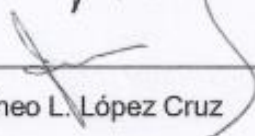
Dra. Raquel Salazar Moreno

ASESOR:



Dr. Efrén Fitz Rodríguez

ASESOR:



Dr. Irineo L. López Cruz

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por apoyo económico concedido durante la realización de los estudios de maestría y al financiamiento del proyecto 267655: Horticultura Urbana en Ambientes Controlados en el proyecto de cooperación bilateral entre México y la BMBF en Alemania, en el cual este trabajo tuvo nacimiento.

A la Universidad Autónoma Chapingo por abrirme las puertas para poder escalar un peldaño más de la vida académica.

Al posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua por darme las herramientas necesarias para seguir adelante con la vida académica.

A la Dra. Raquel Salazar Moreno por el apoyo brindado en la parte académica del desarrollo de la tesis y en la parte personal, y también por ayudarme a conocer las bases del Aprendizaje Profundo.

Al Dr. Efrén Fitz Rodríguez por el apoyo académico en la revisión de este proyecto.

Al Dr. Irineo L. López Cruz por mostrarme el mundo de la Inteligencia Artificial.

A los encargados de los huertos urbanos de la Ciudad de México por su total disposición y cooperación en la realización del trabajo de campo.

DEDICATORIA

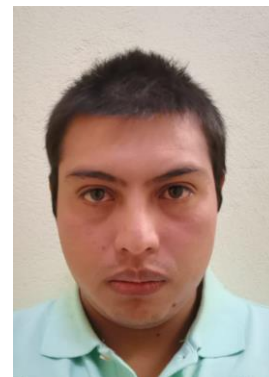
A mi familia por su apoyo incondicional.

A Carolina Esther Pérez Figueroa por ayudarme a recorrer el camino y hacerlo más ameno.

A mis amigos que siempre preguntaron cuándo terminaría.

A los profesores que me enseñaron que el conocimiento es mera práctica.

DATOS BIBLIOGRÁFICOS



Datos personales

Nombre	Hugo Antonio Fernández
Fecha de nacimiento	01 de enero de 1991
Lugar de nacimiento	Tacubaya, Ciudad de México
No. Cartilla militar	D-0620007
CURP	AOFH910101HDFNRG09
Profesión	Ingeniero en Irrigación
Cédula profesional	11061857

Desarrollo académico

Preparatoria	Colegio Nacional de Educación Profesional Técnica, Plantel El Oro
Licenciatura	Universidad Autónoma Chapingo

CONTENIDO

CONTENIDO	i
ÍNDICE DE CUADROS	v
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
RESUMEN GENERAL	xi
GENERAL ABSTRACT	xii
1. INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1.1 Literatura citada	4
2. REVISIÓN DE LITERATURA	5
2.1 Literatura citada	8
3. EVALUACIÓN Y COMPARACIÓN DE MÉTODOS PARA LA ESTIMACIÓN DE DATOS FALTANTES EN SERIES DE PRECIPITACIÓN DE LA CIUDAD DE MÉXICO	10
3.1 Resumen	10
3.2 Abstract	11
3.3 Introducción	12
3.4 Materiales y Métodos	13
3.4.1 Sitio de Estudio	13
3.4.2 Datos	14
3.4.3 Selección de las estaciones vecinas	15
3.4.4 Métodos utilizados para la estimación de datos faltantes	15
3.4.5 Evaluación y análisis estadístico	21
3.5 Resultados y Discusión	22
3.5.1 Estaciones de la Ciudad de México	22
3.5.2 Clima 1	29
3.5.3 Clima 2	32
3.5.4 Clima 3	35
3.5.5 Clima 4	38
3.5.6 Clima 5	41

3.5.7	Comparación entre diferentes estudios.....	44
3.6	Conclusiones	46
3.7	Literatura citada	47
4.	ESTIMACIÓN DE LA PRODUCTIVIDAD DEL AGUA EN AGRICULTURA URBANA Y PERIURBANA DE LA CIUDAD DE MÉXICO	52
4.1	Resumen	52
4.2	Abstract.....	53
4.3	Introducción	54
4.4	Materiales y Métodos.....	56
4.4.1	Huertos de trabajo.....	56
4.4.2	Medición del agua utilizada.....	56
4.4.3	Balance de agua en cada huerto	57
4.4.4	Rendimiento y productividad del agua	57
4.5	Resultados y Discusión.....	58
4.5.1	Análisis a nivel de huerto	58
4.5.2	Comparación entre huertos.....	77
4.5.3	Mejoras en la productividad	79
4.6	Conclusiones	83
4.7	Literatura citada	84
5.	ANEXOS	87
5.1	Anexo A. Configuración de los mejores métodos	87
5.1.1	Construcción de los datos de entrada.....	87
5.1.2	Configuración de parámetros del algoritmo ANN	88
5.1.3	Configuración de parámetros del algoritmo SOM.....	89
5.1.4	Configuración de parámetros del algoritmo REG	91
5.1.5	Configuración de parámetros del algoritmo EOF	91
5.2	Anexo B. Funciones utilizadas para la evaluación de datos faltantes..	92
5.2.1	Función principal	92
5.2.2	Función evalreg.....	97

5.2.3	Función evalsom	97
5.2.4	Función evalill	98
5.2.5	Función evaleof.....	98
5.2.6	Función evalaa	98
5.2.7	Función aam	98
5.2.8	Función evalbpp.....	99
5.2.9	Función evalccw.....	99
5.2.10	Función ccw	99
5.2.11	Función evalidw.....	100
5.2.12	Función idw	100
5.2.13	Función evalknn	101
5.2.14	Función evalmean.....	101
5.2.15	Función meanimput.....	101
5.2.16	Función evalnlp	101
5.2.17	Función evalnrm.....	102
5.2.18	Función nrm	102
5.2.19	Función evalred1.....	102
5.2.20	Función redneu1	103
5.2.21	Función evalrl.....	103
5.2.22	Función rlpersonal.....	104
5.2.23	Función evalsbe	104
5.2.24	Función sbeimput.....	104
5.2.25	Función meddes.....	105
5.3	Anexo C. Resultados de todos los métodos evaluados	106
5.4	Anexo D. Propuestas de calendarización en algunos huertos de trabajo	
	117	
5.4.1	Calendario de riego del huerto “Asilo Mundet”	117
5.4.2	Calendario de riego del huerto “Azcapotzalco”	119
5.4.3	Calendario de riego del huerto Bosques de Aragón.....	120

5.4.4	Calendario de riego del huerto “Los Niños”	121
-------	--	-----

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 3-1. Características de las estaciones climatológicas de la Ciudad de México.	23
Cuadro 3-2. Resumen del sistema de clasificación de los cuatro mejores métodos para las diferentes configuraciones de clima, tipo de agrupación y porcentaje de datos faltantes.	24
Cuadro 3-3. Resultados del análisis de varianza del índice eficiencia de Nash-Sutcliffe (E), coeficiente de determinación (R^2), error medio absoluto (MAE) y raíz cuadrada del error cuadrado medio (RMSE) y los efectos por tipo de clima (TC), tipo de agrupación (TA), método de estimación (M) y el porcentaje de datos faltantes.	25
Cuadro 3-4. Resultados obtenidos en el clima 1 por los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.	30
Cuadro 3-5. Resultados obtenidos del clima 2 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.	33
Cuadro 3-6. Resultados obtenidos del clima 3 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.	36
Cuadro 3-7. Resultados obtenidos del clima 4 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.	39
Cuadro 3-8. Resultados obtenidos del clima 5 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.	42
Cuadro 4-1. Características de los huertos evaluados de la Ciudad de México.	58
Cuadro 4-2. Comparación del agua requerida para un ciclo de cultivo de lechuga y el agua aplicada en cada huerto.	79
Cuadro 4-3. Comparación del agua requerida para un ciclo de cultivo de tomate y el agua aplicada en cada huerto.	80
Cuadro 4-4 Resultados del análisis de la captación de agua de lluvia en cada huerto y posible área para un cultivo de lechuga.	81
Cuadro 4-5 Resultados del análisis de la captación de agua de lluvia en cada huerto y posible área para un cultivo de tomate.	82
Cuadro 5-1. Resultados de RMSE, MAE, R^2 y E del clima 1.	107
Cuadro 5-2. Resultados de RMSE, MAE, R^2 y E del clima 2.	109
Cuadro 5-3. Resultados de RMSE, MAE, R^2 y E del clima 3.	111
Cuadro 5-4. Resultados de RMSE, MAE, R^2 y E del clima 4.	113
Cuadro 5-5. Resultados de RMSE, MAE, R^2 y E del clima 5.	115

Cuadro 5-6. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto Asilo Mundet.....	117
Cuadro 5-7. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto Asilo Mundet.....	118
Cuadro 5-8. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Azcapotzalco”.....	119
Cuadro 5-9. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Azcapotzalco”.....	119
Cuadro 5-10. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Bosques de Aragón”.....	120
Cuadro 5-11. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Bosques de Aragón”.....	121
Cuadro 5-12. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Los Niños”.....	121
Cuadro 5-13. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Los Niños”.....	122

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3-1. Ubicación geográfica de las estaciones climatológicas utilizadas en la evaluación de los métodos de estimación de datos faltantes y los climas que caracterizan a la Ciudad de México.	14
Figura 3-2. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes tipos de climas: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c, d, e) indican climas que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	26
Figura 3-3. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes tipos de agrupación de para la selección de estaciones vecinas: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b) representan los tipos de agrupación que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	27
Figura 3-4. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes porcentajes de datos faltantes para: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	28
Figura 3-5. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes métodos de estimación de datos faltantes para: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c, d) representan los métodos que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	29
Figura 3-6. Resultados del clima 1 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	31
Figura 3-7. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG y EOF del clima 1.....	32
Figura 3-8. Resultados del grupo 2 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes	

porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	34
Figura 3-9. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG, EOF y CCW del clima 2.	35
Figura 3-10..Resultados del grupo 3 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	37
Figura 3-11. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes del clima 3 mediante el método REG e IDW.	38
Figura 3-12. Resultados del grupo 4 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	40
Figura 3-13. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes para el clima 4 mediante el método REG, SOM e IDW.	41
Figura 3-14. Resultados del grupo 4 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.	43
Figura 3-15. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG e IDW.	44
Figura 4-1. Ubicación geográfica de los huertos de trabajo evaluados.	56
Figura 4-2. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Asilo Mundet.	59
Figura 4-3. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Asilo Mundet.	59
Figura 4-4. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Azcapotzalco.	60
Figura 4-5. Comportamiento del agua colectada en un área de 15 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Azcapotzalco.	60

Figura 4-6. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Bosques de Aragón.	61
Figura 4-7. Comportamiento del agua colectada en un área de 75 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Bosques de Aragón.	62
Figura 4-8. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Iztacalco.	63
Figura 4-9. Comportamiento del agua colectada en un área de 100 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Iztacalco.	63
Figura 4-10. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Los Niños.	64
Figura 4-11. Comportamiento del agua colectada en un área de 43 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Los Niños.	65
Figura 4-12. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Magdalena Contreras.	66
Figura 4-13. Comportamiento del agua colectada en un área de 30 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Magdalena Contreras.	66
Figura 4-14. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Matlaloc.	67
Figura 4-15. Comportamiento del agua colectada en un área de 50 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Matlaloc.	68
Figura 4-16. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto San Miguel.	69
Figura 4-17. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto San Miguel.	69
Figura 4-18. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Tlalpan.	70
Figura 4-19. Comportamiento del agua colectada en un área de 15 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Tlalpan.	71
Figura 4-20. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Venustiano Carranza.	72
Figura 4-21. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Venustiano Carranza.	72
Figura 4-22. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Xochimilco.	73
Figura 4-23. Comportamiento del agua colectada en un área de 50 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Xochimilco.	73

Figura 4-24. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Zimat.	74
Figura 4-25. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Zimat.	75
Figura 4-26. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Tonantzin.	76
Figura 4-27. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m ² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Tonantzin.	77
Figura 4-28. Comparación gráfica del rendimiento agrícola obtenido en los diferentes huertos evaluados de la Ciudad de México.	78
Figura 4-29. Comparación gráfica de la productividad del agua obtenida en los diferentes huertos evaluados de la Ciudad de México.	78
Figura 5-1 Configuración de la matriz de entrada. Fuente: https://pdfs.semanticscholar.org/9b4f/6595ab9b851d851a440fe480f3b3bf7ad092.pdf	87
Figura 5-2. Ejemplo del acomodo de los datos para el clima 1.....	88
Figura 5-3. Configuración esquemática de una red neuronal multicapa.	89
Figura 5-4. Arquitectura de un mapa SOM. Fuente: https://www.ibiblio.org/pub/linux/docs/LuCaS/Presentaciones/200304curso-glisa/redes_neuronales/curso-glisa-redes_neuronales-html/x152.html	90

RESUMEN GENERAL

USO DEL AGUA EN AGRICULTURA URBANA

La agricultura urbana y periurbana se plantea como una solución para disminuir la isla de calor, atenuar los efectos del cambio climático, abastecer de manera parcial la creciente demanda de alimentos en las ciudades. Sin embargo, se incrementa la presión sobre el uso del agua. Algunas soluciones que se plantean para hacer más eficiente el uso del agua en huertos urbanos, es el análisis de la precipitación y de la demanda de agua de los cultivos urbanos, para colectar el agua de lluvia en los techos y así aliviar la carga extra de la demanda de agua. El análisis de la precipitación requiere de datos diarios en un periodo mayor a 30 años. En la Ciudad de México las estaciones climatológicas no cuentan con datos completos. Debido a la falta de registros completos de precipitación, en el primer parte de esta investigación se realizó una evaluación y comparación de 16 métodos para la estimación de datos faltantes en series diarias de precipitación. Los resultados demuestran que es posible estimar datos faltantes en estaciones climatológicas que presenten hasta 80% de los mismos. En la segunda parte se determinó el requerimiento de agua del cultivo de lechuga y tomate para 13 huertos urbanos de la Ciudad de México y se obtuvo la productividad del agua en ambos cultivos. Los resultados demuestran que en la Ciudad de México no existe ningún método para el manejo de riego en los cultivos implementados y esto ocasiona que la productividad del agua sea muy baja.

Palabras clave: Estimación de datos faltantes, precipitación, datos faltantes.

GENERAL ABSTRACT

WATER USE IN URBAN AND PERIURBAN AGRICULTURE

Urban and peri-urban agriculture is proposed as a solution to reduce the heat island, mitigate the effects of climate change, partially supply the growing demand for food in cities. However, the pressure on water use is increased. Some solutions that are proposed to make the use of water in urban gardens more efficient, is the analysis of rainfall and water demand of urban crops, to collect rainwater on roofs and thus alleviate the extra burden of Water demand. Precipitation analysis requires daily data over a period of more than 30 years. In Mexico City, the weather stations do not have complete data. Due to the lack of complete precipitation records, an evaluation and comparison of 16 methods for estimating missing data in daily precipitation series was performed in the first part of this investigation. The results show that it is possible to estimate missing data in weather stations that present up to 80% of them. In the second part, the water requirement of the lettuce and tomato crop for 13 urban gardens in Mexico City was determined and the water productivity in both crops was obtained. The results show that in Mexico City there is no method for managing irrigation in the implemented crops and this causes water productivity to be very low.

Keywords: Missing records imputation, rainfall, missing records.

1. INTRODUCCIÓN GENERAL

En 2019 la población mundial alcanzó los 7.7 billones de habitantes y se espera que en 2030 la población incremente un 10% y un 26% en 2050 (United Nations, 2019). En los últimos años el crecimiento poblacional ha sido mayor en las ciudades. Las cuales al carecer de espacio van incorporando territorio aledaño, surgiendo los espacios periurbanos. Para el año 2008 la población urbana superó por primera vez a la población rural.

Junto con el incremento de población, existe un aumento de la demanda de alimentos, energía, suelo y agua (Piezer et al., 2019), cuya relación es interdependiente y esto ocasiona que el cambio en algún elemento de este sistema afecte a los demás (Zhang et al., 2019). La demanda de alimentos por parte de las ciudades incrementa cada día más el impacto ambiental de la agricultura. Transportar alimentos a las ciudades implica un gasto de energía mayor y más emisiones de carbono. El acceso a insumos para la supervivencia humana es más complicado en las zonas urbanas y periurbanas que en las zonas rurales.

La reestructuración territorial derivada de la globalización y el cambio de paradigma socio-productivo ha modificado las dinámicas espaciales en cualquier ámbito, sea en el medio rural, en los núcleos urbanos o en la intersección entre ambos.

Hay una fuerte competencia en el uso del agua y tierras arables usadas por la agricultura dentro de los límites de la ciudad en todo el mundo, debido a la presión del incremento de la urbanización y el incremento de la población mundial (Corbould y Booth, 2003). Actualmente la agricultura es una de las prioridades de las agendas políticas que demandan sistemas de alimentos diversos y flexibles. La agricultura urbana y periurbana (AUP) es una manera de proveer parte de estos alimentos, y ayuda al desarrollo local disminuyendo el impacto ambiental del transporte y almacenamiento de alimentos y preservando la biodiversidad (Moreno, 2007).

Si bien la AUP es un medio hacia la sostenibilidad de las ciudades plantea varios retos y preguntas entorno a las consecuencias de las prácticas que se realizan. Uno de los objetivos de la agricultura sustentable desde un aspecto ambiental es el manejo de suelo y agua (Annan, 2016). En general, promover la AUP plantea la siguiente pregunta: ¿De dónde vendrá el agua necesaria para satisfacer las necesidades hídricas de los cultivos? (Amos, Rahman, Karim, y Gathenya, 2018).

La AUP necesita estar integrada bajo diferentes marcos conceptuales y asistida por múltiples herramientas que permitan su participación en las políticas públicas y así convertirse en una actividad sustentable en los contextos urbanos (Komisar y Nasr, 2019).

Entre los diferentes factores que contribuyen a que el agua sea un recurso cada día más escaso, está la contaminación ambiental, la explotación desmesurada de recursos y el rápido crecimiento de la población. Por esta razón la agricultura urbana debe mejorar la eficiencia, el manejo y la productividad del agua (FAO, 2015).

Uno de los aspectos técnicos sobre el manejo de agua es la programación del riego, que intenta responder al cuestionamiento sobre cuánto, cuándo y cómo aplicar agua. La programación del riego es la planificación de la cantidad y la frecuencia de aplicación del agua necesaria para que un cultivo cumpla con sus funciones biológicas. La cantidad de agua que un cultivo necesita está en función del tipo de cultivo, densidad de cultivo, manejo cultural y el tipo de clima.

Existen distintos enfoques para determinar los requerimientos de agua de un cultivo. Entre ellos está el balance de agua, que requiere de datos climatológicos, especialmente precipitación y evapotranspiración.

La disponibilidad de series de precipitación en las estaciones climatológicas y meteorológicas de México es escasa y cuando existe tal información contiene datos faltantes.

Existen diferentes métodos para la estimación de datos faltantes entre los principales y más utilizados está el método del inverso de la distancia (IDW).

Aunque este método es muy recomendado por las diferentes agencias meteorológicas se necesita conocer el desempeño de este método en diferentes condiciones.

Una vez que se cuentan con datos climáticos completos se puede realizar un análisis de los requerimientos de agua de los posibles cultivos a implementar. Cuando se obtienen los requerimientos de agua de los cultivos se puede hacer una comparación con el consumo real de los cultivos implementados en las ciudades.

Uno de los indicadores que se utilizan para evaluar el uso del agua en la agricultura es la productividad del agua, denotada como la relación entre los kilogramos obtenidos de producción y el agua utilizada para producirlos.

Los objetivos de esta investigación fueron los siguientes: 1) Comparar diferentes métodos de estimación de datos faltantes para obtener el método que tenga el mejor desempeño para diferentes climas, porcentaje de datos faltantes y tipo de agrupación, 2) Obtener los requerimientos de agua del cultivo de lechuga y tomate en 13 huertos urbanos y periurbanos de la Ciudad de México, 3) Estimar la productividad del agua del cultivo de lechuga y tomate en la Ciudad de México y 4) Analizar la cantidad de agua de lluvia disponible en 13 huertos de la Ciudad de México.

La presente investigación contiene 4 capítulos. En el primer capítulo se presenta una introducción general sobre el uso del agua en la agricultura urbana. En el segundo capítulo se realiza una pequeña revisión de literatura acerca de las implicaciones del uso del agua en la agricultura urbana, así como la manera de determinar el impacto sobre la demanda en la ciudad. En el tercer capítulo se evaluaron y compararon diferentes métodos de estimación de datos faltantes de precipitación para poder realizar análisis posteriores de la estimación del agua de lluvia disponible para uso en la agricultura urbana. Y por último se presenta la estimación de la productividad del agua en el cultivo de tomate y lechuga en 13 huertos de la Ciudad de México.

1.1 Literatura citada

- Amos, C. C., Rahman, A., Karim, F., & Gathenya, J. M. (2018, noviembre 20). A scoping review of roof harvested rainwater usage in urban agriculture: Australia and Kenya in focus. *Journal of Cleaner Production*, Vol. 202, pp. 174–190. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.108>
- Corbould, F. B., & Booth, B. (2003). Cottonwood tree enhancement trial: enhancing trees for cavity-dependent wildlife, year 0 (2002) treatment activities. *Peace/Williston Fish and Wildlife, Compensation Program Report*, (268).
- Fao. (2000). *NEW DIMENSIONS IN WATER SECURITY Food and Agriculture Organization of the United Nations*.
- Komisar, J., & Nasr, J. (2019, junio 1). Urban design for food systems. *Urban Design International*, Vol. 24, pp. 77–79. <https://doi.org/10.1057/s41289-019-00096-4>
- Moreno, O. F. (2007). *Agricultura Urbana: Nuevas Estrategias de Integración Social y Recuperación Ambiental en la Ciudad*.
- Piezer, K., Petit-Boix, A., Sanjuan-Delmás, D., Briese, E., Celik, I., Rieradevall, J., ... Apul, D. (2019). Ecological network analysis of growing tomatoes in an urban rooftop greenhouse. *Science of The Total Environment*, 651, 1495–1504. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.293>
- United Nations, Department of Economic and Social Affairs Population Division. (2019). *World Population Prospects 2019: Ten keys findings*. Recuperado de <https://population.un.org/wpp>
- Zhang, P., Zhang, L., Hao, Y., Liang, S., Liu, G., Xiong, X., ... Tang, W. (2019). Understanding the tele-coupling mechanism of urban food-energy-water nexus: Critical sources, nodes, and supply chains. *Journal of Cleaner Production*, 235, 297–307. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.06.232>

2. REVISIÓN DE LITERATURA

Se estima que para el año 2050 la población mundial alcanzará los 10 billones de personas (United Nations, 2019), y para el año 2025 la población se incrementará hasta 1800 millones de personas, que habitaran regiones con escasez total de agua, y dos terceras partes de la población mundial tendrán estrés hídrico (El aumento de la población ejerce una fuerte presión sobre el uso del agua y la biodiversidad (FAO, 2015).

Para 2030, varias regiones hidrológico-administrativas del país solo tendrán disponible $1000 \text{ m}^3\text{hab}^{-1}\text{año}^{-1}$ (CONAGUA, 2018). Aunque la mayoría de los habitantes urbanos tiene acceso a agua en su hogar, la disponibilidad es limitada y más aún cuando se trata de utilizarla en otras actividades como la agricultura (Steele, Mcdowell, Aitkenhead-Peterson, Steele, y Aitkenhead-Peterson, 2010).

La agricultura es la actividad que más agua consume y su demanda cada vez es mayor haciendo esta actividad insostenible (Smilovic, Gleeson, y Adamowski, 2016). El uso ineficiente del agua en la producción agrícola repercute directamente en el abatimiento de los niveles freáticos de los acuíferos, degrada la biodiversidad y saliniza las tierras agrícolas.

En 2001 la FAO presentó la iniciativa “Alimentos para las ciudades” con el objetivo de manejar los retos que enfrenta la población urbana y el ambiente debido a demanda de alimentos (FAO, 2001).

La AUP se plantea como solución a diversos problemas presentes en las ciudades como: falta de alimentos frescos, reducción de millas de comida, seguridad alimentaria, inclusión social, abatimiento de islas de calor, entre otras cosas.

La AUP es un fenómeno intersectorial que exige una integración activa entre diferentes disciplinas, entre ellas, planificadores, especialistas en salud, expertos en manejo de agua, especialistas en agricultura y medio ambiente. La práctica de la AUP requiere de acciones sustentables ya que se realiza en ciudades con las desventajas de la generación de residuos, uso insostenible del agua,

contaminación, espacios inhabitables y no es considerada en las políticas públicas, específicamente en la planeación territorial (Ávila, 2019), que no distinguen con claridad los problemas que tiene la AUP (Saavedra, 2015).

Todas las formas de agricultura en especial la AUP deben ser actividades multifuncionales que aprovechen de forma eficiente los recursos e insumos locales (agua, suelo, residuos, mano de obra, entre otros) e incorporar tecnologías sostenibles en un ámbito de equidad social y de género (De Zeeuw, Van Veenhuizen y Dubbeling, 2011).

El desarrollo sustentable incluye el cumplimiento y la incorporación de aspectos económicos, ambientales, sociales, culturales, e institucionales (Anglade, Medina, Billen, y Garnier, 2018).

Los diferentes objetivos de una ciudad sustentable engloban aspectos que la AUP puede ayudar reduciendo su impacto. Entre ellos está el control de desechos, conservación de la biodiversidad, recuperación de residuos orgánicos al convertirlos en abonos, mejoramiento de microclimas urbanos, entre otros (Martín, 2015). La implementación de la AUP en las ciudades es un factor clave en la disminución de la huella ecológica de las ciudades.

A nivel mundial la agricultura urbana ha crecido los últimos años, pero no hay estudios que muestren el impacto ambiental en los limitados recursos de las ciudades entre ellos el impacto negativo en el agua (Dawson, Hutchins, Bachiller-Jareno, y Loiselle, 2019). Una de las grandes debilidades de la AUP es que no es considerada en las políticas públicas, específicamente en la planificación territorial (Ávila, 2019).

Las diferentes formas de agricultura (urbana, periurbana, intensiva o tradicional) que se realizan en las urbes y en las cercanías a esta, deben reformular sus estrategias de reproducción para sostener sus actividades productivas (Morín, 2009). Una de las principales modalidades de la AUP es la producción hortícola, derivado de las nuevas tendencias en salud, estilo de vida y modas (Ávila, 2019).

Al mismo tiempo la AU presenta riesgos dentro de las urbes entre ellos contaminación del suelo, agua y aire y competencia por el uso de suelo y agua.

Existe una gran falta de estudios agronómicos y ambientales sobre agricultura urbana en sus diferentes modalidades (huertos urbanos, azoteas verdes, huertos comunitarios) (Boneta et al., 2019; Specht y Sanyé-Mengual, 2017). La mayor parte de las investigación actual sobre AUP es cualitativa y está dirigida a los problemas que resuelve (Boneta, Rufí-Salís, Ercilla-Montserrat, Gabarrell, y Rieradevall, 2019) y existe una falta de información sobre los riesgos agronómicos y ambientales que la AUP ocasiona en las grandes ciudades, donde la creciente presión sobre el acceso a suelo y agua es cada vez mayor.

El éxito de la agricultura urbana depende en gran medida de la integración de los sistemas económicos, sociales y ecológicos. La permanencia de la AUP como una actividad sustentable depende de las nuevas tecnologías que logren el uso eficiente del suelo y del agua (Ayambire, Amponsah, Peprah, y Takyi, 2019). La manera en que los recursos urbanos como suelo, mano de obra, residuos orgánicos y agua, se logran integrar y se balancean entre las aportaciones y riesgos en el contexto de seguridad alimentaria, economía, salud y ecología marcan su permanencia en las ciudades.

2.1 Literatura citada

- Anglade, J., Medina, M. R., Billen, G., & Garnier, J. (2018). Organic market gardening around the Paris agglomeration: agro-environmental performance and capacity to meet urban requirements. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(24), 23373–23382. <https://doi.org/10.1007/s11356-016-6544-1>
- Avila-Sanchez, H. (2019). Agricultura Urbana y Periurbana. Reconfiguraciones territoriales y potencialidades en torno a los sistemas alimentarios urbanos. *Investigaciones Geográficas*, (98). <https://doi.org/10.14350/ig.59785>
- Ayambire, R. A., Amponsah, O., Peprah, C., & Takyi, S. A. (2019). A review of practices for sustaining urban and peri-urban agriculture: Implications for land use planning in rapidly urbanising Ghanaian cities. *Land Use Policy*, 84, 260–277. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.03.004>
- Boneta, A., Rufí-Salís, M., Ercilla-Montserrat, M., Gabarrell, X., & Rieradevall, J. (2019). Agronomic and Environmental Assessment of a Polyculture Rooftop Soilless Urban Home Garden in a Mediterranean City. *Frontiers in Plant Science*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00341>
- Comisión Nacional del Agua. (CONAGUA). (2018). Estadísticas del agua en México: Edición 2018.
- Dawson, M. R., Hutchins, M., Bachiller-Jareno, N., & Loiselle, S. (2019). The spatial and temporal variation of water quality at a community garden site in an urban setting: citizen science in action. *Freshwater Science*, 38(2), 352–364. <https://doi.org/10.1086/701184>
- De Zeeuw, H., Van Veenhuizen, R., & Dubbeling, M. (2011). The role of urban agriculture in building resilient cities in developing countries. *The Journal of Agricultural Science*, 149(S1), 153-163.
- Food and Agriculture Organization. (FAO). (2001). *The State of Food and Agriculture 2001*(No. 33).
- Organización de Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (FAO). (2015). El desarrollo de la horticultura urbana y periurbana en la práctica: el enfoque de la FAO. Recuperado el 15 de octubre de 2019, de <http://www.fao.org/ag/agp/greenercities/pdf/HUPenfoque.pdf>
- Martín, M. A. Z. (2015). Agricultura urbana, condición para el desarrollo sostenible y la mejora del paisaje/Urban agriculture, condition for sustainable development and enhancement of the landscape. In *Anales de Geografía de la Universidad Complutense* (Vol. 35, No. 2, p. 167). Universidad Complutense de Madrid.
- Morín, D. R. (2009). El Uso De Aguas Residuales En La Agricultura En Mexico. *Ambiente y Desarrollo*, 13(24), 9–28.
- Saavedra, F. P. (2015). L'agriculture urbaine dans la Ville de Mexico: analyse

critique des politiques. *Problemes d'Amerique latine*, (4), 67-81.

Smilovic, M., Gleeson, T., & Adamowski, J. (2016). Crop kites: Determining crop-water production functions using crop coefficients and sensitivity indices. *Advances in Water Resources*, 97, 193–204.
<https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2016.09.010>

Specht, K., & Sanyé-Mengual, E. (2017). Risks in urban rooftop agriculture: Assessing stakeholders' perceptions to ensure efficient policymaking. *Environmental Science and Policy*.
<https://doi.org/10.1016/j.envsci.2016.12.001>

Steele, M. K., Mcdowell, W. H., Aitkenhead-Peterson, J. A., Steele, M. K., & Aitkenhead-Peterson, J. A. (2010). *Chemistry of Urban, Suburban, and Rural Surface Waters*. <https://doi.org/10.2134/agronmonogr55.c15>

United Nations, Department of Economic and Social Affairs Population Division. (2019). *World Population Prospects 2019: Ten key findings*. Recuperado de <https://population.un.org/wpp>

Viala, E. (2008). Water for food, water for life a comprehensive assessment of water management in agriculture: David Molden et al., EarthScan London and International Water Management Institute, 2007 Colombo ISBN-13: 978-1844073962. *Irrigation and Drainage Systems*, 22(1), 127–129.
<https://doi.org/10.1007/s10795-008-9044-8>

3. EVALUACIÓN Y COMPARACIÓN DE MÉTODOS PARA LA ESTIMACIÓN DE DATOS FALTANTES EN SERIES DE PRECIPITACIÓN DE LA CIUDAD DE MÉXICO.

3.1 Resumen

Debido a la creciente población, el incremento en la demanda de alimentos, energía y agua son retos que necesitan solucionarse. La agricultura urbana y periurbana se plantea como una solución para satisfacer demanda de alimentos frescos en las ciudades, pero, el principal problema es la disponibilidad de agua de riego para los cultivos. En este sentido, el aprovechamiento de la precipitación es indispensable para la solución del problema. El primer paso para analizar el potencial de precipitación es la adquisición de registros de precipitación de manera continua y por un periodo mayor a 30 años. Sin embargo, las estaciones que registran la precipitación en la Ciudad de México presentan datos faltantes en un rango de 10%-80%. El objetivo de este trabajo fue evaluar y comparar el desempeño de 16 métodos de estimación de datos faltantes para diferentes tipos de clima, tipos de agrupación para la selección de estaciones vecinas y porcentaje de datos faltantes. Para evaluar el desempeño de los métodos se utilizaron las siguientes medidas de ajuste: eficiencia de Nach-Sutcliffe, coeficiente de determinación, error medio absoluto y raíz cuadrada del error cuadrático medio y la comparación se hizo mediante la técnica de comparaciones múltiples de Tukey. De manera general, el porcentaje de datos faltantes entre 10%-40% no influye en el desempeño de los métodos. El método regularización esperanza-maximización tuvo los mejores resultados para estimar datos faltantes en climas semiáridos y templados semihúmedos cuando se presentan 10%-40% de datos faltantes. En climas semihúmedos, se desempeñó mejor el método de interpolación por funciones ortogonales con porcentajes de datos faltantes entre 40%-80%.

Palabras clave: **Climas semiáridos, regularización esperanza-maximización, interpolación de funciones ortogonales.**

Tesis de Maestría en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Hugo Antonio Fernández

Director de Tesis: Raquel Salazar Moreno

3.2 Abstract

Due to the growing population, the increase in demand for food, energy and water are challenges that need to be solved. Urban and peri-urban agriculture is proposed as a solution to meet the demand for fresh food in cities, the main problem is the availability of irrigation water for crops. In this sense, the use of precipitation is essential for the solution of the problem. The first step in analyzing the evaluation potential is the acquisition of precipitation records continuously and for a period of more than 30 years. However, the stations that register the location in Mexico City present missing data in a range of 10% -80%. The objective of this work was to evaluate and compare the performance of 16 methods of analysis of missing data with different percentages of missing data, types of climate and types of grouping for the selection of neighboring stations. The following adjustment measures will be used to evaluate the performance of the methods: Nach-Sutcliffe efficiency, Determination coefficient, Absolute mean error and Square root of the mean square error and the comparison was made using the Tukey multiple comparisons technique. In general, the percentage of missing data between 10% -40% does not influence the performance of the methods. Regularized Expectation-Maximization method obtains the best results to estimate missing data in semi-arid and semi-humid temperate climates when 10% -40% of missing data are presented. In semi-humid climates, the method of interpolation by orthogonal functions is better performed with percentages of missing data between 40% - 80%.

Keywords: **Semi-arides climate, Regularized Expectation-Maximization**

Tesis de Maestría en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Hugo Antonio Fernández

Director de Tesis: Raquel Salazar Moreno

3.3 Introducción

En las ciudades existe una elevada demanda de alimentos, agua y energía, generando una fuerte presión en los modelos de producción actuales (Piezer et al., 2019). Especialmente en las ciudades de los países en vías de desarrollo, la competencia por el uso del agua entre los sectores industrial, comercial, doméstico y agrícola ha detenido el crecimiento de la agricultura urbana (Saleem, Hussain, y Mahmood, 2018).

La agricultura urbana y periurbana (AUP) es una actividad que ha sido practicada desde la antigüedad, aunque actualmente se ha visto rebasada por la creciente urbanización, la AUP ha provisto de alimentos sanos y frescos a los habitantes de las ciudades, en especial en los países subdesarrollados (Amos, Rahman, Karim, y Gathenya, 2018).

El aumento de zonas urbanas y periurbanas ha creado retos importantes en materia de manejo de agua (Dallman, Chaudhry, Muleta, y Lee, 2016). Actualmente muchas investigaciones y políticas públicas están enfocándose en el valor potencial de la lluvia (Dallman et al., 2016). Amos et al., 2018 realizaron una revisión de literatura acerca del uso del agua de lluvia para la producción de alimentos frescos bajo el enfoque de AUP y encontraron que existen pocas investigaciones en donde se analice el uso de agua de lluvia para la producción de alimentos frescos en las ciudades y que dicho análisis también requiere un estudio previo de datos climatológicos, en especial la precipitación.

El análisis de registros climatológicos requiere de series completas a diferentes escalas de tiempo, el problema radica en que existen registros incompletos o datos faltantes (DF) (Aieb, Madani, Scarpa, Bonacorso, y Lefsih, 2019), para completar las series se han utilizado diversos métodos de estimación de datos faltantes (Benahmed y Houichi, 2018). Aieb et al. (2019) proponen un enfoque donde la estimación de datos faltantes se realiza seleccionando el mejor método, para cada día en donde se presente un dato faltante, utilizando métodos como media aritmética, vecino más cercano y regresión lineal simple, demostrando que este enfoque es mejor que si se utilizan los métodos por separado. Jahan et al.

(2018) realizaron una comparación de 7 métodos entre ellos están media aritmética, radio normal, inverso de la distancia y cadenas de Márkov-Monte Carlo con Maximización-Esperanza. Esta comparación la realizaron en diferentes regiones y resaltaron la importancia de evaluar el desempeño de los métodos de estimación de datos faltantes, ya que para cada región estudiada el mejor método no fue el mismo. Por otro lado, Miró, Caselles, y Estrela, (2017) evaluaron 10 métodos de estimación de datos faltantes, haciendo una distinción entre metodos lineales y no lineales. Entre los métodos lineales están vecinos más cercanos, Regularización de la Maximización-Esperanza y análisis de componentes principales y entre los no lineales se encuentran, análisis de componentes no lineales y mapas autoorganizados.

Los resultados encontrados por los autores sugieren que realizar un tratamiento antes y después de la estimación de datos faltantes mejora el desempeño de los métodos, además encontraron que los métodos no lineales son mejores para estimar datos faltantes en precipitación. Actualmente en la Ciudad de México no hay registros completos de precipitación, lo que impide realizar estudios técnicos sobre manejo de agua, necesidades hídricas de cultivos, entre otros. En este sentido, los objetivos de esta investigación fueron: 1) evaluar y comparar el desempeño de diferentes métodos para estimar datos faltantes en series de precipitación de la Ciudad de México (CDMX) en base a índices estadísticos, y 2) evaluar el efecto del tipo de clima donde se encuentre la estación, el tipo de agrupación para la elección de las estaciones vecinas y el porcentaje de datos faltantes.

3.4 Materiales y Métodos

3.4.1 Sitio de Estudio

La ciudad de México está ubicada en la cuenca del Valle de México, la cual cuenta con un área de 1485 km² (INEGI, 2017). La zona está dividida en 2 grupos climáticos principales de acuerdo con la clasificación de Köppen modificada por García (2004). Esta clasificación se basa en la temperatura y precipitación para realizar los grupos climáticos. El grupo climático C (clima templado lluvioso), es caracterizado por ser húmedo con temperatura media del mes más frio entre -3°

y 18° C (García, 2004). El grupo climático B (clima seco), se comporta como un clima árido, semiseco (García, 2004). Al mismo tiempo estos dos grupos climáticos principales se subdividen en 5 climas, los cuales están representados en la Figura 3-1.

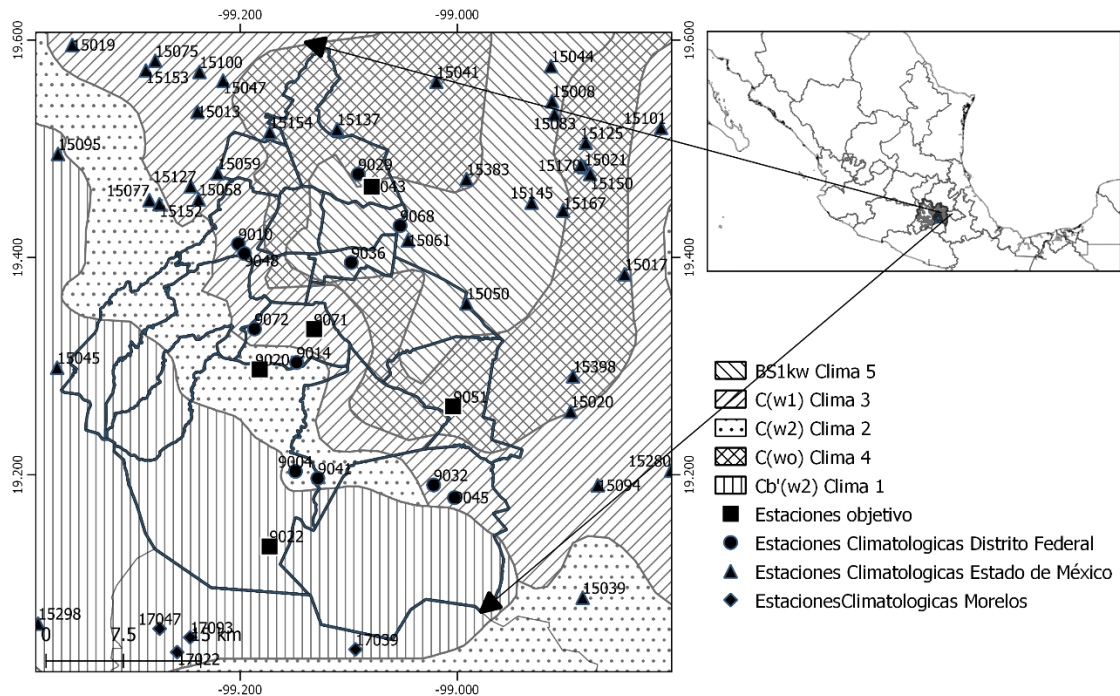


Figura 3-1. Ubicación geográfica de las estaciones climatológicas utilizadas en la evaluación de los métodos de estimación de datos faltantes y los climas que caracterizan a la Ciudad de México.

