



GOBIERNO DE
MÉXICO



CONAHCYT
CONSEJO NACIONAL DE HUMANIDADES
CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS



CIQA
CENTRO DE INVESTIGACIÓN
EN QUÍMICA APLICADA

Saltillo, Coahuila a 24 de septiembre de 2024

Programa de Maestría en Ciencias en Agroplasticultura

Coordinación de Posgrado

PRESENTE

Por este conducto nos permitimos informar a esta coordinación que, el documento de tesis preparado por **ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ** titulado "Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L. var. "California Wonder")" el cual fue presentado el día 20 de septiembre de 2024, ha sido modificado de acuerdo a las observaciones, comentarios y sugerencias, realizadas por el Comité Evaluador asignado. Por tal motivo, avalamos que el documento corresponde a la versión final del documento de tesis.

Atentamente,

SINODALES


Dr. Antonio Cárdenas Flores
Presidente


Dr. Audberto Reyes Rosas
Secretario


Dr. Emmanuel Gómez Ramírez
Vocal

Vo. Bo. de los Asesores


Dr. Oussama Mounzer
Asesor


Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros
Co-asesor

TESIS CON CARACTER ABIERTO

PROGRAMA: MAESTRÍA EN CIENCIAS EN AGROPLASTICULTURA

AUTOR: ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ

FIRMA



TITULO: Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (Capsicum annuum L. var. "California Wonder")

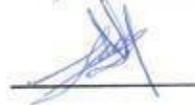
ASESORES: Dr. Oussama Mounzer

FIRMA



Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros

FIRMA



El Centro de Investigación en Química Aplicada clasifica el presente documento de tesis como ABIERTO.

Un documento clasificado como Abierto se expone en los estantes del Centro de Información para su consulta. Dicho documento no puede ser copiado en ninguna modalidad sin autorización por escrito del Titular del Centro de Información o del Director General del CIQA.

Saltillo, Coahuila, a 20 de Septiembre de 2024




Dra. Julieta Torres González
Directora General del CIQA



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA
Programa de Maestría en Ciencias en Agroplasticultura

TESIS

Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L. var. "California Wonder")

Presentada por:

ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ

Para obtener el grado de:

Maestro en Ciencia en Agroplasticultura

Asesorado por:

Dr. Oussama Mounzer
Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA
Programa de Maestría en Ciencias en Agroplasticultura

TESIS

**Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la
tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón
(Capsicum annuum L. var. "California Wonder")**

Presentada por:

ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ

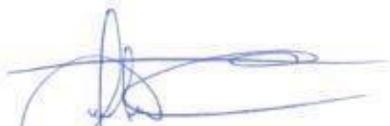
Para obtener el grado de:

Maestro en Ciencia en Agroplasticultura

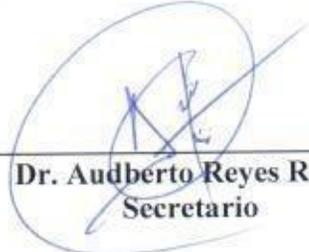
Asesorado por:

Dr. Oussama Mounzer
Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros

SINODALES



Dr. Antonio Cárdenas Flores
Presidente



Dr. Audberto Reyes Rosas
Secretario

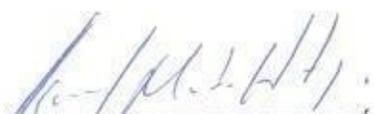


Dr. Emmanuel Gómez Ramírez
Vocal

DECLARACIÓN

Declaro que la información contenida en la Parte Experimental así como en la Parte de Resultados y Discusiones de este documento y que forman parte de las actividades de investigación y desarrollo realizadas durante el período que se me asignó para llevar a cabo mi trabajo de tesis, será propiedad del Centro de Investigación en Química Aplicada.

Saltillo, Coahuila a 20 de septiembre de 2024


ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ

Nombre y Firma



**GOBIERNO DE
MÉXICO**



CONAHCYT
CONSEJO NACIONAL DE HUMANIDADES
CIENCIAS Y TECNOLOGÍAS



CIOA
CENTRO DE INVESTIGACIÓN
EN QUÍMICA APLICADA

Programa de Maestría en Ciencias en Agroplasticultura

Saltillo, Coah, a 16 de Agosto de 2024

Declaración de documento libre de plagio:

Mediante esta declaración manifestamos que el documento de tesis titulado "Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*Capsicum annum* L. var. "California Wonder")" redactado por **ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ**, y revisado por el **Dr. Oussama Mounzer** y el **Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros**, está libre de plagio cumpliendo los siguientes aspectos:

Autenticidad y crédito a las fuentes	Revisado*
Los textos son originales	x
El documento está libre de oraciones y párrafos copiados de otras fuentes bibliográficas, sitios de internet, etc.	x
El documento está libre de traducciones literales emanadas de literatura en otro idioma	x
Los textos están debidamente referenciados	x
Las citas textuales (si las hay) están entrecomilladas y referenciadas	x
Fotografías, esquemas, gráficas, tablas y otros materiales emanados de otras fuentes están referenciados.	x
Se adjunta reporte de revisión realizado con el software IThenticate con un registro de 20 % de similitud	x

*Marque con una "X"

Ismael Mateos Hernández

Nombre y firma del autor

Dr. Oussama Mounzer

Nombre y firma del Asesor

Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros

Nombre y firma del Co-asesor



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN QUÍMICA APLICADA
Programa de Maestría en Ciencias en Agroplasticultura

Utilidad de la biocapacitancia eléctrica como indicador del potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L. var. “California Wonder”)

TESIS

Presentada por:

ISMAEL MATEOS HERNÁNDEZ

Para obtener el grado de:

Maestro en Ciencias en Agroplasticultura

Dirigido por:

Dr. Oussama Mounzer

Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros

Saltillo, Coahuila de Zaragoza. A 20 de septiembre de 2024

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por su apoyo económico en el financiamiento del presente proyecto y por la promoción al desarrollo científico y tecnológico que permitió mi formación académica.

Al Centro de Investigación en Química Aplicada (CIQA) y al Departamento de Biociencias y Agrotecnología (DBA) por la oportunidad de realizar los estudios de maestría, haciendo posible mi formación en el área de Agroplasticultura.

A mis directores, los Dr. Oussama Mounzer y Dr. Francisco Marcelo Lara Viveros, por su valiosa colaboración y apoyo a lo largo del presente trabajo, así como a sus enseñanzas y dedicación en el desarrollo del plan de estudios del programa de maestría.

A los sinodales, Dr. Antonio Cárdenas Flores, Dr. Audberto Reyes Rosas y Dr. Emmanuel Gómez Ramírez, por su acompañamiento, observaciones y aportes realizados para la mejora a este proyecto de investigación.

Gracias a la Dra. Yolanda Ortega Ortega, encargada de los laboratorios del DBA, así como al MC Jairo López Lee, encargado del campo experimental, y la MC Fátima Grajales Sarabia por su disponibilidad y ayuda al facilitarme todos los instrumentos y materiales requeridos durante la etapa de experimentación.

A los compañeros que contribuyeron de alguna u otra manera en la ejecución de este trabajo.

DEDICATORIA

A mis padres, Dionicio Mateo Murillo y Teodora Hernández Salinas, por su amor y apoyo incondicional; a mi hermana Gabriela y a mi sobrina Fátima Vicente Mateos, por su constante aliento; y a mi hijo León Isaac Mateos Rodríguez, por ser mi inspiración diaria.

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE CUADROS	iii
ÍNDICE DE FIGURAS	iv
ABREVIATURAS, SIGLAS Y ACRÓNIMOS.....	vii
RESUMEN.....	ix
I. INTRODUCCIÓN.....	1
I.1 El estado hídrico de la planta.....	3
I.1.1 <i>Determinación del estado hídrico de la planta</i>	3
I.2 La tasa de asimilación de CO ₂	4
I.2.1 <i>Medición de la tasa de asimilación de CO₂</i>	4
I.2.2 <i>Caracterización de la tasa de asimilación de CO₂</i>	5
I.3 La señalización eléctrica en las plantas	7
I.3.1 <i>La capacitancia: propiedad de las señales eléctricas</i>	7
I.4 El <i>Capsicum annuum</i> L. como modelo de estudio	11
II. JUSTIFICACIÓN	14
III. HIPÓTESIS.....	15
IV. OBJETIVOS	16
IV.1 Objetivo general	16
IV.2 Objetivos específicos	16
V. MATERIALES Y MÉTODOS	17
V.1 Ubicación del proyecto.....	17
V.2 Material Vegetal	17
V.3 Propiedades hidrodinámicas del sustrato.....	17
V.4 Aportación de agua y fertilizantes	19
V.5 Diferenciación de tratamientos y diseño experimental	20
V.6 Capacitometría	22
V.7 Medición de variables ecofisiológicas.....	24
V.7.1 <i>Medición de la fotosíntesis y la biocapacitancia</i>	24
V.7.2 <i>Medición del potencial hídrico</i>	25
V.8 Análisis de datos.....	26
V.8.1 <i>Análisis de correlaciones</i>	26
V.8.2 <i>Análisis multivariable</i>	26
VI. RESULTADOS.....	29

VI.1	Desempeño el Biocapitómetro BC_CIQA	29
VI.2	Variación del potencial hídrico y de la biocapacitancia eléctrica en hoja aislada	29
VI.3	Variación del potencial hídrico y de la biocapacitancia en plantas expuestas a diferentes niveles de déficits hídricos en el sustrato	31
VI.4	Evolución de la biocapacitancia en curvas de asimilación A-C _i a nivel foliar.....	32
VI.5	Análisis multivariable en curvas A-C _i	34
VI.6	Variación de la biocapacitancia durante el desarrollo de curvas A-PAR.....	40
VI.6.1	Curva doble A-PAR.....	40
VI.6.2	Curva doble g _s -PAR.....	40
VI.6.3	Curva doble BioCap-PAR.....	40
VI.6.4	Curvas dobles BioCap-A y BioCap-g _s	42
VI.7	Evolución de la biocapacitancia en curvas de asimilación A-PAR.....	42
VI.6	Análisis multivariable en curvas A-PAR	45
VII.	DISCUSIÓN.....	51
VIII.	CONCLUSIONES.....	55
IX.	PERSPECTIVAS	56
X.	REFERENCIAS	57
	ANEXOS	62

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Caracterización del sustrato.	18
Cuadro 2. Contribución del agua de riego a la nutrición del cultivo. Análisis hecho el 21 de marzo de 2018 con agua del pozo del CIQA.....	19
Cuadro 3. Solución nutritiva para el crecimiento de pimiento morrón. Adaptada de Sánchez del Castillo et al., (2017).....	19
Cuadro 4. Fertilizantes comerciales utilizados para preparación de 1100.0 L de solución nutritiva.	20
Cuadro 5. Tratamientos evaluados en el ensayo.	20
Cuadro 6. Matriz de confusión. Clasificación estimada en comparación con datos de referencia.	35
Cuadro 7. Estadísticas de la Matriz de confusión.	36
Cuadro 8. Estadísticas por clase.	37
Cuadro 9. Importancia de las variables en la determinación del déficit hídrico de LAD.	37
Cuadro 10. Matriz de confusión. Clasificación estimada en comparación con datos de referencia.	46
Cuadro 11. Estadísticas de la Matriz de confusión.	46
Cuadro 12. Estadísticas por clase.....	47
Cuadro 13. Importancia de las variables en el modelo predictivo para la clasificación del déficit hídrico en la LAD.	48

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Relación entre la evapotranspiración del cultivo y el rendimiento relativo del cultivo de trigo. Fuente: Factores que afectan la producción agrícola bajo riego: cómo medirlos y estudiar su efecto (Espinosa-Espinosa et al., 2018).....	2
Figura 2 . Cámara de Propafilm-C utilizada para medir fotosíntesis en un conjunto de plantas. Fuente: “Design and Testing of a Novel Gas Exchange Chamber” (Murphy et al., 2014).	5
Figura 3. Representación de A) Modelo típico de una curva A-PAR con una curva de saturación de luz ideal en respuesta de la tasa fotosintética a diferente intensidad de PAR en hojas de palma de aceite (<i>Elaeis guineensis</i>). Fuente: Tomado de “Fitting of photosynthetic response curves to photosynthetically active radiation in oil palm” (Rivera-Méndez & Romero, 2017). B) Modelo típico de una curva A-Ci donde los datos representan la media y el error estándar para tres respuestas medidas en una misma hoja de una plántula de álamo negro (<i>Populus deltoides</i>). Fuente: Tomado de “The rapid A–Ci response: photosynthesis in the phenomic era” (Stinziano, 2017).	6
Figura 4. Ejemplo clásico de un capacitor. Fuente: Elaboración propia.	8
Figura 5. Funcionamiento de un elemento vivo utilizado como material dieléctrico para formar un biocapacitor. El agua y las concentraciones iónicas pueden modificar las propiedades dieléctricas del tejido. Fuente: elaboración propia.	9
Figura 6. Vista superior de una planta de pimiento morrón (<i>C. annuum</i> L.). Fotografía. Fuente: CIQA, Saltillo, Méx.	12
Figura 7. Diseño completamente al azar del experimento dentro el invernadero IBQ-002 del CIQA. Fuente: Elaboración propia.....	21
Figura 8. Esquema del ensamble del biocapacitómetro.	23
Figura 9. Fotografía y esquema del biocapacitómetro BC_CIQA acoplado a la pinza de medición del equipo LI-6400XT. A) Circuito RC ensamblado sobre una tarjeta Arduino Uno. B) Geometría de los electrodos del BC_CIQA, C) Posición de los electrodos colocados sobre la parte interna del componente superior de la pinza del LI-6400XT. la cual permite posar los electrodos sobre el haz de la hoja D) fotografía del conjunto BC_CIQA y pinza del LI-6400XT tomando lectura simultáneamente de BioCap y A en hoja de pimiento morrón.	24
Figura 10. Lecturas de capacitancia en capacitores de referencia, dentro del rango de nF, registrados con un medidor LCR y el dispositivo BC_CIQA. Cada punto es el promedio de 4 lecturas.	29
Figura 11. Comparación entre correlaciones. Los puntos en naranja representan cómo se relaciona la pérdida progresiva de peso de una hoja de pimiento morrón frente a su potencial hídrico. Los puntos en azul ilustran cómo la misma pérdida progresiva de peso se relaciona con la variación en la BioCap de la hoja durante su deshidratación en condiciones controladas. Los valores de BioCap corresponden al promedio de lecturas registradas por el BC_CIQA cada 15.0 segundos durante un periodo de 5.0 minutos en cada posición, haciendo en un total de 4 posiciones en partes previamente especificadas en la lámina de la hoja del pimiento morrón.	30

- Figura 12.** Relación polinómica de segundo grado entre los valores de potencial hídrico y de BioCap registrados en una hoja pimiento morrón expuesta a condiciones de deshidratación controlada. 30
- Figura 13.** Variación del potencial hídrico del tallo en función el déficit de agua fácilmente disponible en el sustrato. Cada punto es el promedio de 6 lecturas, las barras verticales y horizontales representan el error estándar para el Ψ_t y el déficit en la LAD, respectivamente. 31
- Figura 14.** Promedio de Biocap (n=28) en función del nivel de déficit hídrico en plantas de pimiento morrón sometidas a cuatro regímenes de humedad en el sustrato; Control (nivel de abatimiento < 20% LAD), D-leve (nivel de abatimiento entre 20 y 40% LAD), D-moderado (nivel de abatimiento entre 40 y 60% LAD), D-severo (nivel de abatimiento > 60% LAD). Las barras verticales representan el error estándar de la media. 32
- Figura 15.** BioCap a nivel foliar en plantas de pimiento morrón en función del nivel de déficit hídrico; Control (nivel de abatimiento < 20% LAD), D-leve (nivel de abatimiento entre 20 y 40% LAD), D-moderado (nivel de abatimiento entre 40 y 60% LAD), D-severo (nivel de abatimiento > 60% LAD). El azul representa plantas adaptadas a una PAR menor a su punto de compensación de luz. El naranja, a plantas adaptadas a una PAR mayor a su zona de saturación de luz. 32
- Figura 16.** Evolución de la BioCap y variables de intercambio gaseoso en respuesta a siete niveles de concentración de CO₂ (50, 100, 200, 300, 400, 600 y 800 ppm). **A)** dispersión de datos A-Ci, **B)** dispersión de datos BioCap-Ci, **C)** dispersión de datos BioCap-A, **D)** dispersión de datos BioCap-g_s y, **E)** dispersión de datos BioCap-Déficit en LAD. Los datos fueron generados durante el desarrollo de curvas A-Ci en 20 plantas de pimiento morrón. Las barras verticales en la figura E corresponden al error estándar de la población. 33
- Figura 17.** Matriz de correlaciones con comparación de variables. BioCap: biocapacitancia eléctrica. Déficit: déficit hídrico en función de la LAD. Photo: tasa de asimilación de CO₂ (A). Cong: conductancia estomática (g_s). CO₂R: [CO₂]_{REF}. Ci: CO₂ intracelular (C_i). Tleaf: Temperatura de la hoja (T_{LEAF}). Tair: Temperatura del aire (T_{AIR}). Def_Cat: Categorías definidas como “Control”, “D-leve” y “D-moderado”, de acuerdo con el nivel de déficit de LAD “D-severo” se excluyó del análisis debido a la insuficiencia de datos. 38
- Figura 18.** Estructura jerárquica utilizada para la toma de decisiones, con valores de curvas de asimilación A-Ci. 39
- Figura 19.** Evolución de la BioCap durante el desarrollo de una curva doble A-PAR. Los puntos en naranja corresponden a la intensidad lumínica incrementándose desde 0.0 (PAR0) hasta 1600.0 (PAR1600) $\mu\text{mol foton}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, mientras que los puntos en amarillos corresponden a la segunda parte de la curva al disminuir la intensidad desde PAR1600 hasta PAR0. Las gráficas de la columna izquierda corresponden a las lecturas realizadas sobre una planta adaptada a PAR50, en cuanto a la columna derecha corresponden a las lecturas realizadas sobre una planta adaptada a PAR1500. A la izquierda: **A)** curva doble A-PAR, **C)** curva doble g_s-PAR, **E)** curva doble BioCap-PAR, **G)** curva doble BioCap-A y **I)** curva doble BioCap-g_s a una PAR de 50 $\mu\text{mol foton}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$. A la derecha: **B)**

curva doble A-PAR, D) curva doble g_s -PAR, F) curva doble BioCap-PAR, H) curva doble BioCap-A y J) curva doble BioCap- g_s a una PAR de $1500 \mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	41
Figura 20. Evolución de la biocapacitancia y variables de intercambio gaseoso en respuesta a diez niveles de radiación PAR (50, 100, 200, 400, 600, 800, 1000, 1200, 1400 y $16800 \mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$). A) dispersión de datos A-PAR, B) dispersión de datos A- g_s , C) dispersión de datos BioCap-A, D) dispersión de datos BioCap- g_s y, E) dispersión de datos BioCap-Deficit en LAD. Los datos fueron generados durante el desarrollo de curvas A-PAR en 30 plantas de pimiento morrón. Las barras verticales en la figura E corresponden al error estándar de la población.	44
Figura 21. Matriz de correlaciones con comparación de variables. BioCap: biocapacitancia eléctrica. Déficit: déficit hídrico en función de la LAD. PARi: PAR. Photo: tasa A. Cond: g_s . VpdL_kPa: déficit de presión de vapor en la hoja (VpdL) medido en KPa. Tleaf: Temperatura de la hoja (T_{LEAF}). Tair: Temperatura del aire (T_{AIR}). Def_Cat: Categorías definidas como "Control", "D-leve" y "D-moderado", de acuerdo con el nivel de déficit de LAD. "D-severo" se excluyó del análisis debido a la insuficiencia de datos.....	49
Figura 22. Estructura jerárquica utilizada para la toma de decisiones, con valores de curvas de asimilación A-PAR.	50

ABREVIATURAS, SIGLAS Y ACRÓNIMOS

0 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR0	40
100 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR100	25
1000 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR1000	25
1200 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR1200	25
1400 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR1400	25
1500 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR1500	32
1600 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR1600	25
200 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR200	25
400 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR400	25
50 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR50	25
600 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR600	25
700 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR700	40
800 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$	
PAR800	25
Analizador de gases por infrarrojo	
IRGA.....	4
Árbol de decisión	
DT.....	xi
Biocapacitancia eléctrica	
BioCap.....	xi
Biocapacitómetro	
BC_CIQA.....	23
Capacidad de campo	
CC.....	17
<i>Capsicum annuum</i> L.	
<i>C. annuum</i> L.....	xi
Carbono intercelular	
C_i	6
Centro de Investigación en Química Aplicada	
CIQA.....	17
Circuito resistencia-capacitancia	
circuito RC.....	11
Concentración de CO₂ de referencia	
[CO ₂] _{REF}	25
Conductancia estomática	
g_s	21
Conductividad eléctrica	
CE.....	19
Contenido gravimétrico de humedad	
θ_m	18
Curvas de asimilación de CO₂ con CO₂ variable	
A-C _i	xi
Curvas de asimilación de CO₂ con luz variable	
A-PAR.....	xi
Déficit de presión de vapor en la hoja	
Vpd _L	48
Déficit hídrico leve	
D-leve.....	20
Déficit hídrico moderado	
D-moderado.....	20
Déficit hídrico severo	
D-servero.....	20
Densidad aparente	
D _{Ap}	18
Departamento de Biociencias y Agrotecnología	
DBA.....	17
Diseño completamente al azar	
DCA.....	20
Humedad volumétrica	
θ_m	18
Lámina de agua disponible	
LAD.....	xi
Medidor de Inductancia, Capacitancia y Resistencia	
medidor LCR.....	xi
Nivel de abatimiento permisible	
NAP.....	19
Número mínimo de observaciones por división	
<i>minsplit</i>	27

Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura		
UNESCO	1	
Peso del agua		
P_{AGUA}	18	
Peso del sustrato húmedo		
P_{SH}	17	
Peso del sustrato seco		
P_{SS}	18	
Potencial de acción		
AP	10	
Potencial de hidrógeno		
pH	19	
Potencial de presión		
Ψ_p	3	
Potencial de variación		
VP	10	
Potencial gravitacional		
Ψ_g	3	
Potencial hídrico del agua		
Ψ_w	3	
Potencial hídrico del tallo		
		Ψ_t xi
		Potencial mátrico
		Ψ_m 3
		Potencial osmótico
		Ψ_o 3
		Profundidad máxima del árbol
		<i>maxdepth</i> 27
		Punto de marchitez permanente
		PMP 18
		Radiación fotosintéticamente activa
		PAR 5
		Solución nutritiva
		SN 19
		Tasa de asimilación de CO_2
		A .xi
		Temperatura de la hoja
		T_{LEAF} 34
		Temperatura del aire
		T_{AIR} 34
		Tratamiento control
		Control..... 20
		Volumen
		vol..... 17

RESUMEN

El aumento global en el uso del agua, impulsado por el crecimiento poblacional y cambios en los patrones de consumo, presenta desafíos significativos para la agricultura. Se necesitan cambios para optimizar su uso, incluyendo estrategias como el riego deficitario controlado, para maximizar la productividad de los cultivos sin afectar sus rendimientos. Sin embargo, su aplicación requiere determinar el estado hídrico de las plantas la cual puede involucrar técnicas laboriosas, costosas, a menudo destructivas, de carácter manual o con la limitación del tiempo para medir respuestas rápidas. Con un dispositivo electrónico que se desarrolló en este ensayo, llamado BC_CIQA, y con un medidor de Inductancia, Capacitancia y Resistencia (LCR), se registraron lecturas de biocapacitancia eléctrica (BioCap) en hojas de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L.) para estudiar la relación matemática entre la BioCap con el potencial hídrico de la planta (Ψ_t) y con la tasa de asimilación de CO_2 (A). El Ψ_t se midió con una cámara de presión "Scholander" y se realizaron curvas de evolución de A en función de la intensidad de luz visible (curvas A-PAR) y otras en función de la concentración de CO_2 intercelular (curvas A- C_i) con un equipo LI-6400XT. Se utilizó un diseño de bloques al azar para diferenciar cuatro tratamientos de riego según el nivel de déficit hídrico en la lámina de agua disponible (LAD), considerando un 20% para el Control, un 40% para déficit leve, un 60% para déficit moderado y un 80% para déficit severo. El BC_CIQA realizó medidas de BioCap precisas al compararlo con el medidor LCR ($r^2=1$). La pérdida de peso en una hoja aislada se correlacionó con el descenso del Ψ_t y con la BioCap ($r^2=0.99$ y $r^2=0.98$, respectivamente). El agotamiento del agua en el sustrato hasta el 80% de la LAD redujo el Ψ_t de -0.32 a -1.4 MPa ($r^2 = 0.99$). La BioCap de la hoja en planta mostró un comportamiento similar al observado en hoja aislada, pero con valores superiores cuando el agotamiento del agua fue mayor al 60% de la LAD. No se hallaron correlaciones bivariadas entre la BioCap y el Ψ_h o la A , pero el empleo de un modelo predictivo de clasificación por árbol de decisión (DT) demostró que dicho modelo pudo identificar con precisión el nivel de déficit hídrico al cual pertenece la muestra, con una precisión del 88% y 96% a partir de las variables de las curvas A- C_i y A-PAR, respectivamente. Asimismo, usando el coeficiente de Gini (sin normalizar), se evaluó cuál de las variables influyó más en el modelo para clasificar correctamente las plantas en sus correspondientes niveles de déficit en la LAD, encontrando que fueron la temperatura del aire, la de la hoja y la BioCap (73.02, 67.87 y 47.22, respectivamente) en una curva A- C_i , y la temperatura del aire y la BioCap (54.18 y 48.09, respectivamente) en una curva A-PAR. Estos hallazgos destacan la utilidad de la BioCap como indicador del nivel de déficit hídrico, superando a variables como la conductancia estomática o la misma A en ciertos contextos.

Palabras clave: Sensores, programación del riego, estado hídrico de la planta, uso eficiente del agua.

