

Informe ID21I10297

M. Abel Herrera y Francisco Zambrano

2025-04-01

Tabla de contenidos

Acerca del Informe	10
Prefacio	11
Introducción	12
I Materiales y método	14
1 Área de estudio	15
2 Tratamientos de riego deficitario	16
3 Data	18
3.1 Potencial hídrico xilemático y fluorescencia	18
3.2 Cosecha y evaluación de producción y calidad de la fruta	19
3.3 Sentinel 2	20
4 Predictores espacio-temporales	21
4.1 Variables meteorológicas	21
4.1.1 Temperatura	21
4.1.2 Humedad Relativa	22
4.1.3 Déficit de presión de vapor (VPD)	22
4.1.4 Evapotranspiración de referencia (ET0)	22
4.1.5 Precipitación	22
4.1.6 Temporada 2022-2023	28
4.1.7 Temporada 2023-2024	28
4.2 Índices vegetacionales	28
5 Modelado espacial diario de Ψ_s	29
5.1 Modelos de machine learning	29
5.2 Evaluación e importancia de los modelos	30

II Producción	32
6 Producción	33
6.1 Peso total	33
7 Por tratamiento	34
8 Por temporada	35
8.1 Rendimiento	35
9 Por tratamiento	36
10 Por temporada	37
10.1 Densidad	37
11 Por tratamiento	38
12 Por temporada	39
13 Calidad	40
13.1 Apariencia	40
13.1.1 Peso	40
14 Por tratamiento	41
15 Por temporada	42
15.0.1 Diametro	42
16 Por tratamiento	43
17 Por temporada	44
17.1 Color	44
18 Por tratamiento	45
19 Por temporada	46
19.1 Contenido de azucar	46
20 Por tratamiento	47
21 Por temporada	48
21.1 Daño	48
22 Por tratamiento	49
23 Por temporada	50

III Parámetros fisiológicos	51
24 Parámetros fisiológicos	52
24.1 Fluorescencia	52
25 Series temporales	53
26 Distribución por mes	54
26.1 Potencial	54
27 Series temporales	56
28 Distribución por mes	57
28.1 LAI	57
29 Series temporales	59
30 Distribución por mes	60
31 Curvas Presión-volumen	61
31.1 La Esperanza	62
32 Tratamiento 0 (control)	63
33 Tratamiento 4	66
33.1 Rio Claro	68
34 Tratamiento 0 (control)	69
35 Tratamiento 1	72
36 Tratamiento 2	75
37 Tratamiento 3	77
38 Tratamiento 4	80
39 Referencias	83
40 Punto de pérdida de turgor	84
IV Preprocesamiento de datos de turgor	86
41 Clustering	90
41.1 La Esperanza	90

42 T1 (2022-2023)	91
43 T2 (2022-2023)	93
44 T3 (2022-2023)	95
45 T4 (2022-2023)	97
46 T1 (2023-2024)	99
47 T2 (2023-2024)	101
48 T3 (2023-2024)	103
49 T4 (2023-2024)	105
49.1 Rio Claro	106
50 T1 (2022-2023)	107
51 T2 (2022-2023)	109
52 T3 (2022-2023)	111
53 T4 (2022-2023)	113
54 T1 (2023-2024)	115
55 T2 (2023-2024)	117
56 T3 (2023-2024)	119
57 T4 (2023-2024)	121
58 Limpieza de datos: eliminación de clusters	123
58.1 La Esperanza	123
59 T1 (2022-2023)	124
60 T2 (2022-2023)	126
61 T3 (2022-2023)	128
62 T4 (2022-2023)	130
63 T1 (2023-2024)	132
64 T2 (2023-2024)	134

65 T3 (2023-2024)	136
66 T4 (2023-2024)	138
66.1 Rio Claro	139
67 T1 (2022-2023)	140
68 T2 (2022-2023)	142
69 T3 (2022-2023)	144
70 T4 (2022-2023)	146
71 T1 (2023-2024)	148
72 T2 (2023-2024)	149
73 T3 (2023-2024)	151
74 T4 (2023-2024)	153
75 Estandarización de clusters	155
75.1 La Esperanza	155
76 T1 (2022-2023)	156
77 T2 (2022-2023)	158
78 T3 (2022-2023)	160
79 T4 (2022-2023)	162
80 T1 (2023-2024)	164
81 T2 (2023-2024)	166
82 T3 (2023-2024)	168
83 T4 (2023-2024)	170
83.1 Rio Claro	171
84 T1 (2022-2023)	172
85 T2 (2022-2023)	174
86 T3 (2022-2023)	176

87 T4 (2022-2023)	178
88 T1 (2023-2024)	180
89 T2 (2023-2024)	181
90 T3 (2023-2024)	183
91 T4 (2023-2024)	185
92 Datos preprocesados	187
92.1 A nivel de unidad	187
92.1.1 La Esperanza	187
93 T1 (2022-2023)	188
94 T2 (2022-2023)	191
95 T3 (2022-2023)	194
96 T4 (2022-2023)	197
97 T1 (2023-2024)	200
98 T2 (2023-2024)	203
99 T3 (2023-2024)	206
100T4 (2023-2024)	209
100.0.1 Rio Claro	211
101T1 (2022-2023)	212
102T2 (2022-2023)	215
103T3 (2022-2023)	218
104T4 (2022-2023)	221
105T1 (2023-2024)	224
106T2 (2023-2024)	226
107T3 (2023-2024)	229

108T4 (2023-2024)	232
108.1A nivel de tratamiento	234
108.1.1 La Esperanza	234
109T1 (2022-2023)	235
110T2 (2022-2023)	236
111T3 (2022-2023)	237
112T4 (2022-2023)	238
113T1 (2023-2024)	239
114T2 (2023-2024)	240
115T3 (2023-2024)	241
116T4 (2023-2024)	242
117T1 (2022-2023)	243
118T2 (2022-2023)	244
119T3 (2022-2023)	245
120T4 (2022-2023)	246
121T1 (2023-2024)	247
122T2 (2023-2024)	248
123T3 (2023-2024)	249
124T4 (2023-2024)	250
V Modelo de potencial y SatOri	251
125Modelos predictivos de potencial	252
126SatOri	254
126.1Descripción general	254
126.2Diseño de la aplicación	254
126.2.1 Funcionamiento de la aplicación	254
126.3Dashboard de la plataforma	255

126.4Acceso a la plataforma	256
References	257

Acerca del Informe

Reporte general del proyecto ID21I10297, financiado por la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID) por medio del proyecto FONDEF IDEA 2021.

Este proyecto estuvo a cargo del director Dr. Francisco Zambrano Bigiarini de la Universidad Mayor.

Investigadores que participaron en el proyecto:

- Dr. Francisco Zambrano - Director - Centro Hemera UMayor
- Dra. Andrea Miyasaka Almeyda - Directora Alterna - Centro CGB UMayor
- Dr. Felipe de La Hoz - Investigador - Externo
- Paulina Vidal - Investigadora - Centro Hemera UMayor
- Idania Briceño - Investigadora - Centro Hemera UMayor

Además, trabajaron como asistentes de investigación los siguientes profesionales:

- Jesica Garrido - Centro Hemera UMayor
- Abel Herrera - Centro Hemera UMayor

Prefacio

Este informe presenta metodología y los resultados obtenidos en el marco del proyecto FONDEF ID21I10297. En este proyecto se desarrolló **SatOri**, una aplicación para la optimización de riego en frutales. La que contribuye a la adaptación al cambio climático de la agricultura chilena.

SatOri desarrolló un modelo para la estimación espacial con frecuencia diaria del potencial hídrico xilemático (Ψ_x). El Psi_x permite monitorear la respuesta de la planta a las condiciones medio ambientales y de abastecimiento hídrico. Se utilizaron algoritmos de machine learning, datos meteorológicos y de imágenes satelitales Sentinel-2, para el desarrollo del modelo.

Por otra parte, **SatOri** calcula el nivel de Psi_x mínimo que pueden alcanzar los árboles. De esta manera establece un semáforo de acuerdo a este umbral y a los resultados del modelo. Indicando al agricultor cuánto es el tiempo de riego que debe suministrar cada sector, para que no se vea afectado el aparato fotosintético de la planta y así no haya merma en la producción y calidad de la fruta.

Introducción

El cambio global ha provocado una intensificación de la sequía en distintas áreas del mundo. Entre ellas, Chile Central se caracteriza por presentar un evento de Mega Sequía con pocos análogos en los últimos milenios, registrando desde el 2010 una secuencia ininterrumpida de años con déficits de lluvia promedio de un 20-40% (Garreaud et al. 2020). Este tipo de fenómenos puede llegar a tener importantes impactos en la disponibilidad de agua en cantidad y calidad necesaria para actividades agrícolas, pudiendo repercutir de manera significativa sobre factores sociales y económicos (Garreaud et al. 2020; Peña-Guerrero et al. 2020). Ante este escenario, se requieren estrategias de gestión del agua más eficientes que permitan a los productores agrícolas adaptarse a la variabilidad climática (Hurlbert y Gupta 2017).

En este contexto, el riego deficitario controlado (RDC) ha sido identificado como una estrategia eficaz para optimizar el uso del agua en cultivos perennes como los frutales, donde las opciones de adaptación son limitadas (Pechan et al. 2023). Esta práctica permite reducir el consumo hídrico sin afectar significativamente la producción ni la calidad de la cosecha, mejorando la eficiencia del recurso disponible (Victor Blanco et al. 2019; López-Olivari y Ortega-Klose 2021). Entre los frutales de exportación, el cerezo es el segundo producto de mayor valor en la agroindustria chilena, con más de 25.000 hectáreas bajo riego y un mercado aproximado de 1.560 millones de dólares (Carrasco-Benavides, Antunez-Quilobrán, et al. 2020; González 2022). La optimización del riego en este cultivo es fundamental para mejorar la sostenibilidad del sector y mantener su competitividad a nivel internacional. Para ello, el potencial hídrico del xilema (Ψ_s) —medido a mediodía (Ψ_s)— se ha establecido como un indicador confiable del estado hídrico de la planta, reflejando tanto las condiciones del suelo como la demanda atmosférica y la respuesta fisiológica del cultivo (Moriana et al., 2012; Naor, 2000). Su medición tradicional, mediante cámaras de presión (Scholander et al., 1964), es laboriosa y poco escalable, lo que ha impulsado el desarrollo de métodos alternativos basados en sensores remotos y modelos predictivos (Jones, 2004).

Avances recientes en teledetección y aprendizaje automático han permitido estimar indirectamente el Ψ_s mediante el uso de datos espectrales y meteorológicos, ofreciendo una solución escalable para el manejo del riego en tiempo real (Carrasco-Benavides et al., 2022; Garofalo et al., 2023; Savchik et al., 2024). Satélites como Sentinel-2 (S2), con su alta resolución espacial y frecuencia de revisita, permiten monitorear el estado hídrico de los cultivos a través de índices espectrales y térmicos, que actúan como proxies del estrés hídrico (Addabbo et al., 2016; Jamshidi et al., 2021; Zhang et al., 2017). Estudios recientes han demostrado la viabilidad de predecir el Ψ_s en cultivos como almendros, olivos y cerezos mediante algoritmos de machine learning, como Random Forest y redes neuronales, alcanzando precisiones variables según las

condiciones ambientales y las técnicas empleadas (Savchik et al., 2024; Garofalo et al., 2023; Carrasco-Benavides et al., 2022).

La presente investigación tiene como objetivo principal desarrollar un prototipo de servicio web (SatOri) para la optimización del riego en cerezo, integrando datos de Sentinel-2 y estaciones meteorológicas para predecir la variación espaciotemporal del Ψ_s . Para ello, se plantean los siguientes objetivos específicos: (i) evaluar tres algoritmos de machine learning (Random Forest, XGBoost y SVM) utilizando estrategias de validación temporal y espacial; (ii) implementar el modelo de mejor desempeño en una plataforma web que entregue recomendaciones de riego en tiempo real; y (iii) evaluar la respuesta de los cerezos a distintos tratamientos de RDC mediante el monitoreo de parámetros fisiológicos (Ψ_s , conductancia estomática), variables productivas (rendimiento) y calidad de fruta (calibre, apariencia, sólidos solubles). Este enfoque integral no solo busca mejorar la sostenibilidad del recurso hídrico, sino también validar estrategias de RDC que mantengan la competitividad del sector cerecero frente a los desafíos climáticos actuales.

Parte I

Materiales y método

1 Área de estudio

El estudio se llevó a cabo en cultivos de cerezos (*Prunus avium* L., variedad Regina) ubicados en dos predios pertenecientes a la propiedad de la compañía [Garcés Fruit](#): campos “La Esperanza” y “Río Claro” (ambos ubicados en la Región O’ Higgins; Figura 1.1a y Figura 1.1b). En cada uno de ellos se seleccionó una parcela, la cual fue a su vez subdividida en 5 grupos. Esta unidad experimental estuvo constituida por 40 árboles agrupados en 8 filas y 5 columnas (400 m²). Todas las unidades presentaron las mismas condiciones de fertilización, poda, control de malezas y de plagas, las cuales se ajustaron a los estándares y prácticas habituales de Garcés Fruit, siendo la principal diferencia entre ellos el tratamiento de irrigación aplicado.

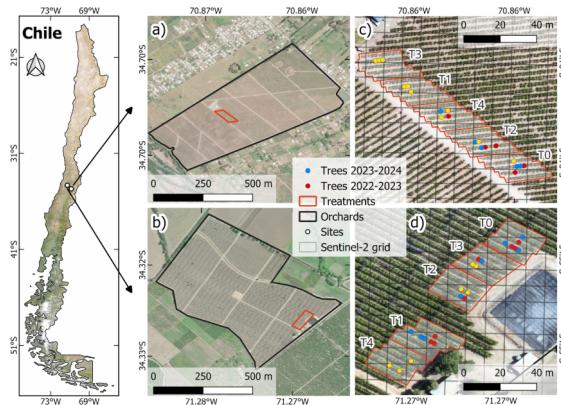


Figura 1.1: Área de estudio. El mapa a la izquierda muestra la ubicación de los huertos en la región central de Chile. Los mapas a la derecha muestran los huertos en (a) Rio Claro y (b) La Esperanza, y (c) y (d) representan los tratamientos de riego (T0, T1, T2, T3, T4). Los puntos rojos y azules representan los árboles experimentales seleccionados para las temporadas 2022-2023 y 2023-2024, respectivamente, mientras que los puntos amarillos indican los árboles seleccionados para ambas temporadas.

2 Tratamientos de riego deficitario

Para aumentar la variabilidad del estado hídrico de las plantas, se implementaron cinco tratamientos diferentes de reposición de riego en cada huerto. La cantidad de riego se gestionó utilizando el ET0 y Ψ_s como referencias. Los tratamientos de riego fueron T1, T2, T3 y T4, siendo T1 el menos restrictivo y T4 el más restrictivo en cuanto al suministro de agua (Figura 1.1c y Figura 1.1d). Además, se estableció un tratamiento control (T0), el cual recibió el riego estándar proporcionado por el productor local. Cada parcela de tratamiento contuvo 60 árboles y abarcó un área de 0.048 ha. Los tratamientos se aplicaron durante las temporadas consecutivas de crecimiento 2022–2023 y 2023–2024. No obstante, en la segunda temporada no se aplicaron los tratamientos T1 a T4 en La Esperanza, ya que los resultados obtenidos en la temporada anterior no mostraron un impacto significativo de los tratamientos de restricción hídrica. La Figura 2.1 ilustra la profundidad acumulada de agua (mm) para cada tratamiento durante el riego, así como el porcentaje relativo a ET0.

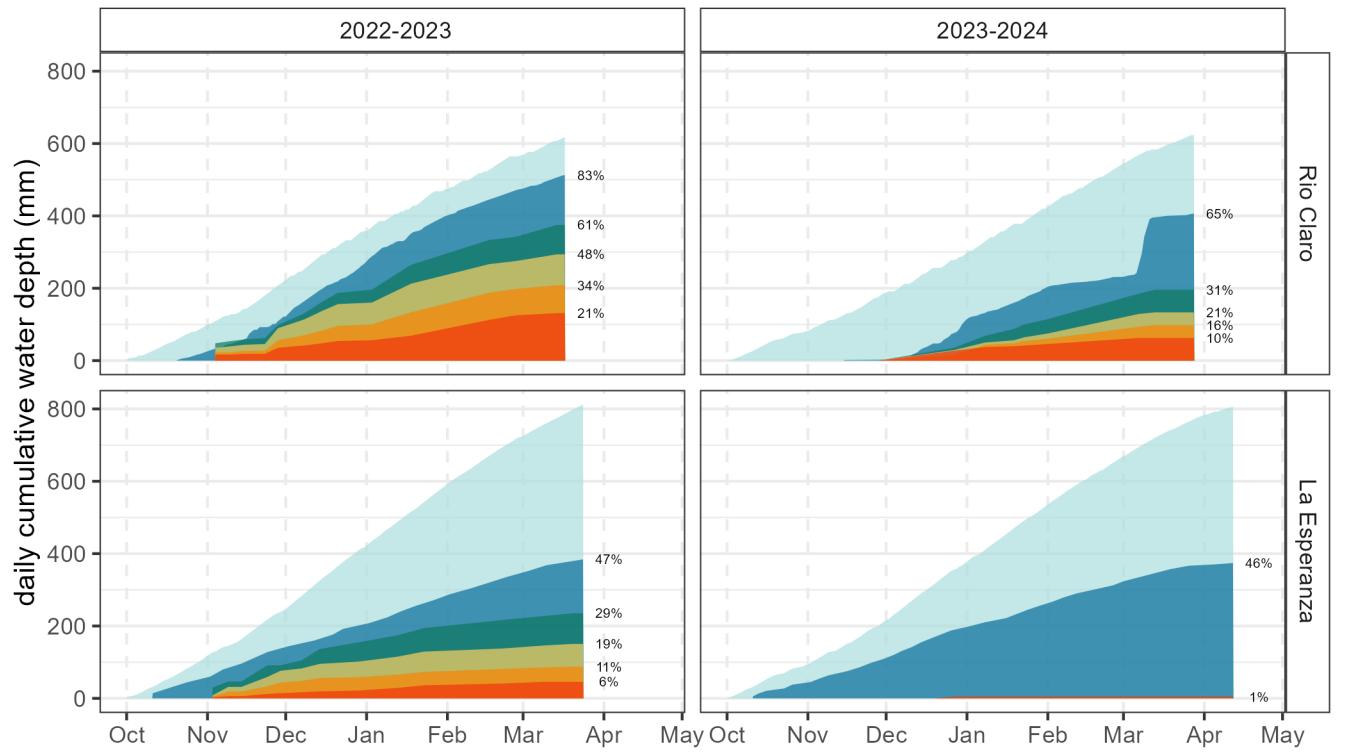


Figura 2.1: Variación de la profundidad acumulada diaria de agua (mm) aplicada por riego por tratamiento en comparación con la evapotranspiración de referencia (ET0). El punto de inicio para la acumulación de ET0 corresponde al primer día de riego para cada huerto y temporada.

3 Data

3.1 Potencial hídrico xilemático y fluorescencia

Posterior a la instalación del sistema de riego diferenciado, se seleccionaron 3 árboles por tratamiento (un total de 15 árboles por campo), teniendo en consideración el efecto de borde, esto con el propósito de monitorear en el tiempo el estatus hídrico de cada planta (3 réplicas por tratamiento). Para ello se emplearon 2 indicadores: (1) Potencial hídrico xilemático al mediodía; cuyas mediciones son consideradas el proxy más preciso del estado hídrico para los cerezos dulces (Víctor Blanco et al. 2019; Victor Blanco et al. 2019; Carrasco-Benavides, Meza, et al. 2020; Carrasco-Benavides, Antunez-Quilobrán, et al. 2020; E et al. 2023). (2) Fluorescencia; el cual constituye un indicador de eficacia de la actividad e integridad de la fotosíntesis y el contenido de la clorofila; lo que permite estudiar mecanismos de respuesta ante condiciones de estrés hídrico (Linke, Herppich, y Geyer 2010; Jiménez-Suancha, S., y Balaguera-López 2015).

Para medición de los indicadores anteriormente mencionados se realizaron visitas quincenales a cada campo. En lo que respecta a la medición del potencial hídrico xilemático (Ψ_s), la misma se realizó sobre muestras de hojas colectadas entre 12:00-14:00 h provenientes de cada una de los 15 árboles monitoreados. En cada caso, se seleccionaron hojas maduras y en buen estado, ubicadas en el tercio medio del árbol, con orientación este y cercanas al tronco (McCutchan y Shackel 2019; Marsal et al. 2010; Víctor Blanco et al. 2019). Antes de ser cortadas, cada una de ellas fue envuelta por un período de 30 min en bolsas de papel de aluminio, a modo de lograr bloquear la transpiración y la radiación solar. Posterior a este período, cada hoja fue cortada por el pecíolo y colocada al interior de la cámara Scholander conectada a un cilindro de nitrógeno (Modelo 3000, Soil Moisture Equipment, Santa Barbara, CA, EEUU), donde se aplicó presión negativa hasta observar gotas de agua en el extremo del pecíolo cortado, registrándose la cantidad de megapascales (MPa) necesarios para extraer la primera gota de jugo xilemático.

En lo que respecta a la medición de la fluorescencia, se usó el fluorómetro PAR-FluorPen FP 110/D (PSI, Czech), empleando el método de transitorios de fluorescencia OJIP. Este método permitió obtener diferentes parámetros de rendimiento cuántico de la actividad fotosintética en el PSII y evaluar el potencial impacto del riego deficitario sobre este proceso (Küpper et al. 2019). Para obtener una medida de los parámetros de fluorescencia de la clorofila, el fluorómetro consta de un medidor de luz integrado para lecturas digitales directas de la radiación

fotosintéticamente activa en el rango 400 a 700 nm. Para lograr una emisión de fluorescencia roja, es necesario exponer a la luz, hojas que previamente se encontraban adaptadas a la oscuridad (Moreno, Vela, y O Salcedo Alvarez 2008). Con este fin, el equipo consta de unos dispositivos o “clips”, que se colocan en la hoja previamente y que permiten bloquear todo acceso de luz a una porción de la misma. En nuestro caso, se utilizaron 4 clips por árbol del muestreo, los cuales fueron colocados entre las 11:00-13:00 h, seleccionando hojas que se encontrasen maduras, en buen estado, dentro del tercio medio del árbol y orientadas directamente al sol. Pasado el período de adaptación a la oscuridad (20 minutos), se procedió a hacer las mediciones directas con el fluorómetro, el cual dispone de una memoria interna que permite almacenar los datos de manera secuencial. A efecto de los análisis se utilizaron los siguientes indicadores: Fv/Fm o Φ_{P_0} (máxima eficiencia quántica del Fotosistema II), Fo (valor mínimo de fluorescencia) y Fv/Fo (razón entre fluorescencia máxima y mínima)

3.2 Cosecha y evaluación de producción y calidad de la fruta

Las cosechas se llevaron a cabo siguiendo el cronograma y la planificación de Garcés Fruit. Las mismas se realizaron el 12/12 del 2022 y 2023 en el campo La Esperanza y el 21/12 del 2022 en el campo Río Claro. En ambos casos, se recolectó la totalidad de los frutos de los 15 árboles que componían el muestreo (3 réplicas por tratamiento). El total de la frutas producidas por cada árbol fueron pesadas en campo mediante el empleo de una balanza digital modelo ACS-30 LED (peso máximo 30 Kg). Posteriormente, utilizando una balanza electrónica modelo SF-400 (peso máximo 10kg) , se colectó al azar el equivalente de un 1kg de cerezas por cada árbol, los cuales fueron almacenados en envases plásticos y refrigerados en coolers para su posterior traslado al laboratorio. El resto de las muestras de cada árbol fueron examinadas de manera meticulosa en su totalidad, contabilizando aquellas cerezas que presentarán deformaciones y defectos en su forma o superficie, tales como pitting, pudrición, fisuras pronunciadas, sobremaduración, daños en la piel, palidez y frutos dobles. Se guardó registro fotográfico de las cerezas identificadas con daños para su posterior revisión y categorización en el laboratorio. Para esta caracterización se usó como base la guía Australian Cherry Quality Guide (disponible: <https://www.cherrygrowers.org.au>).

Una vez en el laboratorio, las muestras de 1 Kg de cerezas por árbol fueron almacenadas en un refrigerador a 4°C. En un plazo menor de 72 h cada una de ellas fue analizada para evaluar la calidad de fruto, de manera de evitar degradaciones relacionadas con el tiempo de almacenamiento. Para ello, se tomó una submuestra al azar de 20 cerezas por árbol, siguiendo una metodología similar a Víctor Blanco et al. (2019) , para un total de 60 cerezas por tratamiento. La única condición para que una cereza fuese seleccionada, es que la misma se encuentre en buen estado, esto para disminuir la probabilidad de desviaciones relacionadas con daños experimentados durante el traslado e incurrir en el error de medir cerezas defectuosas.

Para evaluar la calidad de las frutas se consideraron las siguientes variables asociadas a los estándares comerciales: peso por unidad (gr), diámetro (mm) y color. Para medir peso (gr) se

utilizó una balanza analítica de laboratorio, mientras que para estimar el diámetro se empleó un pie de metro digital (0-150mm). En lo que respecta al color, se siguió la carta de color y la metodología recomendada por el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) (disponible en: <https://inta.gob.ar/documentos/carta-de-color-y-calibre-para-la-cosecha-de-cerezas>). Para ello se empleó una escala numérica del 1-6 , la cual variaba desde un rojo pálido (1) a un caoba oscuro (6). Finalmente, de cada sub-muestra se seleccionaron al azar 5 cerezas adicionales (15 por tratamientos), con las mismas se procedió a medir concentración de sólidos solubles (grados brix) utilizando para ello el refractómetro ATC (Brix 0-32) (Víctor Blanco et al. 2019).

3.3 Sentinel 2

La misión S2 consta de dos satélites idénticos, S2A y S2B, ambos equipados con un sensor multiespectral que cuenta con 13 bandas espectrales que cubren las regiones visible, infrarrojo cercano e infrarrojo de onda corta, con resoluciones espaciales de 10, 20 y 60 m (ver Tabla S2). En este estudio, utilizamos un total de 106 imágenes S2 (A/B): 54 para la temporada 2022-2023 y 52 para la 2023-2024, capturadas entre octubre y mayo en ambos huertos (cuadrícula T19HCB para La Esperanza y T19HBB para Río Claro). Las imágenes se obtuvieron de la colección corregida atmosféricamente S2 Level-2A de Planetary Computer (Microsoft Open Source et al., 2022), con una frecuencia de 5 días y aproximadamente a las 14:30 hora local (UTC-4). Una máscara fue aplicada basándose en la capa de clasificación de escena (SCL) para los valores correspondientes a “Cloud Shadows,” “Cloud Medium Probability,” y “Cloud High Probability.”

4 Predictores espacio-temporales

4.1 Variables meteorológicas

Las variables meteorológicas utilizadas en el desarrollo del modelo de potencial se obtuvieron a partir de estaciones meteorológicas automáticas en ambos huertos, las cuales registraron datos cada 15 minutos utilizando el modelo ATMOS-41 del grupo METER. Estas variables fueron temperatura (T°), humedad relativa (HR), déficit de presión de vapor (VPD), precipitación (PP) y evapotranspiración de referencia (ET0).

4.1.1 Temperatura

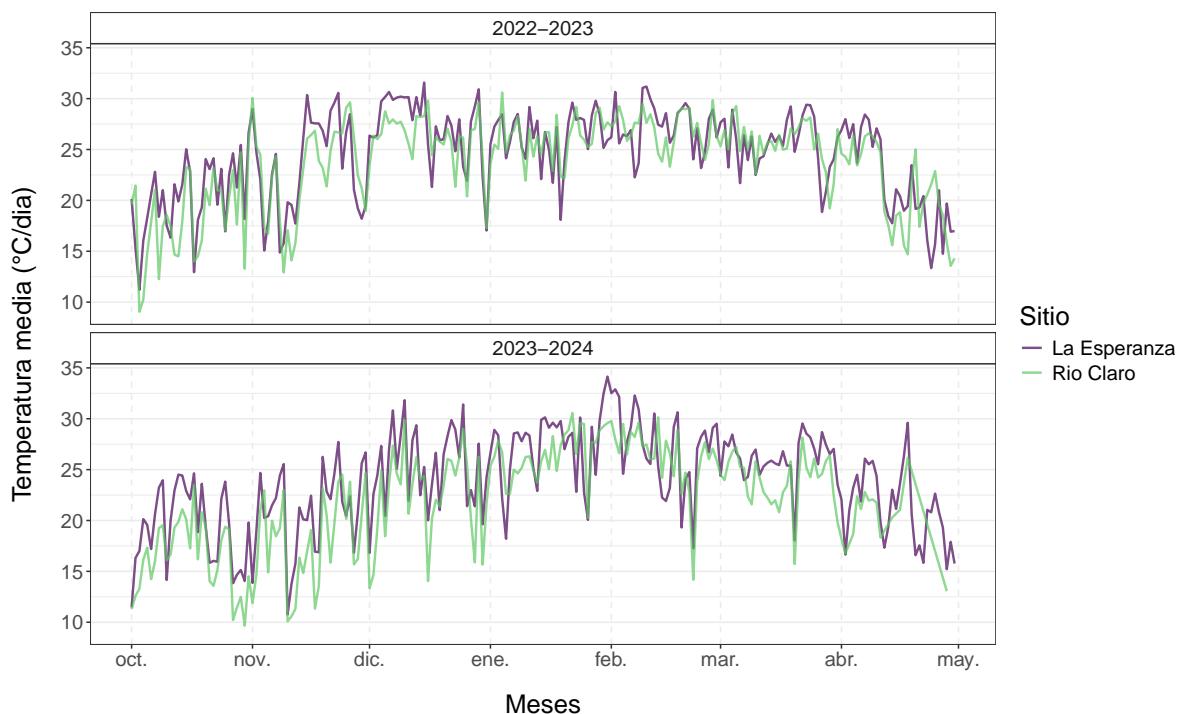


Figura 4.1: Variación de la temperatura media diaria ($^{\circ}\text{C}$) del medio día en La Esperanza y Río Claro durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.

4.1.2 Humedad Relativa

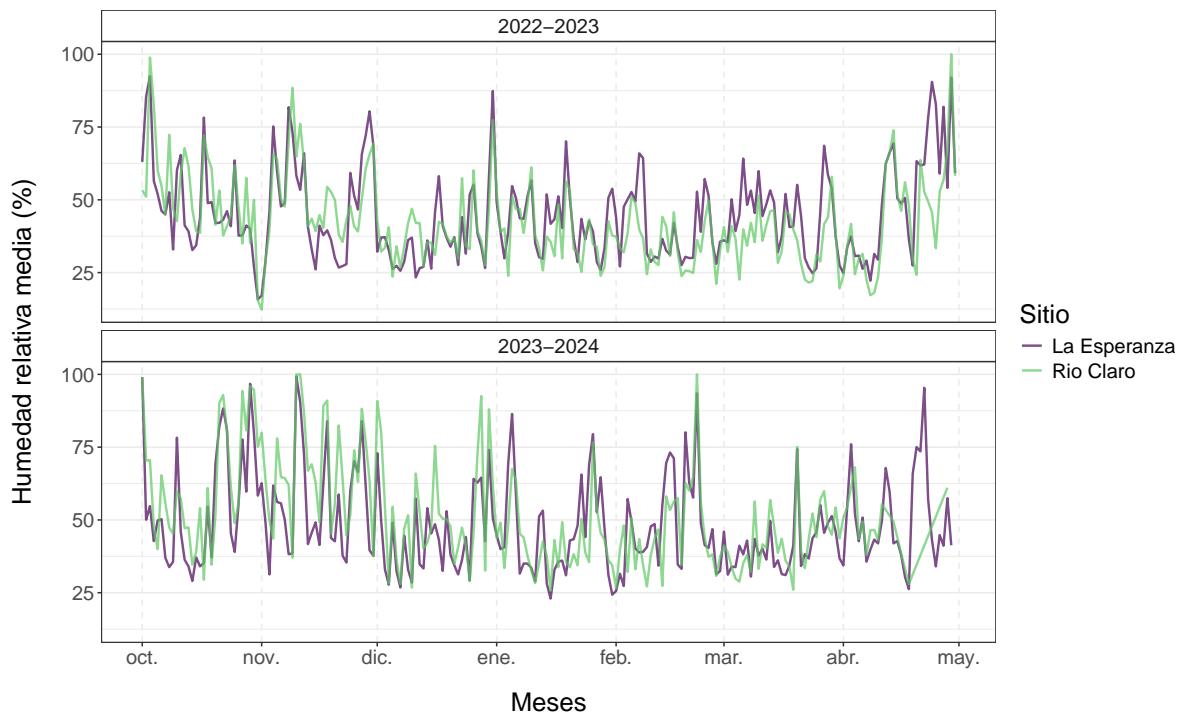


Figura 4.2: Variación de la humedad relativa media diaria (%) del medio día en La Esperanza y Río Claro durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.

4.1.3 Déficit de presión de vapor (VPD)

4.1.4 Evapotranspiración de referencia (ET0)

4.1.5 Precipitación

Además de las variables meteorológicas, también se recopilaron datos de humedad del suelo. Para esto, se utilizaron sensores de humedad del suelo Water Scout SM100 (Spectrum Technologies, Inc.), los cuales miden en tiempo real el contenido volumétrico de agua (VWC). Estos sensores se instalaron a 15 cm de profundidad bajo cada árbol de los tratamientos.

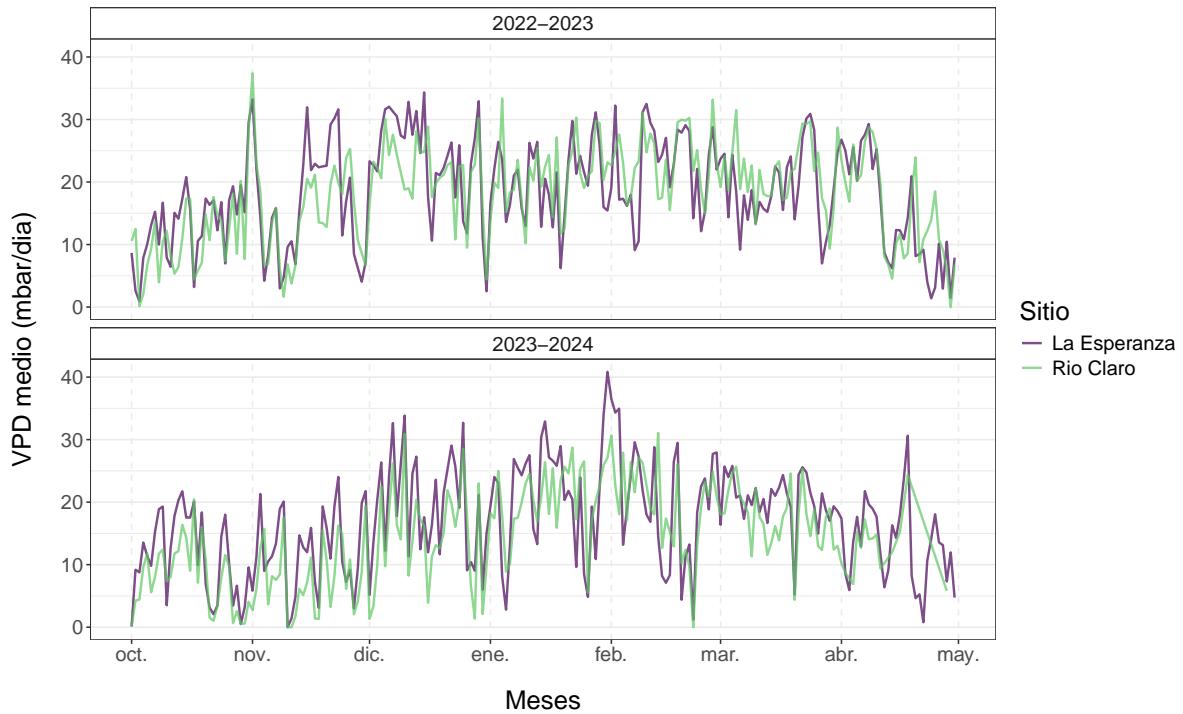


Figura 4.3: Variación del VPD medio (mbar/dia) del medio día en La Esperanza y Río Claro durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.

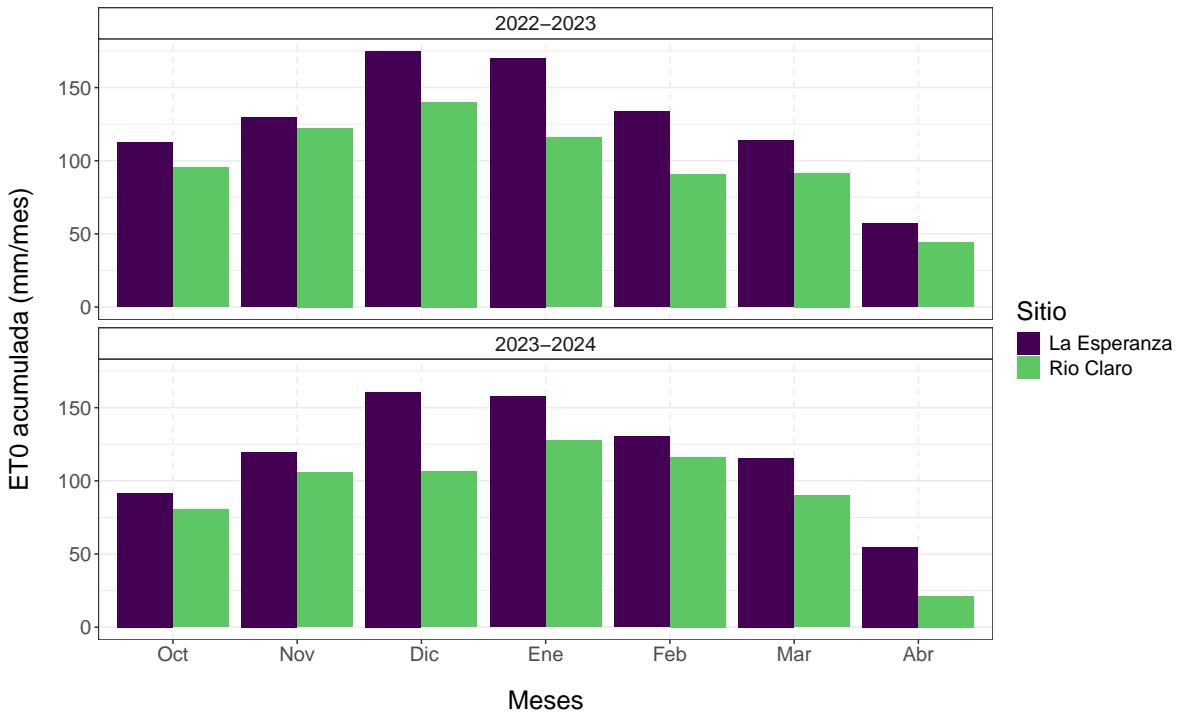


Figura 4.4: Variación de la evapotranspiración de referencia acumulada mensual (mm) en La Esperanza y Río Claro durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.

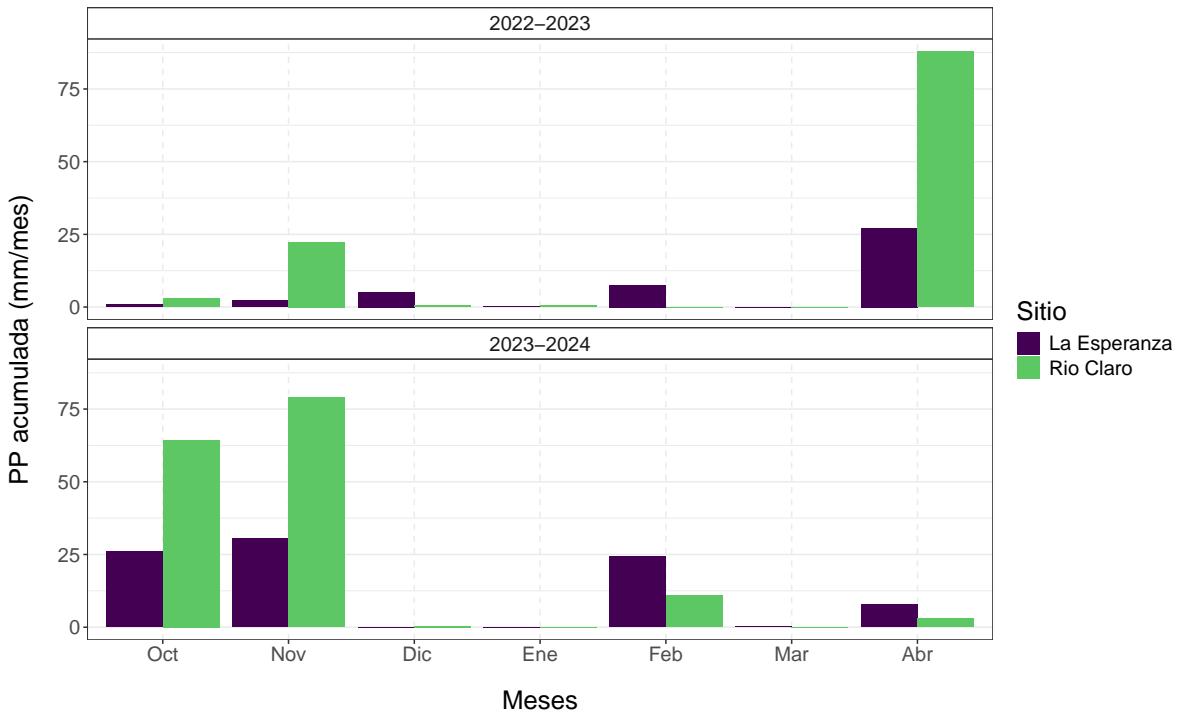
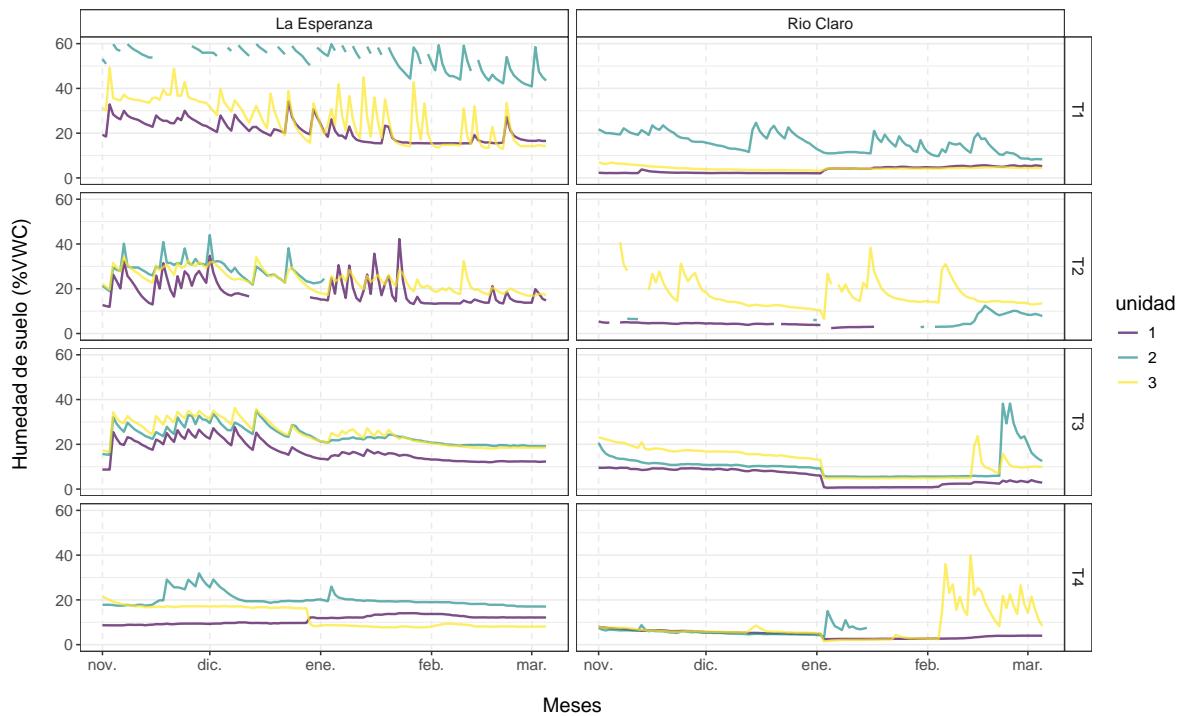


Figura 4.5: Variación de la precipitación acumulada mensual (mm) en La Esperanza y Río Claro durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.



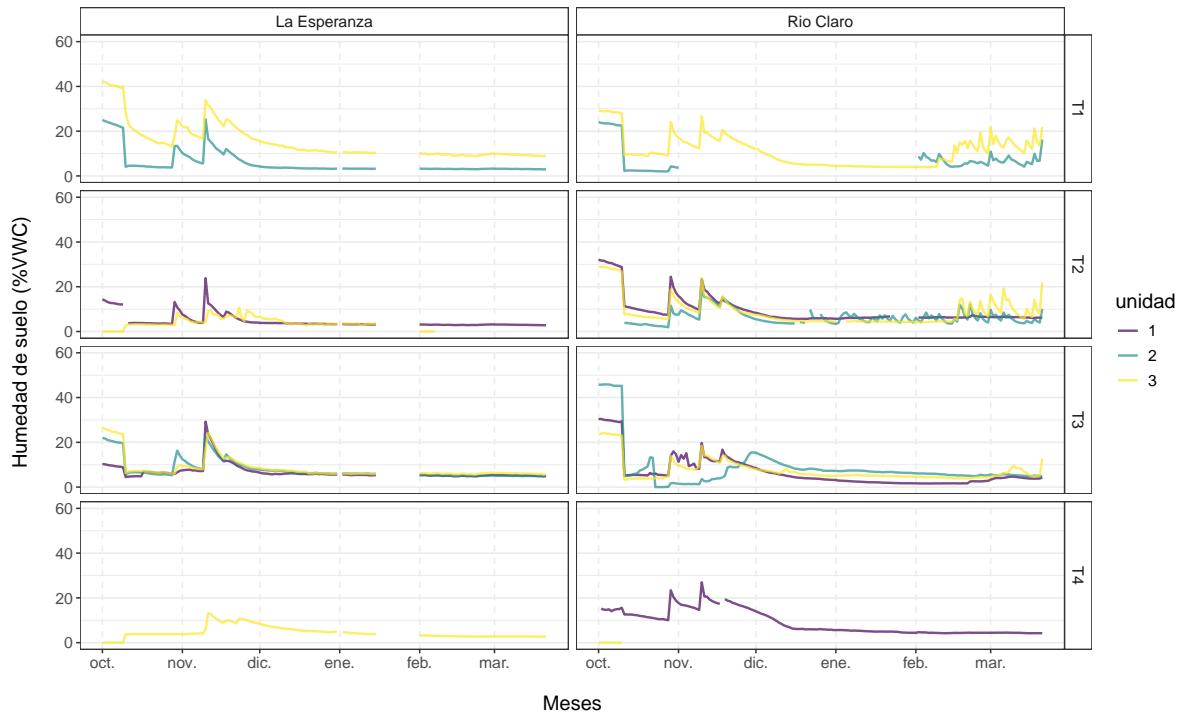


Figura 4.7: Variación de la humedad de suelo media (%VWC) al medio día en La Esperanza y Río Claro en los distintos tratamientos durante la temporada 2023-2024.

4.1.6 Temporada 2022-2023

4.1.7 Temporada 2023-2024

Para revisar los procedimientos específicos empleados o analizar los resultados de la temporada 2022-2023 de manera independiente, se recomienda acceder al reporte completo en el siguiente [enlace](#).

4.2 Índices vegetacionales

Se derivaron dieciséis índices de vegetación (IVs) relacionados con la condición de las plantas —vigor, estrés, funcionalidad fotosintética y contenido hídrico— a partir de datos de Sentinel-2 (S2), como se detalla en la Tabla 2. De estos, nueve índices no incorporaron información del red-edge (borde rojo), calculándose exclusivamente con bandas espectrales del visible, infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo de onda corta (SWIR): NDVI, EVI, GCI, NDWI, NBR, NDMI, MSI, NMDI y DWSI. Por otro lado, siete índices —CLr, Clg, NDRE1, NDRE2, NDCI, mSR705 y RESI— se obtuvieron mediante las bandas del red-edge. Todos los índices fueron calculados a partir de las imágenes preprocesadas de las bandas de S2, generándose series temporales para cada IV en ambos huertos y temporadas.

Para reconstruir las series temporales (ej. en zonas afectadas por nubosidad), se aplicó un suavizado mediante regresión polinomial local (LOESS) (Cleveland, 1979). El método LOESS se configuró con un parámetro de suavizado (span) de 0.3, obteniéndose así series diarias continuas y suavizadas para cada índice, las cuales posteriormente fueron extraídas para cada árbol medido. Se llevó a cabo un análisis de correlación para evaluar la relación entre estas series suavizadas y los valores observados de Ψ_s . El coeficiente de correlación de Pearson (r) fue calculado diariamente para cada árbol, huerto y temporada, utilizando exclusivamente correlaciones significativas ($p\text{-value} < 0.05$) para el cálculo de los valores promedio.

5 Modelado espacial diario de Ψ_s

5.1 Modelos de machine learning

Para modelar el Ψ_s , se evaluaron tres algoritmos de machine learning:

- **Extreme Gradient Boosting** (XGBoost; Chen y Guestrin, 2016)
- **Random Forest**(RF; Ho, 1995)
- **Support vector Machine** (SVM; Cortes y Vapnik, 1995)

Los dos primeros métodos se basan en árboles de decisión, mientras que el tercero utiliza vectores de soporte. Estos modelos fueron seleccionados por ser considerados de vanguardia, requerir un número reducido de muestras de entrenamiento (en comparación con redes neuronales) y ofrecer interpretabilidad. Todos los algoritmos pueden emplearse tanto para clasificación como para regresión. En este estudio, se realizó un análisis de regresión, utilizando el Ψ_s como variable respuesta y 21 predictores: cinco meteorológicos y 16 índices de vegetación (IVs).