3.4.2 Datos

Los datos se obtuvieron del Servicio Meteorológico Nacional (SMN) disponibles en la página del CLICOM (<http://clicom-mex.cicese.mx>). El SMN tiene disponible una base de datos con los registros de precipitación, temperatura y evaporación. La resolución temporal de los datos es diaria, para el presente estudio se seleccionaron los registros de precipitación correspondiente al periodo de enero 1981 a diciembre 2015. La Ciudad de México cuenta con 13 estaciones climatológicas y se seleccionó una por cada tipo de clima para la evaluación del desempeño de la estimación de datos faltantes. Las estaciones vecinas para la estimación de datos faltantes se componen por estaciones de la Ciudad de México (13), Estado de México (72) y Morelos (12).

3.4.3 Selección de las estaciones vecinas

La selección de las estaciones se realizó en función de la similitud entre la estación que se requiere completar y las estaciones vecinas que ayudarán a completar los datos faltantes, en este trabajo la similitud se midió con el coeficiente de correlación de Pearson y este debía ser mayor a 0.4. No hay un criterio bien definido para seleccionar una estación vecina, estos varían con respecto al método de estimación seleccionado y a las características del sitio de estudio, dando así, numerosas opciones de elegir una estación vecina.

Diferentes autores han propuesto criterios para elegir las estaciones vecinas, por ejemplo, Barrios et al. (2018), propusieron seleccionar estaciones vecinas entre un radio de 25 y 50 km.

En este estudio, para la selección de las estaciones vecinas se evaluaron tres criterios: 1) Tipo de clima, 2) Radio de influencia no mayor a 25 km y 3) Radio de influencia no mayor a 50 km

3.4.4 Métodos utilizados para la estimación de datos faltantes

Media Simple (ME)

Este método consiste en estimar el dato faltante con la media aritmética de todos los datos disponibles. Varios autores han evaluado este método y sugieren su utilización solo cuando el porcentaje de datos faltantes es menor a 5% (Aieb et al., 2019; Lo Presti, Barca, y Passarella, 2010). El dato faltante se estimó con la siguiente ecuación:

$$P_{oi} = \frac{\sum_{n=1}^t P_i}{t} \quad (3-1)$$

Donde, P_{oi} es el dato faltante estimado para el tiempo observado i y P_i es el dato observado en la misma estación y t es el total de datos disponibles en la estación.

Mejor estimador (SBE)

Este método consiste en completar el dato faltante simplemente seleccionando la misma observación de una estación vecina que presente un coeficiente de correlación de Pearson entre mayor a 0.4, en todo el registro de datos disponibles (Aieb et al., 2019; Rahman, Haider, Ghosh y Pal, 2015). La ecuación para estimar el dato faltante es:

$$P_{oi} = P_{vi} \quad (3-2)$$

Donde, P_{vi} es el dato observado en la estación vecina en el mismo tiempo i .

Media aritmética (AA)

Este método necesita al menos dos estaciones vecinas y realizar el promedio aritmético de las observaciones vecinas para el dato perdido i . Aieb et al. (2019) sugieren que se aplique cuando el total de los datos faltantes sea menor que 10%. La ecuación que se utilizó para estimar el dato faltante es la siguiente:

$$P_{oi} = \frac{\sum_{n=1}^k P_{nvi}}{k} \quad (3-3)$$

Donde, P_{nvi} es el dato observado en la estación vecina n en el mismo tiempo i , k es el número de estaciones vecinas disponibles para el tiempo i .

Radio normal (NR)

Este método ha sido bastante utilizado para la interpolación y estimación de datos faltantes (Jahan et al., 2018). Para estimar el dato faltante se pondera el dato observado de alguna estación vecina con el radio del promedio anual de la precipitación de la estación con datos faltantes, entre el promedio anual de la estación vecina (Yozgatligil, Aslan, Iyigun, y Batmaz, 2013), esto se puede escribir como:

$$P_{oi} = \frac{\sum_{n=1}^k \left(\frac{T_o}{T_n} \right) P_{nvi}}{k} \quad (3-4)$$

Donde, T_o es el promedio anual de precipitación en la estación con datos faltantes y T_n es el promedio anual de precipitación en la estación vecina.

Regresión lineal (LR)

Este método utiliza una estación vecina que tenga un comportamiento similar durante todo el registro de datos disponibles (Jahan et al., 2018), esto es un coeficiente de correlación de Pearson mayor a 0.4. La ecuación para determinar el dato faltante es la siguiente (Dumedah, Walker, y Chik, 2014):

$$P_{oi} = \beta_0 + \beta_i P_{vi} \quad (3-5)$$

Donde β_0 y β_i son parámetros que necesitan ser estimados.

Regresión lineal múltiple (MLR)

El modelo de regresión lineal múltiple utiliza diversas estaciones vecinas para predecir el dato faltante (Jahan et al., 2018). Este método puede considerarse de igual forma como un ponderador ya que cada observación faltante es la suma de las observaciones en las estaciones vecinas ponderadas por un parámetro desconocido. El dato faltante se estimó usando la siguiente ecuación (Barrios, Trincado, y Garreaud, 2018):

$$P_{oi} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n (\beta_i P_{vi}) \quad (3-6)$$

Donde β_0 y β_i son parámetros que necesitan ser estimados.

Inverso de la distancia (IDW)

Para completar el dato faltante de la estación objetivo se hace un promedio ponderado de las estaciones vecinas disponibles (Jahan et al., 2018). La ponderación se realiza como la fracción de la distancia entre la estación con datos faltantes y las estaciones vecinas. El dato faltante se estimó como (Xia, Fabian, Stohl, y Winterhalter, 1999):

$$P_{oi} = \frac{\sum_{i=1}^k (d_{vi}^{-s} P_{vi})}{\sum_{i=1}^k d_{vi}^{-s}} \quad (3-7)$$

Donde, d_{vi} es la distancia entre la estación con datos faltantes y la estación vecina, s es una fracción de la distancia que puede tomar valores entre 1 y 6 (Xia et al, 1999). En este trabajo se utilizó $s = 2$, que de acuerdo con Barrios et al. (2018) y Teegavarapu (2009) es el valor que mejor desempeño ofrece.

Ponderación por coeficiente de correlación (CCW)

El principio de funcionamiento es el mismo que el método del inverso de la distancia, solo que el ponderador es remplazado por el coeficiente de correlación entre la estación con datos faltantes y la estación vecina (Barrios et al, 2018). La ecuación que se utilizó para estimar el dato faltante es (Teegavarapu, 2009):

$$P_{oi} = \frac{\sum_{i=1}^k (r_v P_{vi})}{\sum_{i=1}^k r_v} \quad (3-8)$$

donde, r_v es el coeficiente de correlación de Pearson entre la estación con datos faltantes y la estación vecina, en toda la serie de datos disponibles.

Redes Neurales Artificiales (ANN)

Este método es muy parecido a la regresión lineal múltiple, se pondera cada entrada por un peso diferente dependiendo de su importancia. De forma simplificada el dato faltante puede ser estimado con la siguiente ecuación (Coulibaly y Evora, 2007):

$$P_{oi} = g \left(\beta_n + \sum_{i=1}^l W_{ni} f \left(\beta_1 + \sum_{i=1}^k (W_{1i} P_{vi}) \right) \right) \quad (3-9)$$

Donde W_{ni} y W_{1i} son pesos de ponderación que son calculados iterativamente, β_1 y β_n son los sesgos de cada capa, n es el número de capas de la red menos uno y l es el número de neuronas en la capa oculta. Las funciones f y g son funciones de transferencia para mapear las entradas y salidas de la red. La función f es una función sigmoideal y la función g es lineal (Barrios et al., 2018). En este trabajo se utilizó una red multicapa, tomando como variables de entrada los datos de precipitación de las estaciones vecinas de acuerdo con cada tipo de agrupación, se utilizó una capa oculta y el número de neuronas en la capa oculta fue igual al número de variables de entrada, el algoritmo de entrenamiento fue Levenberg-Marquardt.

Vecino más Cercano k (KNN)

Este método trabaja con un algoritmo muy utilizado en aprendizaje automático llamado kNN (k Nearest Neighbord, por sus siglas en inglés) (Aieb et al, 2019). En general, el algoritmo trabaja bajo el mismo enfoque de ponderación que el método IDW, solo que en lugar de tener un solo objetivo para la estimación del dato faltante. este se extiende a todos los registros que necesitan completarse.

El método kNN puede tomar distintos parámetros de funcionamiento, el número de vecinos a escoger para el dato faltante (k) y el método de ponderación (Miró et al., 2017). En este estudio se utilizaron 10 vecinos y el método de ponderación fue la distancia euclídea. Otros autores sugieren realizar un proceso de validación iterativamente hasta encontrar el valor óptimo de k (Feng, Nowak, O'Neill, y

Welsh, 2014; Stekhoven y Bühlmann, 2012) y escoger la distancia euclídea como elemento ponderador.

Mínimos cuadrados localmente iterados (ILL)

Este método, es una extensión del método de regresión lineal aplicado a la estimación de datos faltantes en todos los registros que se necesiten completar para el mismo paso de tiempo (Von Storch y Zwiers, 1999). Este método itera una regresión lineal entre la estación con el dato faltante y diferentes datos validos de estaciones vecinas. En cada iteración realiza una combinación lineal de los diferentes resultados de las regresiones lineales obtenidas hasta encontrar la combinación óptima. Este algoritmo encuentra automáticamente el número óptimo de estaciones vecinas (Cai, Heydari y Lin, 2006).

Regularización de la Maximización-Esperanza (REG)

Este método es una adaptación del algoritmo Maximización-Esperanza que se utiliza para estimar parámetros estadísticos por el método de máxima verosimilitud cuando los datos presentan registros incompletos (Shenieder, 2001). Este método trabaja en dos pasos, el primero realiza la estimación de la esperanza más probable y el segundo la maximización u optimización de los parámetros del modelo (Miró et al., 2017). La configuración de este modelo que se tiene que modificar es el número de iteraciones que se realizará para alcanzar la maximización. En el estudio actual se utilizaron 30 iteraciones.

Análisis de Componentes Principales (PCA)

Este método es una técnica de reducción de dimensión ocupada en estadística y ha sido muy utilizada en estudios de análisis de precipitación (Lai et al., 2017). PCA trabaja bajo componentes ortogonales que son nueva variables construidas a partir de los datos originales que contienen la máxima varianza (Benahmed y Houichi, 2018). Originalmente PCA no trabaja con datos faltantes, pero han surgido métodos modificados para la estimación de datos faltantes, como análisis de componentes probabilísticos (PPCA) (Taylor, Losch, Wenzel y Schöter, 2013). Otro método modificado es análisis de componentes principales bayesianos (BPCA) que ha sido utilizado por Ilin y Raiko (2010) para completar datos faltantes. La configuración del modelo esta dado por el número de componentes

principales para hacer la estimación y el número de iteraciones. En este trabajo se ocuparon los primeros tres componentes principales y 500 iteraciones.

Interpolación de datos por Funciones Empíricas Ortogonales (EOF)

Este método está basado en una técnica de álgebra lineal para la descomposición de una matriz en vectores singulares (SVD) que funciona al igual que PCA para la reducción de dimensionalidad. Sorjama et al. (2010) desarrolló la metodología para la interpolación de datos faltantes por medio de SVD. Diversos autores han empleado esta técnica para completar datos faltantes de diversas variables, pero para datos de precipitación son escasos los autores. Los parámetros del método son el número de vectores singulares y el número de iteraciones. En este trabajo se utilizaron 1000 iteraciones y dos vectores singulares.

Análisis de Componentes Principales no lineales (NLPCA)

Esta técnica se propuso como alternativa cuando PCA no se adapta bien a datos con relaciones no lineales como los de la precipitación. Scholz (2012) propuso este método para la estimación de datos faltantes. El método funciona como un autoencoder, que es un tipo de red neuronal artificial que funciona en dos pasos, el primero es la extracción de características (componentes ortogonales) y el segundo la construcción de la función de aproximación, esta es diseñada automáticamente por el algoritmo en función de los datos de entrenamiento. La configuración del modelo para este estudio fue, la tasa de aprendizaje igual a 0.01, 500 el número de iteraciones y 3 el número de componentes principales.

Mapas Autoorganizados (SOM)

De la misma forma que el método anterior este método es un tipo de red neuronal artificial utilizada en aprendizaje automático no supervisado. SOM es utilizado para la representación y la reducción de dimensionalidad de datos no lineales (Kohonen, Sejnowski y Poggio, 2001). Debido a la rapidez del algoritmo SOM diversos autores lo han utilizado para la estimación de datos faltantes de precipitación (Miró et al., 2017; Mwale, Adeloye, y Rustum, 2012; Nkiaka, Nawaz, y Lovett, 2016). En este trabajo la configuración fue: la forma del mapa fue una malla rectangular de 179 x 179 neuronas.

3.4.5 Evaluación y análisis estadístico

Consiste en la comparación estadística de los datos faltantes estimados por los diferentes métodos utilizados contra los datos observados. Como los datos perdidos se desconocen, se generaron datos perdidos artificialmente. Debido a que la generación de datos faltantes es aleatoria, se realizaron 50 simulaciones con diferentes porcentajes de datos faltantes en cada estación seleccionada. Los porcentajes de datos faltantes fueron 10% (83 días), 20% (166 días), 40% (332 días) y 80% (665). En cada simulación, se seleccionó de manera aleatoria un número entre la fecha inicial y la fecha final y se extrajo de la matriz original y este se marcó como dato faltante, hasta obtener el porcentaje deseado. Una vez que se realizó la estimación se extrajeron los datos faltantes estimados y se calculó el desempeño de cada método. El desempeño de cada método utilizado se midió en base a los siguientes índices estadísticos:

1) Índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (E):

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_o - P)^2}{\sum_{i=1}^n (P_o - \bar{P})^2} \quad (3-10)$$

Donde P_o es el dato estimado, P es el dato observado y $\bar{P}$ es la media de los datos observados.

2) Coeficiente de determinación (R^2),

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_o - \bar{P})^2}{\sum_{i=1}^n (P - \bar{P})^2} \quad (3-11)$$

3) Error medio absoluto (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_o - P| \quad (3-12)$$

4) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_o - P)^2}{n}} \quad (3-13)$$

Se realizó una primera evaluación a través de un sistema de clasificación, este sistema consistió en evaluar cada método en cada estación seleccionada y para

cada tipo de agrupación de estaciones vecinas y de porcentaje de datos faltantes. Una vez obtenidos los resultados de la estimación de los datos faltantes de cada configuración se ordenaron en forma descendente del mejor desempeño al peor y se les asignó un puntaje por cada índice estadístico. Al final se sumó el puntaje obtenido en cada índice estadístico y se seleccionaron los mejores métodos para posteriormente evaluar la significancia de los resultados.

Para evaluar la significancia de los efectos, tipo de clima, tipo de agrupación, método y porcentaje de datos faltantes, y sus posibles interacciones, se aplicó un diseño factorial de $5 \times 5 \times 3 \times 4$ con 30 repeticiones por tratamiento, considerando el tipo de clima como factor de bloque, el porcentaje de datos faltantes como factor aleatorio y los demás factores como fijos. Para confirmar las diferencias significativas entre los factores se aplicó el método de comparaciones múltiples de Tukey (HSD), el valor crítico de p fue de 0.05 para considerar un efecto significativo.

3.5 Resultados y Discusión

3.5.1 Estaciones de la Ciudad de México

Dentro de la Ciudad de México hay 13 estaciones que contienen datos faltantes en un rango de 6% hasta 48%. En el Cuadro 3-1 se describen las características de las estaciones climatológicas de la Ciudad de México, las estaciones que están resaltadas en negro fueron las seleccionadas para la evaluación. Cada estación seleccionada tiene diferente comportamiento en la precipitación. La estación R9051 es la más seca con un promedio diario de 1.59 mm y la estación R9022 es la más húmeda con una media de 4.30 mm.

Cuadro 3-1. Características de las estaciones climatológicas de la Ciudad de México.

Estación	Alcaldía	TC	Clima	μ	σ	%DF	Lat	Lon	Altitud
R9004	Tlalpan	C(w2)	-	2.62	6.92	15.81	19.20	-99.15	2726
R9010	Miguel	C(w1)	-	2.72	7.23	29.23	19.41	-99.20	2271
R9014	Coyoacán	C(w2)	-	2.31	6.00	9.73	19.30	-99.15	2256
R9020	Tlalpan	C(w2)	2	2.77	7.00	11.95	19.30	-99.18	2296
R9022	Tlalpan	Cb'(w2)	1	4.30	8.56	27.38	19.13	-99.17	2990
R9029	Gustavo A.	C(w0)	-	1.78	5.30	6.22	19.48	-99.09	2239
R9032	Milpa Alta	C(w1)	-	1.98	5.54	23.09	19.19	-99.02	2420
R9036	Iztacalco	BS1hw	-	2.08	5.81	9.50	19.40	-99.10	2235
R9041	Xochimilco	C(w2)	-	2.66	6.93	30.69	19.20	-99.13	2621
R9043	Gustavo A.	BS1hw	5	1.78	5.25	12.96	19.47	-99.08	2240
R9045	Milpa Alta	C(w1)	-	1.93	5.10	28.90	19.18	-99.00	2595
R9051	Tláhuac	C(w0)	4	1.59	4.79	48.81	19.26	-99.00	2241
R9071	Coyoacán	C(w1)	3	1.99	5.27	20.05	19.33	-99.13	2250

%DF = Porcentaje de datos faltantes, Lat = Latitud, Lon = Longitud, TC = Tipo de Clima, Altitud en metros sobre el nivel del mar, μ y σ en mm día⁻¹.

En el Cuadro 3-2 se presenta el resumen del sistema de clasificación con los primeros cuatro lugares de cada configuración evaluada y de estos se eligieron los que obtuvieron el primer lugar, que fueron las configuraciones: REG, SOM, CCW, IDW y EOF.

Cuadro 3-2. Resumen del sistema de clasificación de los cuatro mejores métodos para las diferentes configuraciones de clima, tipo de agrupación y porcentaje de datos faltantes.

Clima #C*		Porcentaje de datos faltantes											
		10%			20%			40%			80%		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
1	1	EOF	CCW	REG	SOM	REG	REG	EOF	REG	REG	EOF	CCW	IDW
	2	ILL	ILL	EOF	EOF	RLM	IDW	ILL	ILL	IDW	AA	EOF	EOF
	3	AA	REG	RLM	NR	CCW	RLM	NR	RLM	EOF	NR	ILL	CCW
	4	REG	EOF	IDW	AA	ILL	CCW	AA	CCW	CCW	CCW	AA	REG
2	1	CCW	REG	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW	CCW
	2	AA	CCW	AA	REG	REG	AA	ILL	REG	AA	ILL	AA	AA
	3	REG	NR	NR	AA	NR	NR	AA	AA	NR	AA	NR	NR
	4	NR	AA	EOF	NR	AA	EOF	REG	NR	EOF	NR	IDW	IDW
3	1	REG	REG	REG	REG	REG	IDW	REG	REG	REG	REG	REG	REG
	2	RLM	RLM	RLM	RLM	RLM	REG	CCW	RLM	RLM	AA	RLM	RLM
	3	IDW	IDW	IDW	IDW	IDW	CCW	RLM	ILL	ILL	CCW	ILL	ILL
	4	AA	NLP	ILL	CCW	ILL	ILL	NR	IDW	IDW	NR	IDW	IDW
4	1	REG	REG	REG	REG	EOF	EOF	SOM	EOF	EOF	SOM	EOF	EOF
	2	RLM	RLM	EOF	RLM	REG	REG	ILL	REG	REG	ILL	ILL	SOM
	3	SOM	EOF	IDW	CCW	RLM	SOM	REG	ILL	RLM	IDW	SOM	REG
	4	CCW	IDW	RLM	SOM	SOM	NLP	RLM	RLM	SOM	CCW	REG	NLP
5	1	CCW	REG	IDW	CCW	REG	REG	CCW	IDW	IDW	CCW	IDW	IDW
	2	AA	IDW	KNN	NR	IDW	KNN	NR	REG	KNN	NR	REG	KNN
	3	NR	KNN	REG	AA	KNN	IDW	AA	KNN	REG	AA	KNN	REG
	4	IDW	RLM	RLM	REG	RLM	RLM	REG	SBE	RLM	REG	RLM	RLM

*#C = Posición obtenida en el sistema de clasificación

Los resultados del análisis de varianza de la comparación estadística de los factores clima, tipo de agrupación, método y porcentaje de datos faltantes, así como de las interacciones entre estos efectos se muestra en el Cuadro 3-3. El análisis de varianza muestra que el tipo de clima donde se ubica la estación a que se le desean estimar los datos faltantes, tuvo un efecto significativo sobre todos los índices estadísticos con $p = 0.0$. El efecto por el tipo de agrupación para la selección de estaciones vecinas, que ayudan a estimar los datos faltantes, presentó un efecto significativo en los índices estadísticos. El efecto por el tipo de método utilizado y el porcentaje de datos faltantes a estimar tuvieron un efecto significativo, indicando que al menos una de las configuraciones es diferente de los demás. Las interacciones de nivel dos resultaron significativas

estadísticamente, excepto por la interacción de tipo de agrupación (TA) y porcentaje de datos faltantes (%DF) (TA x %DF) con $p = 0.2881$. Lo anterior indica que, para un tipo de agrupación específico no influye que porcentaje de datos faltantes tenga la estación a estimar, y el resultado de los índices estadísticos no será diferente. Las interacciones de nivel tres no resultaron significativas, con excepción de la interacción tipo de clima (TC), tipo de agrupación (TA) y método utilizado (M) (TC x TA x M) con $p = 0$, de esta manera para un tipo de clima específico y un tipo de agrupación dada el método para la estimación de datos faltantes si influyó en los resultados de los índices estadísticos.

Cuadro 3-3. Resultados del análisis de varianza del índice eficiencia de Nash-Sutcliffe (E), coeficiente de determinación (R^2), error medio absoluto (MAE) y raíz cuadrada del error cuadrado medio (RMSE) y los efectos por tipo de clima (TC), tipo de agrupación (TA), método de estimación (M) y el porcentaje de datos faltantes.

Efecto	GL	E	R^2	MAE	RMSE
Tipo de Clima (TC)	4	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Tipo de Agrupación (TA)	2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Método de estimación (M)	4	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Porcentaje de datos faltantes (%DF)	3	0.0020	0.0000	0.0000	0.0000
TC x TA	8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
TC x M	16	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
TC x %DF	12	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
TA x M	8	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
TA x %DF	6	0.2281	0.0000	0.1323	0.0190
M x %DF	12	0.0209	0.7083	0.0000	0.0020
TC x TA x M	32	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
TC x TA x %DF	24	0.9754	0.0000	0.2938	0.1700
TC x M x %DF	48	0.4635	0.9062	0.0018	0.0050
TA x M x %DF	24	1.0000	0.8640	0.9999	0.9395
TC x TA x M x %DF	96	1.0000	0.9981	1.0000	1.0000

GL = Grados de libertad. Las hipótesis nulas son: 1) H_0 : El desempeño es igual en todos los climas vs H_a : En al menos un tipo de clima el desempeño es diferente, 2) H_0 : El desempeño es igual en todos los tipos de agrupación vs H_a : En al menos un tipo de agrupación el desempeño es diferente, 3) H_0 : El desempeño es igual en todos los métodos vs H_a : En al menos un método el desempeño es diferente y 4) H_0 : El desempeño es igual en todos los porcentajes de datos faltantes vs H_a : En al menos porcentaje de datos faltantes el desempeño es diferente.

En la Figura 3-2 se muestran los resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre las medias de los índices estadísticos obtenidos para cada tipo de

clima, el inciso A muestra que el desempeño obtenido en el índice de eficiencia de Nash-Sutcliffe (E) y en el coeficiente de determinación (R^2) no son diferentes estadísticamente el tipo de clima 1 y el tipo de clima 2. El desempeño obtenido en la E y R^2 por el tipo de clima 3, 4 y 5 son diferentes estadísticamente, y el clima 5 tuvo el mejor desempeño en todos los índices estadísticos en las diferentes configuraciones evaluadas.

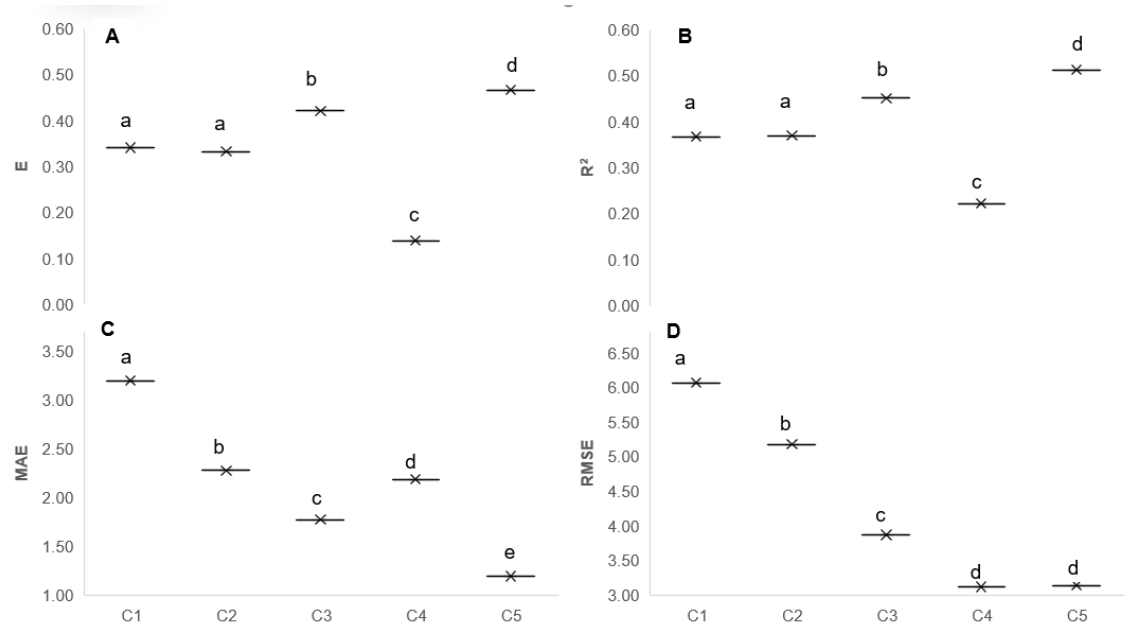


Figura 3-2. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes tipos de climas: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c, d, e) indican climas que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

Las comparaciones múltiples de Tukey para la agrupación de las estaciones vecinas, que ayudan a estimar los datos faltantes, se muestran en la Figura 3-3. Las agrupaciones por radio de influencia de 25 km (R25) y 50 km (R50) no son diferentes estadísticamente con $p < 0.4508$, pero si son diferentes con la agrupación por tipo de clima (Clima) con $p < 0.001$ en ambos casos. Lo anterior es razonable ya que en un radio de 25 km y 50 km se encontraron más estaciones vecinas para realizar la estimación de datos faltantes que en la agrupación por tipo de clima, pero no se mostró diferencia significativa cuando el radio de influencia se incrementó de 25 km a 50 km, esto puede estar relacionado a que

entre más cercanas las estaciones vecinas mejor es el coeficiente de correlación entre ellas.

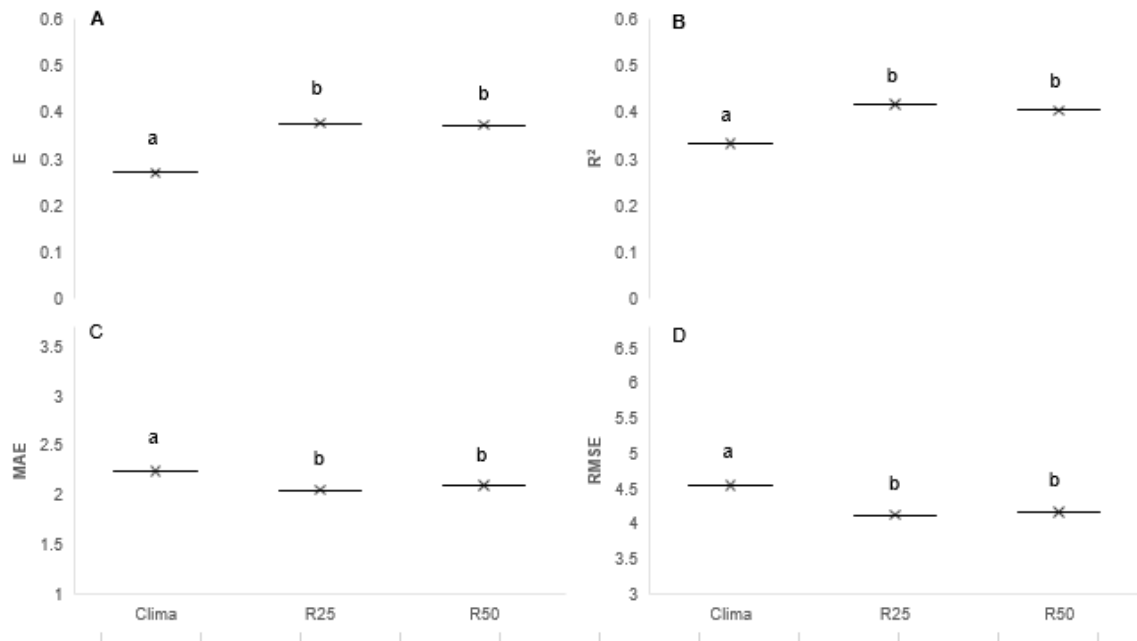


Figura 3-3. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes tipos de agrupación de para la selección de estaciones vecinas: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b) representan los tipos de agrupación que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En las comparaciones múltiples de Tukey para la media de los índices estadísticos en función de los porcentajes de datos faltantes evaluados se obtuvo que hay diferencias significativas con $p = 0$. En el inciso A y B de la Figura 3-4, el porcentaje de 10% es diferente significativamente de los otros porcentajes, esto indica que el desempeño obtenido en la E y en R^2 fue influenciado por la cantidad de datos faltantes en al menos un método evaluado. En el inciso C de la Figura 3-4 se nota que el MAE en el porcentaje de 10% de datos faltantes también es diferente significativamente de los otros porcentajes de datos faltantes. En el inciso D de la Figura 3-4 se muestra la misma tendencia con el RMSE en el porcentaje de 10% ya que resultó diferente estadísticamente de los demás.

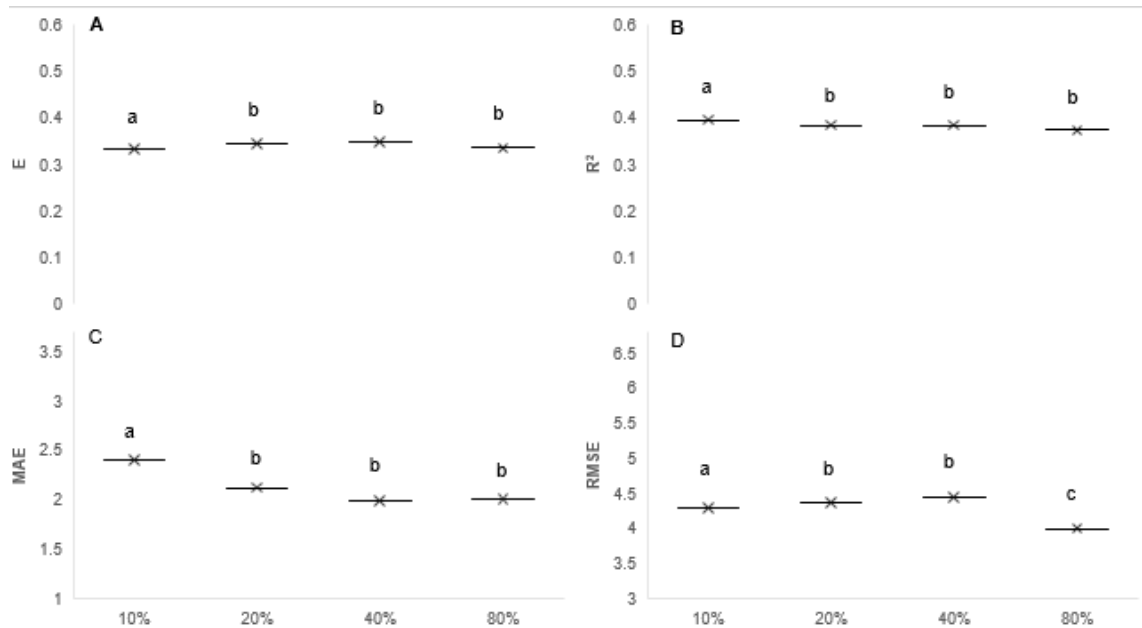


Figura 3-4. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes porcentajes de datos faltantes para: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-5, en el inciso A se muestra que los resultados obtenidos en la E por el método SOM y CCW no son diferentes estadísticamente con $p = 0.9546$, asimismo los métodos EOF e IDW no son diferentes estadísticamente con $p = 0.9559$. El método REG mostró diferencias significativas con los otros métodos, obteniendo la mejor E con un promedio de 0.45. En el inciso B de la Figura 3-5 se muestra que existieron diferencias significativas en los resultados obtenidos del R^2 y el mejor método fue REG con un promedio de 0.46. En el inciso C de la Figura 3-5 se muestra que el método IDW y REG tuvieron el menor MAE y en el inciso D, el método REG tuvo el más bajo RMSE y fue diferente estadísticamente con $p = 0.015$.

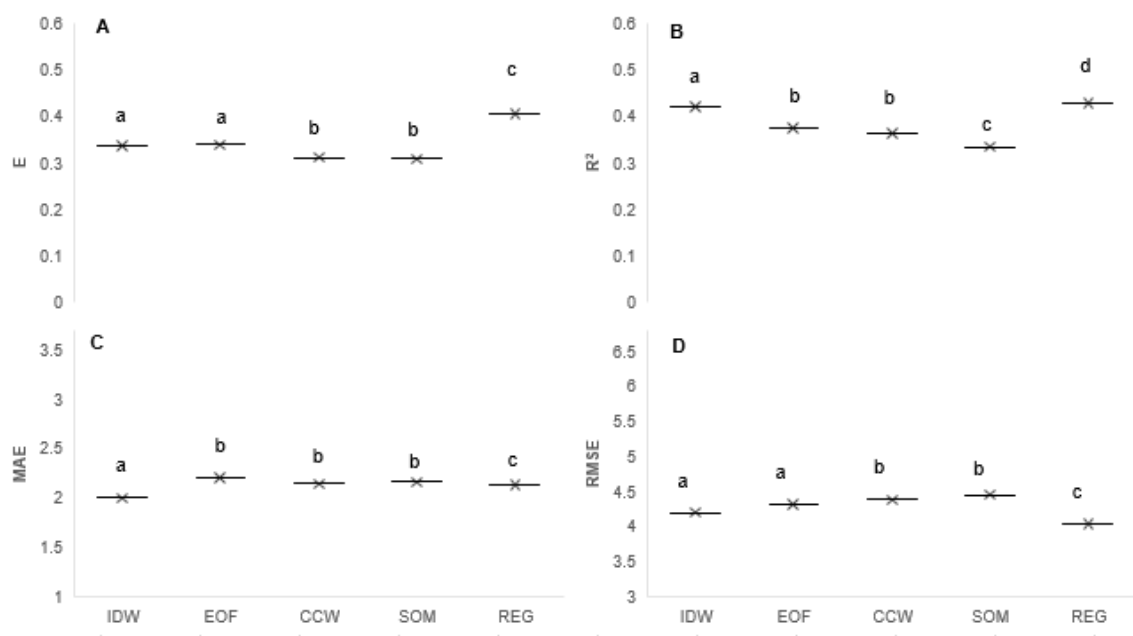


Figura 3-5. Resultados de las comparaciones múltiples de Tukey entre diferentes métodos de estimación de datos faltantes para: A) Eficiencia (E), B) Coeficiente de determinación (R^2), C) Error absoluto medio y D) Raíz cuadrada del error medio cuadrado (RMSE). Las letras (a, b, c, d) representan los métodos que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

3.5.2 Clima 1

Se seleccionó la estación R9022 como objetivo, que se encuentra a 2990 msnm y para la elección de las estaciones vecinas se utilizaron 6 estaciones vecinas para el tipo de agrupación por clima, 11 para la agrupación por radio de influencia de 25 km y 30 para el radio de influencia de 50 km. La estación es lluviosa con un promedio diario de 4.30 mm y muy variable con una desviación estándar es de 8.56 mm. El porcentaje de datos faltantes es de 27.38 %. El Cuadro 3-4 resume los resultados del desempeño obtenido por los 5 mejores métodos utilizando los índices estadísticos E, R^2 , MAE, y RMSE. Se observa que en los métodos REG, SOM, CCW y EOF para todos los porcentajes de datos faltantes, el tipo de agrupación R25 tuvo la mejor E. El R^2 fue mejor en el tipo de agrupación R50 para todos los métodos. El MAE en el método REG e IDW fue menor en el tipo de agrupación R50. El RMSE resultó más bajo en todos los métodos excepto por IDW, cuando se agruparon las estaciones vecinas con el tipo de agrupación R25. El método REG y SOM mostraron una disminución en el desempeño cuando

el porcentaje de datos faltantes fue de 80% en todos los criterios estadísticos sin importar el tipo de agrupación.

Cuadro 3-4. Resultados obtenidos en el clima 1 por los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación

Método	%DF	Criterios estadísticos											
		E			R ²			MAE			RMSE		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
REG	10%	0.31	0.42	0.42	0.33	0.43	0.43	3.74	3.27	3.22	6.20	5.69	5.72
	20%	0.31	0.42	0.41	0.33	0.44	0.44	3.71	3.25	3.19	6.16	5.64	5.66
	40%	0.32	0.42	0.42	0.33	0.43	0.43	3.73	3.27	3.21	6.18	5.68	5.71
	80%	0.29	0.39	0.38	0.31	0.40	0.41	3.86	3.47	3.49	6.35	5.93	5.94
	M	0.31	0.41	0.41	0.32	0.40	0.42	3.76	3.32	3.28	6.22	5.74	5.76
SOM	10%	0.30	0.39	0.37	0.31	0.31	0.39	3.24	2.96	3.12	6.28	5.85	5.94
	20%	0.31	0.39	0.37	0.32	0.41	0.39	3.20	2.95	3.11	6.19	5.79	5.89
	40%	0.30	0.39	0.37	0.31	0.40	0.38	3.26	2.96	3.15	6.29	5.86	5.97
	80%	0.27	0.37	0.36	0.29	0.38	0.37	3.34	3.03	3.19	6.46	6.00	6.06
	M	0.29	0.39	0.37	0.31	0.38	0.38	3.26	2.97	3.14	6.31	5.87	5.96
CCW	10%	0.28	0.40	0.38	0.33	0.33	0.42	3.20	2.80	2.89	6.36	5.80	5.91
	20%	0.26	0.40	0.38	0.33	0.42	0.41	3.24	2.78	2.87	6.39	5.77	5.86
	40%	0.28	0.40	0.38	0.33	0.42	0.42	3.19	2.79	2.88	6.33	5.81	5.90
	80%	0.28	0.39	0.37	0.33	0.41	0.41	3.23	2.82	2.91	6.42	5.89	6.01
	M	0.27	0.40	0.38	0.33	0.39	0.41	3.22	2.80	2.89	6.38	5.82	5.92
IDW	10%	0.05	0.37	0.39	0.28	0.28	0.41	3.49	2.86	2.85	7.29	5.96	5.87
	20%	0.00	0.36	0.38	0.28	0.39	0.41	3.56	2.85	2.83	7.37	5.94	5.83
	40%	0.06	0.36	0.38	0.29	0.38	0.41	3.46	2.86	2.84	7.26	5.98	5.88
	80%	0.06	0.36	0.38	0.28	0.38	0.40	3.50	2.87	2.86	7.33	6.04	5.94
	M	0.04	0.36	0.38	0.28	0.36	0.41	3.50	2.86	2.85	7.31	5.98	5.88
EOF	10%	0.31	0.41	0.41	0.33	0.33	0.42	3.45	3.17	3.21	6.23	5.73	5.76
	20%	0.28	0.40	0.40	0.33	0.42	0.42	3.43	3.15	3.17	6.27	5.74	5.74
	40%	0.31	0.41	0.41	0.34	0.42	0.42	3.44	3.18	3.21	6.21	5.75	5.75
	80%	0.31	0.40	0.40	0.33	0.41	0.41	3.55	3.25	3.29	6.28	5.85	5.88
	M	0.30	0.41	0.40	0.33	0.40	0.42	3.47	3.19	3.22	6.25	5.77	5.78

E = Eficiencia, R2= Coeficiente de determinación, MAE = Error medio absoluto, RMSE = Raíz cuadrada del error medio cuadrado

En la Figura 3-6 inciso A se muestra que el desempeño obtenido en la Eficiencia por el método REG y EOF no son significativamente diferentes y el método CCW y SOM de igual manera ofrecen el mismo desempeño. El inciso B de la Figura 3-6 muestra que el porcentaje de datos faltantes de 10%, 20% y 40% no tienen diferencias significativas y en la misma figura el porcentaje de 80% de datos faltantes tiene la menor E, esto influenciado por el método REG y EOF ya que se notó que estos métodos la E bajo en este porcentaje. El inciso C confirma que el tipo de agrupación por clima tiene el menor desempeño y que no existe diferencia significativa en el tipo agrupación por radio de influencia de 25 km y la de 50 km.