UTILIDAD DE LA BIOCAPACITANCIA ELÉCTRICA COMO INDICADOR DE LA TASA FOTOSINTÉTICA Y DEL POTENCIAL HÍDRICO A NIVEL FOLIAR EN PLANTAS DE PIMIENTO MORRÓN (*Capsicum annuum* L. var. “California Wonder”)

I. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial, el uso del agua ha aumentado gradualmente debido a la combinación del crecimiento demográfico, el desarrollo socioeconómico y los cambios en los patrones de consumo. De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO), entre 2010 y 2018, las extracciones de agua para uso industrial disminuyeron un 12.0% y las extracciones para consumo humano aumentaron un 3.0%, mientras que las extracciones para uso agrícola crecieron un 5.0%, indicando que las tendencias futuras sobre la demanda de agua son difíciles de predecir con exactitud, pero se estima que continúe aumentando a un ritmo del 1% anual, provocando un incremento de entre el 20.0% y el 30.0% para el año 2050 (UNESCO, 2023).

Desde el punto de vista agrícola, es muy importante tener esto en cuenta ya que la demanda de agua para la agricultura está impulsada principalmente por el riego y, aunque variará en función de factores como el tipo de suelo, el clima y el tipo de cultivo, se verá cada vez más afectado por los límites de disponibilidad del agua (UNESCO, 2023). Considerando esa creciente demanda y su cada vez menor disponibilidad, es esencial entender que se requieren hacer cambios en el sector agrícola para lograr un uso más eficiente del agua (Fariñas et al., 2022), así como comprender su importancia a nivel de cultivo.

Para las plantas el agua es un compuesto vital, no solo porque constituye la mayor parte de su masa, sino también porque es esencial para la producción de materia orgánica. En este proceso, el agua es absorbida por las raíces, transportada a través de los tejidos de la planta y liberada hacia la atmósfera en forma de vapor a través de los diminutos poros (estomas) que se reparten en la epidermis de la hoja y permiten el proceso de transpiración. Estos estomas funcionan como válvulas reguladoras para evitar la deshidratación de la planta y están afectadas por varios factores como la calidad e intensidad de la luz, la concentración de dióxido de carbono (CO₂), el déficit de presión de vapor, las regulaciones bioquímicas en la planta y el gradiente de potencial hídrico que se desarrolla a diario en el sistema suelo-planta-atmósfera (SPA) (Taiz & Zeiger, 2010).

En el campo de la ecofisiología vegetal sigue habiendo un gran interés por estudiar la respuesta de la planta ante condiciones de estrés con el objetivo de entender mejor su efecto en los procesos biológicos y así proponer estrategias de ahorro de agua sin perjudicar el potencial productivo de la misma (Contreras Medina et al., 2022). A pesar de que las técnicas de riego han evolucionado, también hay una constante transformación de explotaciones de secano a regadío que buscan obtener mayores rendimientos (Fariñas et al., 2022), generando la necesidad de mejorar la productividad del agua, lo que es crucial para garantizar un uso más eficiente y sostenible de este recurso vital.

A modo de ejemplo, una de las estrategias es la aplicación del riego deficitario controlado el cual se centra en reducir el aporte de agua sin afectar el rendimiento; su correcta aplicación requiere de saber identificar el inicio y fin de cada etapa fenológica así como su correspondiente respuesta a los niveles de estrés hídrico (Agustí et al., 2020), dada la presencia de una estrecha relación (Figura 1) entre el rendimiento relativo y la evapotranspiración del cultivo (Doorenbos et al., 1979).

Es fundamental seguir avanzando en estas prácticas para maximizar la productividad del agua y asegurar su disponibilidad a largo plazo. Es por esto que es muy importante comprender el papel que tienen el estado hídrico de la planta y la asimilación de CO_2 (A), así como la relación entre el agua y el crecimiento de los frutos (Hernandez-Santana et al., 2021) o, en su caso, el rendimiento.

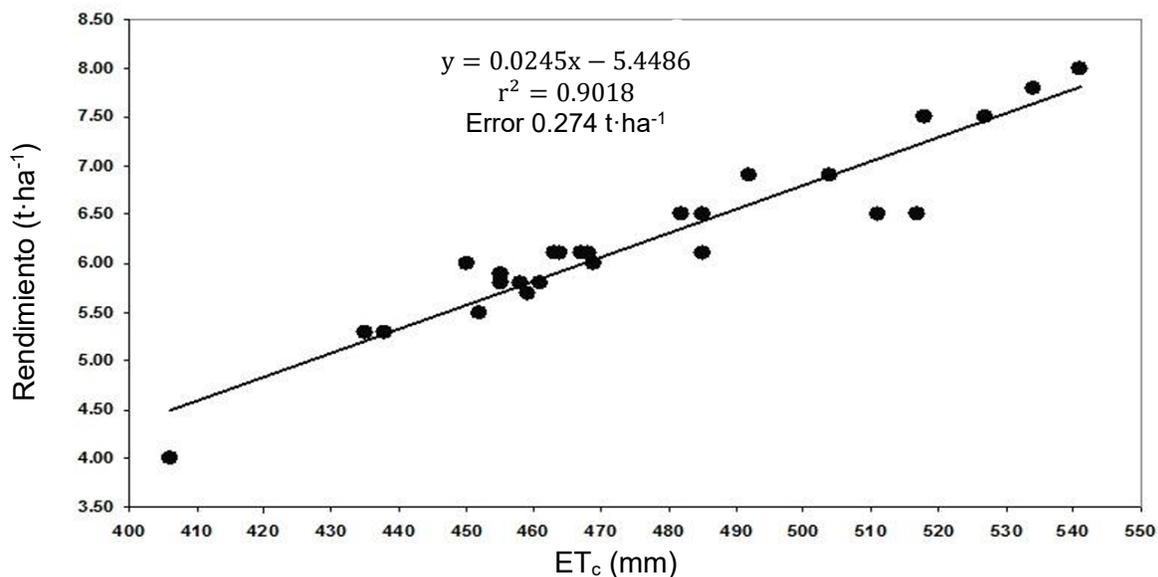


Figura 1. Relación entre la evapotranspiración del cultivo y el rendimiento absoluto en el cultivo de trigo. Fuente: Factores que afectan la producción agrícola bajo riego: cómo medirlos y estudiar su efecto (Espinosa-Espinosa et al., 2018).

I.1 El estado hídrico de la planta

El estado hídrico de la planta está directamente relacionado con el potencial hídrico del agua (Ψ_w). En lo que respecta al Ψ_w , éste se define como el potencial químico del agua dividido entre su volumen parcial molal ($18 \times 10^{-6} \cdot \text{m}^3 \cdot \text{mol}^{-1}$), pero por razones históricas los fisiólogos vegetales lo han venido definiendo como la cantidad de energía libre por unidad de volumen ($\text{J} \cdot \text{m}^{-3}$) y lo expresan en unidades de presión o mega Pascales (MPa), haciendo referencia a la capacidad que tiene el agua de realizar un trabajo (Taiz & Zeiger, 2010). Este Ψ_w depende de la concentración de solutos en el agua (Ψ_o), de la presión de turgencia de las células en la planta (Ψ_p), de la fuerza que ejerce la gravedad sobre el agua en un punto dado (Ψ_g) y de las fuerzas de adhesión-cohesión del agua que se da en la matriz del suelo (Ψ_m), es decir, es el resultado de diferentes tipos de potenciales ($\Psi_w = \Psi_o + \Psi_p + \Psi_g + \Psi_m$). Está expresado en valores negativos por representar el déficit de energía que tiene el agua atrapada en los tejidos de la planta en comparación con la energía que tiene el agua libre bajo condiciones de presión atmosférica. El desarrollo de un gradiente entre los tejidos de la planta hace mover el agua en dirección ascendente, desde el punto con mayor Ψ_w , en particular, desde las raíces hasta las hojas (Taiz & Zeiger, 2010).

I.1.1 Determinación del estado hídrico de la planta

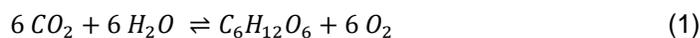
Desde el siglo XVIII ya se empleaban cámaras de presión de vidrio para investigar la hidráulica vegetal, pero hoy en día, el estado hídrico de las plantas se puede determinar midiendo su potencial hídrico (Turner, 1981) empleando una cámara de presión (cámara Scholander) que consta de un cilindro de acero equipado con válvulas de seguridad y un manómetro que brinda lecturas de precisión (Rodríguez-Dominguez et al., 2022). Sin embargo, el uso de la cámara de presión se realiza de forma manual, implica separar las hojas de las plantas para medir su potencial hídrico, requiere de personal experimentado para seleccionar la hoja adecuada y realizar la lectura en tiempo menor de 30.0 segundos y presenta serias dificultades para ser automatizado. Estas dificultades promovieron siempre la búsqueda de métodos alternativos no destructivos como es el caso de los psicrómetros que miden la presión de vapor, los termómetros para medir la temperatura de la hoja, los dendrómetros para medir las variaciones del diámetro del tallo o del fruto y los medidores de flujo de savia.

También existe un conjunto de técnicas por detección remota (Quemada et al., 2021), empleando sensores pasivos y activos. Los pasivos, como los radiómetros y las cámaras digitales, capturan la radiación solar reflejada desde la superficie visible del cultivo. Mientras que los activos, emiten y miden su propia radiación reflejada. Dentro de los sensores activos se encuentran los radares,

los láseres, los dispersómetros y diversas técnicas espectroscópicas, como la espectroscopía de dominio de tiempo de terahercios (THz-TDS), la espectroscopía de cuasi dominio de tiempo de terahercios (THz-QTDS), la espectroscopía infrarroja por transformada de Fourier (FTIR) y la ultrasónica de banda. Estas técnicas ya están bien establecidas en diferentes países desde hace décadas (Quemada et al., 2021), ofrecen monitoreo en tiempo real de la salud de los cultivos sin dañarlos y se están volviendo cada vez más accesibles y avanzadas (Avgoustaki et al., 2022). No obstante, las técnicas de detección remota no miden el potencial hídrico de forma directa, sino variables que correlacionan con esta, por lo cual estas técnicas requieren de cuidadosa calibración, adicionalmente la frecuencia de lectura y la escala del área de trabajo requieren de la utilización de modelos matemáticos para poder inferir el potencial hídrico en grandes superficies del terreno.

I.2 La tasa de asimilación de CO₂

Además de monitorear el Ψ_w en los cultivos, el estudio de la asimilación de CO₂ (Ecuación 1) también es crucial. Este proceso permite a los organismos autótrofos utilizar la luz solar, como fuente de energía para producir materia orgánica al sintetizar carbohidratos a partir de dióxido de carbono (CO₂) y agua, liberando oxígeno (O₂) en dicho proceso. Dado que este proceso genera los metabolitos primarios esenciales para el desarrollo y crecimiento de la planta, el rendimiento está fuertemente afectado por este proceso, y, por ende, la rentabilidad económica de toda explotación agrícola. Por lo tanto, evaluarla con precisión resulta esencial para comprender el rendimiento de los cultivos y su eficiencia en el uso del agua (Stinziano, 2017).



Dióxido de carbono + Agua \rightleftharpoons Carbohidrato + Oxígeno

I.2.1 Medición de la tasa de asimilación de CO₂

El monitoreo y seguimiento de la A en planta puede llevarse a cabo por medición del intercambio de gases a partir de un grupo de hojas o plantas (Figura 2) encerradas dentro de una cámara hecha de Propafilm-C (ICI Americas Inc., Wilmington, DE, EE.UU.) equipada con un analizador de gases por infrarrojo (IRGA) (Murphy et al., 2014). El IRGA funciona a partir de que los gases como el vapor de agua (H₂O) y el CO₂ absorben radiación de ciertas longitudes de onda del infrarrojo y cada uno presenta un espectro de absorción particular que, en consecuencia, permite deducir la concentración de moléculas a partir de la absorción producida en bandas específicas del infrarrojo (Figueroa Clemente, 2007).

Este tipo de técnicas también es utilizado para la medición de intercambio de gases a flujo abierto a nivel de hoja, la cual requiere que la muestra se coloque en una cámara cerrada con sistema

de recirculación, en la que la composición del gas es modificada por la planta. El equipo LI-6400XT (Li-Cor Inc. USA) cuenta con dicho sistema abierto, lo que significa que las mediciones de fotosíntesis y transpiración se basan en las diferencias de CO_2 y vapor de agua de una corriente de aire que fluye haciendo contacto con las hojas. Estas concentraciones se calculan a partir de las diferencias entre las condiciones dentro de la cámara y las condiciones previas a la cámara (LI-COR Inc., 2024), por lo que el equipo cuenta con dos analizadores IRGAs.

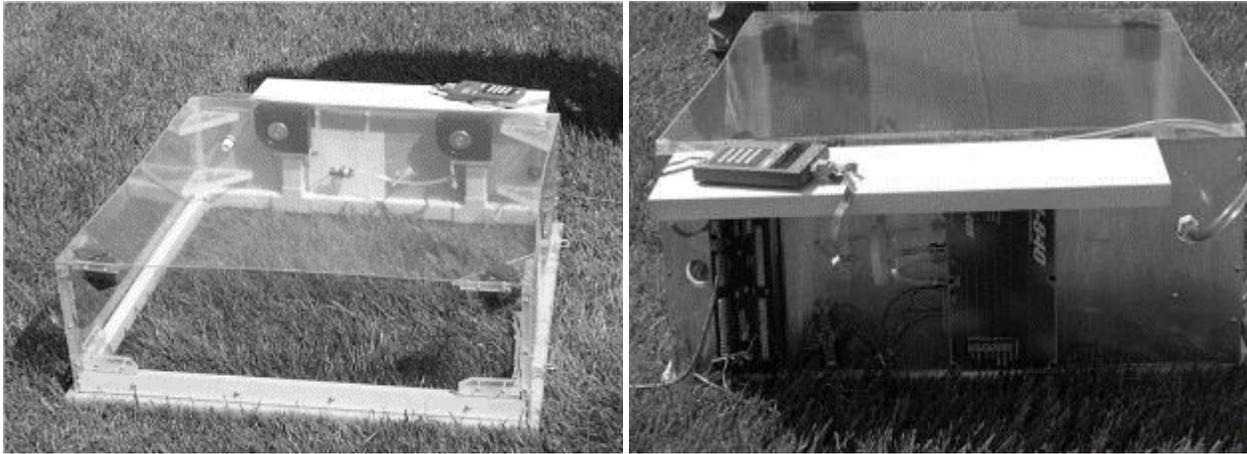


Figura 2 . Cámara de Propafilm-C utilizada para medir fotosíntesis en un conjunto de plantas. Fuente: “Design and Testing of a Novel Gas Exchange Chamber” (Murphy et al., 2014).

1.2.2 Caracterización de la tasa de asimilación de CO_2

El espectro de luz que aporta energía al proceso de fotosíntesis corresponde a las longitudes de onda comprendidas entre 400 a 700 nm dentro del espectro de radiación solar y se conoce como radiación fotosintéticamente activa (PAR) (Rivera-Méndez & Romero, 2017) y su intensidad es variable en función de las condiciones climáticas en el medio (Santamaría-del-angel et al., 2005). La caracterización de la tasa fotosintética A puede obtenerse a través de la elaboración de curvas de asimilación en respuesta a estas longitudes de onda a diferentes intensidades (A -PAR) así como en curvas de asimilación en respuesta a diferentes niveles de CO_2 en el espacio intercelular (A - C_i).

Las curvas A -PAR (Figura 3 A) proporcionan información cuantitativa sobre el rendimiento fotosintético, la intensidad de luz que pueda saturar el aparato fotosintético y aquella que podría inducir condiciones de foto-inhibición (Stinziano, 2017). En cambio, las curvas A - C_i (Figura 3 B) ofrecen información sobre las limitaciones bioquímicas que condicionan la asimilación de carbono. El modelo de Farquhar et al. (1980) propuso tres principales limitaciones, las cuales son inducidas por 1) la cantidad, actividad y cinética de la enzima Rubisco, 2) la tasa de regeneración de ribulosa-1,5-bifosfato respaldada por el transporte de electrones y 3) por la disponibilidad de

la triosa fosfato, revelando que cada uno de estos procesos se puede describir matemáticamente y se expresa en diferentes valores de carbono intercelular (C_i).

Cabe mencionar que la conductancia estomática en la hoja puede cambiar tanto la presión parcial de CO_2 en los sitios de carboxilación como la tasa de transpiración (Farquhar & Sharkey, 1982) lo que podrían afectar el contenido de agua dentro de los tejidos e influir en el potencial hídrico de la planta Ψ_t (Landsberg & Waring, 2016).

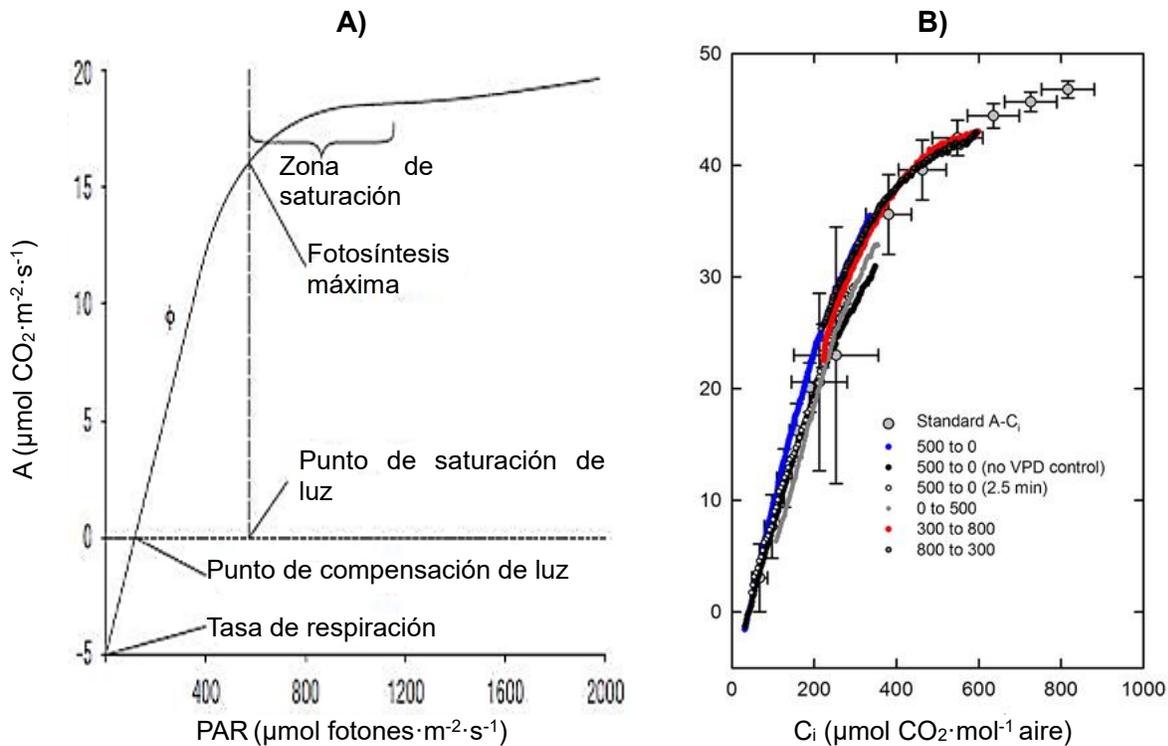


Figura 3. Representación de **A)** Modelo típico de una curva A-PAR con una curva de saturación de luz ideal en respuesta de la tasa fotosintética a diferente intensidad de PAR en hojas de palma de aceite (*Elaeis guineensis*). Fuente: Tomado de "Fitting of photosynthetic response curves to photosynthetically active radiation in oil palm" (Rivera-Méndez & Romero, 2017). **B)** Modelo típico de una curva A- C_i donde los datos representan la media y el error estándar para tres respuestas medidas en una misma hoja de una plántula de álamo negro (*Populus deltoides*). Fuente: Tomado de "The rapid A- C_i response: photosynthesis in the phenomic era" (Stinziano, 2017).

A pesar de que Farquhar & Sharkey (1982) no consideran al Ψ_w de la planta dentro de su propuesta, sí mencionan que los cambios en la tasa de transpiración pueden provocar cambios en el Ψ_w , lo cual ya está respaldado por otros autores quienes demuestran que hay una relación directa entre la A y el contenido relativo de agua en las hojas (Zhou et al., 2021). Este conocimiento es fundamental para desarrollar estrategias de manejo del agua en la agricultura y para entender cómo las plantas responden a las variaciones de las condiciones ambientales.

También es importante destacar que los procesos fisiológicos como el intercambio gaseoso y el transporte de agua son posibles gracias a las grandes presiones acumuladas internamente dentro de las células vegetales. Estas presiones son el resultado de un balance hídrico normal y se dan gracias a la presencia de las paredes celulares. Además, la membrana celular también influye en la retención de agua y regulación de otras sustancias al estar formada por una doble capa de lípidos (Taiz & Zeiger, 2010). Esto le confiere a la célula vegetal tener algunas propiedades eléctricas (Jócsák et al., 2019) que resultan de las actividades metabólicas (Benner, 1974).

I.3 La señalización eléctrica en las plantas

La disponibilidad de agua y la concentración de CO₂ pueden inducir cambios en la planta (afectar la composición química de la savia y el transporte de iones) que podrían modificar sus características bio-eléctricas (Barboni et al., 2021). Las plantas no cuentan con un sistema nervioso central, pero responden a todos los estímulos mediante señales, ya sean químicas (reguladores de crecimiento, enzimas y azúcares) con reducida velocidad de difusión, o eléctricas las cuales son capaces de difundirse rápidamente y alcanzar largas distancias (Comparini et al., 2020). Las señales eléctricas, por ser rápidas y no destructivas, son potenciales candidatas para los sistemas de monitoreo en tiempo real que buscan optimizar los procesos de producción mediante el desarrollo de sistemas inteligentes de apoyo a la toma de decisión.

Afortunadamente, el continuo desarrollo de la ciencia, los avances en la tecnología computacional y la bionanotecnología siguen revelando nuevos potenciales de investigación, desarrollo e innovación para optimizar procesos existentes o definir nuevos procesos disruptivos en las diferentes áreas de las cadenas de valor. En el ámbito de ciencias agronómicas y en términos de intercambio de información entre los diferentes órganos de la planta, la mayoría de los reportes científicos siguen considerando a las señales bioquímicas como principal vía de comunicación.

I.3.1 La capacitancia: propiedad de las señales eléctricas

En este contexto, la capacitancia eléctrica (C), que es parte de las propiedades de las señales eléctricas, emerge como un método de evaluación rápido y no destructivo. Esta se refiere a la capacidad que tienen ciertos elementos para almacenar energía en forma de carga eléctrica. Dichos elementos deben formar un sistema, llamado capacitor o condensador, el cual se compone de dos placas o electrodos separados por un medio dieléctrico (Figura 4) y se puede cuantificar mediante la Ecuación 2, expresándola en Faradios (F):

$$C = \frac{\epsilon_r \cdot A}{d} \quad (2)$$

donde C representa la capacitancia, ϵ_r es la constante dieléctrica del material entre las placas, A es el área de la superficie de las placas y d es la distancia entre ellas (Blomme et al., 2004).

Sin embargo, los conductores que forman el capacitor cuentan con un coeficiente de capacidad, el cual está dado por la Ecuación 3 e indica cuánto incrementa su carga eléctrica por cada unidad que se incrementa el voltaje. Esto se cumple siempre y cuando el origen del voltaje sea externo al conductor; de lo contrario, carecería de significado si su origen fuera en el mismo conductor (Redondo Quintela & Redondo Melchor, 2019). Se debe tener presente que la C depende sólo de los coeficientes del potencial, que dependen de la permitividad ϵ del medio y de variables geométricas, y no de las cargas ni de los potenciales de los conductores. Por lo tanto, la capacidad eléctrica en F de un condensador es una característica del condensador independiente de las cargas de sus conductores y la diferencia de potencial entre ellos.

$$q = CV \quad (3)$$

donde el coeficiente de capacidad q es producto del valor de la capacitancia C por la diferencia de potencial o voltaje V .

Por otro lado, si se cuenta con una resistencia (R) y un condensador (C) es posible crear una relación a través de un circuito RC, en la que la velocidad a la que una corriente carga un condensador se caracteriza por su constante de tiempo, la cual se define como “el tiempo requerido por una señal para decaer hasta el 37% de su valor inicial” (Ecuación 4). Si hay un aumento, ya sea en la resistencia o en el capacitor, se hará más lenta la constante de tiempo (Haines & Mihailoff, 2019).

$$\tau = RC \quad (4)$$

donde τ es la constante de tiempo, R representa una resistencia y C representa un capacitor.

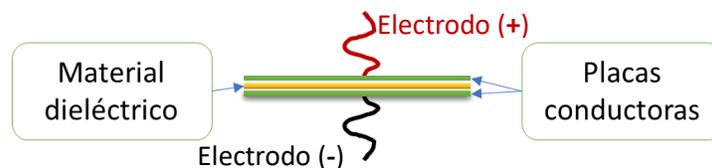


Figura 4. Ejemplo clásico de un capacitor. Fuente: Elaboración propia.

Kanoun et al. (2022) enlistan y describen varios procedimientos para medir la capacitancia en rangos de 1.00 pF hasta 1.00 nF, mencionando sus principales propiedades y aspectos como la precisión y el rango de medición de cada uno de ellos. Sin embargo, la medición de la C puede realizarse por medio de instrumentos de uso común para determinar la resistencia equivalente

en serie (ESR, por sus siglas en inglés Equivalente Series Resistance) y los medidores de uso científico para determinar la inductancia, la capacitancia y la resistencia (medidor LCR).

Cuando se trata de aplicar este concepto a los organismos vivos donde éstos forman parte de un medio dieléctrico y pueden ofrecer lecturas de C (Figura 5), se antepone el sufijo “bio” para ser llamada biocapacitancia eléctrica (BioCap).