El conjunto de datos incluyó mediciones de 26 fechas en la temporada 2022–2023 y 34 en la 2023–2024 (total: 60 fechas). Para cada fecha, se tomaron 30 mediciones (15 por huerto: Río Claro y La Esperanza), lo que resultó en un total de 883 observaciones. El proceso de modelado siguió las siguientes etapas:

- **Preparación y división de datos:** Segmentación del conjunto de datos en subconjuntos de entrenamiento y prueba.
- **Optimización de hiperparámetros:** Ajuste de los parámetros de los algoritmos utilizando el conjunto de entrenamiento.
- **Remuestreo:** Evaluación de la confiabilidad del modelo e identificación de las variables más relevantes para estimar Ψ_s .
- **Validación:** Evaluación del rendimiento del modelo con métricas de desempeño.

Se entrenaron los tres modelos utilizando dos esquemas de división (Figura 5.1): uno que consideró una división aleatoria de datos de entrenamiento y prueba (rnd_split) y otro que utilizó fechas independientes para entrenamiento y prueba (tme_split). En ambos casos, se seleccionó el 75% de los datos para entrenamiento y el 25% para prueba. Se aplicaron tres tipos de preprocesamiento a los datos de entrenamiento: i) eliminación de predictores con valores constantes (variables de varianza cero); ii) normalización de predictores (media cero y desviación estándar uno); y iii) una versión del modelo que empleó Partial Least Squares (PLS) para reducir la dimensionalidad, utilizando las cinco componentes principales como predictores.

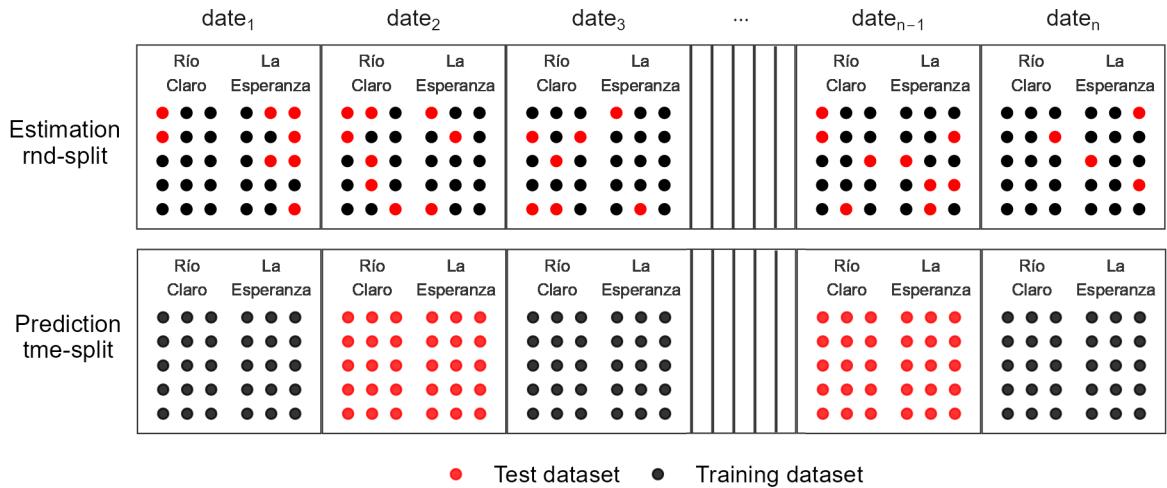


Figura 5.1: Esquemas de división utilizados para agrupar los conjuntos de entrenamiento y prueba: división aleatoria (rnd_split) y división temporal independiente (tme_split).

Como resultado, se usaron modelos con predictores normalizados y otros con las componentes principales de PLS.

Para ajustar los parámetros de los modelos (XGBoost, RF, SVM), se empleó optimización de hiperparámetros. Se definieron rangos para cada parámetro y se utilizaron cinco folds de validación cruzada para ambos esquemas de división (rnd_split y tme_split). La optimización evaluó diez combinaciones de parámetros por modelo. El rendimiento se midió con las métricas R^2 , RMSE (root-mean-square error) y MAE (mean absolute error). Finalmente, los modelos se clasificaron según el RMSE más bajo y el R^2 más alto, seleccionándose aquellos con mejor desempeño.

5.2 Evaluación e importancia de los modelos

Para evaluar el rendimiento de los modelos, se aplicó remuestreo (resampling) sobre el conjunto de entrenamiento en ambos esquemas de división (rnd_split y tme_split). Se utilizaron cinco particiones y se calcularon las métricas R^2 , MAE (Error Absoluto Medio) y RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio) para cada una de estas.

En cuanto a la importancia de variables, el modelo de Bosques Aleatorios (RF) empleó un método de permutación *out-of-bag* en cada árbol, permutando los predictores y calculando el error cuadrático medio para cada instancia. Para XGBoost, se estimó la contribución fraccional

de cada variable según la ganancia total en las divisiones donde participó. En el caso de SVM, se calcularon puntuaciones de importancia basadas en permutaciones (para más detalles, véase Greenwell y Boehmke, 2020).

Parte II

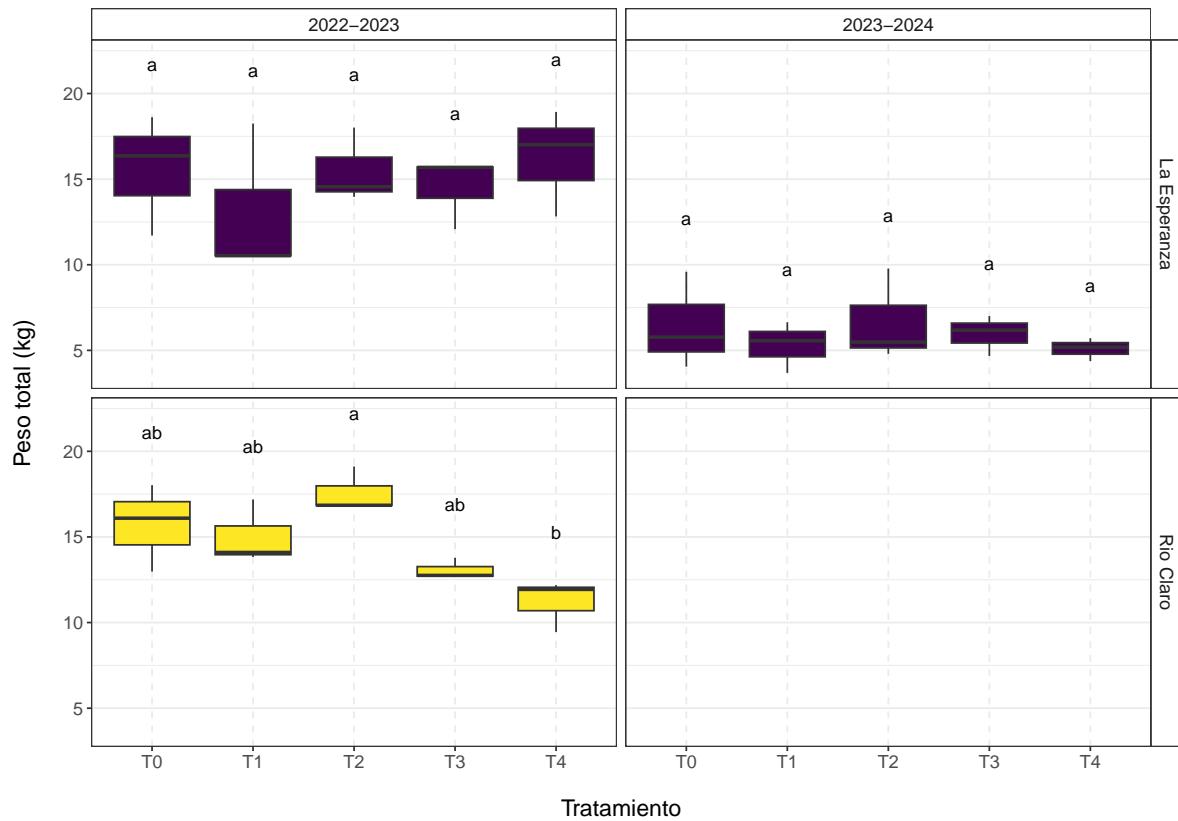
Producción

6 Producción

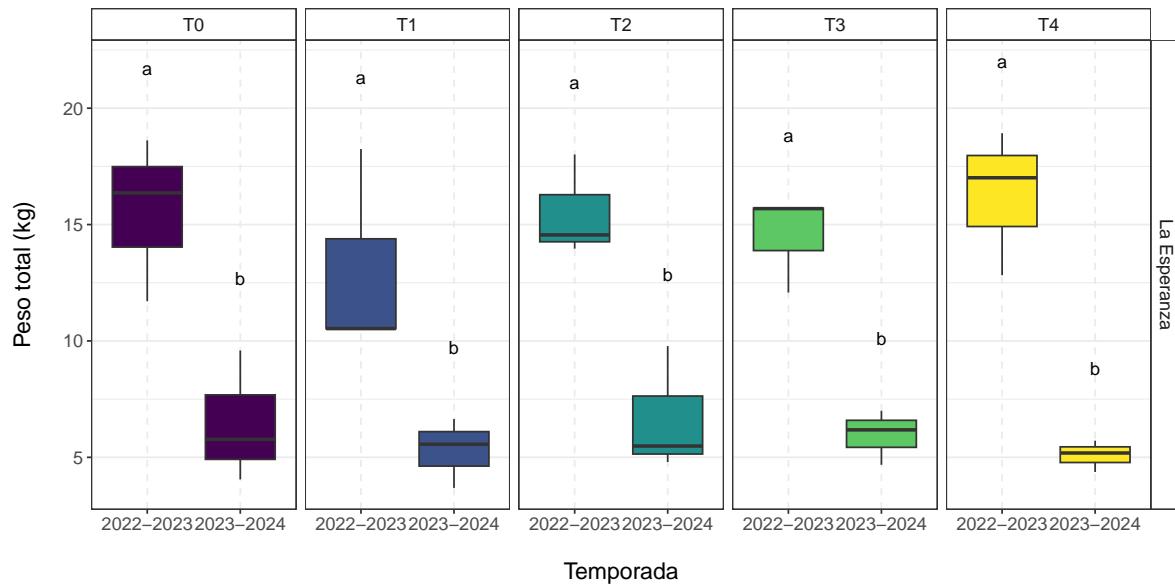
6.1 Peso total

En La Esperanza, el peso total de la producción fue menor en la temporada 2023-2024 en comparación con 2022-2023, con una reducción general en todos los tratamientos, incluido el control (T0). En ambos años, T2 y T4 presentaron valores ligeramente superiores en comparación con los demás tratamientos con déficit. En la primera temporada de Río Claro, T2 mostró los valores más altos, mientras que T4 presentó los más bajos.

7 Por tratamiento

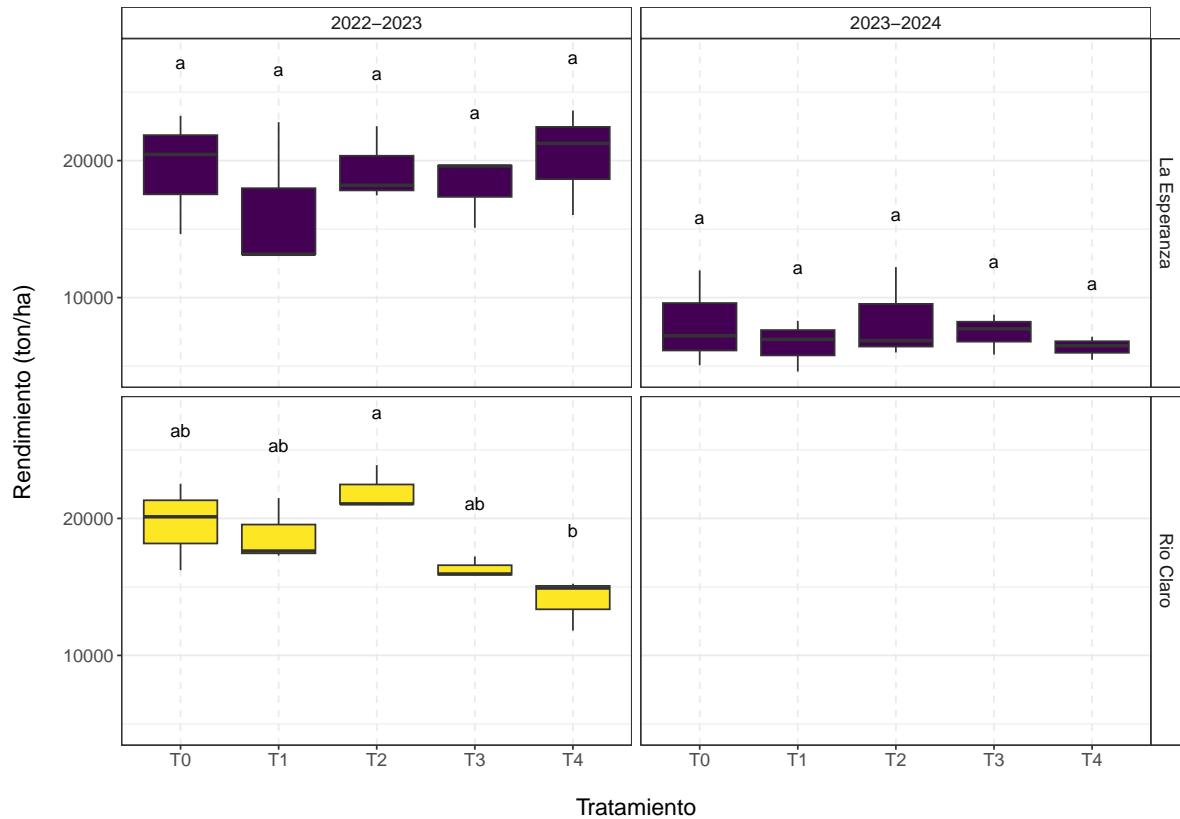


8 Por temporada

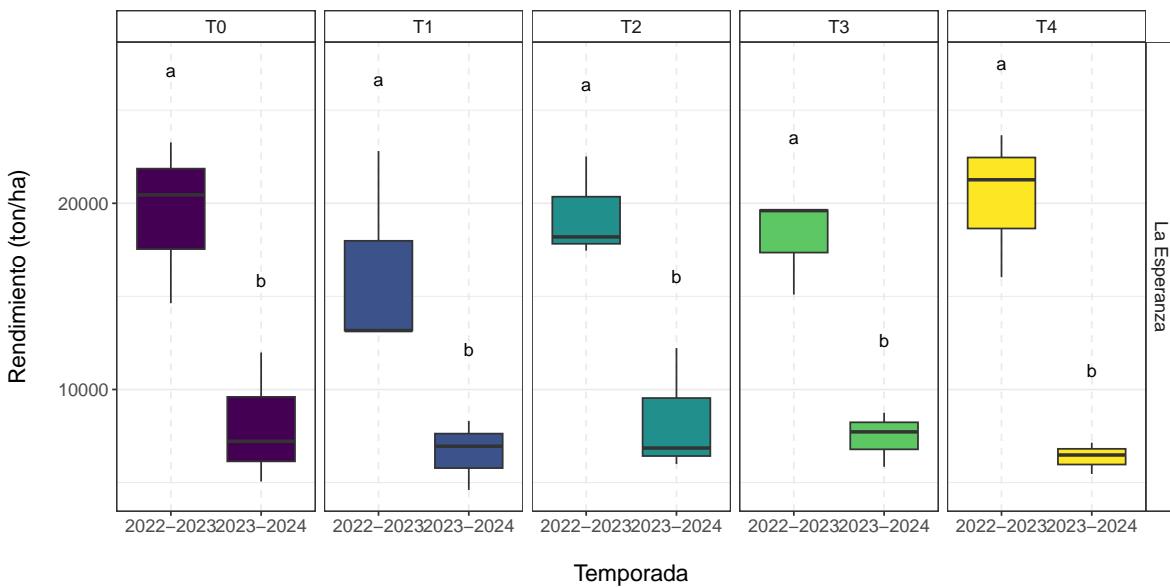


8.1 Rendimiento

9 Por tratamiento



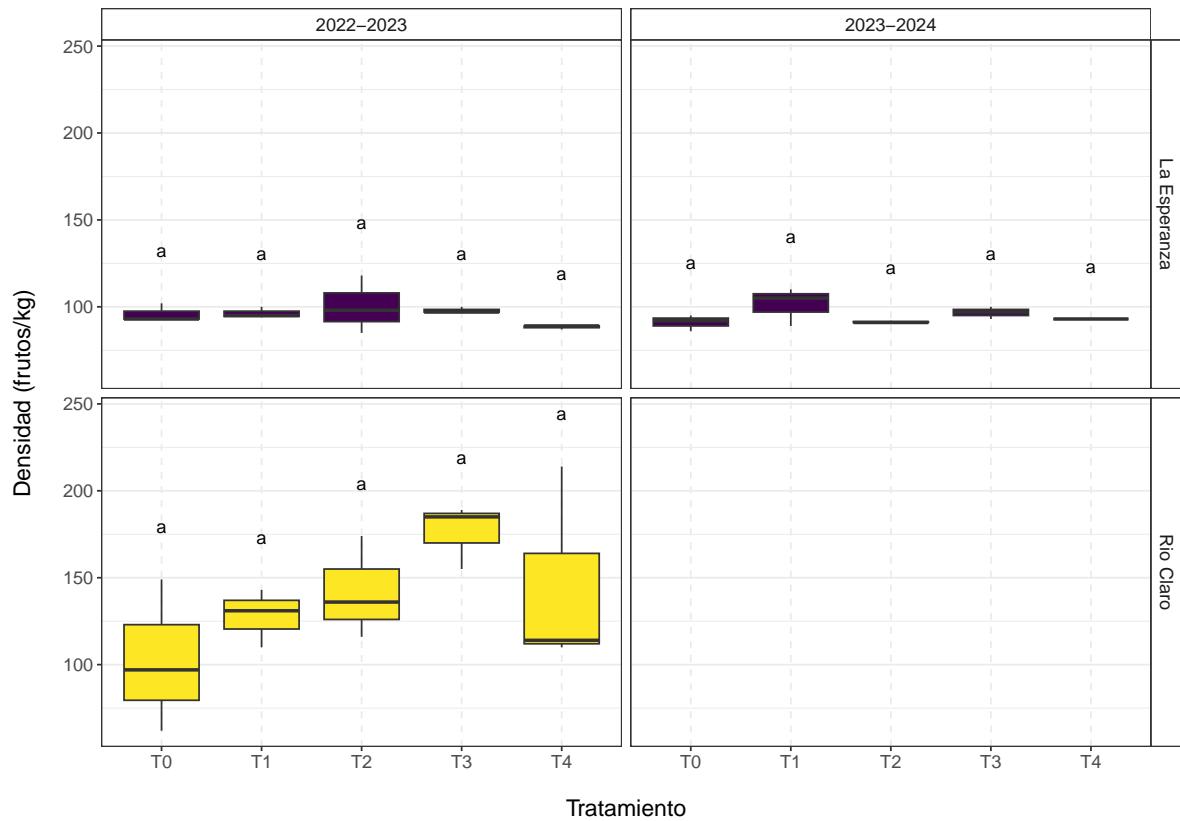
10 Por temporada



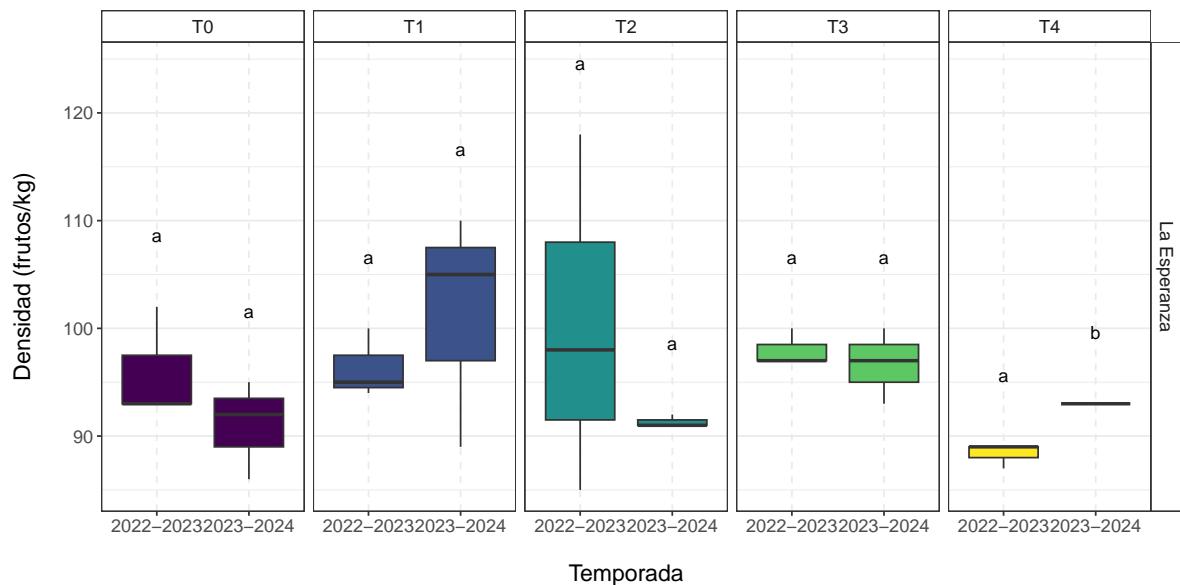
10.1 Densidad

Los resultados en la densidad muestran que, en La Esperanza, los valores fueron relativamente similares entre tratamientos y entre las temporadas, sin variaciones destacadas, lo que también ocurrió en T0. En Río Claro, se observaron mayores diferencias durante la temporada 2022-2023, donde T3 presentó valores más altos, superando los 200 frutos/kg en las tres unidades.

11 Por tratamiento



12 Por temporada



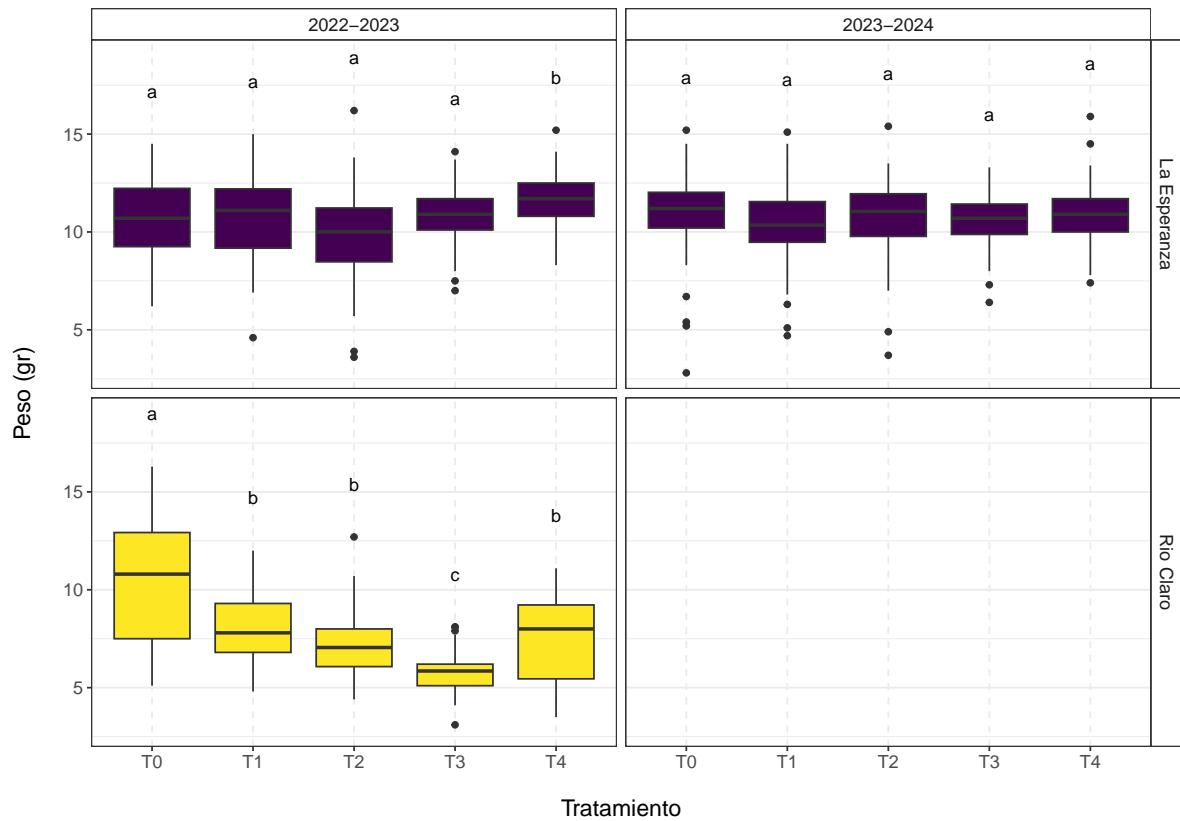
13 Calidad

13.1 Apariencia

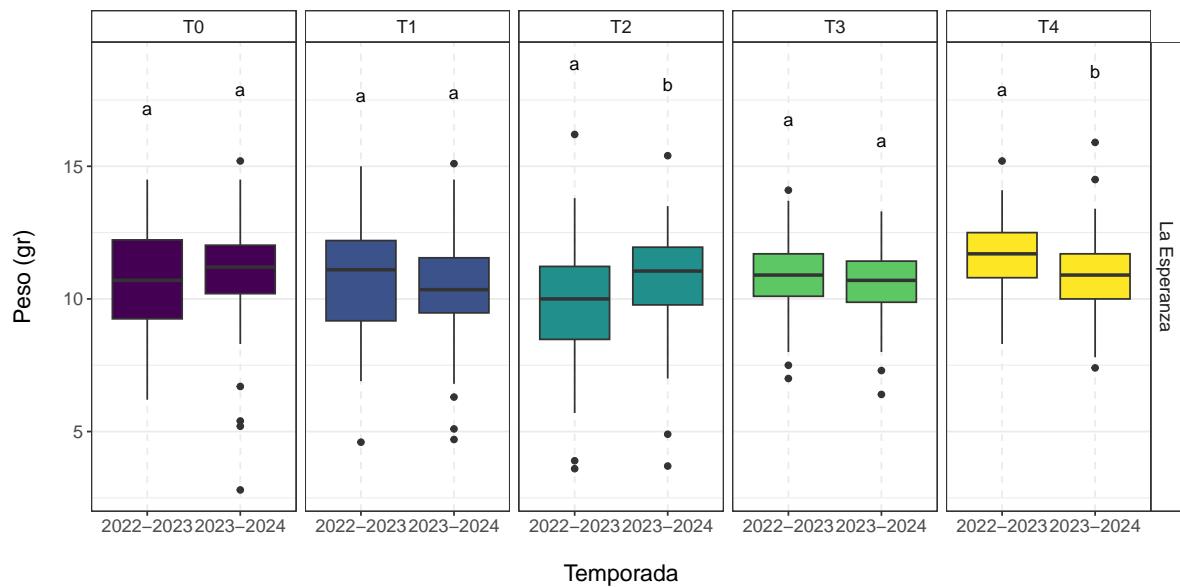
13.1.1 Peso

En La Esperanza, no se observaron diferencias significativas en el peso de las cerezas entre tratamientos en ninguna de las temporadas, salvo por T4 en la temporada 2022-2023 donde el peso fue mayor. En contraste, en Río Claro durante la temporada 2022-2023, el peso del fruto disminuyó significativamente en los tratamientos con restricción hídrica respecto al control (T0), con la reducción más pronunciada en T3. T4 mostró una recuperación parcial, aunque sin alcanzar los valores del control.

14 Por tratamiento



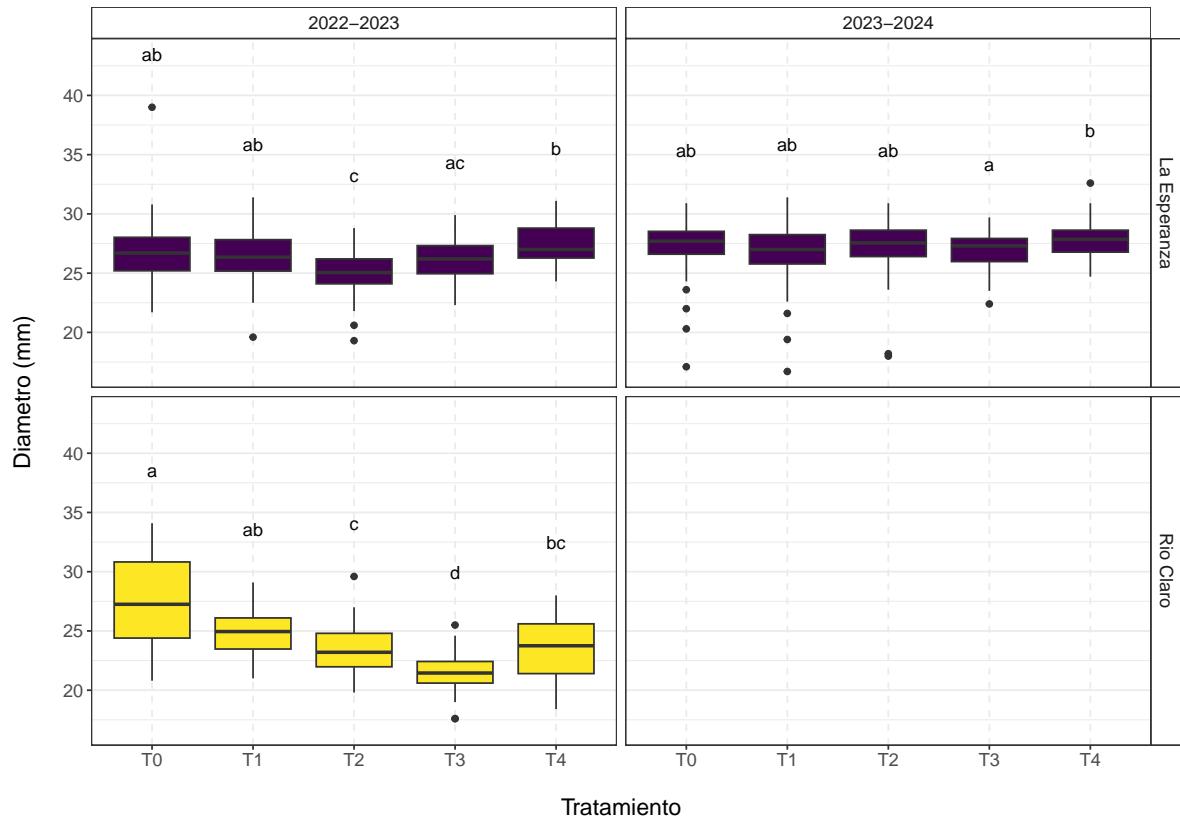
15 Por temporada



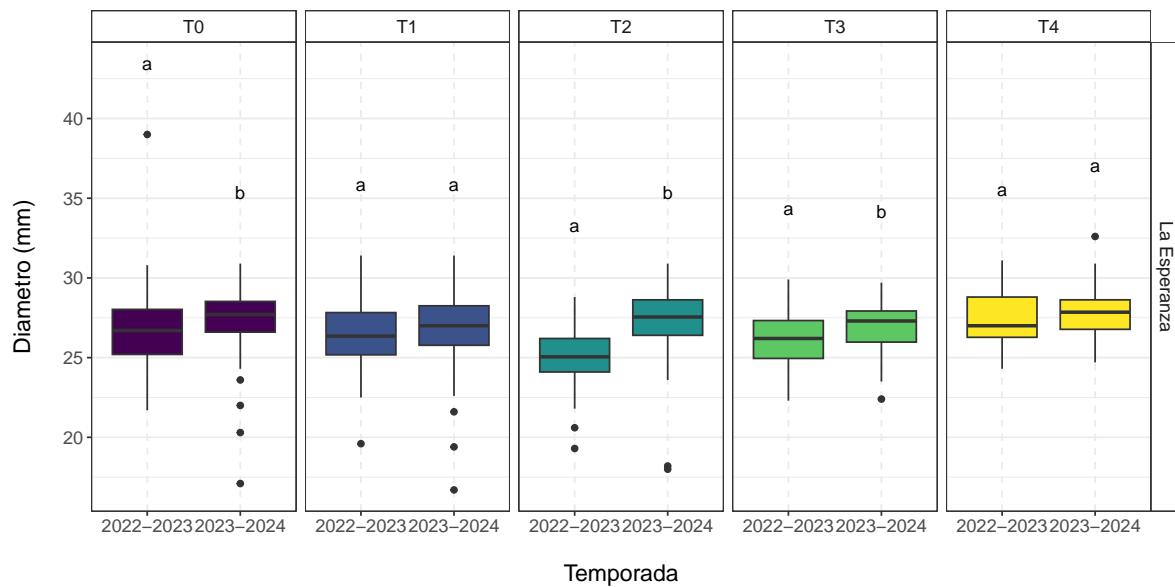
15.0.1 Diametro

En La Esperanza, los tratamientos con déficit hídrico mostraron algunas diferencias significativas en el diámetro del fruto en 2022-2023, donde T2 presentó menores valores que T0, mientras que T4 tuvo diámetros ligeramente mayores que T2 y T3. En 2023-2024, no hubo diferencias significativas entre tratamientos, excepto por T4, que mostró un leve incremento respecto al resto. En Río Claro, los tratamientos T2 al T4 reflejaron una disminución significativa del diámetro del fruto en 2022-2023.

16 Por tratamiento



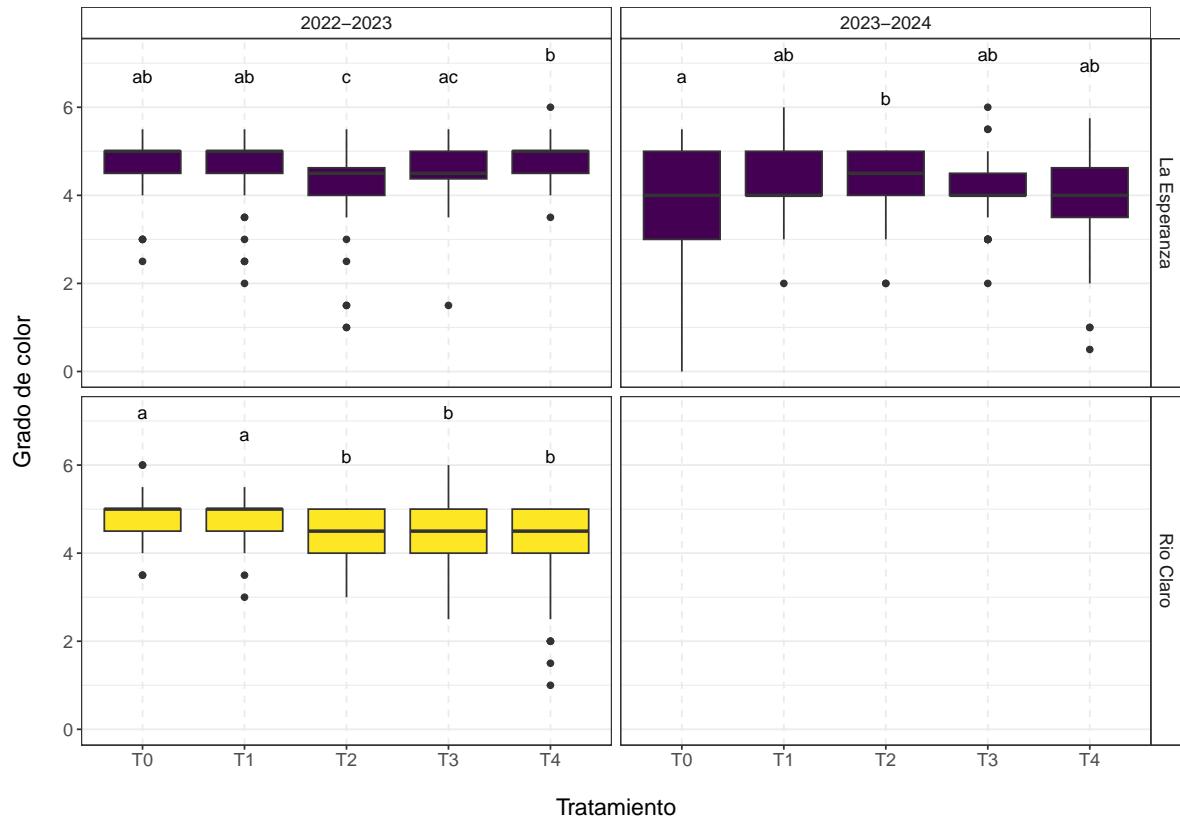
17 Por temporada



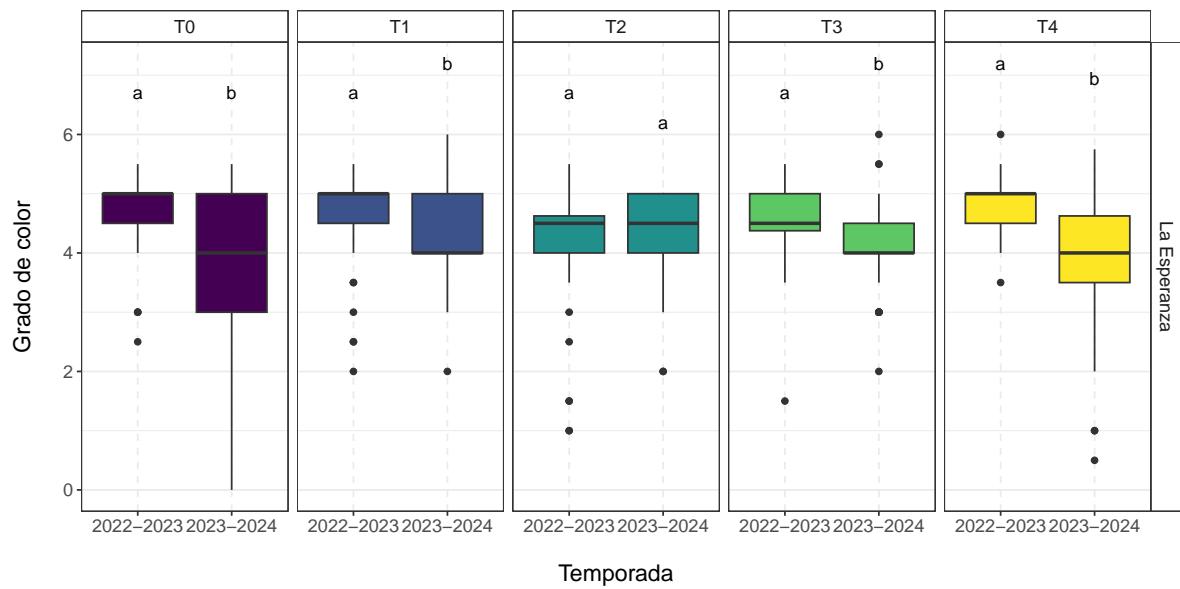
17.1 Color

En La Esperanza, se presentaron similitudes en el grado de color con T0 en todos los casos, salvo T2 y T4 en la temporada 2022-2023, y T2 en la segunda temporada. En Río Claro, T2, T3 y T4 presentaron diferencias significativas con T0.

18 Por tratamiento



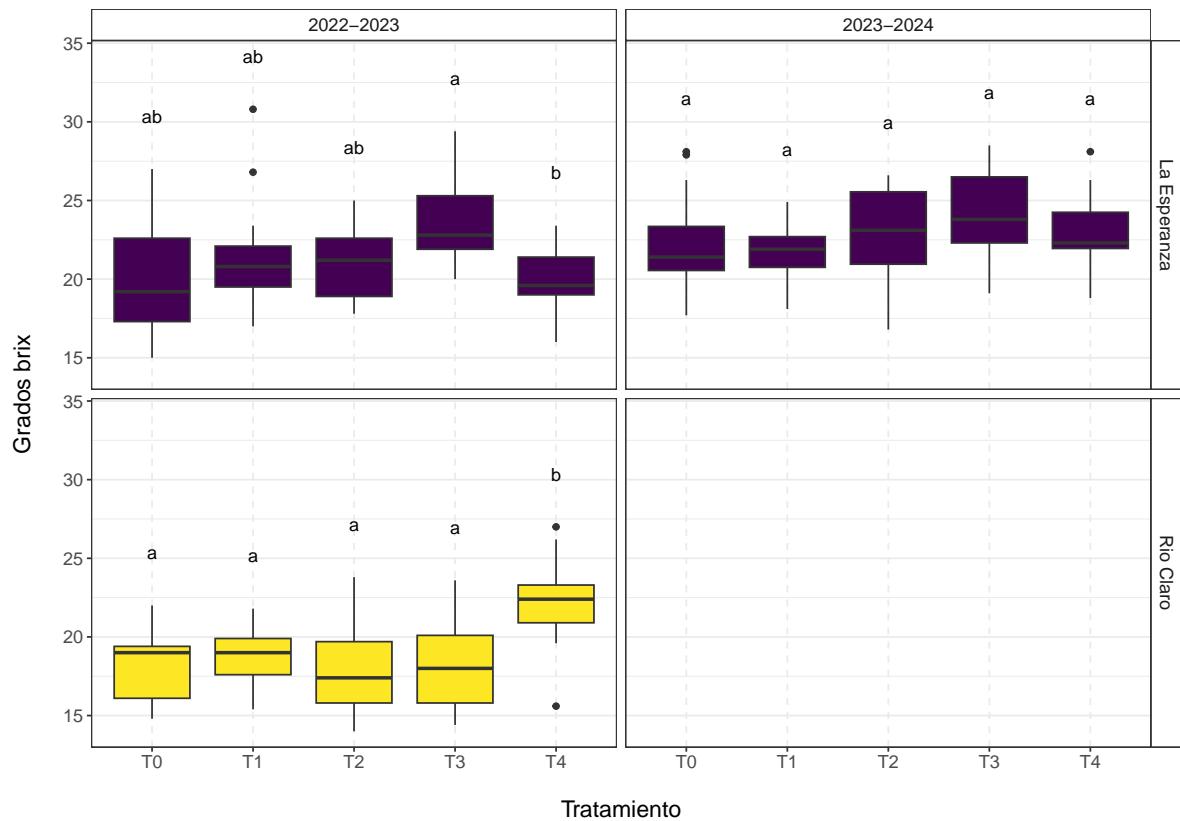
19 Por temporada



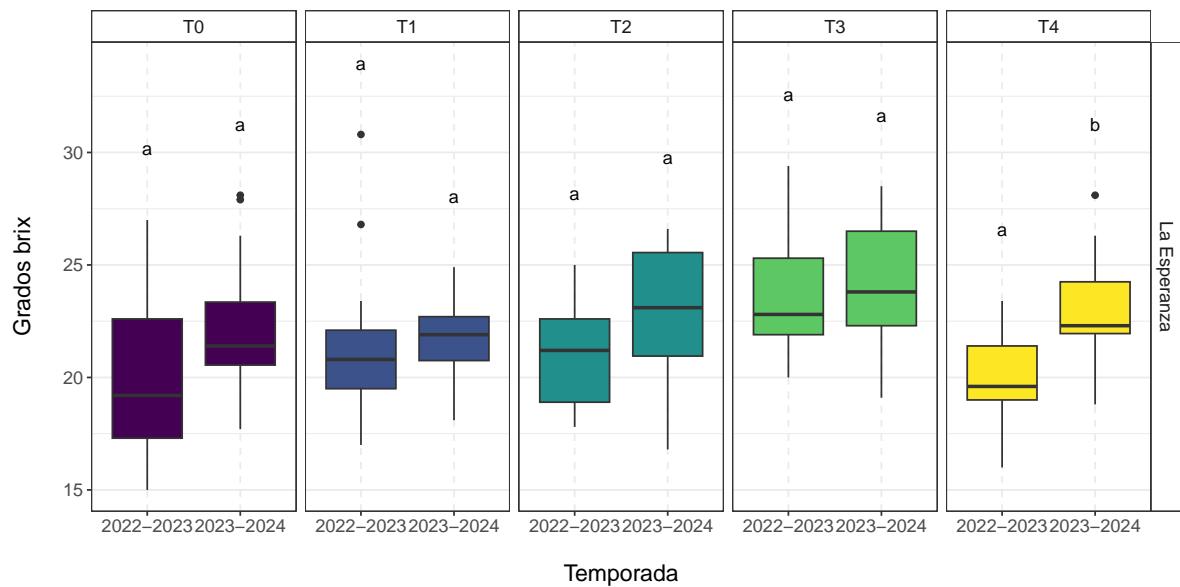
19.1 Contenido de azúcar

En La Esperanza, los sólidos solubles de los tratamientos experimentales no presentaron diferencias significativas respecto a T0, solo entre T3 y T4, mientras que en la segunda temporada no hubo entre ningún tratamiento. En Río Claro, en 2022-2023, T4 presentó valores significativamente mayores que el resto de los tratamientos, los cuales no mostraron diferencias entre sí.

20 Por tratamiento



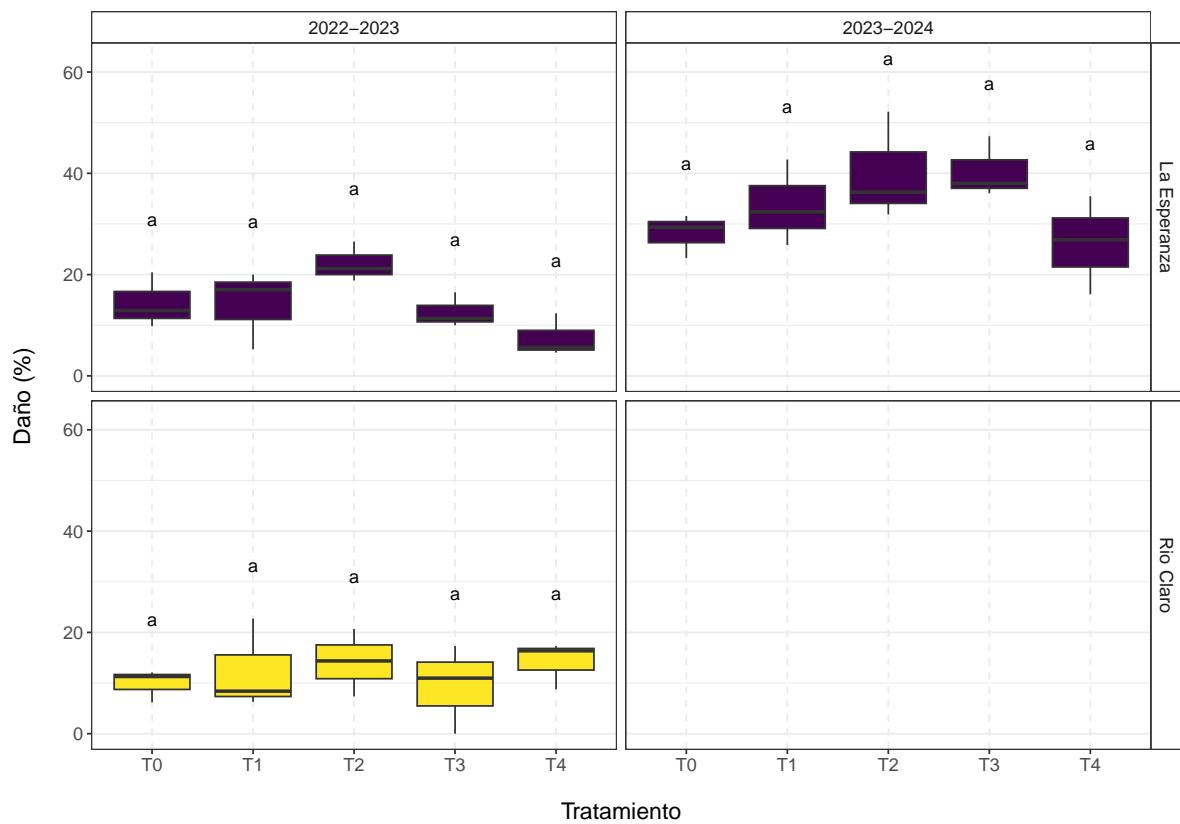
21 Por temporada



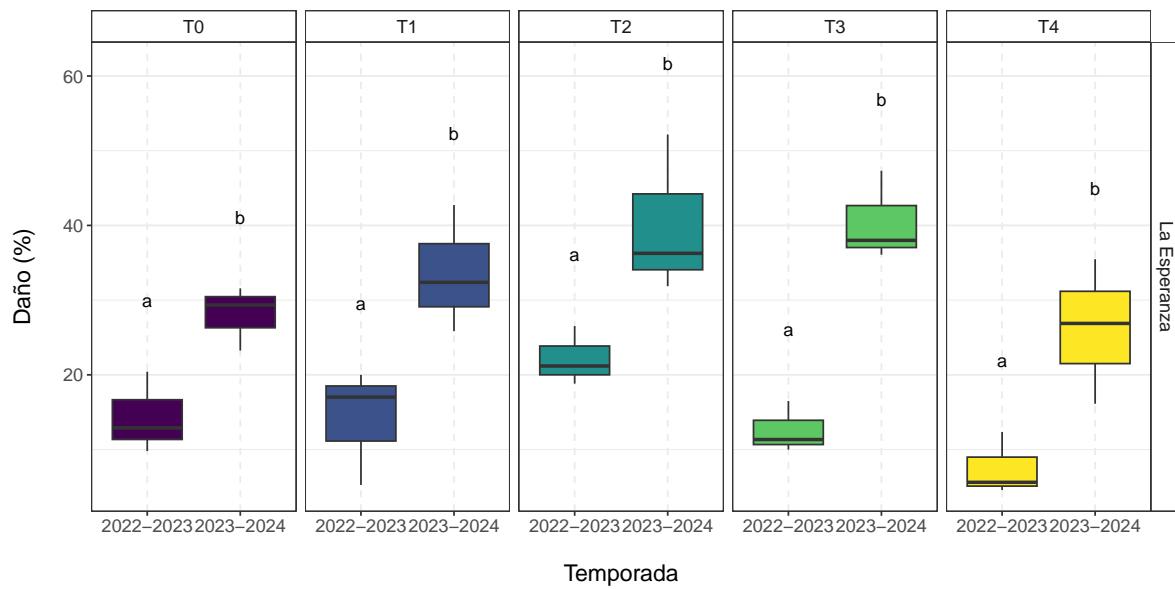
21.1 Daño

Respecto al porcentaje de frutos dañados del total de las muestras analizadas, fue posible concluir que no existieron diferencias significativas entre ningún grupo, para todos los casos. Sin embargo, fue posible evidenciar un aumento significativo de frutos dañados trasnversal entre todos los tratamientos para la segunda temporada en La Esperanza.