El inciso D muestra la comparación de la E entre los dos mejores métodos, aunque estadísticamente no son diferentes, se aprecia que visualmente el método REG tiene una E más alta en el porcentaje de datos perdidos entre el 10% y 40% y el método EOF un desempeño mejor cuando se presentaron 80% de datos faltantes.

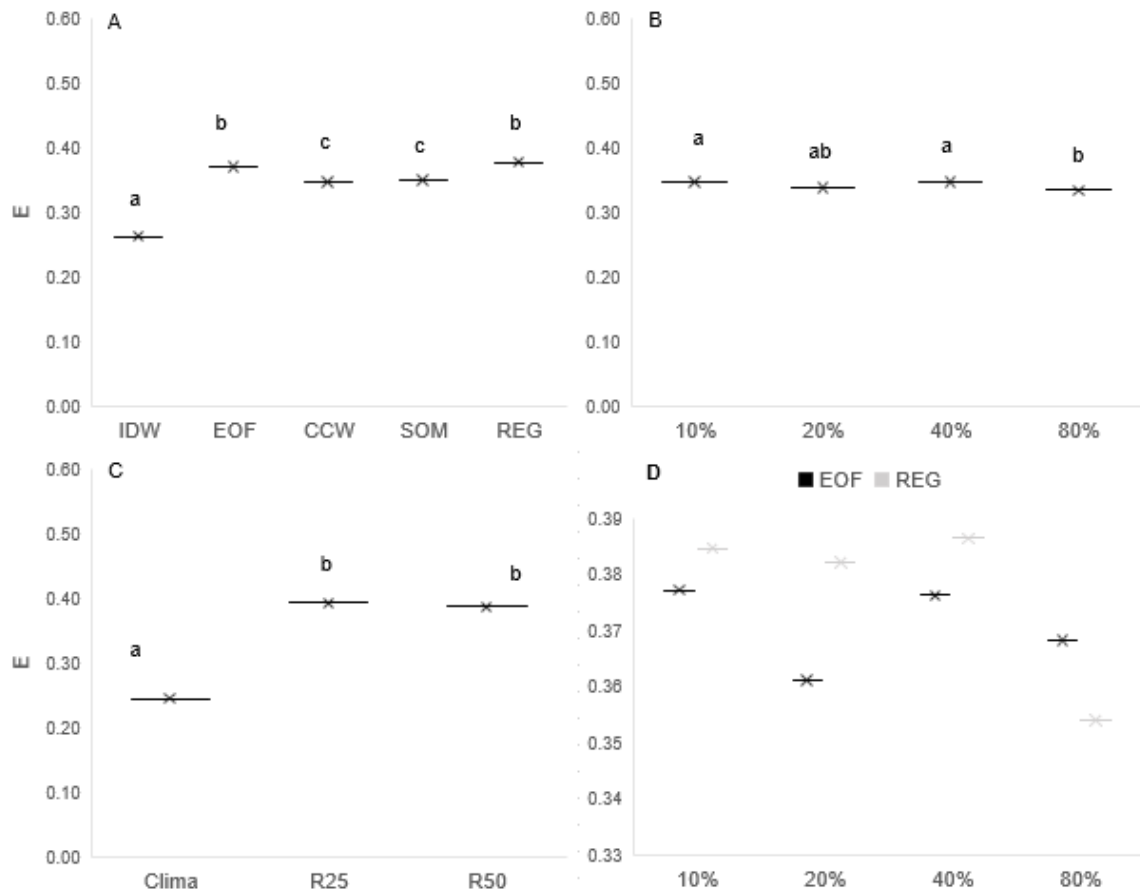


Figura 3-6. Resultados del clima 1 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-7 se muestra el comportamiento en función del tiempo y de la precipitación de la estimación de los datos faltantes mediante el método REG y EOF, con la configuración R25 para 83 días diferentes a los datos utilizados en la evaluación. La E en ambos métodos fue de 0.49, lo cual confirma que los métodos son iguales y tienen la mejor eficiencia.

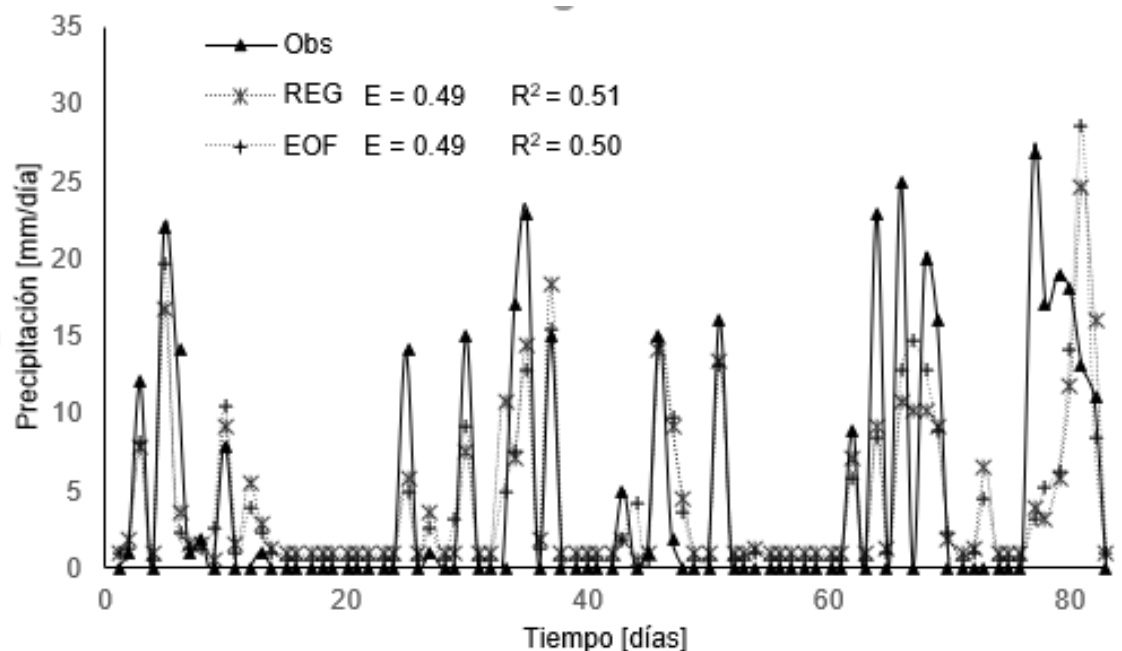


Figura 3-7. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG y EOF del clima 1.

3.5.3 Clima 2

Para la evaluación de este grupo, la estación seleccionada fue la R9020 ubicada a una altura de 2290 msnm, con un promedio de precipitación 2.77 mm de lluvia y una desviación estándar de 7 mm diarios, y 11.95% de datos faltantes. Las estaciones vecinas que se utilizaron fueron: 16 para la agrupación por tipo de clima, 17 para la agrupación R25 y 30 para la agrupación R50. Los resultados obtenidos en las estimaciones de los datos faltantes se muestran en el Cuadro 3-5. En todos los métodos se nota una pequeña disminución en los resultados obtenidos en el desempeño cuando se evaluaron 20% y 80% de datos faltantes en todos los índices estadísticos. El tipo de agrupación R25 fue el que tuvo el mejor desempeño en comparación al tipo de agrupación por clima y al tipo de agrupación R50.

Cuadro 3-5. Resultados obtenidos del clima 2 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación

Método	%DF	Criterios estadísticos											
		E			R ²			MAE			RMSE		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
REG	10%	0.34	0.39	0.35	0.40	0.44	0.41	2.37	2.26	2.35	5.14	4.99	5.11
	20%	0.33	0.35	0.35	0.38	0.39	0.38	2.32	2.22	2.30	5.14	4.99	5.11
	40%	0.34	0.38	0.35	0.37	0.40	0.38	2.32	2.18	2.29	5.14	5.01	5.10
	80%	0.29	0.32	0.29	0.35	0.37	0.35	2.58	2.46	2.58	5.33	5.21	5.32
	M	0.32	0.36	0.34	0.37	0.40	0.38	2.40	2.28	2.38	5.19	5.05	5.16
SOM	10%	0.30	0.35	0.34	0.35	0.40	0.39	2.50	2.34	2.45	5.33	5.14	5.21
	20%	0.29	0.33	0.32	0.31	0.35	0.35	2.44	2.24	2.38	5.33	5.14	5.21
	40%	0.30	0.34	0.33	0.32	0.36	0.35	2.39	2.23	2.36	5.30	5.16	5.19
	80%	0.27	0.32	0.31	0.29	0.34	0.33	2.47	2.27	2.39	5.41	5.21	5.26
	M	0.29	0.34	0.33	0.32	0.36	0.36	2.45	2.27	2.40	5.34	5.16	5.22
CCW	10%	0.36	0.38	0.41	0.41	0.41	0.45	2.33	2.17	2.27	5.08	5.05	4.92
	20%	0.35	0.36	0.39	0.37	0.38	0.40	2.29	2.06	2.20	5.08	5.05	4.92
	40%	0.36	0.37	0.39	0.37	0.38	0.40	2.25	2.04	2.20	5.07	5.03	4.95
	80%	0.36	0.37	0.39	0.36	0.37	0.39	2.27	2.06	2.22	5.06	5.04	4.95
	M	0.36	0.37	0.39	0.38	0.39	0.41	2.29	2.08	2.22	5.07	5.04	4.94
IDW	10%	0.26	0.33	0.35	0.37	0.40	0.41	2.12	2.07	2.08	5.46	5.24	5.17
	20%	0.24	0.30	0.32	0.34	0.36	0.37	2.01	1.95	1.96	5.46	5.24	5.17
	40%	0.29	0.34	0.36	0.34	0.37	0.38	1.96	1.90	1.91	5.34	5.15	5.09
	80%	0.28	0.33	0.35	0.33	0.35	0.36	2.01	1.94	1.95	5.39	5.18	5.12
	M	0.27	0.33	0.34	0.34	0.37	0.38	2.03	1.96	1.98	5.41	5.20	5.14
EOF	10%	0.33	0.34	0.38	0.40	0.39	0.44	2.49	2.41	2.35	5.15	5.18	4.98
	20%	0.32	0.32	0.37	0.37	0.35	0.40	2.49	2.33	2.30	5.15	5.18	4.98
	40%	0.33	0.33	0.37	0.36	0.36	0.40	2.43	2.35	2.30	5.17	5.18	5.02
	80%	0.31	0.32	0.36	0.36	0.35	0.39	2.60	2.43	2.42	5.25	5.22	5.08
	M	0.32	0.33	0.37	0.37	0.36	0.40	2.51	2.38	2.34	5.18	5.19	5.02

E = Eficiencia, R2= Coeficiente de determinación, MAE = Error medio absoluto, RMSE = Raíz cuadrada del error medio cuadrado

En el inciso C de la Figura 3-8 se demuestra que, realizando la comparación estadística entre los distintos tipos de agrupación, entre R25 y R50 no hay diferencias significativas y que estas ofrecen la mejor E en los métodos. En el inciso B de la Figura 3-8, se comprueba que el porcentaje de datos perdidos no influyó en la E de los métodos. De acuerdo con el inciso A de la Figura 3-8 los mejores métodos fueron REG, EOF y CCW, no existiendo diferencias significativas entre ellos.

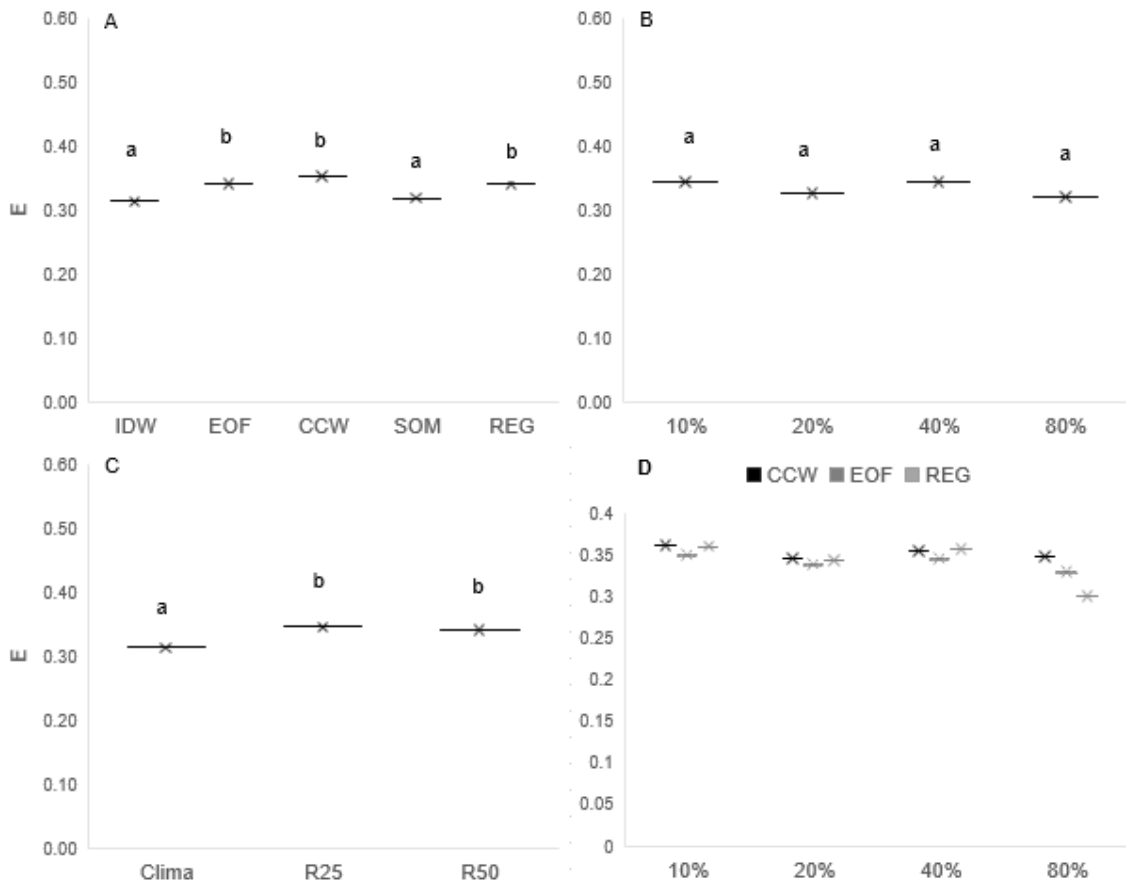


Figura 3-8. Resultados del grupo 2 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-9 se muestra el comportamiento en función del tiempo y de la precipitación de la estimación de los datos faltantes del clima 2 mediante el método REG, EOF y CCW, y con estaciones vecinas dentro de un radio de 25 km. Los datos corresponden a 83 días elegidos de manera aleatoria y son diferentes de los utilizados en la evaluación. El método REG resultó con la mejor E y R^2 , indicando que se puede utilizar como el mejor método para el tipo de clima 2 en cualquier porcentaje de datos faltantes.

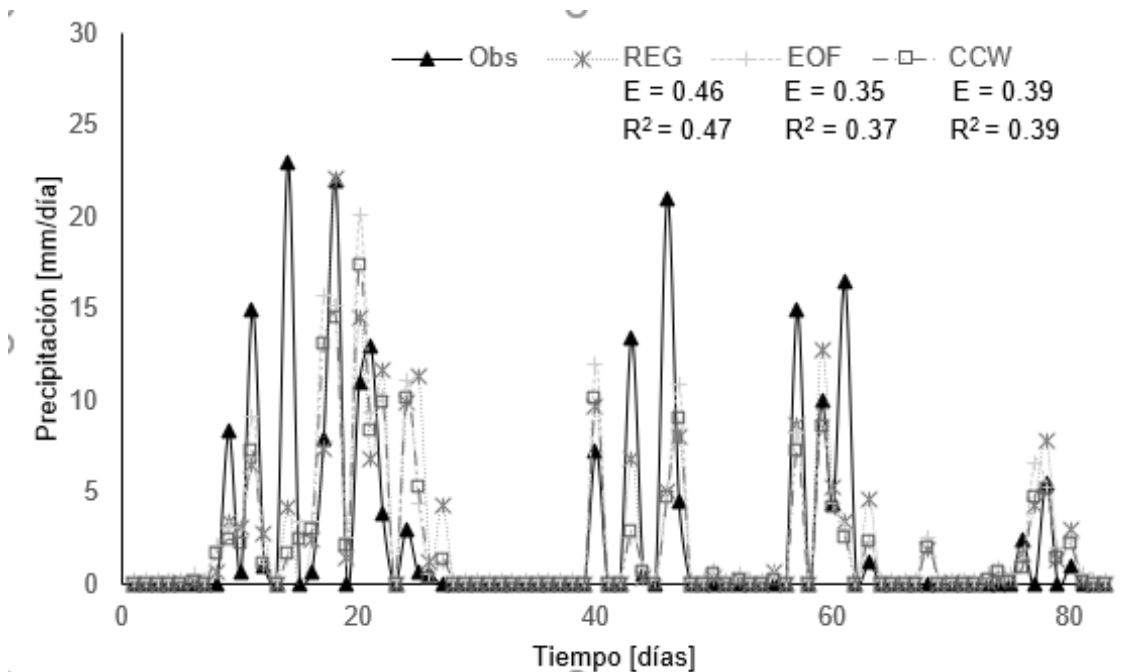


Figura 3-9. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG, EOF y CCW del clima 2.

3.5.4 Clima 3

La estación objetivo fue R9071 con una altura de 2250 msnm, con un promedio diario de lluvia 1.99 mm y una desviación estándar de 5.27 mm. El porcentaje de datos perdidos es de 20%. En el Cuadro 3-6 se muestra que los mejores métodos en este grupo fueron REG e IDW de acuerdo con los índices estadísticos. Todos los métodos tuvieron mejor desempeño con el tipo de agrupación R25 y no se notó un cambio con la agrupación R50. El porcentaje de datos faltantes si influyó en el desempeño de los métodos. El método REG, IDW, EOF, y CCW tuvieron el más bajo desempeño con el 10% de datos faltantes, independientemente del tipo de agrupación.

Cuadro 3-6. Resultados obtenidos del clima 3 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación

Método	%DF	Criterios estadísticos											
		E			R ²			MAE			RMSE		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
REG	10%	0.34	0.57	0.57	0.42	0.62	0.63	1.72	1.21	1.25	3.88	3.07	3.06
	20%	0.36	0.62	0.63	0.39	0.64	0.41	2.37	2.26	2.35	4.05	3.10	3.09
	40%	0.38	0.59	0.59	0.40	0.60	0.60	1.82	1.29	1.35	4.28	3.46	3.46
	80%	0.29	0.59	0.59	0.35	0.60	0.59	2.58	1.26	1.33	5.33	3.30	3.31
	M	0.34	0.59	0.59	0.39	0.61	0.56	2.12	1.51	1.57	4.38	3.23	3.23
SOM	10%	0.28	0.36	0.35	0.34	0.42	0.41	1.74	1.56	1.63	4.18	3.96	4.01
	20%	0.30	0.37	0.36	0.32	0.41	0.39	2.50	2.34	2.45	4.30	4.06	4.10
	40%	0.29	0.36	0.35	0.32	0.40	0.39	1.83	1.67	1.72	4.57	4.34	4.38
	80%	0.27	0.36	0.36	0.29	0.39	0.38	2.47	1.61	1.65	5.41	4.12	4.14
	M	0.29	0.37	0.35	0.32	0.41	0.39	2.14	1.80	1.86	4.61	4.12	4.16
CCW	10%	0.27	0.40	0.39	0.39	0.50	0.48	1.68	1.54	1.59	4.03	3.62	3.66
	20%	0.34	0.48	0.46	0.38	0.51	0.45	2.33	2.17	2.27	4.12	3.65	3.74
	40%	0.37	0.47	0.46	0.39	0.49	0.47	1.75	1.63	1.69	4.31	3.94	3.99
	80%	0.36	0.47	0.45	0.36	0.48	0.46	2.27	1.58	1.63	5.06	3.77	3.82
	M	0.33	0.45	0.44	0.38	0.49	0.47	2.01	1.73	1.80	4.38	3.74	3.80
IDW	10%	0.25	0.51	0.52	0.41	0.57	0.57	1.68	1.37	1.37	3.97	3.32	3.31
	20%	0.33	0.56	0.57	0.39	0.59	0.41	2.12	2.07	2.08	4.12	3.31	3.31
	40%	0.36	0.55	0.55	0.40	0.57	0.57	1.77	1.43	1.44	4.33	3.63	3.62
	80%	0.28	0.53	0.54	0.33	0.55	0.55	2.01	1.39	1.40	5.39	3.51	3.50
	M	0.30	0.54	0.54	0.38	0.57	0.52	1.90	1.57	1.57	4.45	3.44	3.43
EOF	10%	0.29	0.39	0.39	0.38	0.48	0.47	1.73	1.55	1.61	4.03	3.67	3.70
	20%	0.34	0.46	0.45	0.38	0.49	0.44	2.49	2.41	2.35	4.11	3.71	3.78
	40%	0.37	0.46	0.44	0.38	0.48	0.46	1.81	1.65	1.72	4.32	3.99	4.04
	80%	0.31	0.45	0.44	0.36	0.46	0.45	2.60	1.59	1.65	5.25	3.82	3.87
	M	0.33	0.44	0.43	0.37	0.47	0.45	2.16	1.80	1.83	4.43	3.80	3.85

En la Figura 3-10 en el inciso A se muestra el resultado de las comparaciones estadísticas, indicando que el método REG es significativamente diferente de los demás métodos y es el mejor. En el inciso B de la Figura 3-10 se observa que el porcentaje de datos faltantes entre 20% y 80% no es estadísticamente diferente y el menor ajuste se obtuvo con el 10% de datos faltantes. En el inciso C de la Figura 3-10 se nota que el tipo de agrupación R25 y R50 obtuvieron el mejor desempeño, y no son diferentes estadísticamente. De esta manera, el mejor método para estimar datos faltantes en el clima del 3 fue el método REG independientemente del porcentaje de datos faltantes y eligiendo estaciones vecinas las que se encuentran en un radio de 25 km.

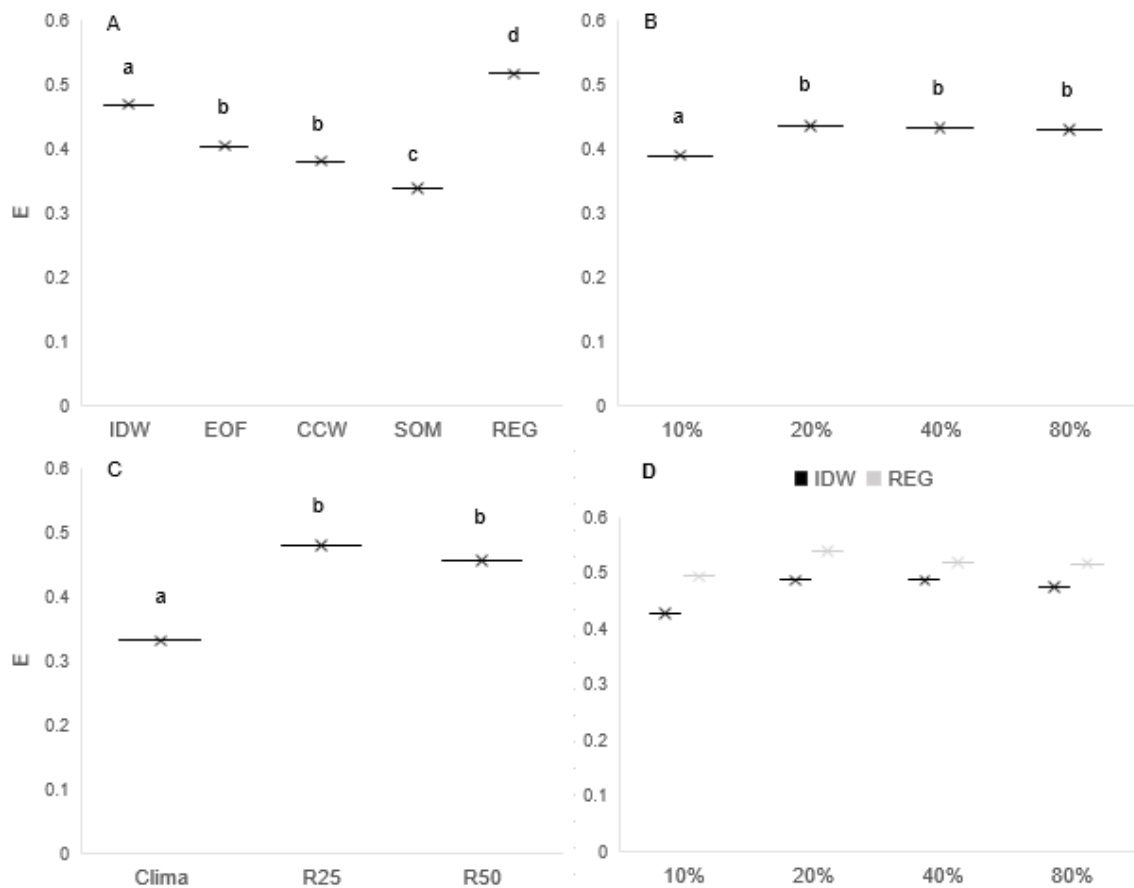


Figura 3-10. Resultados del grupo 3 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-11 se muestra el comportamiento de la precipitación en función del tiempo para 83 días elegidos de manera aleatoria no incluidos en el análisis del clima 3 mediante el método REG e IDW, con la configuración R25. Se observa que el método REG tuvo la mejor E y R^2 , confirmando los resultados anteriores.

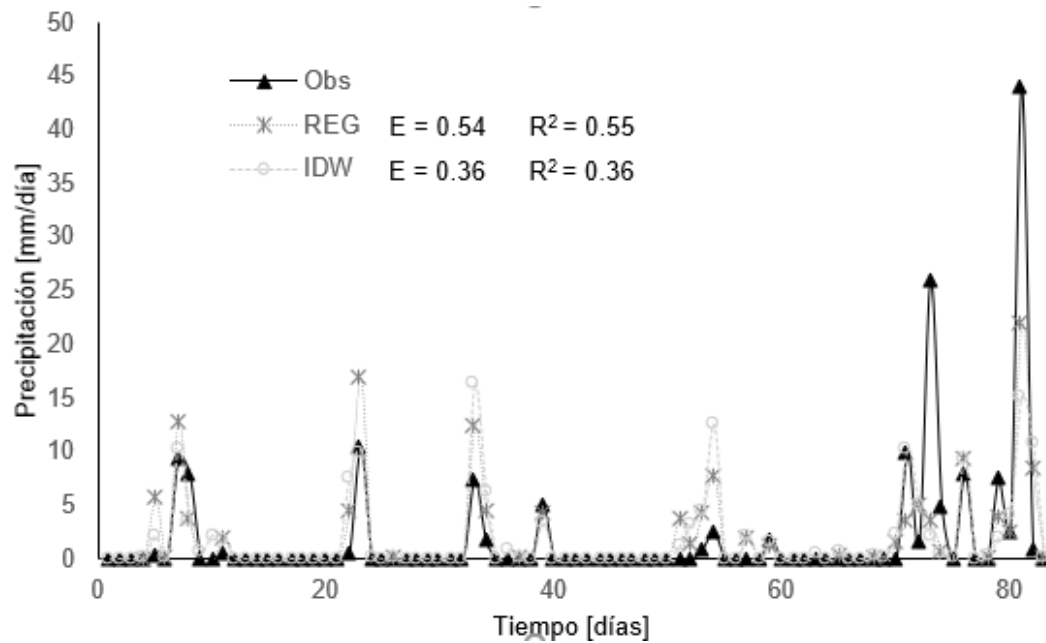


Figura 3-11. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes del clima 3 mediante el método REG e IDW.

3.5.5 Clima 4

La estación objetivo de este grupo fue R9051 ubicada a una altura de 2241 msnm, con una media de precipitación de 1.59 mm y una desviación estándar de 4.79 mm diarios, el porcentaje de datos faltantes es de 48%. Las estaciones vecinas en la agrupación por clima fueron 7, 16 en la agrupación R25 y 30 en la agrupación R50. El Cuadro 3-7 muestra el desempeño obtenido con los 5 mejores métodos, teniendo un mejor desempeño REG, SOM y EOF. No se observa una clara mejora con el tipo de agrupación. Se notan algunas diferencias en el porcentaje de 10% y 80%, en todos los métodos. El desempeño general de los métodos disminuyó respecto a los anteriores climas.

Cuadro 3-7. Resultados obtenidos del clima 4 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación.

Método	%DF	Criterios estadísticos											
		E			R ²			MAE			RMSE		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
REG	10%	0.17	0.22	0.20	0.23	0.26	0.25	3.57	3.45	3.47	3.39	2.11	2.15
	20%	0.20	0.22	0.18	0.23	0.25	0.23	1.76	1.67	1.67	3.75	3.70	3.74
	40%	0.17	0.22	0.18	0.20	0.25	0.22	1.78	1.67	1.68	3.89	3.78	3.84
	80%	0.29	0.18	0.20	0.35	0.21	0.19	2.58	1.67	1.68	5.33	1.69	1.69
	M	0.21	0.21	0.23	0.25	0.24	0.22	2.42	2.11	2.12	4.09	2.82	2.86
SOM	10%	0.18	0.20	0.18	0.22	0.22	0.22	3.55	3.53	3.53	3.44	3.38	3.37
	20%	0.17	0.18	0.20	0.20	0.20	0.20	1.56	1.62	1.63	3.83	3.81	3.80
	40%	0.17	0.17	0.20	0.19	0.18	0.18	1.55	1.59	1.63	3.91	3.91	3.93
	80%	0.27	0.17	0.18	0.29	0.18	0.17	2.47	1.59	1.63	5.41	1.57	1.60
	M	0.20	0.18	0.21	0.22	0.19	0.19	2.28	2.08	2.10	4.15	3.17	3.18
CCW	10%	0.01	-0.03	-0.08	0.21	0.27	0.25	3.84	3.89	3.98	3.34	3.24	3.31
	20%	0.12	0.06	0.02	0.23	0.26	0.25	1.67	1.91	2.04	3.90	4.01	4.10
	40%	0.10	0.07	0.02	0.25	0.24	0.23	1.70	1.90	2.07	4.05	4.10	4.22
	80%	0.36	0.04	-0.03	0.31	0.23	0.21	2.27	1.90	2.07	5.06	1.87	2.04
	M	0.15	0.04	-0.02	0.25	0.25	0.23	2.37	2.40	2.54	4.09	3.31	3.42
IDW	10%	-0.02	-0.05	-0.05	0.24	0.27	0.27	3.85	3.93	3.92	3.44	2.00	2.00
	20%	0.05	0.04	0.04	0.23	0.25	0.26	1.66	1.88	1.91	4.04	4.07	4.05
	40%	0.07	0.08	0.07	0.21	0.25	0.25	1.65	1.85	1.90	4.08	4.10	4.10
	80%	0.28	0.05	0.04	0.24	0.23	0.23	2.01	1.85	1.90	5.39	1.82	1.86
	M	0.10	0.03	0.03	0.26	0.25	0.25	2.29	2.37	2.41	4.24	3.00	3.01
EOF	10%	0.11	0.22	0.22	0.19	0.27	0.26	3.67	3.45	3.45	3.42	3.25	3.28
	20%	0.19	0.24	0.24	0.22	0.26	0.26	1.70	1.59	1.62	3.78	3.66	3.66
	40%	0.15	0.22	0.22	0.18	0.24	0.23	1.72	1.60	1.65	3.94	3.78	3.79
	80%	0.31	0.21	0.21	0.36	0.23	0.22	2.60	1.60	1.65	5.25	1.61	1.65
	M	0.19	0.22	0.24	0.24	0.25	0.24	2.42	2.06	2.09	4.10	3.07	3.10

Los resultados de la comparación estadística indicaron que no hubo diferencia significativa entre el desempeño de los métodos REG, SOM y EOF (Figura 3-12 inciso A). Los porcentajes de datos faltantes de 10% y 80% fueron diferentes estadísticamente de 20% y 40%, y obtuvieron los desempeños más bajos en todos los métodos evaluados. En el inciso C de la Figura 3-12 muestra que los tipos de agrupación son diferentes estadísticamente obteniendo el mejor desempeño en R50. El método REG y EOF se pueden utilizar para la estimación de datos faltantes en climas similares al clima 4 y con cualquier porcentaje de datos faltantes en la estación a estimar.

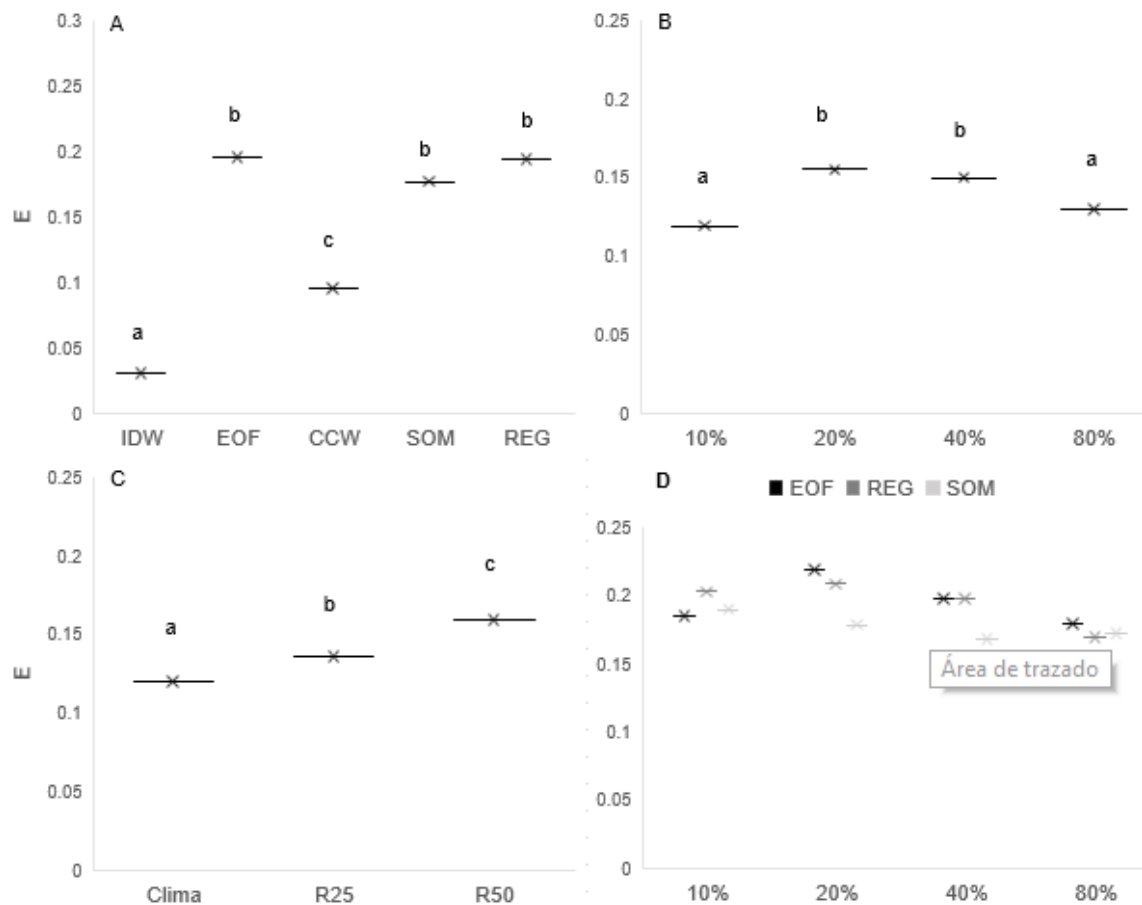


Figura 3-12. Resultados del grupo 4 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes de datos faltantes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-13 se muestra el comportamiento de la precipitación medida y estimada en función del tiempo para la estación R9051 del clima 4 mediante los métodos REG, EOF y CCW, las estaciones vecinas se eligieron mediante el criterio R50 que fue el que mejor desempeño tuvo en la evaluación, para 83 días elegidos de forma aleatoria y no fueron utilizados en las evaluaciones. Se observa que los métodos REG y EOF tuvieron la mejor E y R^2 ,

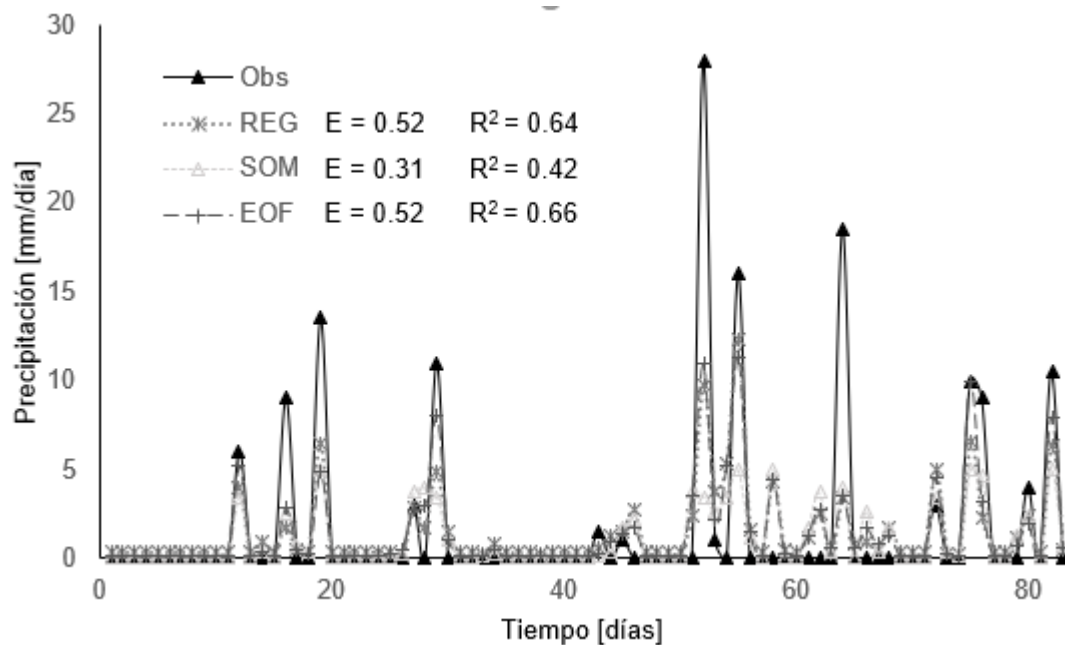


Figura 3-13. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes para el clima 4 mediante el método REG, SOM e IDW.