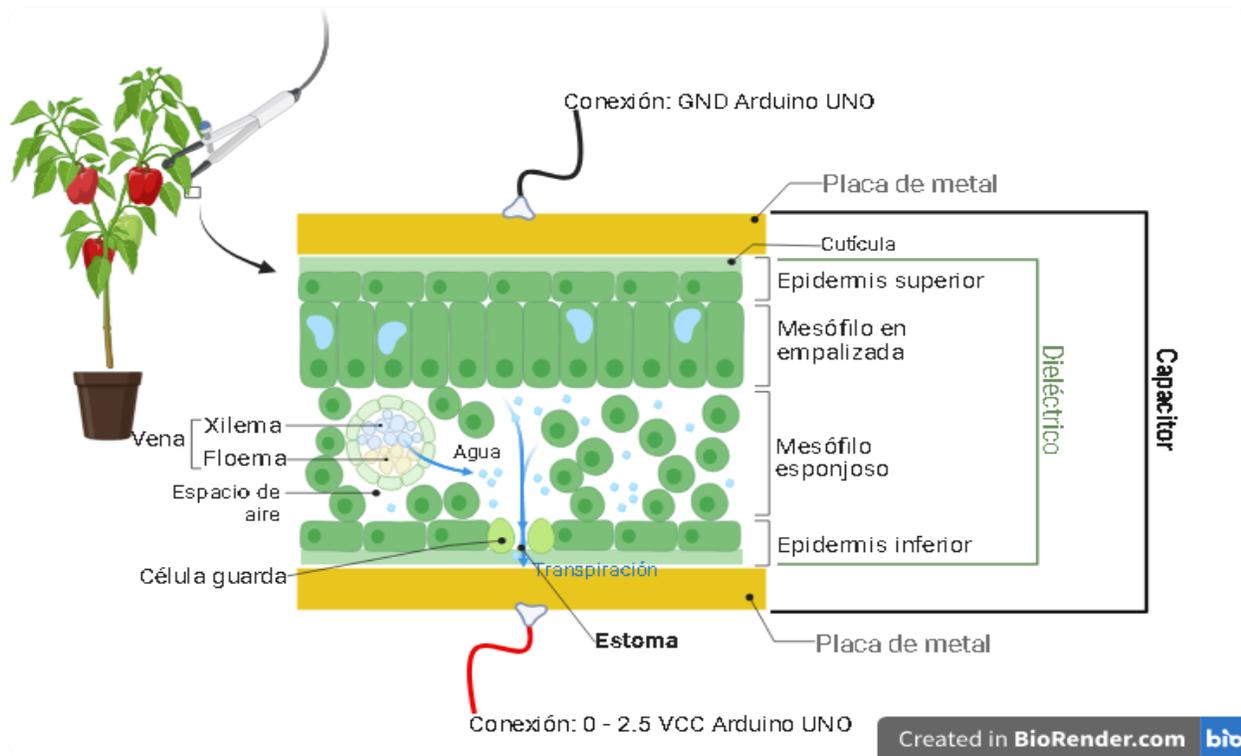


Figura 5. Funcionamiento de un elemento vivo utilizado como material dieléctrico para formar un biocapacitor. El agua y las concentraciones iónicas pueden modificar las propiedades dieléctricas del tejido. Fuente: elaboración propia.

No obstante, la señalización eléctrica en las plantas que fue revelada por primera vez en plantas insectívoras a finales del siglo XIX por Burdon-Sanderson (1873) y Darwin (1875), sigue presentando evidencia de su existencia en células vegetales tal como fue descubierta y estudiada en una amplia variedad de especies vegetales, independientemente de la presencia de movimientos rápidos de las hojas. Surgieron estudios que abarcaban la medición de la resistencia eléctrica en tejidos vivos y se encontraban relacionados con el fitomejoramiento, la resistencia a las heladas y estudios relacionados con las membranas con los cuales se supo que a) a baja frecuencia la resistencia del tejido vivo es alta mientras que la del tejido muerto es baja, b) en que la resistencia de la pared celular es constante independientemente de la frecuencia y c) que la alta resistencia de una célula viva observada por corriente continua o corriente de baja frecuencia

es causada por una o ambas de las dos membranas celulares; esto dio lugar a la creación de diversos modelos que presentaban las resistencias y capacitancias en el tejido vegetal (Hayden et al., 1969), que posteriormente se sometieron a un ensayo sobre medición de impedancia por “Mínimos cuadrados no lineales complejos” (CNLS) para el análisis de impedancia en ciencia de materiales y ciencia biomédica (Zhang & Willison, 1991), comprobando así la exactitud de éstos. A partir de entonces, la investigación sobre las señales eléctricas adquiere relevancia. Los enfoques para estudiar la señalización eléctrica se basan en registrar internamente el valor del potencial de la membrana o hacerlo externamente a través de la diferencia de polarización en un grupo grande de células (Tran et al., 2019); las primeras son efectivas por cortos periodos de tiempo, mientras que las extracelulares se mantienen por periodos más largos y su medición es más precisa, puesto que pueden percibirse cuando la planta es estimulada eléctricamente (Fromm & Lautner, 2007) o bien al generarle una señal eléctrica estimulada térmicamente (Lautner et al., 2005). Fromm y Lautner (2007) clasifican a las señales eléctricas como “potencial de acción” (AP) y “potencial de variación” (VP); las de tipo AP son señales generadas por estímulos no dañinos y son de rápida propagación, mientras que las de VP son desencadenadas por factores dañinos y son de lenta propagación, pero ambas son capaces de informar a células distantes todos los estímulos localizados, ya que pueden viajar a largas distancias por los plasmodesmos o a cortas distancias por los conductos del floema (Gurovich, 2012).

A pesar de que las señales eléctricas son un tema menos estudiado respecto a las señales químicas hasta el momento, ya se busca una nueva perspectiva para entender cómo las plantas responden a las condiciones de estrés, teniendo en cuenta que, a diferencia de las señales químicas, las señales eléctricas ofrecen una visión más inmediata de dichas respuestas. Se han empleado diferentes maneras de medirlas y estudiar su relación y propiedades con variables de interés como el Ψ_w de la planta (Comparini et al., 2020; Lautner et al., 2005; Tran et al., 2019; Yuge et al., 2010), la tasa A (Comparini et al., 2020; Lautner et al., 2005; McBride et al., 2008) y la cantidad de biomasa (Postic & Doussan, 2016). Sin embargo, la serie de métodos usados comprendían el uso de electrodos insertados en el tallo (Comparini et al., 2020; McBride et al., 2008; Postic & Doussan, 2016; Tran et al., 2019; Yuge et al., 2010) o la utilización de técnicas más complejas como es el uso del estilete de un áfido (Lautner et al., 2005), junto con otra serie de complicaciones señaladas por los autores.

Por ejemplo, Postic y Doussan (2016) reconocieron que la aplicación de su método en campo abierto podría presentar desafíos debido a factores de interferencia, los cuales necesitan ser cuantificados. Por otro lado, Yuge *et al.* (2010) indicaron que su método, debido a la necesidad

de insertar electrodos en el tejido de la planta, podría complicar mediciones futuras a causa de la cicatrización. Tran *et al.* (2019) enfatizan en que se requiere de más investigaciones ya sea en otras variedades o en otras especies cultivadas para mostrar que las señales eléctricas son cruciales para señalar un estado de estrés en las plantas y Comparini *et al.* (2020) indican que aún hacen falta tecnologías para la interpretación de las señales eléctricas.

Sin embargo, la BioCap ha sido utilizada eficazmente para estudiar su relación con las características de las raíces en especies como la zanahoria (*Daucus carota* L.), el maíz (*Zea mays* L.), y el girasol (*Helianthus annuus* L.) (Blomme et al., 2004). Se ha propuesto como método para estimar la biomasa de las raíces al medir su capacidad eléctrica ante un circuito de resistencia-capacitancia (circuito RC) que crea un mapa de biomasa radicular en el perfil del suelo (Herrera et al., 2012). También se considera una herramienta valiosa para evaluar las propiedades eléctricas y al realizar el recuento de las células vivas dentro de una solución (Bergin et al., 2022) logrando que los sensores relacionados con la BioCap se estén estableciendo como soluciones importantes para la medición de biomasa en línea y fuera de línea en diferentes campos (Surowiec & Scholz, 2023).

A pesar de que algunos indicadores fisiológicos como el potencial hídrico de la hoja o del tallo, las tasas de intercambio gaseoso, las variaciones micromorfométricas del tronco o del fruto, las variaciones del grosor de la hoja y la tasa de flujo de savia tienen la capacidad de manifestar la presencia de estrés hídrico y cuantificar su magnitud en etapas tempranas con varias horas e incluso días de anticipación antes de observar los síntomas en la planta, su adopción por el usuario final o su integración en autómatas de manejo de precisión siguen enfrentando serias dificultades asociadas a varios factores, ya sea el carácter manual de la medición (caso de la cámara de presión tipo “Scholander”), a propiedades intrínsecas del indicador por su dependencia del ciclo de vida del órgano donde se realiza la lectura (fruto, tallo, tronco, hoja), a la necesidad de generar siempre valores de referencias con variación dinámica en el tiempo (caso de los dendrómetros) o a la limitación del tiempo para medir respuestas rápidas con cualquier sistema, tal es el caso al cambiar y medir las concentraciones de gas en las cámaras de muestra y de referencia en un equipo LI6400XT al medir la asimilación A de CO_2 (Stinziano, 2017).

I.4 El *Capsicum annuum* L. como modelo de estudio

Para este estudio se eligió como modelo a la planta de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L.) (Figura 6) por varias razones de interés, dentro de las cuáles se destaca que, como cultivo, tiene una gran importancia en el mundo (Morales-Fernández et al., 2020), cuenta con solamente cuatro fases fenológicas (emergencia, séptima hoja, floración y madurez) variando varios días

entre ellas (Moreno Pérez et al., 2011) y, aunque el *C. annuum* es considerado un arbusto perenne en términos botánicos, en la práctica agrícola y para fines de investigación se cultiva principalmente como una planta anual, facilitando así su manipulación experimental, lo que resulta fundamental para nuestro análisis de la respuesta bioeléctrica y su relación con variables clave como el potencial hídrico y la tasa fotosintética a nivel foliar.

Esta planta se caracteriza por ser un pequeño arbusto perenne (Basu & De, 2003; Eshbaug, 2012) de 2.0 m de altura con flores regularmente de color blanco (normalmente una por nudo), con los dientes del cáliz cortos o ausentes sin superar los 0.5 mm, sin tener una constricción prominente entre la base del cáliz y el pedicelo (dependiendo del cultivar). Su origen está ubicado en Mesoamérica y una vez que fue descubierto se extendió rápidamente al resto del mundo adquiriendo mucha importancia en diversas culturas de tal modo que se resisten a pensar que los pimientos cuentan con menos de medio milenio de historia en sus regiones (Eshbaug, 2012).

Dentro del *C. annuum* las variedades dulces se representan por el tipo California Wonder que suele ser de madurez intermedia o corta y se adaptan a días cálidos e intermedios no fríos (Casseres, 1980). Se distingue por ser una planta de forma compacta y de tallo grueso, con follaje verde oscuro abundante compuesto de hojas grandes y, principalmente, por su fruto predominantemente de cuatro lóbulos, de aspecto cuadrangular, el cual puede medir hasta 10.0 o 12.0 cm de largo por 8.0 o 10.0 cm de diámetro (Casseres, 1980).



Figura 6. Vista superior de una planta de pimiento morrón (*C. annuum* L.). Fotografía. Fuente: CIQA, Saltillo, Méx.

En el presente trabajo se registró la BioCap a nivel foliar para estudiar su posible relación con el potencial hídrico y la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*C. annuum*

L.). Se utilizó un sistema de iluminación controlada y en un ambiente protegido, apoyado en que las mediciones basadas en plantas se han sugerido como una mejor manera de optimizar la programación del riego, ya que la planta integra no sólo la respuesta fisiológica al agua disponible sino también el estado del suelo y la atmósfera (Fariñas et al., 2022).

II. JUSTIFICACIÓN

La biocapacitancia eléctrica se presenta como una alternativa de monitoreo en agricultura. La interpretación de las propiedades eléctricas a través de su medición con electrodos de contacto a nivel foliar evita causar heridas profundas en las plantas y puede proporcionar información valiosa para optimizar la producción agrícola y mejorar la eficiencia de los recursos. Este método sencillo y poco costoso puede ayudar a diseñar estrategias para la programación del riego. Además, de que la BioCap es una variable que puede ser medida en forma continua, lo cual genera la posibilidad de incorporarla a sistemas automáticos de control de riego.

Teniendo en cuenta estas ventajas, el escenario ideal sería eliminar por completo el muestreo manual y, para que esto sea posible, las tecnologías en cuestión deben ser suficientemente sólidas y confiables para cambiar dicho enfoque (Bergin et al., 2022). Aprender a interpretar el “lenguaje” de una planta a través de sus propiedades eléctricas y su interpretación puede ser una fuente muy valiosa de información para la toma de decisiones y seguimiento en las diferentes prácticas agrícolas. Al final, esto conlleva a optimizar los procesos de producción y mejorar la productividad de los diferentes insumos involucrados en los mismos (Avgoustaki et al., 2022). Hayden *et al.* (1969) mencionaban las ventajas de estos tipos de mediciones en las plantas, ya que se pueden hacer *in situ* y sin cortar ni triturar o extirpar el material a evaluar. Por ello se considera una variable útil tanto para los productores como para los investigadores en la generación de información en tiempo real.

III. HIPÓTESIS

Se postula que existe una correlación significativa entre los valores de biocapacitancia eléctrica, de potencial hídrico y de tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón (*C. annuum* L.) expuestas a distintos niveles de déficit hídrico.

IV. OBJETIVOS

IV.1 Objetivo general

Correlacionar la señal de biocapacitancia eléctrica y el estado hídrico de la planta expresado en términos de potencial hídrico y de la tasa fotosintética a nivel foliar en plantas de pimiento morrón bajo condiciones controladas.

IV.2 Objetivos específicos

Diseñar, ensamblar y configurar un biocapacitómetro de medición y registro continuo mediante tarjetas electrónicas de código abierto.

Estudiar la relación matemática entre la biocapacitancia eléctrica y el potencial hídrico de la hoja y del tallo.

Estudiar la relación matemática entre la biocapacitancia eléctrica y la tasa de fotosíntesis a nivel foliar.

V. MATERIALES Y MÉTODOS

V.1 Ubicación del proyecto

El desarrollo de esta investigación se llevó a cabo en las instalaciones del Departamento de Biociencias y Agrotecnología (DBA) del Centro de Investigación en Química Aplicada (CIQA), ubicado en Boul. Enrique Reyna Hermosillo, no. 140, col. San José de los Cerritos, en la ciudad de Saltillo (estado de Coahuila de Zaragoza, México) en las coordenadas geográficas 25° 27' 38.458" N; 101° 58'08.00" O, a una elevación de 1500 m s.n.m.

La región se caracteriza por tener una precipitación anual de 610.0 mm distribuidos en 77 días de lluvia, una humedad relativa promedio del 54.0%, una temperatura media anual de 16.4 °C, temperatura máxima promedio de 22.7 °C y temperatura mínima promedio de 11.1 °C (ClimateData, 2023), clasificando al lugar como clima tipo BSh que es un clima semiárido cálido (The Globe Program, 2018) según la Clasificación Climática de Köppen-Geiger .

El desarrollo del ensayo se realizó primero en un invernadero equipado con un sistema de ventilación activa por extractores y pared evaporativa, etiquetado como IBT-002, luego se ocupó un cuarto de crecimiento aislado con dimensiones 2.0 m de ancho, 4.0 m de fondo y 2.0 m de alto y equipado con sistema de ventilación forzada e iluminación LED.

V.2 Material Vegetal

Para obtener plantas de pimiento morrón (*C. annuum* L.), se sembraron semillas de la variedad "California Wonder" (KirstenSeed, Mexico) en charolas de 200 cavidades dentro del IBT-002 durante ocho semanas hasta la obtención de plántulas con un mínimo de seis hojas adultas. Posteriormente se trasplantaron en macetas de polietileno de baja densidad (LDPE) rellenas hasta un volumen (vol.) de 1.5 L (1,500 cm³) de sustrato formando por una mezcla equilibrada de *peat moss* y perlita en una relación 1:1 (vol.:vol.), proporcionando así las condiciones óptimas para el desarrollo de las plantas en cuestión. Las plantas se dejaron crecer hasta las 12 semanas de edad para luego diferenciar los tratamientos de estudio.

V.3 Propiedades hidrodinámicas del sustrato

Para caracterizar las propiedades hidrodinámicas del sustrato (Cuadro 1) se procedió meticulosamente a llenar las macetas con un volumen de 1,500.0 cm³ aplicando un mismo nivel de compactación uniforme para alcanzar valores semejantes de densidad aparente. A continuación, se saturó cada maceta con agua durante 24.0 horas, seguido de un proceso de drenaje de humedad durante 48.0 horas para luego tomar lectura del peso húmedo (P_{SH}), siendo éste el peso del sustrato húmedo a capacidad de campo o capacidad de contenedor (CC). Después de conocer el volumen y el peso a CC, se procedió a secar el sustrato durante 36.0

horas en un horno de secado (Blue M) a 60.0 °C. Durante este proceso, se verificó que el sustrato estuviera completamente seco, pesando en varias ocasiones hasta que dejara de perder peso. Una vez alcanzado este punto, se registró el peso del sustrato seco (P_{SS}).

Cuadro 1. Caracterización del sustrato.

Muestra	P_{CC}^1	P_{SS}^2	Vol. ³	D_{Ap}^4	θ_{mCC}^5	θ_{vCC}^6
1	950	203	1500	0.14	368%	50%
2	954	202	1500	0.13	372%	50%
3	933	200	1500	0.13	366%	49%
\bar{x}	946	202	1500	0.13	369%	50%

¹Peso a capacidad de campo

²Peso del sustrato seco

³Volumen expresado en cm^3

⁴Densidad aparente expresada en $g \cdot cm^{-3}$

⁵Humedad gravimétrica

⁶Humedad volumétrica

Para determinar el contenido gravimétrico de humedad en el sustrato (θ_m), se calculó primero el peso del agua (P_{AGUA}) que fue retenido por el mismo a capacidad de campo utilizando la fórmula expresada en la Ecuación 5, luego se procedió con el cálculo de la θ_m por la Ecuación 6. La densidad aparente (D_{Ap}) del sustrato resulto del índice entre el peso seco P_{SS} y su volumen inicial en la maceta (Vol_S , Ecuación 7) y por último se calculó la humedad volumétrica (θ_v) del sustrato utilizando la Ecuación 8, la cual representa el contenido de agua en relación con el volumen total del sustrato.

$$P_{AGUA} = P_{SH} - P_{SS} \quad (5)$$

$$\theta_m = (P_{AGUA}/P_{SS}) \cdot 100 \quad (5)$$

$$D_{Ap} = P_{SS}/Vol_S \quad (6)$$

$$\theta_v = \theta_m * D_{Ap} \quad (7)$$

donde P_{AGUA} es el peso del agua (g), P_{SH} es el peso del sustrato húmedo (g), P_{SS} el peso del sustrato seco (g), θ_m representa la humedad gravimétrica del sustrato, expresada en porcentaje (g agua*100 g^{-1} de sustrato), D_{Ap} es la densidad aparente del sustrato ($g \cdot cm^{-3}$), Vol_S es el volumen ocupado por el sustrato (cm^3) y θ_v es la humedad volumétrica expresada en porcentaje (cm^3 de agua*100 cm^{-3} de sustrato).

Para estimar la humedad a punto de marchitez permanente (PMP) se utilizó un sustrato de volumen conocido y se colocó dentro de la cámara de presión (Soil Moisture Equipment Co., modelo 3005F01) a 1.5 MPa. Se dejó de aplicar presión hasta que el sustrato dejó de generar drenaje y se utilizaron las ecuaciones 5 a 8 para determinar su humedad volumétrica al PMP (θ_{vPMP}). Sin embargo, las plantas expuestas a ese déficit hídrico no expresaron signos de estrés

visibles, por lo que se utilizó como base el valor del P_{SS} para calcular la lámina de agua disponible (LAD) y con ello los niveles de abatimiento permisibles (NAP), por lo que la LAD es igual a la diferencia entre el P_{SH} y el P_{SS} , es decir, el 100% de su capacidad de retención de humedad.

V.4 Aportación de agua y fertilizantes

Durante el desarrollo de las plantas de pimiento morrón, la programación de riego fue gestionada en base a la evapotranspiración diaria que se determinó por diferencia de peso cada 24.0 horas y fue utilizada para restaurar el contenido de humedad en el sustrato a su máxima capacidad de retención (capacidad de campo).

Los nutrientes fueron siempre mezclados con el agua de riego para preparar una solución nutritiva (SN) ajustando su composición según el estado fisiológico de las plantas de acuerdo a lo sugerido por Sánchez del Castillo et al., (2017).

Cuadro 2. Contribución del agua de riego a la nutrición del cultivo. Análisis hecho el 21 de marzo de 2018 con agua del pozo del CIQA.

$\text{mmol}\cdot\text{L}^{-1}$								$\mu\text{mol}\cdot\text{L}^{-1}$				CE^*	pH^{Δ}
HCO_3^-	NO_3^-	K^+	Ca^{2+}	Mg^{2+}	SO_4^{2-}	Cl^-	Na^+	Zn	Mn	Cu	B		
5.0	0.3	0.3	2.0	1.6	4.1	3.2	4.2	11.1	0.4	0.3	54.6	1.9	7.2

*Conductividad eléctrica expresada en $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$

Δ Potencial de Hidrógeno

Durante la fase inicial, desde la siembra hasta la emergencia, se utilizó agua del pozo para el riego (Cuadro 2). Posteriormente, desde la emergencia hasta el trasplante en la semana ocho, se empleó una mezcla equilibrada de SN y agua del pozo en proporción 1:1 (vol:vol).

A partir del trasplante, se continuó el riego exclusivamente con la SN detallada en el Cuadro 3, con una conductividad eléctrica (CE) de $2.5 \text{ dS}\cdot\text{m}^{-1}$ y un potencial de Hidrógeno (pH) de 6.5. Las fuentes de fertilizantes utilizados para la preparación de la SN se detallan en el Cuadro 4.

Cuadro 3. Solución nutritiva para el crecimiento de pimiento morrón. Adaptada de Sánchez del Castillo et al., (2017).

$\text{mmol}\cdot\text{L}^{-1}$							$\mu\text{mol}\cdot\text{L}^{-1}$					CE^*	pH^{Δ}
NH_4^+	NO_3^-	H_2PO_4^-	K^+	Ca^{2+}	Mg^{2+}	SO_4^{2-}	Fe	Zn	Mn	Cu	B		
0.9	13.4	1.9	6.4	6.3	2.5	6.9	53.6	1.5	10.9	1.6	54.6	2.5	6.5

*Conductividad eléctrica expresada en $\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$

Δ Potencial de Hidrógeno

Cuadro 4. Fertilizantes comerciales utilizados para preparación de 1100.0 L de solución nutritiva.

Fuente	Grado comercial	Concentración*	Total⁺	Unidad
Ácido nítrico HNO ₃ ^Δ	22-00-00	0.14	149.70	mL
Nitrato de calcio	12-00-00, 23 CaO, 0.5 MgO	310.06	310.06	mg
Nitrato potásico	12-00-46	19.59	19.59	mg
Nitrato de magnesio	11-00-00, 16 MgO	0.61	0.61	mg
Fosfato monoamónico	12-61-00	1.17	1.17	mg
Fosfato monopotásico	00-52-34	54.21	54.21	mg
Sulfato de potasio	00-00-52, 18 S	96.68	96.68	mg
Sulfato de magnesio	00-00-00, 16.2 MgO, 12.9 S	73.24	73.24	mg
Micronutrientes	7.5 Fe, 3.7 Mn, 0.4 B, 0.6 Zn, 0.3 Cu, 0.2 Mo	39.89	39.89	mg

*Unidades por litro de solución

⁺Cantidad total requerida para preparar 100 L de SN

^ΔDensidad del HNO₃=1,330 mg·mL⁻¹

V.5 Diferenciación de tratamientos y diseño experimental

A partir de un total de 96 plantas homogéneas, se diferenciaron cuatro tratamientos de riego (Cuadro 5) siguiendo un diseño completamente al azar (DCA) considerando cuatro réplicas por tratamiento y seis plantas en cada replica (Figura 7). Para el tratamiento control "Control" se consideró un nivel de consumo equivalente al 20% de la lámina de agua disponible "LAD". Para los tratamientos con déficit hídrico leve, moderado y severo se consideró un NAP del 40%, 60% y 80% de la LAD y se etiquetaron como "D-leve", "D-moderado" y "D-severo" respectivamente.

Cuadro 5. Tratamientos evaluados en el ensayo.

Tratamiento	Déficit en LAD*
Control	20%
D-leve	40%
D-moderado	60%
D-severo	80%

*Lámina de Agua Disponible

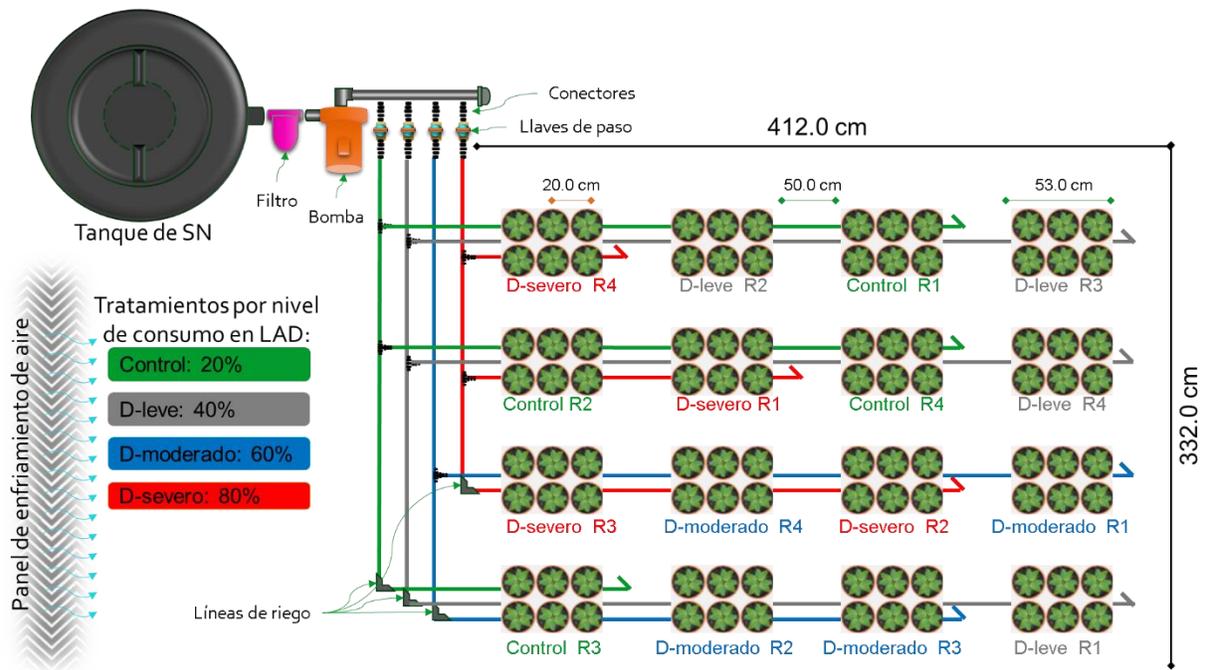


Figura 7. Diseño completamente al azar del experimento dentro el invernadero IBQ-002 del CIQA. Fuente: Elaboración propia.