22 Por tratamiento



23 Por temporada



Parte III

Parámetros fisiológicos

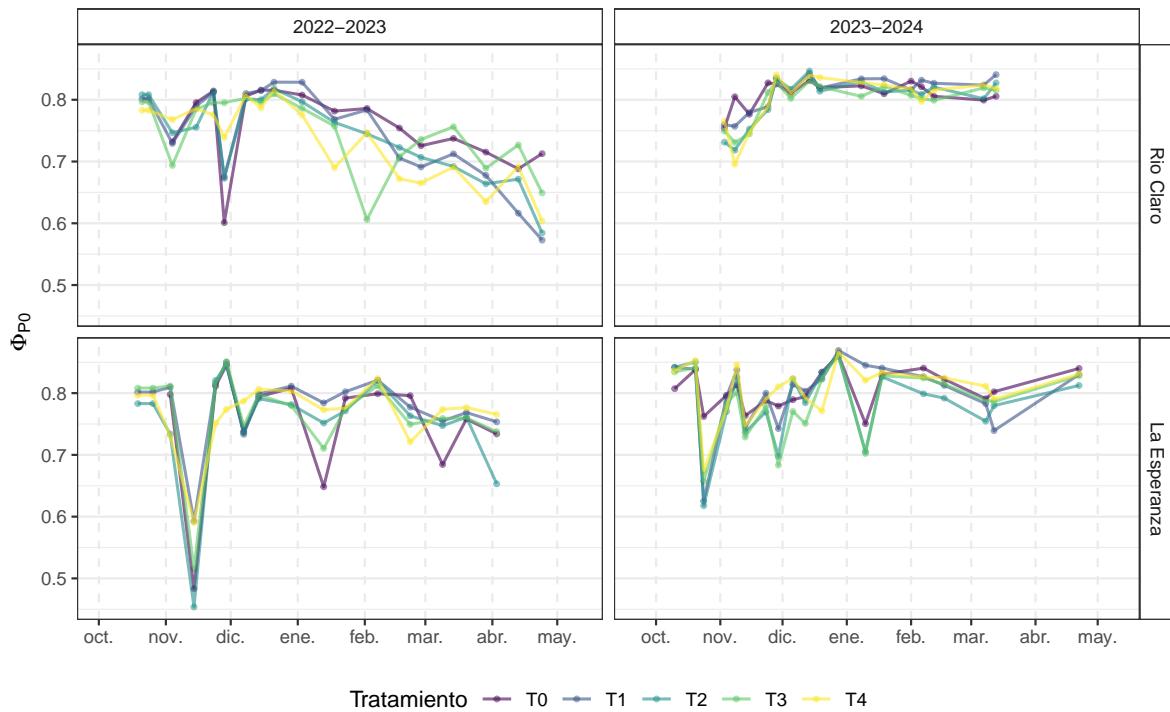
24 Parámetros fisiológicos

Los siguientes gráficos muestran la distribución durante el mes, para cada tratamiento, sitio y temporada, de los tres parámetros fisiológicos seleccionados del estudio. Estos fueron la Máxima Eficiencia Quántica del Fotosistema II (Φ_{P0}), el Potencial Hídrico Xilemático (Ψ_s) y el Índice de Área Foliar (LAI).

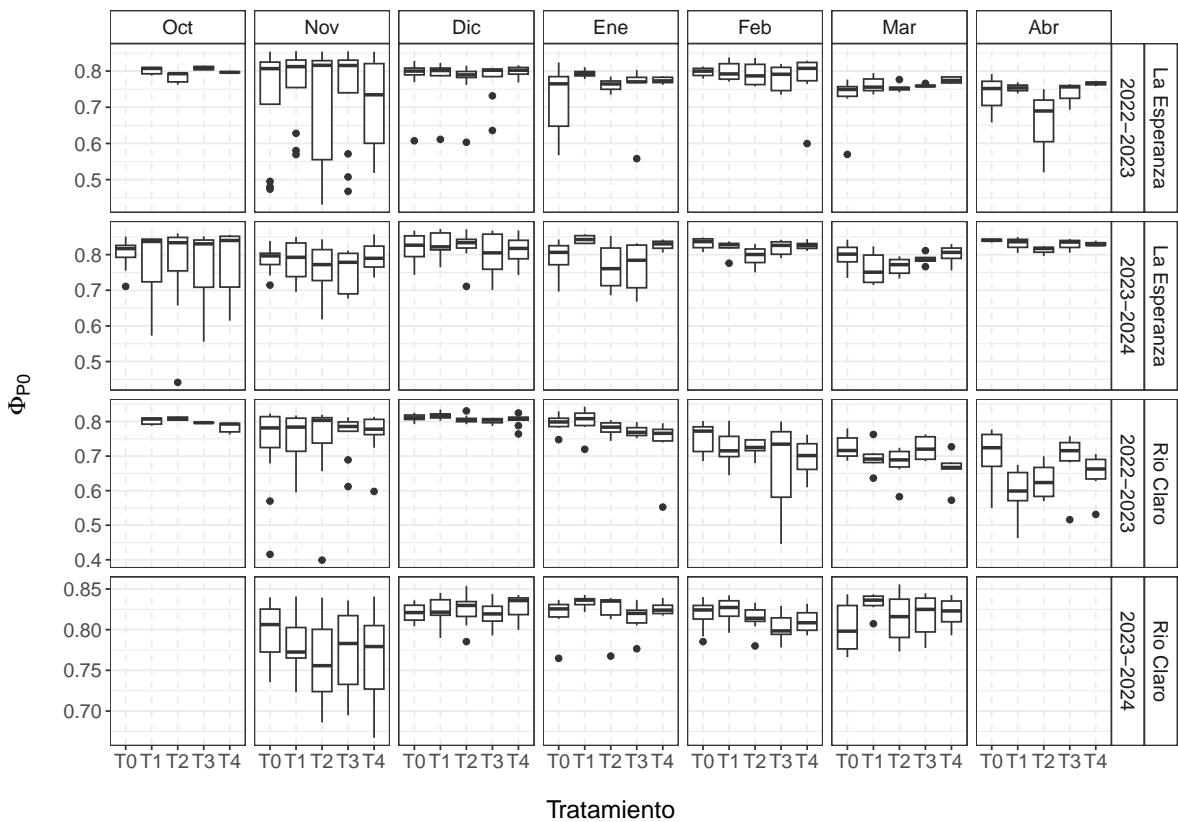
24.1 Fluorescencia

En general, los valores de Φ_{P0} presentan fluctuaciones a lo largo del tiempo sin una tendencia clara en la mayoría de los casos. Sin embargo, en la temporada 2022-2023 de Río Claro, se observa una disminución progresiva en todos los tratamientos. Se registran descensos marcados en noviembre y diciembre, seguidos de una relativa estabilidad en los meses siguientes. No se evidencian diferencias consistentes entre los tratamientos, ya que las curvas se superponen en la mayor parte del período evaluado. Sin embargo, observando la distribución mensual de los valores, es posible evidenciar que T2 y T4 suelen presentar valores menores en comparación con los demás tratamientos, especialmente a partir de enero y febrero. En cuanto a las diferencias con T0, este último muestra valores más altos en la mayoría de los casos.

25 Series temporales



26 Distribución por mes



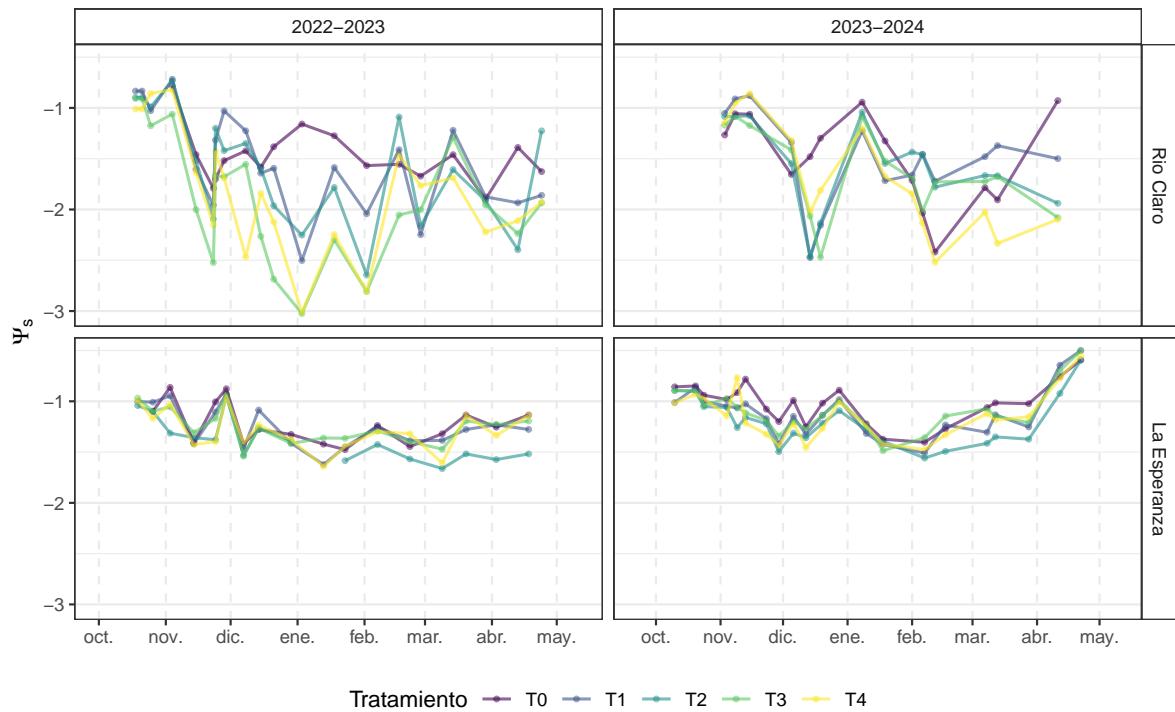
26.1 Potencial

Los valores de Ψ_s presentan variaciones a lo largo del tiempo con diferencias entre localidades y temporadas. En Río Claro, durante la temporada 2022-2023, se observa una disminución de Ψ_s desde octubre hasta diciembre, seguida de una alta variabilidad en los meses siguientes. Un patrón similar, aunque con menor amplitud, se presenta en 2023-2024, con una caída inicial y fluctuaciones posteriores. En La Esperanza, los valores de Ψ_s se mantienen más estables en ambas temporadas, con una ligera disminución en verano y un aumento hacia mayo. No

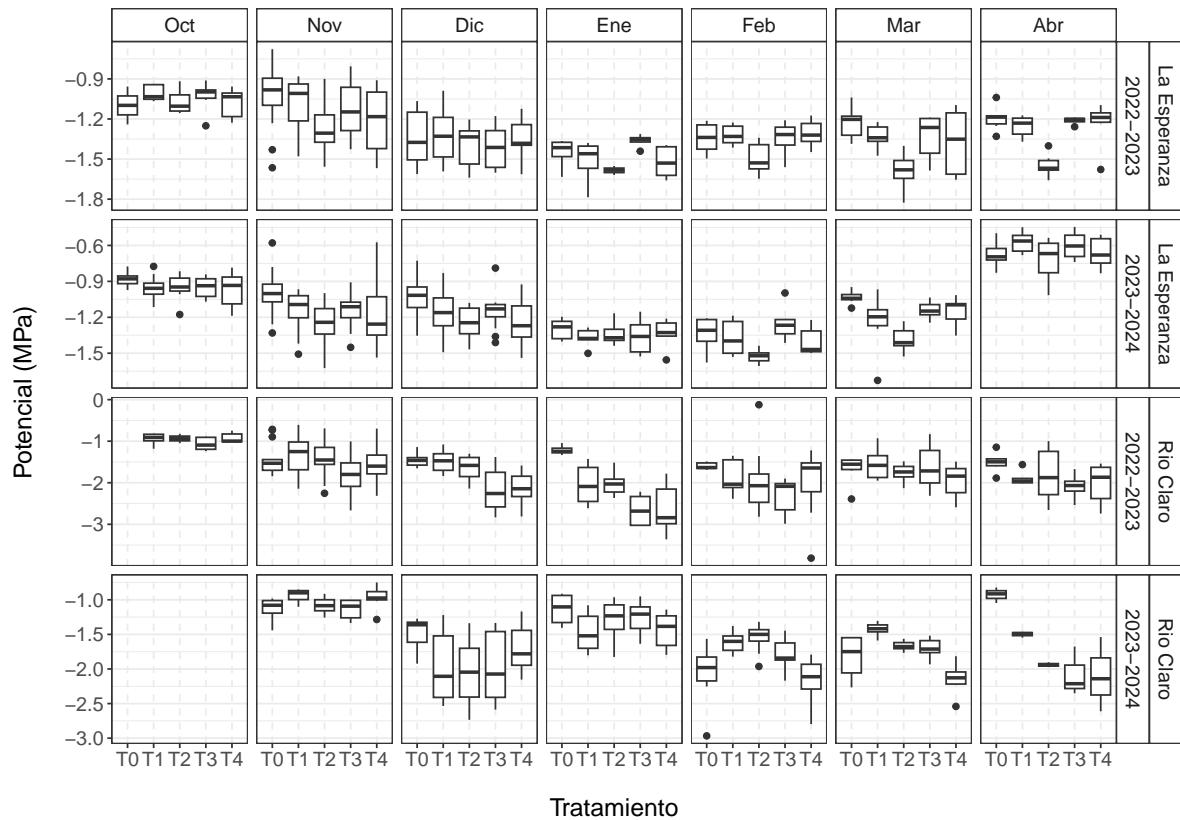
se observan diferencias marcadas entre los tratamientos, ya que las curvas siguen tendencias similares a lo largo del período evaluado.

Respecto a la distribución mensual, en Rio Claro, los tratamientos con déficit hídrico presentan valores inferiores al tratamiento control, con una diferencia más pronunciada al final de la segunda temporada. En cambio, en La Esperanza, las diferencias son más sutiles y poco consistentes entre los meses.

27 Series temporales



28 Distribución por mes

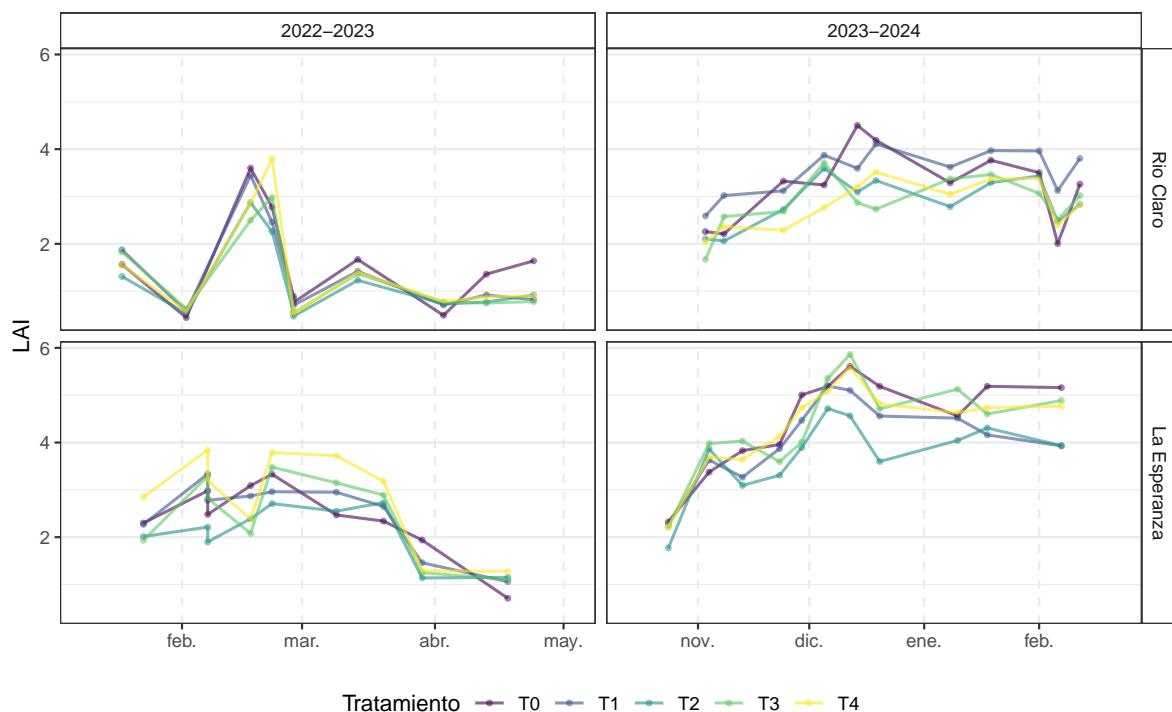


28.1 LAI

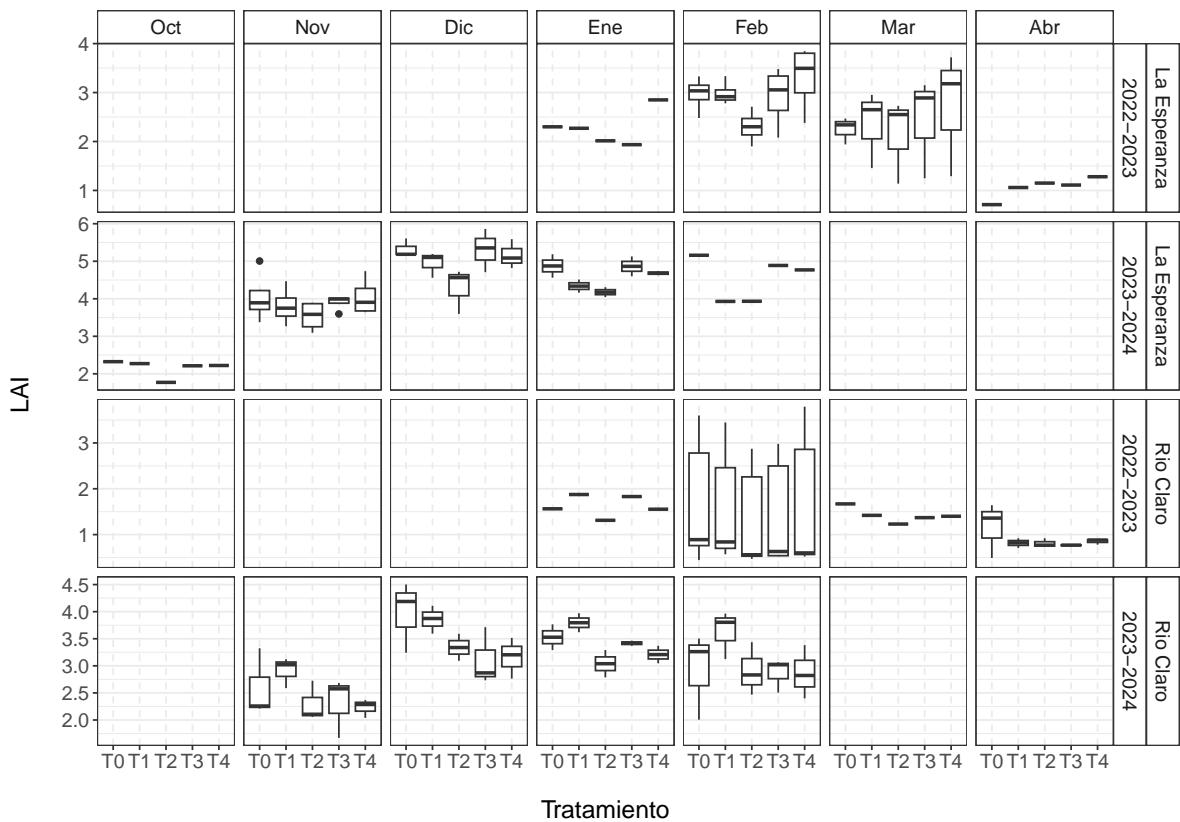
Los valores de LAI muestran patrones diferenciados entre temporadas y localidades. En Río Claro, la temporada 2022-2023 presenta un aumento pronunciado en enero, seguido de una caída y relativa estabilidad en los meses posteriores. En 2023-2024, se observa una tendencia ascendente más sostenida hasta febrero, con una leve disminución al final del período. En La Esperanza, la temporada 2022-2023 exhibe fluctuaciones en los primeros meses y una reducción

marcada desde abril, mientras que en 2023-2024, el LAI aumenta progresivamente hasta febrero. No se evidencian diferencias consistentes entre tratamientos, ya que las curvas muestran tendencias similares en ambos sitios.

29 Series temporales



30 Distribución por mes



31 Curvas Presión-volumen

Los datos utilizados para las curvas Presión-volumen corresponden a mediciones de potencial hídrico xilemático y peso en hojas de distintas unidades de los tratamientos experimentales, según la metodología descrita por Halbritter et al. (2020). El punto de pérdida de turgor (TLP) se estima como el último punto de la curva del Ψ inverso en función del RWD ($1 - \text{RWC}$) antes de comenzar su fracción lineal, como se muestra en la siguiente figura.

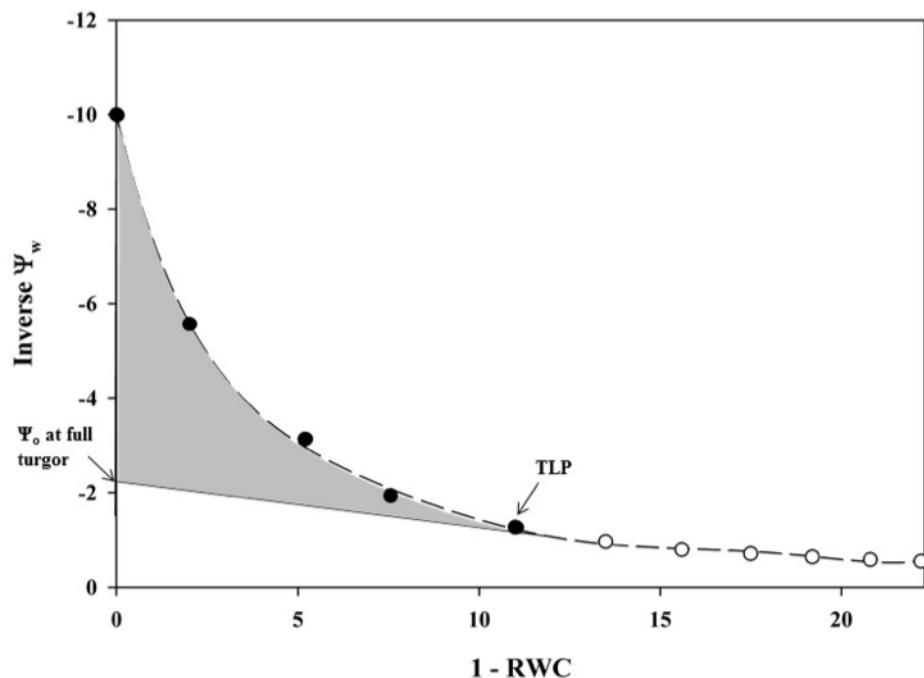
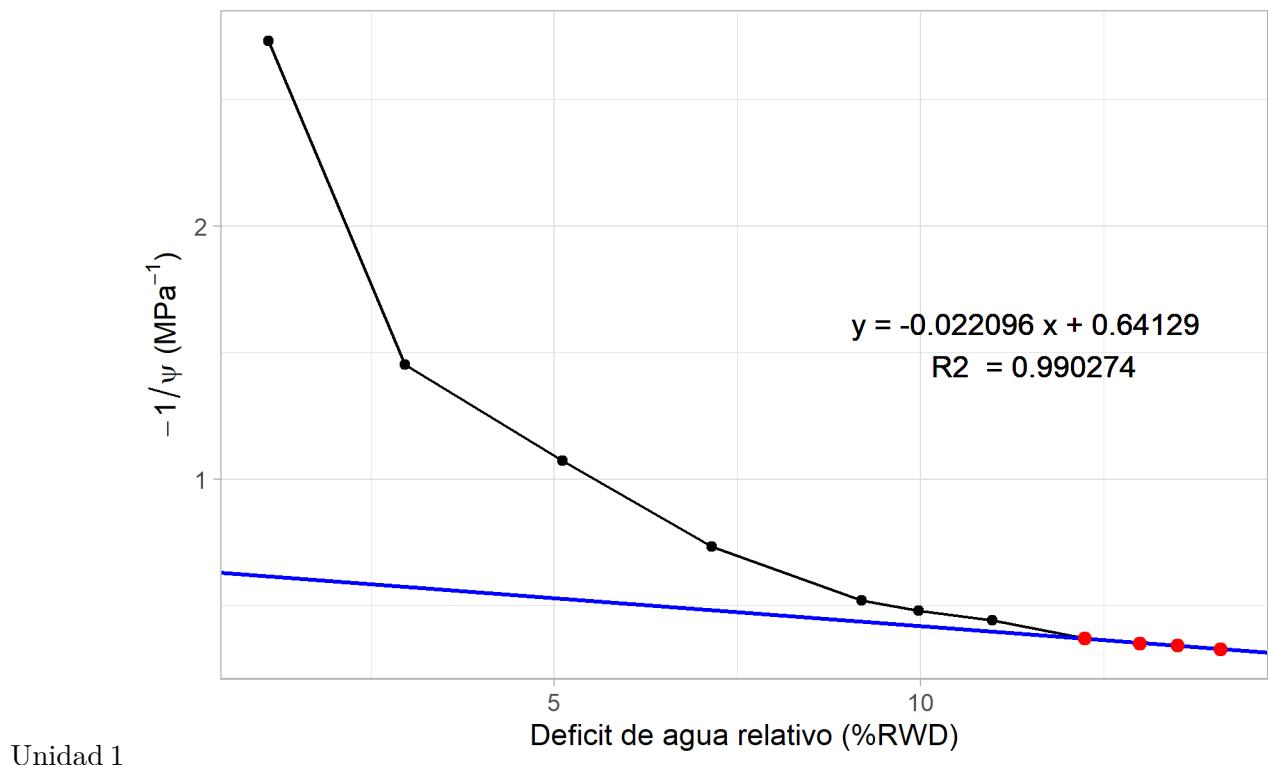


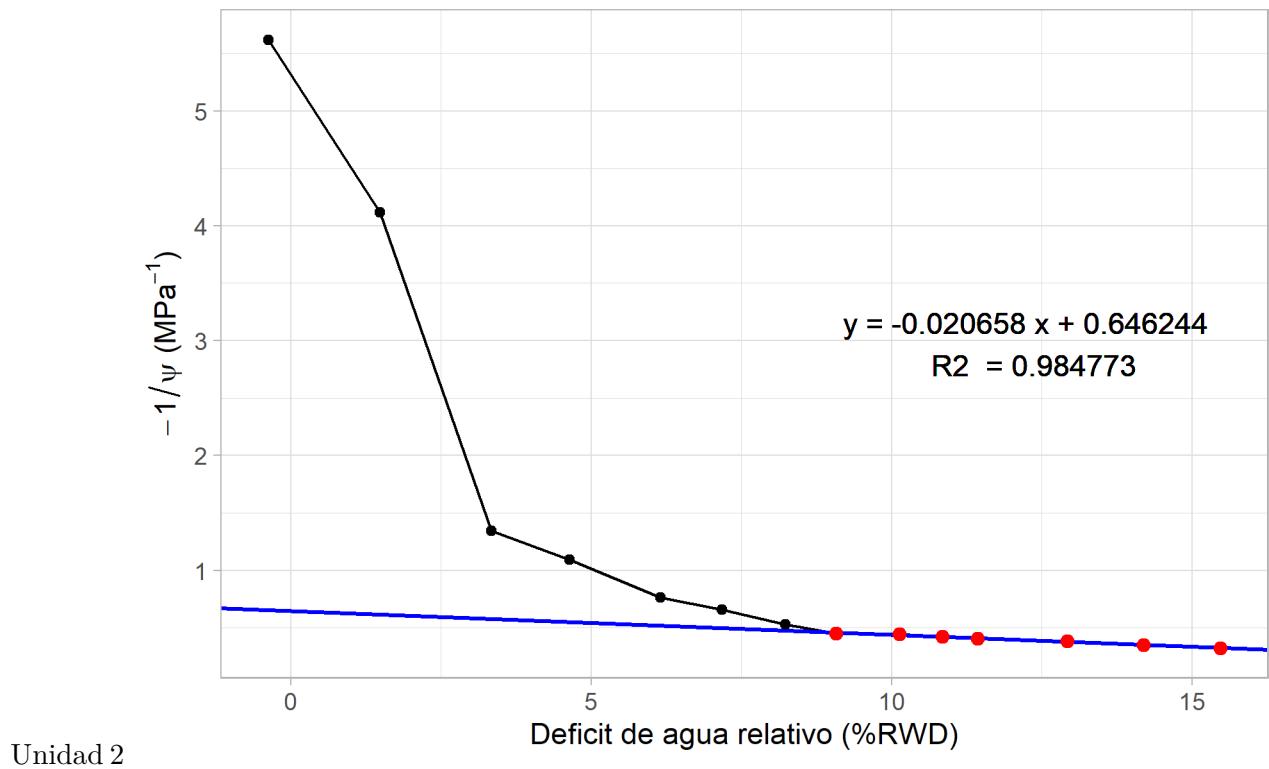
Figura 31.1: Ejemplo de una curva presión-volumen. Los círculos llenos representan las primeras 5 mediciones iterativas: los círculos abiertos representan las últimas 6 mediciones. La porción lineal (línea sólida) muestra el potencial osmótico (Ψ_o), la porción curva (línea discontinua) es el potencial hídrico antes del punto de pérdida de turgencia (TLP), y el área sombreada es el potencial de turgencia (Ψ_p). Fuente: Halbritter et al. (2020).

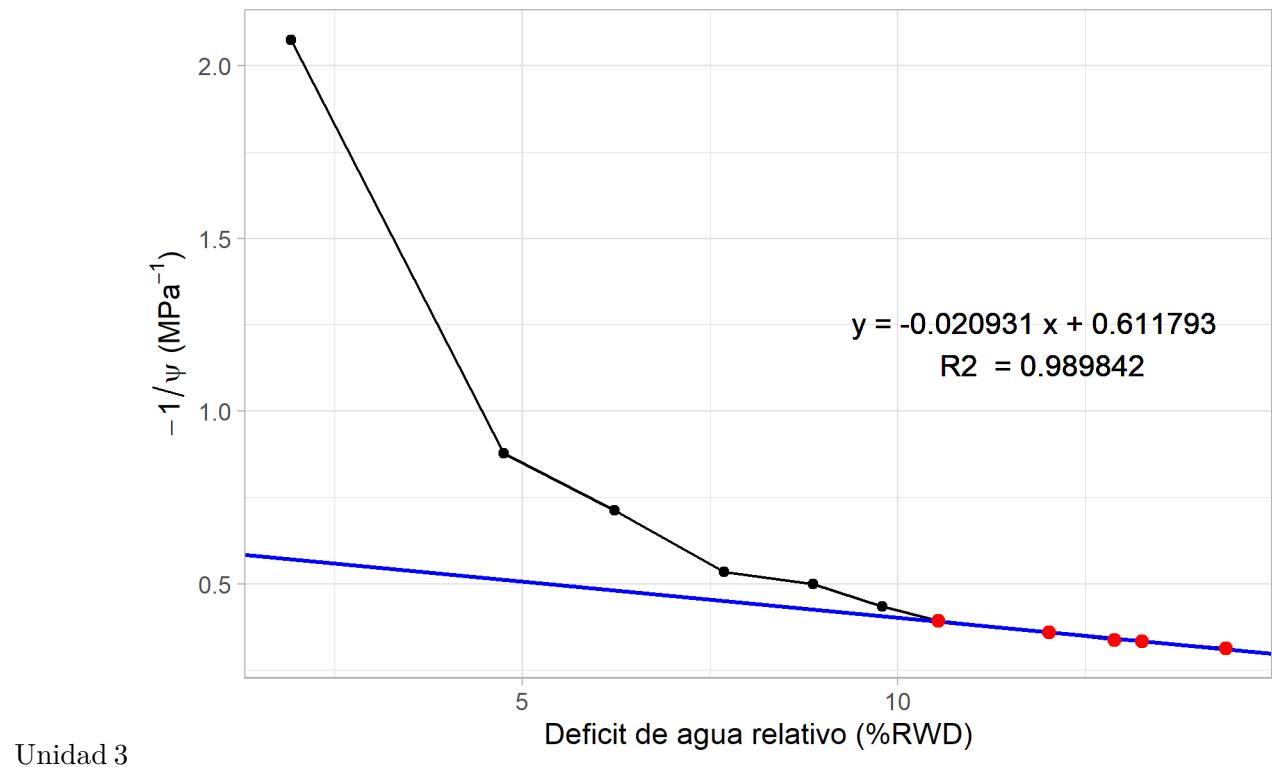
En base a esta misma metodología, a continuación se presentan las curvas presión-volumen de cada unidad medida.