3.5.6 Clima 5

En el último grupo se utilizó como objetivo la estación R9043 ubicada a 2240 msnm, con una media diaria de precipitación es de 1.78 mm y una desviación estándar de 5.25 mm, y con 13% de datos faltantes. Las estaciones vecinas utilizadas en la agrupación por clima fueron 8, 25 para R25 y 30 para R50. En el Cuadro 3-8 se resumen los resultados obtenidos por los mejores 5 métodos. De manera general se observa que IDW y REG tuvieron un buen desempeño y que mejora cuando se eligen estaciones vecinas en un radio de 25 km (R25). Los cinco métodos tuvieron resultados similares en los distintos porcentajes de datos faltantes, indicando que el desempeño en este tipo de clima es independiente del porcentaje de datos faltantes.

Cuadro 3-8. Resultados obtenidos del clima 5 de los mejores métodos obtenidos del sistema de clasificación

Método	%DF	Criterios estadísticos											
		E			R ²			MAE			RMSE		
		Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50	Clima	R25	R50
REG	10%	0.35	0.72	0.72	0.42	0.75	0.75	1.52	0.85	0.87	4.04	2.36	2.39
	20%	0.36	0.72	0.71	0.41	0.73	0.73	1.36	0.80	0.82	3.39	2.11	2.15
	40%	0.36	0.72	0.71	0.41	0.73	0.73	1.36	0.80	0.82	3.39	2.11	2.15
	80%	0.29	0.72	0.71	0.35	0.73	0.73	2.58	0.80	0.82	5.33	2.11	2.15
	M	0.34	0.72	0.71	0.40	0.74	0.73	1.70	0.81	0.84	4.04	2.18	2.21
SOM	10%	0.32	0.35	0.36	0.37	0.42	0.42	1.47	1.45	1.45	4.13	4.04	4.03
	20%	0.35	0.37	0.38	0.38	0.41	0.41	1.31	1.30	1.29	3.44	3.38	3.37
	40%	0.35	0.37	0.38	0.38	0.41	0.41	1.31	1.30	1.29	3.44	3.38	3.37
	80%	0.27	0.37	0.38	0.29	0.41	0.41	2.47	1.30	1.29	5.41	3.38	3.37
	M	0.32	0.37	0.37	0.36	0.41	0.41	1.64	1.34	1.33	4.11	3.55	3.54
CCW	10%	0.37	0.45	0.42	0.43	0.52	0.50	1.41	1.37	1.44	3.95	3.58	3.67
	20%	0.37	0.39	0.37	0.42	0.48	0.46	1.25	1.33	1.38	3.34	3.24	3.31
	40%	0.37	0.39	0.37	0.42	0.48	0.46	1.25	1.33	1.38	3.34	3.24	3.31
	80%	0.36	0.39	0.37	0.36	0.48	0.46	2.27	1.33	1.38	5.06	3.24	3.31
	M	0.37	0.41	0.38	0.41	0.49	0.47	1.55	1.34	1.40	3.92	3.33	3.40
IDW	10%	0.32	0.75	0.75	0.42	0.78	0.78	1.45	0.78	0.78	4.01	2.21	2.22
	20%	0.32	0.75	0.75	0.41	0.76	0.76	1.29	0.73	0.73	3.44	2.00	2.00
	40%	0.32	0.75	0.75	0.41	0.76	0.76	1.29	0.73	0.73	3.44	2.00	2.00
	80%	0.28	0.75	0.75	0.33	0.76	0.76	2.01	0.73	0.73	5.39	2.00	2.00
	M	0.31	0.75	0.75	0.39	0.76	0.76	1.51	0.74	0.74	4.07	2.05	2.06
EOF	10%	0.34	0.43	0.42	0.42	0.49	0.48	1.46	1.39	1.41	4.02	3.70	3.76
	20%	0.34	0.41	0.40	0.41	0.46	0.45	1.31	1.32	1.33	3.42	3.25	3.28
	40%	0.34	0.41	0.40	0.41	0.46	0.45	1.31	1.32	1.33	3.42	3.25	3.28
	80%	0.31	0.41	0.40	0.36	0.46	0.45	2.60	1.32	1.33	5.25	3.25	3.28
	M	0.33	0.41	0.40	0.40	0.47	0.46	1.67	1.34	1.35	4.03	3.36	3.40

En la Figura 3-14 inciso A muestra la comparación estadística de los métodos, los mejores fueron REG e IDW, y entre ellos no existe una diferencia significativa. El inciso B confirma que no hay diferencia significativa entre el desempeño obtenido por los métodos en los distintos porcentajes de datos faltantes. El tipo de agrupación R25 resultó diferente estadísticamente de los anteriores y mostró los mejores resultados. El inciso D muestra el desempeño obtenido en los diferentes porcentajes de datos faltantes del método REG e IDW, se pueden utilizar los dos métodos para estimar datos faltantes en climas similares al clima 5 y en cualquier porcentaje de datos faltantes.

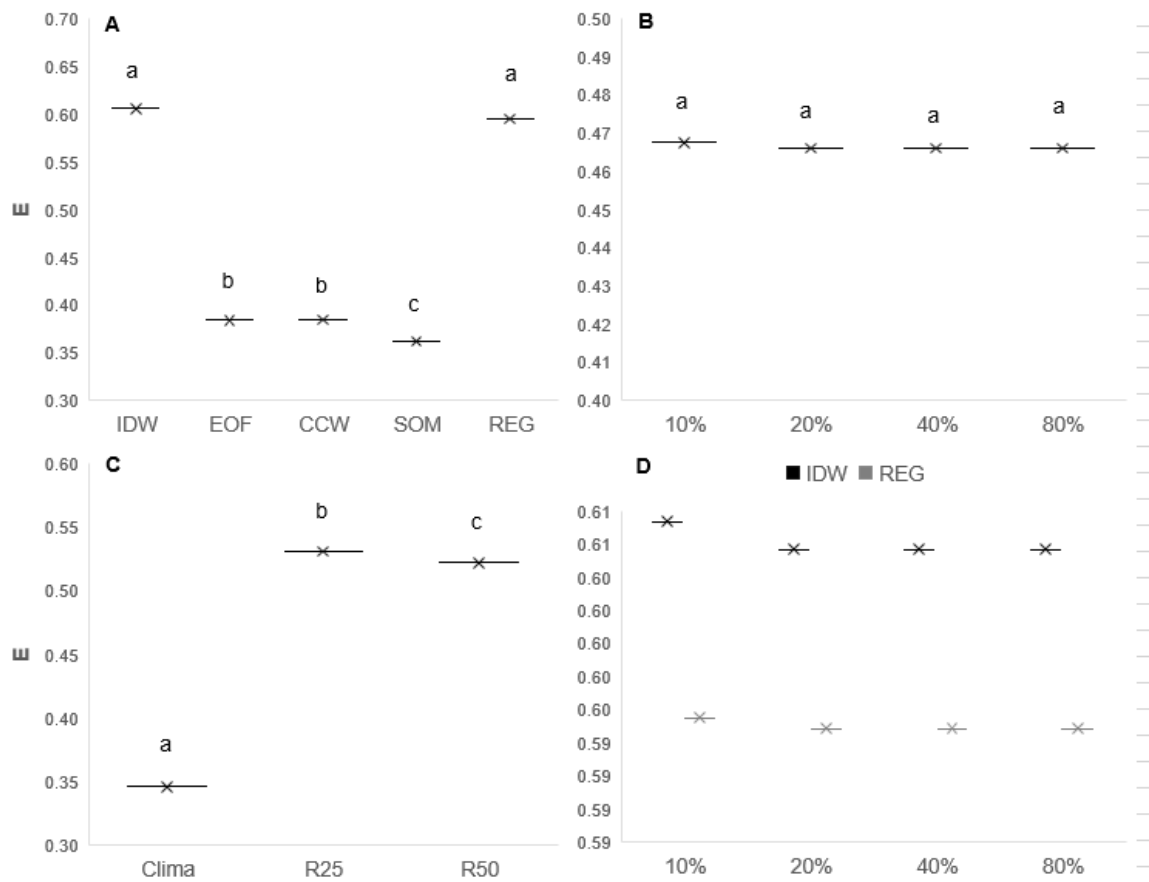


Figura 3-14. Resultados del grupo 5 de las comparaciones múltiples de Tukey en base a la Eficiencia: A) Métodos seleccionados, B) Porcentaje de datos faltantes, C) Tipo de Agrupación y D) Los mejores métodos con diferentes porcentajes. Las letras (a, b, c) representan los porcentajes de datos faltantes, los métodos y las agrupaciones que son diferentes significativamente con $\alpha = 0.05$, si presentan la misma letra no son diferentes.

En la Figura 3-15 se muestra el comportamiento para la estación R9043 de la precipitación medida y estimada para 83 días no incluidos en la evaluación de los metodos, mediante el método REG e IDW y con la configuración R25.

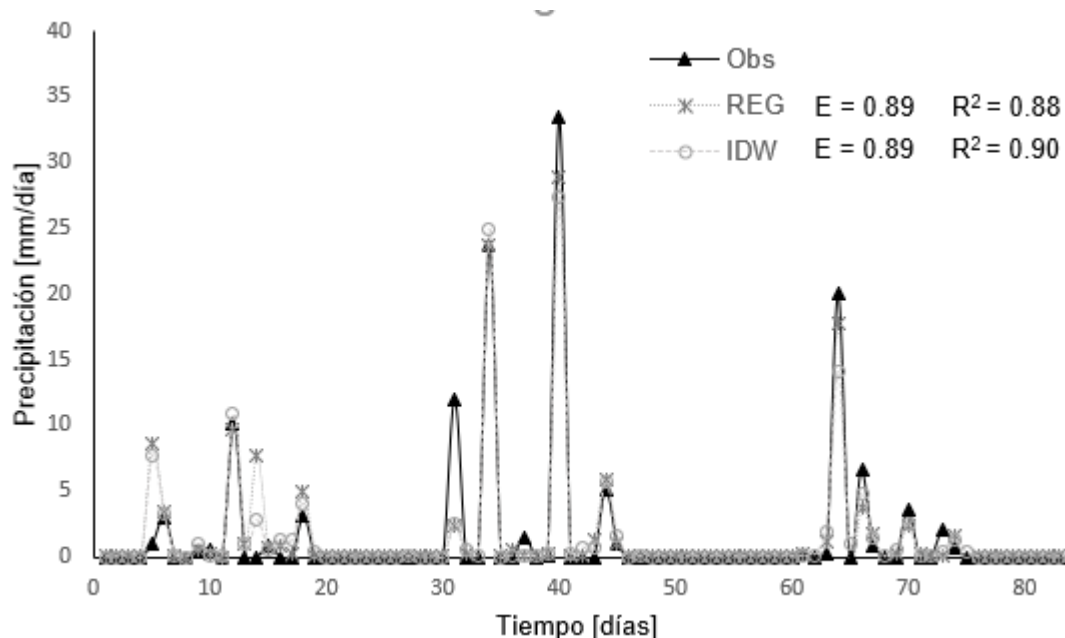


Figura 3-15. Resultados del comportamiento de la estimación de datos faltantes mediante el método REG e IDW.

3.5.7 Comparación entre diferentes estudios

Los métodos evaluados se desempeñaron de manera diferente dependiendo del tipo de clima donde se ubica la estación a estimar. En el estudio realizado por Jahan et al. (2018) encontraron que los métodos se desempeñan de forma diferente de acuerdo con la elección de las estaciones a estimar, apoyando los resultados obtenidos en este estudio. Los autores encontraron que en algunas zonas el mejor algoritmo tuvo un RMSE de 7.3 y en otras un RMSE de 11.215, el mejor algoritmo fue diferente dependiendo de la zona, y resaltaron que el mejor algoritmo para climas secos fue REG y para zonas húmedas se desempeñó mejor AA. De la misma forma en el trabajo publicado por Miró et al. (2017) agruparon las estaciones objetivo y las estaciones vecinas de acuerdo con la cantidad de precipitación y demostraron que los mejores métodos para estimar datos faltantes fueron REG y NLP para los diferentes tipos de clima que evaluaron. El RMSE para el método REG estuvo entre 3-4 y el MAE entre 1.0-1.1. En la presente investigación, el RMSE del método REG resultó entre 2-6 y el MAE entre 0.7-3.5, esto apoya la idea que el método se ajusta a diferentes condiciones.

El mejor desempeño para la elección de las estaciones vecinas para la estimación de los datos faltantes se obtuvo con las estaciones agrupadas dentro de un radio de 25 km de la estación objetivo. Este resultado es consistente con lo encontrado por Barrios et al. (2018), ellos demostraron que los métodos utilizados en su investigación se desempeñaron mejor tomando las estaciones vecinas dentro de un radio de 25 km de la estación objetivo.

Aieb et al. (2019) evaluaron cinco métodos entre ellos k vecinos más cercanos, regresión lineal y uno nuevo propuesto por ellos, basado en k vecinos más cercanos, para 1100 datos diarios con diferentes porcentajes de datos faltantes. Los autores encontraron que los métodos pueden mejorar el desempeño evaluando diferentes configuraciones dependiendo del clima de la estación objetivo, ellos obtuvieron un RMSE de entre 0.1-0.7 en clima árido, apoyando lo obtenido en el clima 5 de este trabajo, que tiene el mismo tipo de clima y obtuvo los mejores resultados en la evaluación actual con RMSE de entre 2-4. En la investigación de Lai y Kuok (2019) evaluarón dos métodos, k vecinos más cercanos y análisis de componentes principales bayesianos con 365 datos diarios y para diferentes porcentajes de datos faltantes. Los autores obtuvieron resultados similares a los encontrados en este trabajo, dado que el RMSE de los mejores métodos fluctuaron entre 0.3-9 para los diferentes porcentajes de datos perdidos. Otro caso similar se presenta en el estudio realizado por Rahman, Deni y Ramli (2017) donde evaluaron cinco métodos diferentes en 14000 datos diarios de precipitación para 5%, 10% y 15%. Los autores encontraron que los RMSE obtenidos entre los diferentes métodos estuvieron entre 5-11, y estos fueron diferentes en los porcentajes de datos faltantes evaluados y los RMSE del 10% fueron menores a los del 5%, apoyando lo encontrado en este trabajo donde en algunos métodos, como regulación esperanza – maximización, el porcentaje de 80% de datos faltantes se desempeñó mejor que porcentajes menores.

En el trabajo de Trujillo, Ramírez, Vázquez e Ibáñez (2015) se evaluaron los métodos RL, RLM, NR e IDW en 430 datos para porcentajes de datos faltantes entre 20% y 30%. Ellos obtuvieron RMSE entre 15-19 para los diferentes métodos

que evaluaron, estos fueron obtenidos en un tipo de clima similar a la estación evaluada en el clima 1, donde se obtuvieron RMSE entre 5-7. En la publicación de Simolo, Brunetti, Maugeri y Nanni (2010) obtuvieron RMSE entre 3 y 6. Sattari, Joudi y Kusiak (2016) obtuvieron RMSE entre 5 y 11.

En general, el desempeño de los diferentes algoritmos utilizados en este trabajo obtuvo resultados aceptables, comparado con diferentes trabajos existentes en la literatura

3.6 Conclusiones

Los análisis agro-climatológicos requieren de datos de precipitación de series completas de datos, y uno de los problemas existentes es que la mayor parte de las estaciones climatológicas de Ciudad de México no cuentan con series completas. En el presente estudio se compararon 16 métodos de estimación de datos faltantes, para 5 estaciones climatológicas de la Ciudad de México, con las siguientes configuraciones de datos faltantes, 10%, 20%, 40% y 80%. Se utilizaron tres criterios para la selección de las estaciones vecinas: agrupación por clima, por radio de influencia de 25 km y 50 km.

De los 16 métodos de estimación aplicados, los que dieron mejores resultados fueron REG, EOF, SOM, IDW y CCW en los diferentes tipos de clima presentes en la Ciudad de México. De acuerdo con el análisis de varianza general, el porcentaje de datos faltantes no tiene influencia significativa en el desempeño de los cinco métodos seleccionados como los mejores, en los distintos tipos de clima y agrupaciones. Además, el mejor criterio para seleccionar las estaciones vecinas fue por radio de influencia, no existiendo diferencia entre utilizar un radio de 25 km y 50 km. El tipo de clima fue un factor importante indicando se obtienen mejores resultados para climas secos.

En el caso del método REG se puede utilizar en la estimación de datos faltantes en climas templados semihúmedos y semiáridos para un porcentaje de datos faltantes entre 10%-40%. El método EOF se puede ocupar en la estimación de datos faltantes cuando se presentan porcentajes de datos faltantes entre 40%-80% para climas templados semihúmedos.

3.7 Literatura citada

- Aieb, A., Madani, K., Scarpa, M., Bonacorso, B., & Lefsih, K. (2019). A new approach for processing climate missing databases applied to daily rainfall data in Soummam watershed, Algeria. *Heliyon*, 5(2).
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e01247>
- Amos, C. C., Rahman, A., Karim, F., & Gathenya, J. M. (2018, noviembre 20). A scoping review of roof harvested rainwater usage in urban agriculture: Australia and Kenya in focus. *Journal of Cleaner Production*, Vol. 202, pp. 174–190. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.108>
- Barrios, A., Trincado, G., & Garreaud, R. (2018). Alternative approaches for estimating missing climate data: application to monthly precipitation records in South-Central Chile. *Forest Ecosystems*, 5(1), 28.
<https://doi.org/10.1186/s40663-018-0147-x>
- Benahmed, L., & Houichi, L. (2018). The effect of simple imputations based on four variants of PCA methods on the quantiles of annual rainfall data. *Environmental Monitoring and Assessment*. <https://doi.org/10.1007/s10661-018-6913-y>
- Cai, Z., Heydari, M., & Lin, G. (2006). Iterated local least squares microarray missing value imputation. *Journal of bioinformatics and computational biology*, 4(05), 935-957.
- Coulibaly, P., & Evora, N. D. (2007). Comparison of neural network methods for infilling missing daily weather records. *Journal of Hydrology*, 341(1–2), 27–41. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.04.020>
- Coulibaly, Paulin, Dibike, Y. B., & Anctil, F. (2005). Downscaling Precipitation and Temperature with Temporal Neural Networks. *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 483–496. <https://doi.org/10.1175/JHM409.1>
- Dallman, S., Chaudhry, A. M., Muleta, M. K., & Lee, J. (2016). The Value of Rain: Benefit-Cost Analysis of Rainwater Harvesting Systems. *Water Resources Management*, 30(12), 4415–4428.

<https://doi.org/10.1007/s11269-016-1429-0>

Dumedah, G., Walker, J. P., & Chik, L. (2014). Assessing artificial neural networks and statistical methods for infilling missing soil moisture records. *Journal of Hydrology*. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.068>

Feng, L., Nowak, G., O'Neill, T. J., & Welsh, A. H. (2014). CUTOFF: A spatio-temporal imputation method. *Journal of Hydrology*, 519, 3591–3605. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.11.012>

García, E. (2004). *Modificaciones al Sistema de Koppen*.

Ilin, A., & Raiko, T. (2010). Practical approaches to principal component analysis in the presence of missing values. *Journal of Machine Learning Research*, 11(Jul), 1957-2000.

INEGI. (2017). *Conociendo la Ciudad de México*. Recuperado de www.inegi.org.mx

Jahan, F., Sinha, N. C., Rahman, M. M., Rahman, M. M., Mondal, M. S. H., & Islam, M. A. (2018). Comparison of missing value estimation techniques in rainfall data of Bangladesh. *Theoretical and Applied Climatology*. <https://doi.org/10.1007/s00704-018-2537-y>

Obermayer, K., Sejnowski, T. J., & Poggio, T. A. (Eds.). (2001). *Self-organizing map formation: foundations of neural computation* (Vol. 93, No. 9125). Mit Press.

Lai, W. Y., & Kuok, K. K. (2019). A Study on Bayesian Principal Component Analysis for Addressing Missing Rainfall Data. *Water Resources Management*, 33(8), 2615–2628. <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02209-8>

Lo Presti, R., Barca, E., & Passarella, G. (2010). A methodology for treating missing data applied to daily rainfall data in the Candelaro River Basin (Italy). *Environmental Monitoring and Assessment*. <https://doi.org/10.1007/s10661-008-0653-3>

- Miró, J. J., Caselles, V., & Estrela, M. J. (2017). Multiple imputation of rainfall missing data in the Iberian Mediterranean context. *Atmospheric Research*, 197, 313–330. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2017.07.016>
- Mwale, F. D., Adeloye, A. J., & Rustum, R. (2012). Infilling of missing rainfall and streamflow data in the Shire River basin, Malawi – A self organizing map approach. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 50–52, 34–43. <https://doi.org/10.1016/J.PCE.2012.09.006>
- Nkiaka, E., Nawaz, N. R., & Lovett, J. C. (2016). Using self-organizing maps to infill missing data in hydro-meteorological time series from the Logone catchment, Lake Chad basin. *Environmental Monitoring and Assessment*, 188(7). <https://doi.org/10.1007/s10661-016-5385-1>
- Piezer, K., Petit-Boix, A., Sanjuan-Delmás, D., Briese, E., Celik, I., Rieradevall, J., ... Apul, D. (2019). Ecological network analysis of growing tomatoes in an urban rooftop greenhouse. *Science of The Total Environment*, 651, 1495–1504. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.09.293>
- Rahman, N. A., Deni, S. M., & Ramli, N. M. (2017). *Generalized linear model for estimation of missing daily rainfall data*. 080019. <https://doi.org/10.1063/1.4981003>
- Rahman, R., Haider, S., Ghosh, S., & Pal, R. (2015). Design of Probabilistic Random Forests with Applications to Anticancer Drug Sensitivity Prediction. *Cancer Informatics*, 14s5, CIN.S30794. <https://doi.org/10.4137/CIN.S30794>
- Saleem, M., Hussain, A., & Mahmood, G. (2018). A systematic approach for design of rainwater harvesting system and groundwater aquifer modeling. *Applied Water Science*, 8(5). <https://doi.org/10.1007/s13201-018-0769-8>
- Sattari, M.-T., Rezazadeh-Joudi, A., & Kusiak, A. (2016). Assessment of different methods for estimation of missing data in precipitation studies. *Hydrology Research*. <https://doi.org/10.2166/nh.2016.364>
- Scholz, M. (2012). Validation of Nonlinear PCA. *Neural Processing Letters*,

36(1), 21–30. <https://doi.org/10.1007/s11063-012-9220-6>

- Schneider, T. (2001). Analysis of incomplete climate data: Estimation of mean values and covariance matrices and imputation of missing values. *Journal of climate*, 14(5), 853-871.
- Simolo, C., Brunetti, M., Maugeri, M., & Nanni, T. (2010). Improving estimation of missing values in daily precipitation series by a probability density function-preserving approach. *International Journal of Climatology*. <https://doi.org/10.1002/joc.1992>
- Sorjamaa, A. (2010). Methodologies for time series prediction and missing value imputation.
- Stekhoven, D. J., & Bühlmann, P. (2012). Missforest-Non-parametric missing value imputation for mixed-type data. *Bioinformatics*. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btr597>
- Taylor, M. H., Losch, M., Wenzel, M., & Schröter, J. (2013). On the sensitivity of field reconstruction and prediction using empirical orthogonal functions derived from gappy data. *Journal of Climate*, 26(22), 9194-9205.
- Teegavarapu, R. S. V. (2009). Estimation of missing precipitation records integrating surface interpolation techniques and spatio-temporal association rules. *Journal of Hydroinformatics*, 11(2), 133–146. <https://doi.org/10.2166/hydro.2009.009>
- Toro Trujillo, A. M., Arteaga Ramírez, R., Vázquez Peña, M. A., & Ibáñez Castillo, L. A. (2015). Relleno de series diarias de precipitación, temperatura mínima, máxima de la región norte del Urabá Antioqueño. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. <https://doi.org/10.29312/remexca.v6i3.640>
- Von Storch, H., & Zwiers, F. W. (2001). *Statistical analysis in climate research*. Cambridge university press.
- Xia, Y., Fabian, P., Stohl, A., & Winterhalter, M. (1999). Forest climatology:

estimation of missing values for Bavaria, Germany. *Agricultural and Forest Meteorology*, 96(1–3), 131–144. [https://doi.org/10.1016/S0168-1923\(99\)00056-8](https://doi.org/10.1016/S0168-1923(99)00056-8)

Yozgatligil, C., Aslan, S., Iyigun, C., & Batmaz, I. (2013). Comparison of missing value imputation methods in time series: The case of Turkish meteorological data. *Theoretical and Applied Climatology*, 112(1–2), 143–167. <https://doi.org/10.1007/s00704-012-0723-x>

4. ESTIMACIÓN DE LA PRODUCTIVIDAD DEL AGUA EN AGRICULTURA URBANA Y PERIURBANA DE LA CIUDAD DE MÉXICO

4.1 Resumen

El aumento de la población en las ciudades ha creado problemas entorno a los recursos naturales. La demanda de alimentos, energía, y agua en las grandes ciudades ha obligado a crear nuevos sistemas de producción de alimentos. Entre estos sistemas se encuentra la agricultura urbana y periurbana, aunque esta actividad no es nueva, ha sido objeto de muchos estudios sobre el impacto positivo en las ciudades, sin embargo, el impacto no se ha analizado desde un punto de vista técnico-ambiental. Esto puede tener un efecto negativo sobre los recursos limitados en las ciudades como el agua. En este estudio se estima la productividad del agua en trece huertos de la Ciudad de México para la producción de lechuga y tomate. La productividad promedio del agua en la Ciudad de México para lechuga fue de 1.30 kg/m^3 y para tomate de 2.33 kg/m^3 . Los resultados obtenidos demuestran que la agricultura urbana y periurbana puede tener repercusiones negativas sobre el agua si no se realiza con ayuda técnica.

Palabras clave: **Productividad agronómica del agua, Agricultura urbana y periurbana**

Tesis de Maestría en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Hugo Antonio Fernández

Director de Tesis: Raquel Salazar Moreno

4.2 Abstract

The unsustainable increase in population in cities has created problems around natural resources. The demand for food, energy and water in large cities has forced the creation of new food systems. Among these systems is urban and peri-urban agriculture, although this activity is not new, it has been the subject of many studies on the positive impact on cities. Because of this many people have implemented this activity; however, it has not been carried out from a technical-environmental point. This can negatively impact the limited resources available in cities, especially water. To assess the impact of water use by urban and peri-urban agriculture, agronomic water productivity has been used in thirteen orchards in Mexico City in the production of lettuce and tomato. The average agronomic productivity of water in Mexico City for lettuce was 1.30 kg/m^3 and for tomatoes of 2.33 kg/m^3 . The results obtained show that urban and peri-urban agriculture can have repercussions on water if it is not carried out with an accompaniment technical

Keywords: **Agronomic water productivity, Urban and peri-urban agriculture**

Tesis de Maestría en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Hugo Antonio Fernández

Director de Tesis: Raquel Salazar Moreno

4.3 Introducción

El crecimiento de la población urbana es un proceso muy dinámico y creciente de tal manera que actualmente hay más personas viviendo en las ciudades que en las zonas rurales (Jamali y Kalkhajeh, 2019). En el año 2018, la cantidad de personas habitando en las ciudades se estimaba alrededor del 55% de la población mundial y se estima que en 2050 la población urbana será de 68% (United Nations, 2019). En América Latina y el Caribe la población urbana asciende a 82 % (United Nations, 2019).

La Ciudad de México (CDMX) es una de las ciudades más pobladas en el mundo, en el censo realizado por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2015) se estimó que hay alrededor de 8.9 millones de habitantes, pero en 2018 la población de la CDMX rebasó los 20 millones de habitantes (United Nations, 2019). Con ello el incremento de la presión sobre los recursos agua, suelo, energía y alimentos es un tema principal de las investigaciones recientes (Farfan, Lohrmann y Breyer, 2019; Lupia y Pulighe, 2015).

La agricultura urbana y periurbana (AUP) ha surgido como una alternativa de solución a dicha demanda de alimentos frescos en las ciudades (Khumalo y Sibanda, 2019). La producción de alimentos en las ciudades plantea un reto importante ya que los insumos para la producción, principalmente suelo y agua, están limitados e inclusive no están disponibles para nuevos usos (Li, Wang, Liu, y Zhu, 2019; Pulighe y Lupia, 2019). Específicamente la AUP plantea retos y tendencias en la toma de decisiones sobre las políticas públicas en el manejo del agua en las ciudades. En la literatura existen pocas investigaciones sobre el uso del agua. De los 16 métodos de estimación aplicados, los que dieron mejores resultados fueron REG, EOF, SOM, IDW y CCW en los diferentes tipos de clima presentes en la Ciudad de México.

en AUP y oficialmente no existen datos sobre la cantidad de agua que se utiliza para la producción de hortalizas en la Ciudad de México. Es este sentido, no se conoce el impacto de la AUP en el uso del agua y en los diferentes recursos utilizados en las ciudades (McDougall, Kristiansen, & Rader, 2019). De acuerdo

con Amos, Rahman, Karim, y Gathenya (2018) la AUP usualmente utiliza el agua potable de las ciudades para la producción, esta situación impacta negativamente sobre la disponibilidad limitada del agua que tienen las urbes.

El objetivo de toda actividad de producción es obtener el mayor beneficio con el menor costo (Bessembinder, Leffelaar, Dhindwal y Ponsioen, 2005). En este sentido, la productividad es un indicador de la eficiencia obtenida en la producción de un bien (Teixeira, Bastiaanssen, y Bassoi, 2007). El concepto de productividad es ampliamente usado para evaluar la mejora de alguna actividad (Xue et al., 2019) y se define como el cociente entre la producción y la cantidad total de insumos para obtener dicha producción (Wichelns, 2015). Posteriormente, el concepto de productividad agrícola se introdujo en el trabajo de Dewett y Singh (1966) y se calcula como la razón entre la producción agrícola obtenida en un periodo de tiempo específico (un ciclo o un año agrícola) y la cantidad de suelo, trabajo, capital o agua utilizada. De esta manera se puede hablar de productividad del suelo o rendimiento agrícola cuando se calcula la relación entre los kilos obtenidos de un cultivo y la cantidad de suelo ocupado para la producción. De la misma forma la productividad del agua (PA) es el cociente entre los kilogramos obtenidos de cierto cultivo y la cantidad total de agua utilizada durante un ciclo de producción (Molden, 1997).

Una de las formas de evaluar el uso del agua de la AUP es estimar la productividad del agua (PA) a nivel de cultivo (León y Girma, 2012). Esta métrica ayuda a proyectar el consumo de agua necesaria para satisfacer la demanda de vegetales frescos y su impacto sobre el agua disponible en la Ciudad de México. Es por ello, que el objetivo de esta investigación fue estimar la productividad del agua en el cultivo de lechuga y tomate para trece huertos de la CDMX para conocer el uso del agua. Los resultados pueden ayudar a tomar decisiones sobre el manejo del agua, a los encargados de mantener los huertos urbanos y a los tomadores de decisiones en las políticas públicas.

4.4 Materiales y Métodos

4.4.1 Huertos de trabajo

Los huertos de trabajo se seleccionaron por medio del contacto directo con cada uno de los dirigentes, tratando de cubrir todas las alcaldías de la Ciudad de México. Los cultivos estudiados fueron lechuga romana (*Latuca sativa* L.) y tomate cherry (*Solanum Lycopersicum* var. Cerasiforme). En cada visita realizada en los huertos urbanos se obtuvieron las coordenadas geográficas, el área de siembra, el método de riego, el tipo de huerto, y el tipo de suelo. En la Figura 4-1 se muestra la ubicación geográfica de los huertos de trabajo seleccionados.

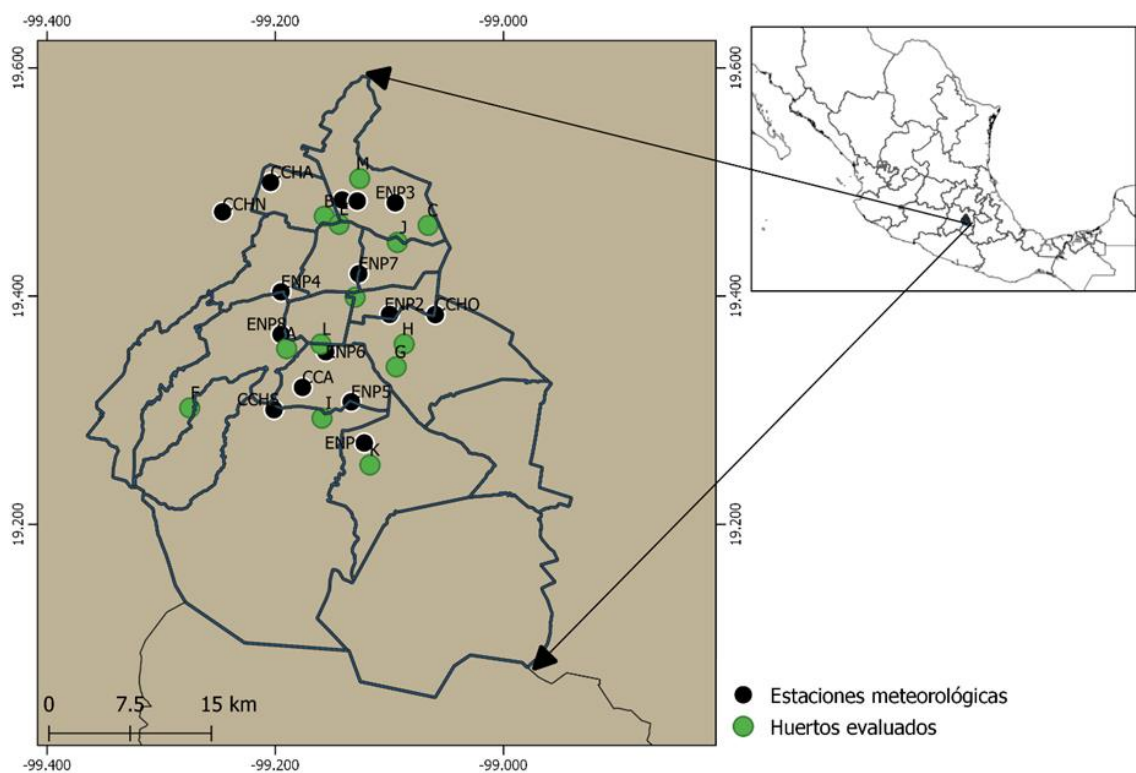


Figura 4-1. Ubicación geográfica de los huertos de trabajo evaluados.

La semilla de tomate y lechuga se plantó el 01 de abril de 2018, el día 30 de abril de 2018 se realizó el trasplante en cada huerto y la cosecha fue el 23 de agosto de 2018 a los 143 días después de la siembra (DDS). La textura del suelo se determinó de acuerdo con SEMARNAT (2002).

4.4.2 Medición del agua utilizada

A cada dirigente de los huertos de trabajo se le entregó una bitácora en donde registraron la fecha, hora y cantidad de agua aplicada a cada cultivo. En los

huertos con riego manual, se les solicitó el registro de la cantidad de agua utilizada en toda el área de cultivo. En los huertos en donde el riego fue por goteo, se realizó el aforo del caudal de cada gotero y se pidió el tiempo de riego cada vez que realizaran el riego.

4.4.3 Balance de agua en cada huerto

En cada de huerto de trabajo se realizó un balance de agua a nivel de suelo (Pratt, Allen, Rosenberg, Keller, y Kopp, 2019), para saber el comportamiento del agua en el suelo y a partir de este balance conocer la demanda de agua total del cultivo. La ecuación 1 muestra el cálculo del balance de agua a nivel de suelo diariamente.

$$R_i + P_i = ET_{ci} + \Delta SM_i \quad (4-1)$$

Donde, R_i es la cantidad de agua aplicada en el día i expresado en mm, P_i la precipitación en el día i en mm, ET_{ci} es la evapotranspiración del cultivo en el día i en mm, ΔSM_i es el cambio de humedad en el suelo en el día i en mm.

Los datos de precipitación y evapotranspiración se obtuvieron de la Red de Estaciones de Universidad Autónoma Nacional de México (UNAM-PEMBU) (<https://www.ruoa.unam.mx/pembu/>). En cada huerto hay una estación dentro de un radio de 5 km.

4.4.4 Rendimiento y productividad del agua

La semilla de tomate y lechuga se plantó el 01 de abril de 2018, el día 30 de abril de 2018 se realizó el trasplante en cada huerto y la cosecha se realizó el 23 de agosto de 2018 a los 143 días después de la siembra (DDS). El rendimiento (R) se obtuvo con la Ecuación 4-2.

$$R = \frac{\text{cosecha [kg]}}{\text{área sembrada [m}^2\text{]}} \quad (4-2)$$

La productividad agronómica del agua (PA) es el cociente de la producción obtenida entre el agua utilizada. La PA se calculó con la Ecuación 4-3.

$$PA = \frac{\text{cosecha [kg]}}{\text{agua utilizada [m}^3\text{]}} \quad (4-3)$$

4.5 Resultados y Discusión

Las características de los huertos evaluados se muestran en el Cuadro 4-1. La mayoría de los huertos no cuentan con un sistema de riego y este se realizó de forma manual. Los resultados del análisis del suelo se muestran en el mismo cuadro en las últimas tres columnas.

Cuadro 4-1. Características de los huertos evaluados de la Ciudad de México.

Nombre	Clave	Latitud	Longitud	Tipo de Huerto	Riego	Textura	ADT	PS
Asilo Mundet	A	19.35	-99.19	Traspatio Privado	Manual	Ligera	60	40
Azcapotzalco	B	19.47	-99.16	Comunitario	Manual	Pesada	200	100
Bosques de Aragón	C	19.46	-99.07	Invernadero Público	Goteo	Media	290	30
Iztacalco	D	19.40	-99.13	Comunitario	Manual	Media	290	80
Los niños	E	19.46	-99.14	Comunitario	Manual	Media	290	100
Magdalena Contreras	F	19.30	-99.28	Invernadero Privado	Goteo	Pesada	200	60
Matlaloc	G	19.34	-99.09	Invernadero Privado	Goteo	Media	290	50
San Miguel	H	19.36	-99.09	Escolar	Manual	Media	290	50
Tlalpan	I	19.29	-99.16	Azotea Privado	Manual	Ligera	60	30
Venustiano Carranza	J	19.45	-99.09	Azotea Privado	Manual	Ligera	60	20
Xochimilco	K	19.25	-99.12	Escolar	Manual	Pesada	200	80
Zimat	L	19.36	-99.16	Azotea Privado	Manual	Pesada	200	40
Tonantzin	M	19.50	-99.13	Traspatio Privado	Manual	Media	290	100

ADT = Agua disponible total en cm/m de suelo; PS = Profundidad del suelo en cm

4.5.1 Análisis a nivel de huerto

Huerto A – Asilo Mundet

Este huerto urbano está localizado en el hospital “Asilo Mundet” dentro de la alcaldía Álvaro Obregón. El manejo del huerto urbano estuvo a cargo de la Sra. Lucia Hernández. El riego se realizó de manera manual y sin seguimiento de un programa de riego. El comportamiento del agua disponible en el suelo para los dos cultivos se muestra en la Figura 4-2. El agua disponible en el suelo se debe mantener entre las dos líneas punteadas. La línea punteada negra indica el agua disponible total con la que cuenta el suelo y la línea punteada gris demarca la cantidad de agua mínima que se debe contar en suelo para un manejo adecuado del cultivo. Por lo tanto, se aprecia que desde el día 56 después del trasplante (DT) hasta el día 79 DT la planta estuvo estresada hídricamente.

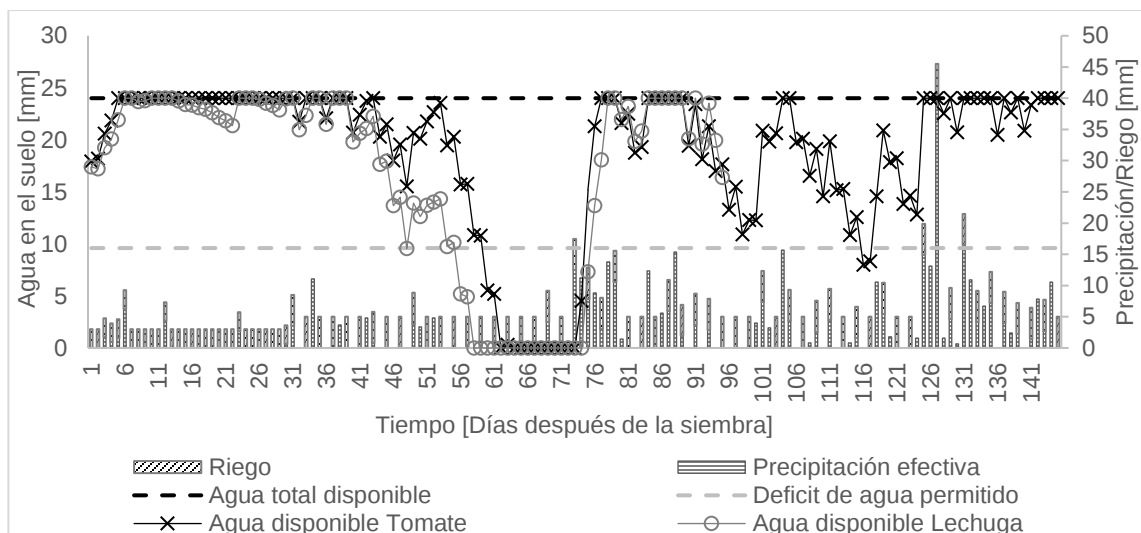


Figura 4-2. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Asilo Mundet.