Para caracterizar la evolución de la señal de biocapacitancia en paralelo a las variables de intercambio gaseoso bajo el gradiente de déficit hídrico previamente establecido, se seleccionaron dieciséis plantas al azar de cada tratamiento y se trasladaron a la cámara de crecimiento donde se acomodaron en pares al interior de ocho jaulas previamente preparadas con estructura de madera y dimensiones de 70.0 cm de largo, 40.0 cm de ancho y 50.0 cm de alto, forradas con película de acolchado doble capa color plata/negro, colocando la capa color plata hacia el interior. Las ocho jaulas fueron equipadas con luz artificial color blanco (Farmlite, Shenzhen Sosen Electronics Co., China, Mod. SS-240VP-H56BH, de 240.0 W, regulables) y se fijaron ocho intensidades de radiación PAR con valores similares a aquellos utilizados por el LI-6400XT a 50, 150, 200, 500, 750, 1000, 1200 y 1500 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, en adelante indicadas como PAR50, PAR150, PAR200, PAR500, PAR750, PAR1000, PAR1200 y PAR1500. En cada jaula se ubicaron ocho plantas con el objetivo de contar con su previa adaptación a la intensidad de luz PAR al momento de tomar lecturas de A , conductancia estomática (g_s) y BioCap y, por tanto, reducir el tiempo necesario para generar curvas $A-C_i$ y $A\text{-PAR}$, las cuales suelen ocupar entre 30.0 y 40.0 minutos para cada hoja.

Para ajustar las intensidades objetivo de radiación PAR, se utilizó un sensor de radiación PAR (LI190SB Quantum Sensor), asociado a un *data logger* marca LICOR (LI-1000) del DBA del CIQA.

V.6 Capacitometría

Para medir capacitancia a nivel foliar, se utilizaron conceptos de electrónica básica para ensamblar un capacitómetro automatizado basándose en el ejemplo publicado en la página www.instructables.com (Autodesk Inc., 2014), el cual consta de un circuito de resistencia y capacitancia “RC” asociado a un amplificador operacional M741_OpAmp y una placa electrónica de código abierto “Arduino_Uno” para leer y registrar la capacitancia de cualquier cuerpo capaz de almacenar energía en el rango de 20.00 pF hasta 300.00 μF. En primer lugar, se reprodujo el capacitómetro y se verificó su funcionamiento en comparación con las lecturas de un equipo científico medidor de Inductancia, Capacitancia y Resistencia (medidor LCR, TeGam modelo 3550). Luego se realizaron las adecuaciones correspondientes para conectar un módulo DS3231 de tiempo real (RTC: Real Time Clock) y una tarjeta MicroSD de 8 MB (Figura 8) con fines registrar los datos con una predeterminada frecuencia de lectura.

Para realizar una lectura, la placa de Arduino registra el tiempo de inicio t_i (segundos), activa la salida de corriente que alimenta el circuito RC y espera el tiempo necesario hasta que la diferencia de voltaje entre los extremos del capacitor sea igual al voltaje de la fuente de alimentación, momento en el cual se registra el tiempo final t_f . Considerando las propiedades del circuito y el tiempo registrado para cargar el circuito RC, la capacitancia queda determinada por la Ecuación 9 como sigue.

$$C = - \frac{\Delta t}{R0 * \log\left(\frac{V_{ref} - V_{cc}}{V_0 - V_{cc}}\right)} \quad (9)$$

Donde: C es la capacitancia en μF, $\Delta t = t_f - t_i$ es la diferencia entre el tiempo de inicio y el tiempo de fin, R0 es la principal resistencia en la serie RC, V_{cc} es el voltaje de la fuente de alimentación desde la placa de arduino, $V_{ref} = V_{cc}/2$ es el voltaje de referencia a nivel del amplificador M741_OpAmp, V_0 es igual a cero por referirse al voltaje inicial a nivel del capacitor.

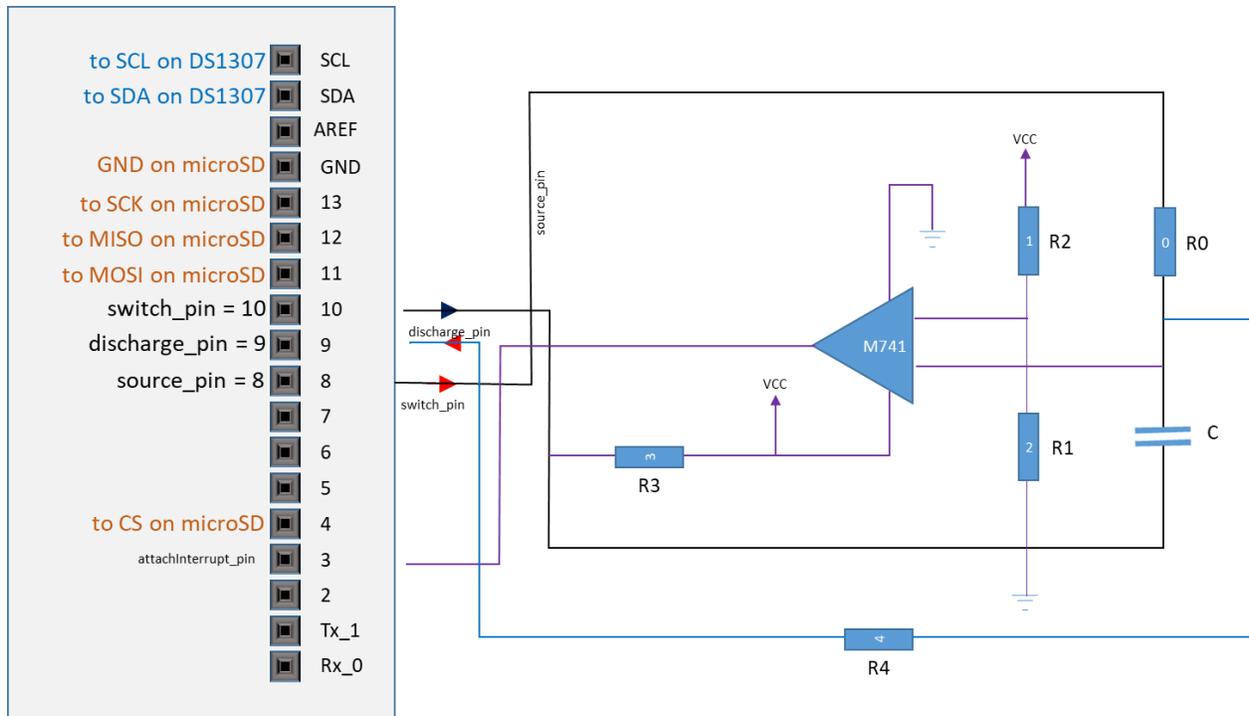


Figura 8. Esquema del ensamble del biocapacitómetro.

La figura muestra un diagrama del circuito conectado a una tarjeta Arduino Uno. A la izquierda se observan los pines de la tarjeta, que se utilizan para conectar los componentes del circuito. A la derecha, se presenta el esquema del circuito que integra un componente RC con un amplificador operacional M741. En el diagrama, las resistencias están etiquetadas como R0, R1, R2, R3 y R4, con valores de 1 M Ω , 10 k Ω , 10 k Ω , 220 Ω y 220 Ω , respectivamente. La fuente de alimentación utilizada es una corriente continua de 5 voltios, representada por Vcc.

Para construir los electrodos del biocapacitómetro, en adelante llamado BC_CQA, se revisaron varios materiales (cobre, carbón, níquel, y plata) en función de su conductividad eléctrica y su maleabilidad para asegurar un contacto íntimo con el tejido de la hoja; como resultado se seleccionó la pintura de níquel “superShield 841AR” con la cual se dibujaron, sobre una base de foamy de 2.0 mm de grosor, cuatro placas en forma de trapecios isósceles de 2.0 mm de base menor, 4.0 mm de base mayor y 5.0 mm de altura. Las bases mayores de las cuatro placas reposaron en el perímetro exterior de un círculo de 2.0 cm² y sus mediatrices intersectaron en el centro del círculo formando un ángulo de 45° (Figura 9 B y 9 C). A continuación, se integraron los electrodos del BC_CIQA en la parte superior de la pinza de medición del equipo LI-6400XT para estar en contacto únicamente con el haz de la hoja, formando, por tanto, un capacitor de película cuyo medio dieléctrico queda formado por el tejido de la hoja.

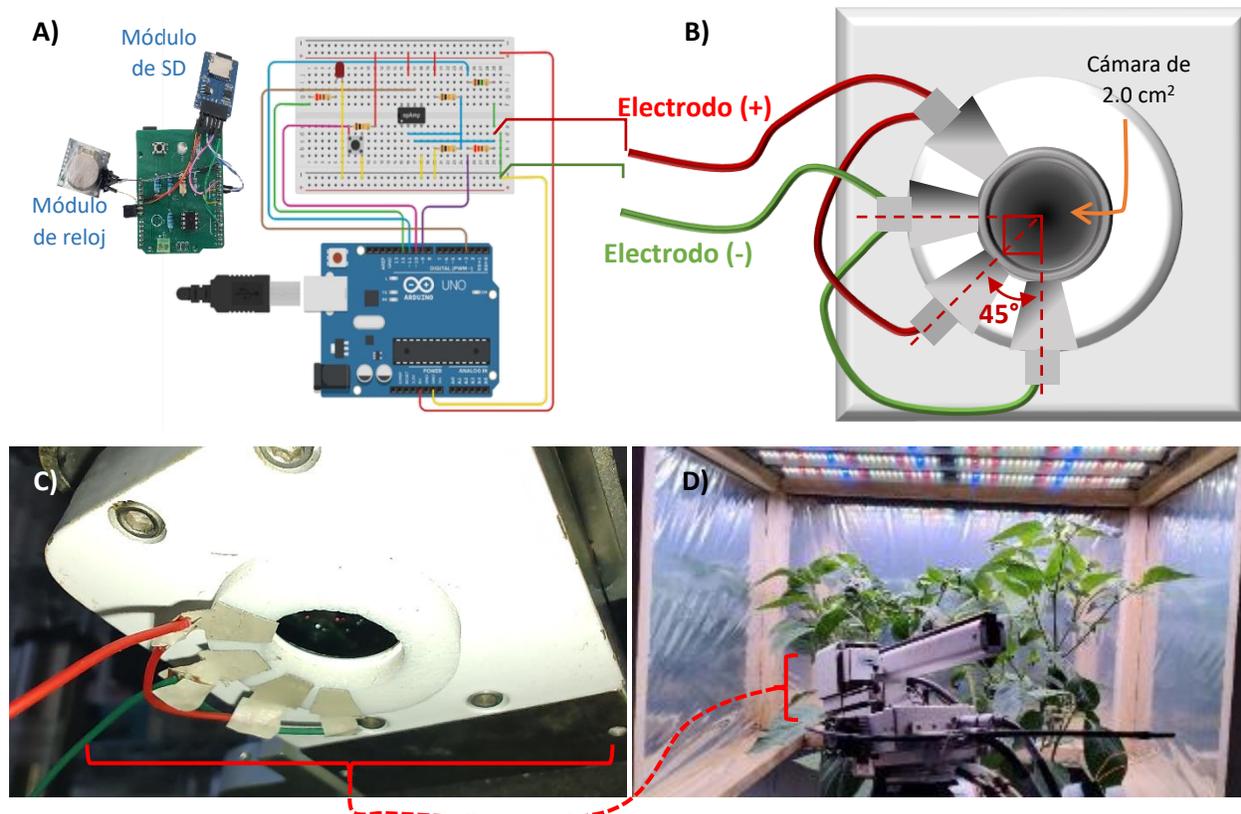


Figura 9. Fotografía y esquema del biocapacitómetro BC_CIQA acoplado a la pinza de medición del equipo LI-6400XT. **A)** Circuito RC ensamblado sobre una tarjeta Arduino Uno. **B)** Geometría de los electrodos del BC_CIQA, **C)** Posición de los electrodos colocados sobre la parte interna del componente superior de la pinza del LI-6400XT, la cual permite posar los electrodos sobre el haz de la hoja **D)** fotografía del conjunto BC_CIQA y pinza del LI-6400XT tomando lectura simultáneamente de BioCap y A en hoja de pimentero morrón.

V.7 Medición de variables ecofisiológicas

V.7.1 Medición de la fotosíntesis y la biocapacitancia

Para medir la tasa de asimilación de CO_2 "A" y de conductancia estomática " g_s " a nivel foliar, se utilizó un equipo portátil equipado con un sistema abierto para la medición de intercambio de gases por infrarrojos, LI-6400XT (Li-Cor Inc. USA, versión 6.3). El equipo cuenta con una cámara para encerrar una área de 2.0 cm^2 de la hoja y cuantificar la A por unidad de superficie y unidad de tiempo, así como elaborar curvas "A-PAR" que describen la evolución de A en función de la intensidad de luz fotosintéticamente activa "PAR", y curvas "A- C_i " que describen la evolución de A en función de la concentración de CO_2 en el espacio intercelular " C_i " por debajo de las estomas. La generación de curvas A-PAR y A- C_i no fue calendarizada en función del ciclo de producción del cultivo sino, fue programada cada vez que coincidieron los tratamientos a los niveles de déficit hídrico previamente establecidos. Se procuró trabajar con un mínimo de tres plantas de cada tratamiento para caracterizar las variables de intercambio gaseoso y de biocapacitancia en

plantas expuestas a niveles contrastantes de radiación PAR y de déficit en la lámina de agua disponible “LAD” en el sustrato.

A la hora de tomar lecturas se procedió siempre de la siguiente manera:

Se seleccionó una hoja sana y adulta desde la punta del tallo principal, marcándola para posteriores mediciones. Se conectaron los electrodos positivo y negativo del capacitómetro en la pinza del LI-6400XT para hacer contacto con la lámina foliar para realizar lecturas de capacitancia realizando lecturas cada 15.0 segundos con el BC_CIQA o en su defecto cada 26.0 segundos (tiempo promedio definido por la configuración electrónica del equipo) utilizando el medidor LCR.

Para la elaboración de curvas A-PAR, se propusieron intensidades de 50.0, 100.0, 200.0, 400.0, 600.0, 800.0, 1000.0, 1200.0, 1400.0 y 1600.0 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ (PAR50, PAR100, PAR200, PAR400, PAR600, PAR800, PAR1000, PAR1200, PAR1400 y PAR1600, respectivamente), tanto para curvas simples como dobles, con el objetivo de crear un gradiente de intensidad lumínica. Para las curvas A- C_i , se utilizaron concentraciones de CO_2 de referencia ($[\text{CO}_2]_{\text{REF}}$) de 50.0, 100.0, 200.0, 300.0, 400.0, 600.0 y 800.0 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{mol}^{-1}$ aire, con el fin de generar un gradiente de concentraciones de CO_2 .

V.7.2 Medición del potencial hídrico

Para medir el potencial hídrico del tallo Ψ_t se utilizó una cámara de presión tipo “Scholander” (Soil Moisture Equipment Co., modelo 3005F01) del DBA del CIQA, equipado con tanque de gas comprimido de N_2 (grado industrial). Las lecturas de Ψ_t se realizaron a partir de hojas sanas y adultas expuestas a la radiación objetivo en las jaulas de adaptación bajo iluminación artificial, previamente envueltas con papel aluminio y bolsa de plástico con cierre hermético durante un mínimo de dos horas a fin de evitar la transpiración e igualar su estado energético con el del tallo. A la hora de realizar la lectura y con la ayuda de un cúter se realizó siempre un corte transversal en el peciolo de la hoja, sin que este se quedara más corto que 1.0 cm, para luego hacer pasar el peciolo a través del centro de la tapa de la cámara de presión. A continuación, se colocó la hoja al interior de la cámara y se cerró de manera segura y hermética. Posteriormente se abrió la válvula de entrada de gas incrementando progresivamente la presión hasta alcanzar el punto de equilibrio necesario para liberar el agua atrapada en el tejido de la hoja.

La identificación de dicho punto de equilibrio se hace por observación continua, utilizando lupa e iluminación en la sección del peciolo hasta apreciar el primer flujo de agua visible en la sección del corte realizado en el peciolo.

Una vez alcanzado el punto de equilibrio, se cerró la válvula de entrada de gas y se tomó lectura de la presión marcada en el manómetro, se liberó la carga de gas atrapada en la cámara de presión y se liberó la hoja, repitiendo el proceso con las hojas necesarias.

V.8 Análisis de datos

V8.1 Análisis de correlaciones

Para realizar el análisis de correlaciones se registraron los datos en archivos de Excel y se utilizaron gráficos de dispersión, siguiendo un proceso detallado que permitió visualizar y evaluar la relación entre pares de variables.

Primero, se prepararon los datos en Excel (Microsoft® Excel® para Microsoft 365 MSO, versión 2406 compilación 16.0.17726.20078 de 64 bits) organizándolos en hojas de cálculo de acuerdo al tipo de variable ecofisiológica registrada (Valores de BioCap con potencial hídrico en hoja aislada, déficit hídrico en LAD con valores de potencial hídrico o valores de A con BioCap). Cada columna contenía los datos de una variable específica, y cada fila representaba una observación. Se verificó que no hubiera datos faltantes o errores en las celdas para asegurar la integridad del análisis.

Se seleccionaron las columnas correspondientes a las dos variables que se deseaba analizar. Se insertó un gráfico de dispersión del tipo de gráfico básico, que muestra puntos individuales sin líneas de conexión, para ilustrar la relación entre las dos variables y se realizó el análisis de correlación entre las ambas variables:

Se observaron los puntos en el gráfico para identificar cualquier patrón o tendencia general y se verificó la presencia de patrones no lineales. Se evaluó la fuerza de la correlación observando qué tan cerca estaban los puntos de una línea imaginaria que representaría una relación lineal o polinómica perfecta. Se identificaron posibles valores atípicos que podrían afectar la interpretación de la relación y para proporcionar una visualización adicional de la relación entre las variables, se añadió una línea de tendencia activando la opción de mostrar la ecuación de ésta y el valor de r^2 , para ver su relevancia.

Se describió la relación observada entre las dos variables, incluyendo la dirección y la fuerza de la correlación, resumiendo el análisis en función de los patrones visualizados en cada gráfico.

V.8.2 Análisis multivariable

Para este análisis estadístico, se siguió una metodología sistemática que incluyó la importación, procesamiento, modelado, evaluación y visualización de datos, tomando en cuenta

diferentes variables dentro del entorno del software RStudio® (2024.04.2+764 para windows) para R® (versión 4.4.1) de la siguiente manera:

Se iniciaron las librerías necesarias para el análisis (**ggplot2** para crear gráficos avanzados y visualizaciones, **GGally** que facilita la creación de gráficos de pares, útiles para el análisis exploratorio de datos “AED”, **dplyr** que se emplea para la manipulación y transformación de datos, **readxl** que permite la importación de datos desde archivos de Excel, **rpart** y **rpart.plot** que se utilizan para construir y visualizar árboles de decisión y, **caret**, que proporciona herramientas para el entrenamiento y evaluación de modelos predictivos). Se configuró el directorio de trabajo con la función **setwd()**, lo cual especifica la ubicación donde se encuentran los archivos de datos. Esto simplifica la carga de datos, evitando la necesidad de escribir rutas completas cada vez que se accede a un archivo. Se leyó un archivo Excel llamado ‘Curvas.xlsx’. Para el análisis de las curvas A-C; se utilizó específicamente la hoja ‘A-Ci’ y para las curvas A-PAR la hoja ‘A-PAR’. Esta operación cargó los datos en un *dataframe* al que se le denominó ‘d’, permitiendo su manipulación posterior.

Se seleccionan columnas específicas del *dataframe* ‘d’ utilizando la función **select()** de la librería **dplyr** y se almacenaron en un nuevo *dataframe* llamado ‘dx’. Posteriormente, se examinó la variable ‘Déficit’ para obtener su rango y resumen estadístico. La variable ‘Déficit’ se categorizó en grupos definidos con la función **cut()**, creando una nueva columna llamada ‘Def_cat’ en la cual se clasificaron los datos en categorías las cuales se definieron por el nivel de déficit hídrico en la LAD (Control, D-leve, D-moderado y D-severo).

Se generaron gráficos de pares con la función **gpairs()** para explorar visualmente las relaciones entre las variables del *dataframe* ‘dx’ donde se identificaron los patrones y correlaciones entre variables, facilitando el AED.

Se eliminaron las filas sin datos (o valores con NAs) utilizando la función **na.omit()** para asegurar que el conjunto de datos esté completo. Luego, se creó una partición de los datos en conjuntos de entrenamiento y validación con la función **createDataPartition()**, asignando el 70% de los datos al conjunto de entrenamiento (train) y el 30% restante al conjunto de validación (val). Se creó un nuevo *dataframe* llamado ‘dz’ en el cual se eliminó la variable ‘Déficit’ para preparar los datos para el modelado.

Se configuró un modelo de árbol de decisión (DT) con la función **rpart.control()** para definir parámetros como la profundidad máxima del árbol (*maxdepth=20*) y el número mínimo de observaciones por división (*minsplit=20*). Luego, se construyó el árbol de decisión usando la función **rpart()** con la fórmula ‘Def_cat ~ .’ la cual predice a la variable ‘Def_cat’ basándose en

todas las demás variables que se seleccionaron. El modelo se visualizó con la función **rpart.plot()** para interpretar su estructura y entender cómo se tomaron las decisiones. Posteriormente se realizan predicciones sobre el conjunto de validación 'val' utilizando el modelo de árbol de decisión con la función **predict()**. Las predicciones se convirtieron en factores y se compararon con las categorías reales de Def_cat (val\$Def_cat, las cuales se usaron en los datos de validación). Se evaluó el desempeño del modelo utilizando la función **confusionMatrix()** que generó una matriz de confusión para calcular métricas de precisión y exactitud, permitiendo así la evaluación de la efectividad del modelo.

Se visualizó la importancia de las variables del modelo usando la función **rpart.plot()**, que muestra las variables más influyentes en el árbol de decisión. También se utilizaron las funciones **plot()** y **ggplot()** para crear gráficos que ilustraron la importancia relativa (sin normalizar) de cada variable en el modelo. Esto ayudó a interpretar qué variables son más relevantes para las predicciones y proporciona una comprensión más profunda del modelo predictivo.

VI. RESULTADOS

VI.1 Desempeño el Biocapacitómetro BC_CIQA

El empleo de una serie de capacitores comerciales y la lectura de sus valores, primero con el equipo medidor LCR y luego mediante el capacitometro BC_CIQA, permitió verificar la precisión del último y validar su utilidad para desarrollar el presente estudio. Los datos presentados en la Figura 10 muestran una regresión lineal entre ambas series de lecturas entre 0.00 y 60.00 nano Faradios (nF) con un coeficiente de determinación r^2 igual a 1.0.

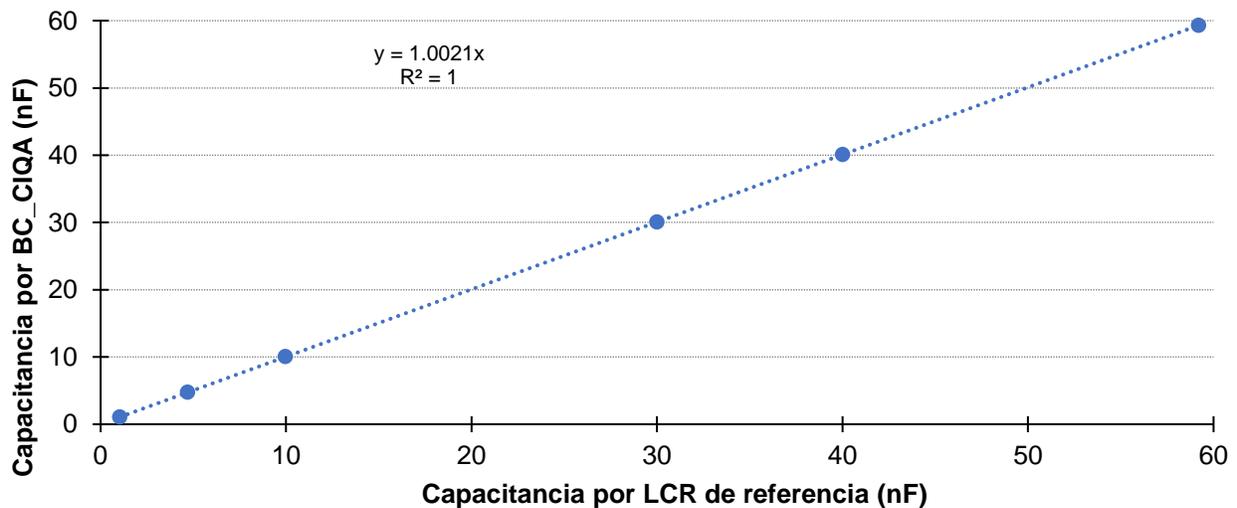


Figura 10. Lecturas de capacitancia en capacitores de referencia, dentro del rango de nF, registrados con un medidor LCR y el dispositivo BC_CIQA. Cada punto es el promedio de 4 lecturas.

VI.2 Variación del potencial hídrico y de la biocapacitancia eléctrica en hoja aislada

En la Figura 11 se presentan los valores de BioCap que representan el promedio de lecturas registradas por el BC_CIQA cada 15.0 segundos, durante un periodo de 5.0 minutos por posición, colocando los electrodos en cuatro posiciones diferentes sobre la lámina de una hoja de pimiento morrón. Estos valores representan la evolución de la BioCap en hoja aislada a lo largo del tiempo.

Se encontró una correlación polinómica de segundo grado entre la pérdida progresiva de peso de la hoja y la BioCap, con un coeficiente de determinación $r^2=0.99$. Esto indica una relación muy fuerte entre la pérdida de peso y la BioCap durante el proceso de deshidratación. También se observó una correlación polinómica de segundo grado entre la pérdida progresiva de peso y el potencial hídrico de la hoja con un $r^2= 0.97$. Esto sugiere que también existe una relación significativa entre la pérdida de peso y el potencial hídrico en la hoja durante la deshidratación.