31.1 La Esperanza

32 Tratamiento 0 (control)

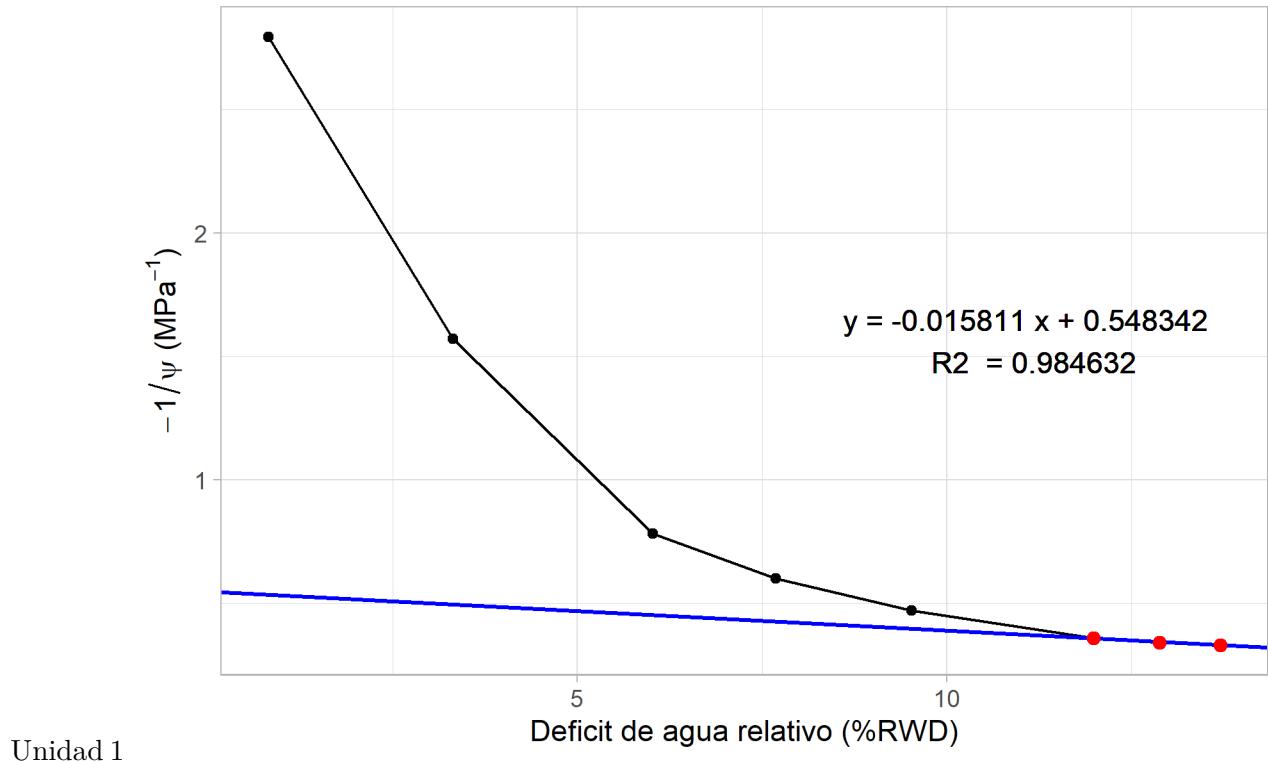


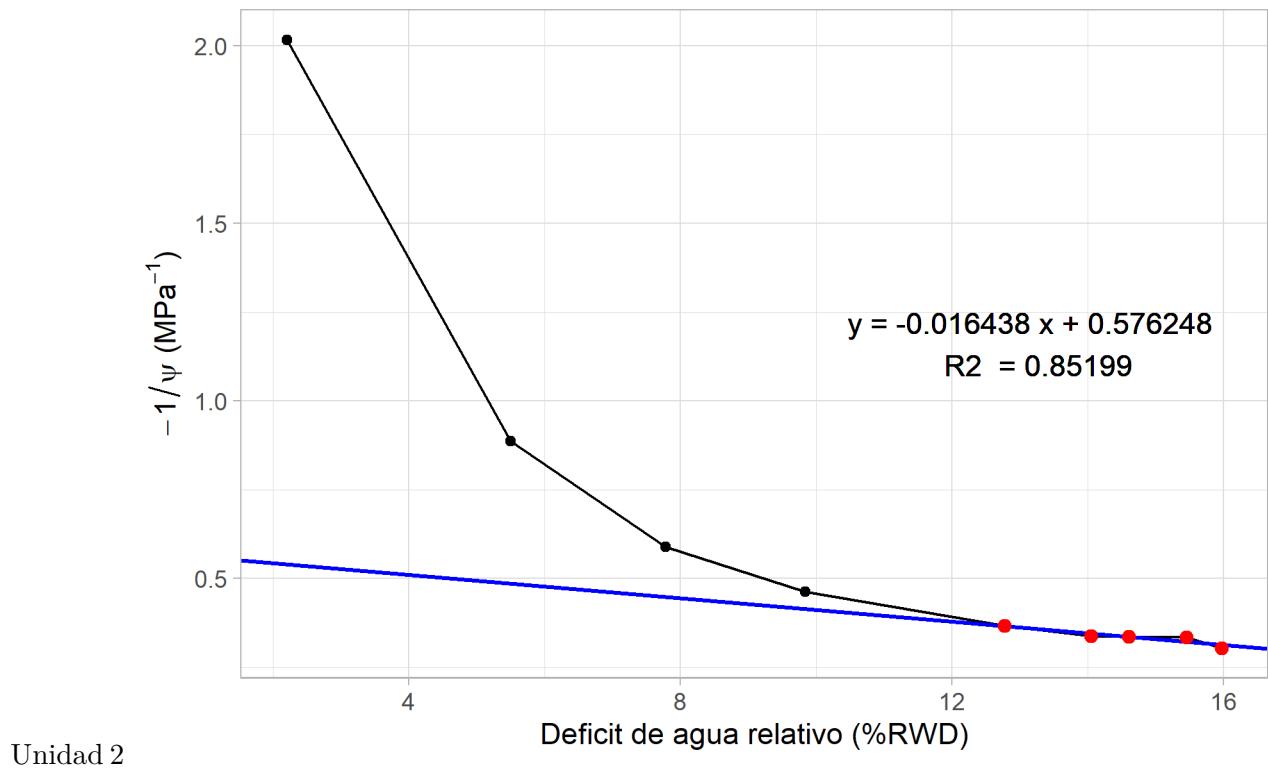


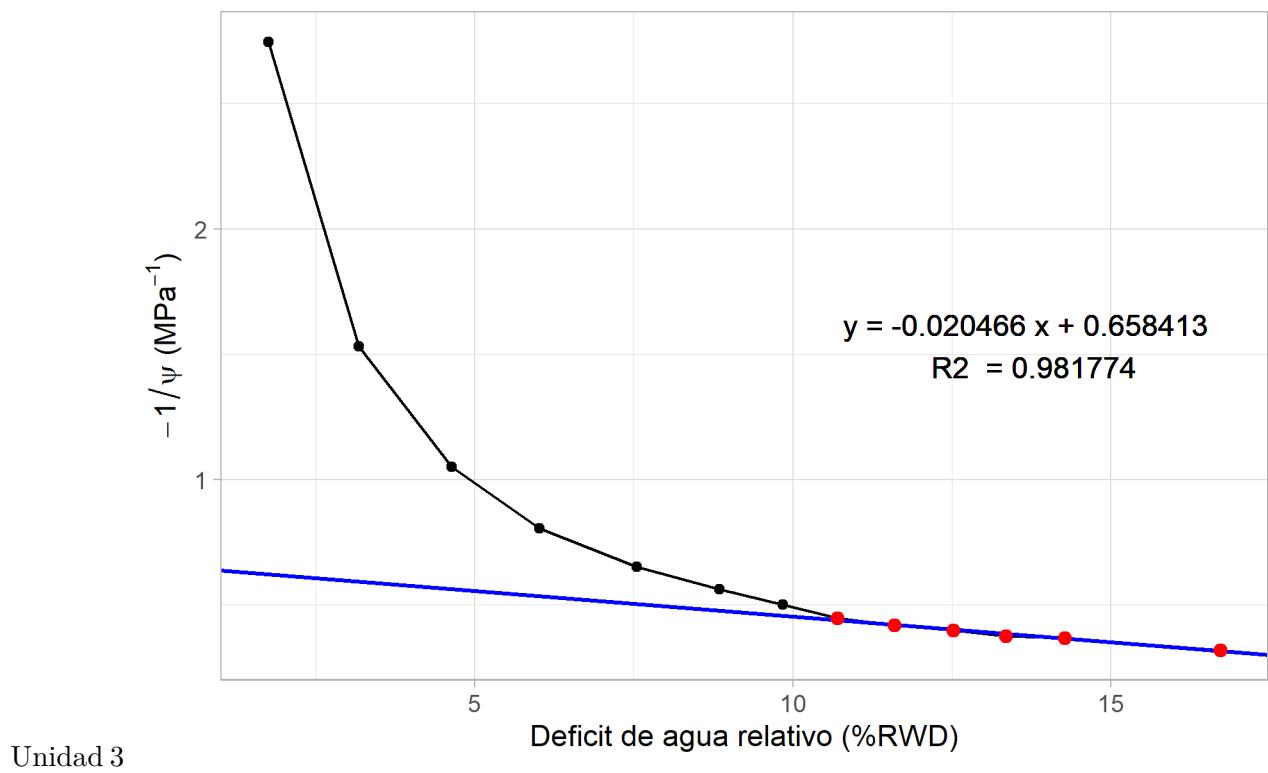


Unidad 3

33 Tratamiento 4



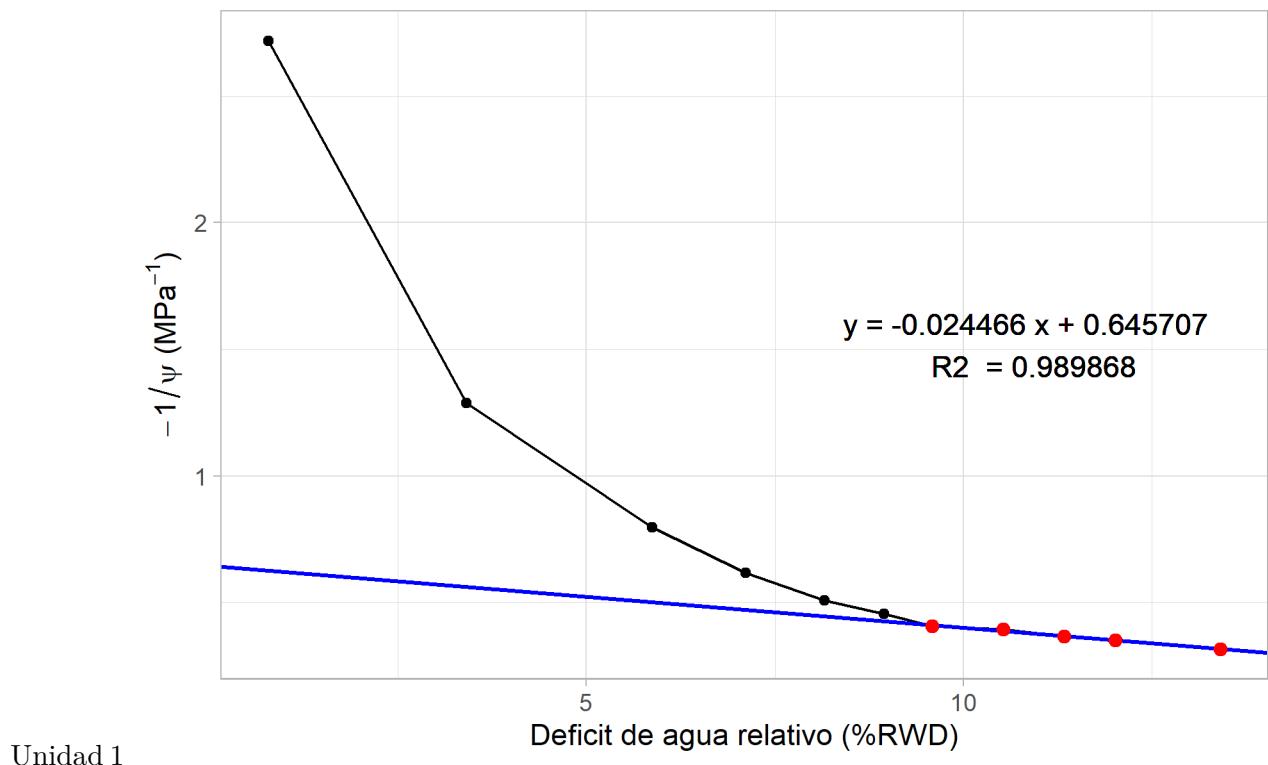


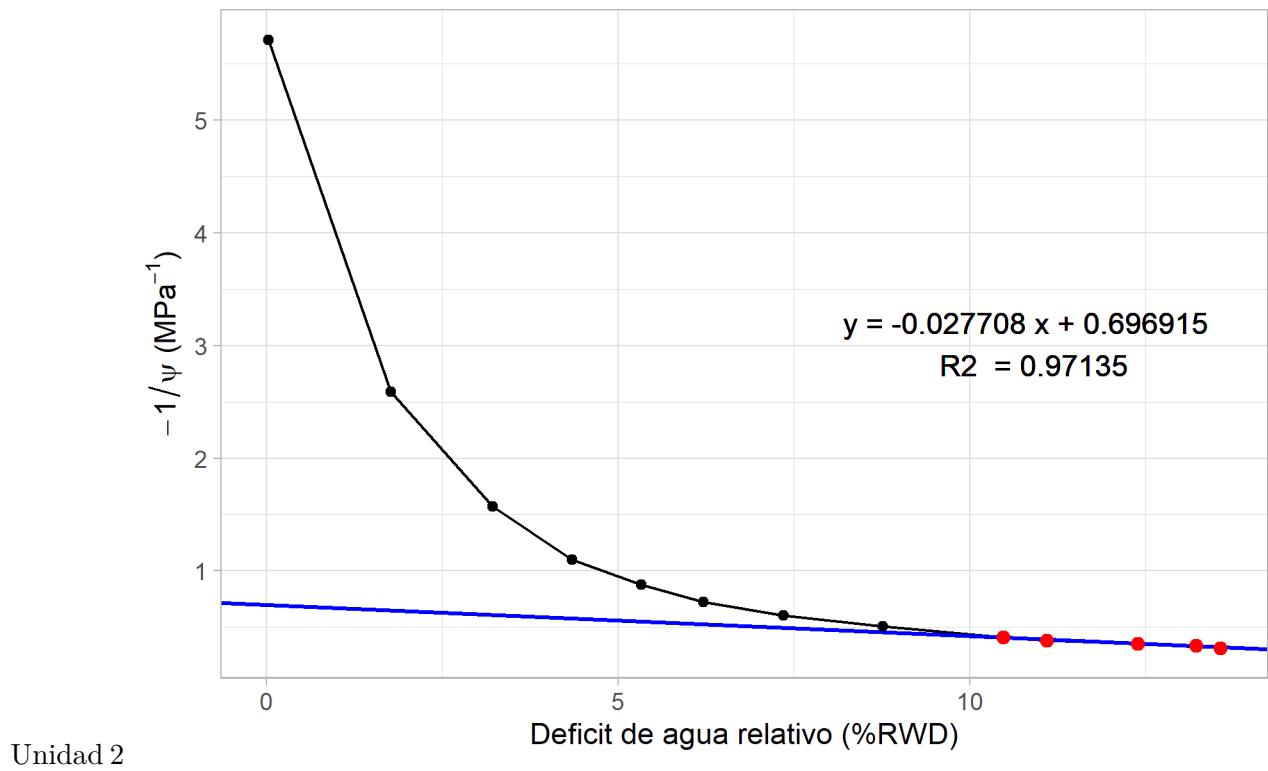


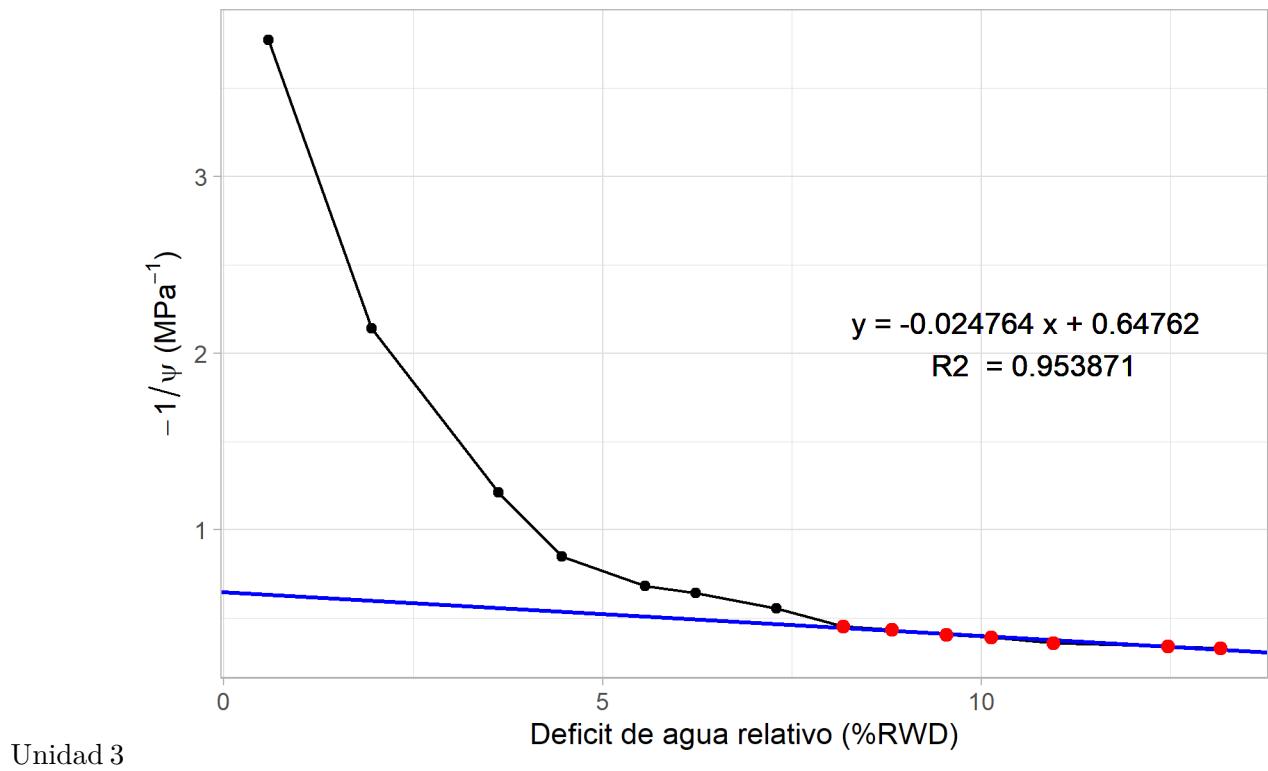
Unidad 3

33.1 Rio Claro

34 Tratamiento 0 (control)

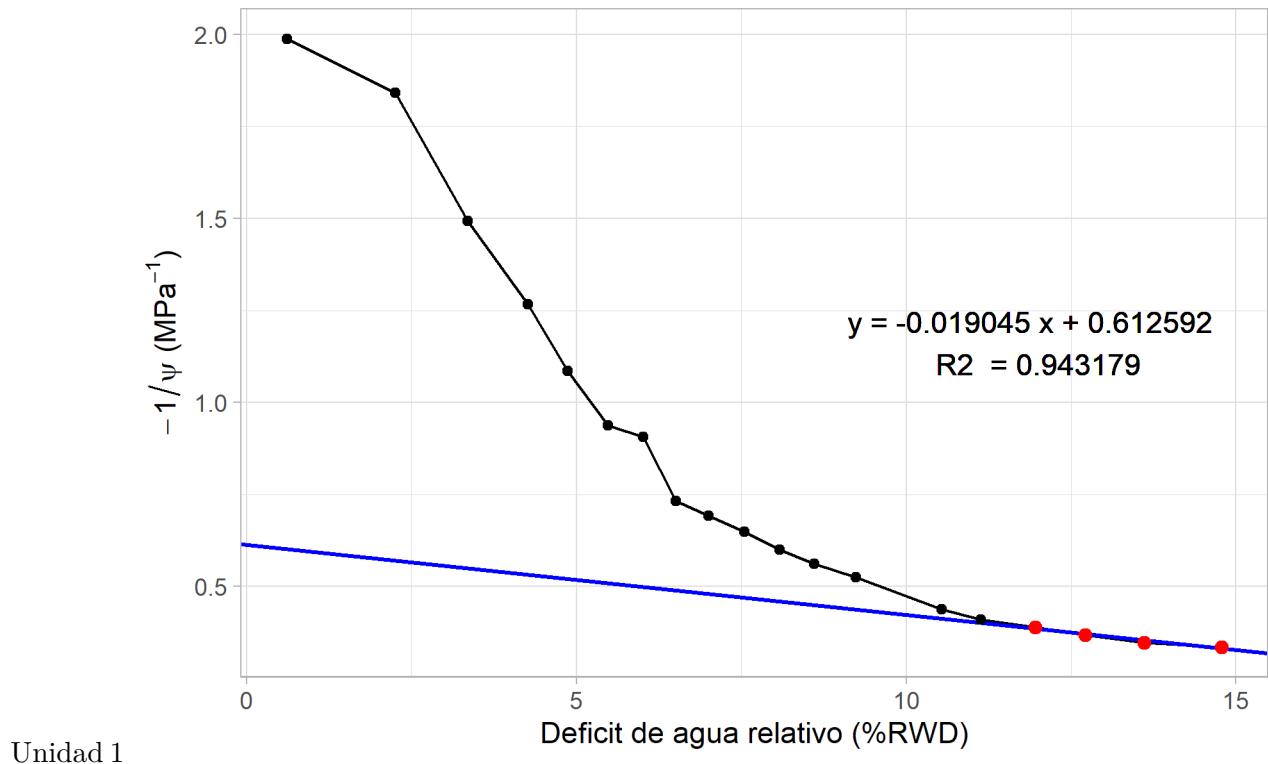


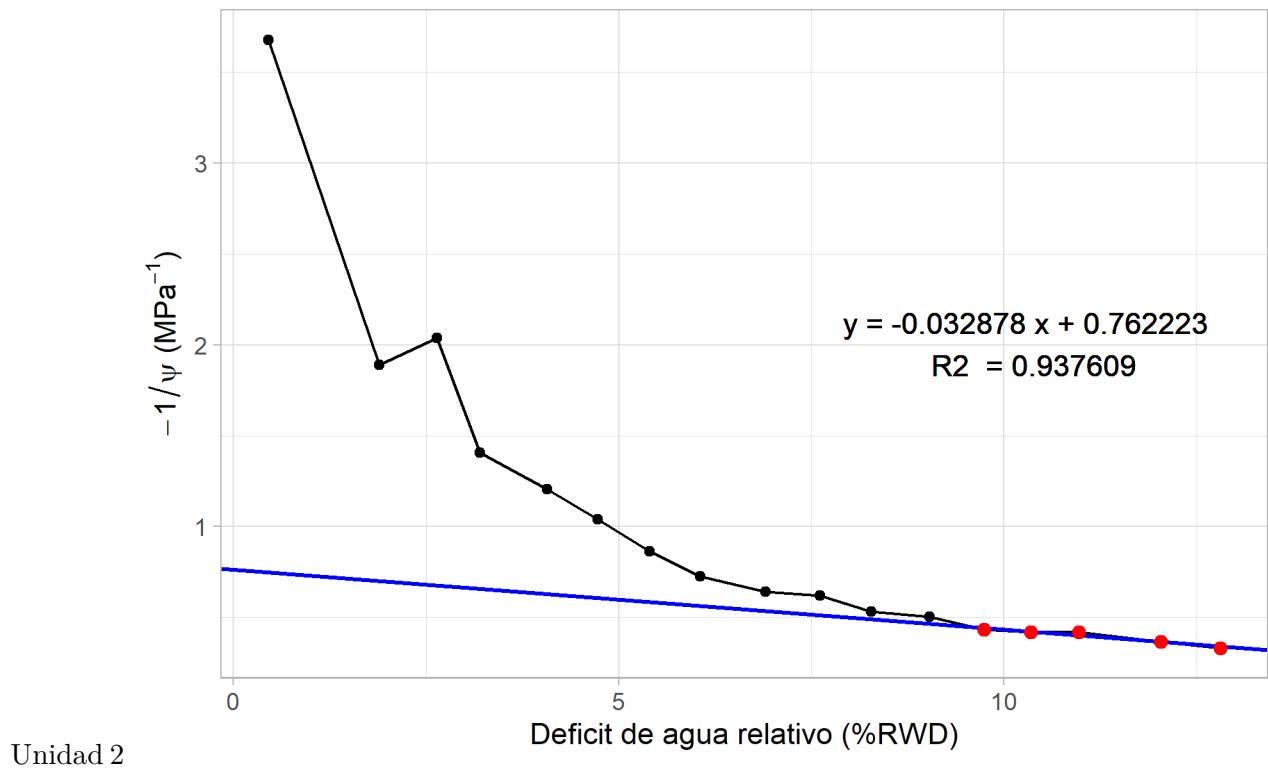


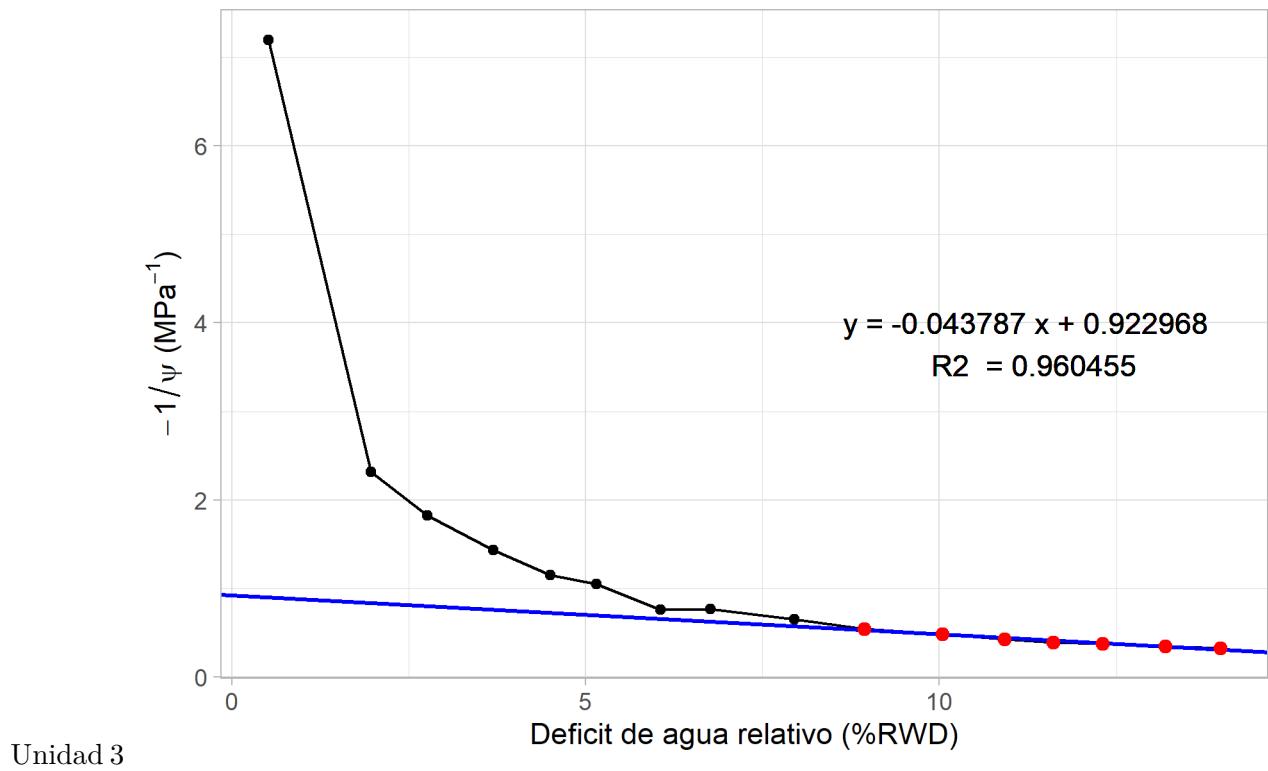


Unidad 3

35 Tratamiento 1

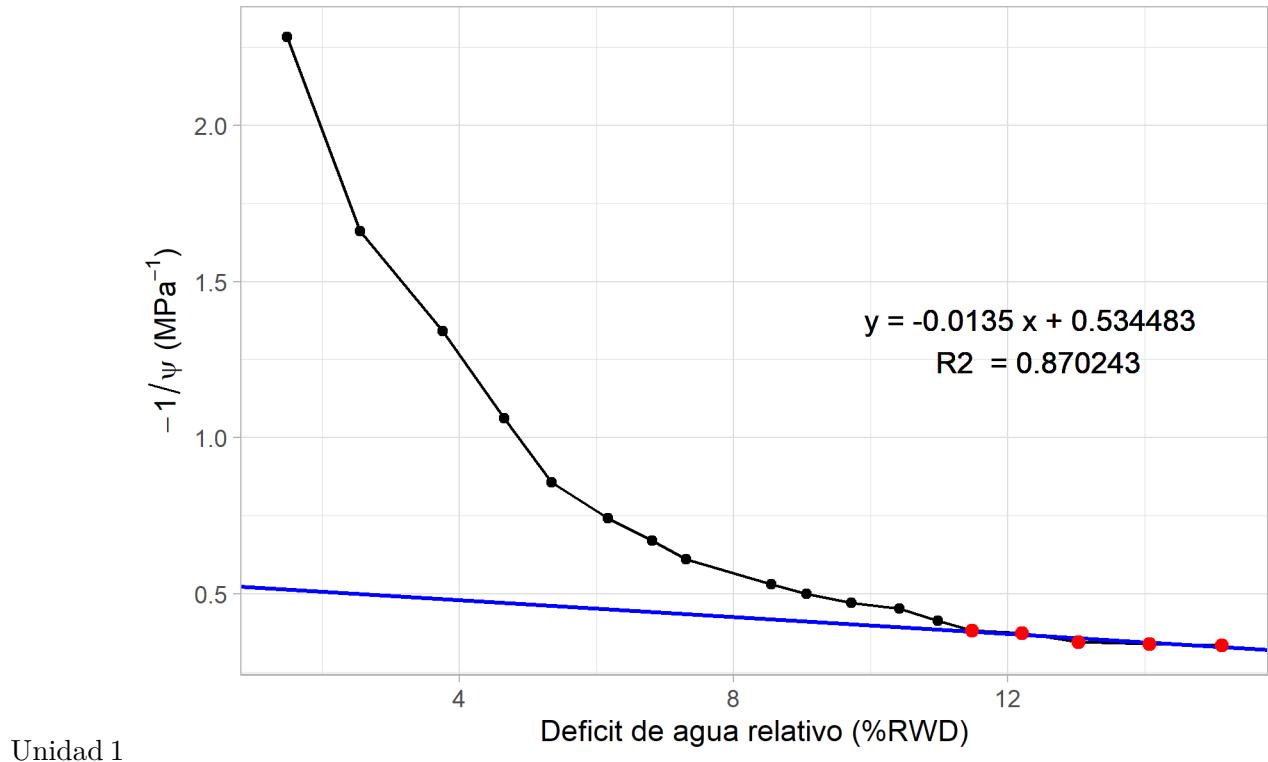


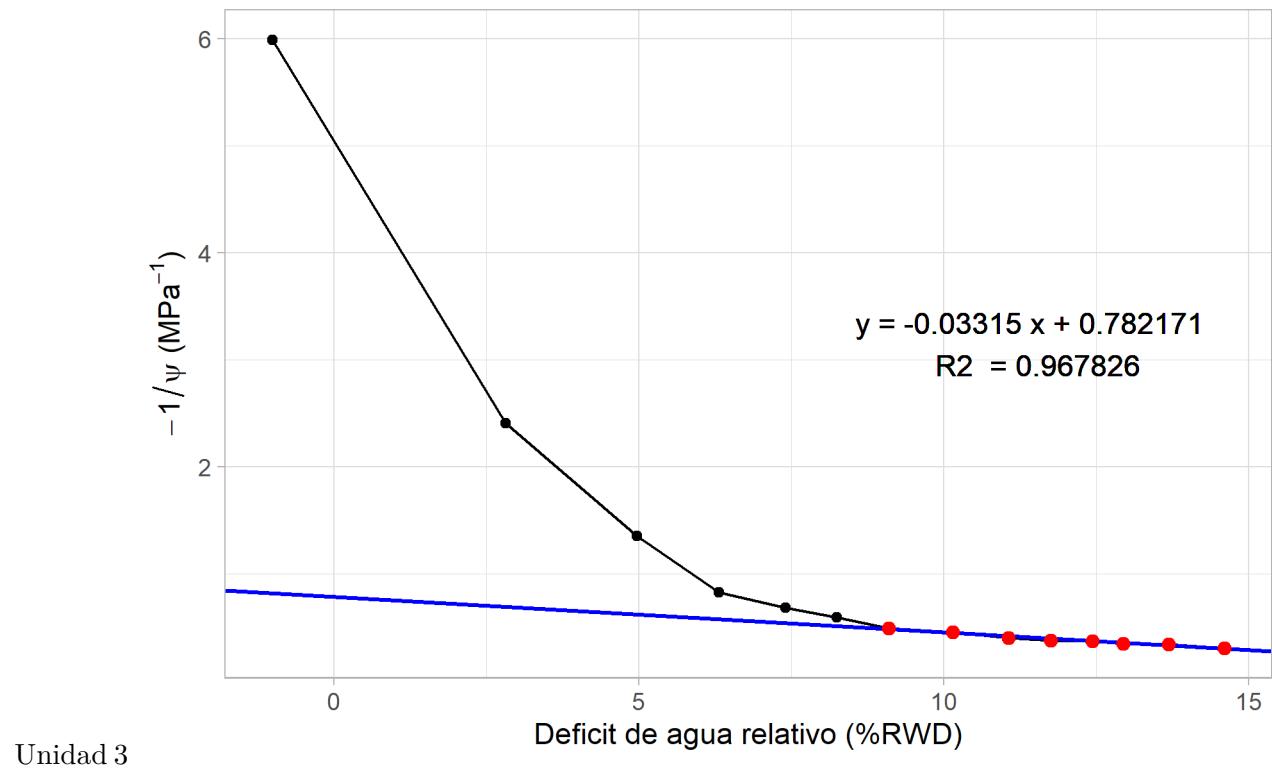




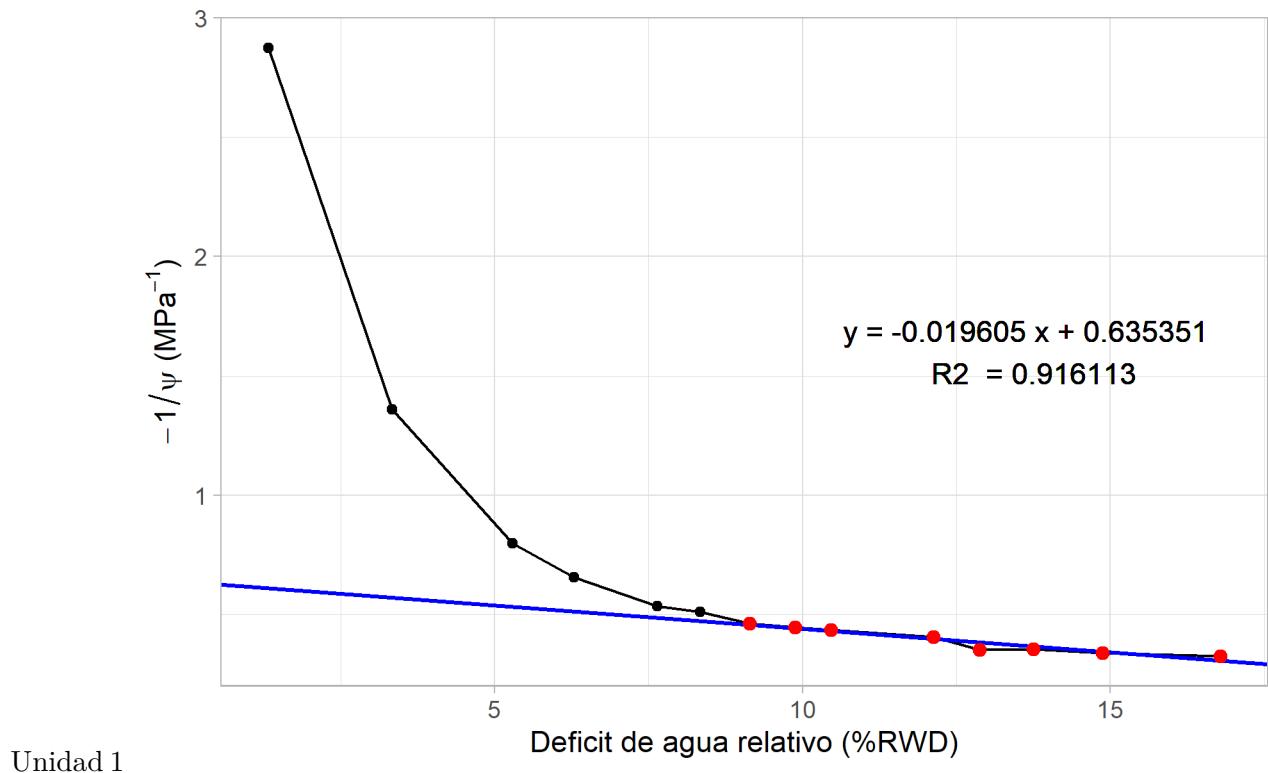
Unidad 3

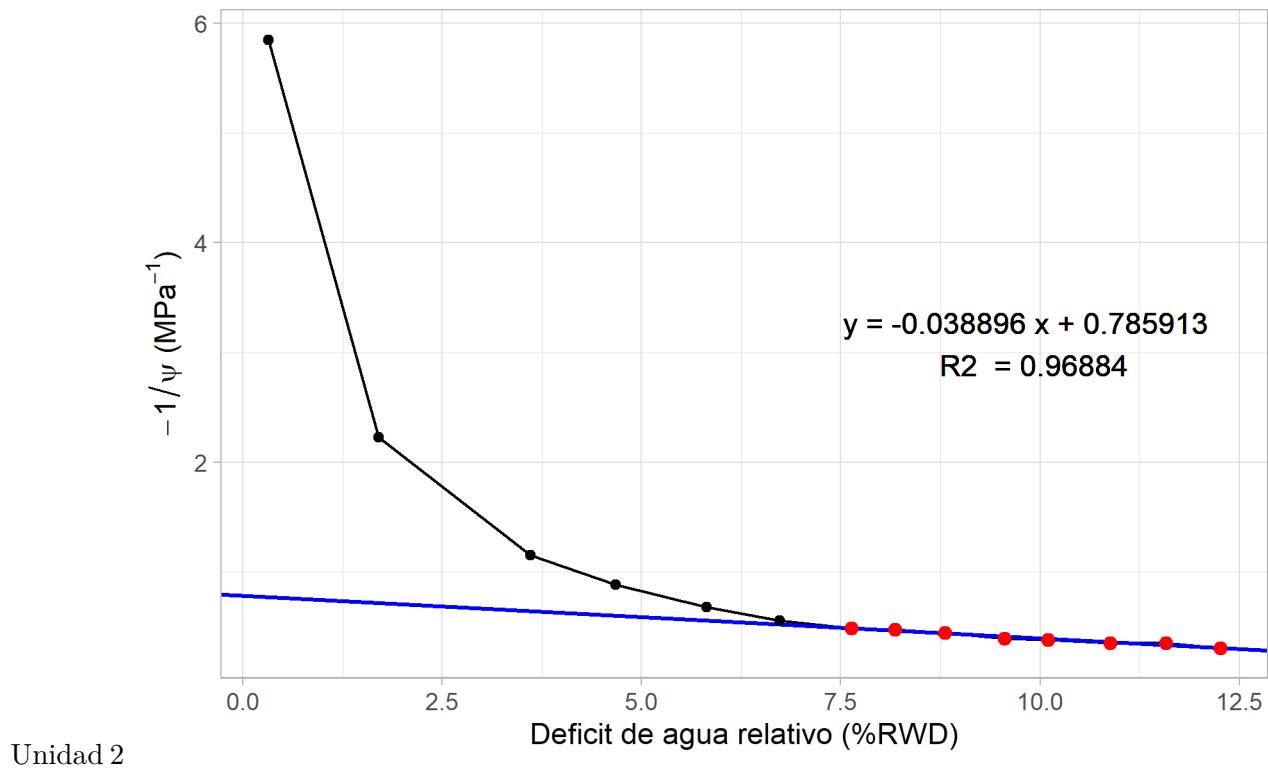
36 Tratamiento 2

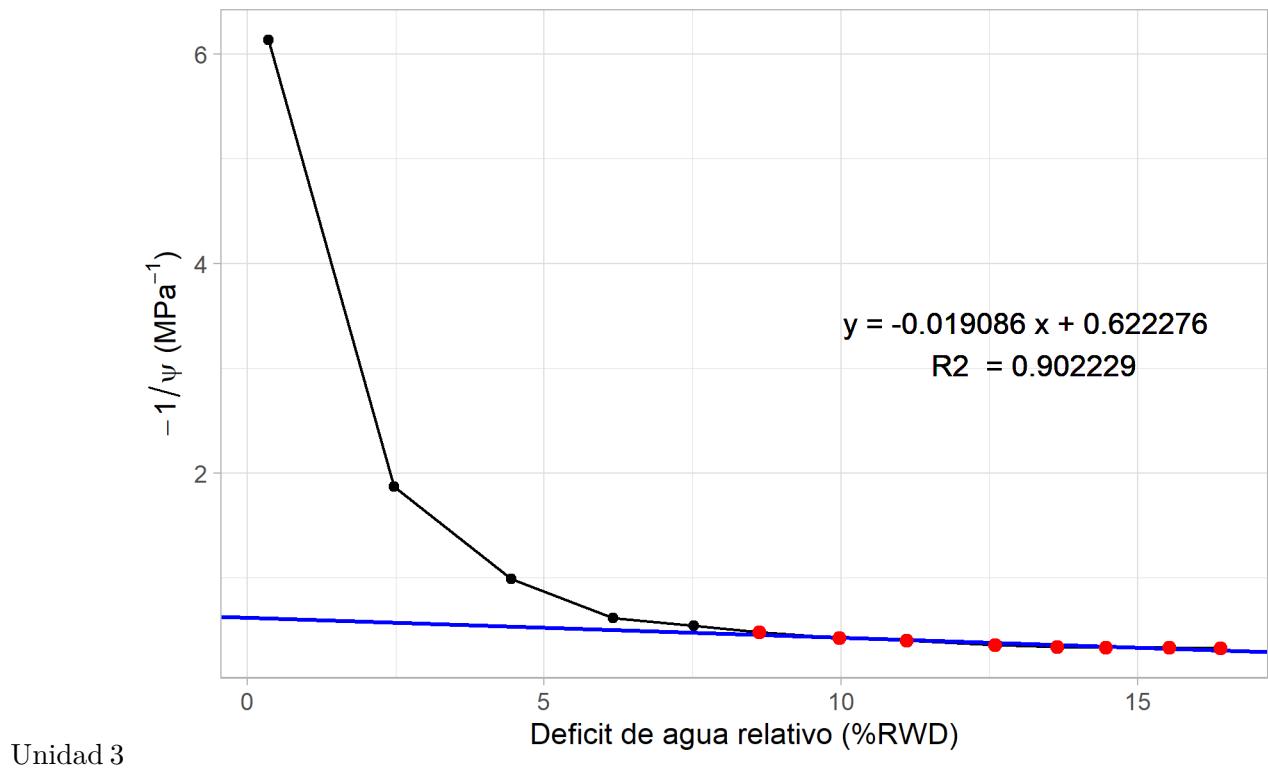




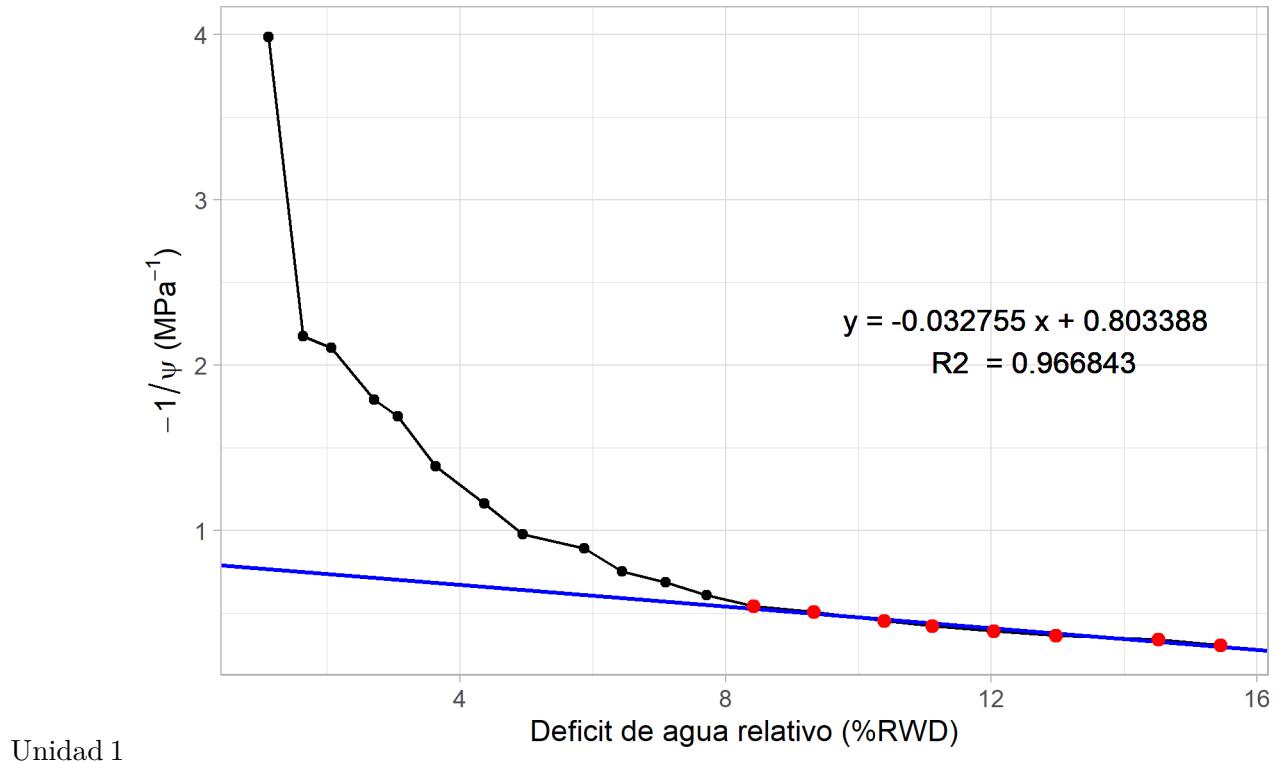
37 Tratamiento 3



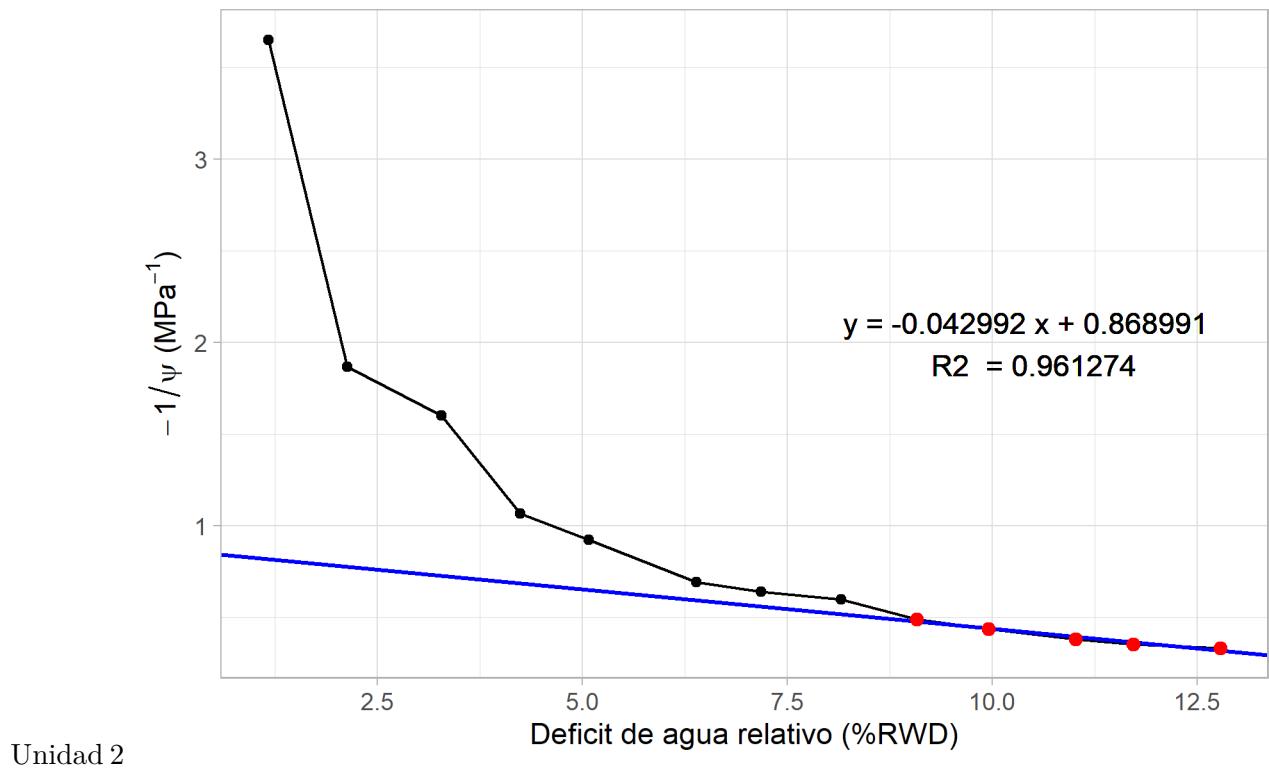


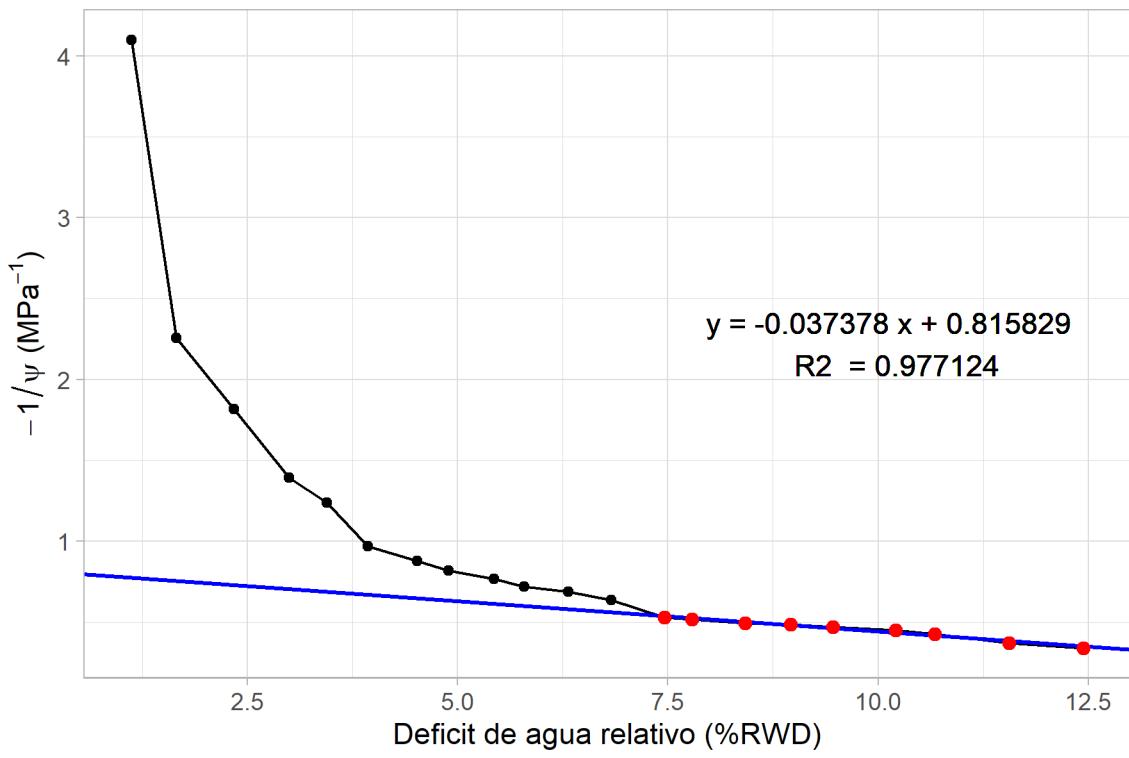


38 Tratamiento 4



Unidad 1





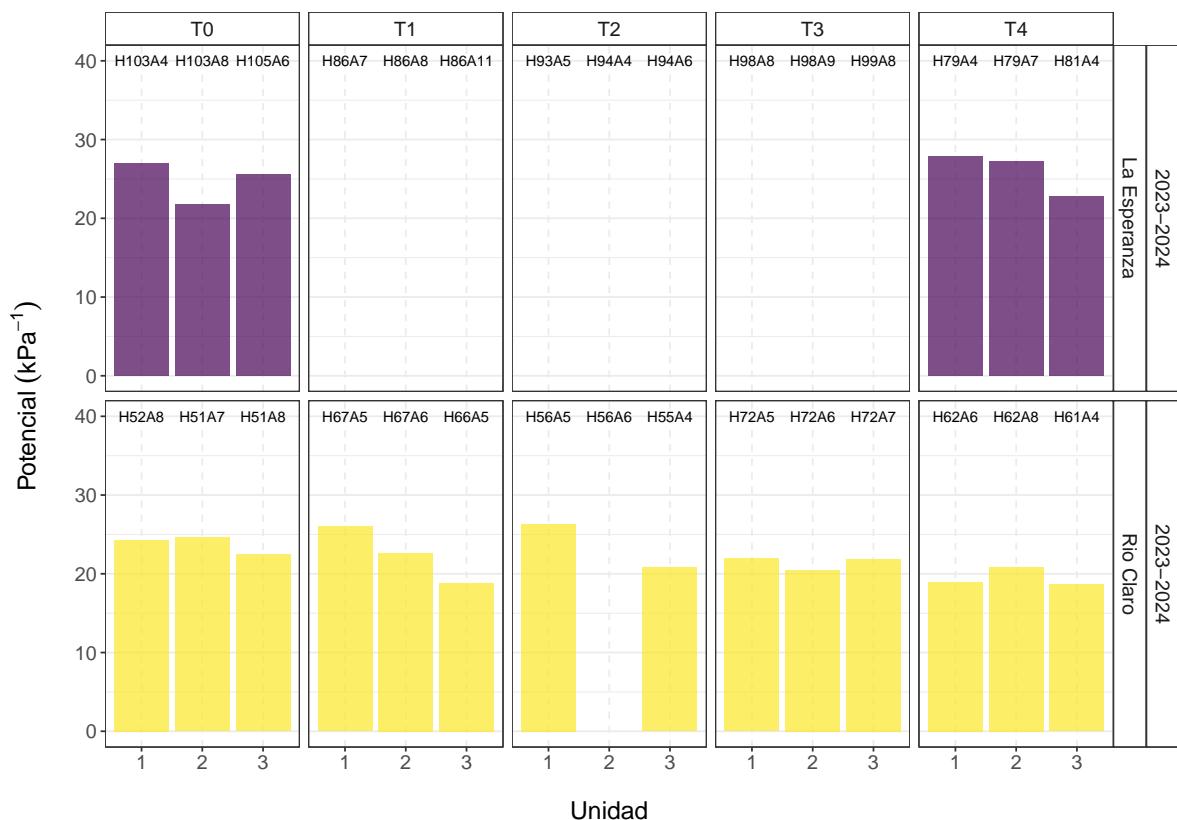
Unidad 3

39 Referencias

Halbritter, A. H., Eycott, A., Reinsch, S., & De Boeck, H. (2020). The handbook for standardised field and laboratory measurements in terrestrial climate-change experiments and observational studies (ClimEx). *Methods in Ecology and Evolution*, 11(1), 22–37.

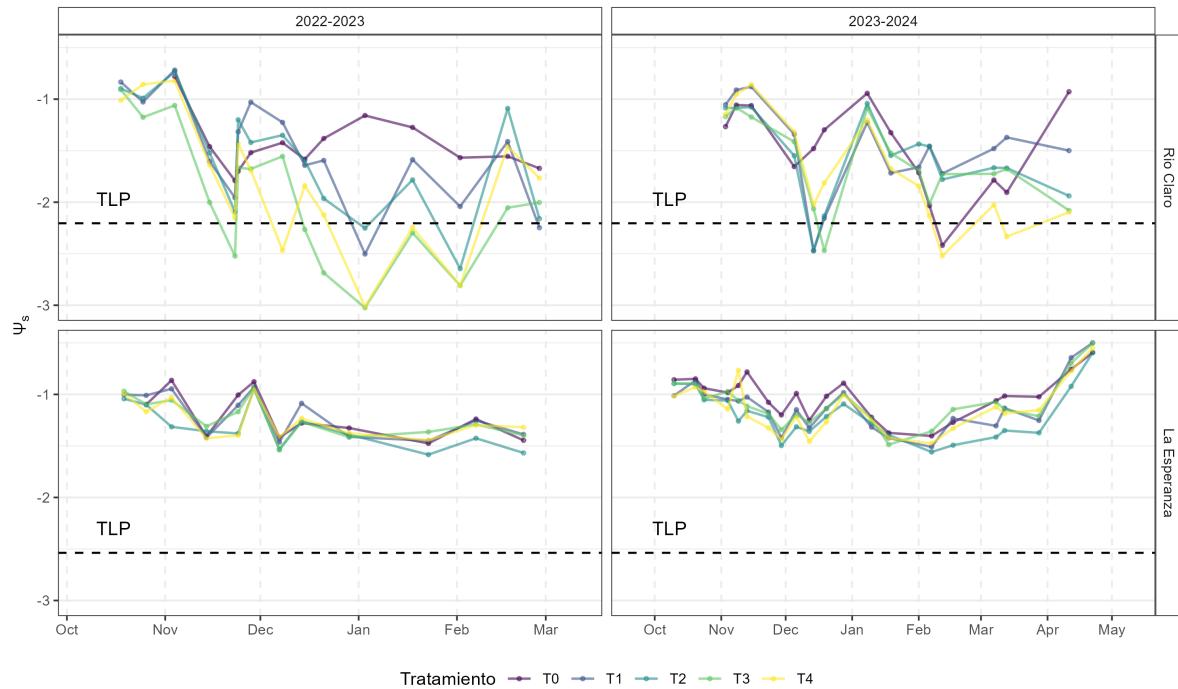
40 Punto de pérdida de turgor

A continuación se presentan los puntos de pérdida de turgor de cada unidad, según tratamiento, sitio y temporada, a partir de las curvas presión-volumen.



Combinando observaciones en terreno de potencial, y el punto de perdida de turgor obtenido a partir de las curvas presión-volumen ($TLP_{la_esperanza} = -2.54$ MPa; $TLP_{rio_claro} = -2.2$ MPa; ver Figura 2) se puede observar que este punto de estrés hídrico se alcanzó mayoritariamente en los meses de enero y febrero en el campo de Río Claro, durante la temporada 2022-2023. Además, en el mismo contexto se puede observar tendencias a la disminución de potencial para los tratamientos de estrés hídrico más severos (T3 y T4). Por el contrario, en La Esperanza no

se observan disminuciones importantes de potencial, respecto al punto de pérdida de turgor, mientras que tampoco se aprecian diferencias a simple vista entre los tratamientos.

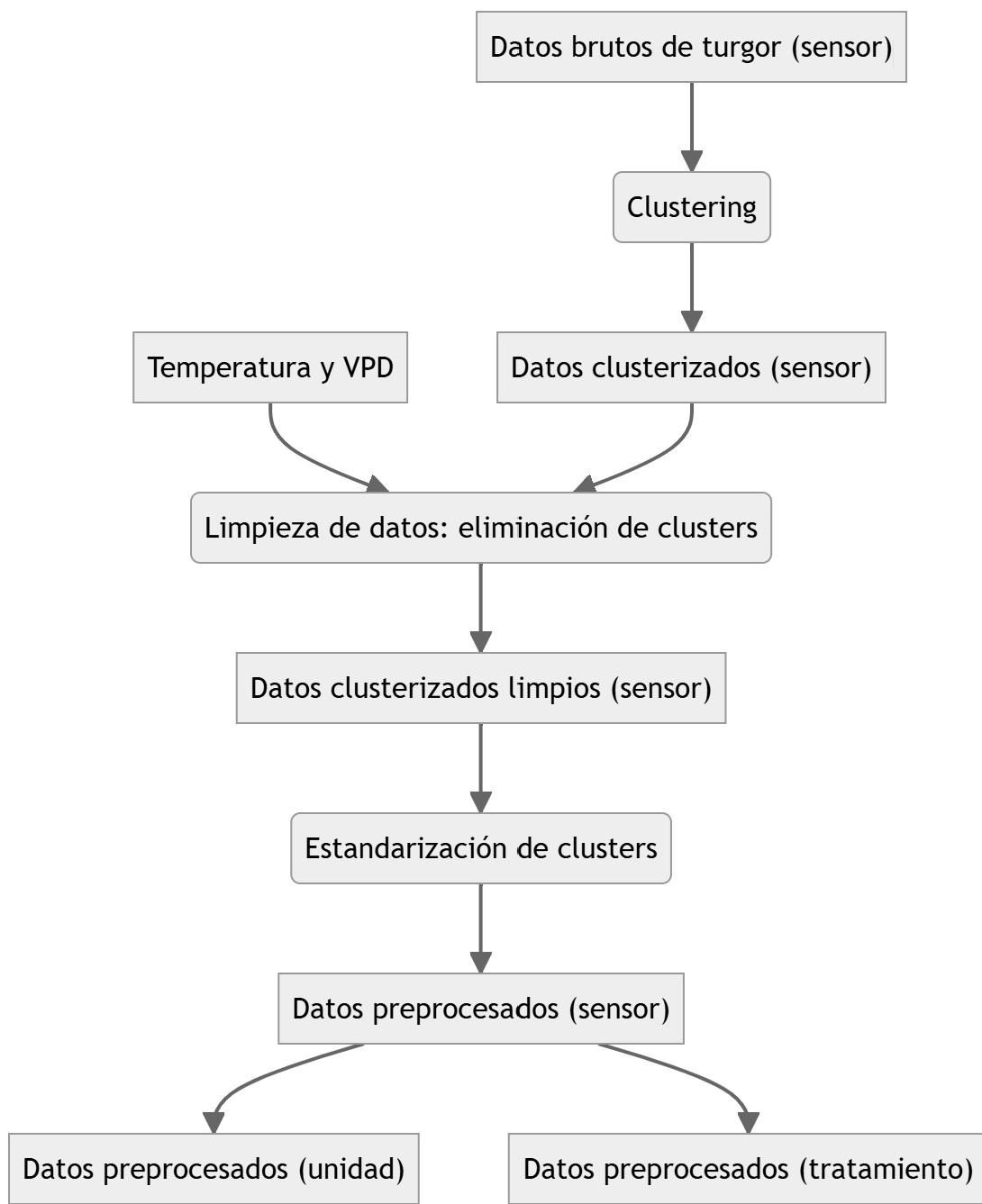


Parte IV

Preprocesamiento de datos de turgor

El uso de sensores de turgor (ZIM) en condiciones de campo presentó diversas limitaciones que afectaron la calidad y consistencia de los datos. Los sensores eran altamente sensibles a movimientos causados por viento, caída de hojas o contacto accidental con personas, lo que requería recalibraciones frecuentes y generaba inconsistencias en la magnitud de los valores obtenidos. Además, cada sensor entregaba valores de turgor con magnitudes distintas, impidiendo la comparación directa entre unidades y tratamientos. Estos dispositivos están diseñados para ambientes controlados, como laboratorios, donde no están expuestos a factores externos que puedan desajustar sus mediciones. Sin embargo, en terreno, la suciedad, el clima y otros elementos dificultaron su estabilidad y precisión.

Para mitigar estas limitaciones, se implementó un proceso de preprocesamiento basado en tres etapas principales: filtrado, clustering y modelado. Primero, se eliminaron registros inconsistentes mediante tres criterios: (i) estabilidad en la serie de turgor (diferencias estandarizadas < 1), (ii) correlaciones esperadas con temperatura y VPD (positiva y negativa, respectivamente) y (iii) una correlación mínima de 0.5 con al menos una de estas variables. Posteriormente, se excluyeron valores fuera del rango temporal relevante. Luego, se agruparon los datos por sitio, temporada y sensor, calculando estadísticos diarios (mediana, máximo y mínimo) y aplicando clustering con DBSCAN para identificar patrones coherentes. Finalmente, se ajustaron modelos lineales entre turgor y los primeros componentes principales (PC1 y PC2), obteniendo coeficientes de regresión para cada grupo. Con estos parámetros, se generó una serie modelada de turgor a partir de la información PCA y se escaló para comparación.