En la Figura 4-3 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 10 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.3-1.8 m³).

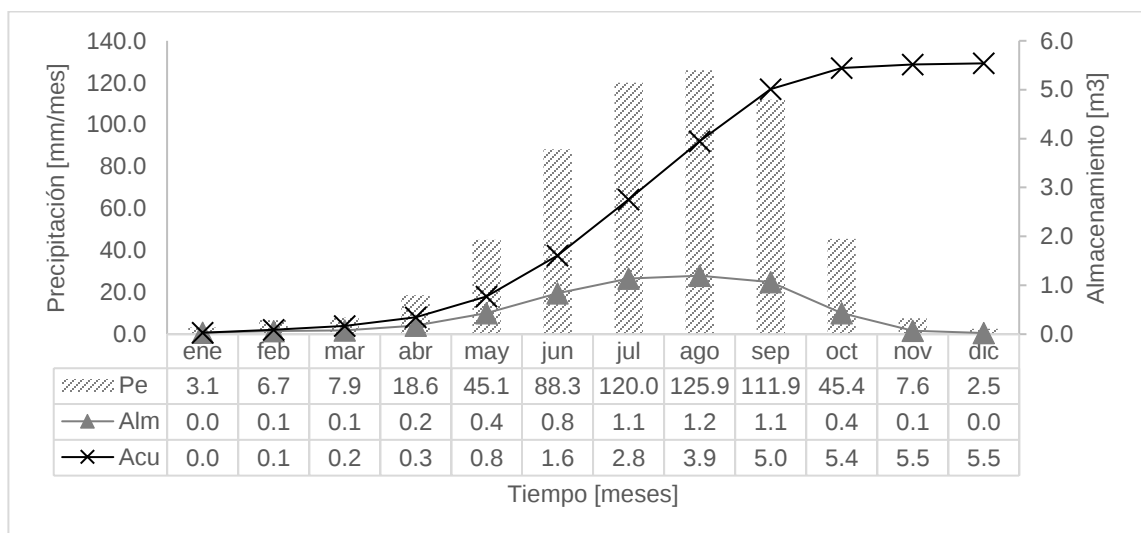


Figura 4-3. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Asilo Mundet.

Huerto B – Azcapotzalco

El huerto Azcapotzalco está ubicado en la alcaldía Azcapotzalco, este huerto comunitario está dedicado a la enseñanza y recuperación de los espacios públicos. El huerto está a cargo del Ingeniero Salvador Durán. El manejo del riego

se hizo de forma manual y no hubo una planeación. En la Figura 4-4 se muestra el comportamiento del agua en el suelo durante el ciclo de los cultivos. El agua en el suelo se mantuvo por encima de la línea del déficit de agua permitido.

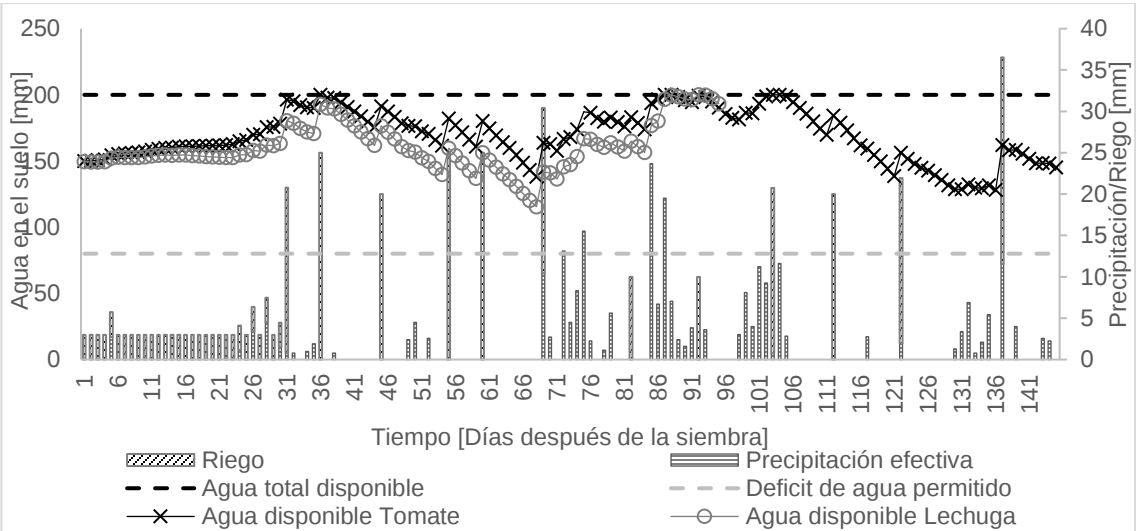


Figura 4-4. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Azcapotzalco.

En la Figura 4-5 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 15 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (0.5-1.5 m³).

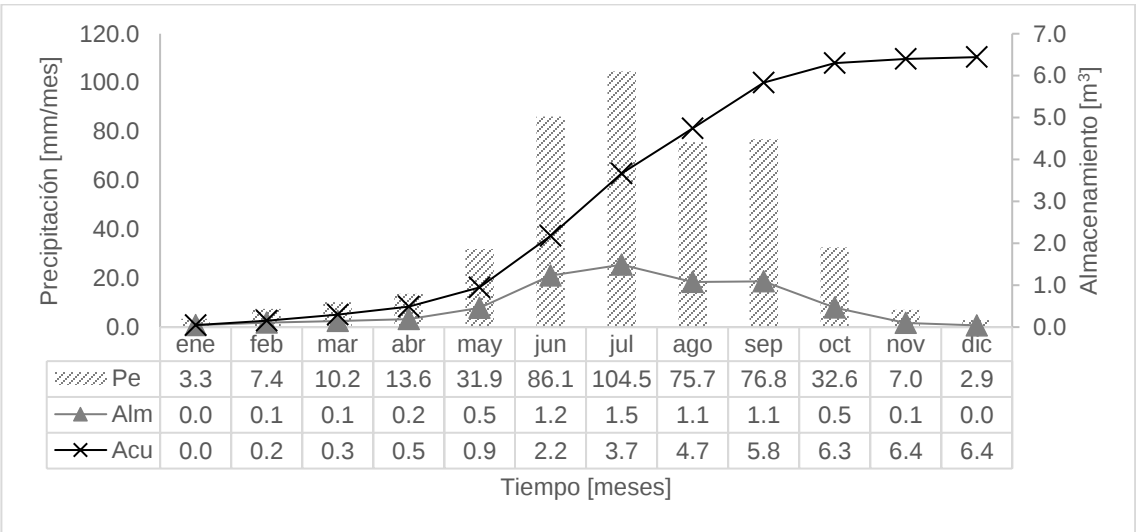


Figura 4-5. Comportamiento del agua colectada en un área de 15 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Azcapotzalco.

Huerto C – Bosques de Aragón

El huerto Bosques de Aragón es un espacio dedicado a enseñanza y demostración de lo que se puede cultivar en las ciudades. Este proyecto es dirigido por la licenciada Berenice Juárez, pero es manejado por dos trabajadores que se encargan de todas las actividades de los cultivos, incluyendo el riego. La producción de tomate y lechuga se realizó en un invernadero demostrativo, con un sistema de riego por goteo. En la Figura 4-6 se muestra el comportamiento del agua en el sustrato donde se colocaron los cultivos. El agua disponible por el cultivo casi siempre se mantuvo en la línea de máxima disponibilidad.

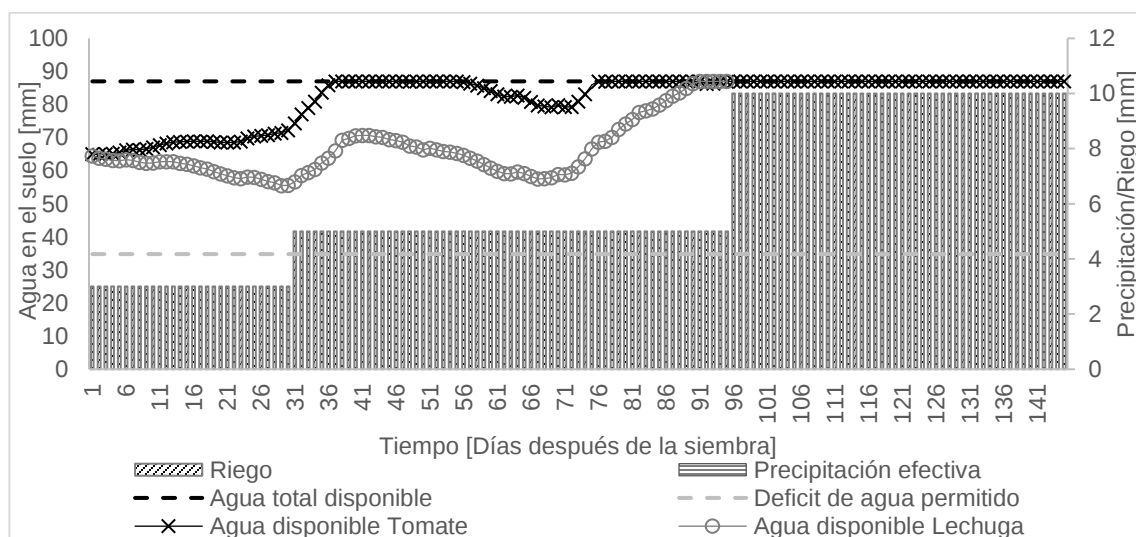


Figura 4-6. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Bosques de Aragón.

En la Figura 4-7 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 75 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (0.-1.4 m³).

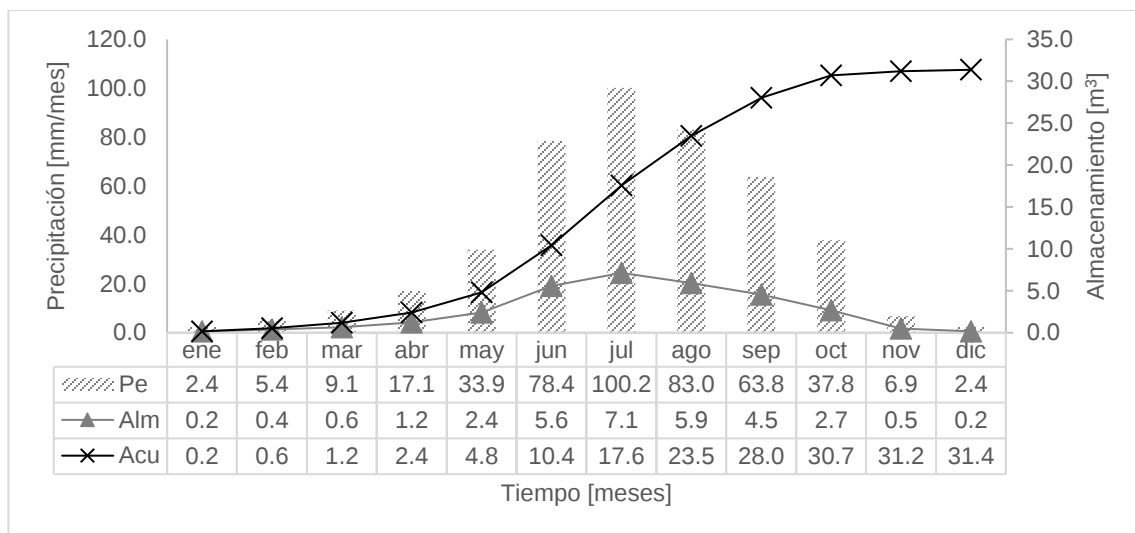


Figura 4-7. Comportamiento del agua colectada en un área de 75 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Bosques de Aragón.

Huerto D – Iztacalco

El huerto Iztacalco es un huerto comunitario dedicado a la integración de los adultos mayores a las actividades productivas y a la recreación. Este huerto está ubicado en la alcaldía Iztacalco y es operado por la señora Irma Mendoza. El manejo de riego se realizó de manera empírica y no existió una programación de este. En la Figura 4-8 se muestra el comportamiento del agua en suelo para los dos cultivos. Durante el ciclo de cultivo no hubo estrés hídrico para ningún cultivo. Es claro que el agua en el suelo se mantuvo cerca de la máxima disponibilidad.

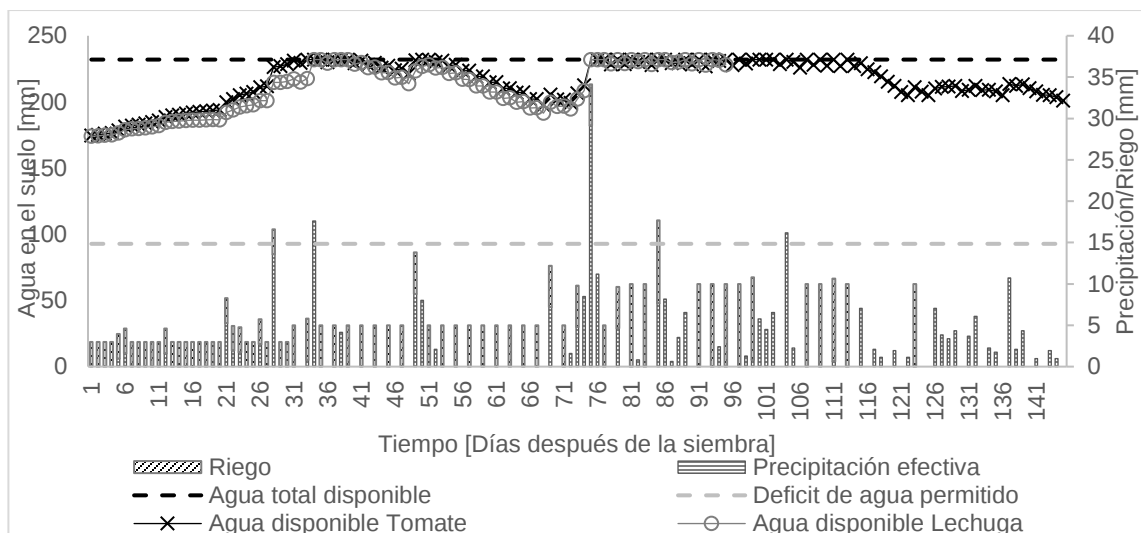


Figura 4-8. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Iztacalco.

En la Figura 4-9 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 100 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.2-1.7 m³).

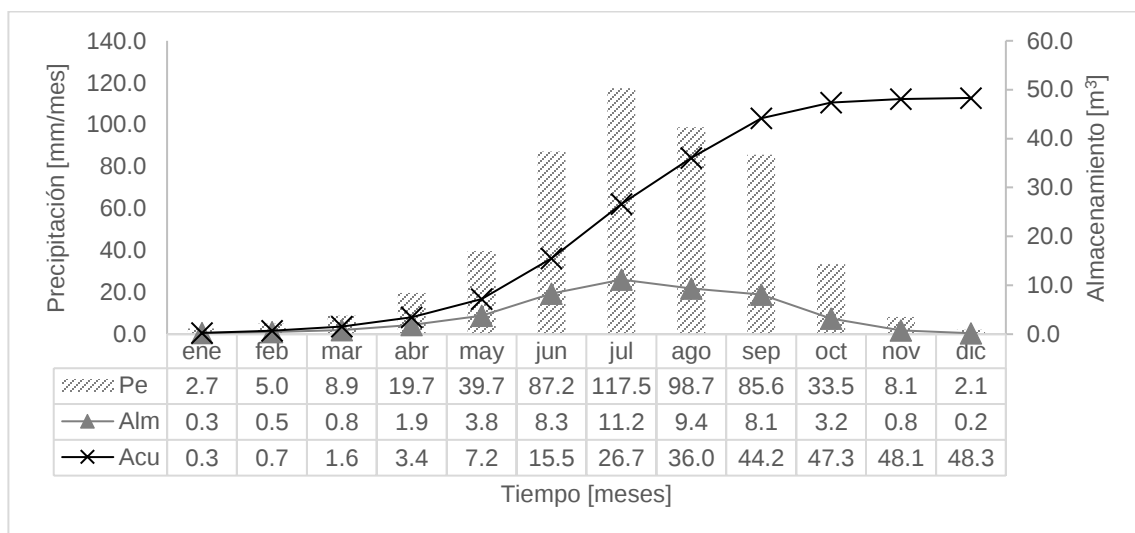


Figura 4-9. Comportamiento del agua colectada en un área de 100 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Iztacalco.

Huerto E – Los niños

El huerto comunitario Los Niños está dedicado a la integración comunitaria y la recuperación de espacios abandonados dentro la ciudad. Este huerto está ubicado en la alcaldía Cuauhtémoc y es dirigido por académicos de la

Universidad Autónoma Metropolitana. En el huerto existen espacios asignados a miembros de la comunidad y ellos se encargan del manejo del cultivo. El manejo del cultivo de tomate y lechuga se realizó por la señora Juana Rodríguez. No hubo una programación del riego. En la Figura 4-10 se muestra el comportamiento del agua disponible durante el cultivo.

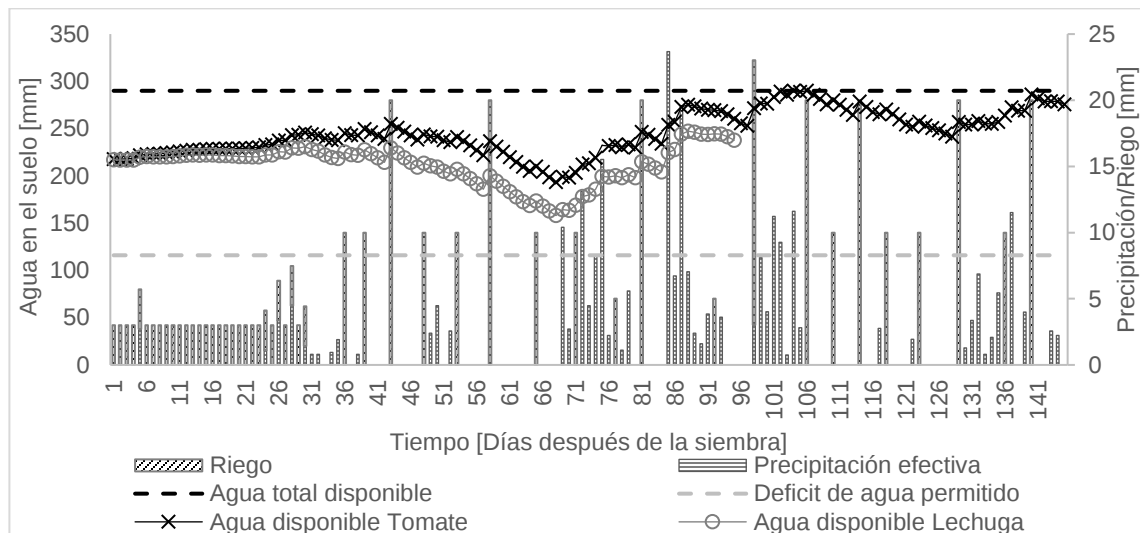


Figura 4-10. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Los Niños.

En la Figura 4-11 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 43 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.1-1.5 m³).

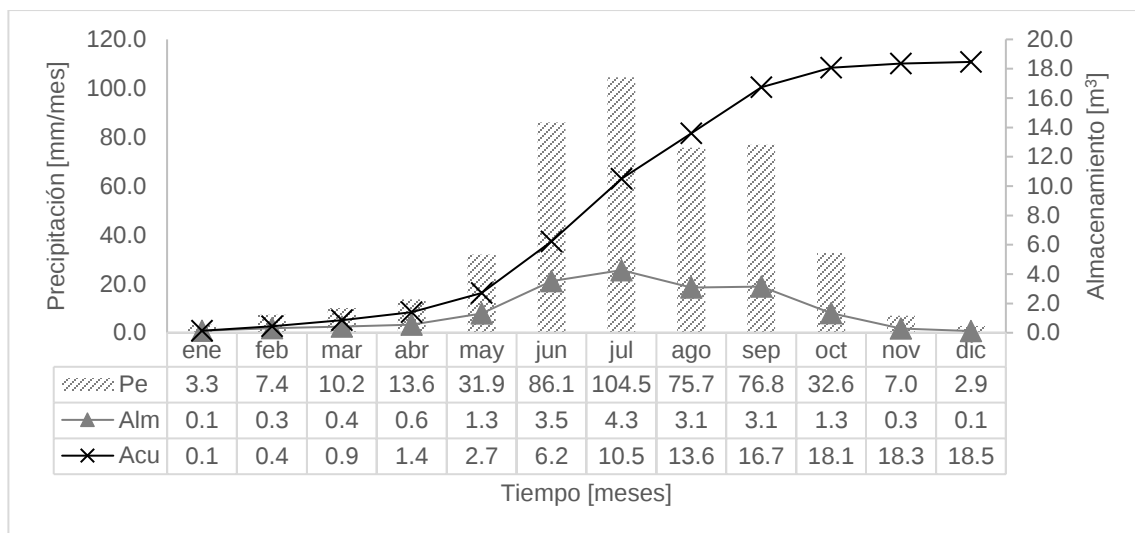


Figura 4-11. Comportamiento del agua colectada en un área de 43 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Los Niños.

Huerto F – Magdalena Contreras

Este huerto está ubicado en la alcaldía Magdalena Contreras. El huerto es un invernadero privado. El invernadero pertenece a la familia López, ellos se encargan del manejo. La producción es para autoconsumo y el excedente es vendido a los vecinos. El riego se hace mediante un sistema de riego por goteo, pero sin ninguna planeación. Durante el crecimiento del cultivo se aplicó una lámina de 7 mm todos los días. En la Figura 4-12 se muestra el comportamiento del agua disponible en el suelo. Desde el día 31 hasta el día 150 después de la siembra, el agua en el suelo se mantuvo en el nivel máximo.

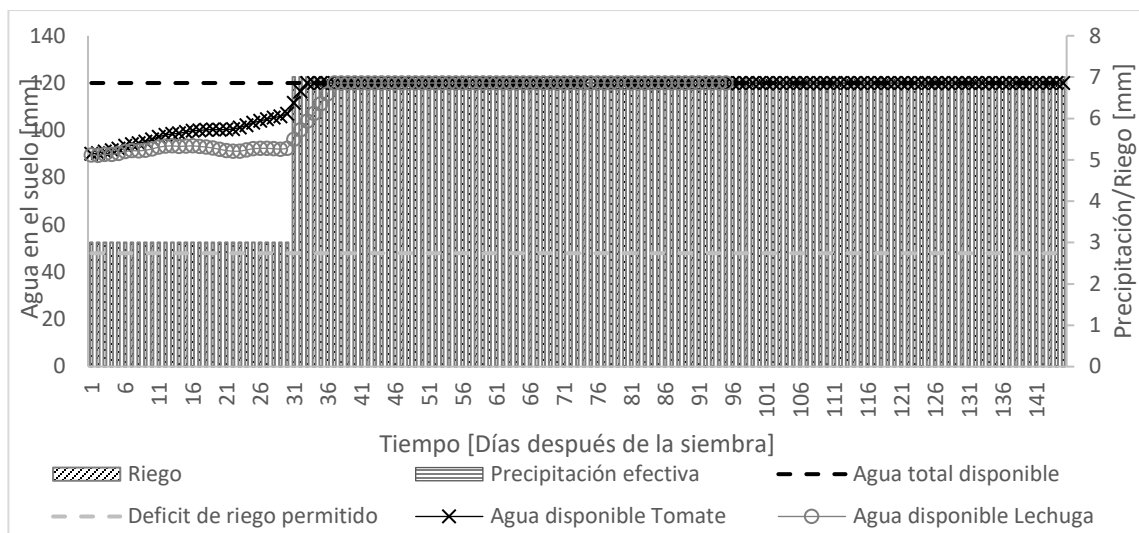


Figura 4-12. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Magdalena Contreras.

En la Figura 4-13 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 30 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.5-2.1 m³).

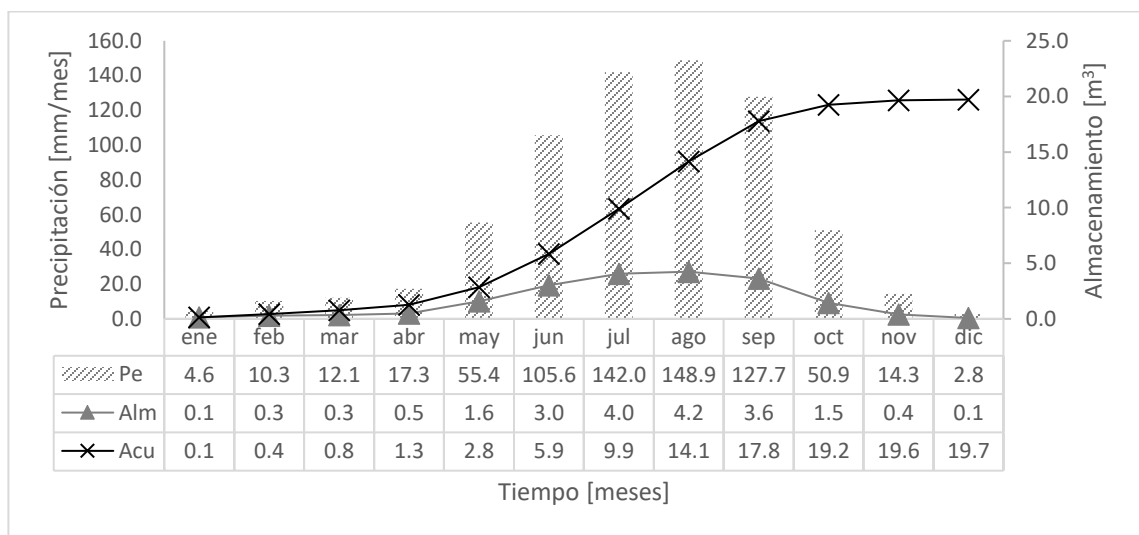


Figura 4-13. Comportamiento del agua colectada en un área de 30 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Magdalena Contreras.

Huerto G – Matlaloc

El huerto Matlaloc es un invernadero privado a cargo del ingeniero Rodrigo Lozano. El invernadero está ubicado en la alcaldía Iztapalapa. La producción está dirigida a un mercado local y para abastecimiento de un restaurante local. El

manejo del riego es mediante un sistema de riego por goteo. No existe una programación del riego que incluya las necesidades hídricas de los cultivos, la aplicación del riego se hace mediante la experiencia. En la Figura 4-14 se muestra el comportamiento del agua disponible en el suelo. Durante la duración de los cultivos el agua disponible siempre se mantuvo en el límite máximo.

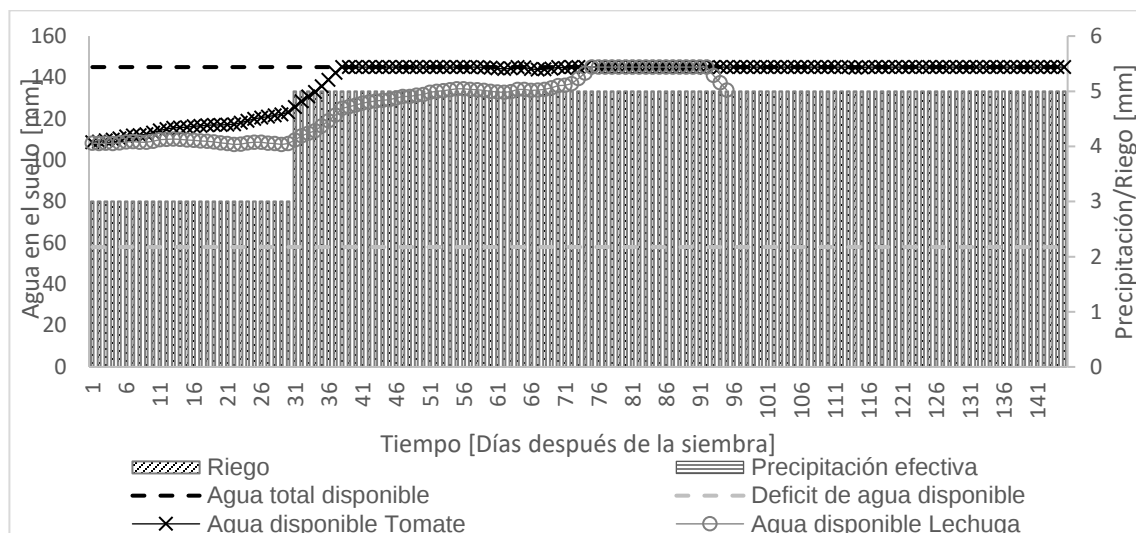


Figura 4-14. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Matlaloc.

En la Figura 4-15 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 50 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.0-1.3 m³).

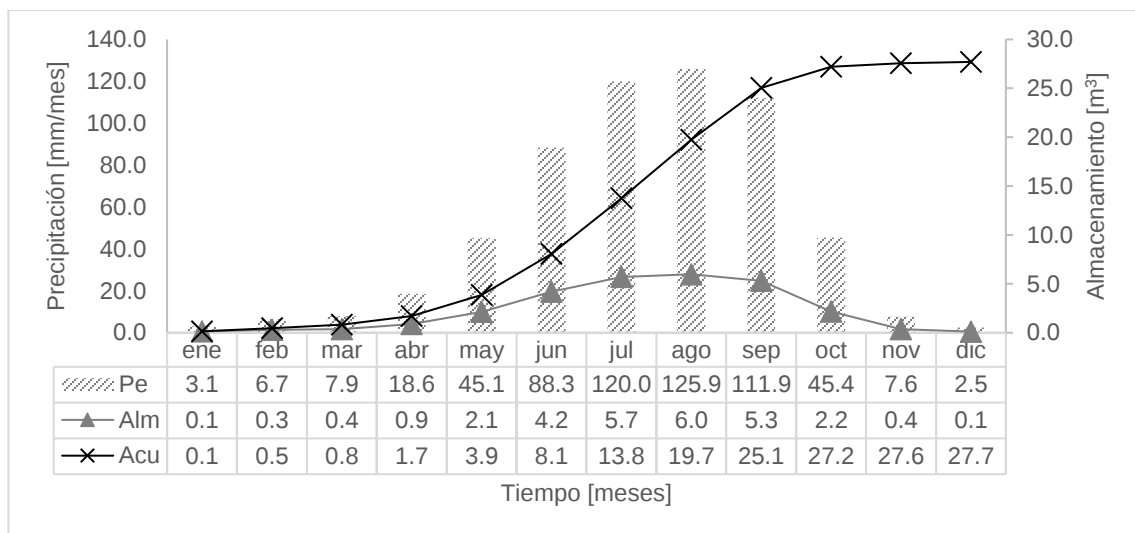


Figura 4-15. Comportamiento del agua colectada en un área de 50 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Matlaloc.

Huerto H – San Miguel

EL huerto escolar “San Miguel” está dedicado a la enseñanza de la agricultura urbana por parte de la Universidad Autónoma Metropolitana. El huerto escolar está localizado en la alcaldía Iztapalapa. EL huerto es manejando por la señora Irma Mendoza, quien se encarga del manejo de todo el huerto, el cual carece de tecnología y el riego es manual, y de manera empírica. La Figura 4-16 muestra el agua en el suelo disponible durante el ciclo de los cultivos. Los cultivos no tuvieron estrés hídrico durante sus fases de desarrollo y en la mayor parte el agua estuvo en el nivel máximo disponible.

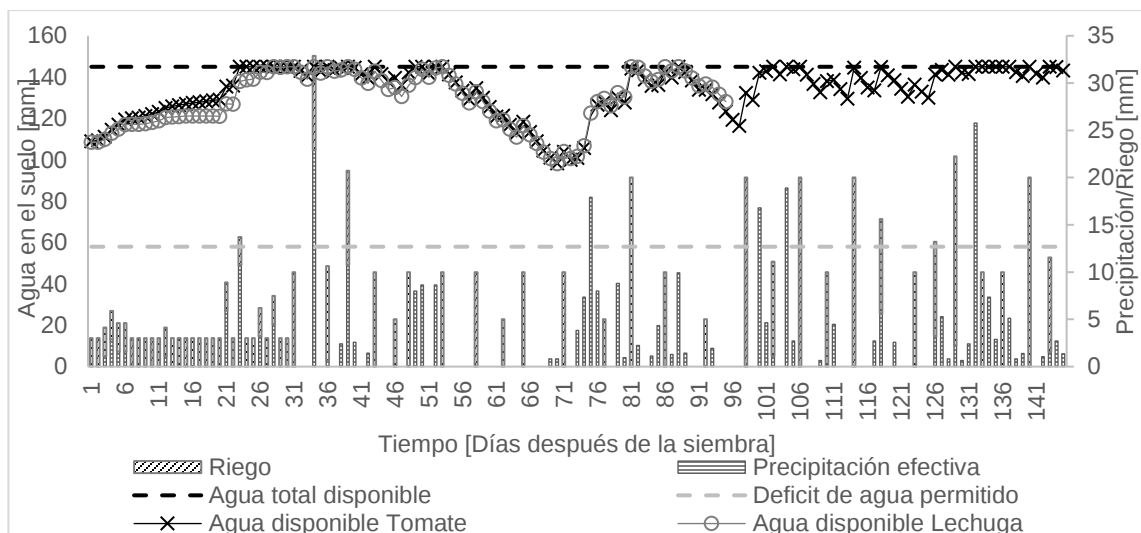


Figura 4-16. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto San Miguel.

En la Figura 4-17 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 10 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.1-1.3 m³).

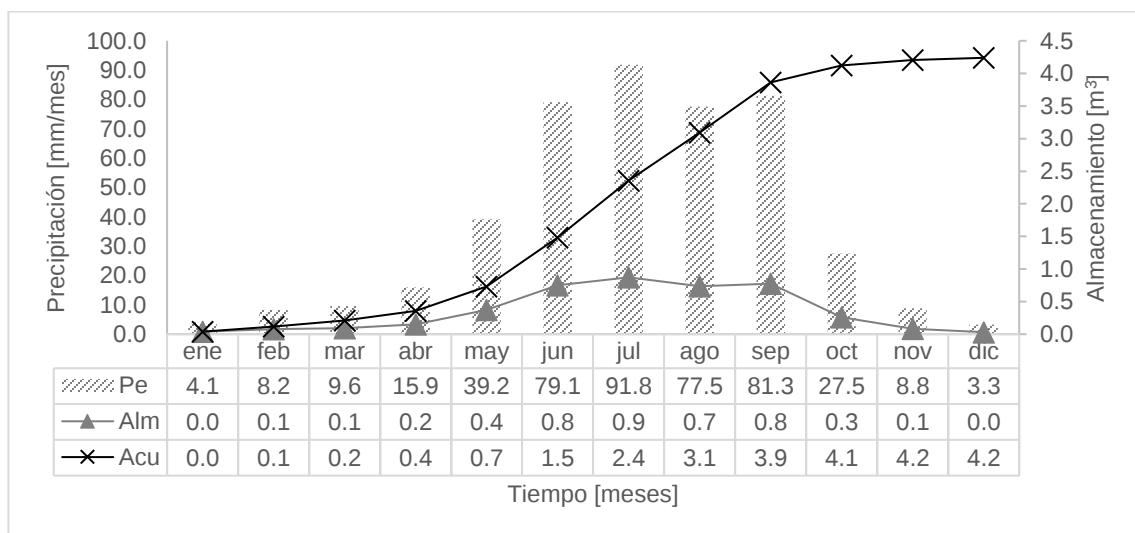


Figura 4-17. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto San Miguel.

Huerto I – Tlalpan

El huerto de Azotea “Tlalpan” es privado y pertenece a la señora Rosario Robles, este huerto aprovecha el espacio disponible de la casa de la señora Robles y está enfocado a la auto enseñanza de la agricultura urbana, la producción es

para autoconsumo. Este huerto no cuenta con un sistema de riego, el manejo del agua se hace en forma manual y empírica. Durante todo el periodo de crecimiento del cultivo se aplicó agua de acuerdo con la observación de la humedad del suelo. La Figura 4-18 muestra la disponibilidad del agua en el suelo. En el periodo de crecimiento, específicamente en el día 46 hasta el día 126 después de la siembra, el cultivo sufrió estrés hídrico. Las necesidades hídricas de los cultivos fueron mayores que el agua disponible en suelo.

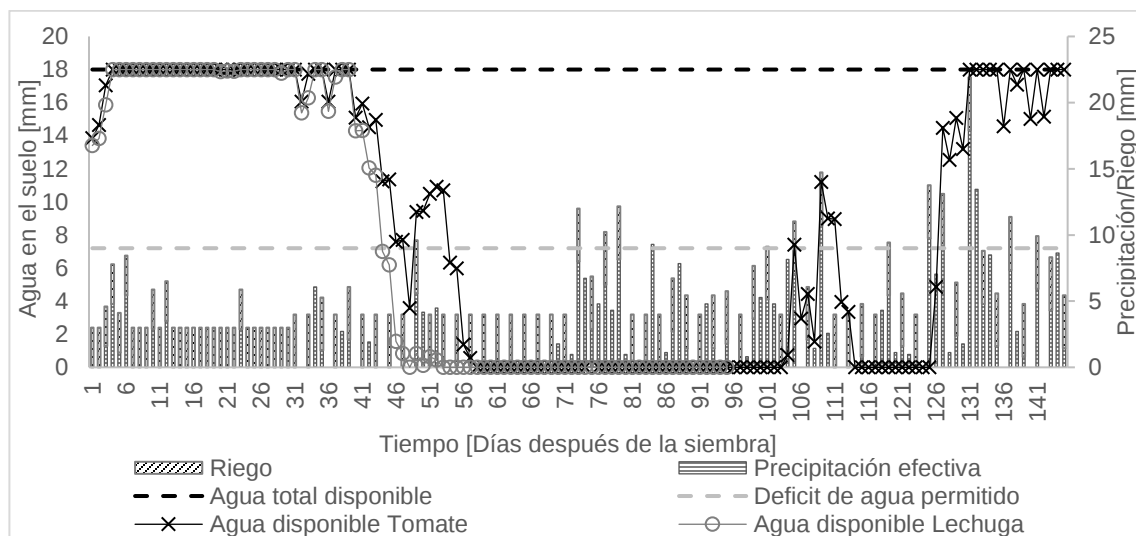


Figura 4-18. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Talpan.

En la Figura 4-19 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 15 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.2-1.6 m³).

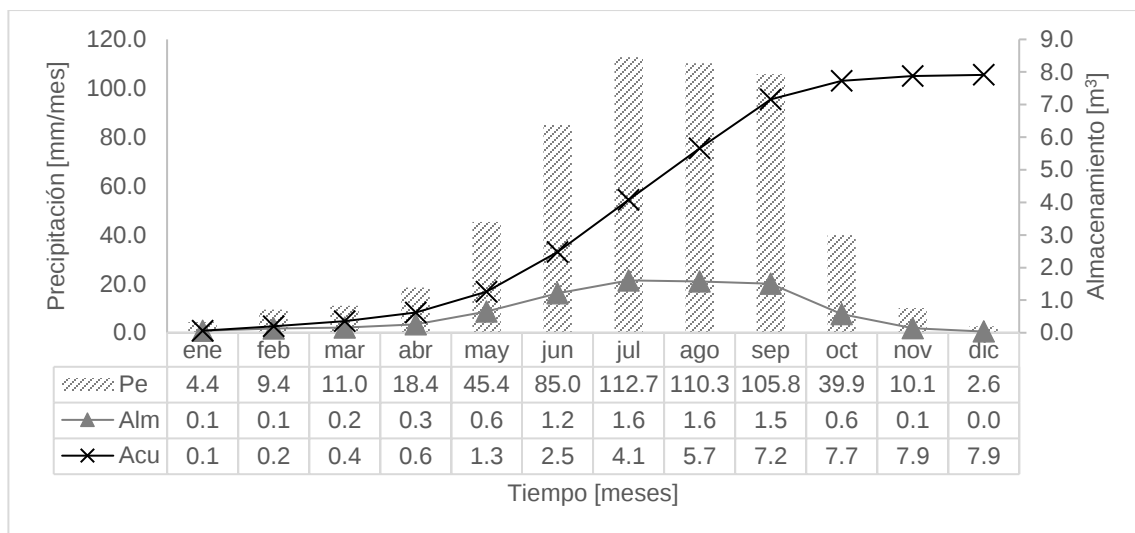


Figura 4-19. Comportamiento del agua colectada en un área de 15 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Tlalpan.