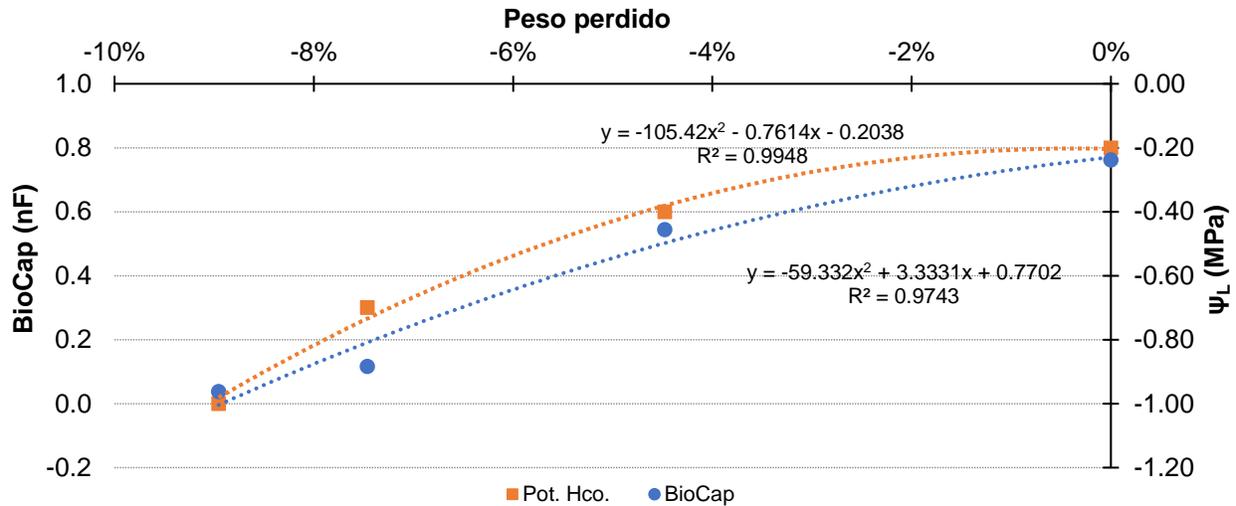


Figura 11. Comparación entre correlaciones. Los puntos en naranja representan cómo se relaciona la pérdida progresiva de peso de una hoja de pimiento morrón frente a su potencial hídrico. Los puntos en azul ilustran cómo la misma pérdida progresiva de peso se relaciona con la variación en la BioCap de la hoja durante su deshidratación en condiciones controladas. Los valores de BioCap corresponden al promedio de lecturas registradas por el BC_CIQA cada 15.0 segundos durante un periodo de 5.0 minutos en cada posición, haciendo un total de cuatro posiciones en partes previamente especificadas en la lámina de la hoja del pimiento morrón.

La pérdida de peso de 0.0 a 9.0% con respecto al peso fresco inicial se acompañó con la disminución del Ψ_L desde -0.2 hasta -1.0 MPa y en los valores de BioCap desde 0.76 hasta 0.04 nF; ambos indicadores manifestaron una regresión polinómica de segundo grado con alto coeficiente de determinación $r^2=0.99$ (Figura 12). A un $\Psi_L < -1.0$ MPa, la BioCap dejó de ser un indicador de la deshidratación de la hoja.

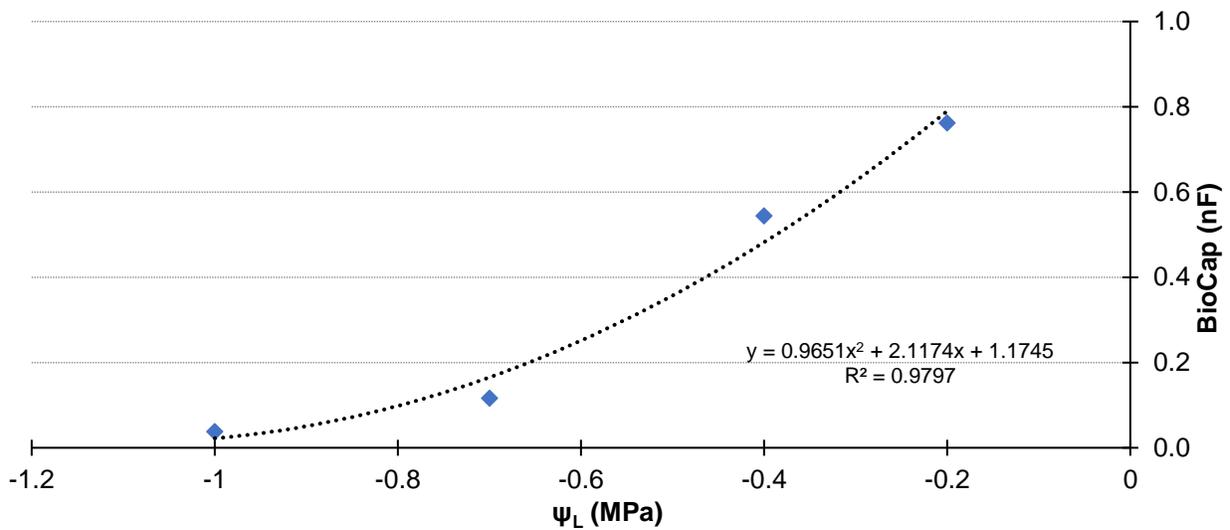


Figura 12. Relación polinómica de segundo grado entre los valores de potencial hídrico y de BioCap registrados en una hoja pimiento morrón expuesta a condiciones de deshidratación controlada.

VI.3 Variación del potencial hídrico y de la biocapacitancia en plantas expuestas a diferentes niveles de déficits hídricos en el sustrato

La variación del potencial hídrico del tallo, así como la BioCap a nivel foliar en plantas expuestas a diferentes niveles de déficit en la LAD, se presentan en la Figura 13. La biocapacitancia en plantas adaptadas a distintos niveles de PAR (específicamente, en el punto de compensación de luz a PAR50 y en la zona de saturación a PAR1200) también expuestas a diferentes niveles de déficit en LAD, se muestra en las Figuras 14 y 15, respectivamente. El agotamiento del agua en el sustrato hasta un 80% de la LAD (Figura 13) provocó una disminución proporcional del Ψ_t desde -0.32 a -1.4 MPa. La regresión entre ambas variables siguió un patrón polinómico de segundo grado con un coeficiente de determinación $r^2= 0.99$. Una vez establecida esta relación y considerando algunas interrupciones en la medición provocadas por el BC_CIQA, se decidió continuar con el seguimiento del estrés hídrico mediante el porcentaje de déficit en la LAD. Esta elección también ayudó a minimizar los daños potencialmente destructivos asociados con la medición del potencial hídrico del tallo.

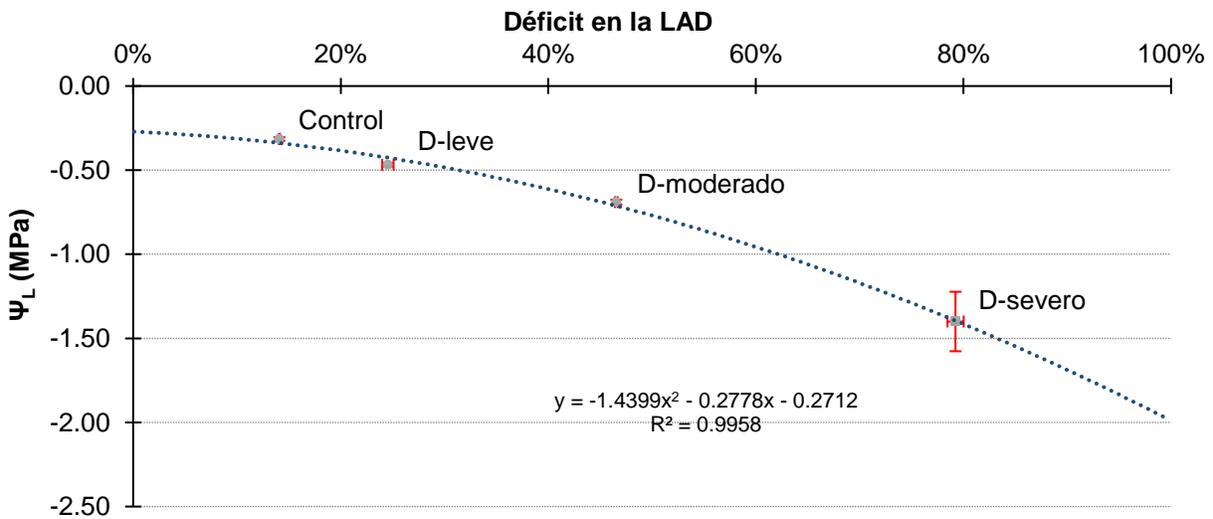


Figura 13. Variación del potencial hídrico del tallo en función el déficit de agua fácilmente disponible en el sustrato. Cada punto es el promedio de 6 lecturas, las barras verticales y horizontales representan el error estándar para el Ψ_t y el déficit en la LAD, respectivamente.

El máximo incremento de la BioCap registrado en un lapso de 4.33 minutos (10 lecturas consecutivas) disminuyó proporcionalmente en función del agotamiento de la LAD hasta un 60% de déficit manifestando un comportamiento similar a aquel observado en hoja aislada en deshidratación (Figura 11). No obstante, a nivel de agotamiento mayor al 60% de la LAD, la BioCap volvió a manifestar valores superiores a los de plantas "Control" (Figura 14). La segregación de los valores de BioCap en función de la intensidad de luz PAR bajo la cual fueron adaptadas las plantas y fueron desarrollados los déficits hídricos da lugar a los datos presentados

en la Figura 15. En ella se puede observar que si el patrón de la BioCap en función del agotamiento de la LAD tendiera a invertirse de descendiente a ascendiente.

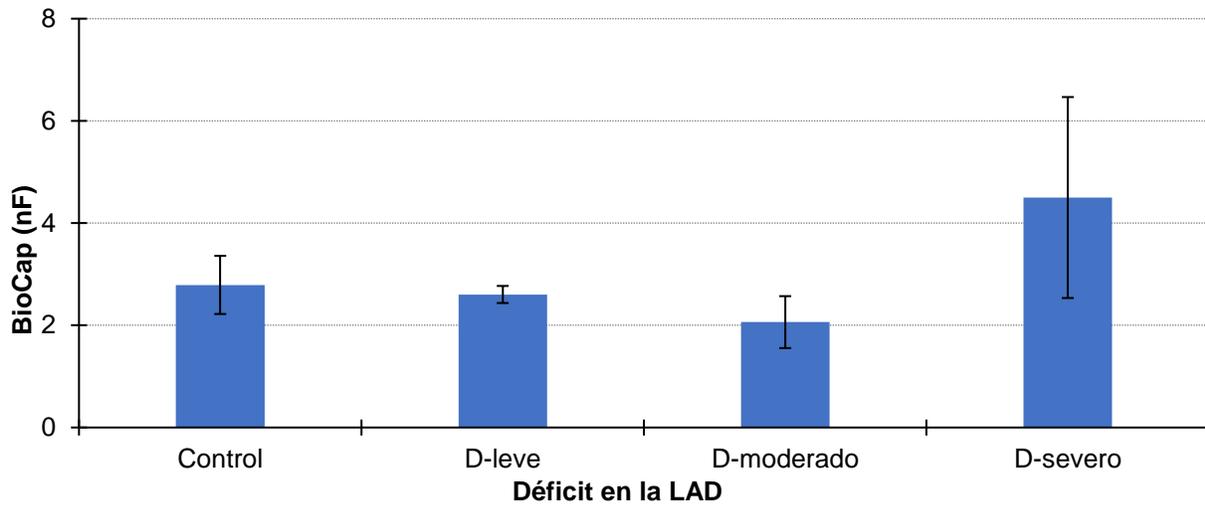


Figura 14. Promedio de Biocap (n=28) en función del nivel de déficit hídrico en plantas de pimiento morrón sometidas a cuatro regímenes de humedad en el sustrato; Control (nivel de abatimiento < 20% LAD), D-leve (nivel de abatimiento entre 20 y 40% LAD), D-moderado (nivel de abatimiento entre 40 y 60% LAD), D-severo (nivel de abatimiento > 60% LAD). Las barras verticales representan el error estándar de la media.

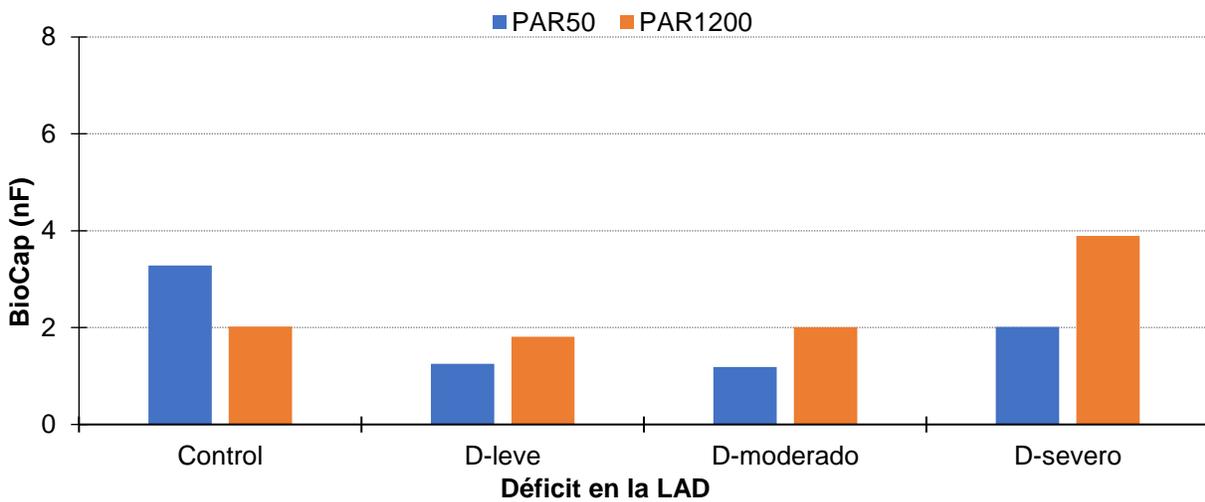


Figura 15. BioCap a nivel foliar en plantas de pimiento morrón en función del nivel de déficit hídrico; Control (nivel de abatimiento < 20% LAD), D-leve (nivel de abatimiento entre 20 y 40% LAD), D-moderado (nivel de abatimiento entre 40 y 60% LAD), D-severo (nivel de abatimiento > 60% LAD). El azul representa plantas adaptadas a una PAR menor a su punto de compensación de luz. El naranja, a plantas adaptadas a una PAR mayor a su zona de saturación de luz.

VI.4 Evolución de la biocapacitancia en curvas de asimilación A-C_i a nivel foliar.

El conjunto de datos de BioCap e intercambio gaseoso colectados en veinte plantas expuestas a diferentes niveles de déficit hídrico, un nivel constante de radiación PAR a 1500 $\mu\text{mol foton}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ y 7 niveles de concentración de CO₂ ambiental (50, 100, 200, 300, 400, 600, 800

$\mu\text{mol CO}_2 \cdot \text{mol}^{-1}$ aire) permitió generar curvas A-Ci, BioCap-Ci, Biocap-A, BioCap-gs y BioCap-Deficit, tal como se presentan en la Figura 16.

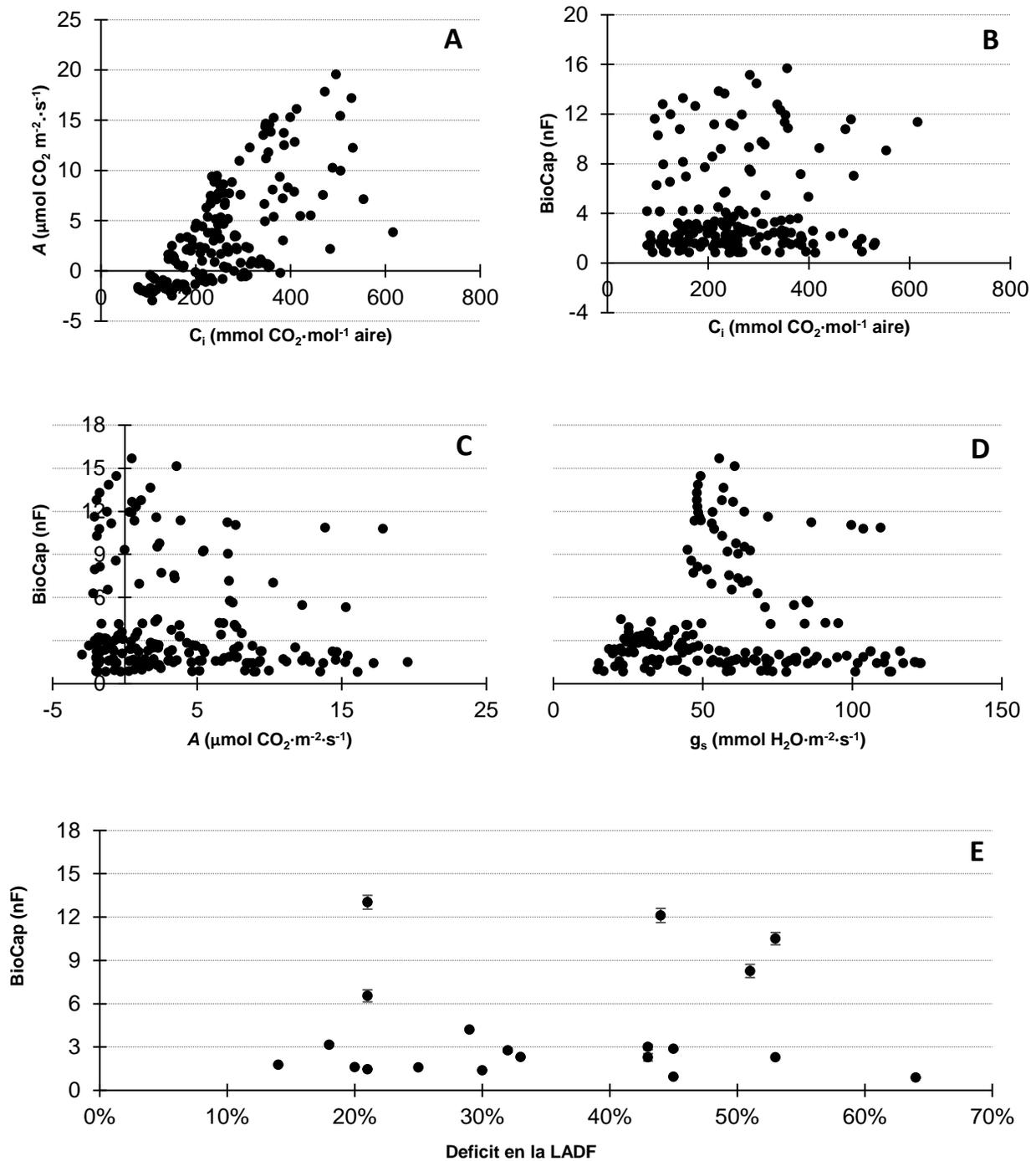


Figura 16. Evolución de la BioCap y variables de intercambio gaseoso en respuesta a siete niveles de concentración de CO_2 (50, 100, 200, 300, 400, 600 y 800 ppm). **A)** dispersión de datos A-Ci, **B)** dispersión de datos BioCap-Ci, **C)** dispersión de datos BioCap-A, **D)** dispersión de datos BioCap- g_s y, **E)** dispersión de datos BioCap-Deficit en LAD. Los datos fueron generados durante el desarrollo de curvas A-Ci en 20

plantas de pimienta morrón. Las barras verticales en la figura E corresponden al error estándar de la población.

En la Figura 16 A, se puede apreciar la evolución de la tasa A en plantas control representadas por los puntos que aparecen en el límite superior de la nube de datos y aquella en plantas muy estresadas como se aprecia en los puntos del límite inferior de la nube de datos. Los datos comprendidos entre ambos límites corresponden a curvas $A-C_i$ en plantas afectadas por diferentes niveles de déficit hídrico en el sustrato.

En plantas Control y bajos niveles de $C_i < 110.0 \mu\text{mol CO}_2 \cdot \text{mol}^{-1}$ aire, se observaron valores negativos en la tasa A reflejando condiciones de emisión de CO_2 por respiración (Kabir et al., 2023). El incremento de la C_i desde 0.0 hasta $600.0 \mu\text{mol CO}_2 \cdot \text{mol}^{-1}$ aire, fue acompañado por un incremento en A alcanzando valores de hasta $19.56 \mu\text{mol CO}_2 \cdot \text{mol}^{-1}$ aire, como es de esperar en plantas sanas de pimienta morrón (Kabir et al., 2023).

La presentación gráfica de la BioCap en función de la C_i (Figura 16 B), A (Figura 16 C), g_s (Figura 16 D) y déficit en la LAD (Figura 16 E) manifiesta una nube de datos dispersos con una variación entre 0.82 y 15.68 nF. para la BioCap, entre -2.97 y $19.56 \mu\text{mol CO}_2 \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ para la tasa de fotosíntesis, entre 14.79 y $122.90 \mu\text{mol H}_2\text{O} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ para la tasa de conductancia estomática, y entre 0.0 y 70.0% para el déficit en la LAD.

La correlación bivariada no manifiesta ninguna tendencia con posible relación causa/efecto entre las variables antes mencionadas a excepción de la correlación $A-C_i$ la cual presentó un coeficiente de correlación positivo con un valor de 0.68.

VI.5 Análisis multivariable en curvas $A-C_i$

Dada la reducida correlación bivariada entre los datos de biocapacitancia y aquellos procedentes de las variables de intercambio gaseoso a nivel foliar, tal como fue descrito en el párrafo anterior con apoyo en las Figuras 17 y 18, se procedió con la generación de una matriz de correlaciones múltiples: se trata de una herramienta estadística que permite revisar las posibles relaciones entre una serie de variables predictoras y una variable objetivo. Para ello, se seleccionaron los datos de BioCap, déficit en la LAD, tasa de A , tasa de g_s , la concentración de CO_2 de referencia ($[\text{CO}_2]_{\text{REF}}$), el C_i , la temperatura de la hoja (T_{LEAF}) y la temperatura del aire (T_{AIR}) y se generó la matriz de correlaciones múltiples que se presenta en la Figura 17. Los datos de BioCap manifestaron una correlación positiva con los datos de la T_{LEAF} (Corr: 0.36), la T_{AIR} (Corr: 0.33) y el déficit en LAD (Corr: y 0.20) y otra negativa con los datos de fotosíntesis (Corr: -0.18). En valores absolutos, los coeficientes de correlación fueron mayores a partir de plantas "Control" que a partir de plantas sujetas a déficit hídrico.

A parte de la BioCap, las correlaciones más significativas se identificaron entre datos de T_{LEAF} y de T_{AIR} (Corr: 0.99), entre C_i y $[(CO_2)_{REF}]$ (Corr: 0.90), entre A y $[(CO_2)_{REF}]$ (Corr: 0.85), entre C_i y A (Corr: 0.68) y entre A y g_s (Corr: 0.60), como era de esperar dada la estrecha relación entre dichas variables y como fue ampliamente reportado en la literatura científica (Kabir et al., 2023). En términos generales, la imposición de déficit hídrico en el sustrato terminó reduciendo la fuerza de las correlaciones entre las variables estudiadas.

A las variables seleccionadas se les aplicó un modelo de DT como modelo de aprendizaje automático que se utilizan para tomar decisiones basadas en datos. Dicho árbol tuvo por objetivo identificar las variables que más influyen en la predicción para clasificar el nivel de déficit hídrico en la LAD. Se aplicó un *maxdepth* de 20 niveles con número mínimo de observaciones requeridas para dividir un nodo de, al menos, 20 observaciones (*minsplit*). Se creó un conjunto de entrenamiento y validación del 70% y 30%, respectivamente, a partir del conjunto total de datos tomados para las curvas A- C_i , con el cual se determinó la importancia de las variables para predecir el déficit hídrico. Al entrenar el modelo se evaluó y se creó una Matriz de confusión (Cuadro 6) con la cual se valoró el desempeño de este y con ello se determinó su efectividad y precisión.

Cuadro 6. Matriz de confusión. Clasificación estimada en comparación con datos de referencia.

Predicción	Referencia		
	Control	D-leve	D-moderado
Control	8	0	0
D-leve	0	21	0
D-moderado	0	2	19

El modelo predijo y clasificó a 8 muestras como déficit “Control”, cuando todas correspondieron al “Control”. Clasificó 21 muestras en “D-leve” cuando todas correspondieron a “D-leve” y, clasificó 19 muestras en “D-moderado” y 2 en “D-leve” cuando todas correspondieron a “D-moderado” (Cuadro 6). El modelo actuó con una precisión de 0.96 (Accuracy) y con un intervalo de confianza (CI) del 95% (Cuadro 7).

“D-severo” fue excluido del análisis debido a la insuficiencia de datos y a la presencia de patrones atípicos que distorsionaban los resultados. Estos datos atípicos afectaban negativamente la precisión de las correlaciones, por lo que se decidió omitir este tratamiento para asegurar la validez y fiabilidad del análisis estadístico.

Cuadro 7. Estadísticas de la Matriz de confusión.

Estadística	Valor
Precisión ¹	0.96
CI 95% ²	(0.86, 0.99)
Tasa de no información ³	0.46
Valor p (Acc > NIR) ⁴	2.40e-14
Coefficiente Kappa ⁵	0.94
Valor p prueba de Mcnemar ⁶	NA

¹Indica la proporción de predicciones correctas.

²Intervalo de confianza del 95% para la precisión del modelo.

³Es la precisión que se obtendría prediciendo siempre la clase mayoritaria.

⁴Valor p para la prueba de hipótesis de que la precisión del modelo es mayor que la tasa de no información.

⁵Mide la concordancia entre las predicciones del modelo y las observaciones reales, ajustada por la probabilidad de concordancia aleatoria.

⁶Compara las predicciones del modelo con las observaciones reales en un contexto de clasificación.