A pesar de estos esfuerzos, finalmente no fue posible utilizar los valores obtenidos. La necesidad de estandarización y modelado para corregir las inconsistencias terminó eliminando la magnitud de los valores y las diferencias entre unidades, lo que impidió un análisis adecuado

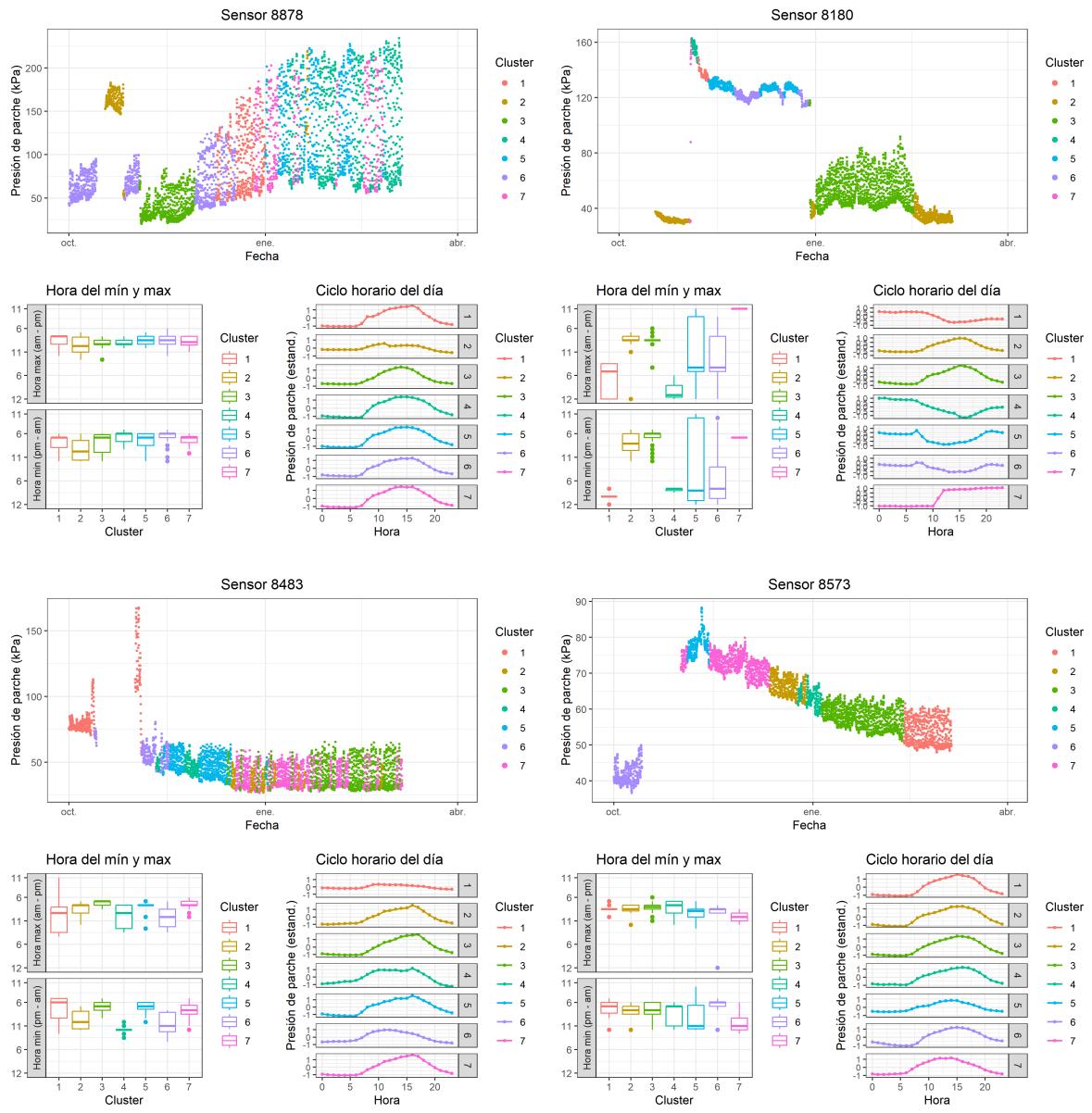
de las variaciones de turgor entre tratamientos y temporadas.

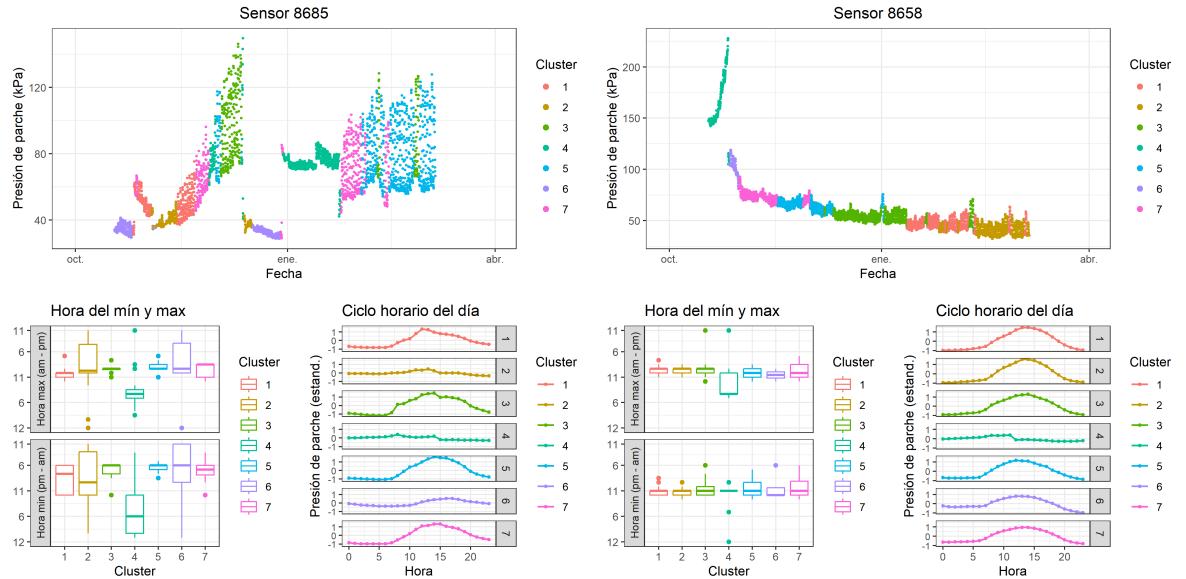
41 Clustering

A continuación, se muestran las series temporales de turgor diferenciadas por clúster, así como la distribución de las horas de turgor mínimo y máximo para cada uno de ellos, junto con su ciclo horario diario, abarcando todos los sensores en todas las unidades durante las temporadas 2022-2023 y 2023-2024.

41.1 La Esperanza

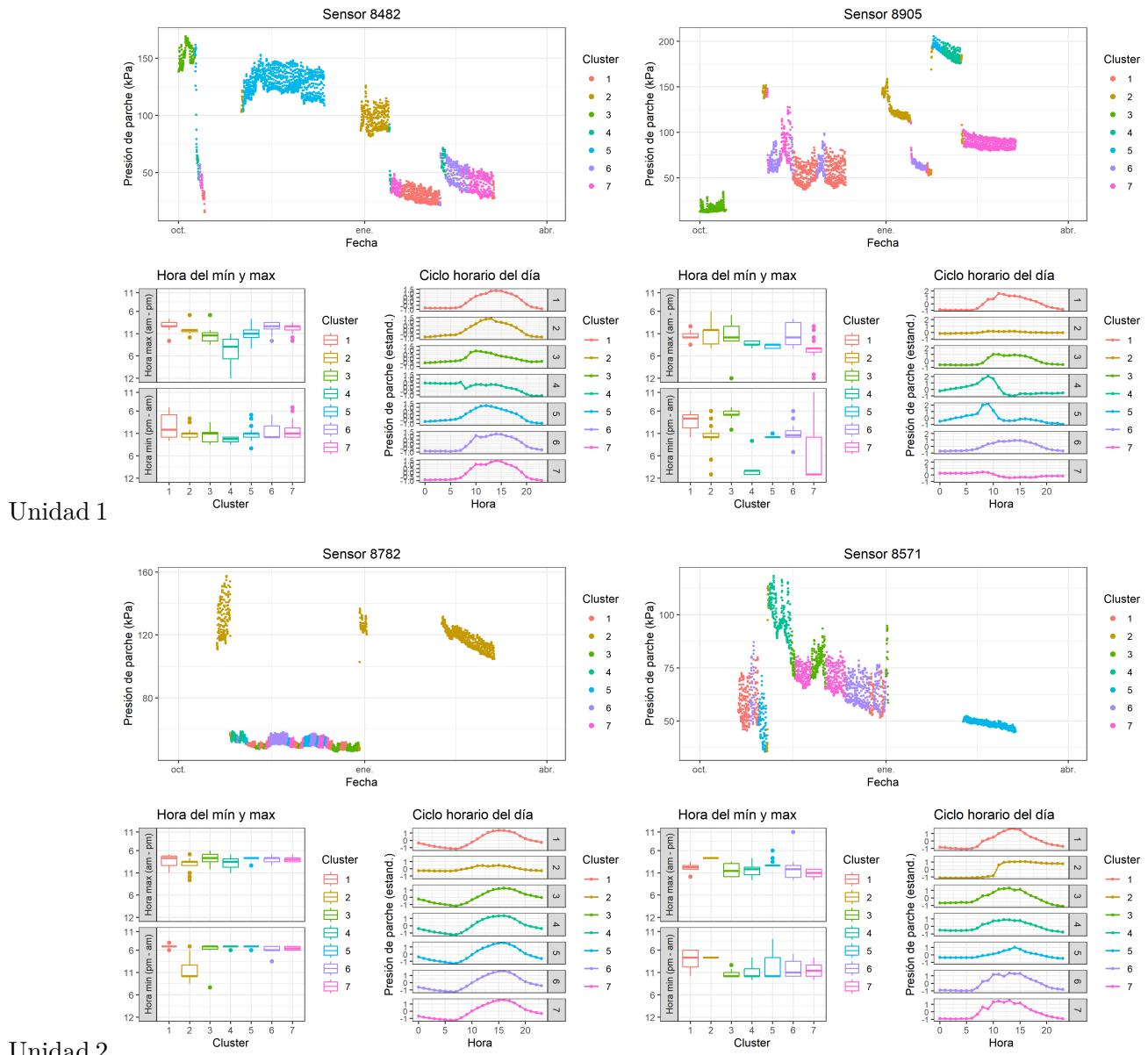
42 T1 (2022-2023)

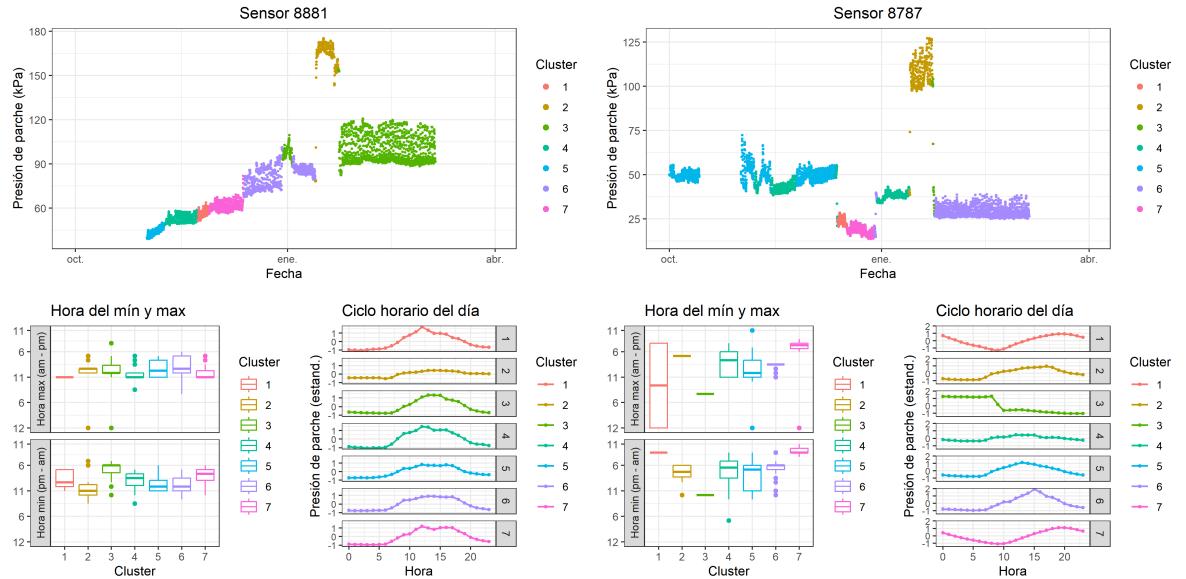




Unidad 3

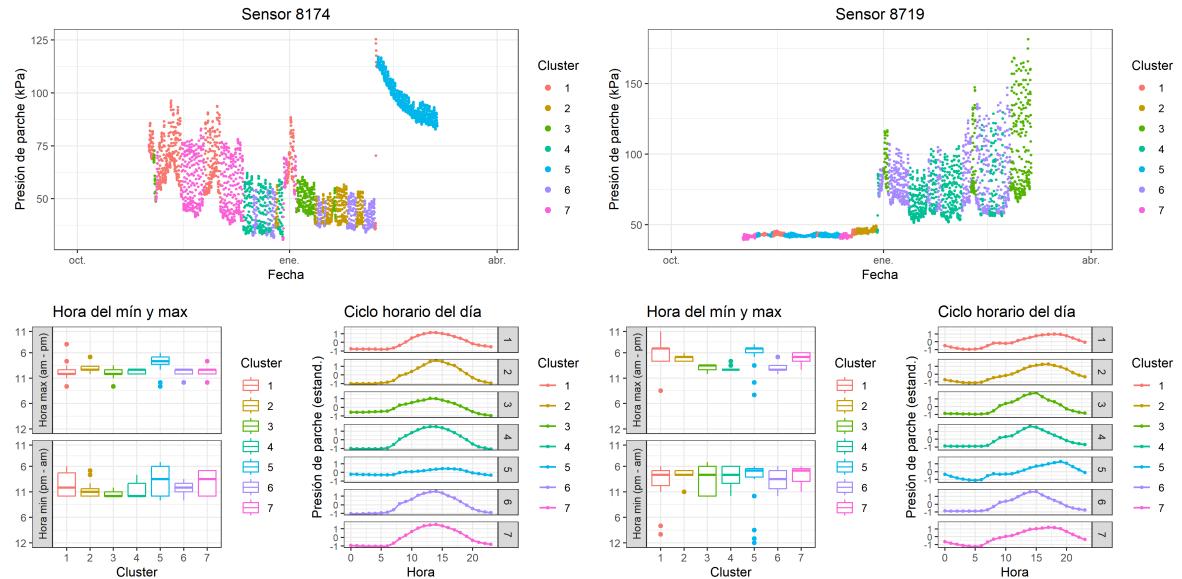
43 T2 (2022-2023)



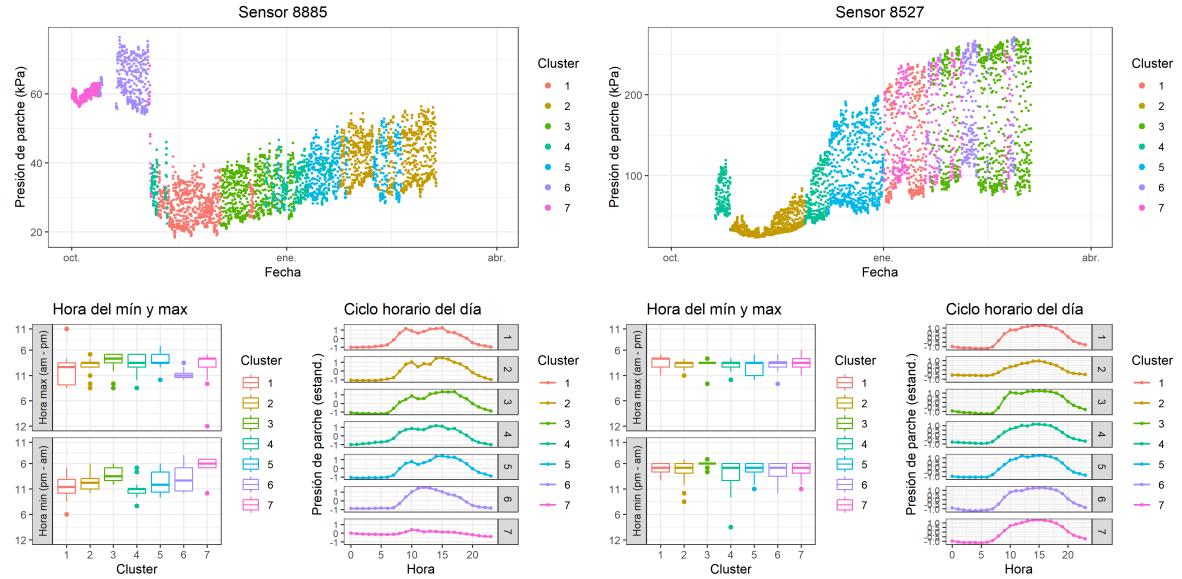


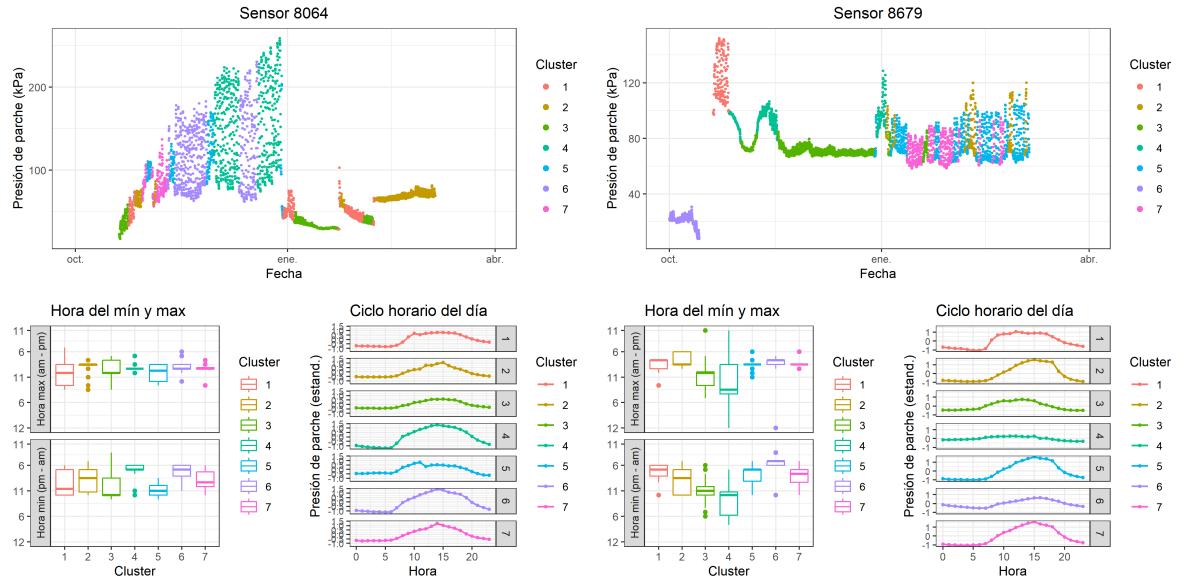
Unidad 3

44 T3 (2022-2023)



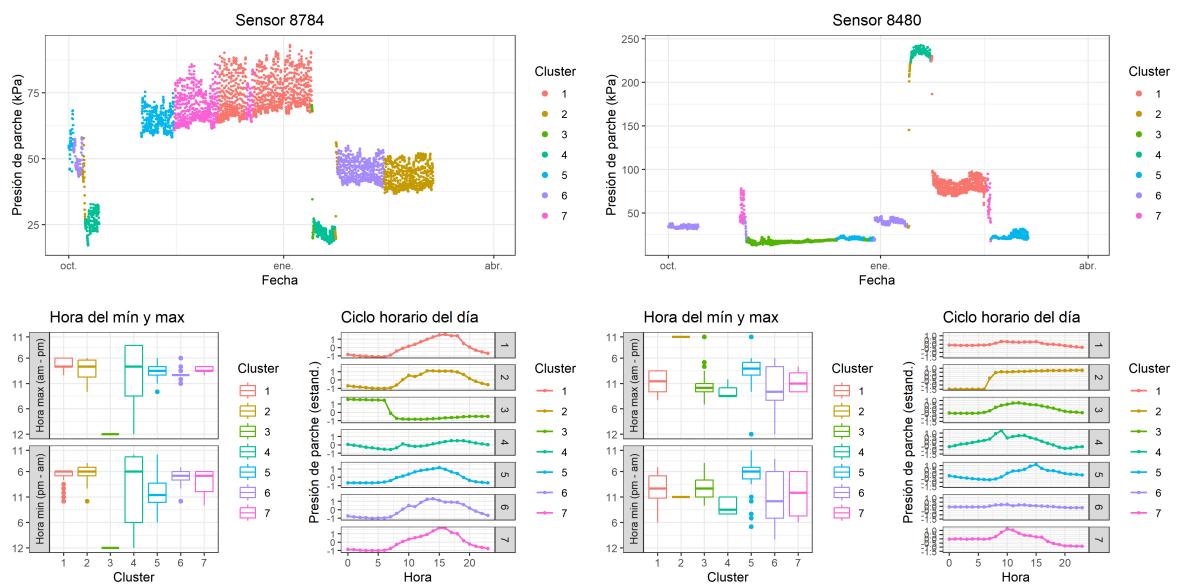
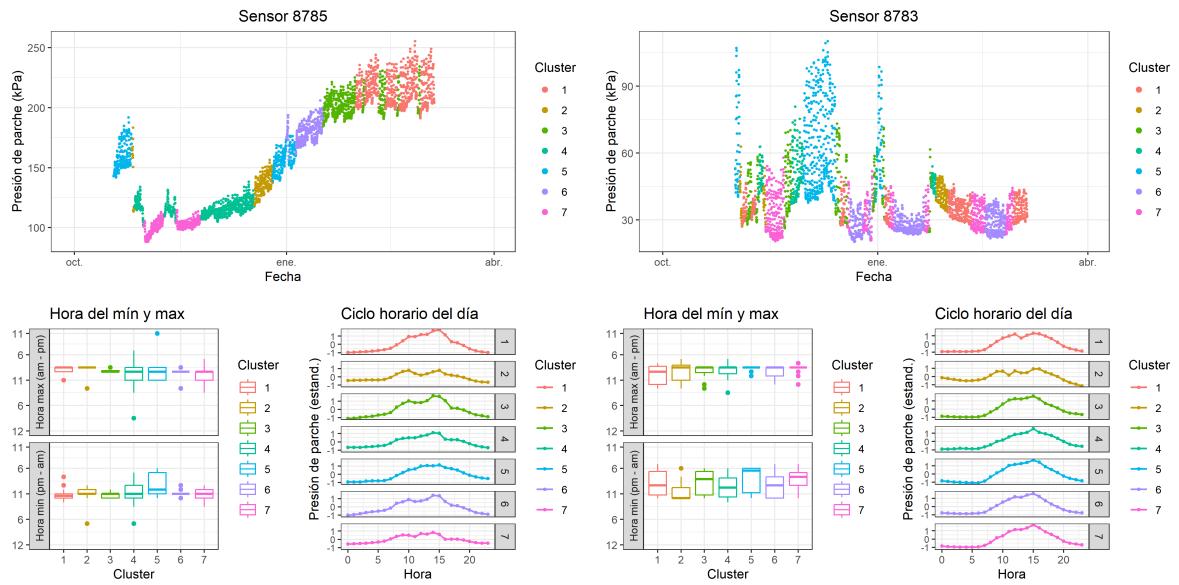
Unidad 1

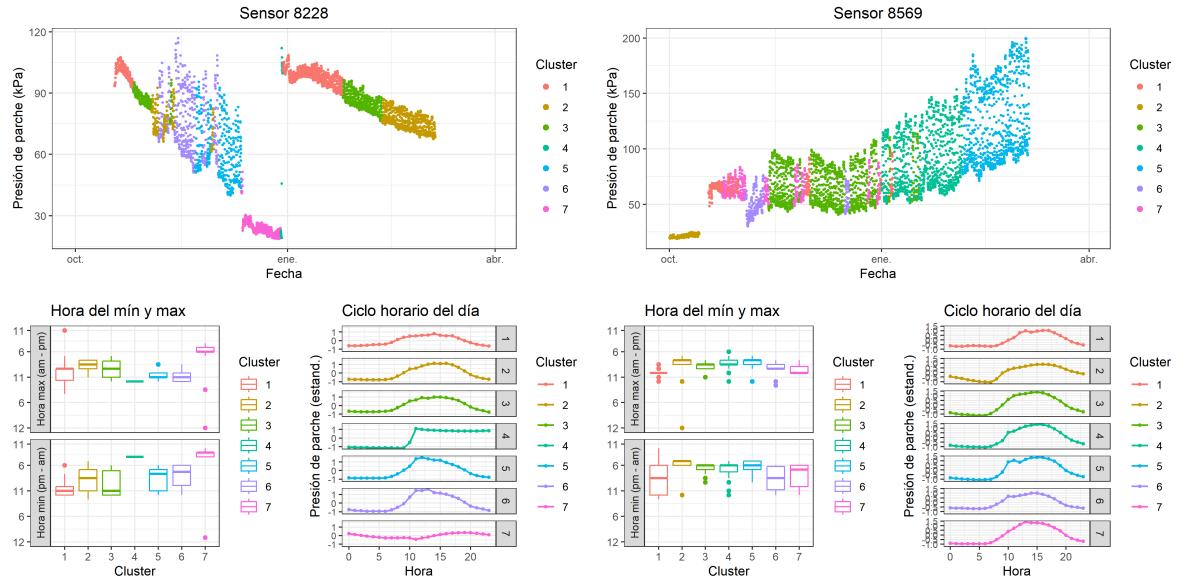




Unidad 3

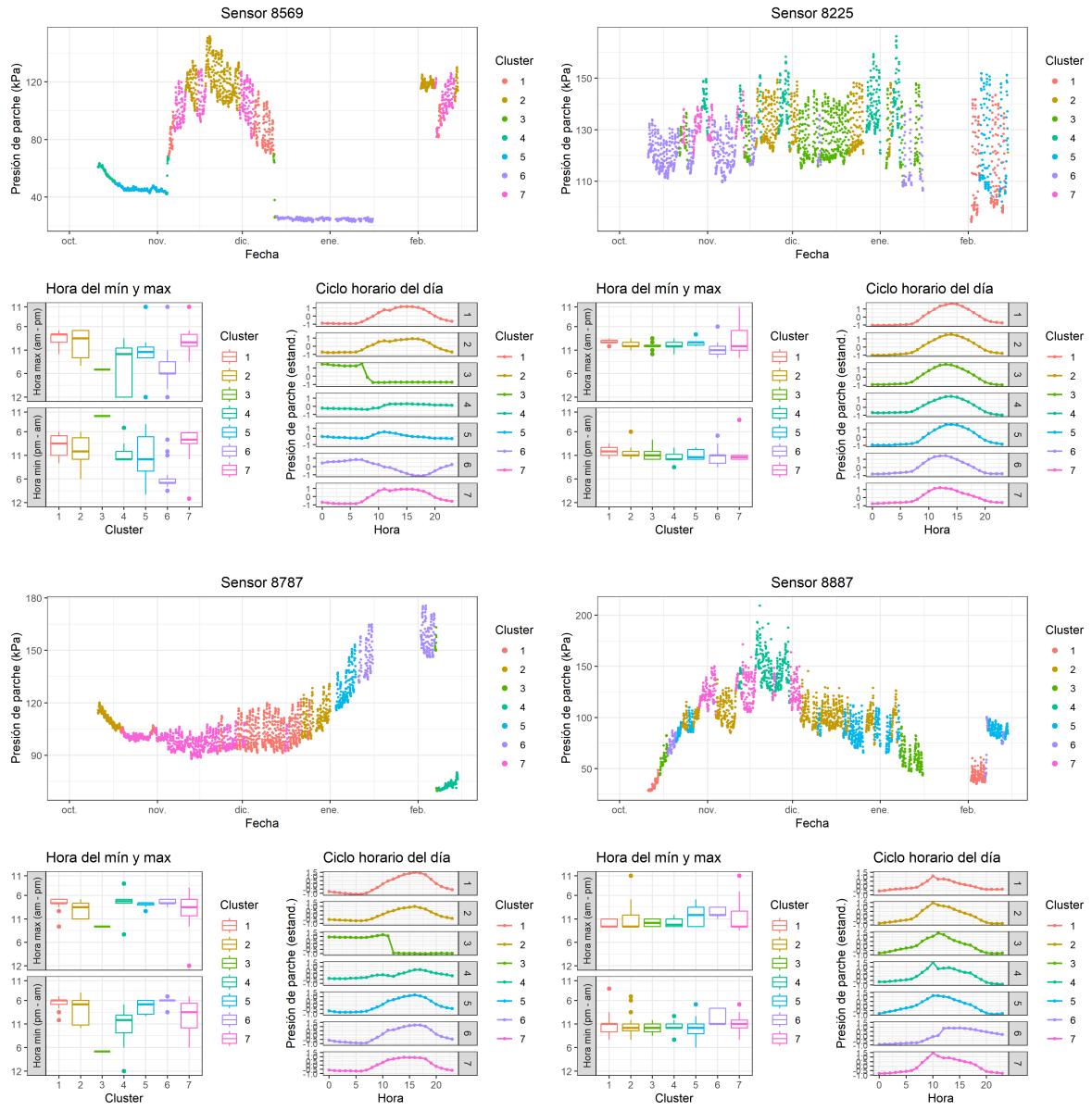
45 T4 (2022-2023)

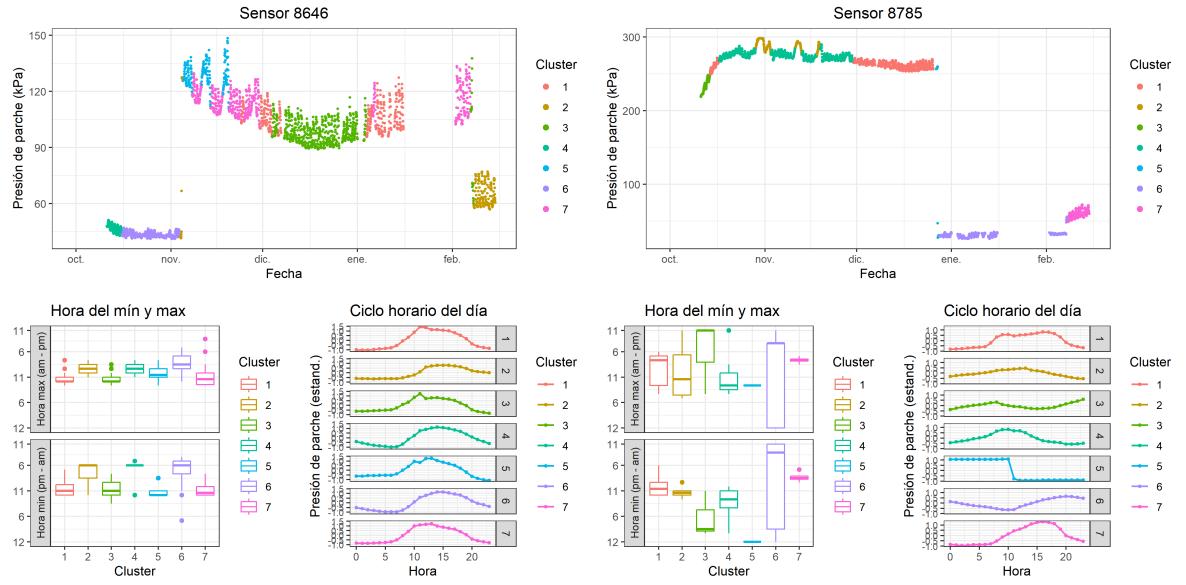




Unidad 3

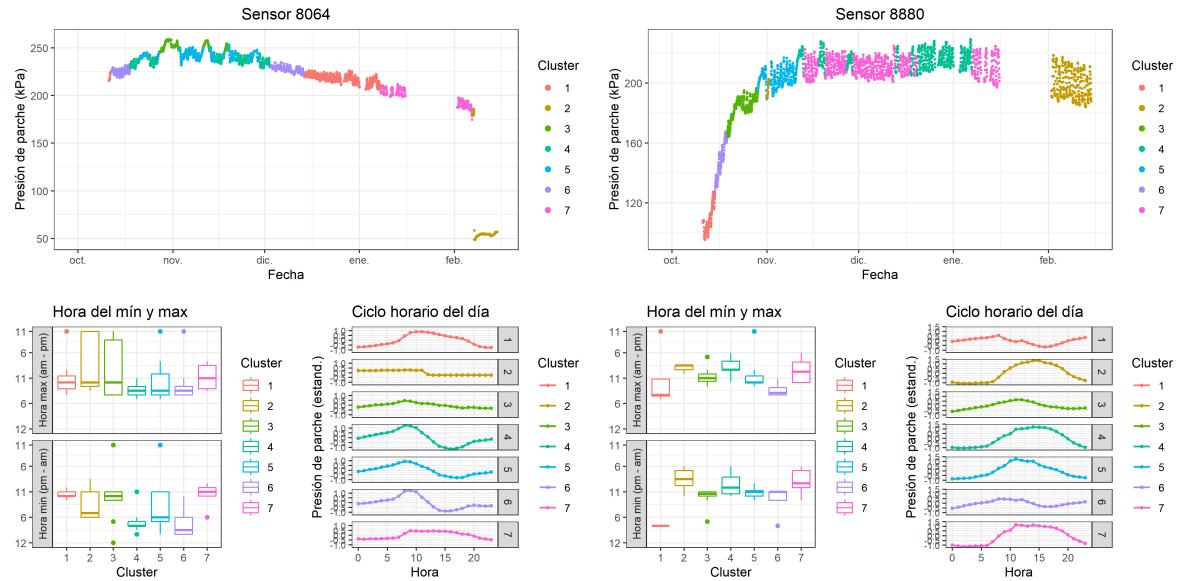
46 T1 (2023-2024)



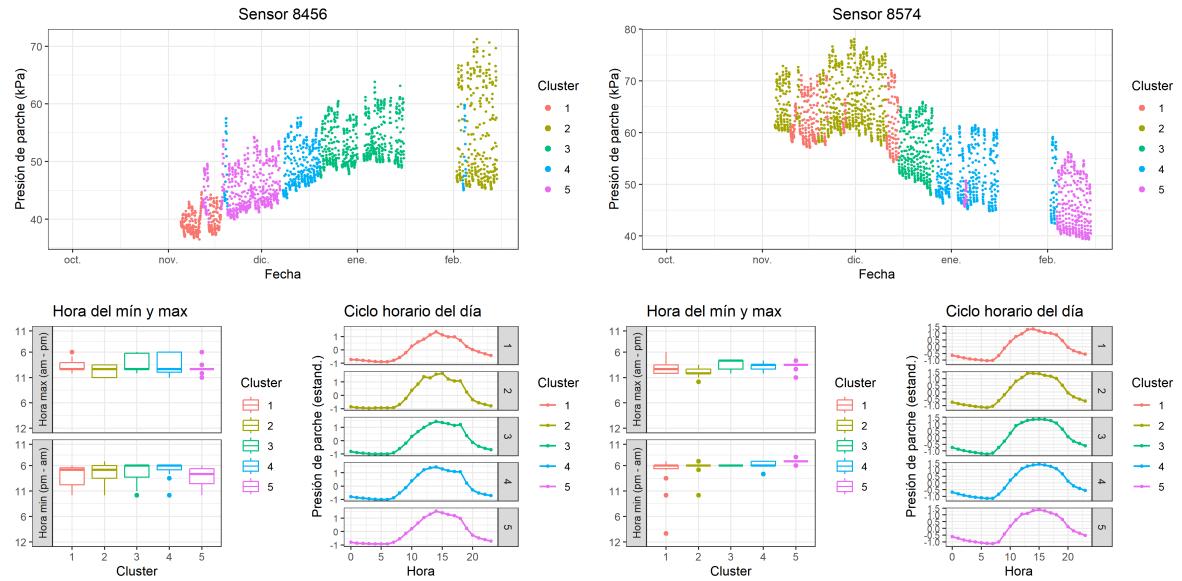


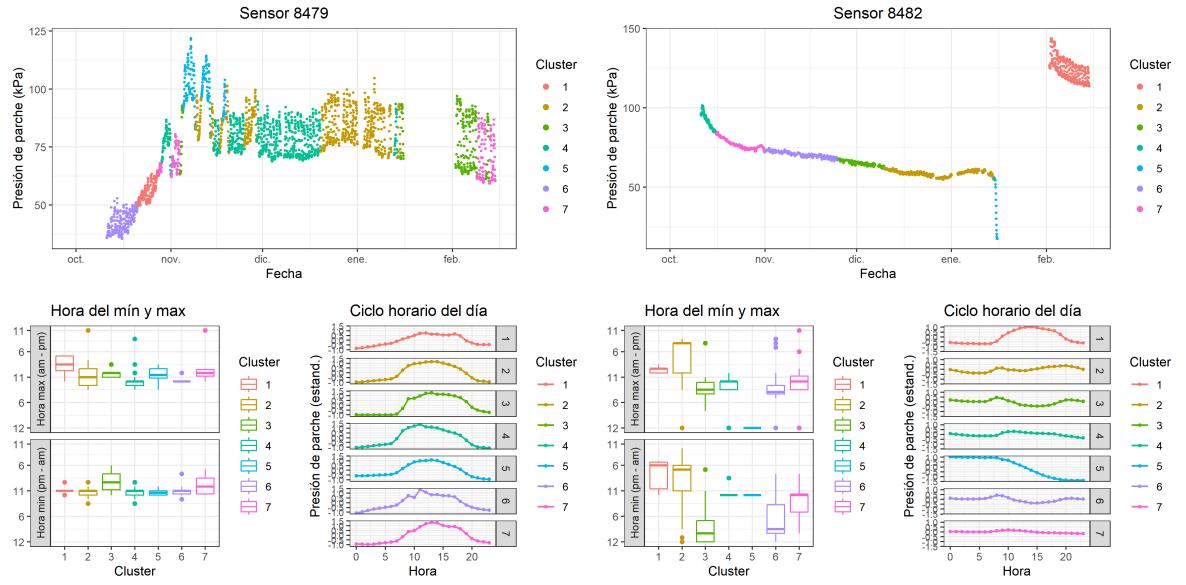
Unidad 3

47 T2 (2023-2024)



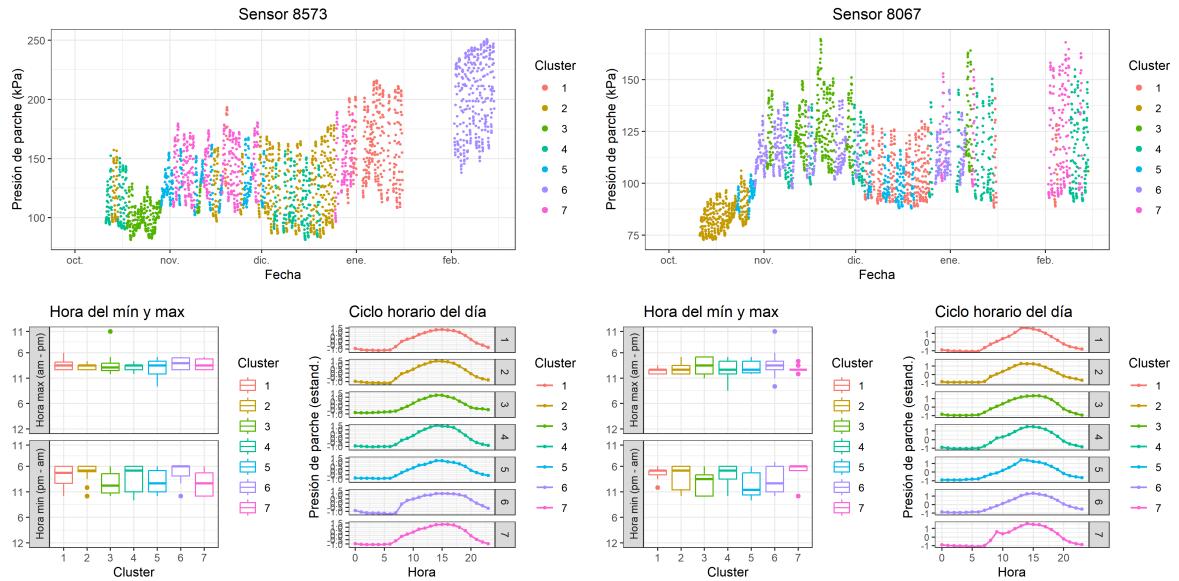
Unidad 1



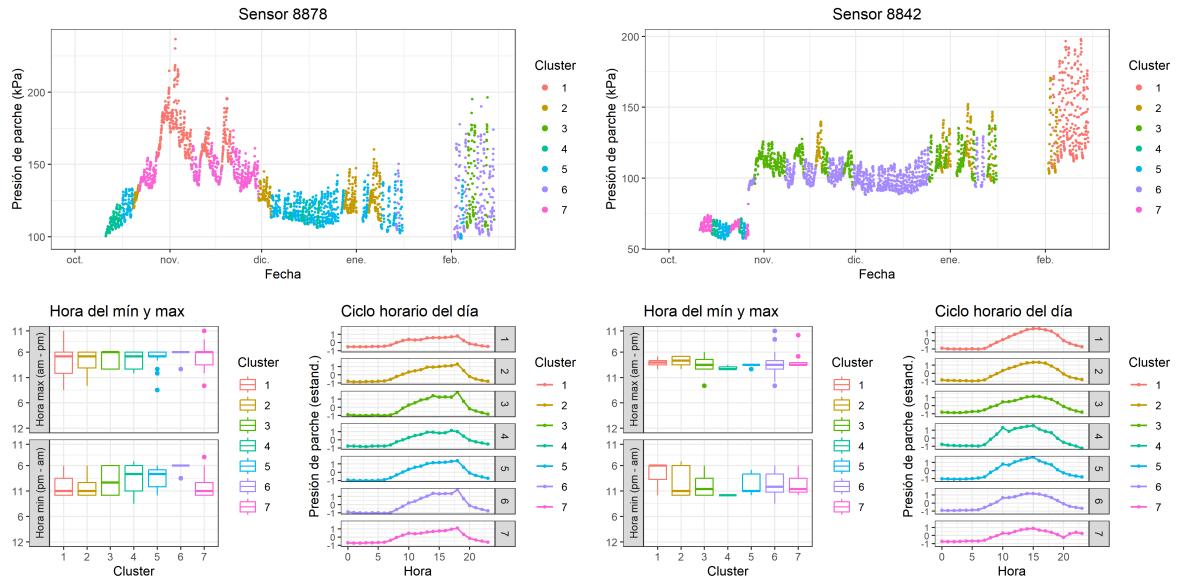


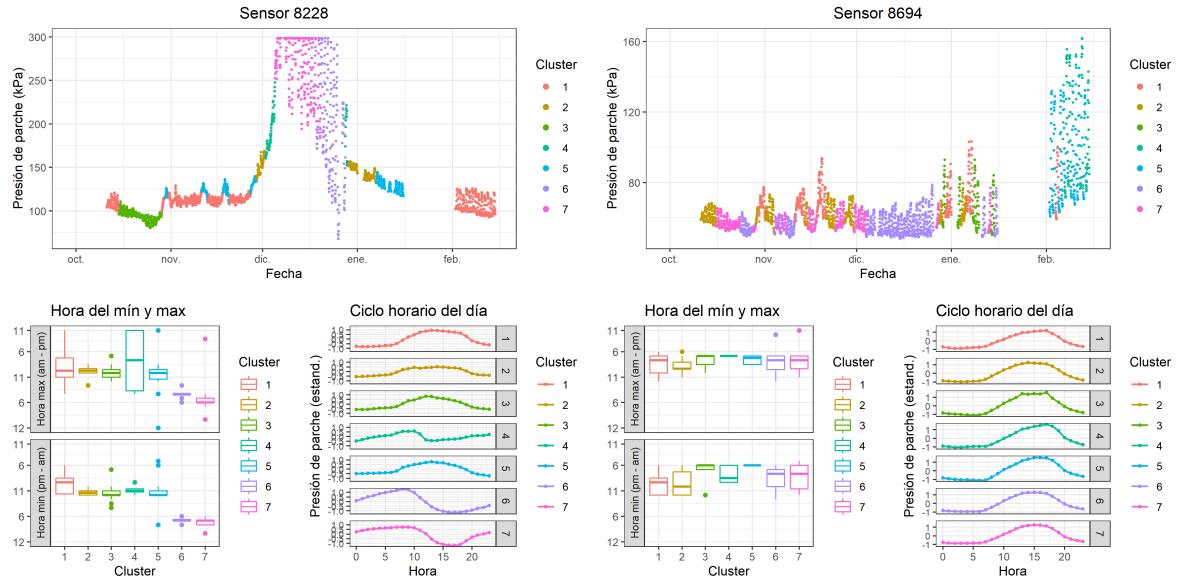
Unidad 3

48 T3 (2023-2024)



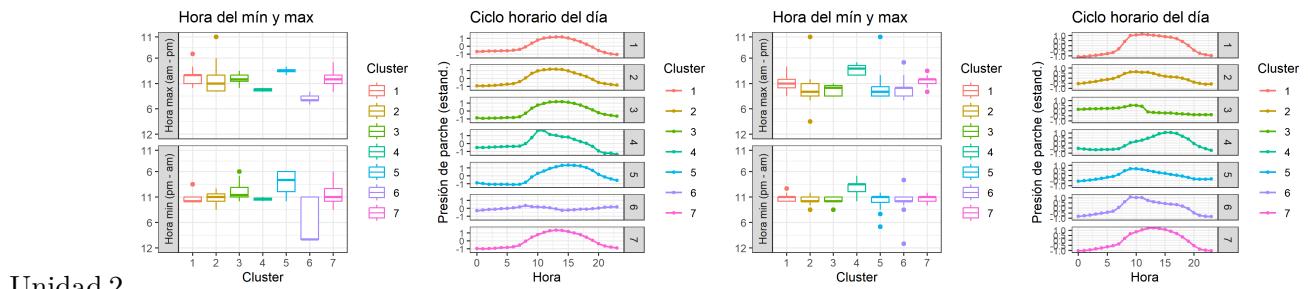
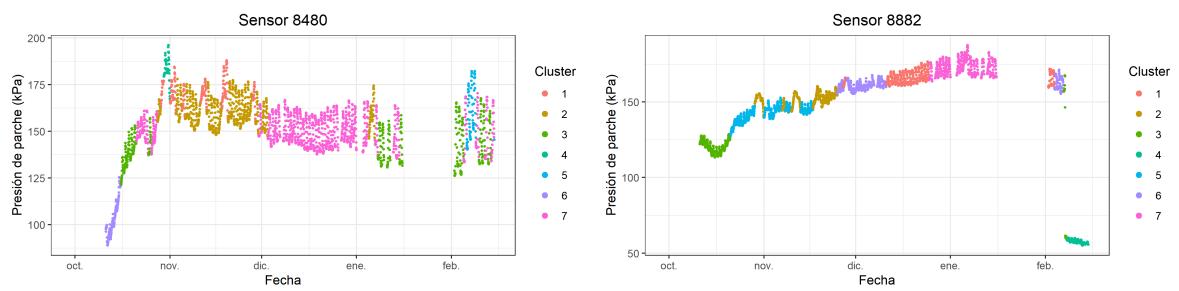
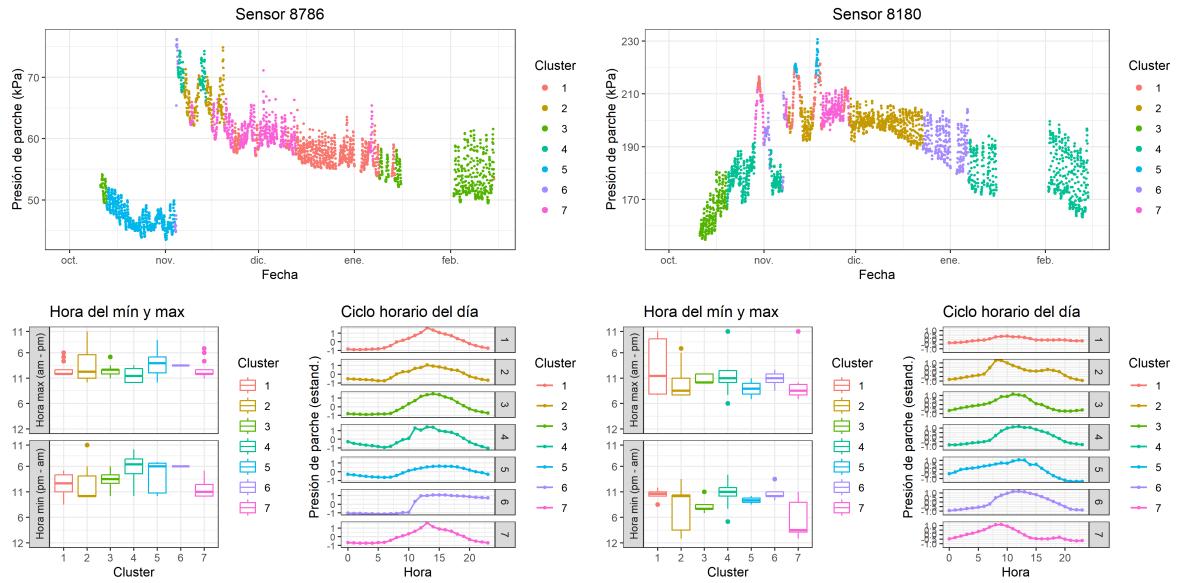
Unidad 1