Huerto J – Venustiano Carranza

El huerto de Azotea “Venustiano Carranza” pertenece a la señora Gabriela Navas y es privado. El huerto está enfocado a la recreación personal y la producción es para autoconsumo. El manejo de riego se hizo de forma manual y sin ninguna programación del riego. La Figura 4-20 muestra el comportamiento del agua en el suelo. El cultivo de lechuga tuvo un periodo de estrés hídrico desde el día 43 hasta el día 76 después de la siembra. El cultivo de tomate tuvo dos periodos de estrés hídrico, uno desde el día 57 hasta el 75 después de la siembra y el otro desde el día 112 hasta el día 126 después de la siembra.

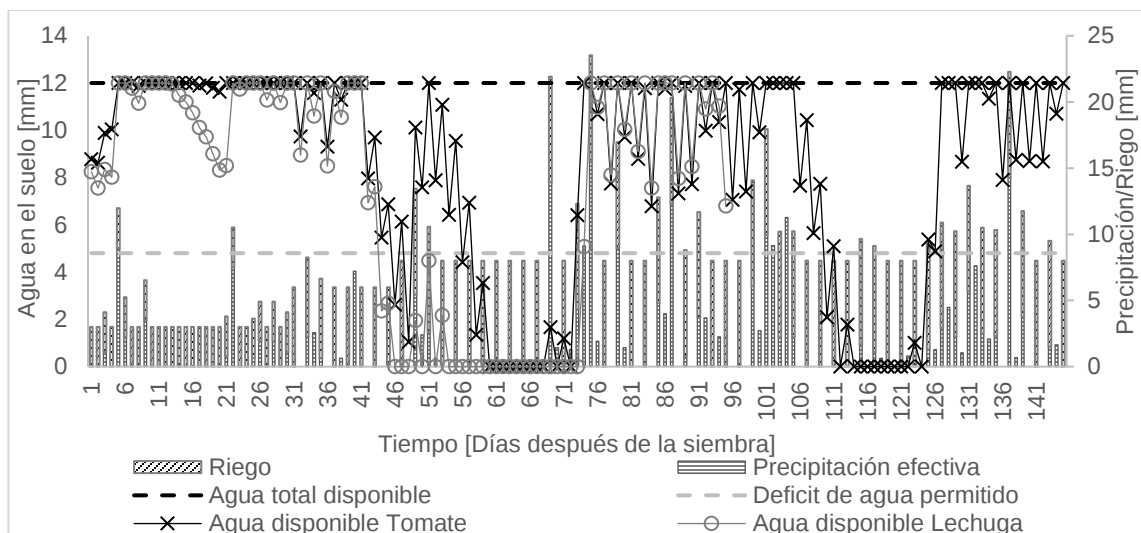


Figura 4-20. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Venustiano Carranza.

En la Figura 4-21 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 10 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (0.9-1.4 m³).

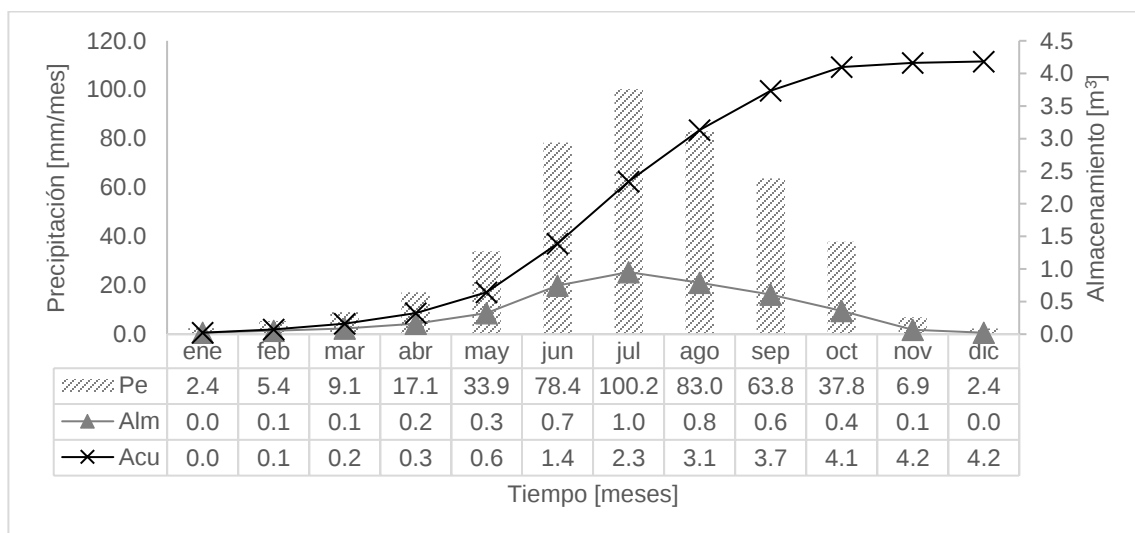


Figura 4-21. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Venustiano Carranza.

Huerto K – Xochimilco

El huerto Xochimilco es un huerto ubicado dentro de la Facultad de Arte de la Universidad Autónoma Metropolitana en la alcaldía Xochimilco. El huerto es manejando por la estudiante Nancy Valdez. El huerto es dedicado a la

demostración de la agricultura urbana. El manejo de los cultivos se hace de manera voluntaria por diferentes estudiantes. El manejo de riego es manual y no se realiza ninguna planeación. La Figura 4-22 muestra el comportamiento del agua disponible en el suelo.

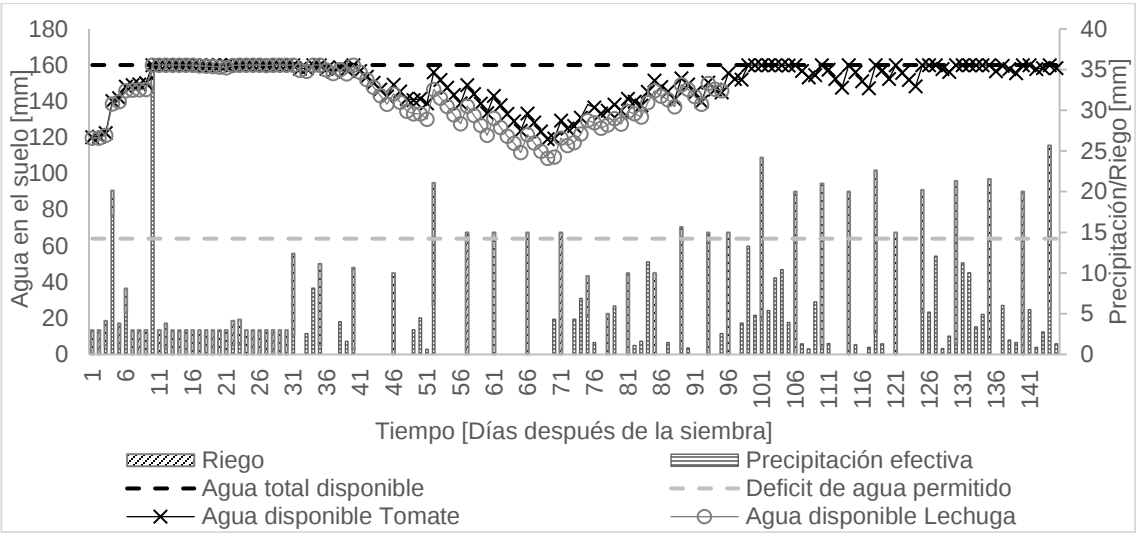


Figura 4-22. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Xochimilco.

En la Figura 4-23 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 50 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (0.9-1.4 m³).

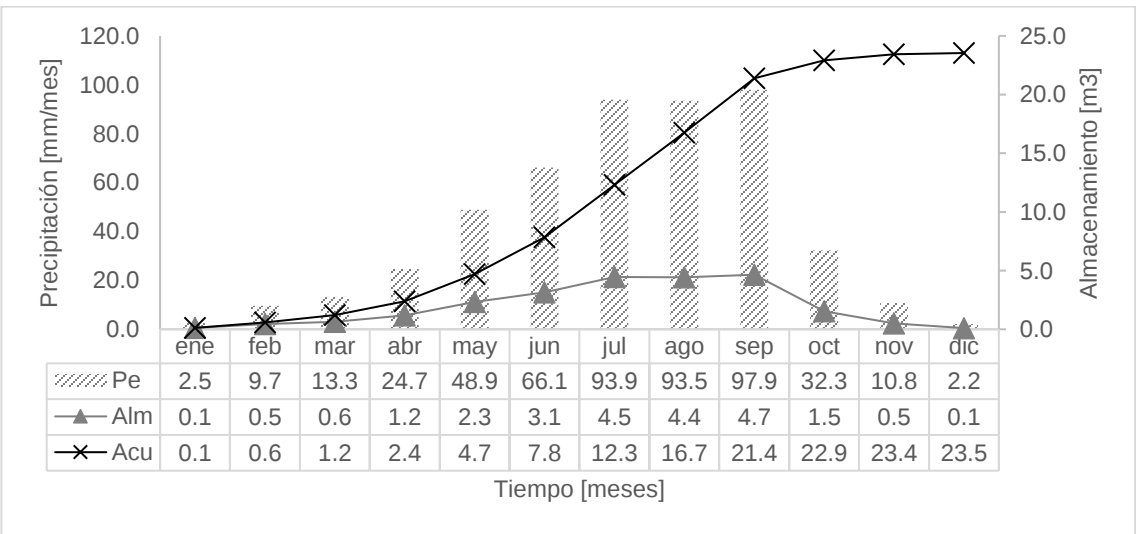


Figura 4-23. Comportamiento del agua colectada en un área de 50 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Xochimilco.

Huerto L – Zimat

El huerto Zimat es un huerto de azotea privado dedicado a la recreación de los empleados de la empresa Zimat ubicado en la alcaldía Coyoacán. El huerto es manejado por la señora Lucia Hernández. El riego es manual y la cantidad de agua que se aplicó durante el cultivo se hizo de manera empírica. Figura 4-24 muestra el agua disponible en el periodo de crecimiento de los cultivos de lechuga y tomate.

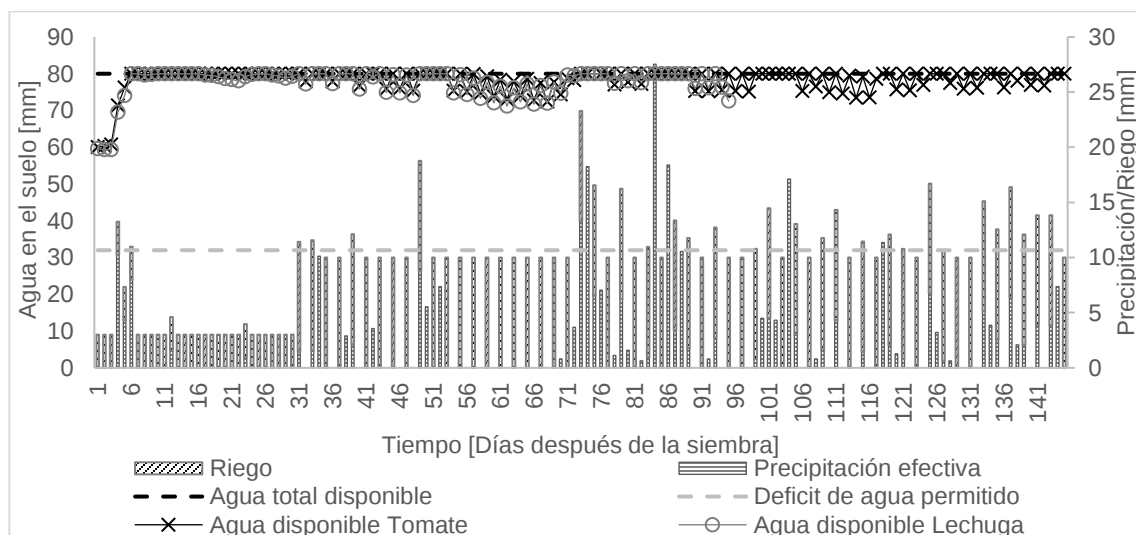


Figura 4-24. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Zimat.

En la Figura 4-25 se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 10 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.1-1.4 m³).

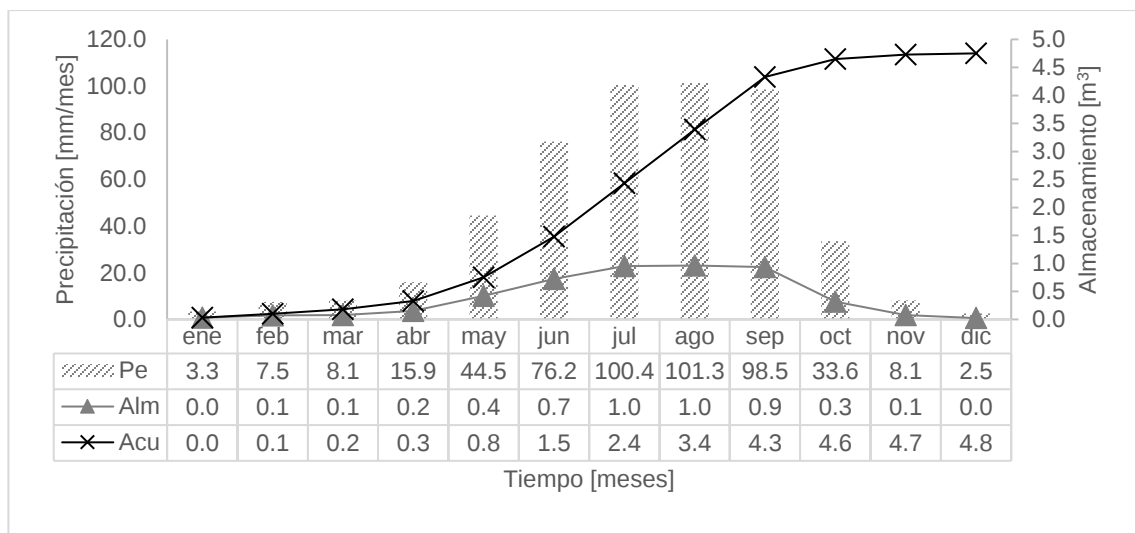


Figura 4-25. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Zimat.

Huerto M – Tonantzin

El huerto Tonantzin es un huerto de traspatio privado ubicado en la alcaldía Gustavo A. Madero. El huerto pertenece a la señora Lourdes García y es dedicado a la enseñanza y la producción es para autoconsumo. El huerto no cuenta con un sistema de riego y el manejo del riego se hace de manera empírica. La Figura 4-26 muestra el agua disponible durante el periodo de crecimiento de los cultivos, no hubo estrés hídrico, el comportamiento del agua en el suelo fue siempre cercano a la máxima disponibilidad.

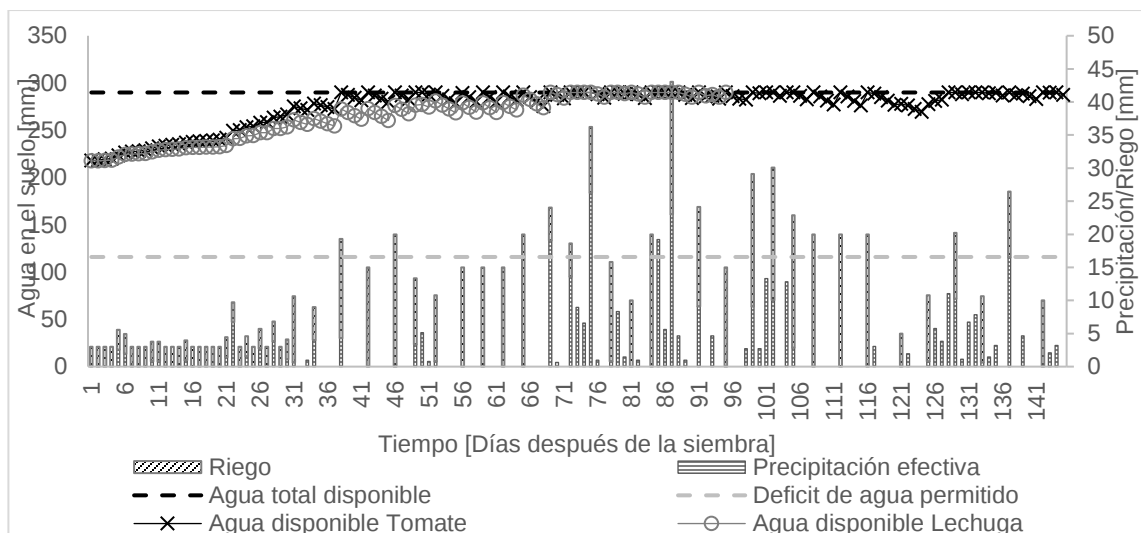


Figura 4-26. Balance de agua en el suelo durante el ciclo de cultivo del huerto Tonantzin.

En la

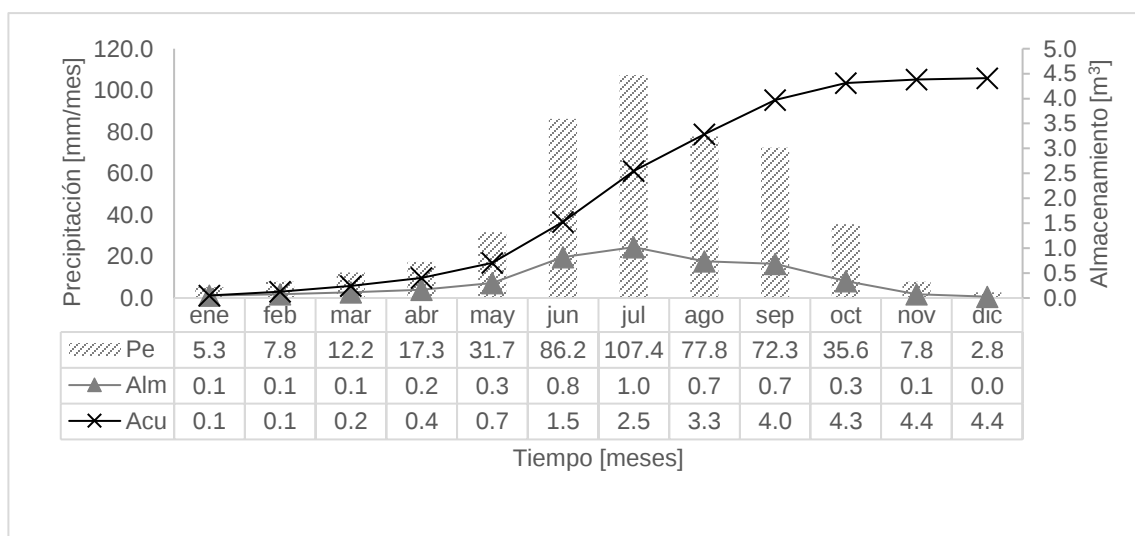


Figura 4-27. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Tonantzin.

se presenta el comportamiento del agua en los meses del año en un área de 10 m². En los meses de junio a septiembre, se observa una mayor acumulación del agua (1.0-1.5 m³).

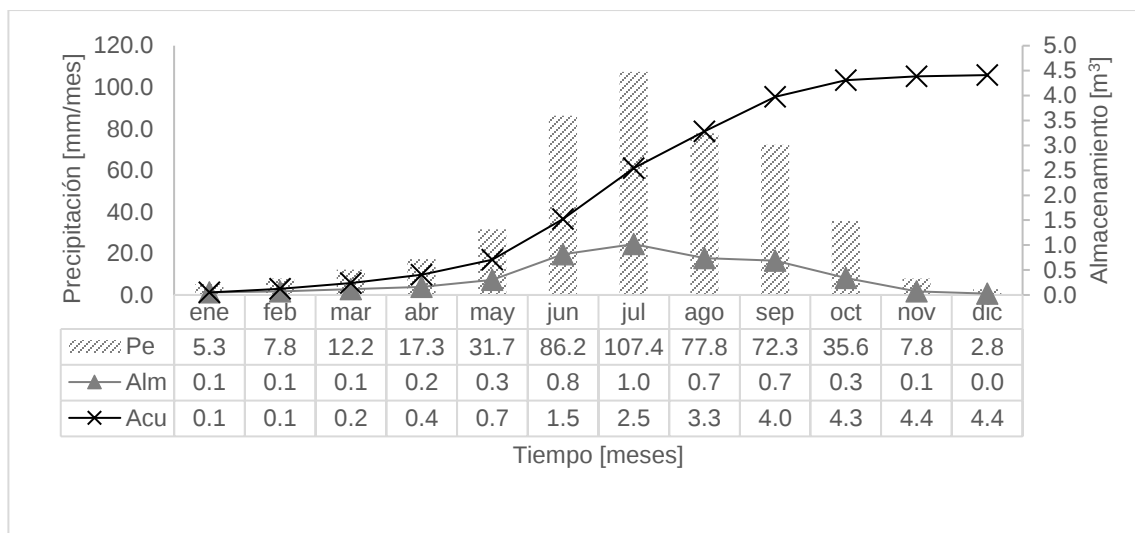


Figura 4-27. Comportamiento del agua colectada en un área de 10 m² durante un año con 80% de probabilidad de ocurrencia en el huerto Tonantzin.

4.5.2 Comparación entre huertos

La Figura 4-28 muestra los rendimientos obtenidos en los huertos evaluados. Los rendimientos obtenidos en tomate y lechuga estuvieron en un rango de 0.25 - 3.40 kg-m⁻² y 0.10 - 1.10 kg-m⁻² respectivamente. El huerto con el menor rendimiento fue el huerto Venustiano Carranza con 0.10 y 0.25 kg-m⁻² para lechuga y tomate respectivamente, y de acuerdo con el balance de agua en el suelo los cultivos estuvieron estresados durante muchos días consecutivos y esto se reflejó en el bajo rendimiento obtenido. El huerto que obtuvo el mejor rendimiento fue el huerto “Los Niños” con 1.10 y 3.40 kg-m⁻², de lechuga y tomate, respectivamente. analizando el balance de agua en el suelo se observa que el agua disponible en el suelo nunca llegó a su límite inferior y no se sometió a un estrés hídrico durante el desarrollo de los cultivos.

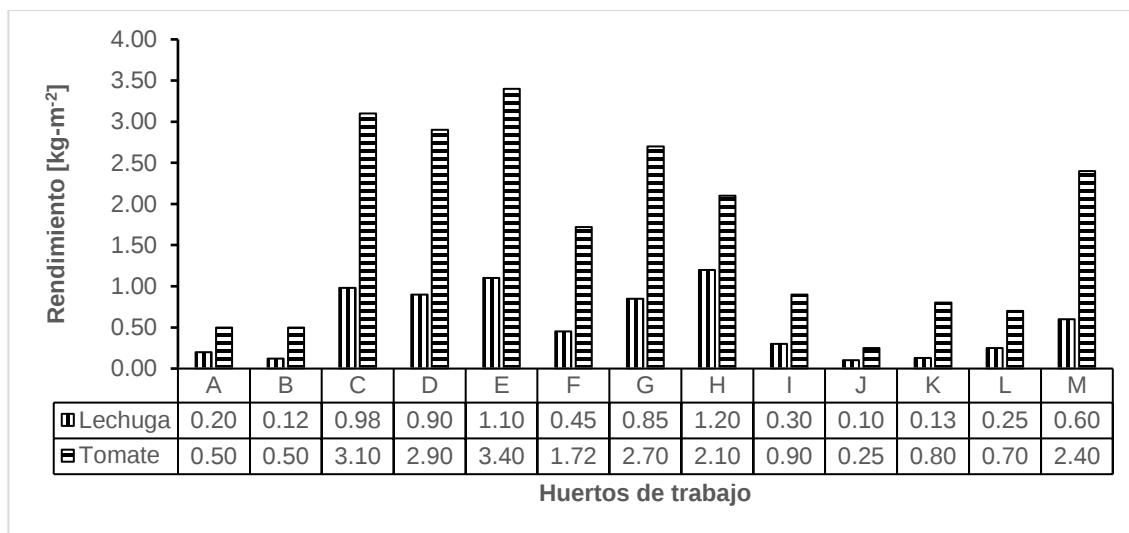


Figura 4-28. Comparación gráfica del rendimiento agrícola obtenido en los diferentes huertos evaluados de la Ciudad de México.

En la Figura 4-29 se muestra el resumen de la productividad del agua en todos los huertos evaluados, para tomate estuvo en un rango de 0.32 – 5.52 kg-m⁻³, y para lechuga en un rango de 0.21 – 2.93 kg-m⁻³. La mayor productividad del agua para el cultivo de tomate fue en el huerto “Los Niños” con 5.52 kg-m⁻³ y para lechuga en el huerto “San Miguel” con 2.93 kg-m⁻³.

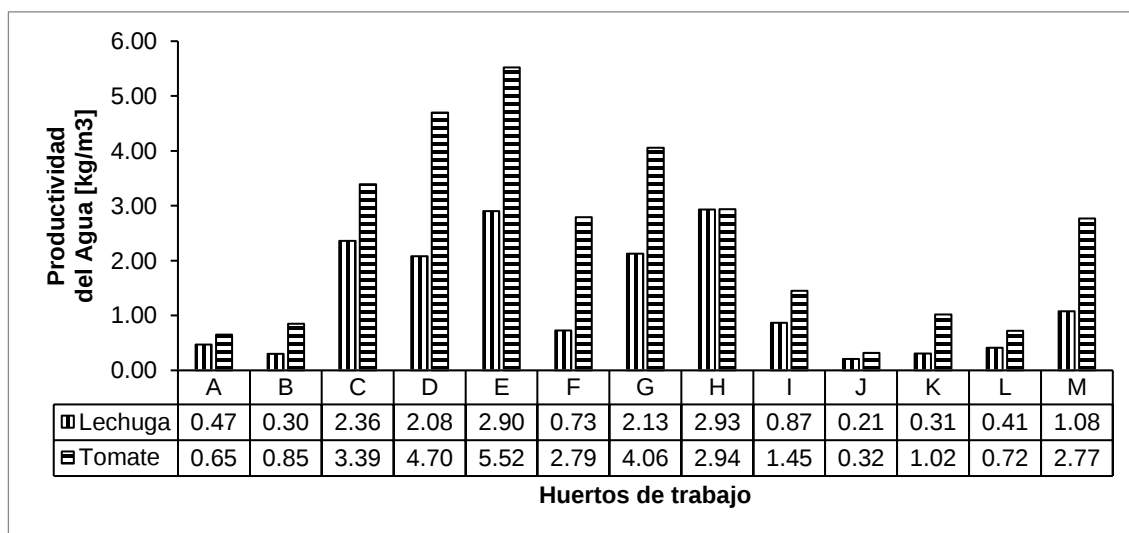


Figura 4-29. Comparación gráfica de la productividad del agua obtenida en los diferentes huertos evaluados de la Ciudad de México.

4.5.3 Mejoras en la productividad

El Cuadro 4-2 muestra el cálculo del agua utilizada en cada huerto para el cultivo de lechuga. Debido a que el huerto “Venustiano” registro la productividad del agua más baja, el agua requerida para producir un kilogramo de lechuga resultó el más alto, esto indica que, con el manejo y la tecnología actual, se necesitan aproximadamente 3138 litros de agua. Aún en el huerto “Los Niños”, donde se tiene la mejor productividad y rendimiento, para producir un kilogramo de lechuga se necesitan al menos 327 litros de agua. Si suponemos que el agua aplicada por encima de las necesidades del cultivo no incrementa ni disminuye el rendimiento, se puede calcular el agua requerida para producir un kilo de lechuga en cada huerto con las condiciones actuales. Esta agua requerida representa el agua total necesaria que se debe utilizar en cada cultivo y es una mejora que se puede obtener al calcular las necesidades hídricas del cultivo y realizar una calendarización del riego. En el Cuadro 4-2 muestra los cálculos del agua requerida en los huertos de trabajo. En el caso del huerto “Los Niños” se observó que el agua necesaria para obtener un kilo de lechuga fue de 327 litros, esto representaría un ahorro de 18 litros en el cultivo de lechuga. En el huerto Venustiano Carranza el ahorro de agua para el cultivo de lechuga sería de 841 litros esto representaría una mejora de 22%. El mayor ahorro de agua se realizaría en el huerto Tonantzin con un 80%% para el cultivo de lechuga.

Cuadro 4-2. Comparación del agua requerida para un ciclo de cultivo de lechuga y el agua aplicada en cada huerto.

Huerto	kg/m ² - ciclo	Agua requerida m ³ /ciclo	Agua total utilizada m ³ /ciclo	L/kg requeridos	L/kg utilizados	Ahorro de agua en L	Ahorro de agua en %
A	0.2	0.35	0.43	1752	2129	377	22
B	0.12	0.36	0.40	2998	3373	375	13
C	0.98	0.39	0.42	397	423	26	7
D	0.9	0.32	0.43	353	481	127	36
E	1.1	0.36	0.38	327	345	18	6
F	0.45	0.34	0.55	753	1211	458	61
G	0.85	0.30	0.40	354	471	117	33
H	1.2	0.33	0.41	271	341	70	26
I	0.3	0.33	0.34	1114	1146	32	3

J	0.1	0.39	0.47	3894	4735	841	22
K	0.13	0.33	0.41	2572	3130	558	22
L	0.25	0.36	0.60	1451	2415	964	66
M	0.6	0.31	0.55	514	924	410	80

El Cuadro 4-3 muestra el cálculo del agua utilizada en cada huerto para el cultivo de tomate, se observa que el huerto “Los Niños” se requerirán alrededor de 181 litros para producir un kilogramo de tomate esto representaría un ahorro del 22% de agua con las condiciones actuales. En el caso del huerto Tonantzin se ahorrarían hasta el 90% del agua utilizada actualmente, esto es que con solo conocer los requerimientos hídricos y planear una calendarización del riego se pueden producir el doble de kilogramos de tomate en este huerto. Estos ahorros son una evidencia de lo que el manejo del riego puede hacer en la agricultura urbana.

Cuadro 4-3. Comparación del agua requerida para un ciclo de cultivo de tomate y el agua aplicada en cada huerto.

Huerto	Kg-m⁻¹- ciclo⁻¹	Agua requerida m³-ciclo⁻¹	Agua total utilizada m³-ciclo⁻¹	L/kg requeridos	L/kg utilizados	Ahorro de agua en L	Ahorro de agua en %
A	0.5	0.52	0.77	1044	1544	500	48
B	0.5	0.54	0.59	1078	1171	92	9
C	3.1	0.57	0.92	184	295	112	61
D	2.9	0.48	0.62	165	213	48	29
E	3.4	0.54	0.62	159	181	22	14
F	1.72	0.51	0.90	295	520	225	76
G	2.7	0.45	0.67	167	246	79	48
H	2.1	0.49	0.71	232	340	108	46
I	0.9	0.50	0.62	560	691	131	23
J	0.25	0.57	0.78	2276	3138	862	38
K	0.8	0.51	0.79	631	984	352	56
L	0.7	0.54	0.97	777	1386	609	78

M	2.4	0.46	0.87	190	361	171	90
----------	-----	------	------	-----	-----	-----	----

En el Cuadro 4-4 se presentan los resultados del análisis de la captación de agua de lluvia que se puede obtener en cada huerto acondicionando los espacios disponibles con los que se cuenta actualmente en un ciclo de cultivo de lechuga. Se observa que el huerto “Venustiano Carranza” cuenta con 10 m² de captación y que puede almacenar hasta 0.6 m³ de agua de lluvia en el periodo de abril a mayo y se podrían sembrar hasta 1.8 m² de lechuga.

Cuadro 4-4 Resultados del análisis de la captación de agua de lluvia en cada huerto y posible área para un cultivo de lechuga

Huerto	Fecha de siembra	Agua requerida m ³ -ciclo ⁻¹	Precipitación efectiva m ³ -ciclo ⁻¹	Déficit	Área de captación disponible m ²	Volumen de captación disponible m ³	Área para cultivar m ²
A	abr-may	0.35	0.06	0.29	10	0.8	2.8
B	abr-may	0.36	0.05	0.31	15	0.9	2.9
C	abr-may	0.39	0.00	0.39	75	4.8	12.3
D	abr-may	0.32	0.06	0.26	100	7.2	27.8
E	abr-may	0.36	0.05	0.31	43	2.7	8.6
F	abr-may	0.34	0.00	0.34	30	2.8	8.3
G	abr-may	0.30	0.00	0.30	50	3.6	12.0
H	abr-may	0.33	0.06	0.27	10	0.7	2.6
I	abr-may	0.33	0.06	0.27	15	1.3	4.8
J	abr-may	0.39	0.05	0.34	10	0.6	1.8
K	abr-may	0.33	0.07	0.26	50	4.7	18.0
L	abr-may	0.36	0.06	0.30	10	0.8	2.6

En el Cuadro 4-5 se muestran los resultados del análisis de la captación de agua de lluvia que se puede obtener en cada huerto acondicionando los espacios disponibles con los que cuentan actualmente en un ciclo de cultivo de tomate. Actualmente el huerto Iztacalco cuenta con un área de captación de 100 m² y se pueden almacenar hasta 36 m³ en donde se puede cultivar hasta 311.9 kilogramos de tomate en las condiciones actuales de manejo, esto representa un ejemplo de la contribución del agua de lluvia al desarrollo sostenible de la agricultura urbana y periurbana.

Cuadro 4-5 Resultados del análisis de la captación de agua de lluvia en cada huerto y posible área para un cultivo de tomate.

Huerto	Fecha de siembra	Agua requerida m ³ -ciclo ⁻¹	Precipitación efectiva m ³ -ciclo ⁻¹	Déficit	Área de captación disponible m ²	Volumen de captación disponible m ³	Área para cultivar m ²
A	abr-ago	0.52	0.40	0.12	10	3.9	31.5
B	abr-ago	0.54	0.31	0.23	15	4.7	20.7
C	abr-ago	0.57	0.00	0.57	75	23.5	41.3
D	abr-ago	0.48	0.36	0.12	100	36	311.9
E	abr-ago	0.54	0.31	0.23	43	13.6	59.8
F	abr-ago	0.51	0.00	0.51	30	14.1	27.8
G	abr-ago	0.45	0.00	0.45	50	15.5	34.4
H	abr-ago	0.49	0.03	0.46	10	3.1	6.8
I	abr-ago	0.50	0.37	0.13	15	5.7	43.1
J	abr-ago	0.57	0.31	0.26	10	3.1	12.1
K	abr-ago	0.51	0.07	0.43	50	16.7	38.7

L	abr-ago	0.54	0.34	0.21	10	3.4	16.5
---	---------	------	------	------	----	-----	------

4.6 Conclusiones

El rendimiento promedio del tomate y lechuga en la CDMX fue de 1.2 kg/m² y 0.72 kg/m² respectivamente. La productividad del agua promedio del tomate y lechuga en la CDMX fue de 1.6 kg/m³ y 0.55 kg/m³ respectivamente. En todos los huertos urbanos y periurbanos, existe un desperdicio en el uso del agua debido a la falta de programación del riego, reportándose excedentes que van desde 18.2 hasta 960 litros por ciclo/m². El uso de agua en la práctica de agricultura urbana y periurbana no tiene fundamento teórico, razón por la cual existe una baja productividad del agua en los cultivos analizados. La captación de agua de lluvia puede proporcionar una fuente de agua para cubrir las necesidades hídricas de los cultivos en los huertos urbanos y periurbanos de la Ciudad de México

4.7 Literatura citada

- Amos, C. C., Rahman, A., Karim, F., & Gathenya, J. M. (2018, noviembre 20). A scoping review of roof harvested rainwater usage in urban agriculture: Australia and Kenya in focus. *Journal of Cleaner Production*, Vol. 202, pp. 174–190. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.108>
- Bessembinder, J. J. E., Leffelaar, P. A., Dhindwal, A. S., & Ponsioen, T. C. (2005). Which crop and which drop, and the scope for improvement of water productivity. *Agricultural Water Management*, 73(2), 113–130. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2004.10.004>
- Farfan, J., Lohrmann, A., & Breyer, C. (2019). Integration of greenhouse agriculture to the energy infrastructure as an alimentary solution. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 110, 368–377. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.04.084>
- INEGI. (2015). Encuesta Intercensal 2015.
- Dewett, K. K. y Singh, G. (1966). Indian Economics.
- Jamali, A. A., & Kalkhajeh, R. G. (2019). Urban environmental and land cover change analysis using the scatter plot, kernel, and neural network methods. *Arabian Journal of Geosciences*, 12(3), 100. <https://doi.org/10.1007/s12517-019-4258-7>
- Khumalo, N., & Sibanda, M. (2019). Does Urban and Peri-Urban Agriculture Contribute to Household Food Security? An Assessment of the Food Security Status of Households in Tongaat, eThekweni Municipality. *Sustainability*, 11(4), 1082. <https://doi.org/10.3390/su11041082>
- León, R. A., & Girma, Z. H. (2012). Uso eficiente del agua en la agricultura urbana. *Revista Avanzada Científica*, 15(1).
- Li, W., Wang, D., Liu, S., & Zhu, Y. (2019). Measuring urbanization-occupation and internal conversion of peri-urban cultivated land to determine changes in the peri-urban agriculture of the black soil region. *Ecological Indicators*,

102, 328–337. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.02.055>

Lupia, F., & Pulighe, G. (2015). Water Use and Urban Agriculture: Estimation and Water Saving Scenarios for Residential Kitchen Gardens. *Agriculture and Agricultural Science Procedia*, 4, 50–58.

<https://doi.org/10.1016/j.aaspro.2015.03.007>

Molden, D. (1997). Accounting for water use and productivity (No. 42). Iwmi.

McDougall, R., Kristiansen, P., & Rader, R. (2019). Small-scale urban agriculture results in high yields but requires judicious management of inputs to achieve sustainability. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(1), 129–134. <https://doi.org/10.1073/pnas.1809707115>

Pratt, T., Allen, L. N., Rosenberg, D. E., Keller, A. A., & Kopp, K. (2019). Urban agriculture and small farm water use: Case studies and trends from Cache Valley, Utah. *Agricultural Water Management*, 213, 24–35.

<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.09.034>

Pulighe, G., & Lupia, F. (2019). Multitemporal Geospatial Evaluation of Urban Agriculture and (Non)-Sustainable Food Self-Provisioning in Milan, Italy. *Sustainability*, 11(7), 1846. <https://doi.org/10.3390/su11071846>

Teixeira, A. H. d. C., Bastiaanssen, W. G. M., & Basso, L. H. (2007). Crop water parameters of irrigated wine and table grapes to support water productivity analysis in the São Francisco river basin, Brazil. *Agricultural Water Management*, 94(1–3), 31–42. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2007.08.001>

United Nations, Department of Economic and Social Affairs Population Division. (2019). *World Population Prospects 2019: Ten key findings*. Recuperado de <https://population.un.org/wpp>

Wichelns, D. (2015). Water productivity and food security: considering more carefully the farm-level perspective. *Food Security*, 7(2), 247–260. <https://doi.org/10.1007/s12571-015-0426-0>

Xue, J., Huo, Z., Huang, Q., Wang, F., Boll, J., Huang, G., & Qu, Z. (2019).

Assessing sustainability of agricultural water saving in an arid area with shallow groundwater. *Irrigation and Drainage*, 68(2), 205–217.
<https://doi.org/10.1002/ird.2295>

5. ANEXOS

5.1 Anexo A. Configuración de los mejores métodos

5.1.1 Construcción de los datos de entrada

Para todos los algoritmos evaluados en este trabajo los datos de entrada se construyeron como una matriz de $m \times n$, donde m corresponde a el número de días de precipitación y n corresponde al número de estaciones presentes. Las estaciones se ordenaron de tal forma que el primer elemento de n estuviera la estación objetivo y en las siguientes columnas se encontraran las estaciones vecinas en orden descendiente de acuerdo con el coeficiente de correlación de Pearson. La Figura 5-1 muestra de forma gráfica la colocación de los datos.

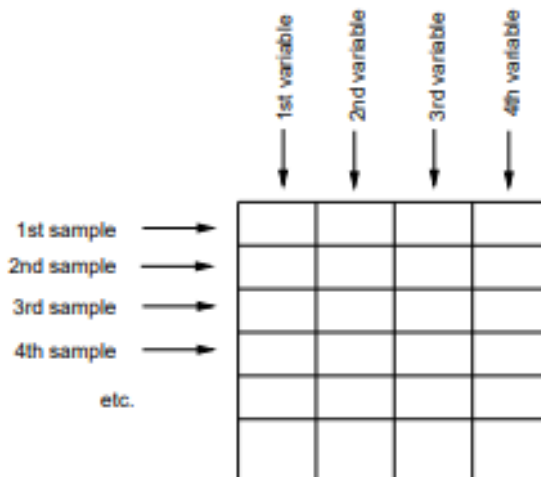


Figura 5-1 Configuración de la matriz de entrada. Fuente: <https://pdfs.semanticscholar.org/9b4f/6595ab9b851d851a440fe480f3b3bf7ad092.pdf>

En la Figura 5-2 se muestra un ejemplo del acomodo de los datos para el clima 1 agrupados por tipo de clima. Para fines de un mejor entendimiento se colocó la fecha de cada observación en la primera columna, pero la matriz de datos en realidad empieza en la segunda columna. En este caso la estación objetivo es la R9022 que está colocada en la segunda columna y las demás columnas corresponden a las estaciones vecinas encontradas en el mismo tipo de clima. Las filas de la matriz corresponden a la fecha de cada observación de precipitación.