Las estadísticas por clase en la matriz de confusión (Cuadro 8) proporcionan información detallada sobre el rendimiento del modelo de clasificación. En cuanto a sensibilidad para la clase "Control", es 100%, lo que significa que todas las instancias reales de "Control" se clasificaron correctamente. Para la clase "D-leve", la sensibilidad es del 95.45%, lo que significa que ese porcentaje de las instancias reales de "D-leve" se clasificaron correctamente. Para la clase "D-moderado", la sensibilidad es 100%, lo que significa que todas las instancias reales de "D-moderado" se clasificaron correctamente.

En especificidad, para todas las clases es alta (100% para "Control" y "D-leve" y 93.55% para "D-moderado"), lo que indica que las instancias reales de "Control" se clasificaron correctamente. En precisión, sobre el valor predictivo positivo, para la clase "Control", el valor predictivo positivo es 100%, lo que significa que todas las predicciones positivas para "Control" fueron correctas, al igual que para "D-leve". Para la clase "D-moderado", también es alto del 90.48%. En precisión, sobre el valor predictivo negativo, para la clase "Control" es del 100%, lo que significa que todas las predicciones negativas para "Control" fueron correctas. Para la clase "D-leve" es de 93.10 y, para la clase "D-moderado", es del 100%. En la prevalencia, el 16% de las instancias son de la clase "Control", el 46% son de la clase "D-leve" y el 38% son de la clase "D-moderado". En la tasa de detección, el 16% de las instancias de "Control" se clasificaron correctamente, el 42% de las instancias de "D-leve" y el 38% de las instancias de "D-moderado". En la prevalencia de detección, el 16% de las instancias se clasificaron como "Control", el 42% como "D-leve" y el 42% como "D-moderado". En la precisión equilibrada, que es el promedio de sensibilidad y especificidad, para todas las clases, es alto con 100%, 95.65% y 96.77%, respectivamente.

Cuadro 8. Estadísticas por clase.

Clase	Control	D-leve	D-moderado
Sensibilidad ¹	1.00	0.91	1.00
Especificidad ²	1.00	1.00	0.94
Precisión de las predicciones positivas ³	1.00	1.00	0.90
Precisión de las predicciones negativas ³	1.00	0.93	1.00
Prevalencia ⁴	0.16	0.46	0.38
Tasa de detección ⁵	0.16	0.42	0.38
Prevalencia de detección ⁶	0.16	0.42	0.42
Precisión equilibrada ⁷	1.00	0.96	0.97

¹Mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias positivas.

²Mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias negativas (clase "Control").

³Mide la precisión de las predicciones positivas y negativas realizadas por el modelo.

⁴Representa la proporción de instancias reales en cada clase.

⁵Es la proporción de instancias correctamente clasificadas en cada clase.

⁶Es la proporción de instancias clasificadas como positivas en cada clase.

⁷Es el promedio de sensibilidad y especificidad.

Finalmente, al visualizar la importancia de las variables se encontró una clasificación clara de los niveles de contribución de cada una (Cuadro 9) para predecir el déficit hídrico en LAD, siendo la T_{AIR} la más alta (73.02), seguido por T_{LEAF} (67.87), BioCap (47.22), g_s (34.34), A (12.84), la $[CO_2]_{REF}$ (5.85) y por último la C_i (2.50). Estos coeficientes no representan porcentajes, pero a un valor mayor de la variable representa una mayor importancia en la toma de decisiones del árbol DT.

Cuadro 9. Importancia de las variables en la determinación del déficit hídrico de LAD.

	Variable	Importancia
1	T_{AIR}	73.02
2	T_{LEAF}	67.87
3	BioCap	47.22
4	g_s	34.34
5	A	12.84
6	$[CO_2]_{REF}$	5.85
7	C_i	2.50

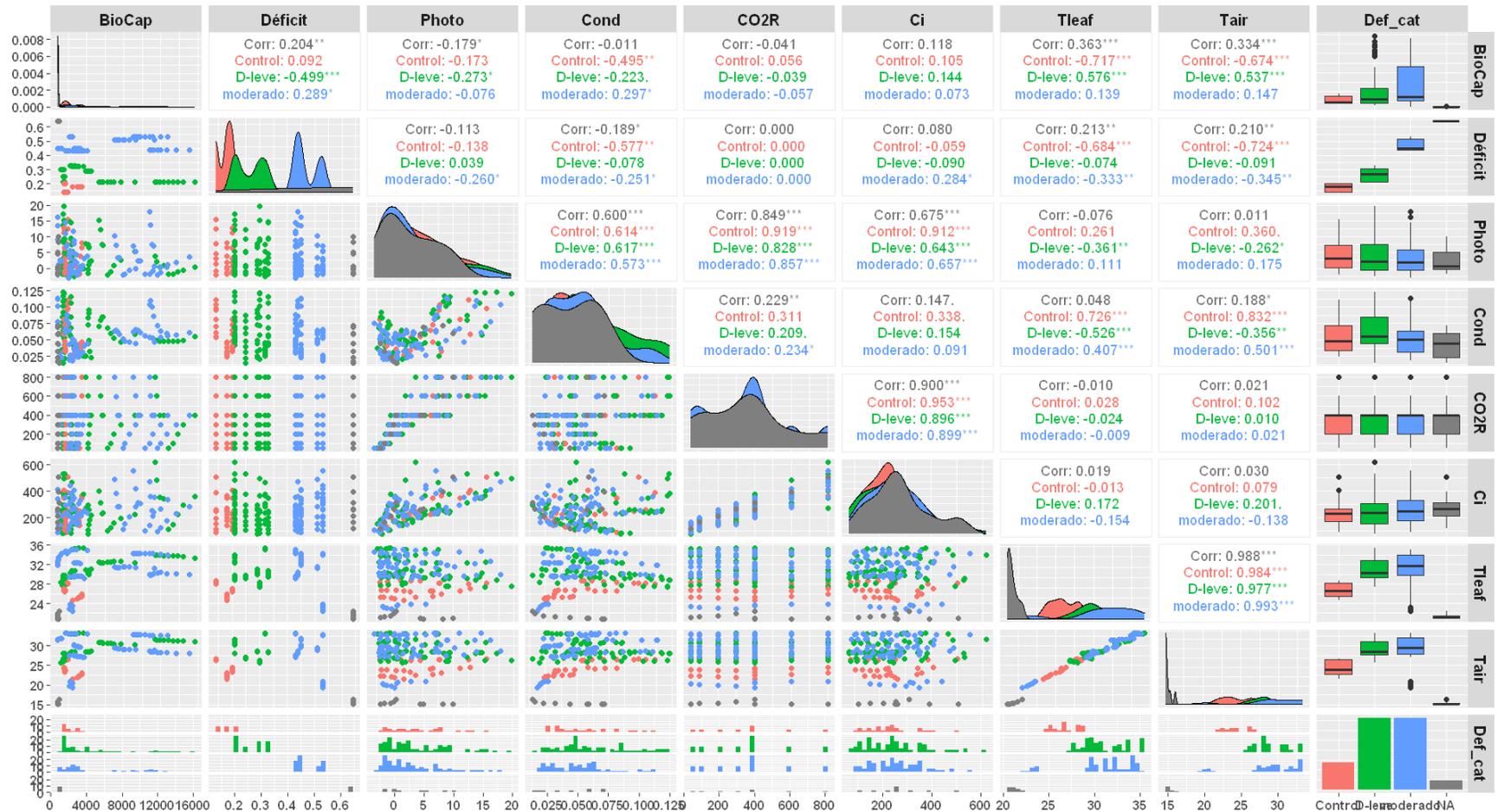


Figura 17. Matriz de correlaciones con comparación de variables. BioCap: biocapacidad eléctrica. Déficit: déficit hídrico en función de la LAD. Photo: tasa de asimilación de CO₂ (A). Cong: conductancia estomática (g_s). CO2R: [CO₂]_{REF}. Ci: CO₂ intracelular (C_i). Tleaf: Temperatura de la hoja (T_{LEAF}). Tair: Temperatura del aire (T_{AIR}). Def_Cat: Categorías definidas como “Control”, “D-leve” y “D-moderado”, de acuerdo con el nivel de déficit de LAD “D-severo” se excluyó del análisis debido a la insuficiencia de datos.

VI.6 Variación de la biocapacitancia durante el desarrollo de curvas A-PAR

La Figura 19 recoge la variación de la biocapacitancia en paralelo a la evolución de la tasa de fotosíntesis A y la tasa de g_s en función del nivel de radiación PAR con valores ascendentes de 0.0 (PAR0) a 1600.0 $\mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ (PAR1600) seguido por valores descendentes de 1600.0 a 0.0 $\mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$. Los datos se colectaron a nivel foliar, en plantas previamente adaptadas a radiación PAR50 y PAR1500.

VI.6.1 Curva doble A-PAR

En planta adaptada a PAR50 (Figura 19 A) y siguiendo el orden ascendente de la radiación PAR de PAR0 a PAR1600, la tasa de A inició desde valores negativos a PAR50 y PAR100 (respiración) y se incrementó progresivamente con tendencia lineal hasta un valor máximo de 10.0 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a PAR1600.

A continuación, y siguiendo el orden descendente de la radiación de PAR1600 hasta PAR0, la tasa A continuo un ligero incremento hasta un nuevo valor máximo de 11.23 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a 700.0 $\mu\text{mol}\cdot\text{fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ (PAR700 para luego disminuir rápidamente hasta valores cercanos a cero a PAR50. En planta adaptada a PAR1500 (Figura 19 B), la tasa de fotosíntesis manifestó patrones similares en ambas direcciones de variación de la radiación PAR. No obstante, en el tramo de PAR-ascendente, la planta inició su asimilación ($A>0$) desde PAR50, siguió un patrón de crecimiento logarítmico marcando un valor máximo de 7.4 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a PAR700.

VI.6.2 Curva doble g_s -PAR

En planta adaptada a PAR50 (Figura 19 C), la tasa de g_s inició un incremento progresivo desde PAR600 hasta PAR1600 en orden de PAR ascendente y desde PAR1600 hasta PAR200 en el tramo de PAR descendente donde alcanzó su máximo valor de 195 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a PAR800 y lo mantuvo casi constante hasta PAR200 para luego descender bruscamente por cierre estomático a PAR50. En planta adaptada a PAR1500 (Figura 19 D), los incrementos de la tasa de g_s fueron más notorios en el tramo de PAR ascendente desde un mínimo de 15.0 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a PAR50 hasta máximo de 86.6 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$ a PAR1600 que se mantuvo constante en el tramo de PAR descendente de PAR1600 a PAR200 para luego disminuir rápidamente hasta un mínimo de 50.0 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\text{ s}^{-1}$.

VI.6.3 Curva doble BioCap-PAR

En planta adaptada a PAR50 (Figura 19 E), la BioCap marco un valor inicial de 0.37 nF a PAR50, manifestó un ritmo de crecimiento positivo en el tramo PAR-ascendente que lo mantuvo en el tramo de PAR-descendente marcando un valor máximo de 0.70 nF a PAR200 antes de disminuir de nuevo hasta 0.62 nF a PAR50.

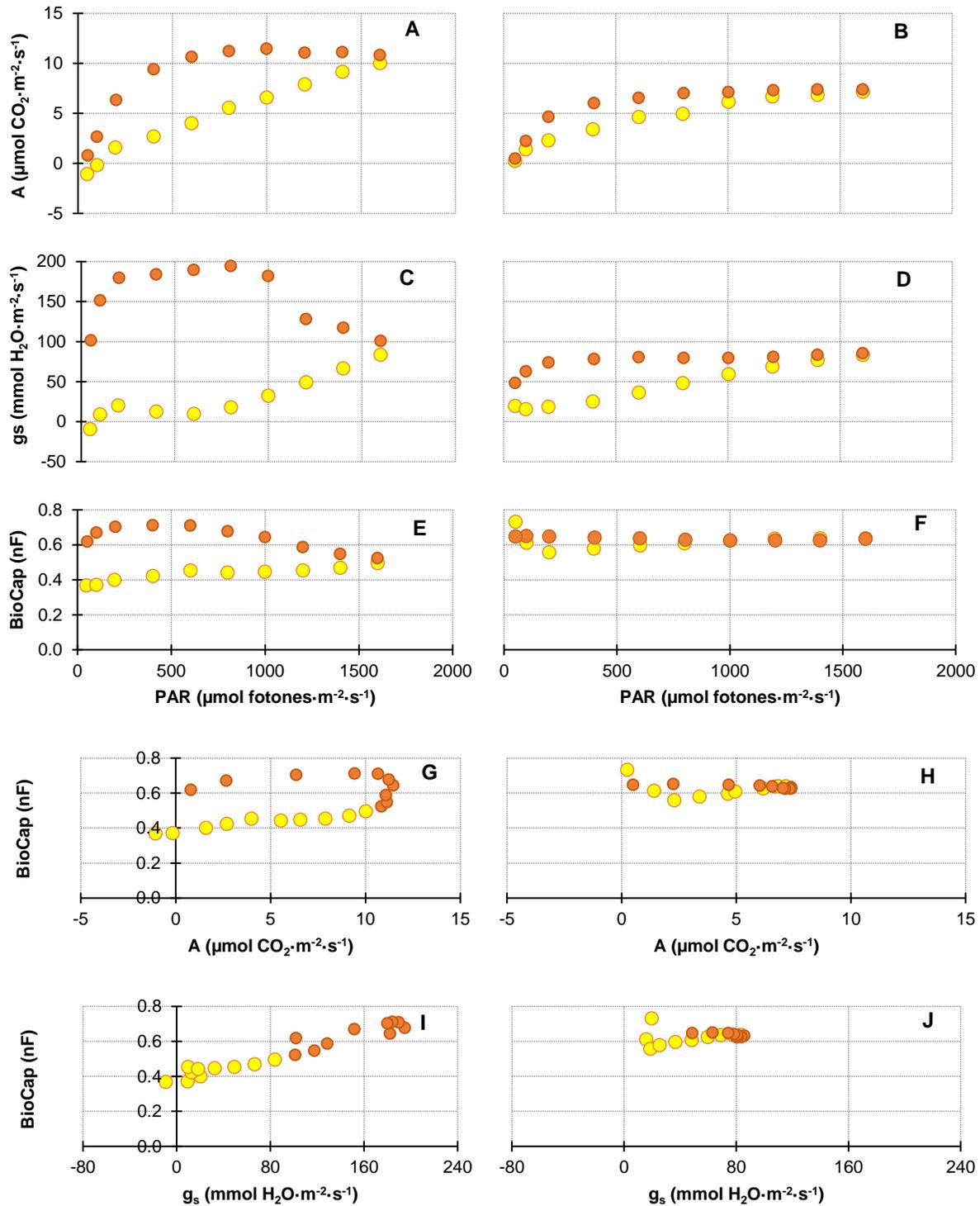


Figura 19. Evolución de la BioCap durante el desarrollo de una curva doble A-PAR. Los puntos en naranja corresponden a la intensidad lumínica incrementándose desde 0.0 (PAR0) hasta 1600.0 (PAR1600) $\mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, mientras que los puntos en amarillos corresponden a la segunda parte de la curva al disminuir la intensidad desde PAR1600 hasta PAR0. Las gráficas de la columna izquierda corresponden a las lecturas realizadas sobre una planta adaptada a PAR50, en cuanto a la columna derecha corresponden a las lecturas realizadas sobre una planta adaptada a PAR1500. A la izquierda: **A)** curva doble A-PAR, **C)** curva doble g_s -PAR, **E)** curva doble BioCap-PAR, **G)** curva doble BioCap-A y **I)** curva doble BioCap- g_s a

una PAR de $50 \mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$. A la derecha: **B)** curva doble A-PAR, **D)** curva doble g_s -PAR, **F)** curva doble BioCap-PAR, **H)** curva doble BioCap-A y **J)** curva doble BioCap- g_s a una PAR de $1500 \mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$.

En planta adaptada a PAR1500 (Figura 19 F), la BioCap marcó un valor inicial de 0.65 nF al inicio del tramo de PAR-ascendente seguido primero por un descenso hasta 558.0 a PAR200 y otro incremento hasta 0.63 nF a PAR800, un valor que se mantuvo constante durante los siguientes 14 puntos de la curva.

Las tres variables antes descritas mostraron un claro fenómeno de histéresis representado por diferentes valores de A, g_s y BioCap a la misma intensidad de radiación según sea en orden de PAR ascendente o descendente.

VI.6.4 Curvas dobles BioCap-A y BioCap- g_s

La presentación gráfica de los valores de BioCap como variable dependiente de la tasa de A (Figura 19 G y 18 H) y de g_s (Figura 19 I y 18 J) en planta adaptada a PAR50 y PAR1500 respectivamente no manifiesta ninguna regresión que comentar a excepción de la posible relación $\text{BioCap} = f(g_s)$ en planta adaptada a PAR50, con un coeficiente de determinación $r^2 = 0.93$.

Esta evolución de la tasa A sin alcanzar el nivel de saturación esperado a PAR700 como es de esperar en plantas de pimiento morrón (Kabir et al., 2023).

VI.7 Evolución de la biocapacitancia en curvas de asimilación A-PAR

El conjunto de datos de BioCap e intercambio gaseoso colectados en treinta plantas expuestas a diferentes niveles de déficit hídrico, un nivel constante de CO_2 ambiental de $400 \mu\text{mol}\cdot\text{CO}_2\cdot\text{mol}^{-1}$ aire, y diez niveles de radiación PAR permitió generar curvas A-PAR, BioCap-PAR, Biocap-A, BioCap- g_s y BioCap-Deficit tal como se presentan en la Figura 20.

En la Figura 20 A, se puede apreciar la evolución de la tasa A en plantas Control representadas por los puntos que aparecen en el límite superior de la nube de datos y aquella en plantas muy estresadas como se aprecia en los puntos del límite inferior de la nube de datos. Los datos comprendidos entre ambos límites corresponden a curvas A-PAR en plantas afectadas por diferentes niveles de déficit hídrico en el sustrato.

En plantas Control y bajos niveles de $\text{PAR} < 100 \mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ se observaron valores negativos en la tasa A reflejando condiciones de emisión de CO_2 por respiración (Kabir et al., 2023). El incremento de la radiación PAR desde PAR50 hasta PAR1600 fue acompañado por un incremento en A alcanzando valores de hasta $17.05 \mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ como es de esperar en plantas sanas de pimiento morrón (Kabir et al., 2023).

Igual que el caso anterior, la presentación gráfica de la BioCap en función de la A (Figura 20 C), g_s (Figura 20 D) y déficit en la LAD (Figura 20 E) manifiesta una nube de datos dispersos con una variación entre 0.40 y 4.94 nF. para la BioCap, entre -2.25 y 17.05 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ para la tasa de fotosíntesis, entre 3.88 y 190.63 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ para la tasa de conductancia estomática, y entre 0 y 60% para el déficit en la LAD. La correlación bivariada no manifiesta ninguna tendencia con posible relación causa/efecto entre las variables antes mencionadas a excepción de las correlaciones A -PAR y A - g_s las cuales presentaron un coeficiente de correlación positivo con un valor de 0.83 y 0.95 respectivamente.

La evolución de la tasa A en función de la concentración CO_2 intercelular afecta la actividad de la Rubisco y la máxima tasa de transporte de electrones utilizados en la regeneración de la RubBP (Long & Bernacchi, 2003), y por tanto podrían modificar la permitividad de la hoja a la corriente eléctrica.

El conjunto de curvas A -PAR en la Figura 20 A muestran los valores de la tasa A a diferentes valores de PAR. La variación en la intensidad comenzó en PAR50, subiendo gradualmente hasta PAR1600. De manera general, en PAR50 se registraron valores de A entre -2.25 y 1.04 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$, mientras que a PAR1600 se registraron valores de A entre 2.83 y 17.05 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$.

La relación entre la A y la g_s (Figura 20 B) muestran una buena relación lineal con tendencia positiva entre ambas variables y un buen ajuste. La correspondencia lineal tiende a disminuir a partir de una g_s de 100 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ con lo que la A aumenta a una menor proporción. A valores menores de g_s le corresponden valores menores de A . En general, al tener una g_s mínima de 3.88 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ se relaciona a una A de -1.52 de $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ y para una g_s máxima de 190.63 $\text{mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ se relaciona a una A de 17.05 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$.

Por el contrario, al comparar la BioCap con la tasa A , reflejan una nube de datos que varían en valores de BioCap entre 0.50 y 4.55 nF con una A de valores negativos. En cuanto a la mayor tasa A , el valor de BioCap asociado, es de un valor de 2.67 nF. A pesar de la variabilidad, se nota una tendencia de valores decrecientes; el mayor valor de BioCap con 4.95 nF se asocia con una A de 0.19 $\mu\text{mol CO}_2\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$. A partir de este valor, los valores superiores de BioCap que se registran a lo largo del eje horizontal van disminuyendo gradualmente y cada vez en menor proporción, hasta llegar a los 4.95 nF que corresponden a la A máxima.

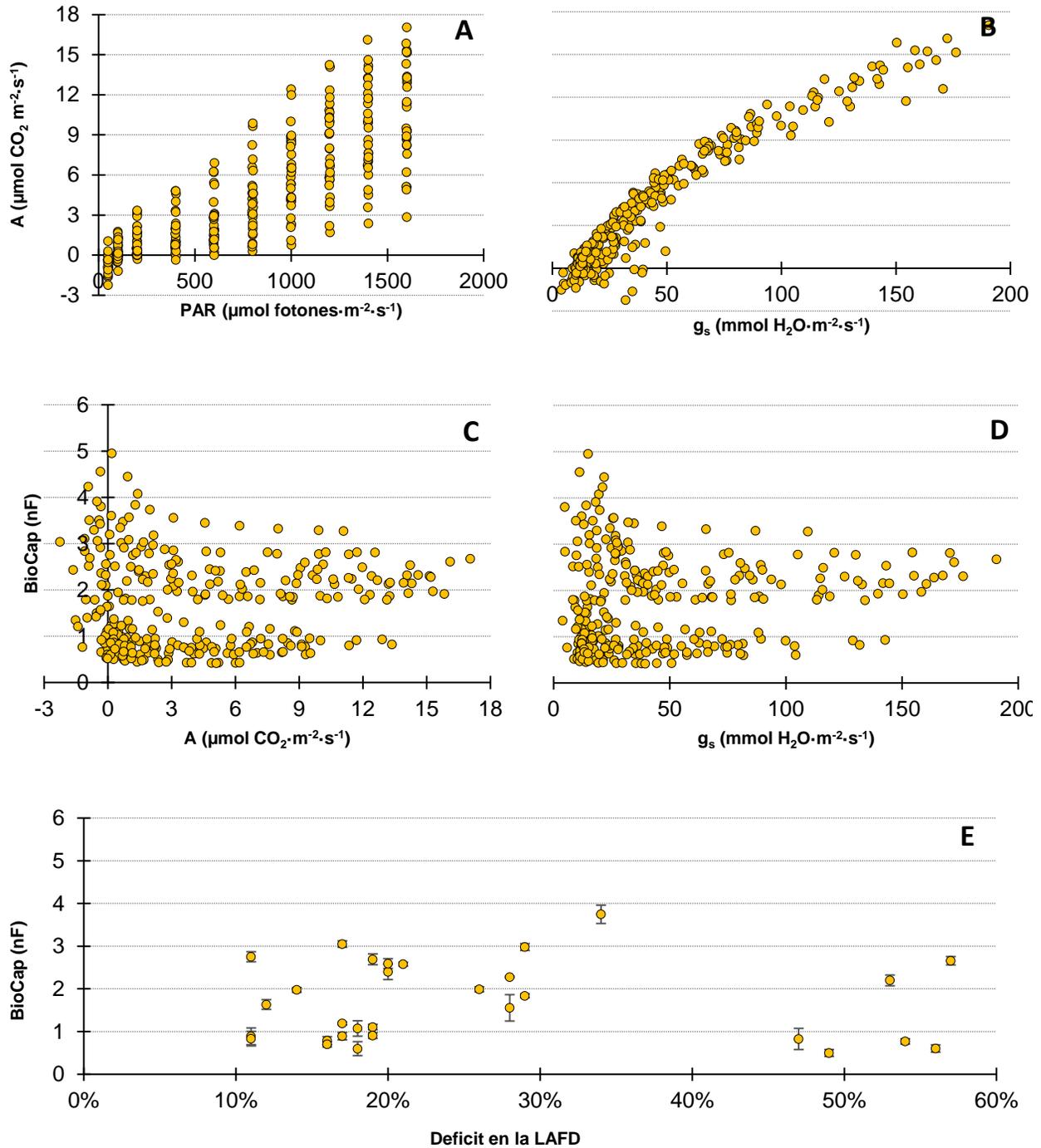


Figura 20. Evolución de la biocapacitancia y variables de intercambio gaseoso en respuesta a diez niveles de radiación PAR (50, 100, 200, 400, 600, 800, 1000, 1200, 1400 y 16800 $\mu\text{mol fotones}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$). **A)** dispersión de datos A -PAR, **B)** dispersión de datos A - g_s , **C)** dispersión de datos BioCap- A , **D)** dispersión de datos BioCap- g_s y, **E)** dispersión de datos BioCap-Deficit en LAFD. Los datos fueron generados durante el desarrollo de curvas A -PAR en 30 plantas de pimienta morrón. Las barras verticales en la figura E corresponden al error estándar de la población.

Un mismo comportamiento se observa en la relación BioCap- g_s (Figura 20 D). Para valores de g_s menores a $14.8 \text{ mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ les corresponde una gran variedad de valores de BioCap que van desde 0.428 hasta 4.95 nF, el cual es el valor máximo registrado. A partir de éste, los valores máximos que se distribuyen a lo largo del eje horizontal disminuyen gradualmente y cada vez en menor proporción, hasta los 2.67 nF que corresponden al valor máximo de g_s con $190.63 \text{ mmol H}_2\text{O}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$.

Ante una curva A-PAR, la relación entre la BioCap y el déficit en la LAD no representan una asociación matemática lineal entre las variables, al haber una gran dispersión de datos. A un valor de déficit de LAD del 11.0% se le asocian valores promedios de BioCap de 0.83, 0.89 y 2.75 nF y a un déficit de LAD del 57% se le asocia un valor de BioCap de 2.66 nF. En cuanto al valor promedio máximo de BioCap con 3.74 nF, le corresponde un valor de déficit de LAD del 34% y para el menor mínimo de BioCap de 0.50 nF, le corresponde un valor de déficit de LAD del 49%.