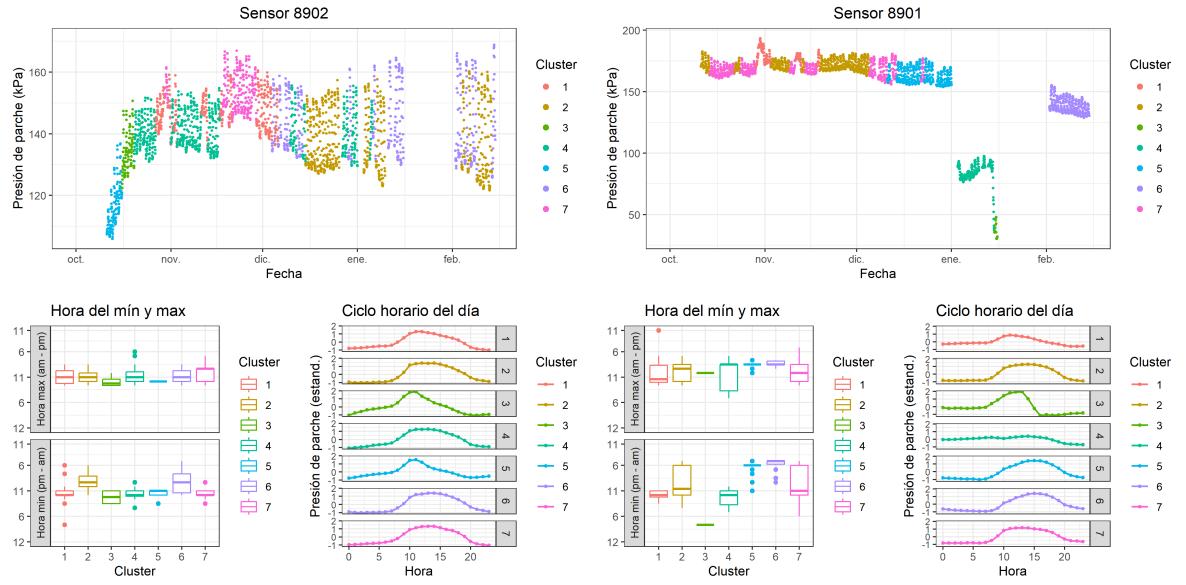




Unidad 3

49 T4 (2023-2024)

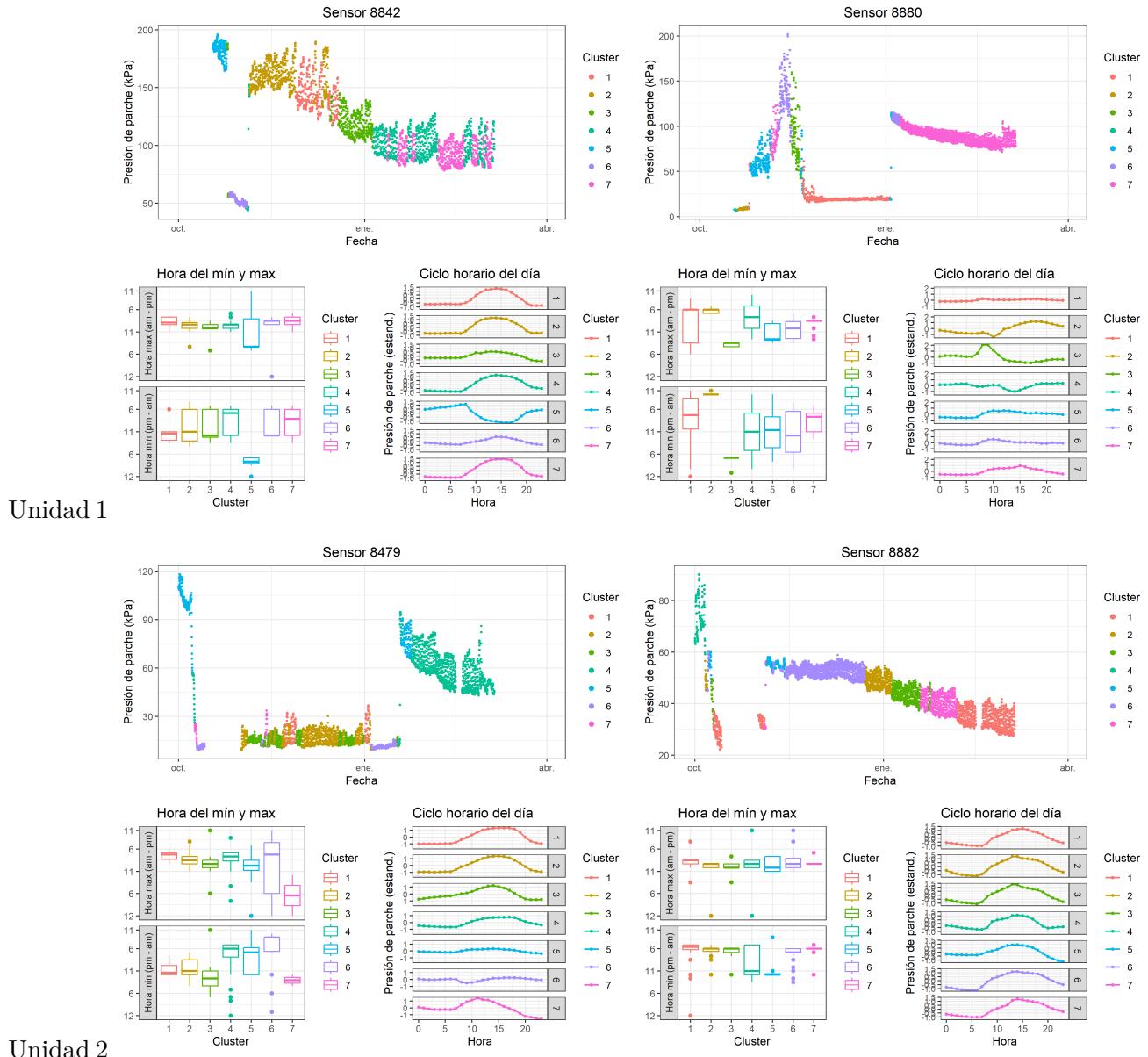


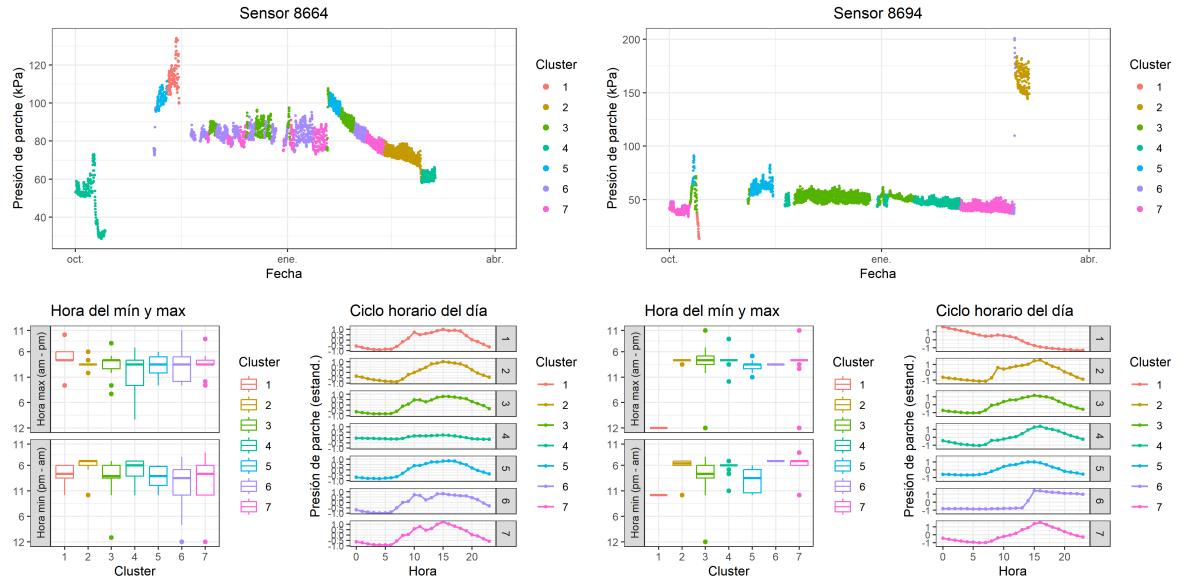


Unidad 3

49.1 Rio Claro

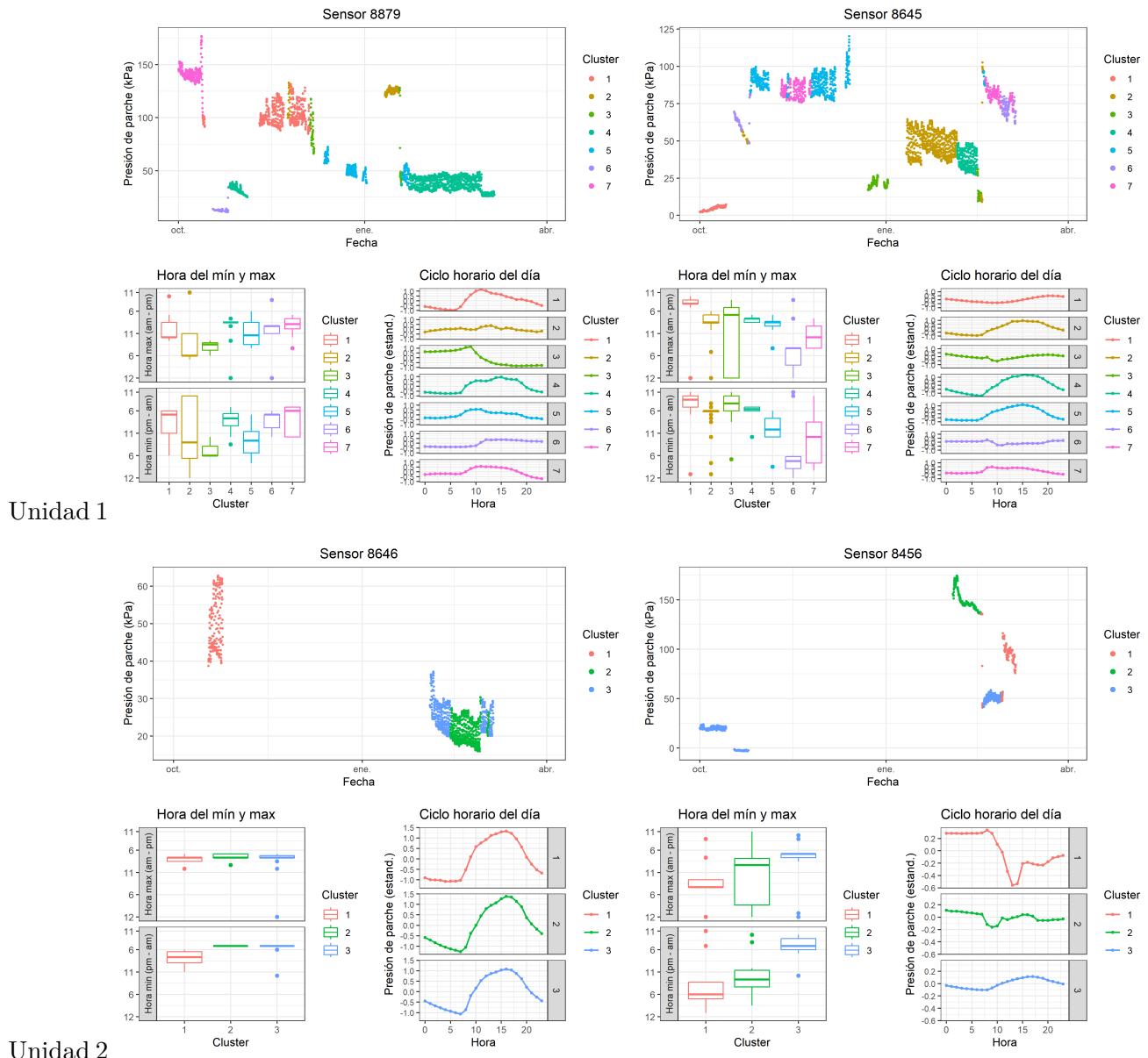
50 T1 (2022-2023)

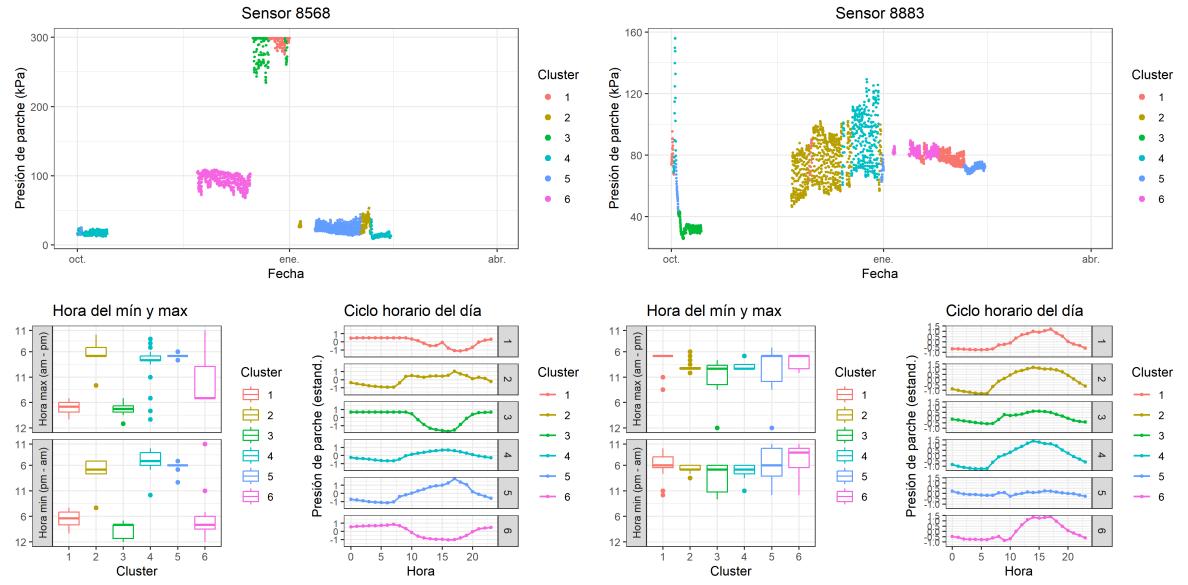




Unidad 3

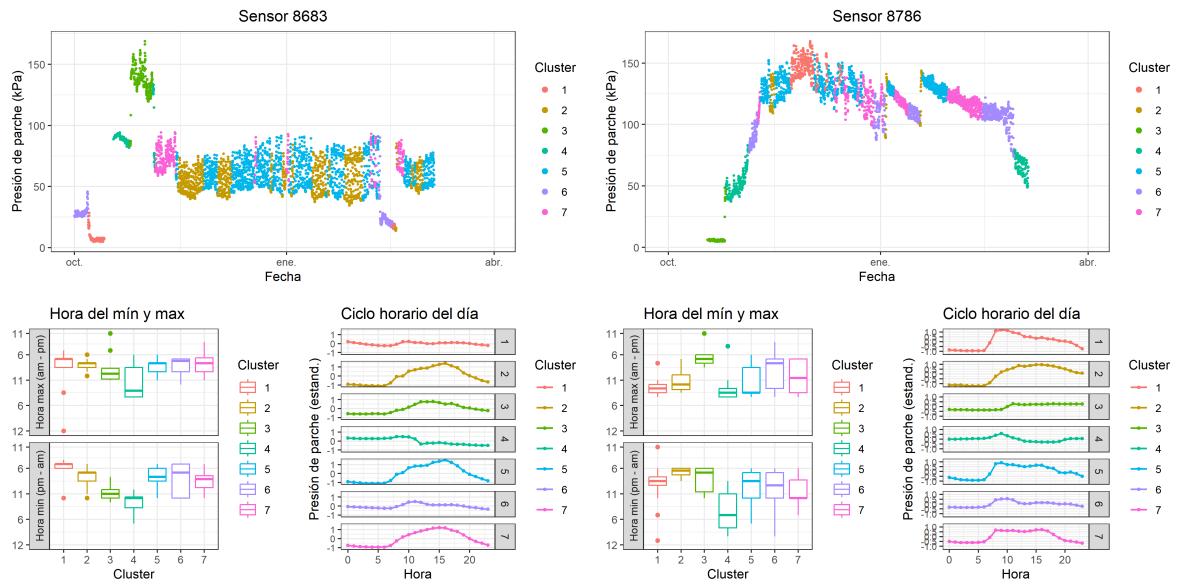
51 T2 (2022-2023)



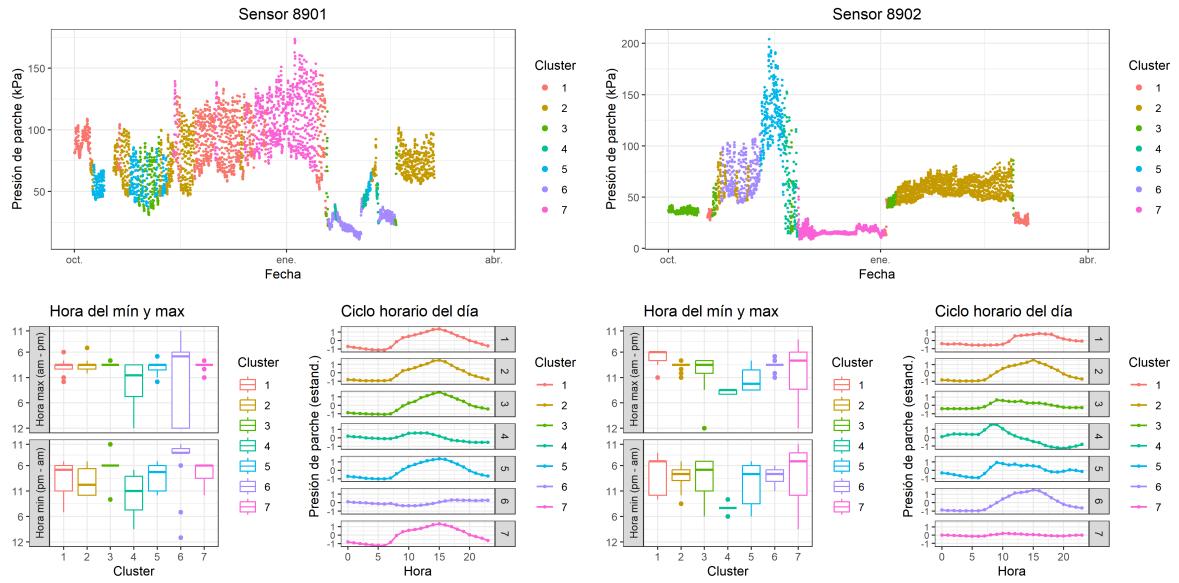


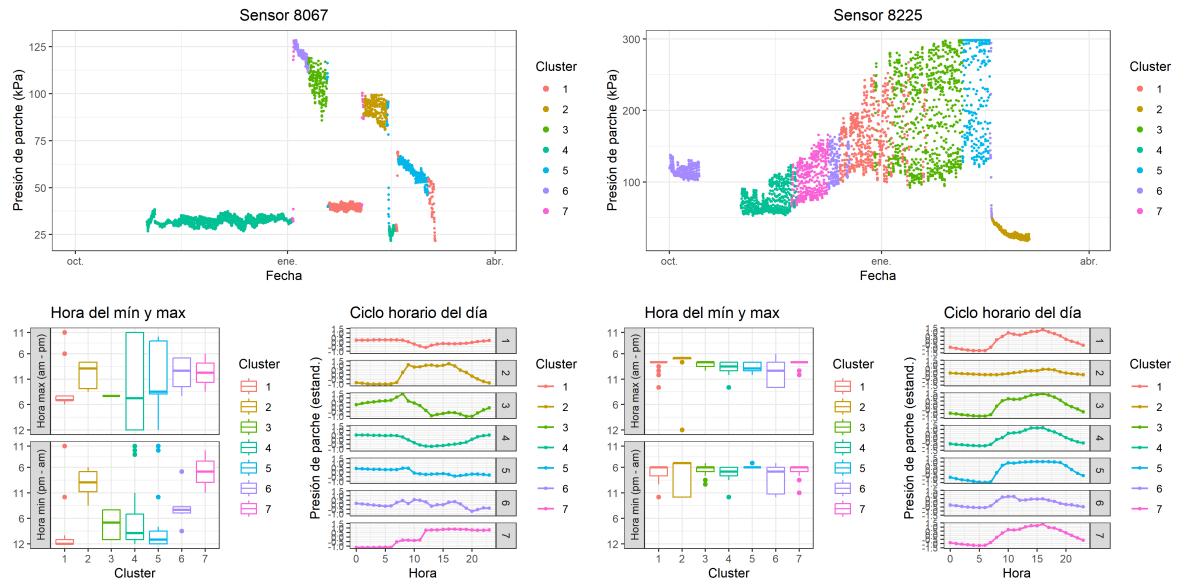
Unidad 3

52 T3 (2022-2023)



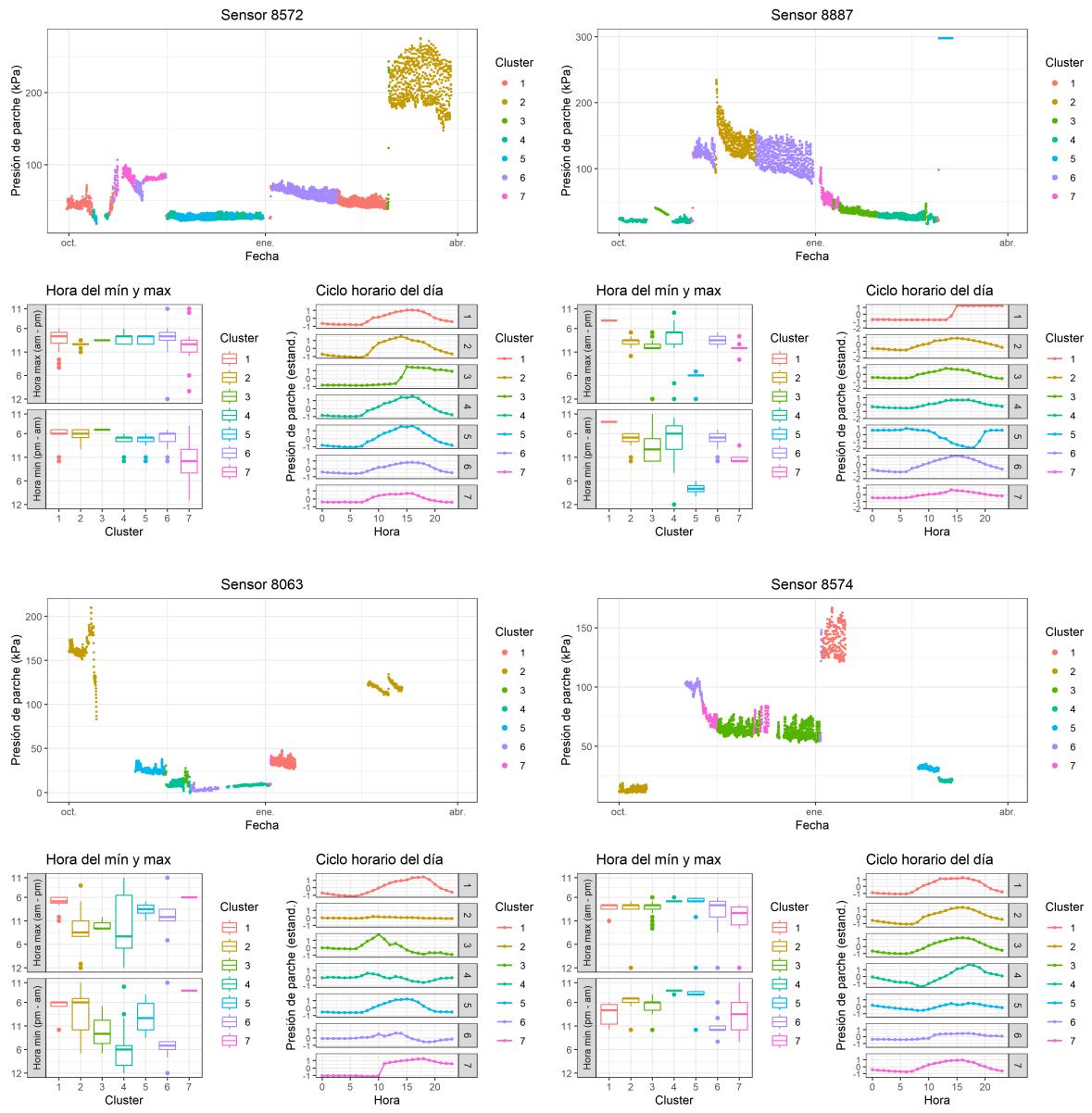
Unidad 1

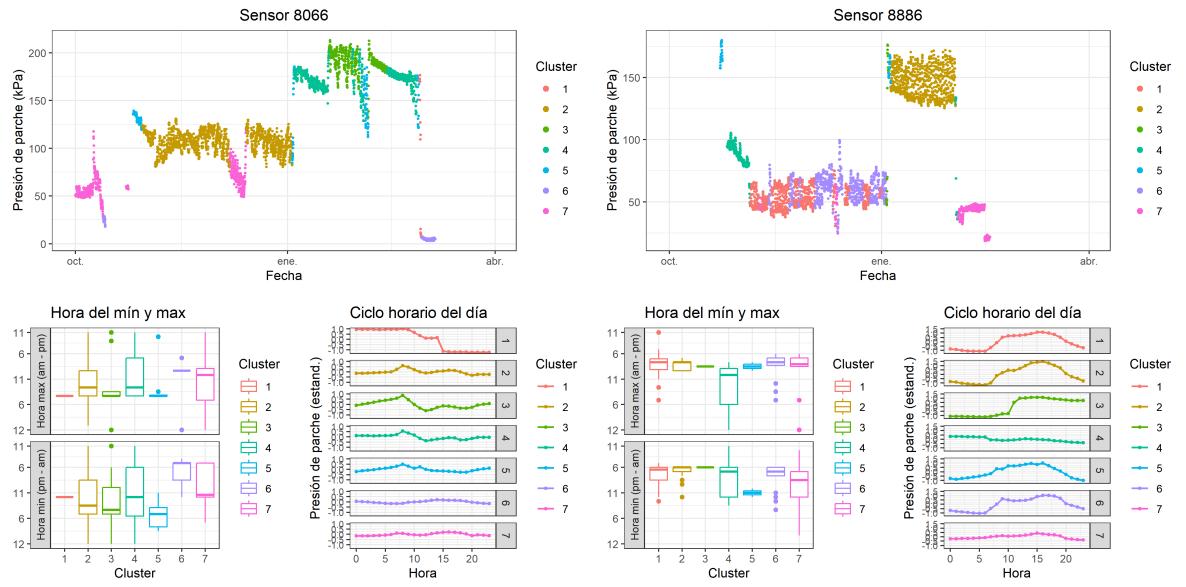




Unidad 3

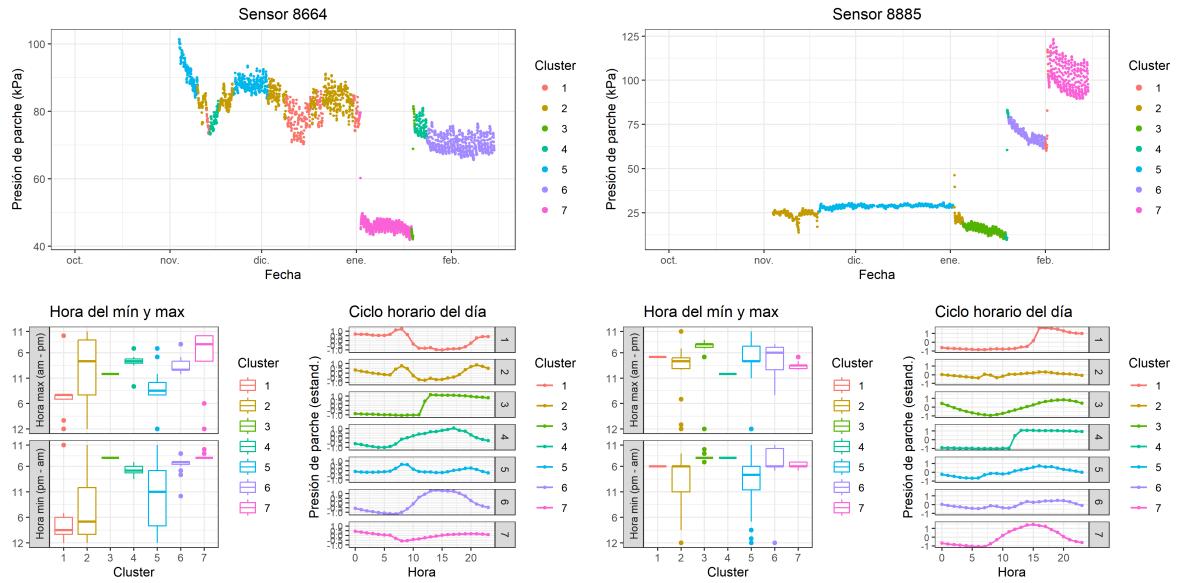
53 T4 (2022-2023)



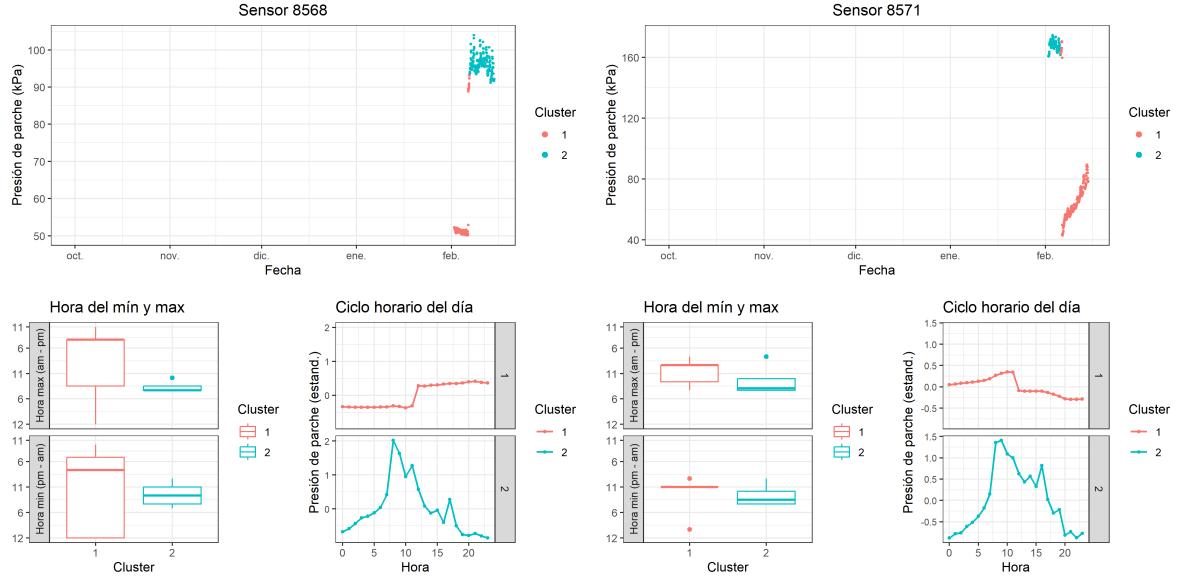


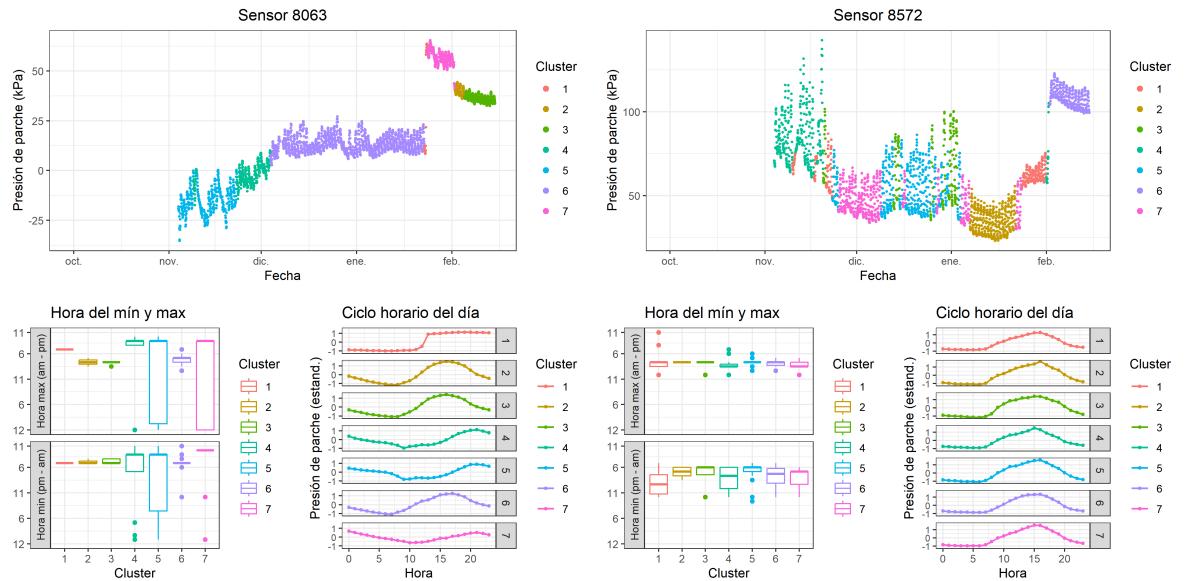
Unidad 3

54 T1 (2023-2024)



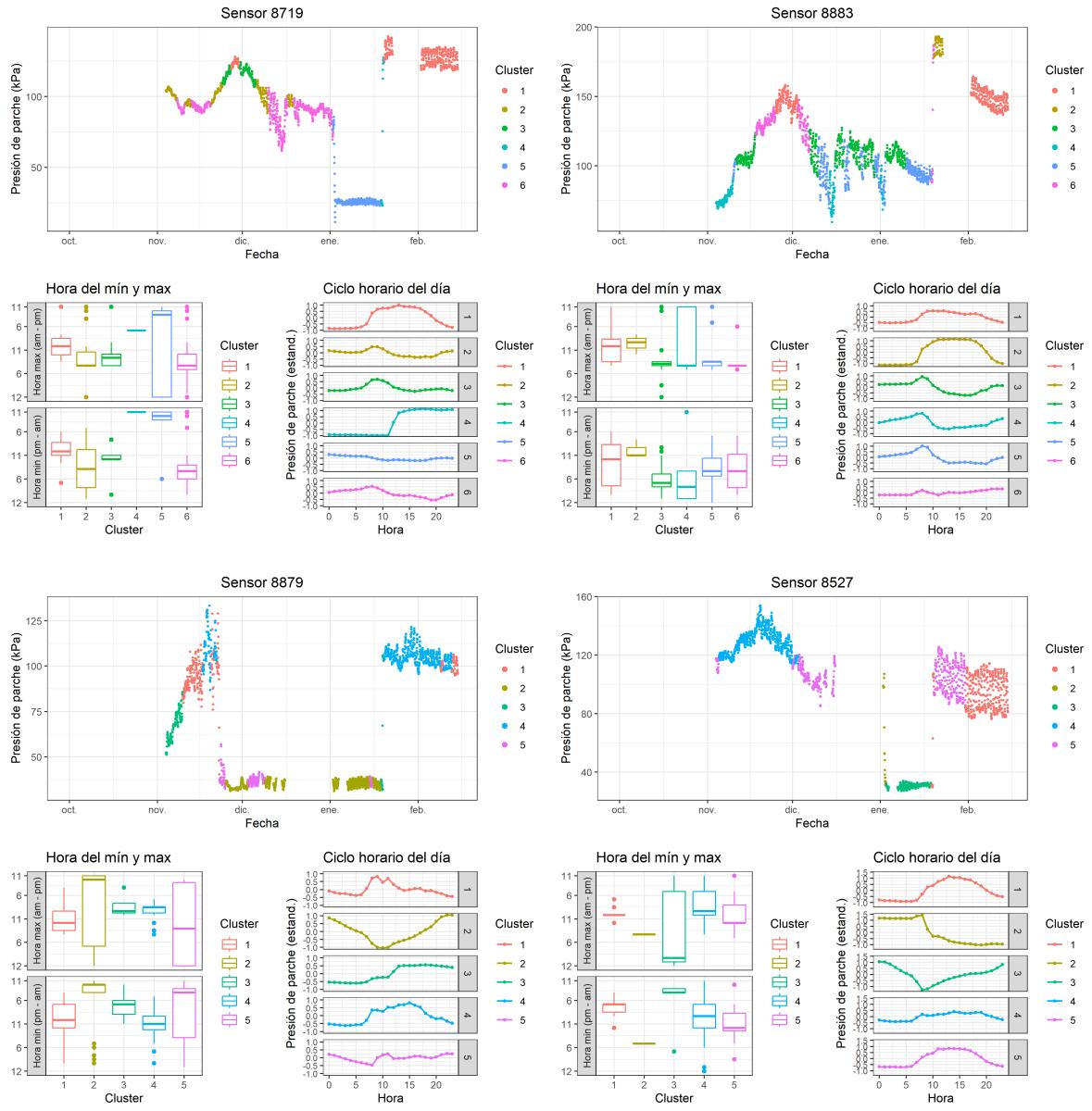
Unidad 1

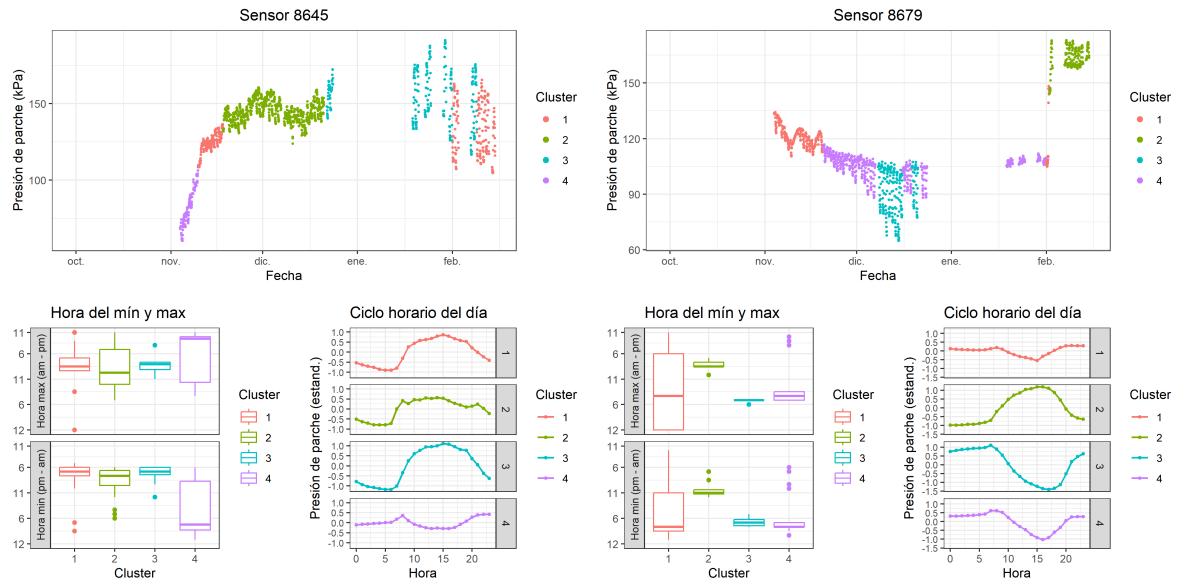




Unidad 3

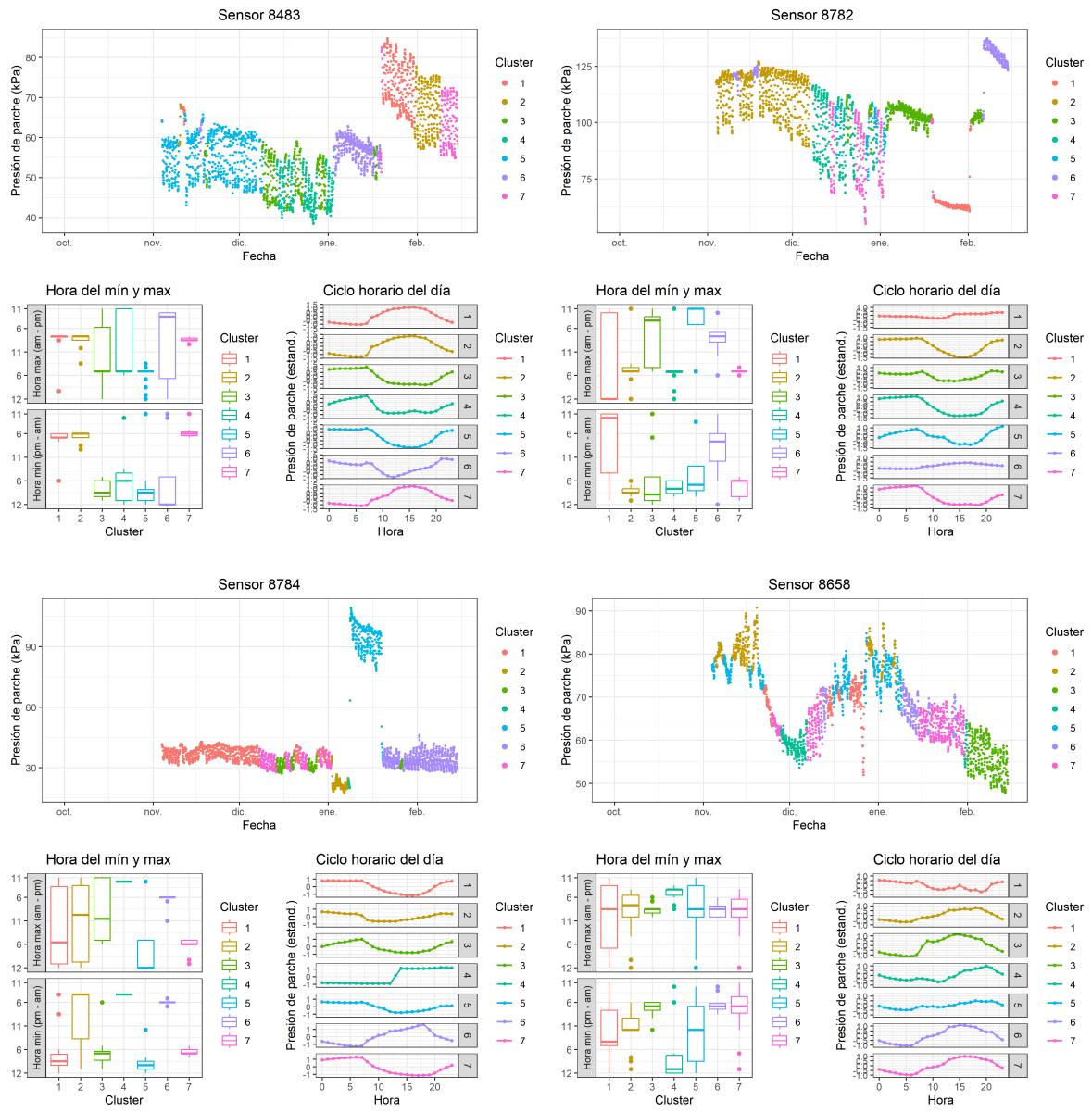
55 T2 (2023-2024)

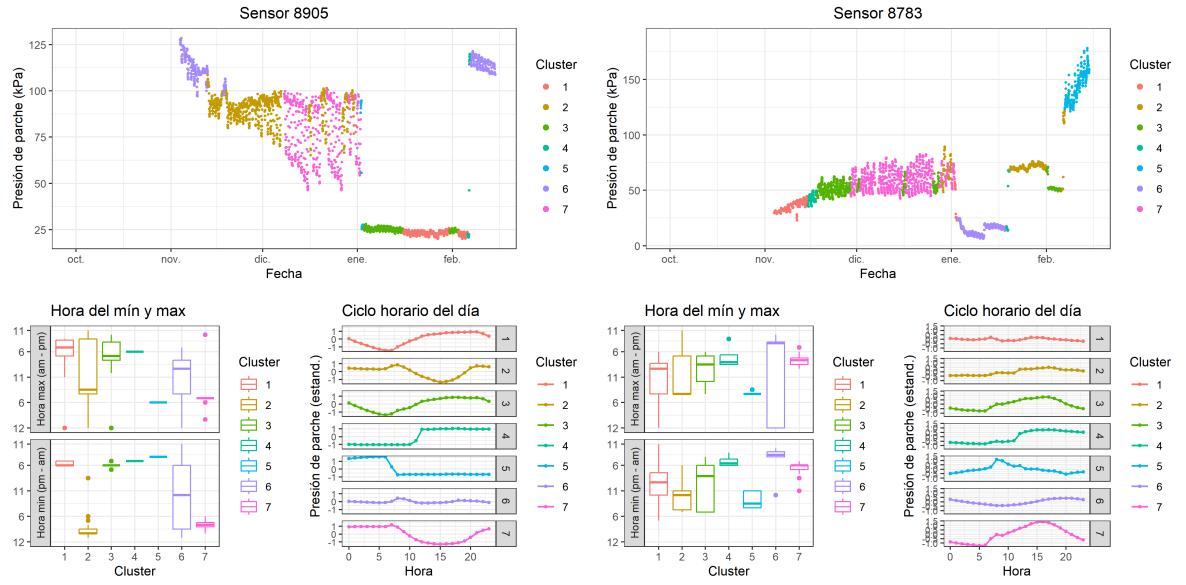




Unidad 3

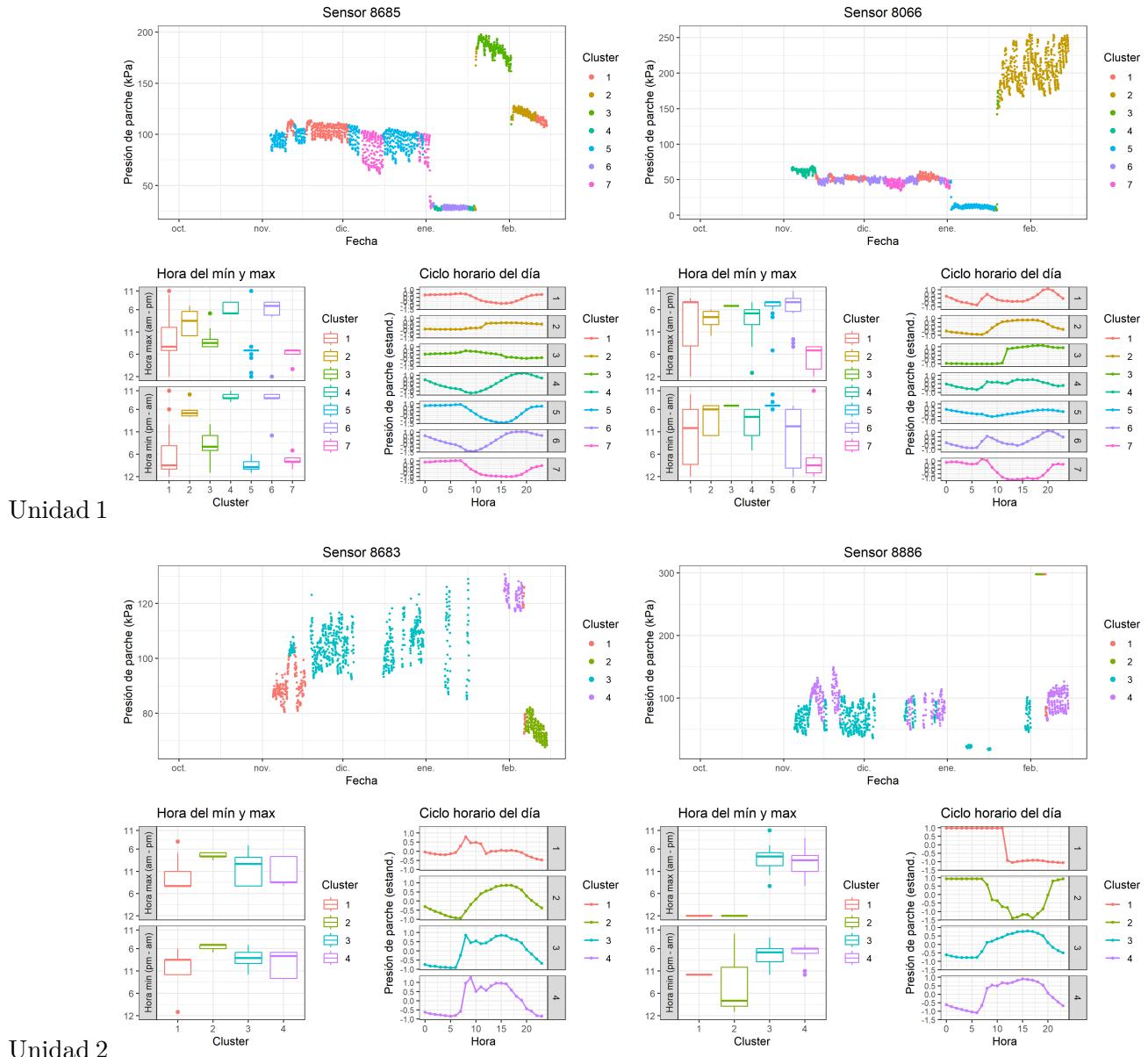
56 T3 (2023-2024)