Fecha	R9022	R17039	R17047	R15045	R15095	R15295	R15298
13/02/1982	0	0	0	0	0	0	0
18/02/1982	0	0	0	1.3	1.8	0	0
19/02/1982	0	0	0	0	0	0	0
20/02/1982	0	0	0	0	0	0	0
21/02/1982	0	0	0	0.8	1.2	0	0
22/02/1982	0	3.5	6.5	0	0	2.3	14
23/02/1982	1	0	2	0	0	1	8
24/02/1982	0	0	0	0	0	0	0
25/02/1982	12	7.5	4	2.8	3.4	10	4
26/02/1982	7	3	9.8	5.7	12.5	4.5	5
27/02/1982	0	0	0	0.4	0	0	1
28/02/1982	0	0	0	0.7	9.5	0	0
01/03/1982	2	2.5	9.9	2.3	10.7	13.5	7
02/03/1982	3	0	7	0	2	3.2	0
03/03/1982	0	0	0	0	0	0	0

Figura 5-2. Ejemplo del acomodo de los datos para el clima 1.

5.1.2 Configuración de parámetros del algoritmo ANN

El algoritmo ANN es una red neuronal perceptrón multicapa que se puede representar como el esquema de la Figura 5-3, donde la capa de entrada está formada por una matriz de $m \times n$, donde m es la cantidad total de observaciones de precipitación y n es el número de estaciones vecinas que ayudaran a estimar el dato faltante. Las entradas se van presentando a la red neuronal en forma de submatrices de $1 \times n$, es decir la red se entrena con las observaciones de un día en particular y se obtiene un resultado en la capa de salida del dato faltante estimado de precipitación para ese día en particular y se compara con el dato real hasta agotar todas las observaciones disponibles. La finalidad del entrenamiento es conocer el conjunto de pesos que multiplicados por las entradas nos generan la mejor estimación del dato faltante, el cual es evaluado mediante una función de costo, la cual se requiere minimizar. El conjunto de pesos y entradas son pasadas a la capa oculta como nuevas entradas y son transformadas mediante una función de transferencia, está normalmente es sigmoideal o tangencial. En la capa de salida se toman como entradas las salidas de la capa oculta y son transformadas mediante otra función de transferencia y esta normalmente es lineal en esta capa.

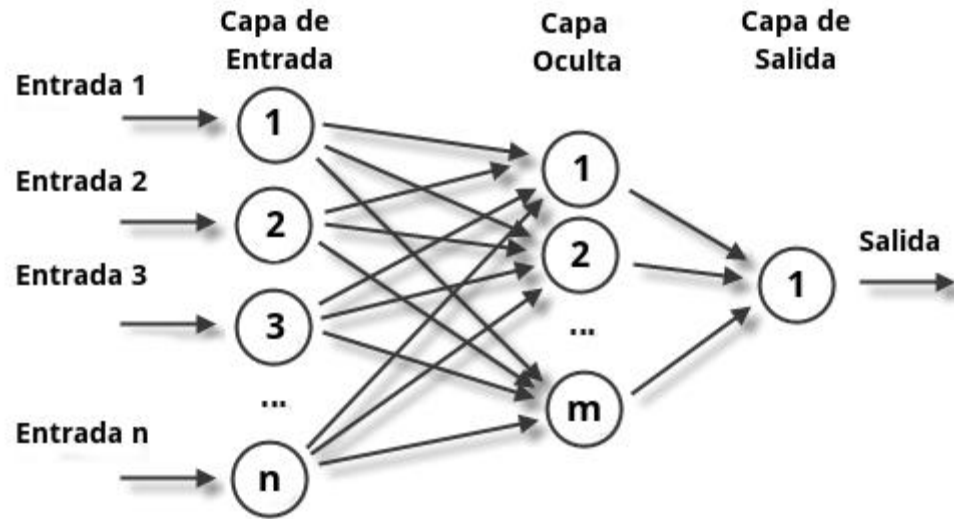


Figura 5-3. Configuración esquemática de una red neuronal multicapa.

La configuración básica necesaria para poner en funcionamiento una red neuronal es elegir el número de neuronas en la capa oculta y el algoritmo de entrenamiento. En este trabajo el número de neuronas en la capa oculta se eligió de acuerdo con la siguiente regla empírica, que fue la que mejor desempeño mostró:

$$n = e \quad (5-1)$$

Donde, n es el número de neuronas en la capa oculta y e el número de entradas. El algoritmo de entrenamiento elegido fue Levenberg-Marquardt, ya que este mostró el mejor desempeño en la fase de entrenamiento y validación.

5.1.3 Configuración de parámetros del algoritmo SOM

Una red SOM se puede resumir como se muestra en la Figura 5-4, donde la capa de entrada está formada por una matriz de $m \times n$, donde m es la cantidad total de observaciones de precipitación y n es el número de estaciones incluyendo la estación objetivo. Estas entradas se van introduciendo en submatrices de $1 \times n$. La capa de salida o mapa es un arreglo bidimensional formado de $N \times N$ neuronas, unidades o vectores de codificación. Cada neurona tiene tantos pesos como entradas tenga cada submatriz, es decir cada neurona contiene n pesos.

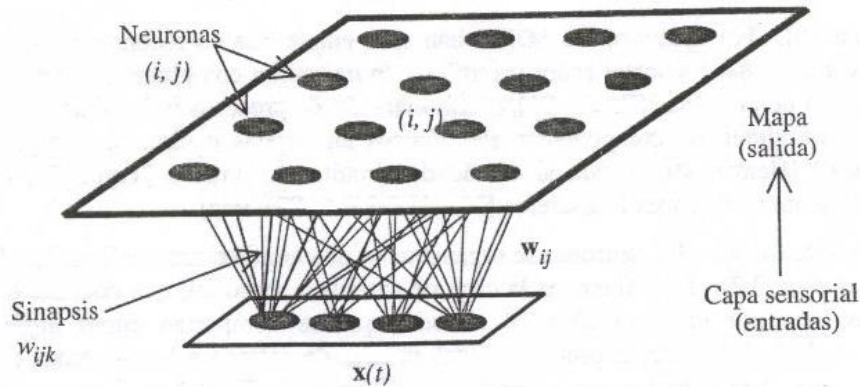


Figura 5-4. Arquitectura de un mapa SOM. Fuente: https://www.ibiblio.org/pub/linux/docs/LuCaS/Presentaciones/200304curso-glisa/redes_neuronales/curso-glisa-redes_neuronales-html/x152.html

Pasos básicos para estimar datos faltantes con SOM:

- 1) Recopilación de datos: Los datos faltantes a ser estimados deben estar en una matriz de $m \times n$, donde m corresponden a las observaciones de la precipitación y n son el conjunto de estaciones que se desean estimar. Esta matriz es el vector de entrada.
- 2) Entrenamiento: El vector de entrada es entrenado iterativamente para formar el mapa de los datos. En el inicio del entrenamiento el vector de pesos debe ser iniciado de forma aleatoria. Este proceso se repite hasta alcanzar el número óptimo de iteraciones o hasta alcanzar los criterios de error especificados.
- 3) Extracción de información del mapa entrenado: Verificar todas las distancias euclidianas mínimas y aislar las mejores unidades (UMB) del mapa para el vector de entrada. La UMB identificada en este paso es un nodo del mapa entrenado y, por lo tanto, tiene el complemento de los valores faltantes.
- 4) Reemplazo de los datos faltantes: Se reemplazan los datos faltantes del vector de entrada por sus correspondientes valores en la UMB identificadas anteriormente.

En esta investigación se utilizó un mapa de dos dimensiones que forma una malla cuadrada. Cada unidad de la red tiene tantos pesos como la longitud del vector de entrada.

El número de neuronas se obtuvo con la siguiente ecuación:

$$N = 5\sqrt{M} \quad (5-2)$$

Donde N = número de neuronas y M es el total de datos

Para el caso del clima 1 y con la agrupación R50 y con 10% de datos faltantes, el vector de entrada es de 1200 x 30, entonces las neuronas en el mapa de salida es una malla rectangular de 173 x 173 neuronas, es decir 29229 unidades o neuronas.

5.1.4 Configuración de parámetros del algoritmo REG

El algoritmo REG (Regularized Expectation Maximization) está basado en el algoritmo EM (Expectation-Maximization) que se utiliza para calcular una estimación de la máxima verosimilitud en conjuntos de datos con datos faltantes. En esta estimación se obtienen los parámetros del modelo con los datos disponibles en un proceso iterativo hasta llegar a un cierto número de iteraciones. Cada iteración consiste en dos pasos: cálculo de la esperanza y maximización de los parámetros. En el primer paso los datos faltantes son estimados con el modelo obtenido de los datos observados. En el segundo paso se maximiza el modelo incluyendo los datos estimados. En esta investigación se fijó el número de iteraciones en 30.

5.1.5 Configuración de parámetros del algoritmo EOF

El algoritmo EOF (Empirical Orthogonal Functions) utiliza descomposición de valores singulares (Singular Value Decomposition, SVD), el cual básicamente consiste en la siguiente ecuación:

$$X = UDV = \sum_{k=1}^K \rho_k u_k v_k \quad (5-3)$$

Donde, X es una matriz de $m \times n$, U y V son matrices ortogonales que contienen los autovectores en cada dimensión (m y n) de la matriz X , D es una matriz diagonal con los valores singulares ρ de la matriz X y K es la dimensión más pequeña de X .

El método no trabaja directamente con datos faltantes, estos son remplazados con la media de las filas o las columnas. Después de remplazar los datos faltantes se obtienen los vectores singulares y se reconstruye la matriz. Una vez reconstruida la matriz con la ecuación 5-2 se extraen los datos generados por la reconstrucción de la matriz y se remplazan por los datos que inicialmente eran faltantes y de esta forma se repite hasta un número de veces definidas previamente.

5.2 Anexo B. Funciones utilizadas para la evaluación de datos faltantes

5.2.1 Función principal

El programa principal está escrito en Matlab en la versión R18b y dentro del código se menciona el funcionamiento principal de las partes involucradas.

```
%% Limpieza de la memoria y la pantalla
clear all; clc;

%% Cargar las bases de datos
% Gp1OClima es la base de datos que corresponde a las estaciones
vecinas
% agrupadas por mismo tipo de clima que la estación objetivo (la
estación
% a la que se le desea estimar los datos.
% Gp1OR25 es la base de datos que corresponde a las estaciones vecinas
% agrupadas dentro de un radio de 25 km.
% G1OR50 es la base de datos que corresponde a las estaciones vecinas
% agrupadas dentro de un radio de 50 km.
% Gp1disClima es base de datos de la altura de cada estación en la
% agrupación por tipo de clima

Gp1OClima =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1Clima\Precipitacion_G1Cli
ma.xlsx');
Gp1OR25 =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1R25\Precipitacion_G1R25.x
lsx');
Gp1OR50 =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1R5030Est\Precipitacion_G1
R5030Est.xlsx');

Gp1disClima =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1Clima\Localizacion_G1Clim
a.xlsx');
Gp1disR25 =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1R25\Localizacion_G1R25.xl
sx');
Gp1disR50 =
readtable('C:\Users\sasoryhaf\Downloads\SMN\G1R5030Est\Localizacion_G1R
5030Est.xlsx');
```

```

%% Porcentaje de datos faltantes que se desea incluir en las bases de
datos
porcentaje = [10,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0, ...
              0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0];

%% conversión de las bases de datos a arreglos rectangulares sin
encabezados ni fechas
Gp1Clima = table2array(Gp1OClima(:,2:end));
Gp1R25= table2array(Gp1OR25(:,2:end));
Gp1R50 = table2array(Gp1OR50(:,2:end));
Gp1disClima = table2array(Gp1disClima(:,3:end));
Gp1disR25 = table2array(Gp1disR25(:,3:end));
Gp1disR50 = table2array(Gp1disR50(:,3:end));

%% Número de índices estadísticos que se desean obtener en la
evaluación
% 1- MSE; 2- RMSE; 3- MAE; 4- NSE; 5- R-Square;
stats = 5;

%% Número de simulaciones que se desean realizar
iteraciones = 30;

%% Extracción del número de estaciones y observaciones por estación
[nejemClima,idestClima] = size(Gp1Clima);
[nejemR25,idestR25] = size(Gp1R25);
[nejemR50,idestR50] = size(Gp1R50);
Gp1mClima = Gp1Clima;
Gp1mR25 = Gp1R25;
Gp1mR50 = Gp1R50;

%% Creación de arreglos para guardar los resultados de las evaluaciones
en las diferentes simulaciones
desKNNClima = zeros(iteraciones,stats);
desILLClima = zeros(iteraciones,stats);
desREGClima = zeros(iteraciones,stats);
desPPCClima = zeros(iteraciones,stats);
desBPPClima = zeros(iteraciones,stats);
desEOFCLima = zeros(iteraciones,stats);
desSOMClima = zeros(iteraciones,stats);
desSOM1Clima = zeros(iteraciones,stats);
desNLPCLima = zeros(iteraciones,stats);
desSOMECLima = zeros(iteraciones,stats);
desMEANClima = zeros(iteraciones,19);
desSBEClima = zeros(iteraciones,19);
desAAClima = zeros(iteraciones,19);
desNRCLima = zeros(iteraciones,19);
desNRWClima = zeros(iteraciones,19);
desRLClima = zeros(iteraciones,19);
desRLMClima = zeros(iteraciones,19);
desIDWClima = zeros(iteraciones,19);
desIDWmClima = zeros(iteraciones,19);
desCCWClima = zeros(iteraciones,19);
desRed1Clima = zeros(iteraciones,19);
desRed2Clima = zeros(iteraciones,19);
desRed3Clima = zeros(iteraciones,19);
%
```

```

desKNNR25 = zeros(iteraciones,stats);
desILLR25 = zeros(iteraciones,stats);
desREGR25 = zeros(iteraciones,stats);
desPPCR25 = zeros(iteraciones,stats);
desBPPR25 = zeros(iteraciones,stats);
desEOF25 = zeros(iteraciones,stats);
desSOMR25 = zeros(iteraciones,stats);
desSOM1R25 = zeros(iteraciones,stats);
desNLPR25 = zeros(iteraciones,stats);
desSOMER25 = zeros(iteraciones,stats);
desMEANR25 = zeros(iteraciones,19);
desSBER25 = zeros(iteraciones,19);
desAAR25 = zeros(iteraciones,19);
desNRR25 = zeros(iteraciones,19);
desNRWCR25 = zeros(iteraciones,19);
desRLR25 = zeros(iteraciones,19);
desRLMR25 = zeros(iteraciones,19);
desIDWR25 = zeros(iteraciones,19);
desIDWmR25 = zeros(iteraciones,19);
desCCWR25 = zeros(iteraciones,19);
desRed1R25 = zeros(iteraciones,19);
desRed2R25 = zeros(iteraciones,19);
desRed3R25 = zeros(iteraciones,19);
%
desKNNR50 = zeros(iteraciones,stats);
desILLR50 = zeros(iteraciones,stats);
desREGR50 = zeros(iteraciones,stats);
desPPCR50 = zeros(iteraciones,stats);
desBPPR50 = zeros(iteraciones,stats);
desEOF50 = zeros(iteraciones,stats);
desSOMR50 = zeros(iteraciones,stats);
desSOM1R50 = zeros(iteraciones,stats);
desNLPR50 = zeros(iteraciones,stats);
desSOMER50 = zeros(iteraciones,stats);
desMEANR50 = zeros(iteraciones,19);
desSBER50 = zeros(iteraciones,19);
desAAR50 = zeros(iteraciones,19);
desNRR50 = zeros(iteraciones,19);
desNRWCR50 = zeros(iteraciones,19);
desRLR50 = zeros(iteraciones,19);
desRLMR50 = zeros(iteraciones,19);
desIDWR50 = zeros(iteraciones,19);
desIDWmR50 = zeros(iteraciones,19);
desCCWR50 = zeros(iteraciones,19);
desRed1R50 = zeros(iteraciones,19);
desRed2R50 = zeros(iteraciones,19);
desRed3R50 = zeros(iteraciones,19);

%% Rutina donde se evalúan los métodos

for k = 1:iteraciones
    %% Función que genera datos faltantes
    % Esta función genera bases de datos con datos faltantes generados
    de manera aleatoria

[GplmnanClima,GplmnanR25,GplmnanR50,Gplmle99Clima,Gplmle99R25,Gplmle99R

```

```

50,YogClima,YogR25,YogR50,IndexClima,IndexR25,IndexR50,GplmtraClima,Gpl
mtraR25,GplmtraR50] = gennan(GplmClima,GplmR25,GplmR50,porcentaje);

%% kNN
%- Método k vecinos más cercanos
kClima = 4;
k25 = 12;
k50 = 12;
desKNNClima(k,:) =
evalknn(GplmnanClima,YogClima,IndexClima,kClima);
desKNNR25(k,:) = evalknn(GplmnanR25,YogR25,IndexR25,k25);
desKNNR50(k,:) = evalknn(GplmnanR50,YogR50,IndexR50,k50);

% Método mínimos cuadrados iterados localmente
desILLClima(k,:) = evalill(Gplmle99Clima,YogClima,IndexClima);
desILLR25(k,:) = evalill(Gplmle99R25,YogR25,IndexR25);
desILLR50(k,:) = evalill(Gplmle99R50,YogR50,IndexR50);

% Método regularización de la esperanza-maximización
desREGClima(k,:) = evalreg(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desREGR25(k,:) = evalreg(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desREGR50(k,:) = evalreg(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Método componentes principales probabilísticos
desPPCClima(k,:) = evalppc(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desPPCR25(k,:) = evalppc(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desPPCR50(k,:) = evalppc(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Método componentes principales bayesianos
desBPPClima(k,:) = evalbpp(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desBPPR25(k,:) = evalbpp(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desBPPR50(k,:) = evalbpp(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Método funciones empíricas ortogonales
desEOFCLIMA(k,:) = evaleof(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desEOFR25(k,:) = evaleof(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desEOFR50(k,:) = evaleof(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Método mapas autorganizados
desSOMClima(k,:) = evalsom(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desSOMR25(k,:) = evalsom(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desSOMR50(k,:) = evalsom(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Métodos componentes principales no lineales
desNLPClima(k,:) = evalnlp(GplmnanClima,YogClima,IndexClima);
desNLPR25(k,:) = evalnlp(GplmnanR25,YogR25,IndexR25);
desNLPR50(k,:) = evalnlp(GplmnanR50,YogR50,IndexR50);

% Método media simple
desMEANClima(k,:) = evalmean(GplmtraClima,YogClima);
desMEANR25(k,:) = evalmean(GplmtraR25,YogR25);
desMEANR50(k,:) = evalmean(GplmtraR50,YogR50);

% Método mejor estimador
estClima = [2];

```

```

estR25 = [2];
estR50 = [2];

desSBEClima(k,:) = evalsbe(YogClima,estClima);
desSBER25(k,:) = evalsbe(YogR25,estR25);
desSBER50(k,:) = evalsbe(YogR50,estR50);

% Método media aritmetica
estClima = [2:idestClima];
estR25 = [2:idestR25];
estR50 = [2:idestR50];

desAAClima(k,:) = evalaa(YogClima,estClima);
desAAR25(k,:) = evalaa(YogR25,estR25);
desAAR50(k,:) = evalaa(YogR50,estR50);

% Método radio normal
estClima = [2:idestClima];
estR25 = [2:idestR25];
estR50 = [2:idestR50];

desNRCLima(k,:) = evalnrm(GplmtraClima,YogClima,estClima);
desNRR25(k,:) = evalnrm(GplmtraR25,YogR25,estR25);
desNRR50(k,:) = evalnrm(GplmtraR50,YogR50,estR50);

% Método regresión lineal simple
estClima = [2];
estR25 = [2];
estR50 = [2];

desRLClima(k,:) = evalrl(GplmtraClima,YogClima,estClima);
desRLR25(k,:) = evalrl(GplmtraR25,YogR25,estR25);
desRLR50(k,:) = evalrl(GplmtraR50,YogR50,estR50);

% Método regresión lineal múltiple
estClima = [2:idestClima];
estR25 = [2:idestR25];
estR50 = [2:idestR50];

desRLMClima(k,:) = evalrl(GplmtraClima,YogClima,estClima);
desRLMR25(k,:) = evalrl(GplmtraR25,YogR25,estR25);
desRLMR50(k,:) = evalrl(GplmtraR50,YogR50,estR50);

% Método inverso de la distancia
p = 2;

desIDWClima(k,:) = evalidw(YogClima,GpldisClima,p);
desIDWR25(k,:) = evalidw(YogR25,GpldisR25,p);
desIDWR50(k,:) = evalidw(YogR50,GpldisR50,p);

% Método ponderación por coeficiente de correlación
estClima = [2:idestClima];

```

```

estR25 = [2:idestr25];
estR50 = [2:idestr50];

desCCWClima(k,:) = evalccw(GplmtraClima,YogClima,estClima);
desCCWR25(k,:) = evalccw(GplmtraR25,YogR25,estR25);
desCCWR50(k,:) = evalccw(GplmtraR50,YogR50,estR50);

% Método de red perceptrón multicapa
estClima = [2:idestrClima];
estR25 = [2:idestrR25];
estR50 = [2:idestrR50];

neuClima = idestrClima;
neuR25 = idestrR25;
neuR50 = idestrR50;

desRed1Clima(k,:) =
evalred1(GplmtraClima,YogClima,estClima,neuClima);
desRed1R25(k,:) = evalred1(GplmtraR25,YogR25,estR25,neuR25);
desRed1R50(k,:) = evalred1(GplmtraR50,YogR50,estR50,neuR50);
end

```

5.2.2 Función evalreg

Esta función llama a la función regem disponible en <http://climate-dynamics.org/software/#regem> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método REG para los índices aplicados.

```

function y = evalreg(Gplmnan,Yog,Index)
cd REgEM-master;
Ysg = regem(Gplmnan);
cd ..;
Ys = Ysg(Index(:,1));
Yo = Yog(:,1);
y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.3 Función evalsom

Esta función llama a la función somr disponible en <http://www.cis.hut.fi/somtoolbox/> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método SOM para los índices estadísticos aplicados.

```

function y = evalsom(Gplmnan,Yog,Index)
Ysg = somr(Gplmnan);
cd ..;
cd ..;
Ys = Ysg(Index(:,1));
Yo = Yog(:,1);
y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.4 Función evalill

Esta función llama a la función ItrLLSimpute disponible en <https://webdocs.cs.ualberta.ca/~ghlin/src/WebTools/imputation.php> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método ILLS para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalill(Gplmle99,Yog,Index)
    %% ILLS
    Ysg = ItrLLSimpute(Gplmle99);
    Ys = Ysg(Index(:,1));
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.5 Función evaleof

Esta función llama a la función eof disponible en <https://research.cs.aalto.fi/aml/software.shtml> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método EOF para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evaleof(Gplmnan,Yog,Index)
    %% eof
    Ysg = eof(Gplmnan);
    cd ..;
    Ys = Ysg(Index(:,1));
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.6 Función evalaa

Esta función llama a la función aam descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método AA para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalaa(Yog,est)

    %% sbe
    Ysg = aam(Yog,est);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.7 Función aam

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y retorna la estimación de datos faltantes por el método AA.

```
function y = aam(Yog,est)
    [n,~] = size(Yog);
    n1 = length(est);
    ave = zeros(n,n1);
    for i=1:n1
        ave(:,i) = Yog(:,est(i));
    end
    y = mean(ave,2);
```

5.2.8 Función evalbpp

Esta función llama a la función `pca_full` disponible en <https://users.ics.aalto.fi/alexilin/software/> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método BPP para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalbpp(Gplmnan,Yog,Index)
    %% PPCA
    cd pcamv;
    [A, S, Mu] = pca_full(Gplmnan,6,'algorithm','vb','maxiters',500);
    Ysg = A * S + Mu;
    cd ..;
    Ys = Ysg(Index(:,1));
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.9 Función evalccw

Esta función llama a la función `ccw` descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método CCW para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalccw(Gplmtra,Yog,est)
    %% ccw
    Ysg = ccw(Gplmtra,Yog,est);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.10 Función ccw

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y retorna la estimación de datos faltantes por el método CCW.

```
function y = ccw(Gplmtra,Yog,est)
    % CCW
    % r = coeficiente de correlación de Pearson
    %-----
    [n,~] = size(Gplmtra);
    n1 = length(est);
```

```

[n2,~] = size(Yog);
mi = zeros(1,n1);
esto = zeros(n2,n1);
for i=1:n1
    mi(i) = corr(Gplmtra(:,1),Gplmtra(:,est(i)));
    esto(:,i) = Yog(:,est(i));
end
estr = esto .* mi;
y = sum(estr,2)/sum(mi);

```

5.2.11 Función evalidw

Esta función llama a la función idw descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método IDW para los índices estadísticos aplicados.

```

function y = evalidw(Yog,Gpldis,p)
%% nrm
Ysg = idw(Yog,Gpldis,p);
Ys = Ysg;
Yo = Yog(:,1);
y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.12 Función idw

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y retorna la estimación de datos faltantes por el método IDW.

```

function y = idw(Yog,est,Gpldis,p,a)
%%
distance = dista(Gpldis(:,1:2));
altura = altur(Gpldis(:,3));
n1 = length(est);
[n2,~] = size(Yog);
esto = zeros(n2,n1);
distes = zeros(1,n1);
altes = zeros(1,n1);
for i=1:n1
    esto(:,i) = Yog(:,est(i));
    distes(i) = distance(est(i));
    altes(i) = altura(est(i));
end

distes = distes.^-p;
altes = altes.^-a;
produ = distes .* altes;
weight = produ/sum(produ);
estr = esto .* weight;
y = sum(estr,2);

```

5.2.13 Función evalknn

Esta función llama a la función knnimpute disponible en Matlab R18b y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método kNN para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalknn(Gplmnan,Yog,Index,k)
    %% Knn
    Ysg = knnimpute(Gplmnan,k);
    Ys = Ysg(Index(:,1));
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.14 Función evalmean

Esta función llama a la función meanimput descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método MEAN para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalmean(Gplmtra,Yog)
    Ysg = meanimput(Gplmtra,Yog);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);
```

5.2.15 Función meanimput

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos propios de la estación objetivo y retorna la estimación de datos faltantes por el método MEAN.

```
function y = meanimput(Gplmtra,Yog)
    [n,d] = size(Yog);
    media = mean(Gplmtra(:,1));
    for i = 1:n
        Yog(i,1) = media;
    end
    y = Yog(:,1);
```

5.2.16 Función evalnlp

Esta función llama a la función nlp disponible en <http://www.nlpca.org/matlab.html> y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método NLP para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalnlp(Gplmnan,Yog,Index)
    %% nlp
    Ysg = nlp(Gplmnan);
```

```

Ys = Ysg(Index(:,1));
Yo = Yog(:,1);
y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.17 Función evalnrm

Esta función llama a la función nrm descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método NR para los índices estadísticos aplicados.

```

function y = evalnrm(Gplmtra,Yog,est)
    Ysg = nrm(Gplmtra,Yog,est);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.18 Función nrm

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y retorna la estimación de datos faltantes por el método NR.

```

function y = nrm(Gplmtra,Yog,est)
    mt = mean(Gplmtra(:,1));
    [n,~] = size(Gplmtra);
    n1 = length(est);
    [n2,~] = size(Yog);
    mi = zeros(n,n1);
    esto = zeros(n2,n1);
    for i=1:n1
        mi(:,i) = Gplmtra(:,est(i));
        esto(:,i) = Yog(:,est(i));
    end
    ratio = mean(mi)/mt;
    estr = esto .* ratio;

    y = mean(estr,2);

```

5.2.19 Función evalred1

Esta función llama a la función redneu descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método ANN para los índices estadísticos aplicados.

```

function y = evalred1(Gplmtra,Yog,est,neu)
    Ysg = redneu1(Gplmtra,Yog,est,neu);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.20 Función redneu1

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y empleando el módulo de redes neuronales disponible en Matlab R2018b y retorna la estimación de datos faltantes por el método ANN.

```
function y = redneu1(Gplmtra,Yog,est,neu)
    [n,~] = size(Gplmtra);
    n1 = length(est);
    [n2,~] = size(Yog);
    mi = zeros(n,n1);
    esto = zeros(n2,n1);
    for i=1:n1
        mi(:,i) = Gplmtra(:,est(i));
        esto(:,i) = Yog(:,est(i));
    end
    p = mi';
    t = Gplmtra(:,1)';
    p1 = esto';
    t1 = Yog(:,1)';

    [pn ps] = mapminmax(p);
    [tn ts] = mapminmax(t);
    %División de los datos
    [trainP,valP,testP,trainInd,valInd,testInd]=dividerand(pn,0.75,0.15,0.15);
    [trainT,valT,testT]=divideind(tn,trainInd,valInd,testInd);
    % Creacion de red perceptron
    net = newff([trainP,valP,testP],[trainT,valT,testT],[neu], ...
        {'tansig','purelin'},'trainlm','learngdm');
    net.trainParam.show=35;
    net.trainParam.epochs=1000;
    net.trainParam.goal=0.00001;
    net.trainParam.showWindow = true;
    [net,tr]=train(net,pn,tn);

    %Normalización previa, considerando el mínimo y máximo
    [pn1 ps1]=mapminmax(p1);
    [tn1 ts1]=mapminmax(t1);
    %Utilizar una Ysimulada sólo con las entradas
    Ysim1=sim(net,pn1);
    %Regresar las salidas a su valor original, por éso 'reverse'
    Ynet1=mapminmax('reverse',Ysim1,ts1);
    y = Ynet1';
```

5.2.21 Función evalrl

Esta función llama a la función rlpersonal descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método RL y RLM para los índices estadísticos aplicados.

```
function y = evalrl(Gplmtra,Yog,est)
    Ysg = rlpersonal(Gplmtra,Yog,est);
```

```

Ys = Ysg;
Yo = Yog(:,1);
y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.22 Función rlpersonal

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y empleando el módulo de estadística disponible en Matlab R2018b y retorna la estimación de datos faltantes por el método RL y RLM.

```

function y = rlpersonal(Gplmtra,Yog,est)
    [n,~] = size(Gplmtra);
    n1 = length(est);
    [n2,~] = size(Yog);
    esti = zeros(n,n1);
    esto = zeros(n2,n1);
    for i=1:n1
        esti(:,i) = Gplmtra(:,est(i));
        esto(:,i) = Yog(:,est(i));
    end
    mdl = fitlm(esti,Gplmtra(:,1));
    y = predict(mdl,esto);

```

5.2.23 Función evalsbe

Esta función llama a la función sbeimput descrita en el siguiente punto y retorna el desempeño obtenido en la estimación de datos faltantes por el método SBE para los índices estadísticos aplicados.

```

function y = evalsbe(Yog,est)
    %% sbe
    Ysg = sbeimput(Yog,est);
    Ys = Ysg;
    Yo = Yog(:,1);
    y = meddes(Ys,Yo);

```

5.2.24 Función sbeimput

Esta función realiza una estimación de datos faltantes utilizando los datos de las estaciones vecinas y retorna la estimación de datos faltantes por el método SBE.

```

function y = sbeimput(Yog,est)
    %%
    y = Yog(:,est);

```

5.2.25 Función meddes

Esta función calcula los índices estadísticos descriptos en la metodología del capítulo 3.

```
function y = meddes(Ys,Yo)
%% Medidas de desempeño
%-----
%- Significado
%-----
% n = número de observaciones
% Ys = Valor del modelo
% Yo = Valor original
% Yms = Media de los valores del modelo
% Ymo = Media de los valores originales
% R2 -- root square
% MSE --mean error square
% RMSE -- root mean square error
% MAE -- mean absolute error
% NSE -- Nash-Sutcliffe efficiency
%-----
%- Formulas
%-----
Ys = Ys;
Yo = Yo;

Yms = mean(Ys);
Ymo = mean(Yo);
n = length(Ys);
Error = Yo - Ys;
Errorm = mean(Error);
ErrorC = Error.^2;
SCes = Ys - Ymo;
SCesC = SCes.^2;
SDes = Yo - Ymo;
SDesC = SDes.^2;
%-----
[~,~,r]= postreg(Ys,Yo,'hide');
MSE = (sum(ErrorC))/(n);
RMSE = (MSE).^0.5;
MAE = (1/n)*sum(abs(Error));
NSE = 1 - (sum(ErrorC)/sum(SDesC));
%-----
RSR = (sum(ErrorC)/sum(SDesC)).^0.5;
PBIAS = 100 * (sum(Error)/sum(Yo));
%-----
ME = mean(Error);
MOE = mode(Error);
RIC = iqr(Error);
MINE= min(Error);
MAXE = max(Error);
SES = skewness(Error);
CUR = kurtosis(Error);
CVRMSE = RMSE/Ymo;
ESD = (sum((Error-Errorm).^2)/(n-1)).^0.5;
SIND = 1 - (sum(ErrorC)/(sum((abs(SDes)+abs(SCes)).^2)));
```