VI.6 Análisis multivariable en curvas A-PAR

La implementación de un nuevo análisis de correlaciones múltiples sobre las series de datos generados durante el desarrollo de curvas A-PAR permitió obtener la matriz que se presenta en la Figura 21, en la cual se presentan los coeficientes de correlación entre las variables de BioCap, déficit hídrico en LAD, intensidad de la PAR, la A, la g_s , déficit de presión de vapor en la hoja (Vpd_L), la temperatura de la hoja (T_{LEAF}) y la temperatura del aire (T_{AIR}).

Los datos de BioCap manifestaron una correlación significativa y positiva con los datos de la g_s (Corr: 0.15) y otra negativa con la T_{LEAF} (Corr: -0.15) y la radiación PAR (Corr: -0.24). A parte de la BioCap, las correlaciones más significativas se identificaron entre datos de T_{LEAF} y de T_{AIR} (Corr: 0.63), entre A y PAR_i (Corr: 0.84) y entre A y g_s (Corr: 0.95), como era de esperar dada la estrecha relación entre dichas variables y como fue ampliamente reportado en la literatura científica (Kabir et al., 2023).

A las variables seleccionadas se les aplicó un modelo de DT (Figura 22) como modelo de aprendizaje automático para tomar decisiones basadas en los datos de las curvas A-PAR para determinar cuál de ellas contribuye más en el modelo predictivo usado para clasificar los datos de acuerdo con el nivel de déficit hídrico de la LAD. Se aplicó un *maxdepth* de 20 niveles con un *minsplit* de, al menos, 20 observaciones. Se creó un conjunto de entrenamiento y validación del 70% y 30%, respectivamente, a partir del conjunto total de datos tomados para las curvas A-PAR, con el cual se determinó la importancia de las variables para predecir la clasificación del déficit hídrico. Al entrenar el modelo se evaluó y se creó una Matriz de confusión (Cuadro 10) con la cual se evaluó el desempeño de éste y con ello se determinó su efectividad y precisión.

El modelo predijo y clasificó a 49 muestras como déficit “Control”, 1 en “D-leve” y 1 en “D-moderado”, cuando todas correspondían a “Control”, clasificó a 2 como “Control”, 19 en “D-leve” y 0 en “D-moderado”, cuando todas se encontraban en déficit “D-leve” y clasificó a 5 como “Control”, 1 como “D-leve” y 11 como “D-moderado” cuando todas correspondían a un déficit “D-moderado”. D-severo fue excluido del análisis debido a la insuficiencia de datos y a la presencia de patrones atípicos que distorsionaban los resultados. Estos datos atípicos afectaban negativamente la precisión de las correlaciones, por lo que se decidió omitir este tratamiento para asegurar la validez y fiabilidad del análisis.

El modelo actuó con una precisión de 0.88 (Accuracy) y con un intervalo de confianza (CI) del 95% (Cuadro 11).

Cuadro 10. Matriz de confusión. Clasificación estimada en comparación con datos de referencia.

Predicción	Referencia		
	Control	D-leve	D-moderado
Control	49	1	1
D-leve	2	19	0
D-moderado	5	1	11

Cuadro 11. Estadísticas de la Matriz de confusión.

Estadística	Valor
Precisión ¹	0.89
CI 95% ²	(0.80, 0.94)
Tasa de no información ³	0.63
Valor p (Acc > NIR) ⁴	4.01e-08
Coefficiente Kappa ⁵	0.80
Valor p prueba de McNemar ⁶	0.26

¹Precisión del modelo, que indica la proporción de predicciones correctas.

²Intervalo de confianza del 95% para la precisión del modelo.

³Tasa de no información, que es la precisión que se obtendría prediciendo siempre la clase mayoritaria.

⁴Valor p para la prueba de hipótesis de que la precisión del modelo es mayor que la tasa de no información.

⁵Coefficiente Kappa, que mide la concordancia entre las predicciones del modelo y las observaciones reales, ajustada por la probabilidad de concordancia aleatoria.

⁶Valor p para la prueba de McNemar, que compara las predicciones del modelo con las observaciones reales en un contexto de clasificación.

En las estadísticas por clases (Cuadro 12), en sensibilidad, para la clase “Control”, el modelo tuvo una sensibilidad es 0.87, lo que significa que el 87.50% de las instancias reales de “Control” se clasificaron correctamente. Para la clase “D-leve”, la sensibilidad es 0.90, lo que indica que el 90.48% de las instancias reales de “D-leve” se clasificaron correctamente. Para la clase “D-moderado”, la sensibilidad es de 0.91, lo que significa que el 91.67% de las instancias reales de “D-moderado” se clasificaron correctamente. En especificidad, para todas las clases, la especificidad es alta, 93.94% para “Control”, 97.06% para “D-leve” y 92.21% para “D-moderado”,

lo que indica que las instancias reales de “Control” se clasificaron correctamente en un alto porcentaje. En precisión, para la clase “Control”, el valor predictivo positivo es del 96.08%, lo que significa que ese porcentaje de las predicciones positivas para “Control” fueron correctas. Para las clase “D-leve”, el valor predictivo positivo es del 90.48%, lo que significa que ese porcentaje de las predicciones positivas para “D-leve” fueron correctas y, para la clase “D-moderado”, el valor predictivo positivo es de 64.71%, lo que indica que ese porcentaje de las predicciones positivas para “D-moderado” fueron correctas. También en precisión, para el valor predictivo negativo de la clase “Control”, fue del 81.58%, lo que significa que ese porcentaje de las predicciones negativas para “Control” fueron correctas. Para la clase “D-leve”, es del 97.06% lo que indica que ese porcentaje de las predicciones negativas para “D-leve” fueron correctas. Y para la clase “D-moderado” el 98.61% de las predicciones negativas para “D-moderado” fueron correctas. En cuanto a prevalencia, el 62.92% de las instancias son de la clase “Control”, el 23.60% son de la clase “D-leve” y el 13.48% son de la clase “D-moderado”. En cuanto a detección, el 55.06% de las instancias de “Control” se clasificaron correctamente, así como el 21.35% de las instancias de “D-leve” y el 12.36% de las instancias de “D-moderado”. En la prevalencia o proporción de instancias clasificadas como positivas en cada clase, el 90.72% de las instancias se clasificaron como “Control”, el 93.77% como “D-leve” y el 91.94% como “D-moderado”. Por último, la precisión equilibrada, para la clase “Control” se tuvo que un promedio de sensibilidad y especificidad de 90.72%, para el “D-leve” de 93.77% y para el “D-moderado” 91.94%).

Cuadro 12. Estadísticas por clase

Clase	Control	D-leve	D-moderado
Sensibilidad ¹	0.88	0.90	0.92
Especificidad ²	0.94	0.97	0.92
Precisión de las predicciones positivas ³	0.96	0.90	0.65
Precisión de las predicciones negativas ³	0.82	0.97	0.99
Prevalencia ⁴	0.63	0.23	0.13
Tasa de detección ⁵	0.55	0.21	0.12
Prevalencia de detección ⁶	0.57	0.23	0.19
Precisión equilibrada ⁷	0.91	0.94	0.92

¹Mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias positivas.

²Mide la capacidad del modelo para identificar correctamente las instancias negativas (clase “Control”).

³Mide la precisión de las predicciones positivas y negativas realizadas por el modelo.

⁴Representa la proporción de instancias reales en cada clase.

⁵Es la proporción de instancias correctamente clasificadas en cada clase.

⁶Es la proporción de instancias clasificadas como positivas en cada clase.

⁷Es el promedio de sensibilidad y especificidad.

Posteriormente, al visualizar la importancia de las variables se encontró una clasificación clara de los niveles de contribución de cada una (Cuadro 13) para predecir el déficit hídrico en LAD, siendo el T_{AIR} la más alta (54.18), seguido de BioCap (48.09), déficit de presión de vapor en la

hoja (V_{pdL}) medido en KPa (36.92), T_{LEAF} (31.01), g_s (24.16), la tasa A (9.11) y por último la PAR (7.80). Estos coeficientes no representan porcentajes, pero a un valor mayor de la variable representa una mayor importancia en la toma de decisiones del árbol DT.

Cuadro 13. Importancia de las variables en el modelo predictivo para la clasificación del déficit hídrico en la LAD.

	Variable	Importancia
1	T_{AIR}	54.18
2	BioCap	48.09
3	V_{pdL}	36.91
4	T_{LEAF}	31.01
5	g_s	24.16
6	A	9.11
7	PAR	7.80

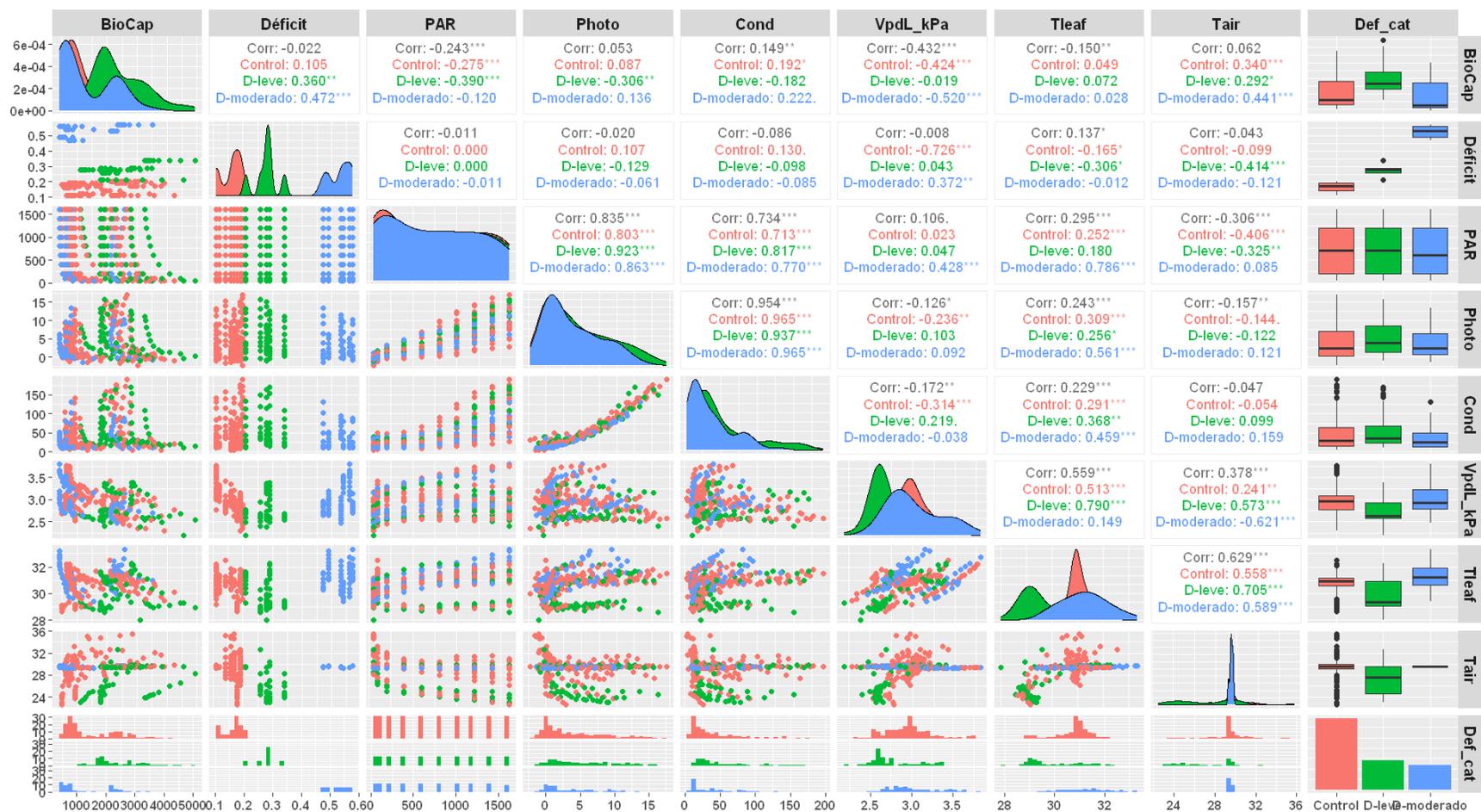


Figura 21. Matriz de correlaciones con comparación de variables. BioCap: biocapacitancia eléctrica. Déficit: déficit hídrico en función de la LAD. PAR: PAR. Photo: tasa A. Cond: g_s . VpdL_kPa: déficit de presión de vapor en la hoja (VpdL) medido en KPa. Tleaf: Temperatura de la hoja (T_{LEAF}). Tair: Temperatura del aire (T_{AIR}). Def_Cat: Categorías definidas como “Control”, “D-leve” y “D-moderado”, de acuerdo con el nivel de déficit de LAD. “D-severo” se excluyó del análisis debido a la insuficiencia de datos.

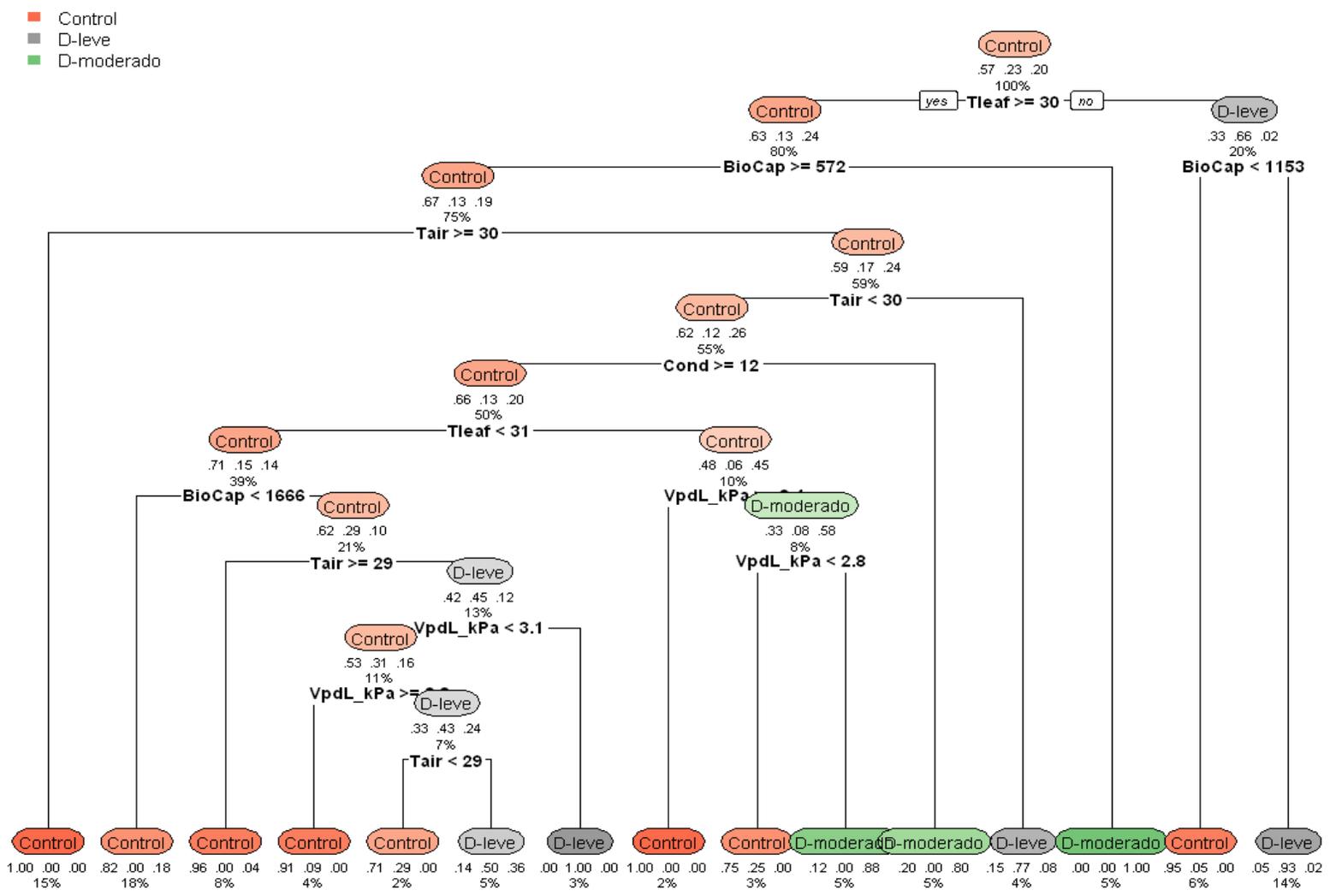


Figura 22. Estructura jerárquica utilizada para la toma de decisiones, con valores de curvas de asimilación A-PAR.

VII. DISCUSIÓN

La programación de riego en base a las propiedades hidrodinámicas del sustrato y la evolución del déficit en la LAD permitió impactar los valores de potencial hídrico foliar y por consiguiente las variables de intercambio gaseoso a nivel foliar obteniendo. Como resultado, se obtuvieron valores similares a los reportados en plantas de pimiento morrón por Delfine et al. (2002). La imposición del déficit hídrico impactó el potencial hídrico del tallo y en la respuesta de la *A* a la intensidad de luz PAR, así como a la concentración de CO₂ intercelular creando por tanto las condiciones experimentales deseadas para estudiar el comportamiento de la BioCap y su potencial correlación con las variables antes mencionadas.

El capacitometro BC_CIQA ensamblado en este estudio mostro alta precisión para leer capacitancia tanto en capacitores industriales como en configuraciones propias del presente estudio que involucraron al tejido de la hoja como medio dieléctrico. Su operación fue estable y precisa, pero se interrumpía a la hora de medir en hoja, particularmente en hojas de planta con óptimas condiciones de humedad en el sustrato. La revisión del diseño y mecanismo de operación del BC_CIQA lleva a pensar que esta anomalía fue producida por incrementos en la permisividad del complejo medio dieléctrico entre los electrodos del BC_CIQA, hasta niveles superiores al flujo de la corriente de alimentación. Dicha permisividad hizo que el tiempo de lectura (Δt en Ecuación 9) tendiera hacia el infinito impidiendo por tanto el cierre del bucle de medición. Esta problemática podría ser superada sustituyendo la resistencia constante de la serie RC por una resistencia dinámica apta para configuración digital y por tanto para automatizar los ajustes del BC_CIQA en tiempo real cada vez que el tiempo de lectura supere un umbral predeterminado. Por otro lado, en la literatura se proponen mejoras para abordar problemas similares en la medición de capacitancia. Dean y Rane (2010) sugieren una técnica mejorada que utiliza un interruptor analógico para descargar completamente los condensadores antes de cada ciclo de medición. Aunque su enfoque se basa en un circuito diferente y de menor capacidad, este método emplea un pulso estrecho para la descarga y una fase prolongada para la medición, lo que puede ayudar a superar problemas relacionados con la variabilidad en la permisividad dieléctrica y el tiempo de lectura. Estas propuestas destacan enfoques útiles que podrían ser considerados para optimizar mediciones similares en sistemas como el BC_CIQA. Estas adecuaciones no fueron implementadas en este estudio por limitación de tiempo para producir nuevas plantas y leer las variables eco fisiológicas de interés; así, se optó por seguir adelante con los ensayos y realizar lecturas de biocapacitancia mediante el equipo medidor LCR.

La deshidratación progresiva de una hoja aislada de pimiento morrón, expuesta al aire libre en condiciones de laboratorio, resultó en un descenso progresivo del peso de la misma. Sin embargo, este descenso en el peso no es la causa directa de la disminución en los valores de potencial hídrico y de BioCap observados en la Figura 11. Más bien, estas disminuciones en ambas variables se deben principalmente a la pérdida de agua en los tejidos de la hoja. A medida que el agua se libera éstos, se produce una disminución en la presión interna de las células, afectando negativamente tanto el potencial hídrico como las propiedades eléctricas de la hoja (BioCap). Por lo tanto, la disminución de los valores en estas variables está vinculada directamente a la pérdida de agua, y no simplemente a la reducción del peso de la hoja en sí.

Los valores puntuales de Biocapacitancia mostraron una correlación significativa ($r^2=0.98$) con el estado hídrico de la planta sea en hoja aislada (Figura 12) como en un grupo de plantas previamente adaptadas a PAR50 y expuestas a diferentes niveles de déficit en la LAD (Figura 15). Una semejante relación fue reportada por Kim et al. (2019) utilizando un circuito impreso bajo vacío en la superficie de la hoja como si fuera un tatuaje que les permitió registrar un significativo descenso (70%) en la capacitancia de la membrana celular cuando la hoja de *Hosta* perdió un 13% de su contenido de agua. Los autores asociaron este fenómeno a una posible ruptura de la membrana celular acompañada con la fuga de iones a los espacios intercelulares que terminan incrementando la conductividad eléctrica del medio. Esta tendencia fue alterada en plantas previamente adaptadas a PAR1200 (Figura 15) por una posible modificación en la estructura del tejido de la hoja tal como lo reportaron Kong et al. (2016) cuando estudiaron el efecto de la intensidad de luz sobre las características fotosintéticas, la estructura de protoplastos y el contenido de alcaloides in *Mahonia bodinieri* (Gagnep.) Laferr. Después de 6 meses bajo diferentes tratamientos de irradiación, Kong et al., (2016) reportan significantes diferencias en cuanto a grosor de la hoja y cambios en la estructura de los tejidos internos. A mayor intensidad de luz, más notorio fue la presencia de células esclerénquimas más pequeñas en la hipodermis y menor fue el número de cloroplastos en el tejido del parénquima. Cuando las células de la planta sufren estrés biótico o abiótico, o presentan cambios estructurales, se generan cambios en la composición y permeabilidad iónica que produce significantes cambios en sus parámetros eléctricos (El-rayes & Ulaby, 1987; Yan et al., 2009). Este principio es fundamental para comprender cómo los cambios en el estado hídrico y en la estructura de los tejidos pueden influir en la BioCap a nivel foliar de las plantas. En el contexto de nuestro estudio, estas alteraciones de la BioCap reflejan las variaciones en el estado hídrico de la planta.

La evolución de los valores de BioCap registrados durante el desarrollo de curvas $A-C_i$ (Figura 16) y $A-PAR$ (Figura 20) no presentó tendencias bivariantes significativas con las variables de intercambio gaseoso a nivel foliar. Esto podría ser asociado a la baja frecuencia de medición (42 Hz) cuyo campo eléctrico resultante entre los electrodos del sensor permea en los espacios intercelulares sin alcanzar los espacios intracelulares (Bergin et al., 2022), o bien a una débil contribución a la constante dieléctrica del medio por los compuestos bioquímicos activos durante el proceso de fotosíntesis. Asami y et al. (1996), reportaron nula contribución a la constante dieléctrica del medio por las proteínas presentes en el citoplasma de eritrocitos.

La elaboración de una matriz de correlaciones múltiples, el despliegue de un árbol de clasificación y el computo del índice de Gini resaltaron de nuevo la importancia de la BioCap por debajo de la T_{AIR} y la T_{LEAF} pero por encima de la A y la g_s sea durante el desarrollo de curvas $A-C_i$ o curvas $A-PAR$, indicando el papel de dicha variable y la necesidad de realizar estudios adicionales con fines de definir mejor su variación en el tiempo y en relación con otras variables como el crecimiento del fruto, la superficie de una hoja o la longitud de un tallo.

Por otro lado, los resultados han mostrado cómo la PAR afecta las variables ecofisiológicas en las plantas, ya sea a un nivel de adaptación de la planta o de un cambio instantáneo en la intensidad de la PAR. La histéresis presentada sugiere que la fotosíntesis no responde de manera idéntica al aumento y la disminución en la intensidad de la PAR, lo cual puede ser por procesos de ajuste y recuperación en las plantas que afectan su eficiencia fotosintética y parece estar influenciada por la historia de exposición a la luz de las plantas, lo que podría implicar la presencia de una “memoria” fotosintética en la planta, lo cual ha sido notado por otros autores (Adams et al., 2016; Serôdio et al., 2022).

En resumen, el estudio de la BioCap en relación con el potencial hídrico del tallo y la radiación PAR revela patrones complejos de adaptación y respuesta fisiológica en las plantas, destacando su viabilidad como una herramienta valiosa en la investigación.

El presente estudio se centró en estudiar la utilidad de la biocapacitancia eléctrica como un indicador del estado hídrico de la planta y de la tasa de asimilación de CO_2 a través de la generación de un gradiente de déficits en la lámina de agua disponible, en la intensidad de la PAR y en la $[CO_2]$. Aunque se abordó la relación entre la BioCap y la tasa de asimilación de CO_2 , la complejidad de analizar estas variables bajo condiciones variables de luz y CO_2 presentó desafíos significativos. La integración y análisis de estos datos resultaron ser complicados y extienden la discusión más allá de los límites prácticos del estudio.

A pesar de que la BioCap no mostró una correlación directa con ninguna variable de manera aislada, el modelo de DT reveló que la BioCap es una variable crucial para clasificar el nivel de déficit hídrico en la lámina de agua disponible. Esto subraya la utilidad práctica de la BioCap en la gestión del riego, ofreciendo una alternativa accesible frente a métodos más complejos y costosos.

VIII. CONCLUSIONES

El capacitometro “BC_CIQA” a base de corriente continua propuesto en esta tesis presento limitaciones de funcionamiento para medir la capacitancia en la hoja con propiedades dieléctricas variables.

El capacitometro a base de corriente alterna y ajustes automáticos supero las limitaciones encontradas con el BC_CIQA, pero su operación a baja frecuencia de 42 Hz no permitió percibir los posibles efectos derivados de los cambios en la magnitud de las tasas de intercambio gaseoso.

Las lecturas periódicas y puntuales de biocapacitancia correlacionaron negativamente con el déficit hídrico impuesto en plantas de pimiento morrón, pero no respondió igual ni correlaciono con las variables de intercambio gaseoso durante la evolución de las curvas A-PAR y A-Ci.

El modelo predictivo implementado en R, utilizando DT, pudo resaltar la importancia de la BioCap para identificar con alta precisión el nivel de estrés impuesto sobre las plantas bajo estudio. Por ello, se necesitan mejoras en el dispositivo de medición BC_CIQA para generar series temporales continuas (24/24 h) de biocapacitancia y enfocar los futuros estudios sobre la biocapacitancia y su relación con la evolución del estado hídrico en plantas.

IX. PERSPECTIVAS

Considerando la experiencia y resultados obtenidos en el presente estudio, se pueden identificar varias áreas de oportunidad para mejorar los resultados en futuros estudios. En primer lugar, se considera necesario revisar el diseño del circuito eléctrico BC_CIQA para abordar situaciones en las cuales el tiempo de medición Δt en la ecuación 9 tiende hacia el infinito. Una posible solución sería sustituir la resistencia constante del circuito RC por una resistencia variable con posibilidad de su configuración de forma digital desde la tarjeta Arduino.