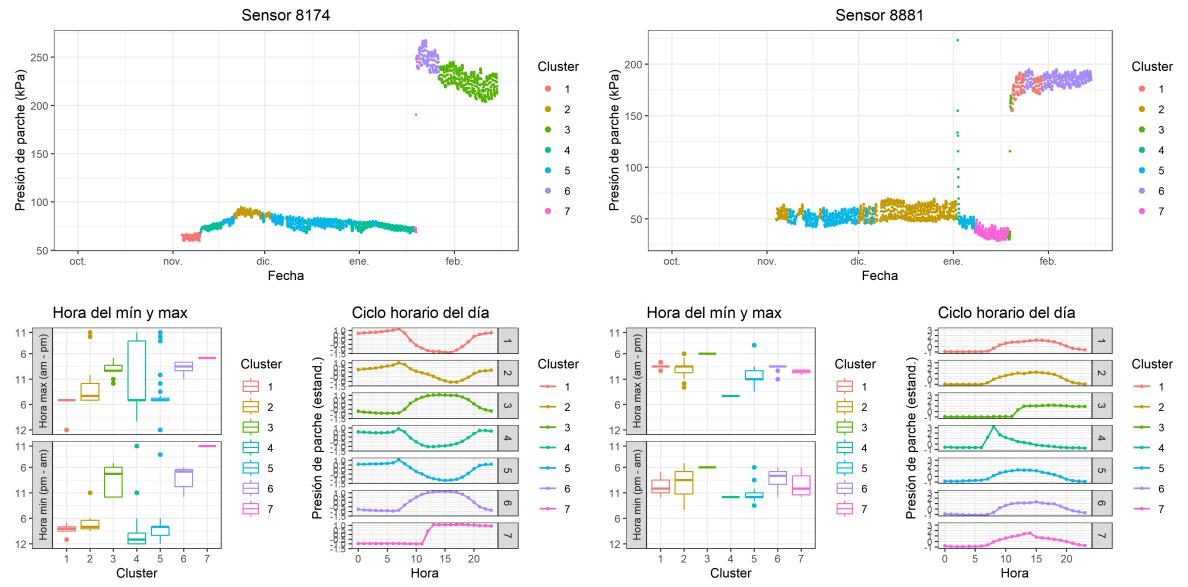




Unidad 3

57 T4 (2023-2024)





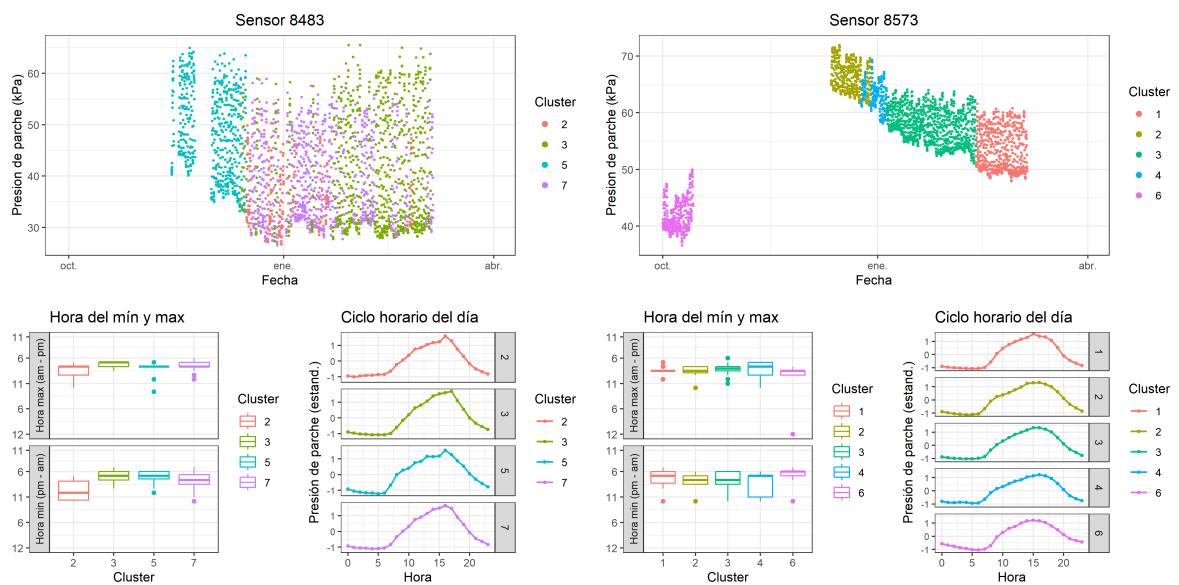
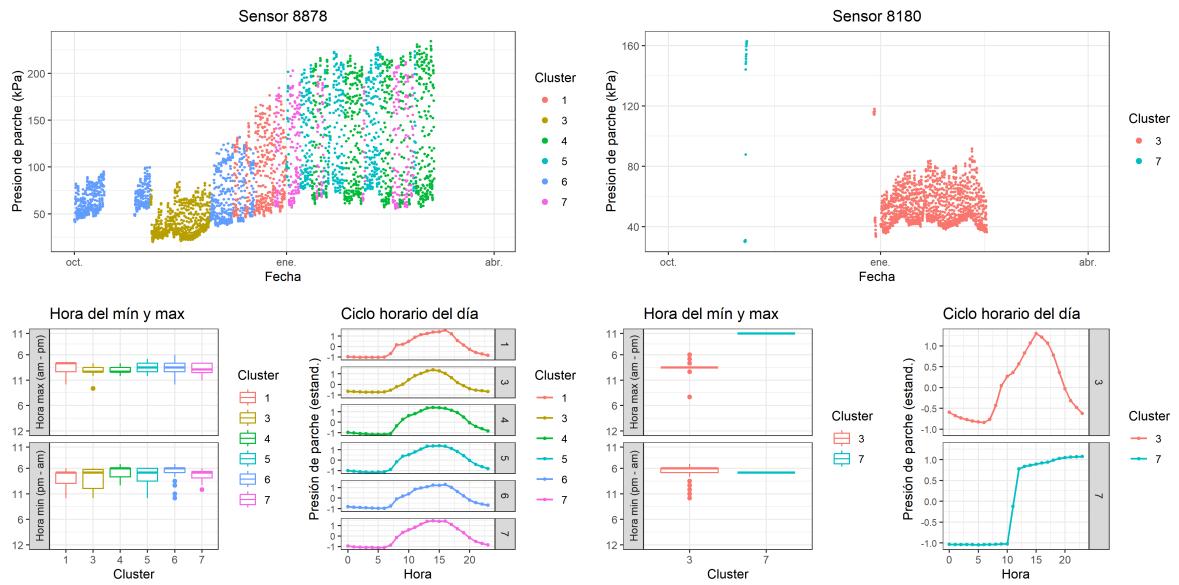
Unidad 3

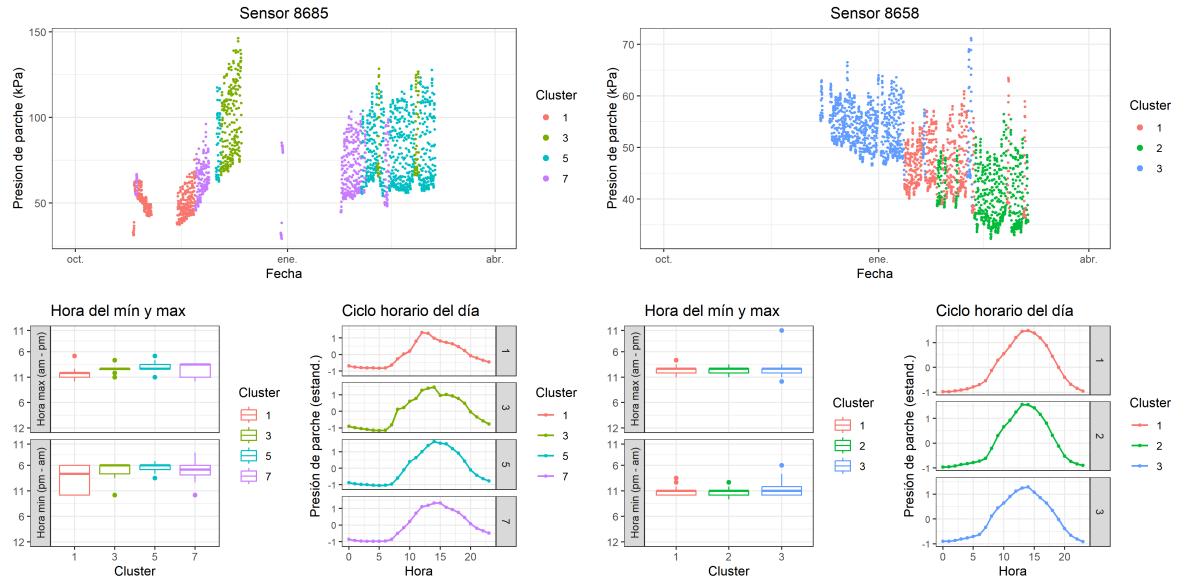
58 Limpieza de datos: eliminación de clusters

Para limpiar los datos de turgor, se emplearon series temporales de VPD y temperatura provenientes de las estaciones meteorológicas de los dos sitios de estudio. Se procedió a calcular el coeficiente de correlación entre cada cluster y los valores de VPD y temperatura respecto al tiempo (escala horaria) y el sitio. Se obtuvo un coeficiente de correlación promedio en relación con ambas variables, y se estableció un umbral de corte de $r > 0.5$. Aquellos clusters de turgor cuyo promedio de correlación resultó menor a 0.5 fueron descartados.

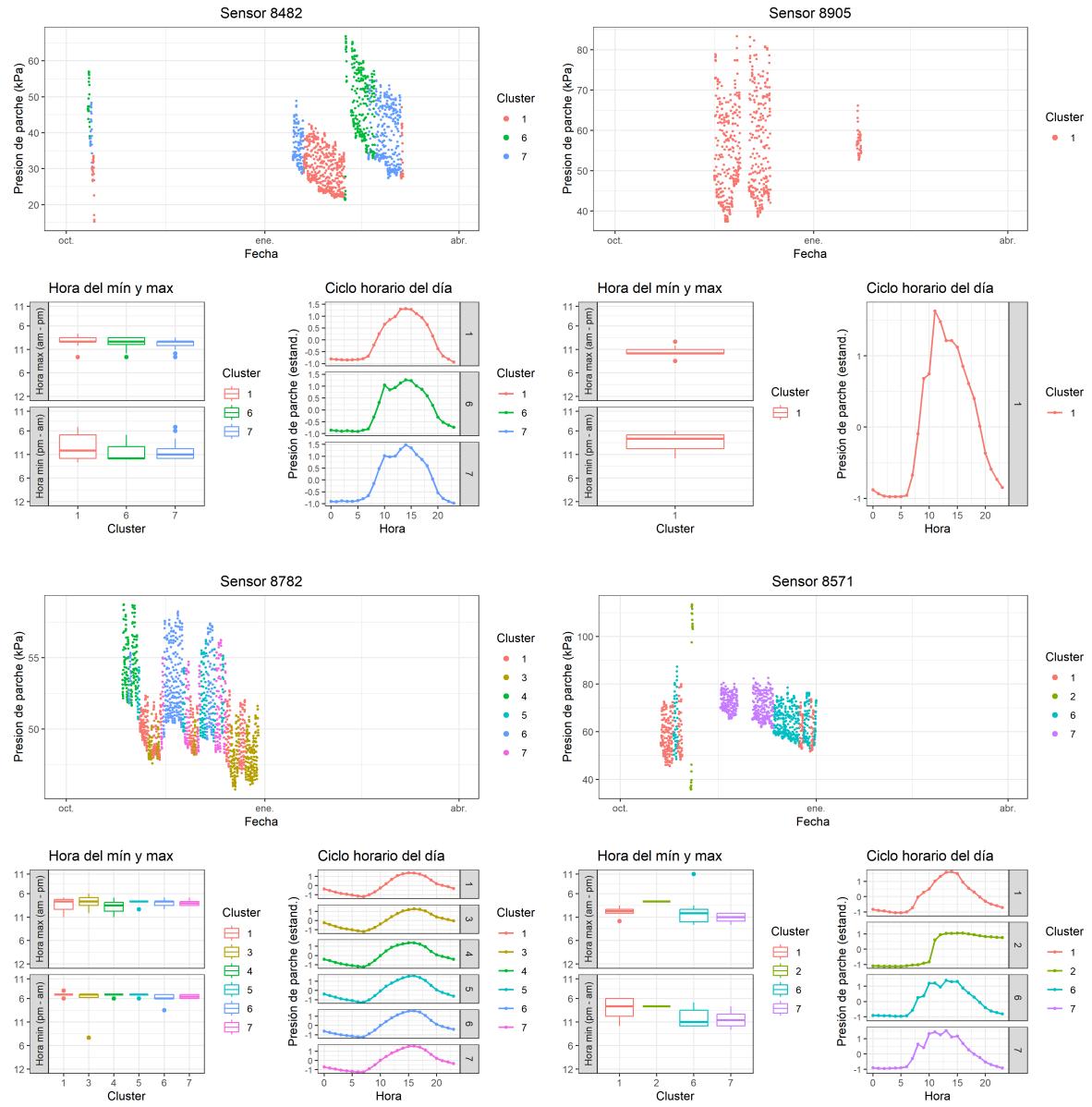
58.1 La Esperanza

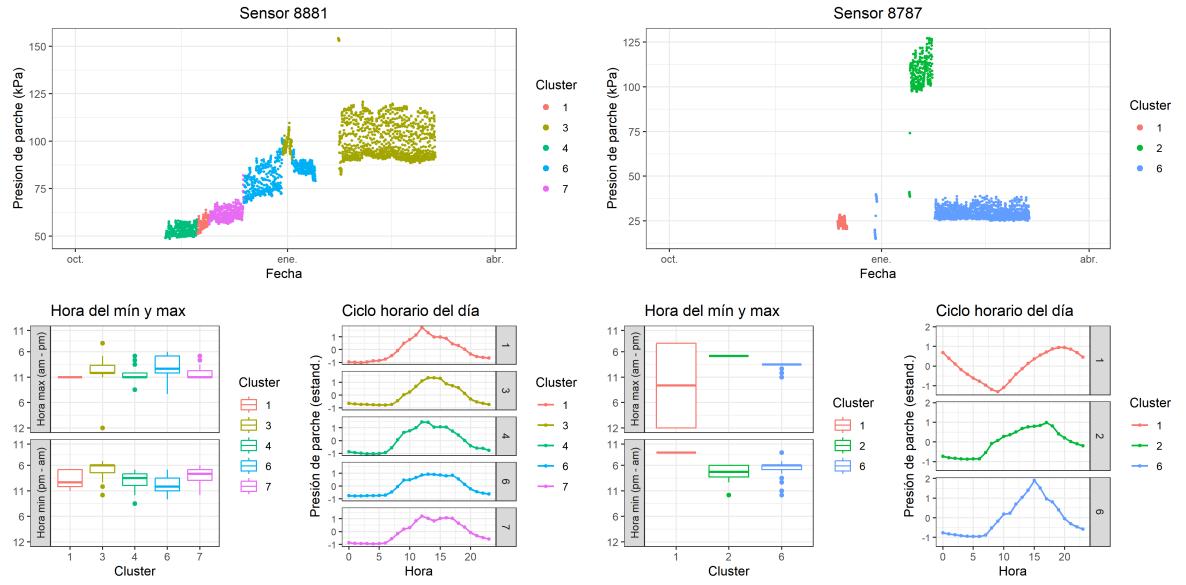
59 T1 (2022-2023)





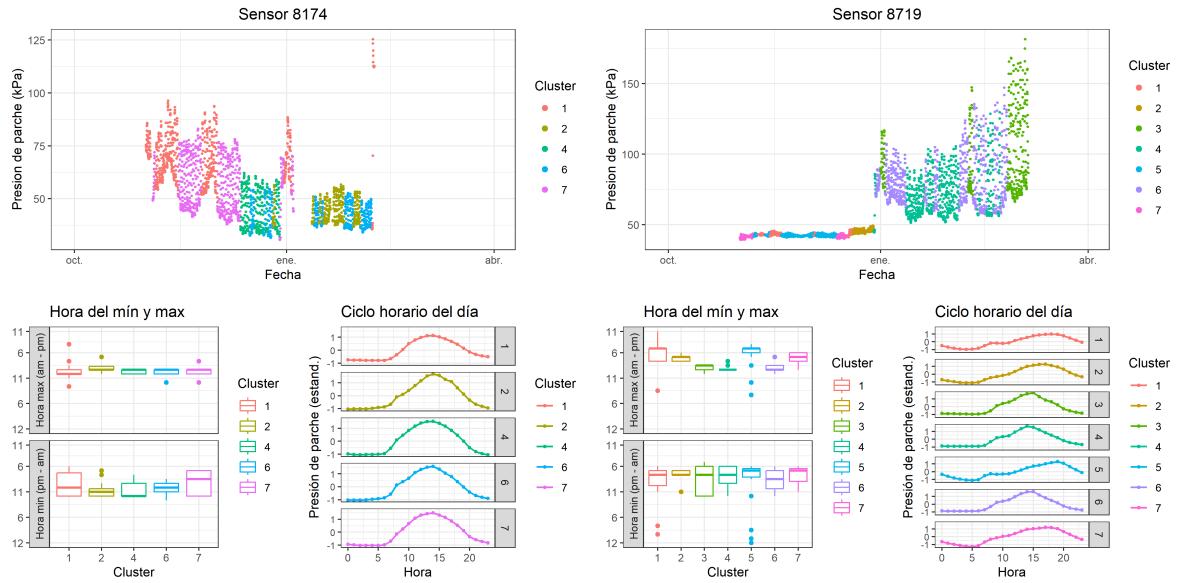
60 T2 (2022-2023)



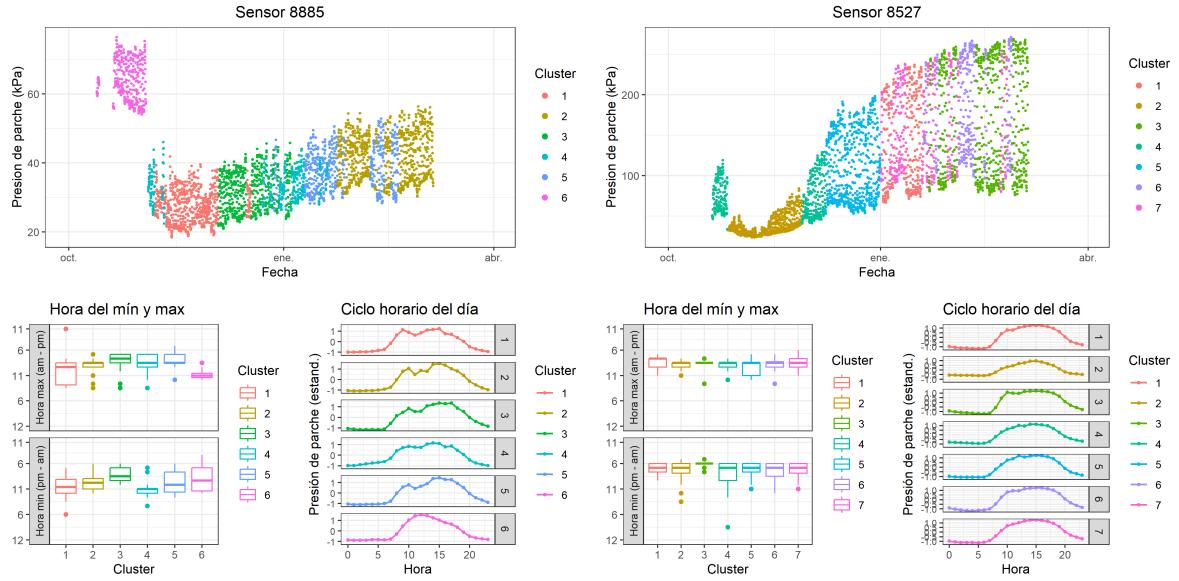


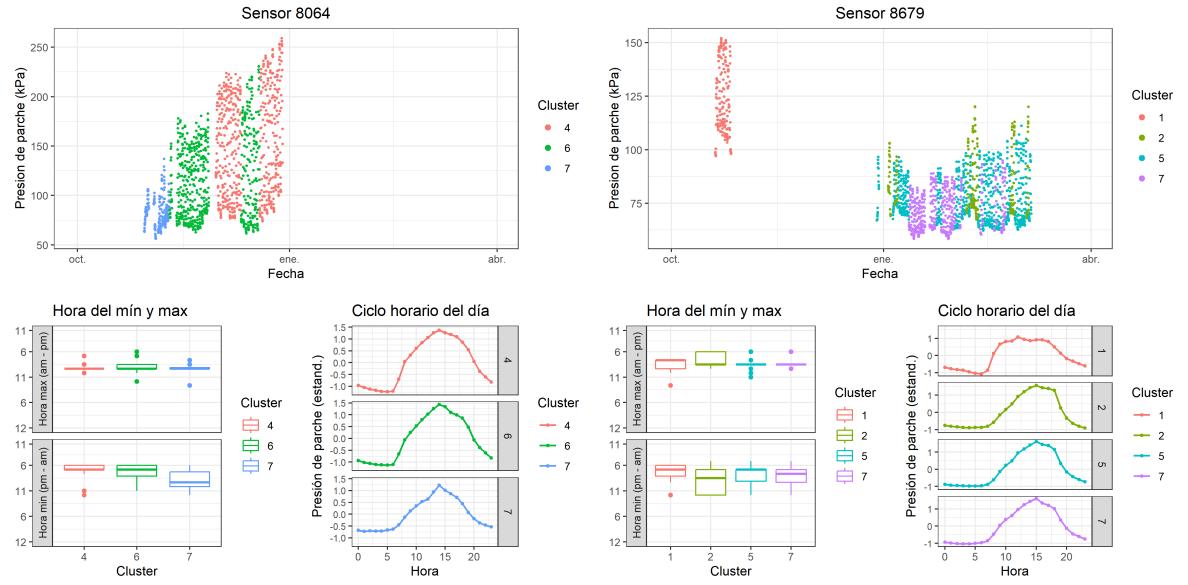
Unidad 3

61 T3 (2022-2023)



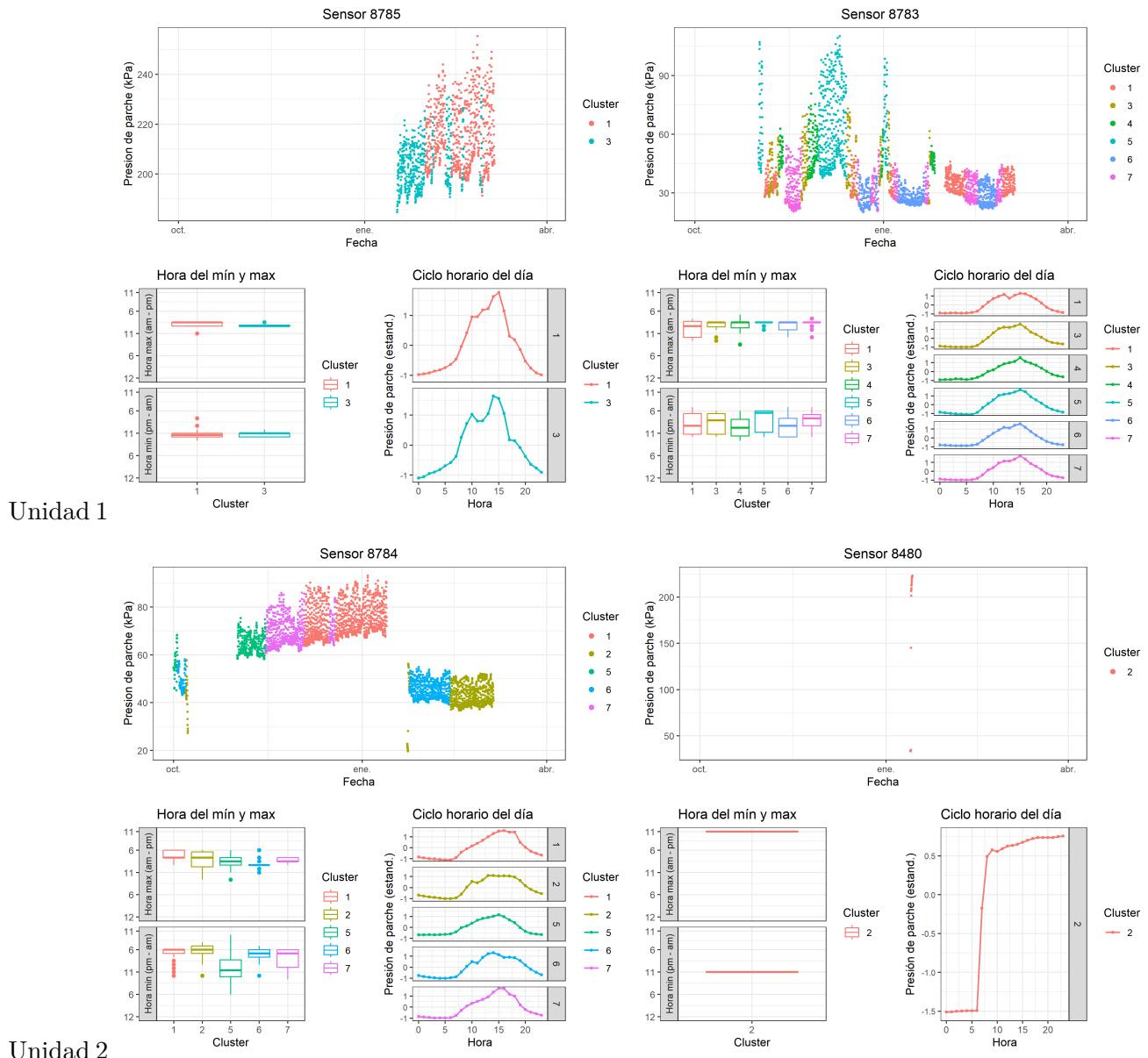
Unidad 1

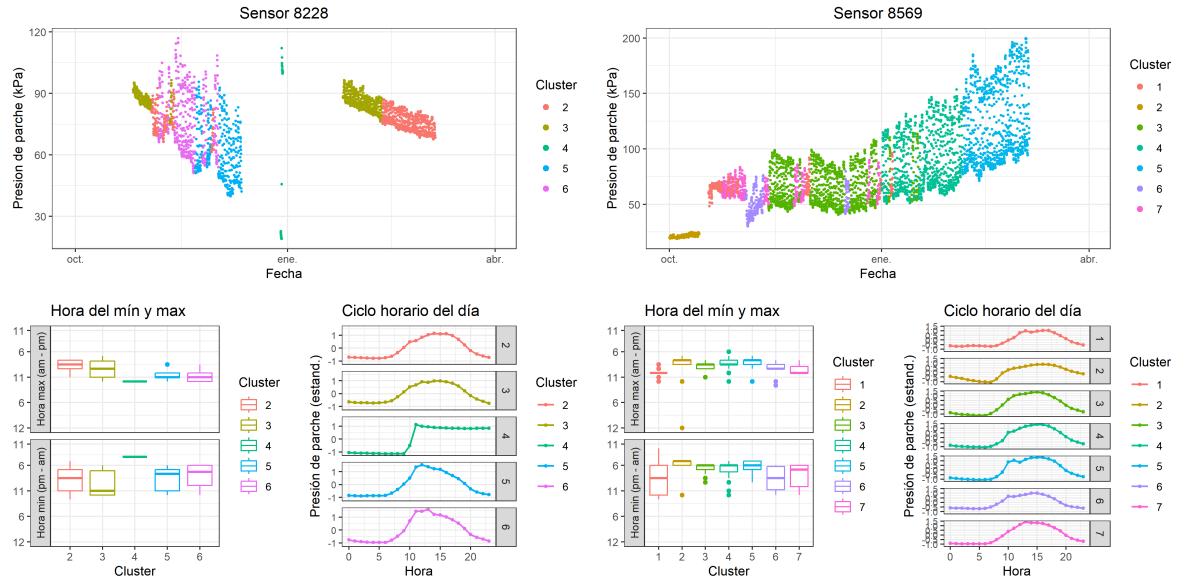




Unidad 3

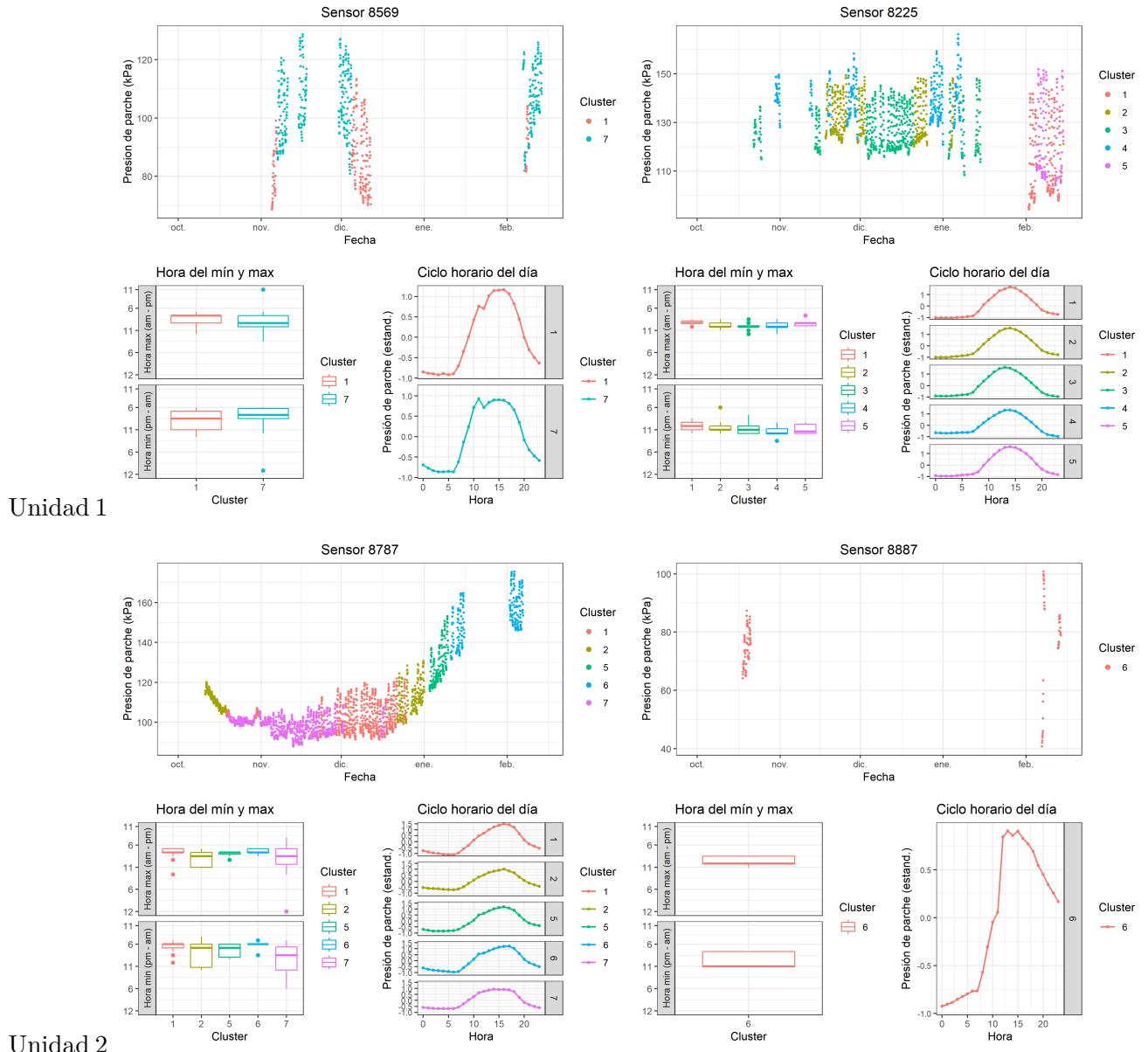
62 T4 (2022-2023)

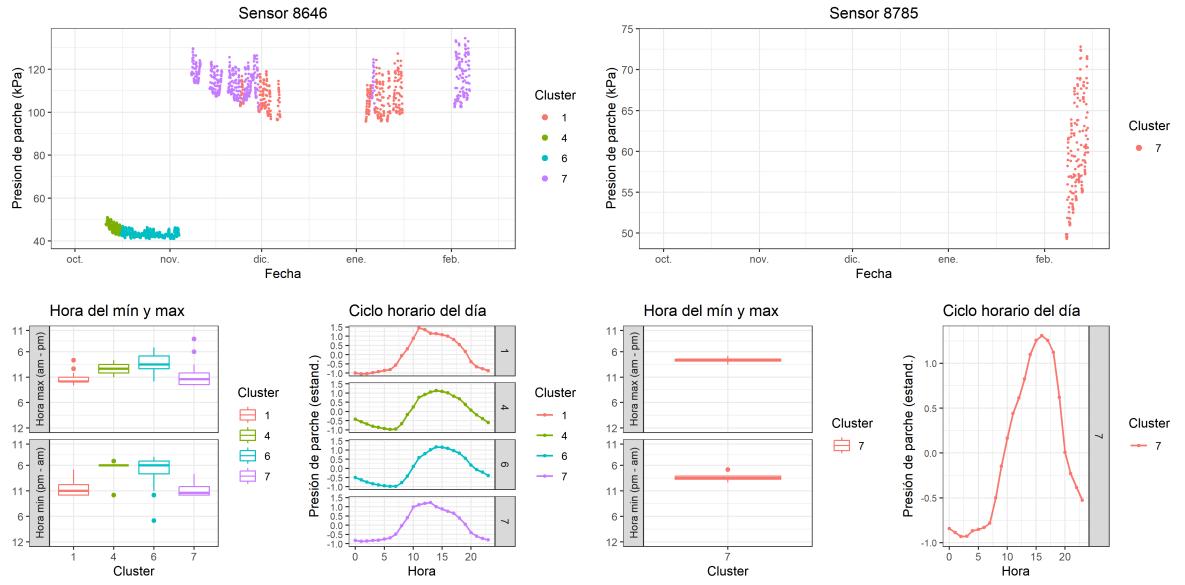




Unidad 3

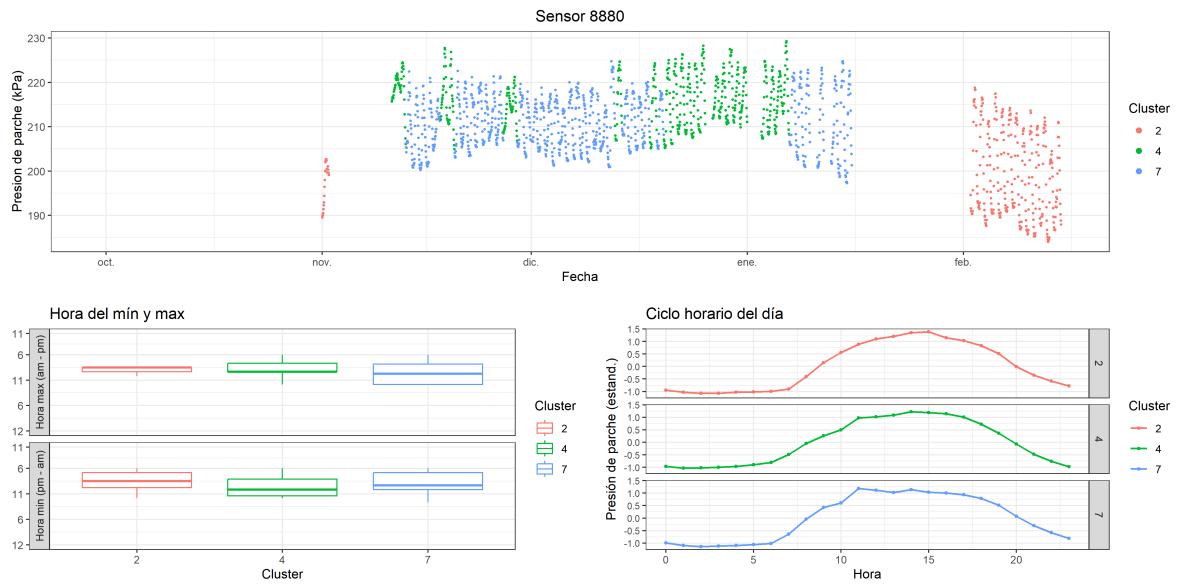
63 T1 (2023-2024)



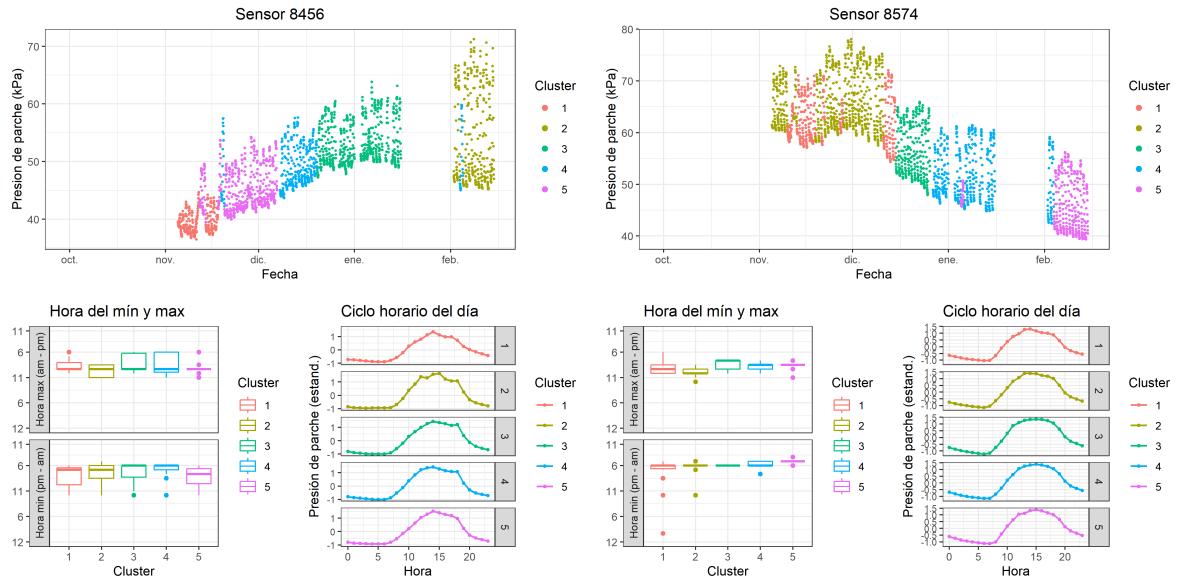


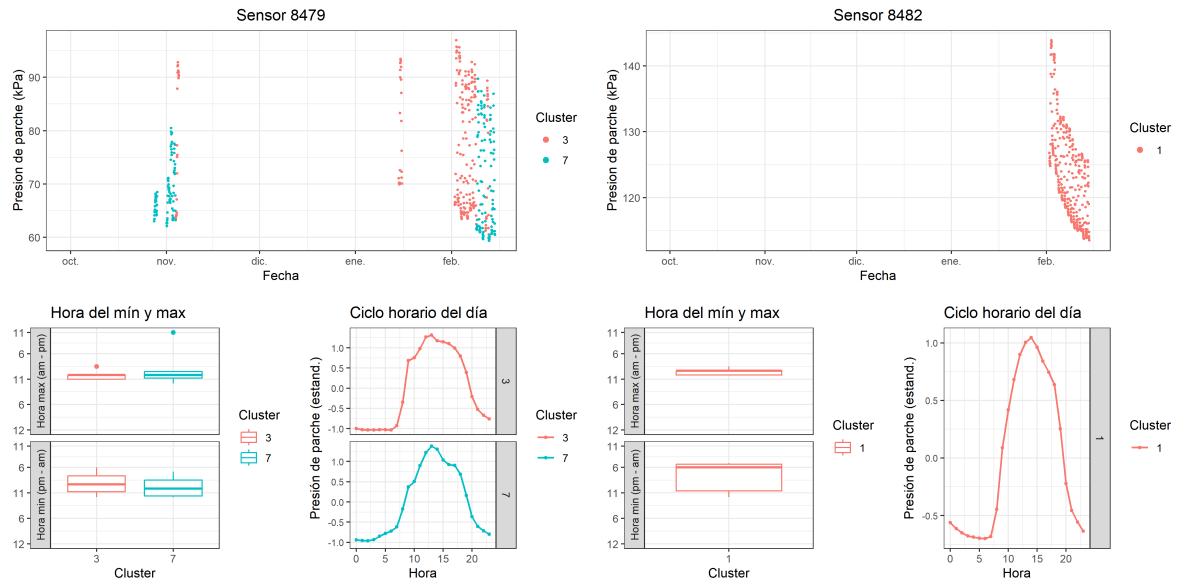
Unidad 3

64 T2 (2023-2024)



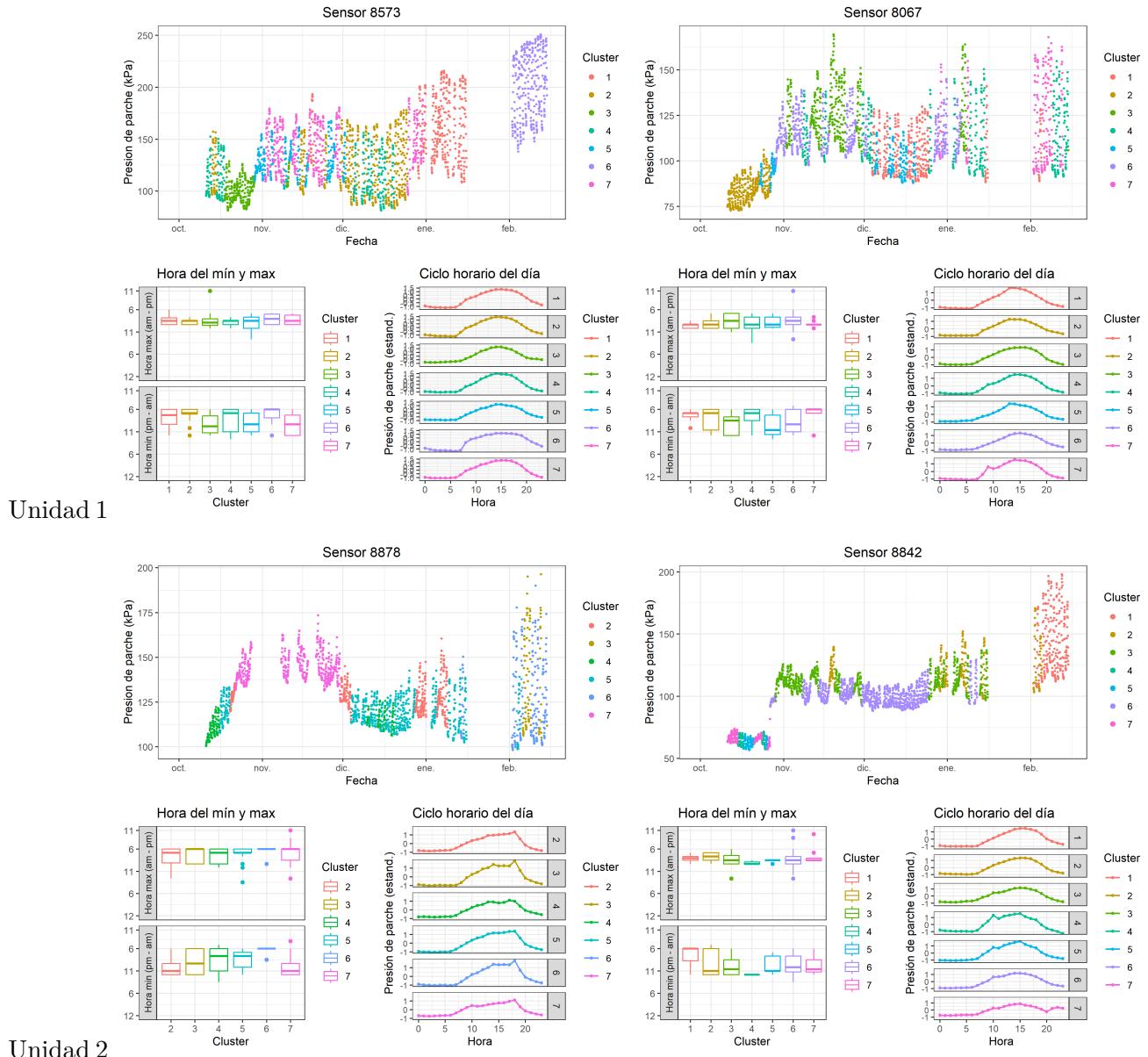
Unidad 1

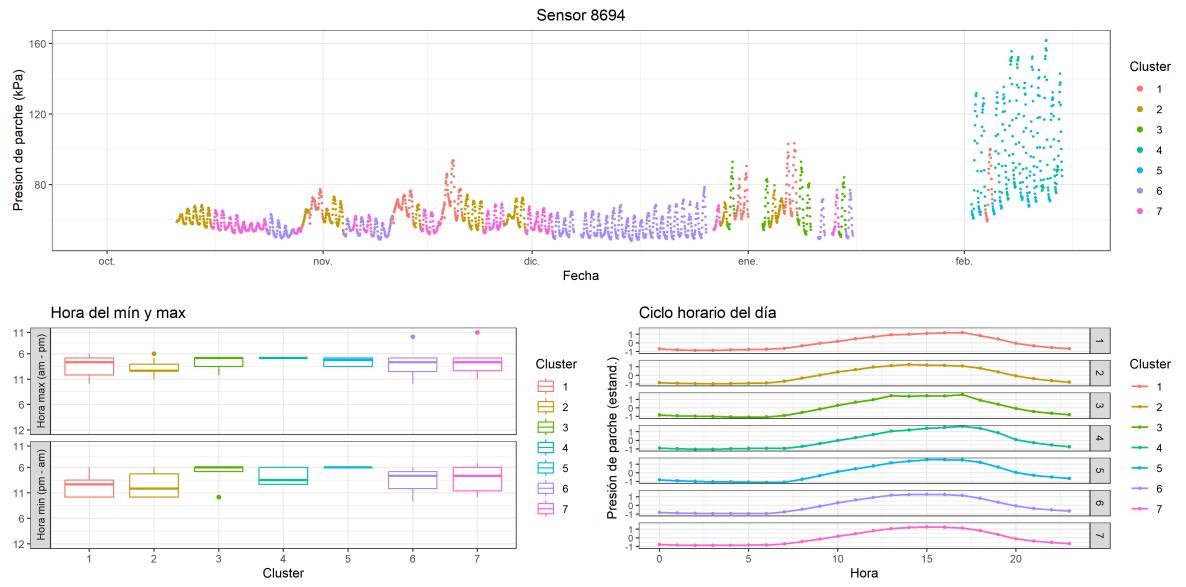




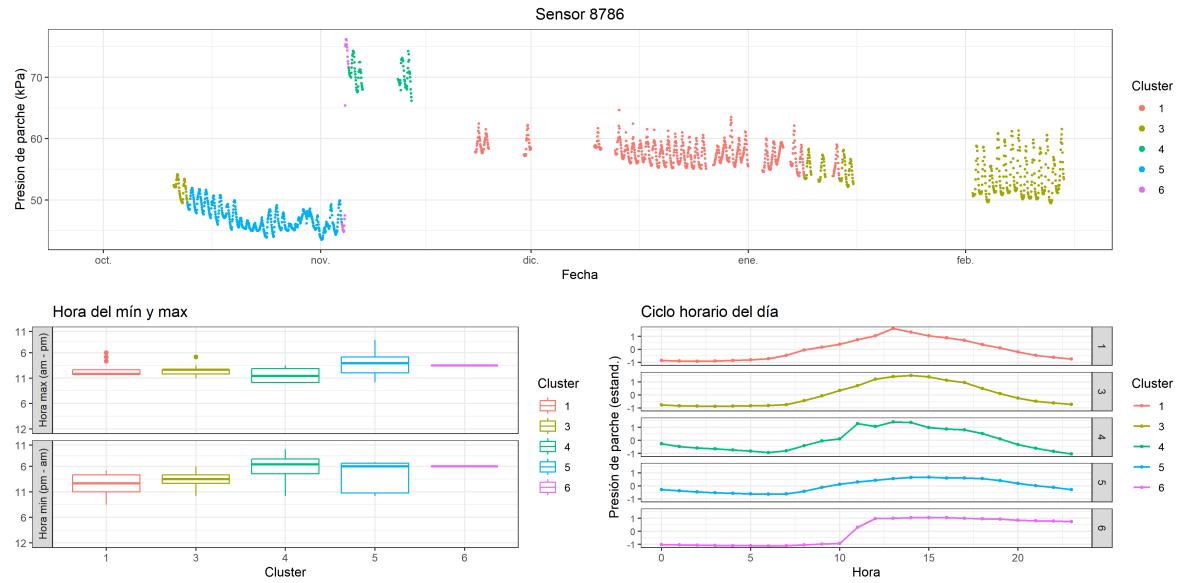
Unidad 3

65 T3 (2023-2024)

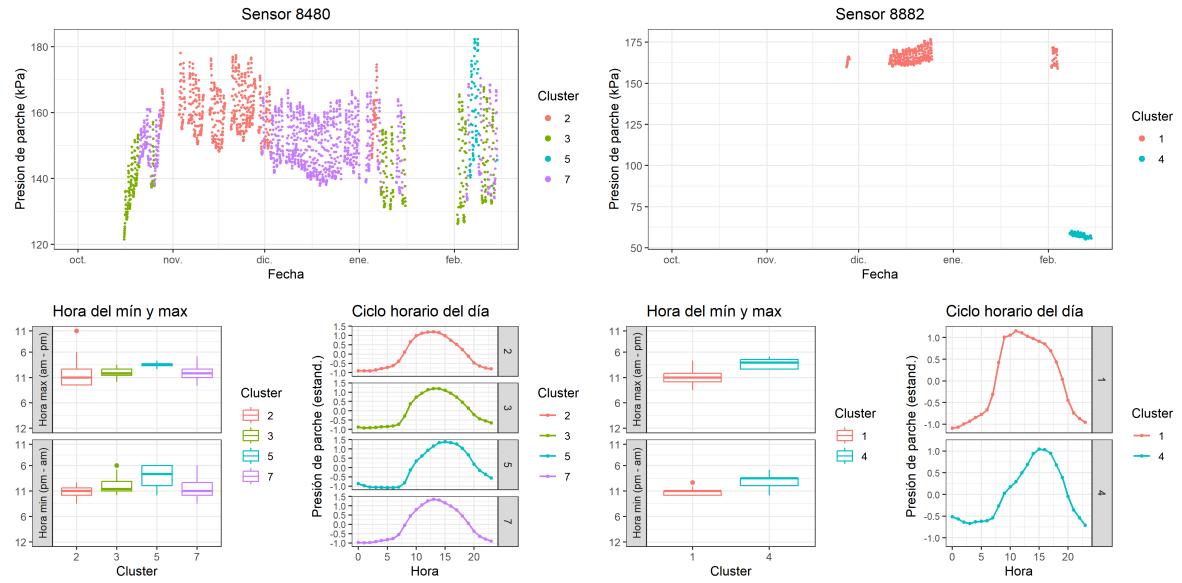




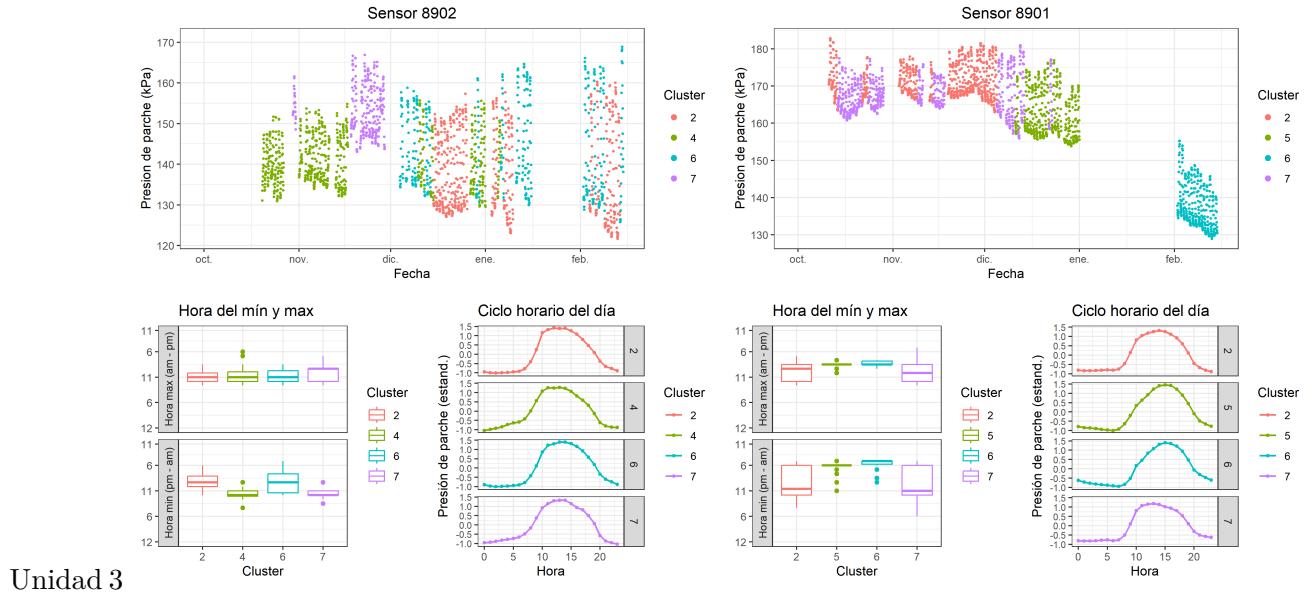
66 T4 (2023-2024)