```

[H, P] = kstest2(Yo,Ys);
mse = MSE;
rmse = RMSE;
mae = MAE;
r2 = r*r;
nse = NSE;
rsr = RSR;
pbias = PBIAS;
cvrmse = CVRMSE;
esd = ESD;
sind = SIND;
h = H;
p = P;
me = ME;
moe = MOE;
ric = RIC;
mine = MINE;
maxe = MAXE;
ses = SES;
cur = CUR;
y =
[mse,rmse,mae,nse,r2,rsr,pbias,cvrmse,esd,sind,h,p,me,moe,ric,mine,maxe
,ses,cur];

```

5.3 Anexo C. Resultados de todos los métodos evaluados

Cuadro 5-1. Resultados de RMSE, MAE, R² y E del clima 1

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
MEAN	Clima	0.00	0.00	5.35	7.51	0.00	0.00	5.32	7.45	0.00	0.00	5.35	7.50	-0.01	0.00	5.35	7.58
	R25	0.00	0.00	5.35	7.51	0.00	0.00	5.32	7.45	0.00	0.00	5.35	7.50	-0.01	0.00	5.35	7.58
	R50	0.00	0.00	5.35	7.51	0.00	0.00	5.32	7.45	0.00	0.00	5.35	7.50	-0.01	0.00	5.35	7.58
SBE	Clima	-0.76	0.14	4.34	9.91	-0.88	0.15	4.42	10.03	-0.74	0.16	4.26	9.85	-0.75	0.15	4.32	9.98
	R25	-0.09	0.14	3.66	7.83	-0.13	0.12	3.70	7.87	-0.10	0.12	3.65	7.86	-0.10	0.12	3.68	7.93
	R50	0.11	0.28	3.22	7.08	0.05	0.29	3.23	7.18	0.08	0.27	3.22	7.18	0.11	0.28	3.21	7.11
AA	Clima	0.29	0.33	3.19	6.31	0.27	0.33	3.22	6.34	0.29	0.34	3.18	6.29	0.29	0.33	3.22	6.37
	R25	0.39	0.33	2.82	5.84	0.39	0.41	2.81	5.81	0.39	0.41	2.82	5.84	0.39	0.40	2.84	5.92
	R50	0.37	0.41	2.92	5.97	0.37	0.40	2.90	5.92	0.37	0.41	2.91	5.96	0.36	0.39	2.94	6.05
NR	Clima	0.29	0.33	3.17	6.32	0.27	0.33	3.18	6.31	0.29	0.33	3.14	6.29	0.28	0.32	3.21	6.43
	R25	0.34	0.33	2.88	6.07	0.34	0.38	2.86	6.03	0.34	0.38	2.88	6.08	0.34	0.38	2.90	6.16
	R50	0.28	0.40	3.00	6.38	0.28	0.39	2.98	6.33	0.28	0.40	2.99	6.38	0.27	0.38	3.01	6.45
RL	Clima	0.13	0.14	4.66	6.98	0.13	0.15	4.64	6.92	0.14	0.16	4.64	6.93	0.12	0.15	4.65	7.09
	R25	0.11	0.14	4.81	7.07	0.10	0.12	4.80	7.06	0.11	0.12	4.81	7.09	0.07	0.12	4.84	7.27
	R50	0.27	0.28	4.07	6.40	0.26	0.29	4.07	6.38	0.26	0.27	4.09	6.45	0.26	0.28	4.10	6.51
RLM	Clima	0.31	0.32	3.68	6.22	0.31	0.33	3.68	6.17	0.32	0.33	3.68	6.19	0.27	0.29	3.75	6.45
	R25	0.42	0.32	3.26	5.72	0.42	0.44	3.24	5.65	0.42	0.43	3.25	5.70	0.35	0.38	3.43	6.10
	R50	0.39	0.41	3.25	5.85	0.40	0.43	3.20	5.73	0.39	0.41	3.23	5.82	0.22	0.32	3.66	6.68
IDW	Clima	0.05	0.28	3.49	7.29	0.00	0.28	3.56	7.37	0.06	0.29	3.46	7.26	0.06	0.28	3.50	7.33
	R25	0.37	0.28	2.86	5.96	0.36	0.39	2.85	5.94	0.36	0.38	2.86	5.98	0.36	0.38	2.87	6.04
	R50	0.39	0.41	2.85	5.87	0.38	0.41	2.83	5.83	0.38	0.41	2.84	5.88	0.38	0.40	2.86	5.94
CCW	Clima	0.28	0.33	3.20	6.36	0.26	0.33	3.24	6.39	0.28	0.33	3.19	6.33	0.28	0.33	3.23	6.42
	R25	0.40	0.33	2.80	5.80	0.40	0.42	2.78	5.77	0.40	0.42	2.79	5.81	0.39	0.41	2.82	5.89
	R50	0.38	0.42	2.89	5.91	0.38	0.41	2.87	5.86	0.38	0.42	2.88	5.90	0.37	0.41	2.91	6.01

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
ANN	Clima	0.26	0.29	3.73	6.44	0.24	0.30	3.64	6.46	0.23	0.29	3.72	6.53	-0.03	0.22	4.32	7.49
	R25	0.20	0.29	3.66	6.60	0.24	0.34	3.68	6.43	0.25	0.33	3.62	6.49	-0.12	0.21	4.50	7.89
	R50	-0.02	0.22	4.36	7.56	0.01	0.28	4.37	7.27	-0.06	0.25	4.60	7.62	-0.85	0.14	5.90	10.08
kNN	Clima	-0.07	0.19	3.70	7.73	-0.06	0.20	3.67	7.62	-0.04	0.19	3.67	7.62	-0.16	0.16	3.84	8.11
	R25	0.15	0.19	3.11	6.90	0.17	0.27	3.03	6.75	0.15	0.26	3.08	6.88	0.11	0.23	3.21	7.13
	R50	0.15	0.26	3.11	6.90	0.17	0.27	3.03	6.75	0.14	0.25	3.10	6.93	0.08	0.21	3.29	7.26
ILLS	Clima	0.32	0.34	3.11	6.18	0.22	0.31	3.24	6.50	0.32	0.34	3.12	6.16	0.27	0.31	3.21	6.44
	R25	0.41	0.34	2.84	5.75	0.38	0.42	2.89	5.79	0.41	0.43	2.83	5.73	0.39	0.41	2.86	5.90
	R50	0.34	0.37	3.12	6.09	0.37	0.40	3.04	5.89	0.35	0.38	3.09	6.03	0.29	0.33	3.18	6.35
REG	Clima	0.31	0.33	3.74	6.20	0.31	0.33	3.71	6.16	0.32	0.33	3.73	6.18	0.29	0.31	3.86	6.35
	R25	0.42	0.33	3.27	5.69	0.42	0.44	3.25	5.64	0.42	0.43	3.27	5.68	0.39	0.40	3.47	5.93
	R50	0.42	0.43	3.22	5.72	0.41	0.44	3.19	5.66	0.42	0.43	3.21	5.71	0.38	0.41	3.49	5.94
BPP	Clima	0.31	0.33	3.11	6.24	0.30	0.32	3.11	6.22	0.31	0.33	3.10	6.22	0.29	0.31	3.16	6.37
	R25	0.12	0.33	3.28	6.83	-0.43	0.29	3.96	8.35	0.01	0.33	3.39	7.12	0.01	0.28	3.55	7.34
	R50	0.35	0.38	2.96	6.04	0.36	0.39	2.92	5.92	0.37	0.40	2.89	5.93	0.32	0.36	3.04	6.22
EOF	Clima	0.31	0.33	3.45	6.23	0.28	0.33	3.43	6.27	0.31	0.34	3.44	6.21	0.31	0.33	3.55	6.28
	R25	0.41	0.33	3.17	5.73	0.40	0.42	3.15	5.74	0.41	0.42	3.18	5.75	0.40	0.41	3.25	5.85
	R50	0.41	0.42	3.21	5.76	0.40	0.42	3.17	5.74	0.41	0.42	3.21	5.75	0.40	0.41	3.29	5.88
NLP	Clima	0.20	0.30	3.58	6.69	0.23	0.31	3.53	6.49	0.21	0.30	3.58	6.63	0.15	0.26	3.75	6.94
	R25	0.35	0.30	3.13	6.04	0.35	0.39	3.12	5.97	0.35	0.39	3.12	6.02	0.27	0.34	3.28	6.43
	R50	0.38	0.40	3.11	5.89	0.38	0.40	3.09	5.87	0.37	0.39	3.12	5.95	0.30	0.36	3.28	6.29
SOM	Clima	0.30	0.31	3.24	6.28	0.31	0.32	3.20	6.19	0.30	0.31	3.26	6.29	0.27	0.29	3.34	6.46
	R25	0.39	0.31	2.96	5.85	0.39	0.41	2.95	5.79	0.39	0.40	2.96	5.86	0.37	0.38	3.03	6.00
	R50	0.37	0.39	3.12	5.94	0.37	0.39	3.11	5.89	0.37	0.38	3.15	5.97	0.36	0.37	3.19	6.06

Continuación del Cuadro 5-1

Cuadro 5-2. Resultados de RMSE, MAE, R² y E del clima 2

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
MEAN	Clima	-0.03	0.00	4.02	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.36	-0.01	0.00	3.85	6.36
	R25	-0.03	0.00	4.02	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.36	-0.01	0.00	3.85	6.36
	R50	-0.03	0.00	4.02	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.46	-0.01	0.00	3.87	6.36	-0.01	0.00	3.85	6.36
SBE	Clima	-0.03	0.27	2.53	6.27	0.05	0.24	2.37	6.27	0.08	0.25	2.31	6.07	0.08	0.24	2.34	6.06
	R25	-0.03	0.27	2.53	6.27	0.05	0.24	2.37	6.27	0.08	0.25	2.31	6.07	0.08	0.24	2.34	6.06
	R50	-0.03	0.27	2.53	6.27	0.05	0.24	2.37	6.27	0.08	0.25	2.31	6.07	0.08	0.24	2.34	6.06
AA	Clima	0.35	0.40	2.36	5.11	0.34	0.36	2.33	5.11	0.35	0.36	2.29	5.12	0.35	0.35	2.31	5.10
	R25	0.37	0.40	2.20	5.11	0.35	0.36	2.08	5.11	0.36	0.37	2.07	5.09	0.35	0.36	2.09	5.11
	R50	0.40	0.44	2.28	4.94	0.38	0.40	2.22	4.94	0.39	0.40	2.22	4.97	0.38	0.39	2.23	4.97
NR	Clima	0.35	0.39	2.36	5.14	0.33	0.34	2.33	5.14	0.34	0.34	2.29	5.16	0.33	0.34	2.33	5.20
	R25	0.37	0.40	2.16	5.14	0.34	0.36	2.02	5.14	0.35	0.37	2.02	5.13	0.33	0.36	2.06	5.17
	R50	0.40	0.44	2.33	4.92	0.38	0.39	2.27	4.92	0.38	0.39	2.28	4.98	0.37	0.38	2.33	5.03
RL	Clima	0.21	0.27	3.04	5.67	0.22	0.24	2.92	5.67	0.23	0.25	2.88	5.59	0.21	0.24	2.88	5.64
	R25	0.21	0.27	3.04	5.67	0.22	0.24	2.92	5.67	0.23	0.25	2.88	5.59	0.21	0.24	2.88	5.64
	R50	0.21	0.27	3.04	5.67	0.22	0.24	2.92	5.67	0.23	0.25	2.88	5.59	0.21	0.24	2.88	5.64
RLM	Clima	0.32	0.39	2.41	5.21	0.31	0.37	2.35	5.21	0.31	0.35	2.38	5.24	0.10	0.28	2.90	5.95
	R25	0.36	0.43	2.28	5.06	0.34	0.38	2.23	5.06	0.35	0.38	2.22	5.10	0.09	0.29	2.81	5.97
	R50	0.28	0.38	2.50	5.32	0.30	0.36	2.43	5.32	0.28	0.33	2.49	5.37	-0.21	0.21	3.45	6.84
IDW	Clima	0.26	0.37	2.12	5.46	0.24	0.34	2.01	5.46	0.29	0.34	1.96	5.34	0.28	0.33	2.01	5.39
	R25	0.33	0.40	2.07	5.24	0.30	0.36	1.95	5.24	0.34	0.37	1.90	5.15	0.33	0.35	1.94	5.18
	R50	0.35	0.41	2.08	5.17	0.32	0.37	1.96	5.17	0.36	0.38	1.91	5.09	0.35	0.36	1.95	5.12
CCW	Clima	0.36	0.41	2.33	5.08	0.35	0.37	2.29	5.08	0.36	0.37	2.25	5.07	0.36	0.36	2.27	5.06
	R25	0.38	0.41	2.17	5.05	0.36	0.38	2.06	5.05	0.37	0.38	2.04	5.03	0.37	0.37	2.06	5.04
	R50	0.41	0.45	2.27	4.92	0.39	0.40	2.20	4.92	0.39	0.40	2.20	4.95	0.39	0.39	2.22	4.95

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
ANN	Clima	-0.16	0.29	3.85	6.51	-0.20	0.26	3.58	6.51	-0.37	0.20	3.92	7.15	-1.10	0.15	4.66	8.81
	R25	-0.47	0.28	3.71	6.96	-0.10	0.24	3.55	6.96	-0.52	0.18	3.84	7.49	-1.28	0.14	4.51	8.98
	R50	-0.92	0.20	4.52	8.04	-0.54	0.16	4.49	8.04	-0.78	0.14	4.69	8.09	-1.58	0.14	5.16	9.78
kNN	Clima	-0.10	0.25	2.54	6.55	-0.03	0.23	2.34	6.55	-0.07	0.17	2.52	6.52	-0.02	0.19	2.54	6.39
	R25	-0.06	0.25	2.47	6.43	-0.07	0.23	2.36	6.43	-0.05	0.21	2.42	6.46	-0.01	0.22	2.47	6.36
	R50	-0.06	0.25	2.47	6.43	-0.08	0.21	2.41	6.43	-0.07	0.19	2.48	6.51	-0.03	0.19	2.55	6.40
ILLS	Clima	-0.96	0.36	2.67	6.81	-0.79	0.36	2.40	6.81	0.34	0.37	2.20	5.14	0.34	0.37	2.28	5.16
	R25	0.29	0.38	2.37	5.33	0.28	0.35	2.27	5.33	0.32	0.35	2.20	5.23	0.30	0.34	2.23	5.30
	R50	0.19	0.33	2.43	5.55	0.27	0.32	2.34	5.55	0.28	0.32	2.31	5.36	0.30	0.33	2.36	5.29
REG	Clima	0.34	0.40	2.37	5.14	0.33	0.38	2.32	5.14	0.34	0.37	2.32	5.14	0.29	0.35	2.58	5.33
	R25	0.39	0.44	2.26	4.99	0.35	0.39	2.22	4.99	0.38	0.40	2.18	5.01	0.32	0.37	2.46	5.21
	R50	0.35	0.41	2.35	5.11	0.35	0.38	2.30	5.11	0.35	0.38	2.29	5.10	0.29	0.35	2.58	5.32
BPP	Clima	0.36	0.39	2.21	5.16	0.32	0.35	2.16	5.16	0.33	0.35	2.15	5.18	0.25	0.30	2.37	5.44
	R25	0.27	0.39	2.27	5.34	0.29	0.36	2.17	5.34	0.27	0.34	2.21	5.38	0.21	0.32	2.37	5.58
	R50	0.38	0.43	2.26	5.03	0.36	0.39	2.20	5.03	0.37	0.39	2.18	5.03	0.30	0.35	2.37	5.27
EOF	Clima	0.33	0.40	2.49	5.15	0.32	0.37	2.49	5.15	0.33	0.36	2.43	5.17	0.31	0.36	2.60	5.25
	R25	0.34	0.39	2.41	5.18	0.32	0.35	2.33	5.18	0.33	0.36	2.35	5.18	0.32	0.35	2.43	5.22
	R50	0.38	0.44	2.35	4.98	0.37	0.40	2.30	4.98	0.37	0.40	2.30	5.02	0.36	0.39	2.42	5.08
NLP	Clima	0.18	0.36	2.62	5.68	0.21	0.32	2.57	5.68	0.13	0.31	2.58	5.76	-3.32	0.26	3.52	9.38
	R25	0.17	0.38	2.55	5.58	0.15	0.34	2.42	5.58	0.18	0.34	2.45	5.61	-0.06	0.31	2.73	6.20
	R50	0.34	0.42	2.44	5.13	0.34	0.37	2.36	5.13	0.33	0.37	2.41	5.18	0.05	0.31	2.71	5.93
SOM	Clima	0.30	0.35	2.50	5.33	0.29	0.31	2.44	5.33	0.30	0.32	2.39	5.30	0.27	0.29	2.47	5.41
	R25	0.35	0.40	2.34	5.14	0.33	0.35	2.24	5.14	0.34	0.36	2.23	5.16	0.32	0.34	2.27	5.21
	R50	0.34	0.39	2.45	5.21	0.32	0.35	2.38	5.21	0.33	0.35	2.36	5.19	0.31	0.33	2.39	5.26

Continuación del Cuadro 5-2

Cuadro 5-3. Resultados de RMSE, MAE, R² y E del clima 3.

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
MEAN	Clima	-0.03	0.00	2.82	5.02	-0.01	0.00	4.02	5.14	0.00	0.00	2.92	5.44	0.00	0.00	2.85	5.17
	R25	-0.03	0.00	2.82	5.02	-0.01	0.00	4.02	5.14	0.00	0.00	2.92	5.44	0.00	0.00	2.85	5.17
	R50	-0.03	0.00	2.82	5.02	-0.01	0.00	4.02	5.14	0.00	0.00	2.92	5.44	0.00	0.00	2.85	5.17
SBE	Clima	-0.23	0.35	1.93	4.92	-0.18	0.29	2.53	5.37	-0.18	0.28	2.13	5.79	-0.16	0.26	2.05	5.53
	R25	0.25	0.45	1.53	4.08	0.37	0.50	2.53	3.89	0.38	0.48	1.55	4.24	0.32	0.45	1.53	4.24
	R50	0.25	0.45	1.53	4.08	0.37	0.27	2.53	3.89	0.38	0.48	1.55	4.24	0.32	0.45	1.53	4.24
AA	Clima	0.28	0.38	1.67	4.03	0.34	0.38	2.36	4.12	0.37	0.38	1.75	4.32	0.36	0.37	1.69	4.13
	R25	0.37	0.48	1.58	3.70	0.45	0.48	2.20	3.74	0.45	0.48	1.68	4.02	0.44	0.46	1.62	3.85
	R50	0.37	0.47	1.63	3.73	0.43	0.44	2.28	3.82	0.44	0.46	1.74	4.07	0.43	0.44	1.68	3.90
NR	Clima	0.27	0.38	1.68	4.04	0.34	0.38	2.36	4.12	0.37	0.38	1.75	4.32	0.36	0.37	1.69	4.14
	R25	0.19	0.46	1.88	4.06	0.33	0.47	2.16	4.10	0.34	0.47	2.00	4.40	0.33	0.45	1.94	4.22
	R50	0.20	0.45	1.93	4.07	0.31	0.44	2.33	4.16	0.33	0.44	2.04	4.42	0.32	0.43	1.99	4.25
RL	Clima	0.26	0.35	2.10	4.11	0.25	0.29	3.04	4.39	0.26	0.28	2.23	4.67	0.25	0.26	2.16	4.46
	R25	0.40	0.45	1.69	3.75	0.47	0.50	3.04	3.66	0.46	0.48	1.74	3.96	0.44	0.45	1.68	3.86
	R50	0.40	0.45	1.69	3.75	0.47	0.27	3.04	3.66	0.46	0.48	1.74	3.96	0.44	0.45	1.68	3.86
RLM	Clima	0.33	0.42	1.72	3.88	0.36	0.39	2.41	4.07	0.37	0.39	1.82	4.30	0.36	0.37	1.77	4.12
	R25	0.57	0.62	1.22	3.08	0.62	0.64	2.28	3.10	0.59	0.60	1.30	3.47	0.59	0.60	1.27	3.31
	R50	0.57	0.62	1.26	3.06	0.62	0.38	2.50	3.09	0.58	0.60	1.36	3.47	0.58	0.59	1.35	3.33
IDW	Clima	0.25	0.41	1.68	3.97	0.33	0.39	2.12	4.12	0.36	0.40	1.77	4.33	0.35	0.38	1.72	4.16
	R25	0.51	0.57	1.37	3.32	0.56	0.59	2.07	3.31	0.55	0.57	1.43	3.63	0.53	0.55	1.39	3.51
	R50	0.52	0.57	1.37	3.31	0.57	0.41	2.08	3.31	0.55	0.57	1.44	3.62	0.54	0.55	1.40	3.50
CCW	Clima	0.27	0.39	1.68	4.03	0.34	0.38	2.33	4.12	0.37	0.39	1.75	4.31	0.36	0.38	1.69	4.13
	R25	0.40	0.50	1.54	3.62	0.48	0.51	2.17	3.65	0.47	0.49	1.63	3.94	0.47	0.48	1.58	3.77
	R50	0.39	0.48	1.59	3.66	0.46	0.45	2.27	3.74	0.46	0.47	1.69	3.99	0.45	0.46	1.63	3.82

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
ANN	Clima	-0.04	0.26	2.22	4.77	0.12	0.28	3.85	4.70	0.05	0.27	2.48	5.11	0.05	0.24	2.53	4.98
	R25	0.14	0.43	2.17	4.21	0.37	0.49	3.71	3.99	0.35	0.45	1.98	4.32	0.24	0.41	2.02	4.44
	R50	0.20	0.45	2.13	4.17	0.17	0.20	4.52	4.57	0.15	0.40	2.46	4.82	-0.19	0.30	2.71	5.51
kNN	Clima	0.01	0.26	1.88	4.70	0.02	0.22	2.54	4.93	0.10	0.24	2.02	5.09	0.04	0.22	2.00	5.05
	R25	0.09	0.39	1.54	4.39	0.29	0.49	2.47	4.19	0.31	0.46	1.53	4.45	0.29	0.45	1.51	4.33
	R50	0.09	0.39	1.54	4.39	0.29	0.25	2.47	4.19	0.31	0.46	1.53	4.45	0.29	0.45	1.51	4.33
ILLS	Clima	0.08	0.29	1.90	4.51	0.32	0.35	2.44	4.23	0.35	0.37	1.74	4.37	0.33	0.34	1.70	4.22
	R25	0.48	0.56	1.54	3.31	0.60	0.62	2.37	3.18	0.58	0.59	1.28	3.50	0.58	0.59	1.25	3.34
	R50	0.49	0.56	1.32	3.35	0.59	0.33	2.43	3.22	0.57	0.58	1.33	3.53	0.57	0.58	1.29	3.36
REG	Clima	0.34	0.42	1.72	3.88	0.36	0.39	2.37	4.05	0.38	0.40	1.82	4.28	0.37	0.38	1.77	4.09
	R25	0.57	0.62	1.21	3.07	0.62	0.64	2.26	3.10	0.59	0.60	1.29	3.46	0.59	0.60	1.26	3.30
	R50	0.57	0.63	1.25	3.06	0.63	0.41	2.35	3.09	0.59	0.60	1.35	3.46	0.59	0.59	1.33	3.31
BPP	Clima	0.25	0.38	1.70	4.08	0.30	0.34	2.21	4.26	0.33	0.36	1.78	4.42	0.18	0.33	1.82	4.50
	R25	0.46	0.54	1.43	3.46	0.54	0.57	2.27	3.42	0.49	0.52	1.54	3.87	0.45	0.50	1.52	3.80
	R50	0.46	0.51	1.44	3.52	0.49	0.43	2.26	3.63	0.49	0.50	1.53	3.87	0.48	0.48	1.49	3.73
EOF	Clima	0.29	0.38	1.73	4.03	0.34	0.38	2.49	4.11	0.37	0.38	1.81	4.32	0.36	0.37	1.76	4.13
	R25	0.39	0.48	1.55	3.67	0.46	0.49	2.41	3.71	0.46	0.48	1.65	3.99	0.45	0.46	1.59	3.82
	R50	0.39	0.47	1.61	3.70	0.45	0.44	2.35	3.78	0.44	0.46	1.72	4.04	0.44	0.45	1.65	3.87
NLP	Clima	0.24	0.35	1.74	4.14	0.34	0.37	2.62	4.14	0.34	0.36	1.82	4.42	0.27	0.33	1.82	4.35
	R25	0.43	0.48	1.43	3.59	0.47	0.49	2.55	3.71	0.46	0.48	1.53	3.98	0.45	0.47	1.49	3.81
	R50	0.41	0.49	1.45	3.61	0.45	0.42	2.44	3.77	0.46	0.47	1.57	4.01	0.44	0.45	1.55	3.86
SOM	Clima	0.28	0.34	1.74	4.18	0.30	0.32	2.50	4.30	0.29	0.32	1.83	4.57	0.30	0.32	1.75	4.32
	R25	0.36	0.42	1.56	3.96	0.37	0.41	2.34	4.06	0.36	0.40	1.67	4.34	0.36	0.39	1.61	4.12
	R50	0.35	0.41	1.63	4.01	0.36	0.39	2.45	4.10	0.35	0.39	1.72	4.38	0.36	0.38	1.65	4.14

Continuación del Cuadro 5-3

Cuadro 5-4. Resultados de RMSE, MAE, R² y E del clima 4.

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
MEAN	Clima	-0.01	0.00	3.95	4.29	0.00	0.00	2.33	4.22	0.00	0.00	2.31	4.30	-0.01	0.00	2.31	2.28
	R25	-0.01	0.00	2.23	3.95	0.00	0.00	2.33	4.22	0.00	0.00	2.31	4.30	-0.01	0.00	2.31	2.28
	R50	-0.01	0.00	3.95	4.29	0.00	0.00	2.33	4.22	0.00	0.00	2.31	4.30	-0.01	0.00	2.31	2.28
SBE	Clima	-0.88	0.15	5.10	3.71	-0.59	0.16	1.98	5.15	-0.52	0.14	1.92	5.21	-0.66	0.13	1.92	1.91
	R25	-0.67	0.17	1.98	4.78	-0.48	0.18	2.08	5.04	-0.36	0.18	2.00	4.94	-0.39	0.17	2.00	1.95
	R50	-0.63	0.21	4.86	2.14	-0.48	0.18	2.08	5.04	-0.36	0.18	2.00	4.94	-0.39	0.17	2.00	1.95
AA	Clima	-0.03	0.19	3.92	3.38	0.10	0.22	1.70	3.95	0.07	0.18	1.72	4.11	0.03	0.17	1.72	1.70
	R25	-0.10	0.23	1.91	3.96	0.06	0.26	1.92	4.02	0.06	0.23	1.92	4.13	0.04	0.22	1.92	1.89
	R50	-0.12	0.24	4.04	3.40	-0.01	0.24	2.08	4.15	-0.02	0.22	2.12	4.28	-0.05	0.20	2.12	2.07
NR	Clima	-0.17	0.19	4.14	3.35	0.01	0.22	1.83	4.14	-0.02	0.19	1.86	4.31	-0.07	0.17	1.86	1.82
	R25	-1.30	0.23	2.85	5.54	-0.91	0.25	2.91	5.72	-0.84	0.22	2.87	5.76	-0.88	0.21	2.87	2.80
	R50	-2.29	0.23	6.75	4.06	-1.81	0.23	3.66	6.90	-1.72	0.21	3.69	6.99	-1.84	0.19	3.69	3.60
RL	Clima	0.09	0.15	3.74	3.57	0.13	0.16	1.96	3.93	0.11	0.14	1.97	4.04	0.10	0.13	1.97	1.93
	R25	0.12	0.17	1.80	3.68	0.15	0.18	1.87	3.87	0.17	0.18	1.84	3.92	0.16	0.17	1.84	1.83
	R50	0.18	0.21	3.56	2.10	0.15	0.18	1.87	3.87	0.17	0.18	1.84	3.92	0.16	0.17	1.84	1.83
RLM	Clima	0.16	0.22	3.58	3.41	0.20	0.23	1.75	3.76	0.17	0.20	1.76	3.90	0.14	0.17	1.76	1.75
	R25	0.16	0.23	1.62	3.56	0.20	0.24	1.69	3.74	0.21	0.24	1.67	3.79	0.15	0.19	1.67	1.71
	R50	0.18	0.23	3.55	2.16	0.16	0.20	1.71	3.84	0.16	0.20	1.71	3.92	0.07	0.15	1.71	1.79
IDW	Clima	-0.02	0.24	3.85	3.44	0.05	0.23	1.66	4.04	0.07	0.23	1.65	4.08	0.04	0.21	1.65	1.62
	R25	-0.11	0.23	1.86	3.99	0.04	0.25	1.88	4.07	0.08	0.25	1.85	4.10	0.05	0.23	1.85	1.82
	R50	-0.05	0.27	3.92	2.00	0.04	0.26	1.91	4.05	0.07	0.25	1.90	4.10	0.04	0.23	1.90	1.86
CCW	Clima	0.01	0.21	3.84	3.34	0.12	0.23	1.67	3.90	0.10	0.20	1.70	4.05	0.06	0.18	1.70	1.68
	R25	-0.09	0.24	1.89	3.94	0.06	0.26	1.91	4.01	0.07	0.24	1.90	4.10	0.04	0.23	1.90	1.87
	R50	-0.08	0.25	3.98	3.31	0.02	0.25	2.04	4.10	0.02	0.23	2.07	4.22	-0.03	0.21	2.07	2.04

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
ANN	Clima	-0.14	0.18	4.05	4.05	0.00	0.17	1.89	4.12	-0.04	0.14	2.06	4.28	-0.15	0.11	2.06	2.15
	R25	1.00	1.00	0.04	0.08	-0.18	0.12	2.30	4.52	-0.37	0.09	2.43	4.91	-0.56	0.07	2.43	2.60
	R50	-0.75	0.13	4.80	3.94	-0.46	0.08	2.59	5.00	-0.53	0.08	2.61	5.19	-0.94	0.05	2.61	3.10
KNN	Clima	-0.59	0.16	4.67	3.88	-0.39	0.13	1.90	4.89	-0.44	0.10	1.90	5.04	-0.48	0.11	1.90	1.85
	R25	-0.26	0.18	1.76	4.22	-0.78	0.13	2.11	5.53	-0.64	0.13	2.01	5.42	-0.67	0.11	2.01	1.93
	R50	-0.94	0.17	5.17	2.14	-0.78	0.13	2.11	5.53	-0.68	0.12	2.04	5.50	-0.70	0.10	2.04	1.94
ILLS	Clima	0.09	0.22	3.70	3.90	0.02	0.23	1.62	3.99	0.18	0.22	1.56	3.86	0.13	0.19	1.56	1.56
	R25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.23	1.61	3.85	0.20	0.23	1.59	3.82	0.16	0.21	1.59	1.61
	R50	-0.04	0.20	3.92	2.89	0.06	0.19	1.78	4.04	0.14	0.20	1.74	3.97	0.08	0.17	1.74	1.75
REG	Clima	0.17	0.23	3.57	3.39	0.20	0.23	1.76	3.75	0.17	0.20	1.78	3.89	0.16	0.18	1.78	1.76
	R25	0.17	0.23	1.62	3.54	0.22	0.25	1.67	3.70	0.22	0.25	1.67	3.78	0.18	0.21	1.67	1.69
	R50	0.22	0.25	3.47	2.15	0.20	0.23	1.67	3.74	0.20	0.22	1.68	3.84	0.16	0.19	1.68	1.69
BPP	Clima	0.10	0.23	3.67	3.37	0.17	0.23	1.56	3.81	0.13	0.20	1.59	3.97	0.09	0.18	1.59	1.58
	R25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.25	1.63	3.81	0.18	0.25	1.63	3.86	0.12	0.22	1.63	1.65
	R50	0.11	0.25	3.65	2.71	0.17	0.25	1.73	3.80	0.13	0.21	1.77	3.98	0.11	0.20	1.77	1.75
EOF	Clima	0.11	0.19	3.67	3.42	0.19	0.22	1.70	3.78	0.15	0.18	1.72	3.94	0.12	0.17	1.72	1.72
	R25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.24	0.26	1.59	3.66	0.22	0.24	1.60	3.78	0.21	0.23	1.60	1.61
	R50	0.22	0.26	3.45	3.28	0.24	0.26	1.62	3.66	0.22	0.23	1.65	3.79	0.20	0.22	1.65	1.65
NLP	Clima	-0.48	0.20	4.13	3.70	-0.06	0.16	1.78	4.28	0.10	0.18	1.67	4.04	-0.23	0.15	1.67	1.81
	R25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.19	1.71	3.95	0.12	0.19	1.71	3.99	0.04	0.16	1.71	1.71
	R50	0.18	0.22	3.55	3.27	0.18	0.21	1.72	3.79	0.13	0.18	1.73	3.97	0.11	0.15	1.73	1.71
SOM	Clima	0.18	0.22	3.55	3.44	0.17	0.20	1.56	3.83	0.17	0.19	1.55	3.91	0.18	0.20	1.55	1.50
	R25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.18	0.20	1.62	3.81	0.17	0.18	1.59	3.91	0.17	0.18	1.59	1.57
	R50	0.20	0.22	3.53	3.37	0.18	0.20	1.63	3.80	0.16	0.18	1.63	3.93	0.16	0.17	1.63	1.60

Continuación del Cuadro 5-4

Cuadro 5-5. Resultados de RMSE, MAE, R² y E del clima 5.

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
MEAN	Clima	-0.01	0.00	2.53	5.01	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29
	R25	-0.01	0.00	2.53	5.01	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29
	R50	-0.01	0.00	2.53	5.01	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29	-0.01	0.00	2.36	4.29
SBE	Clima	0.20	0.36	1.44	4.28	0.19	0.34	1.26	3.71	0.19	0.34	1.26	3.71	0.19	0.34	1.26	3.71
	R25	0.73	0.76	0.78	2.36	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14
	R50	0.73	0.76	0.78	2.36	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14
AA	Clima	0.36	0.42	1.42	3.98	0.36	0.41	1.27	3.38	0.36	0.41	1.27	3.38	0.36	0.41	1.27	3.38
	R25	0.42	0.49	1.42	3.70	0.36	0.45	1.37	3.34	0.36	0.45	1.37	3.34	0.36	0.45	1.37	3.34
	R50	0.39	0.47	1.50	3.78	0.34	0.43	1.43	3.40	0.34	0.43	1.43	3.40	0.34	0.43	1.43	3.40
NR	Clima	0.36	0.42	1.42	3.97	0.37	0.41	1.25	3.35	0.37	0.41	1.25	3.35	0.37	0.41	1.25	3.35
	R25	0.27	0.48	1.70	3.98	0.14	0.44	1.67	3.82	0.14	0.44	1.67	3.82	0.14	0.44	1.67	3.82
	R50	0.17	0.45	1.89	4.23	0.02	0.41	1.84	4.06	0.02	0.41	1.84	4.06	0.02	0.41	1.84	4.06
RL	Clima	0.29	0.36	1.70	4.17	0.28	0.34	1.55	3.57	0.28	0.34	1.55	3.57	0.28	0.34	1.55	3.57
	R25	0.73	0.76	0.97	2.36	0.73	0.74	0.89	2.10	0.73	0.74	0.89	2.10	0.73	0.74	0.89	2.10
	R50	0.73	0.76	0.97	2.36	0.73	0.74	0.89	2.10	0.73	0.74	0.89	2.10	0.73	0.74	0.89	2.10
RLM	Clima	0.34	0.41	1.51	4.05	0.35	0.41	1.35	3.41	0.35	0.41	1.35	3.41	0.35	0.41	1.35	3.41
	R25	0.72	0.75	0.85	2.36	0.71	0.73	0.80	2.12	0.71	0.73	0.80	2.12	0.71	0.73	0.80	2.12
	R50	0.72	0.75	0.88	2.39	0.71	0.72	0.83	2.16	0.71	0.72	0.83	2.16	0.71	0.72	0.83	2.16
IDW	Clima	0.32	0.42	1.45	4.01	0.32	0.41	1.29	3.44	0.32	0.41	1.29	3.44	0.32	0.41	1.29	3.44
	R25	0.75	0.78	0.78	2.21	0.75	0.76	0.73	2.00	0.75	0.76	0.73	2.00	0.75	0.76	0.73	2.00
	R50	0.75	0.78	0.78	2.22	0.75	0.76	0.73	2.00	0.75	0.76	0.73	2.00	0.75	0.76	0.73	2.00
CCW	Clima	0.37	0.43	1.41	3.95	0.37	0.42	1.25	3.34	0.37	0.42	1.25	3.34	0.37	0.42	1.25	3.34
	R25	0.45	0.52	1.37	3.58	0.39	0.48	1.33	3.24	0.39	0.48	1.33	3.24	0.39	0.48	1.33	3.24
	R50	0.42	0.50	1.44	3.67	0.37	0.46	1.38	3.31	0.37	0.46	1.38	3.31	0.37	0.46	1.38	3.31

Métodos	Agrupación	10%				20%				40%				80%			
		E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE	E	R2	MAE	RMSE
ANN	Clima	0.15	0.33	1.88	4.51	0.03	0.30	1.79	4.05	0.03	0.30	1.79	4.05	0.03	0.30	1.79	4.05
	R25	0.30	0.57	1.74	3.68	0.13	0.48	1.76	3.62	0.13	0.48	1.76	3.62	0.13	0.48	1.76	3.62
	R50	0.24	0.49	1.85	3.83	0.01	0.43	2.06	3.94	0.01	0.43	2.06	3.94	0.01	0.43	2.06	3.94
kNN	Clima	0.12	0.33	1.49	4.43	0.11	0.31	1.33	3.88	0.11	0.31	1.33	3.88	0.11	0.31	1.33	3.88
	R25	0.73	0.76	0.78	2.36	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14
	R50	0.73	0.76	0.78	2.36	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14	0.72	0.74	0.72	2.14
ILLS	Clima	-0.14	0.35	1.64	5.16	0.17	0.37	1.29	3.90	0.17	0.37	1.29	3.90	0.17	0.37	1.29	3.90
	R25	0.63	0.67	1.09	2.92	0.47	0.63	1.03	2.80	0.47	0.63	1.03	2.80	0.47	0.63	1.03	2.80
	R50	-18.26	0.55	1.73	7.45	0.48	0.56	1.13	2.89	0.48	0.56	1.13	2.89	0.48	0.56	1.13	2.89
REG	Clima	0.35	0.42	1.52	4.04	0.36	0.41	1.36	3.39	0.36	0.41	1.36	3.39	0.36	0.41	1.36	3.39
	R25	0.72	0.75	0.85	2.36	0.72	0.73	0.80	2.11	0.72	0.73	0.80	2.11	0.72	0.73	0.80	2.11
	R50	0.72	0.75	0.87	2.39	0.71	0.73	0.82	2.15	0.71	0.73	0.82	2.15	0.71	0.73	0.82	2.15
BPP	Clima	0.35	0.42	1.37	4.01	0.37	0.41	1.20	3.37	0.37	0.41	1.20	3.37	0.37	0.41	1.20	3.37
	R25	0.61	0.66	1.12	2.84	0.54	0.62	1.12	2.74	0.54	0.62	1.12	2.74	0.54	0.62	1.12	2.74
	R50	0.59	0.64	1.12	3.09	0.58	0.61	1.04	2.71	0.58	0.61	1.04	2.71	0.58	0.61	1.04	2.71
EOF	Clima	0.34	0.42	1.46	4.02	0.34	0.41	1.31	3.42	0.34	0.41	1.31	3.42	0.34	0.41	1.31	3.42
	R25	0.43	0.49	1.39	3.70	0.41	0.46	1.32	3.25	0.41	0.46	1.32	3.25	0.41	0.46	1.32	3.25
	R50	0.42	0.48	1.41	3.76	0.40	0.45	1.33	3.28	0.40	0.45	1.33	3.28	0.40	0.45	1.33	3.28
NLP	Clima	0.15	0.35	1.63	4.55	0.21	0.37	1.39	3.70	0.21	0.37	1.39	3.70	0.21	0.37	1.39	3.70
	R25	0.41	0.51	1.40	3.72	0.39	0.45	1.31	3.28	0.39	0.45	1.31	3.28	0.39	0.45	1.31	3.28
	R50	0.41	0.48	1.42	3.77	0.39	0.44	1.30	3.27	0.40	0.44	1.30	3.27	0.39	0.44	1.30	3.27
SOM	Clima	0.32	0.37	1.47	4.13	0.35	0.38	1.31	3.44	0.35	0.38	1.31	3.44	0.35	0.38	1.31	3.44
	R25	0.35	0.42	1.45	4.04	0.37	0.41	1.30	3.38	0.37	0.41	1.30	3.38	0.37	0.41	1.30	3.38
	R50	0.36	0.42	1.45	4.03	0.38	0.41	1.29	3.37	0.38	0.41	1.29	3.37	0.38	0.41	1.29	3.37

Continuación del Cuadro 5-5

5.4 Anexo D. Propuestas de calendarización en algunos huertos de trabajo

5.4.1 Calendario de riego del huerto “Asilo Mundet”

El Cuadro 5-6 Cuadro 3-1 muestra la calendarización del riego para el huerto “Asilo Mundet” y un cultivo de tomate, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 145 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 40 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-6. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto Asilo Mundet.

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
01-abr	1	Ini	5.3	22-may	52	Des	12.8
04-abr	4	Ini	5.4	25-may	55	Des	13.4
06-abr	6	Ini	5.0	29-may	59	Des	15.7
08-abr	8	Ini	5.5	01-jun	62	Des	17.0
10-abr	10	Ini	5.3	05-jun	66	Des	15.4
12-abr	12	Ini	4.6	10-jun	71	Med	19.5
14-abr	14	Ini	5.2	20-jun	81	Med	16.6
16-abr	16	Ini	5.5	26-jun	87	Med	18.0
18-abr	18	Ini	5.6	30-jun	91	Med	19.1
20-abr	20	Ini	5.7	06-jul	97	Med	17.3
22-abr	22	Ini	5.8	10-jul	101	Med	17.9
25-abr	25	Ini	7.3	15-jul	106	Med	16.1
29-abr	29	Ini	8.0	20-jul	111	Med	19.4
02-may	32	Des	7.7	25-jul	116	Fin	16.2
05-may	35	Des	8.6	30-jul	121	Fin	19.8
10-may	40	Des	10.0	11-ago	133	Fin	18.6
15-may	45	Des	12.9	23-ago	Fin	Fin	
19-may	49	Des	12.4	Total			398.6

El Cuadro 5-7 muestra la calendarización del riego en el huerto “Asilo Mundet” y un cultivo de lechuga, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 95 días, el tipo de suelo tiene una textura media

y con una profundidad de 40 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-7. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto Asilo Mundet.

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
01-abr	1	Ini	5.8	15-may	45	Des	14.2
03-abr	3	Ini	3.4	19-may	49	Des	15.1
05-abr	5	Ini	6.2	22-may	52	Med	15.2
08-abr	8	Ini	6.4	25-may	55	Med	15.2
10-abr	10	Ini	6.1	28-may	58	Med	11
12-abr	12	Ini	5.3	30-may	60	Med	11.9
14-abr	14	Ini	6.1	01-jun	62	Med	11.5
16-abr	16	Ini	6.4	05-jun	66	Med	15.1
18-abr	18	Ini	6.5	09-jun	70	Med	13.2
20-abr	20	Ini	6.6	12-jun	73	Med	13.3
22-abr	22	Des	7	16-jun	77	Med	14.2
24-abr	24	Des	6	19-jun	80	Med	11.7
26-abr	26	Des	6.3	22-jun	83	Fin	11.6
28-abr	28	Des	7	25-jun	86	Fin	12
30-abr	30	Des	6.6	29-jun	90	Fin	12.2
02-may	32	Des	7.3	02-jul	93	Fin	12.7
04-may	34	Des	8	04-jul	Fin	Fin	
09-may	39	Des	10.7	Total			340.4

5.4.2 Calendario de riego del huerto “Azcapotzalco”

El Cuadro 5-12 Cuadro 3-1 muestra la calendarización del riego para el huerto “Azcapotzalco” y un cultivo de tomate, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 145 días, el tipo de suelo tiene una textura pesada y con una profundidad de 100 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-8. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Azcapotzalco”.

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
01-abr	1	Ini	16	29-may	59	Des	66.2
09-abr	9	Ini	22.3	22-jul	113	Med	82.2
19-abr	19	Ini	28.3	23-ago	Fin	Fin	
01-may	31	Des	36.5				
14-may	44	Des	48.4	Total			299.9

El Cuadro 5-13 muestra la calendarización del riego en el huerto “Azcapotzalco” y un cultivo de lechuga, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 95 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 100 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-9. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Azcapotzalco”

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
01-abr	1	Ini	16.3	12-may	42	Des	45.8
08-abr	8	Ini	20.7	22-may	52	Med	57.9
15-abr	15	Ini	22.1	02-jun	63	Med	57.1
22-abr	22	Des	25.3	04-jul	Fin	Fin	
01-may	31	Des	33.4	Total			221.5

5.4.3 Calendario de riego del huerto Bosques de Aragón

El Cuadro 5-10 Cuadro 3-1 muestra la calendarización del riego para el huerto “Bosques de Aragón” y un cultivo de tomate, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 145 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 30 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-10. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Bosques de Aragón”.

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
02-abr	2	Ini	24.4	24-jun	85	Med	38.9
10-abr	10	Ini	23.3	01-jul	92	Med	37.3
18-abr	18	Ini	23.3	08-jul	99	Med	35.4
26-abr	26	Ini	24.6	15-jul	106	Med	37
04-may	34	Des	25.1	22-jul	113	Med	39.3
13-may	43	Des	30.3	29-jul	120	Fin	40.5
20-may	50	Des	32.8	07-ago	129	Fin	40.1
27-may	57	Des	34.6	17-ago	139	Fin	41.8
02-jun	63	Des	36.5	23-ago	Fin	Fin	38.9
08-jun	69	Des	35.6				
16-jun	77	Med	39.8	Total			640.6

El Cuadro 5-11 muestra la calendarización del riego en el huerto “Azcapotzalco” y un cultivo de lechuga, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 95 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 100 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-11 Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Bosques de Aragón”.

Fecha	Día	Etapas	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etapas	Agua Requerida (L)
02-abr	2	Ini	24.4	25-may	55	Med	25-may
09-abr	9	Ini	23.3	01-jun	62	Med	01-jun
16-abr	16	Ini	23.3	08-jun	69	Med	08-jun
23-abr	23	Des	24.6	17-jun	78	Med	17-jun
01-may	31	Des	25.1	27-jun	88	Fin	27-jun
10-may	40	Des	30.3	04-jul	Fin	Fin	04-jul
18-may	48	Des	39.8	Total			418.6

5.4.4 Calendario de riego del huerto “Los Niños”

El Cuadro 5-12Cuadro 3-1 muestra la calendarización del riego para el huerto “Los Niños” y un cultivo de tomate, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 145 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 100 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-12. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de tomate en el huerto “Los Niños”.

Fecha	Día	Etapas	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etapas	Agua Requerida (L)
02-abr	2	Ini	25.7	22-jul	113	Med	117.3
14-abr	14	Ini	36.9	23-ago	Fin	Fin	
30-abr	30	Ini	51.2				
19-may	49	Des	82	Total			313.1

El Cuadro 5-13 muestra la calendarización del riego en el huerto “Los Niños” y un cultivo de lechuga, el cual está elaborado para una fecha de cultivo del 01- abril y proyectando la cosecha a 95 días, el tipo de suelo tiene una textura media y con una profundidad de 100 cm. Se recomienda regar antes de las 8 de mañana o después de las 6 de tarde.

Cuadro 5-13. Calendario de riego que indica la cantidad de agua y el día de aplicación para un riego óptimo para el cultivo de lechuga en el huerto “Los Niños”.

Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)	Fecha	Día	Etap	Agua Requerida (L)
02-abr	2	Ini	26.2	21-may	51	Med	78.8
11-abr	11	Ini	31	04-jul	Fin	Fin	
22-abr	22	Des	37.9				
06-may	36	Des	55.5	Total			229.4