En segundo lugar, conviene estudiar la biocapacitancia a diferentes frecuencias de corriente alterna para estudiar las contribuciones parciales de cada uno de los componentes del complejo dieléctrico formado por los tejidos, orgánulos y compuestos químicos presentes al interior de la hoja. Dicho estudio necesita ser acompañado de una caracterización anatómica por imágenes de microscopía para identificar los diferentes componentes, su estructura y sus interacciones, así como revisar su posible semejanza a circuitos eléctricos por medio de modelos y técnicas de simulación.

Finalmente, para analizar y modelar los datos recopilados, se propone emplear técnicas avanzadas de análisis de datos, como árboles de decisión, bosques aleatorios o máquinas de soporte vectorial. Estos modelos pueden ayudar a identificar patrones complejos entre las mediciones de BioCap, los parámetros ambientales (el déficit hídrico de LAD, intensidad de la PAR y la $[CO_2]_{REF}$) y las respuestas ecofisiológicas de las plantas. Esto permitiría avanzar en la comprensión de cómo la BioCap puede utilizarse como un indicador no invasivo y potencialmente sensible a las condiciones ambientales y del estado fisiológico de las plantas de pimiento morrón. Esto no sólo amplía el potencial de la capacitancia eléctrica como herramienta de diagnóstico en la investigación agronómica, sino que también abre nuevas posibilidades para la monitorización y el manejo de cultivos en condiciones variables y dinámicas en el tiempo.

X. REFERENCIAS

- Adams, M. P., Ferguson, A. J. P., Maxwell, P. S., Lawson, B. A. J., Samper-Villarreal, J., & O'Brien, K. R. (2016). Light history-dependent respiration explains the hysteresis in the daily ecosystem metabolism of seagrass. *Hydrobiologia*, 766(1), 75–88. <https://doi.org/10.1007/s10750-015-2444-5>
- Agustí, M., Mesejo, C., & Reig, C. (2020). *Citricultura* (3a ed.). Ediciones Mundi-Prensa.
- Asami, K., Yonezawa, T., Wakamatsu, H., & Koyanagi, N. (1996). Dielectric spectroscopy of biological cells. *Bioelectrochemistry and Bioenergetics*, 40, 141–145. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0302-4598\(96\)05067-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0302-4598(96)05067-2)
- Autodesk Inc. (2014). *Medidor de capacitancia con el Arduino y el Op-amp 741*. Instructables. <https://www.instructables.com/Medidor-de-capacitancia-con-el-arduino-y-el-op-amp/>
- Avgoustaki, D. D., Avgoustakis, I., Corchado Miralles, C., Sohn, J., & Xydis, G. (2022). Autonomous mobile robot with attached multispectral camera to monitor the development of crops and detect nutrient and water deficiencies in vertical farms. *Agronomy*, 12(11), 1–18. <https://doi.org/10.3390/agronomy12112691>
- Basu, S. K., & De, A. K. (2003). Capsicum: historical and botanical perspectives. En A. K. De (Ed.), *Capsicum: the genus capsicum* (p. 296). CRC Press.
- Benner, W. (1974). *Bioelectrical responses of selected horticultural plants upon application of stimuli and certain stresses*. Iowa State University.
- Bergin, A., Carvell, J., & Butler, M. (2022). Applications of bio-capacitance to cell culture manufacturing. *Biotechnology Advances*, 61(June), 108048. <https://doi.org/10.1016/j.biotechadv.2022.108048>
- Blomme, G., Blanckaert, I., Tenkouano, A., & Swennen, R. (2004). Relaciones entre la capacitancia eléctrica y características de las raíces. *Revista Internacional : Bananos y plátanos*, 13, 14–18.
- Burdon-Sanderson, J. S. (1873). *Note on the electrical phenomena, which accompany irritation of the leaf of Dionaea muscipula* (Número 2, pp. 175–183). Proceedings of the Royal Society of London.
- Casseres, E. (1980). *Producción de Hortalizas* (3ra.).
- ClimateData. (2023). *Clima Saltillo (México)*. <https://es.climate-data.org/america-del-norte/mexico/coahuila-de-zaragoza/saltillo-4988/>
- Comparini, D., Masi, E., Pandolfi, C., Sabbatini, L., Dolfi, M., Morosi, S., & Mancuso, S. (2020). Stem electrical properties associated with water stress conditions in olive tree. *Agricultural Water Management*, 234(February). <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106109>
- Contreras Medina, L. M., Macías Bobadilla, I., Melo, D., Caicedo López, L. H., Sáenz de la O, D., Aguirre Becerra, H., García Servín, M., Vázquez Hernández, C., Ortega Torres, A. E., & Rico García, E. (2022). Ejemplos de aplicación de factores de estrés en la agricultura. En *Manejo del estrés vegetal como una estrategia para una agricultura sostenible* (pp. 181–287). Universidad de Almería.
- Darwin, C. (1875). *Insectivorous plants* (J. Murray (ed.); 2a ed.).
- Dean, R. N., & Rane, A. (2010). An improved capacitance measurement technique based of RC

- phase delay. *2010 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference, I2MTC 2010 - Proceedings*, 367–370.
<https://doi.org/10.1109/IMTC.2010.5488213>
- Delfine, S., Tognetti, R., Loreto, F., & Alvino, A. (2002). Physiological and growth responses to water stress in field-grown bell pepper ("Capsicum annuum" L.). *Journal of Horticultural Science and Biotechnology*, 77(6), 697–704.
<https://doi.org/10.1080/14620316.2002.11511559>
- Doorenbos, J., Kassam, A. H., Bentvelsen, C., & Uittenbogaard, G. (1979). Yield response to water. FAO Irrigation and Drainage Paper No. 33. En *Irrigation and Agricultural Development*. FAO.
- El-rayes, M. A., & Ulaby, F. T. (1987). Dielectric Spectrum of Vegetation-Part I : Experimental Observations. *IEEE*, 5.
- Eshbaug, W. H. (2012). The taxonomy of the genus Capsicum. En V. M. Russo (Ed.), *Peppers: botany, production and uses* (pp. 14–28). CAB International.
- Espinosa-Espinosa, J. L., Palacios-Vélez, E., Tijerina-Chávez, L., Ortiz-Solorio, C. A., Exebio-García, A., & Landeros-Sánchez, C. (2018). Factors that affect agricultural production under irrigation conditions: How to measure and study their effect. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 9(2), 175–191. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2018-02-07>
- Fariñas, M. D., Sancho-Knapik, D., Peguero-Pina, J. J., Gil-Peigrín, E., & Gómez Álvarez-Arenas, T. E. (2022). Contact-less, non-resonant and high-frequency ultrasonic technique: Towards a universal tool for plant leaf study. *Computers and Electronics in Agriculture*, 199(March). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107160>
- Farquhar, G. D., Caemmerer, S., & Berry, J. A. (1980). A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *Planta*, 149(1), 78-90–90.
<http://dx.doi.org/10.1007/BF00386231>
- Farquhar, G. D., & Sharkey, T. D. (1982). Stomatal Conductance and Photosynthesis. *Annual Review of Plant Physiology*, 33(1), 317–345.
<https://doi.org/10.1146/annurev.pp.33.060182.001533>
- Figueroa Clemente, M. E. (2007). *Los sumideros naturales de CO₂: una estrategia sostenible entre el cambio climático y el Protocolo de Kyoto desde las perspectivas urbana y territorial* (1a ed.). Universidad de Sevilla, Secretariado de Publicaciones.
- Fromm, J., & Lautner, S. (2007). Electrical signals and their physiological significance in plants. *Plant, Cell and Environment*, 30(3), 249–257. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.2006.01614.x>
- Gurovich, L. A. (2012). Electrophysiology of Woody Plants. En S. Oraili (Ed.), *Electrophysiology - From Plants to Heart* (Número 2009, pp. 1–25). InTech.
<http://www.intechopen.com/books/electrophysiology-from-plants-to-heart/plant-electrophysiology>
- Haines, D. E., & Mihailoff, G. A. (2019). *Principios de neurociencia: Aplicaciones básicas y clínicas* (5a ed.). Elsevier.
- Hayden, R. I., Moyse, C. A., Calder, F. W., Crawford, D. P., & Fensom, D. S. (1969). Electrical impedance studies on potato and alfalfa tissue. *Journal of Experimental Botany*, 20(2), 177–200. <https://doi.org/10.1093/jxb/20.2.177>

- Hernandez-Santana, V., Perez-Arcoiza, A., Gomez-Jimenez, M. C., & Diaz-Espejo, A. (2021). Disentangling the link between leaf photosynthesis and turgor in fruit growth. *Plant Journal*, 107(6), 1788–1801. <https://doi.org/10.1111/tpj.15418>
- Herrera, J. M., Verhulst, N., & Govaerts, B. (2012). Estrategias para la identificación de diversidad genética en rasgos del sistema radicular. En M. Reynolds, A. Pask, D. Mullan, & P. Chávez (Eds.), *Fitomejoramiento fisiológico I: enfoques interdisciplinarios para mejorar la adaptación del cultivo* (pp. 97–108). CIMMYT.
- Jócsák, I., Végvári, G., & Vozáry, E. (2019). Electrical impedance measurement on plants: a review with some insights to other fields. *Theoretical and Experimental Plant Physiology*, 31(3), 359–375. <https://doi.org/10.1007/s40626-019-00152-y>
- Kabir, M. Y., Nambeesan, S. U., & Díaz-Pérez, J. C. (2023). Carbon dioxide and light curves and leaf gas exchange responses to shade levels in bell pepper (*Capsicum annuum* L.). *Plant Science*, 326(June 2022). <https://doi.org/10.1016/j.plantsci.2022.111532>
- Kanoun, O., Kallel, A. Y., & Fendri, A. (2022). Measurement Methods for Capacitances in the Range of 1 pF–1 nF: A review. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 195(December 2021), 111067. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111067>
- Kim, J. J., Allison, L. K., & Andrew, T. L. (2019). Vapor-printed polymer electrodes for long-term, on-demand health monitoring. *Science Advances*, 1. <https://doi.org/https://doi.org/10.1126/sciadv.aaw0463>
- Kong, D.-X., Li, Y.-Q., Wang, M.-L., Bai, M., Zou, R., Tang, H., & Wu, H. (2016). Effects of light intensity on leaf photosynthetic characteristics, chloroplast structure, and alkaloid content of *Mahonia bodinieri* (Gagnep.) Laferr. *Acta Physiol Plant*, 38(120). <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11738-016-2147-1>
- Landsberg, J., & Waring, R. (2016). Water relations in tree physiology: Where to from here? *Tree Physiology*, 37(1), 18–32. <https://doi.org/10.1093/treephys/tpw102>
- Lautner, S., Grams, T. E. E., Matyssek, R., & Fromm, J. (2005). Characteristics of electrical signals in poplar and responses in photosynthesis. *Plant Physiology*, 138(4), 2200–2209. <https://doi.org/10.1104/pp.105.064196>
- LI-COR Inc. (2024). *Support: LI-6400XT Portable Photosynthesis System*. System Description. <https://www.licor.com/env/support/LI-6400/topics/system-description.html#Equation>
- Long, S. P., & Bernacchi, C. J. (2003). Gas exchange measurements, what can they tell us about the underlying limitations to photosynthesis? Procedures and sources of error. *Journal of Experimental Botany*, 54(392), 2393–2401. <https://doi.org/10.1093/jxb/erg262>
- McBride, R., Candido, M., & Ferguson, J. (2008). Estimating root mass in maize genotypes using the electrical capacitance method. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 54(2), 215–226. <https://doi.org/10.1080/03650340701790658>
- Morales-Fernández, S. D., Moreno-Velázquez, D., Trinidad-De Jesús, S., Vázquez-Cruz, F., Ibáñez-Martínez, A., & Tobar-Reyes, J. R. (2020). Fenología y contenido de capsaicinoides en chile producidos en condiciones de invernadero. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 11(3), 663–675. <https://doi.org/10.29312/remexca.v11i3.2159>
- Moreno Pérez, E. del C., Mora Aguilar, R., Sánchez Del Castillo, F., & García-Pérez, V. (2011). Fenología y rendimiento de híbridos de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L.) cultivados

- en hidroponía. *Revista Chapingo, Serie Horticultura*, 17, 5–18.
- Murphy, J. T., Ham, J. M., & Owensby, C. E. (2014). *Design and Testing of a Novel Gas Exchange Chamber 1*. 2(July), 34–46. <https://doi.org/10.14662/ARJASR2014.016>
- Postic, F., & Doussan, C. (2016). Benchmarking electrical methods for rapid estimation of root biomass. *Plant Methods*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/S13007-016-0133-7>
- Quemada, C., Pérez-Escudero, J. M., Gonzalo, R., Ederra, I., Santesteban, L. G., Torres, N., & Iriarte, J. C. (2021). Remote sensing for plant water content monitoring: A review. *Remote Sensing*, 13(11), 1–37. <https://doi.org/10.3390/rs13112088>
- Redondo Quintela, F., & Redondo Melchor, R. C. (2019). *Electrostática y corriente eléctrica para ingenieros*. STS EDICIONES.
- Rivera-Méndez, Y. D., & Romero, H. M. (2017). Fitting of photosynthetic response curves to photosynthetically active radiation in oil palm. *Agronomía Colombiana*, 35(3), 323–329. <https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v35n3.63119>
- Rodriguez-Dominguez, C. M., Forner, A., Martorell, S., Choat, B., Lopez, R., Peters, J. M. R., Pfautsch, S., Mayr, S., Carins-Murphy, M. R., McAdam, S. A. M., Richardson, F., Diaz-Espejo, A., Hernandez-Santana, V., Menezes-Silva, P. E., Torres-Ruiz, J. M., Batz, T. A., & Sack, L. (2022). Leaf water potential measurements using the pressure chamber: Synthetic testing of assumptions towards best practices for precision and accuracy. *Plant Cell and Environment*, 45(7), 2037–2061. <https://doi.org/10.1111/pce.14330>
- Sánchez del Castillo, F., Moreno-Pérez, E. C., Clemente Reséndiz-Melgar, R., Colinas-León, M. T., & Rodríguez Pérez, J. E. (2017). Producción de pimiento morrón (*Capsicum annuum* L.) en ciclos cortos. *Agrociencia*, 51(4), 437–446. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=30251182006%0ACómo>
- Santamaría-del-angel, E., Millan-Nuñez, R., Gonzalez-Silvera, A., & Cajal-Medrano, R. (2005). Producción Primaria Fitoplanctónica. *Manuales del cuerpo Académico de Ecología del Fitoplancton de la Facultad de Ciencias Marinas de la Universidad Autónoma de Baja California*, 41. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4721.3604>
- Serôdio, J., Moreira, D., Bastos, A., Cardoso, V., Frommlet, J., & Frankenbach, S. (2022). Hysteresis light curves: a protocol for characterizing the time dependence of the light response of photosynthesis. *Photosynthesis Research*, 154(1), 57–74. <https://doi.org/10.1007/s11120-022-00954-3>
- Stinziano, J. R. (2017). *The rapid A – C i response : photosynthesis in the phenomic era*. 1256–1262. <https://doi.org/10.1111/pce.12911>
- Surowiec, I., & Scholz, J. (2023). Capacitance sensors in cell-based bioprocesses: online monitoring of biomass and more. *Current Opinion in Biotechnology*, 83, 102979. <https://doi.org/10.1016/j.copbio.2023.102979>
- Taiz, L., & Zeiger, E. (2010). *Plant physiology* (5a ed.). Sinauer Associates.
- The Globe Program. (2018). *Köppen-Geiger Climate Classification Category Descriptions*. 1–5.
- Tran, D., Dutoit, F., Najdenovska, E., Wallbridge, N., Plummer, C., Mazza, M., Raileanu, L. E., & Camps, C. (2019). Electrophysiological assessment of plant status outside a Faraday cage using supervised machine learning. *Scientific Reports*, 9(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53675-4>

- Turner, N. C. (1981). Techniques and experimental approaches for the measurement of plant water status. *Plant and soil*, 58, 339–366. https://www.researchgate.net/profile/Neil-Turner-3/publication/225971540_Measurement_of_plant_water_status_by_the_pressure_chamber_technique/links/00b7d52c40ff285d95000000/Measurement-of-plant-water-status-by-the-pressure-chamber-technique.pdf
- UNESCO. (2023). *Alianzas y cooperación por el agua Resumen ejecutivo*. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000384657_spa
- Yan, X., Wang, Z., Huang, L., Wang, C., Hou, R., Xu, Z., & Qiao, X. (2009). Research progress on electrical signals in higher plants. *Progress in Natural Science*, 19(5), 531–541. <https://doi.org/10.1016/j.pnsc.2008.08.009>
- Yuge, K., Hamagami, K., & Shinogi, Y. (2010). Relationship between plant Bioelectrical Potential and Water consumption environment. *Journal of the Faculty of Agriculture, Kyushu University*, 55(2), 365–370. <https://doi.org/10.5109/18853>
- Zhang, M. I. N., & Willison, J. H. M. (1991). Electrical Impedance Analysis In Plant Tissues: A Double Shell Model. *Journal of Experimental Botany*, 44(8), 1369–1375. <https://doi.org/10.1093/jxb/44.8.1369>
- Zhou, H., Zhou, G., He, Q., Zhou, L., Ji, Y., & Lv, X. (2021). Capability of leaf water content and its threshold values in reflection of soil–plant water status in maize during prolonged drought. *Ecological Indicators*, 124, 107395. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107395>

ANEXOS

Código para análisis y comparación de variables en curvas A-Ci:

```
#Llamado de librerías
```

```
library(ggplot2) # Para crear gráficos.
```

```
library(GGally) # Para crear gráficos de pares y análisis exploratorio de datos.
```

```
library(dplyr) # Para manipulación de datos.
```

```
library(readxl) # Para leer archivos Excel.
```

```
library(rpart) # Para crear árboles de decisión.
```

```
library(rpart.plot) # Para graficar árboles de decisión.
```

```
library(caret) # Para entrenamiento y evaluación de modelos.
```

```
# Establecer el directorio de trabajo
```

```
setwd("C:/Users/lenovo/OneDrive/Documentos/MC Agroplasticultura/Tesis_MAP - Ismael Mateos Hernández/5_Datos/5_Análisis")
```

```
#setwd() establece el directorio de trabajo donde se encuentran los archivos de datos.
```

```
#El directorio de trabajo se cambia al especificado.
```

```
#Facilita el acceso a los archivos de datos necesarios. Evita tener que especificar rutas completas cada vez que se lee un archivo.
```

```
# Leer los datos desde Excel
```

```
d <- read_excel("Curvas.xlsx", sheet = "A-Ci", range = paste0("A1:P181"))
```

```
#read_excel() lee datos desde un archivo Excel.
```

```
#Los datos del rango especificado se cargan en el dataframe d.
```

```
#Importación de datos. Permite trabajar con datos externos almacenados en Excel.
```

```
#Seleccionar datos
```

```
dx <- d %>% select(BioCap, Déficit, Photo, Cond, CO2R, Ci, Tleaf, Tair)
```

```
dx
```

```
range(dx$Déficit)
```

```
res_def <- summary(dx$Déficit)
```

```
res_def
```

```
#dx$Déficit <- factor(dx$Déficit)
```

```

#dx$CO2<-factor(dx$CO2)
categorias_def<-c(0, 0.2, 0.4,0.6)
label_def<-c("Control", "D-leve","moderado")
Def_cat<-cut(dx$Déficit, categorias_def, label_def)
dx$Def_cat<-Def_cat

#select() selecciona columnas específicas; summary() proporciona un resumen estadístico;
factor() convierte una variable en un factor; cut() categoriza los datos.
#Se seleccionan y manipulan columnas específicas de los datos, se resumen y se categoriza la
variable Déficit.
# Preprocesamiento de datos. Facilita el análisis y la visualización de datos, y prepara los datos
para modelado.

#Comparación de variables
G1 <- ggpairs(dx, mapping = aes(color = Def_cat))
# Ajustar las fuentes de las etiquetas de los ejes y títulos
G1 <- G1 + theme(
  strip.text = element_text(size = 12, face = "bold"), # Títulos de las facetas en negrita y tamaño
12
  axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"), # Etiquetas de los ejes en negrita y tamaño 12
  axis.text = element_text(size = 10, face = "bold") # Texto de los ejes en negrita y tamaño 10
)
# Mostrar el gráfico ajustado
print(G1)

# ggpairs() crea gráficos de pares.
#Se generan gráficos exploratorios de las variables.
#Análisis exploratorio de datos (EDA). Permite visualizar relaciones entre variables.

#Crear datos para entrenamiento
# Elimina las filas con valores NA
dz <- na.omit(dx)

# Crea el índice para dividir los datos en conjuntos de entrenamiento y validación

```

```

index <- createDataPartition(dz$Def_cat, p = 0.7, list = FALSE)

# Divide los datos en conjuntos de entrenamiento y validación
train <- dz[index, ]
val <- dz[-index, ]

# Elimina la columna "Déficit" de dz
dz$Déficit <- NULL

#na.omit() elimina filas con valores NA; createDataPartition() crea particiones de datos.
#Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento y validación.
#Preparación de datos para modelado. Separa los datos para entrenamiento y evaluación del
modelo.

#Crear árbol de decisión
control<-rpart.control(maxdepth = 20, minsplit = 20)
mod1<-rpart(data = dz,
             formula = Def_cat~.,
             method = "class",
             control = control)
mod1
rpart.plot(mod1)

#rpart() crea un modelo de árbol de decisión; rpart.plot() grafica el árbol.
#Se crea y visualiza un árbol de decisión.
# Modelado predictivo. Permite hacer predicciones y entender la importancia de las variables.

#Crear predicción y evaluación del modelo
P<-predict(mod1, newdata = val,type="class")
P
Pf<-factor(P)
levels(Pf)
levels(Pf)
levels(val$Def_cat)

```

```
CM<-confusionMatrix(reference = Pf, data = val$Def_cat)
```

```
CM
```

```
#predict() realiza predicciones; confusionMatrix() evalúa el desempeño del modelo.
```

```
#Se obtienen predicciones y se evalúa el modelo.
```

```
#Evaluación de modelos predictivos. Determina la precisión y efectividad del modelo.
```

```
#Visualizar la importancia de las variables
```

```
rpart.plot(mod1, cex = 0.7, extra = 104, under = T)
```

```
plot(mod1$variable.importance)
```

```
plot(varImp(mod1, scale=T))
```

```
Importancia<-mod1$variable.importance
```

```
var.imp<-as.data.frame(Importancia)
```

```
var.imp$Variables<-rownames(var.imp)
```

```
row.names(var.imp)<-NULL
```

```
var.imp
```

```
G3<-ggplot(data = var.imp)+geom_col(aes(x=Variables, y=Importancia))
```

```
G3
```

```
#plot() visualiza la importancia de variables; ggplot() crea un gráfico de barras.
```

```
#Se visualiza la importancia de las variables del modelo.
```

```
#Interpretación de modelos. Identifica qué variables son más importantes para el modelo predictivo.
```

```
# Calcular la suma total de importancias
```

```
total_importancia <- sum(var.imp$Importancia)
```

```
# Normalizar las importancias
```

```
var.imp$Importancia_normalizada <- (var.imp$Importancia / total_importancia) * 100
```

```
# Mostrar el dataframe con las importancias normalizadas en la consola
```

```
print(var.imp)
```

Código para análisis y comparación de variables en curvas A-PAR:

```
#Llamado de librerías
```

```
library(ggplot2)
```

```
library(GGally)
```

```
library(dplyr)
```

```
library(readxl)
```

```
library(rpart)
```

```
library(rpart.plot)
```

```
library(caret)
```

```
# Establecer el directorio de trabajo
```

```
setwd("C:/Users/lenovo/OneDrive/Documentos/MC Agroplasticultura/Tesis_MAP - Ismael Mateos  
Hernández/5_Datos/5_Análisis")
```

```
# Leer los datos desde Excel
```

```
d <- read_excel("Curvas.xlsx", sheet = "A-PAR", range = paste0("A1:L300"))
```

```
dx<-d%>%select(BioCap, Déficit,PAR,Photo,Cond,VpdL_kPa,Tleaf,Tair)
```

```
dx
```

```
range(dx$Déficit)
```

```
res_def<-summary(dx$Déficit)
```

```
res_def
```

```
#dx$Déficit<-factor(dx$Déficit)
```

```
#dx$PAR<-factor(dx$PAR)
```

```
categorias_def<-c(0, 0.2, 0.4,0.6)
```

```
label_def<-c("Control", "D-leve","D-moderado")
```

```
Def_cat<-cut(dx$Déficit, categorias_def, label_def)
```

```
dx$Def_cat<-Def_cat
```

```
G1 <- ggpairs(dx, mapping = aes(color = Def_cat))
```

```
G1 <- G1 + theme(
```

```
  strip.text = element_text(size = 12, face = "bold"), # Títulos de las facetas en negrita y tamaño  
  12
```

```
  axis.title = element_text(size = 12, face = "bold"), # Etiquetas de los ejes en negrita y tamaño 12
```

```

axis.text = element_text(size = 10, face = "bold") # Texto de los ejes en negrita y tamaño 10
)
print(G1)

dz<-na.omit(dx)

index<-createDataPartition(dz$Def_cat, p=0.7, list = F)
train<-dz(index,)
val<-dz(-index,)

dz$Déficit<-NULL

control<-rpart.control(maxdepth = 20, minsplit = 20)
mod1<-rpart(data = dz,
             formula = Def_cat~.,
             method = "class",
             control = control)
mod1
rpart.plot(mod1)
P<-predict(mod1, newdata = val,type="class")
P
Pf<-factor(P)
levels(Pf)
levels(Pf)
levels(val$Def_cat)
CM<-confusionMatrix(reference = Pf, data = val$Def_cat)
CM

rpart.plot(mod1, cex = 0.7, extra = 104, under = T)

plot(mod1$variable.importance)
plot(varImp(mod1, scale=T))
var<-mod1$variable.importance

```

```
var.imp<-as.data.frame(var)
var.imp$Names<-rownames(var.imp)
row.names(var.imp)<-NULL
var.imp
G3<-ggplot(data = var.imp)+geom_col(aes(x=Names, y=var))
G3
```