Unidad 1



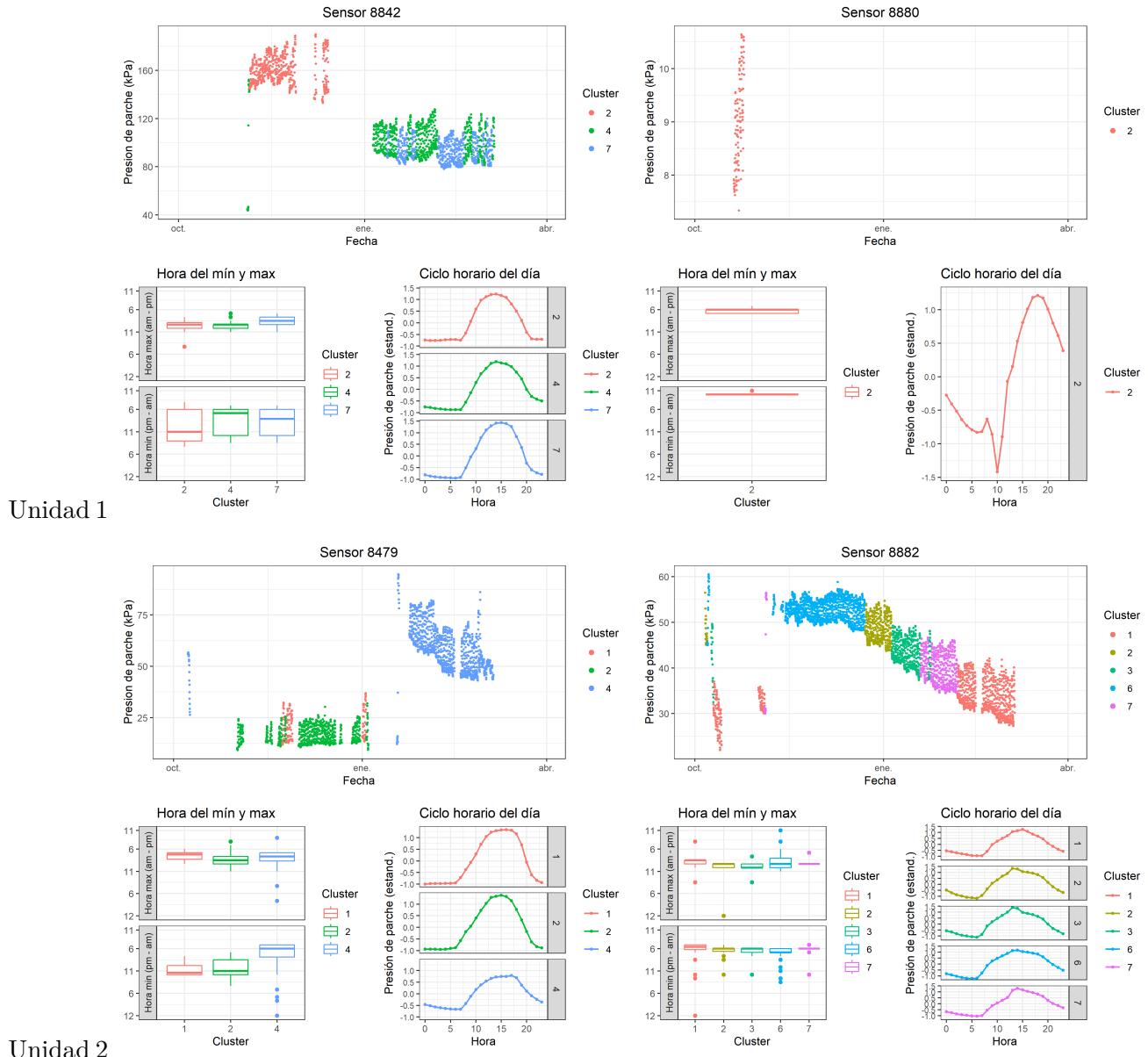
Unidad 2

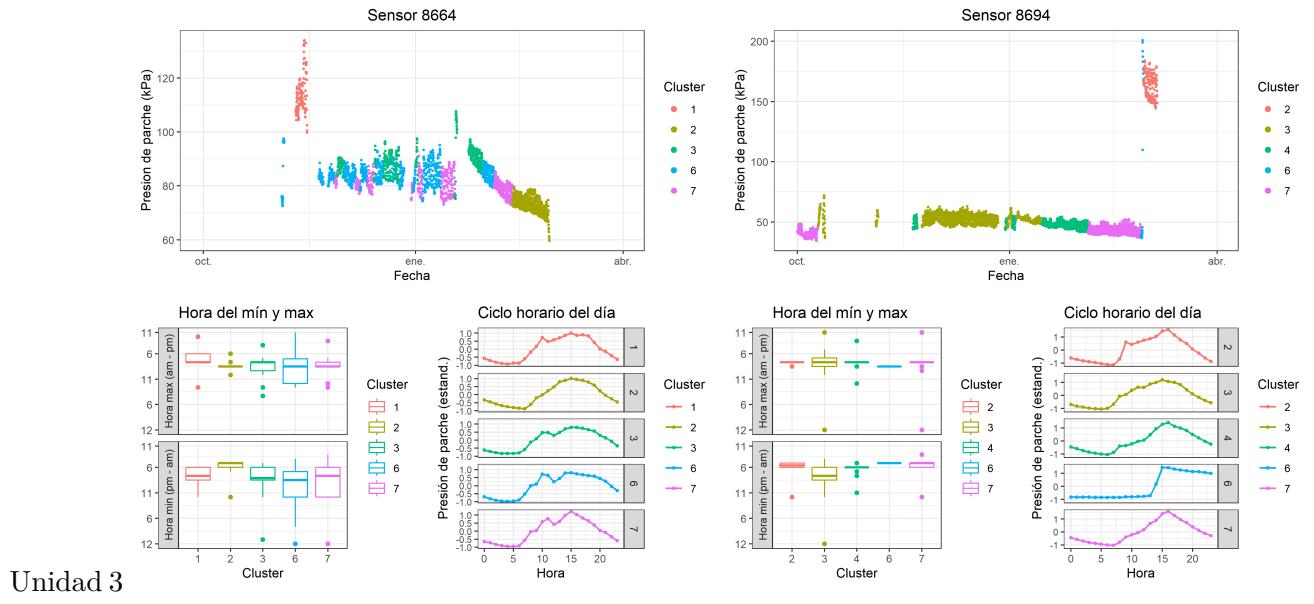


Unidad 3

66.1 Rio Claro

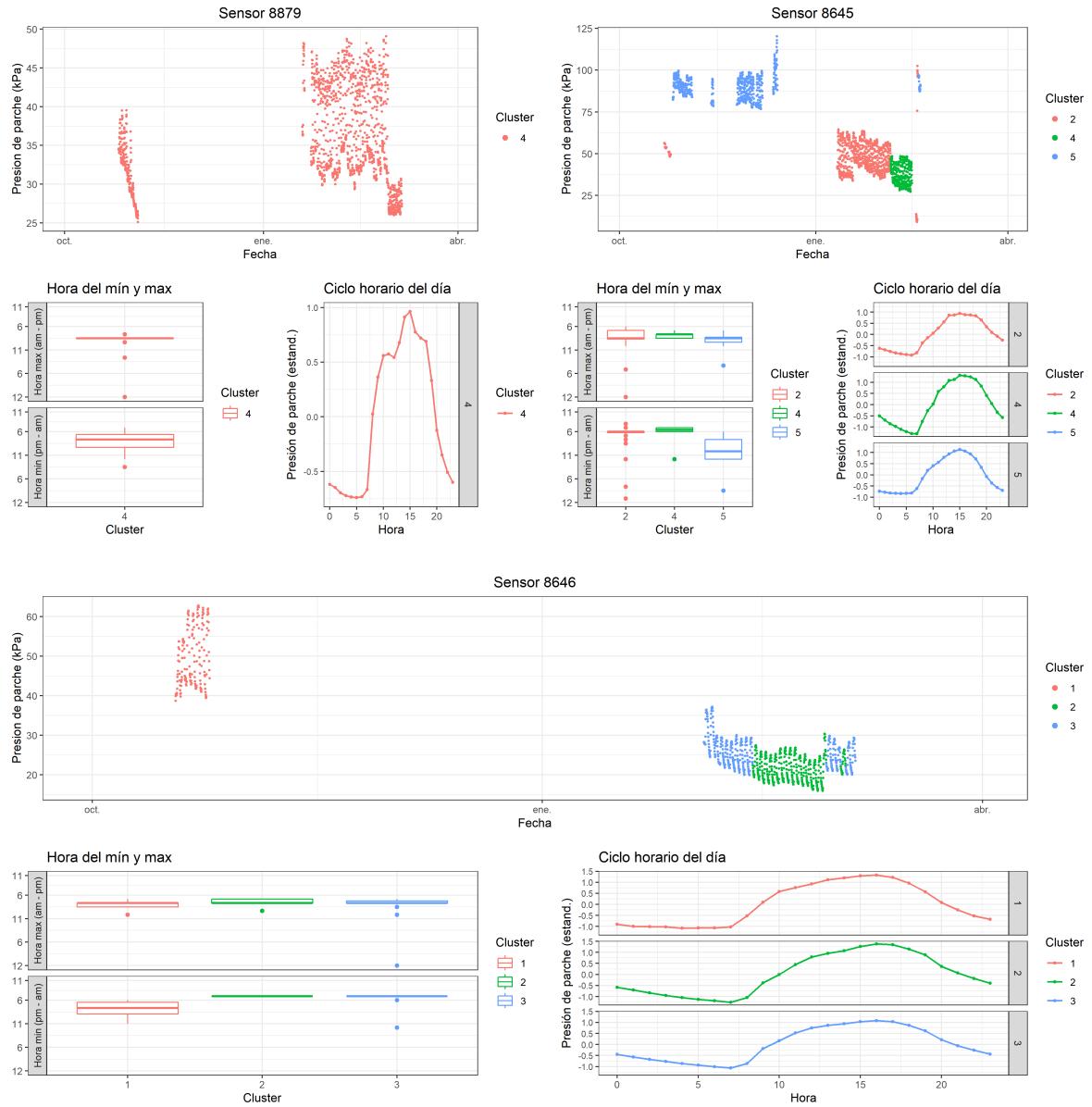
67 T1 (2022-2023)

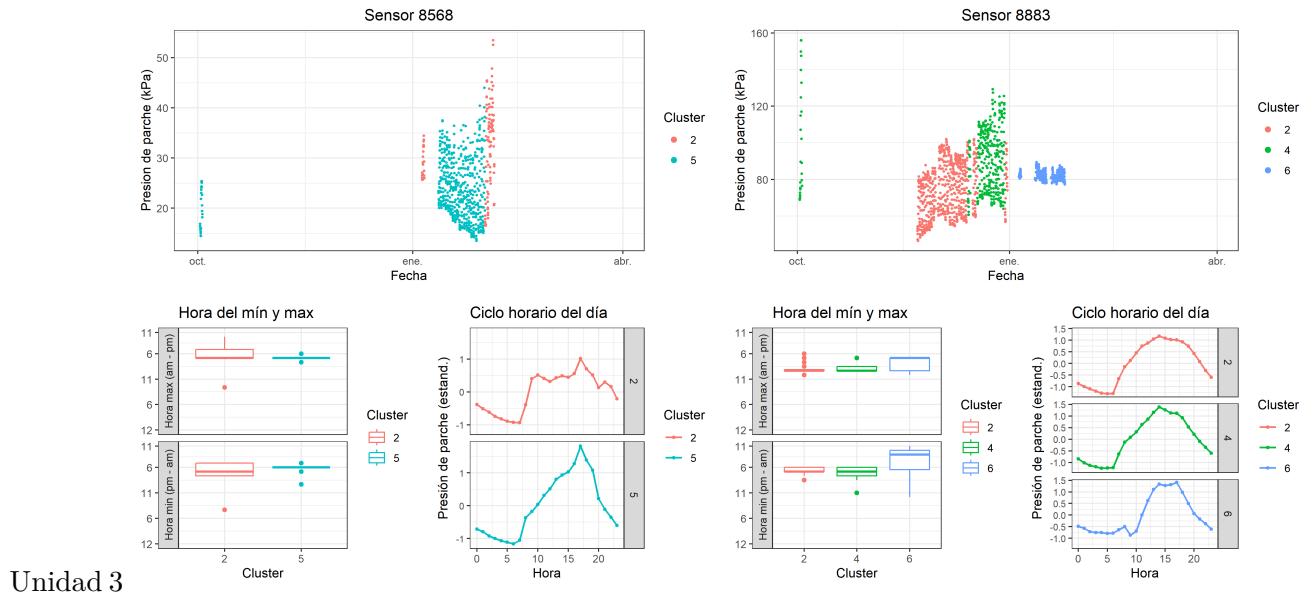




Unidad 3

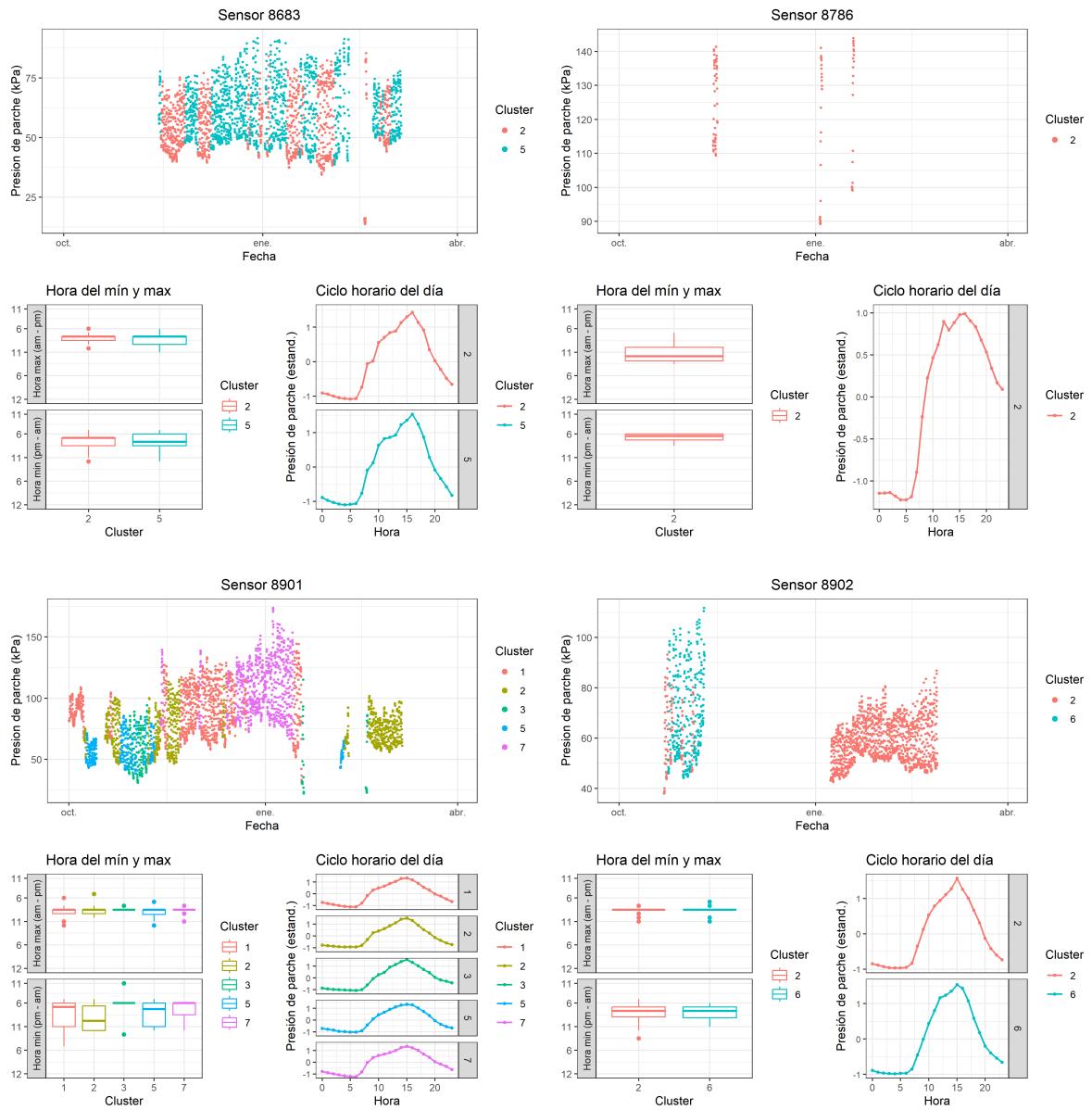
68 T2 (2022-2023)

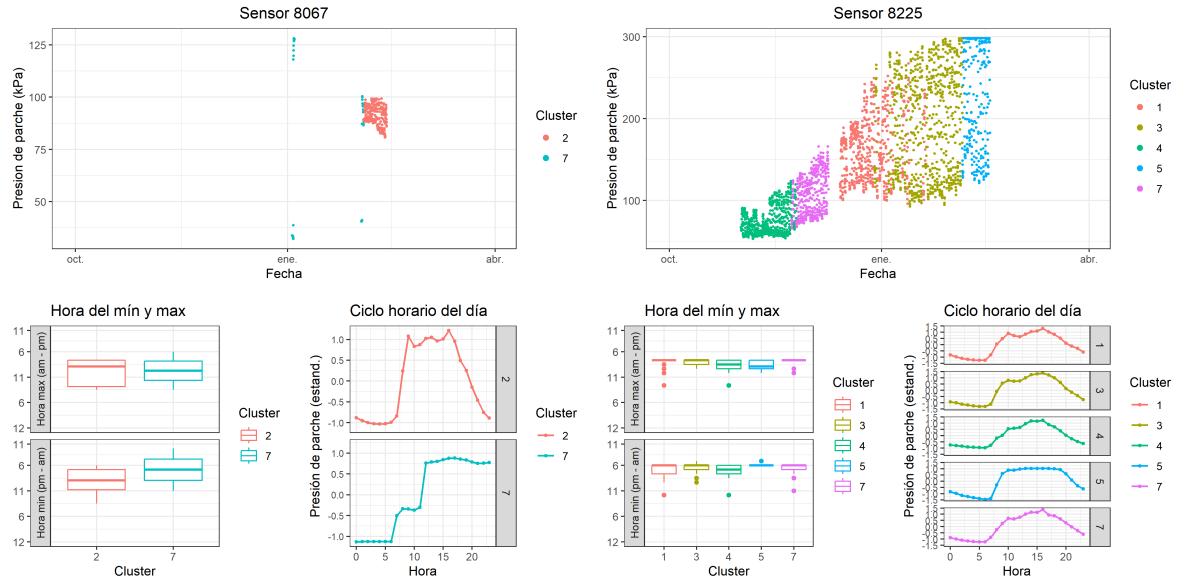




Unidad 3

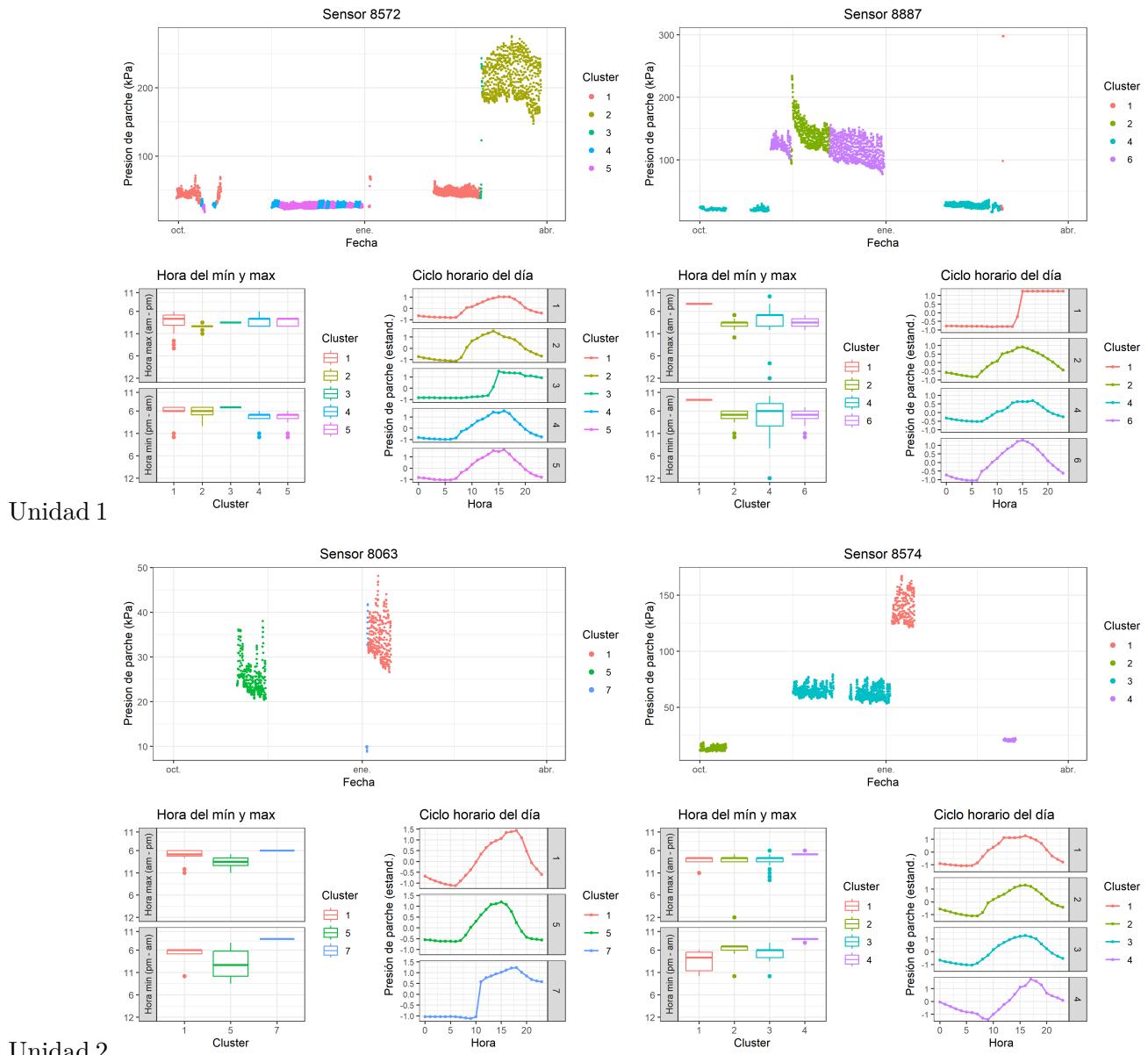
69 T3 (2022-2023)

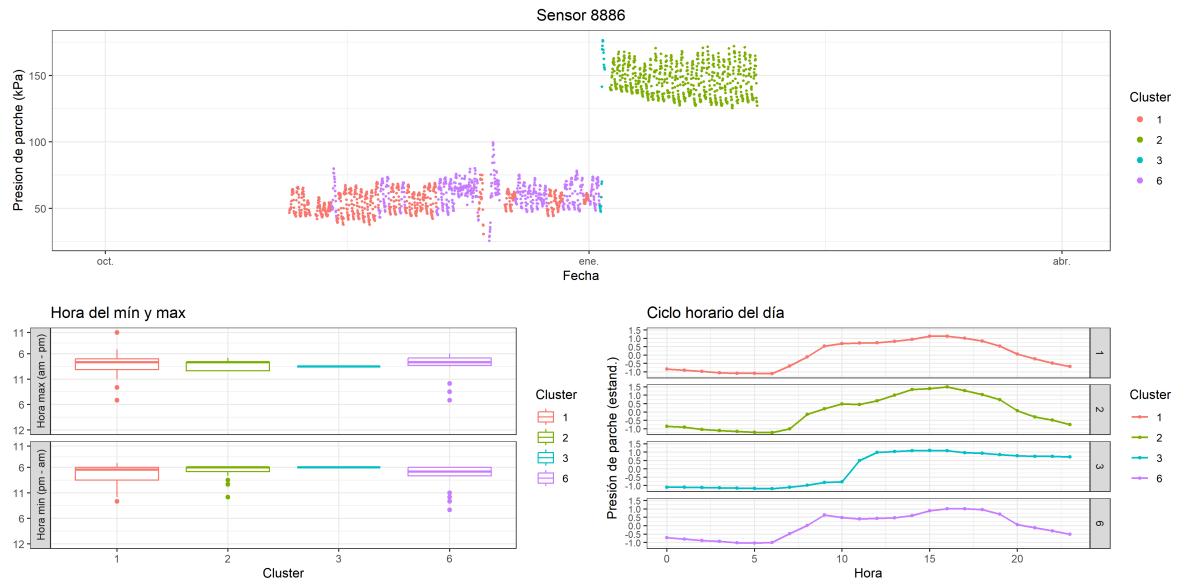




Unidad 3

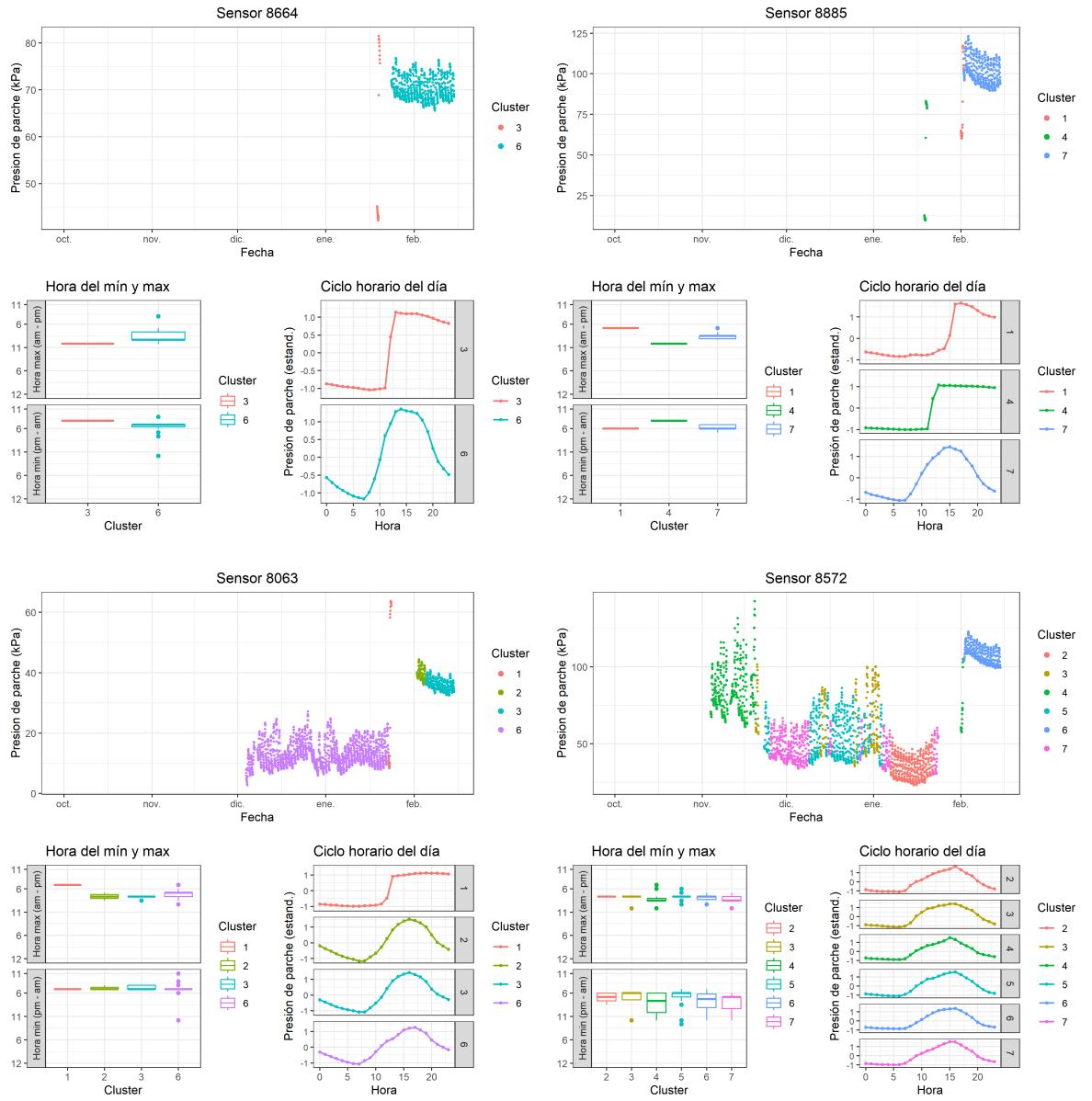
70 T4 (2022-2023)



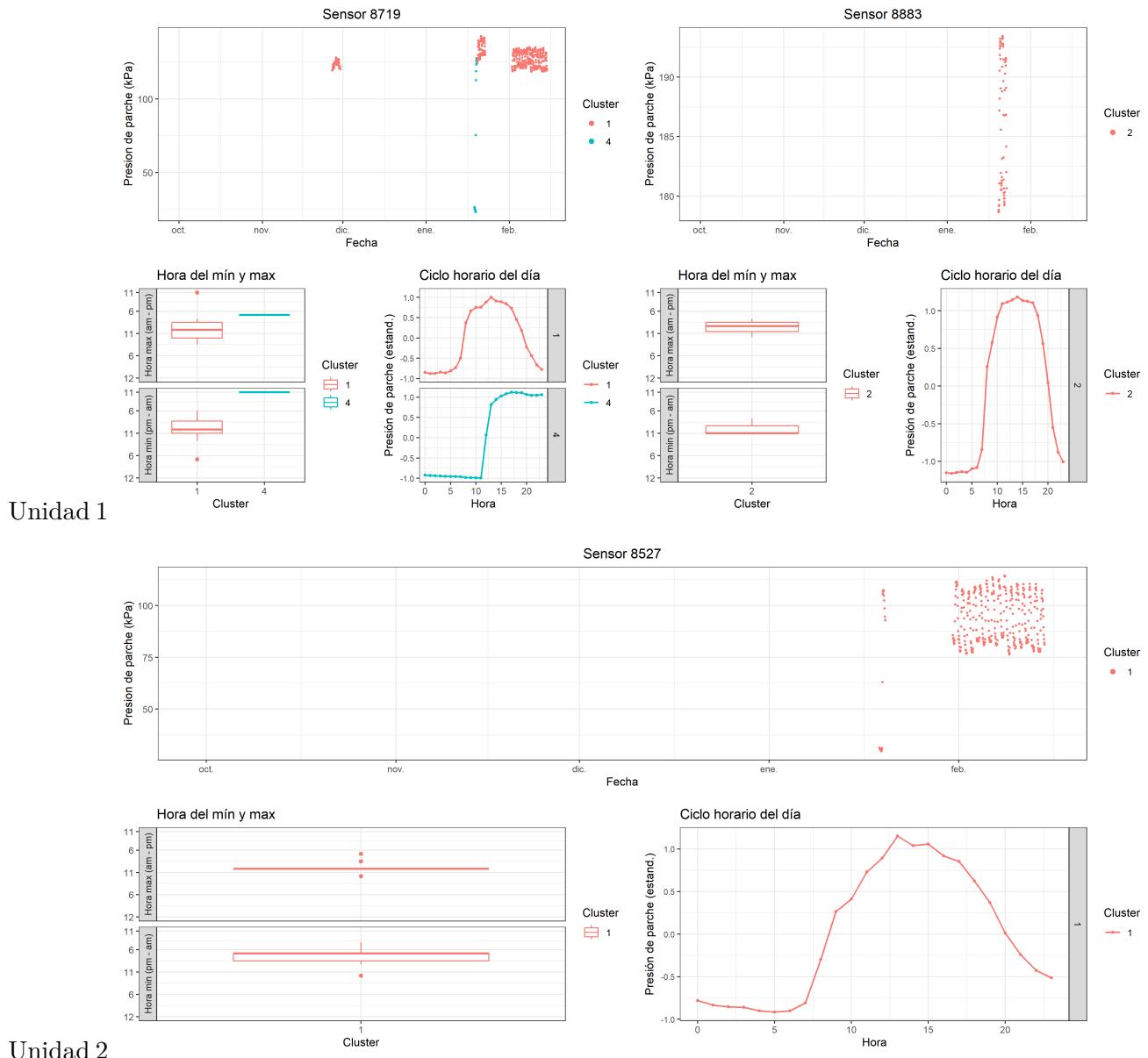


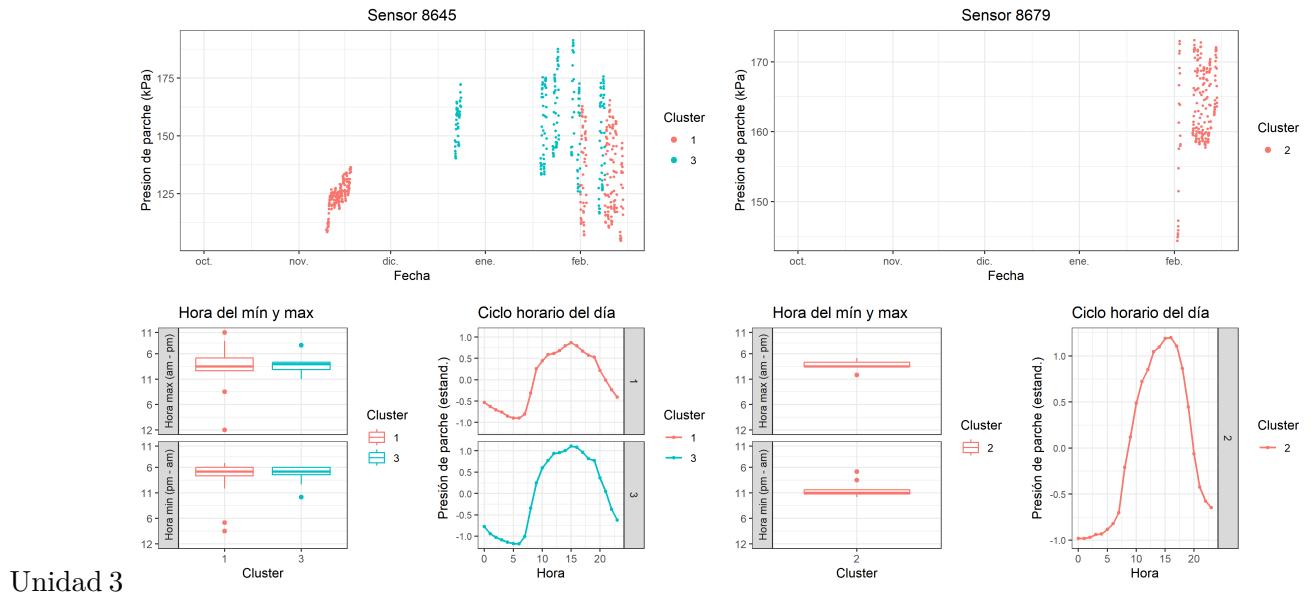
Unidad 3

71 T1 (2023-2024)



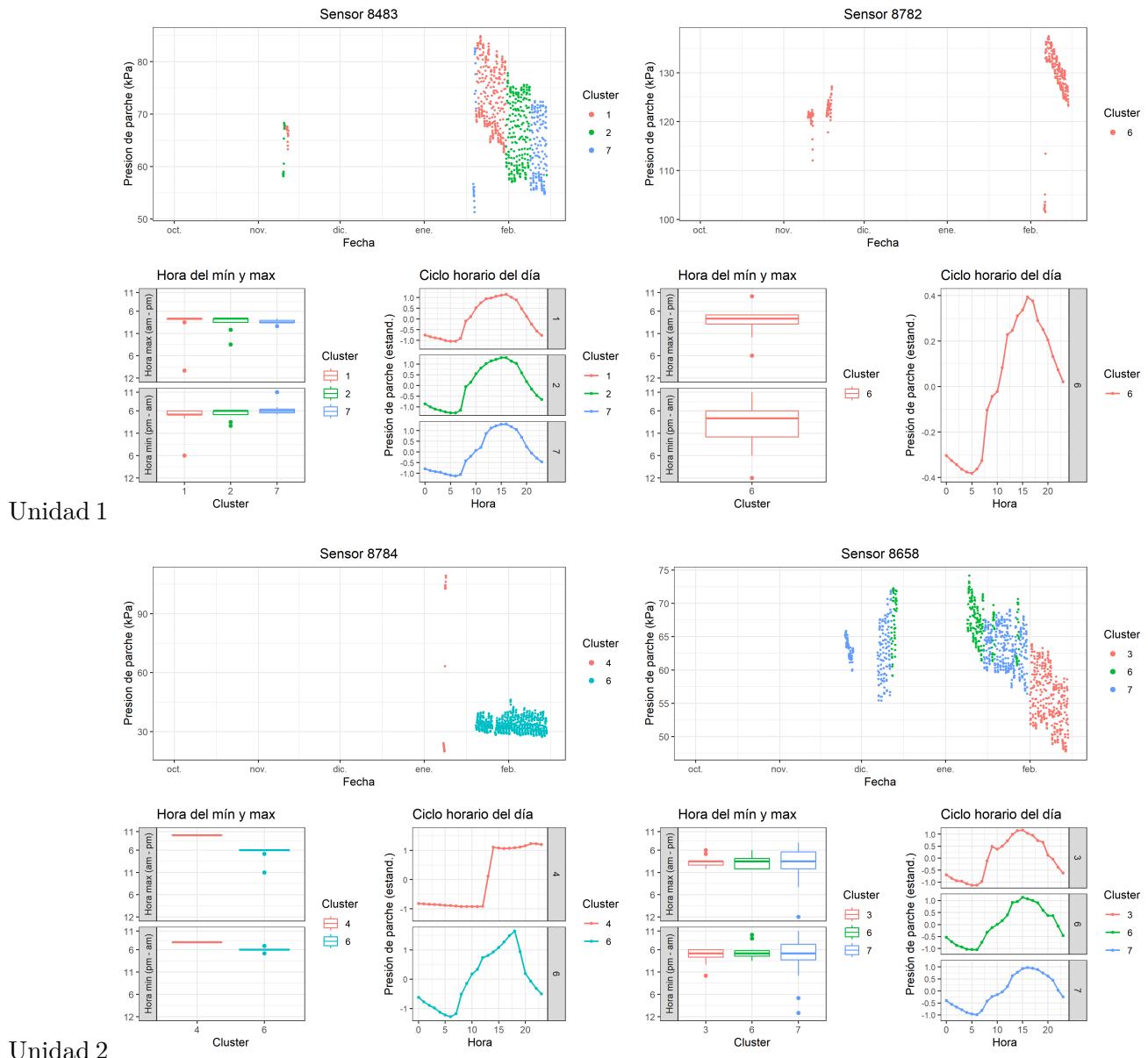
72 T2 (2023-2024)

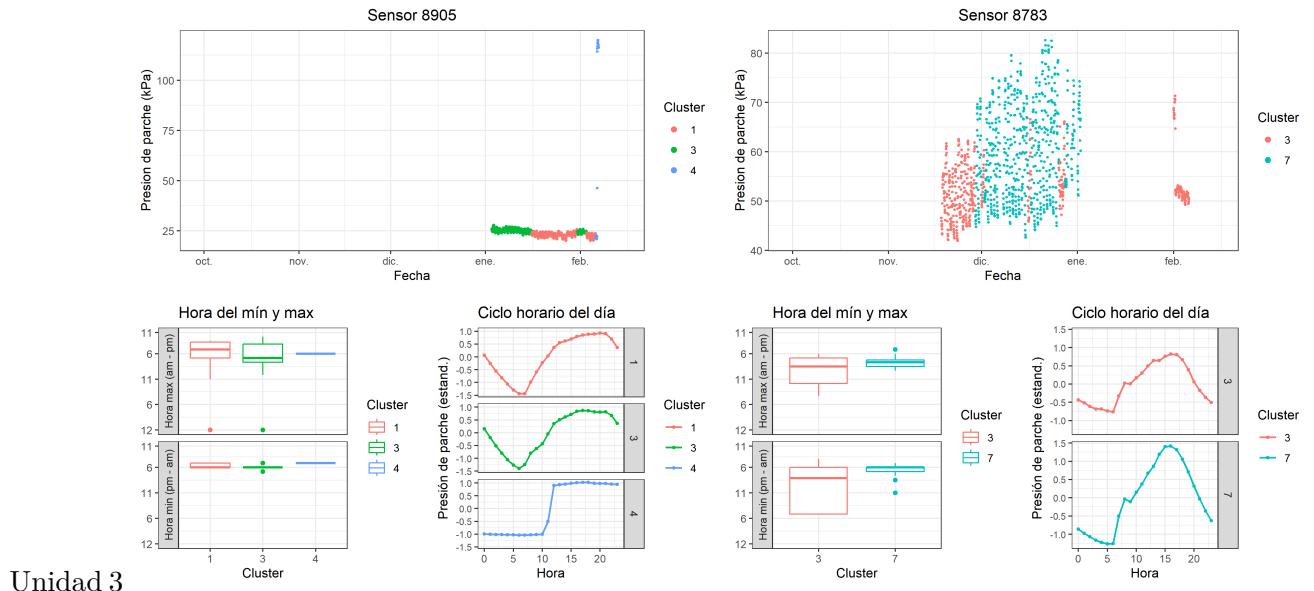




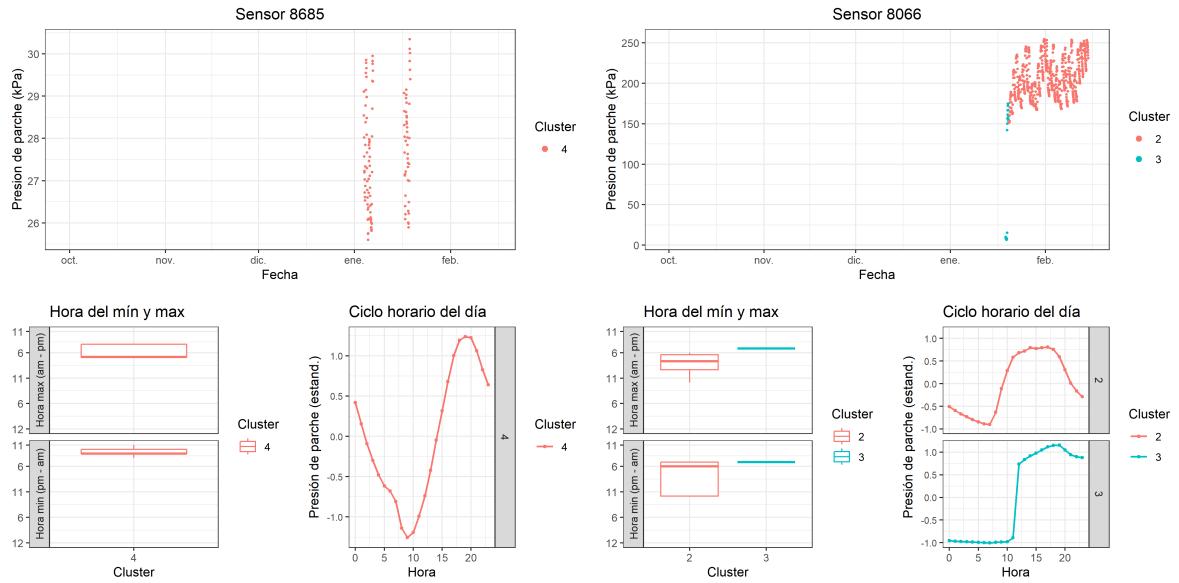
Unidad 3

73 T3 (2023-2024)

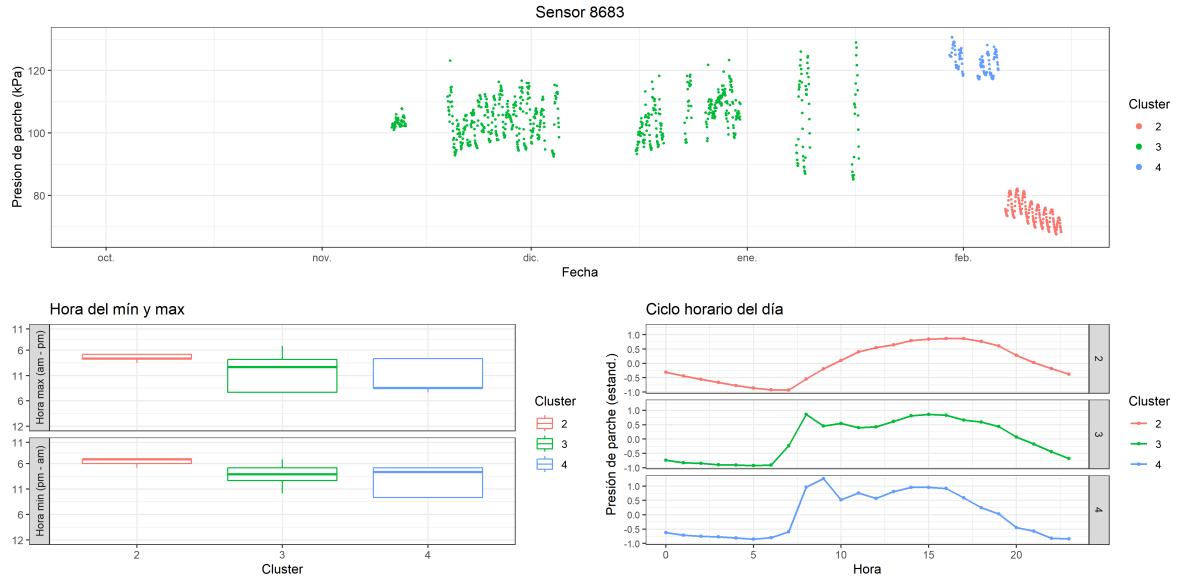




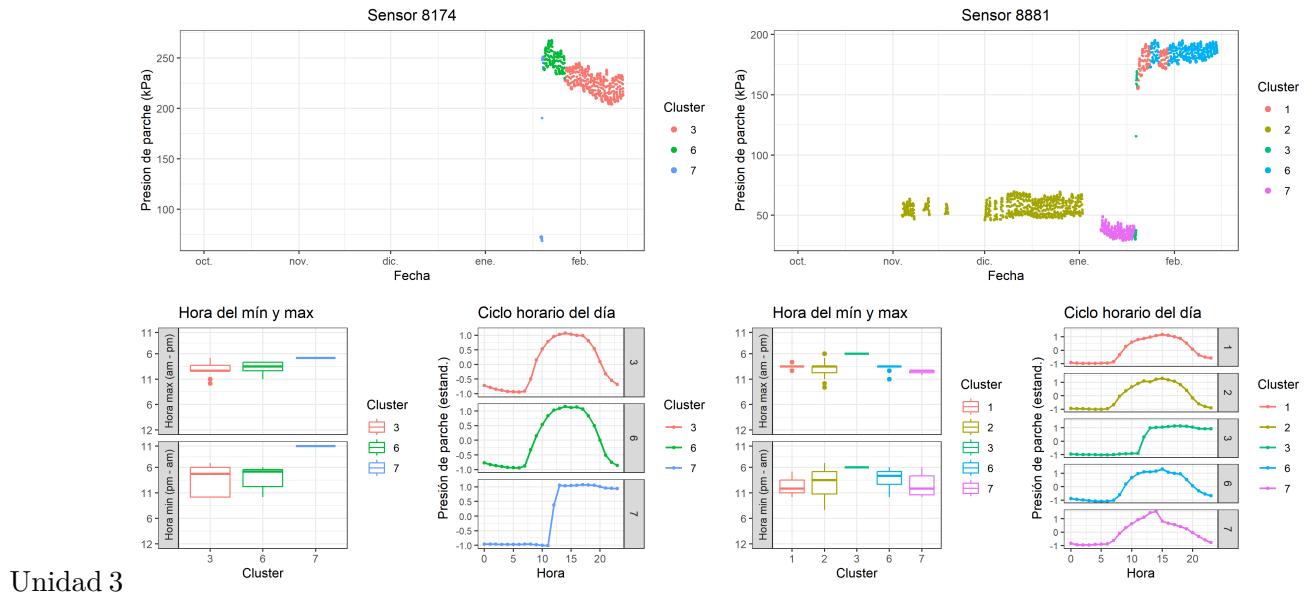
74 T4 (2023-2024)



Unidad 1



Unidad 2



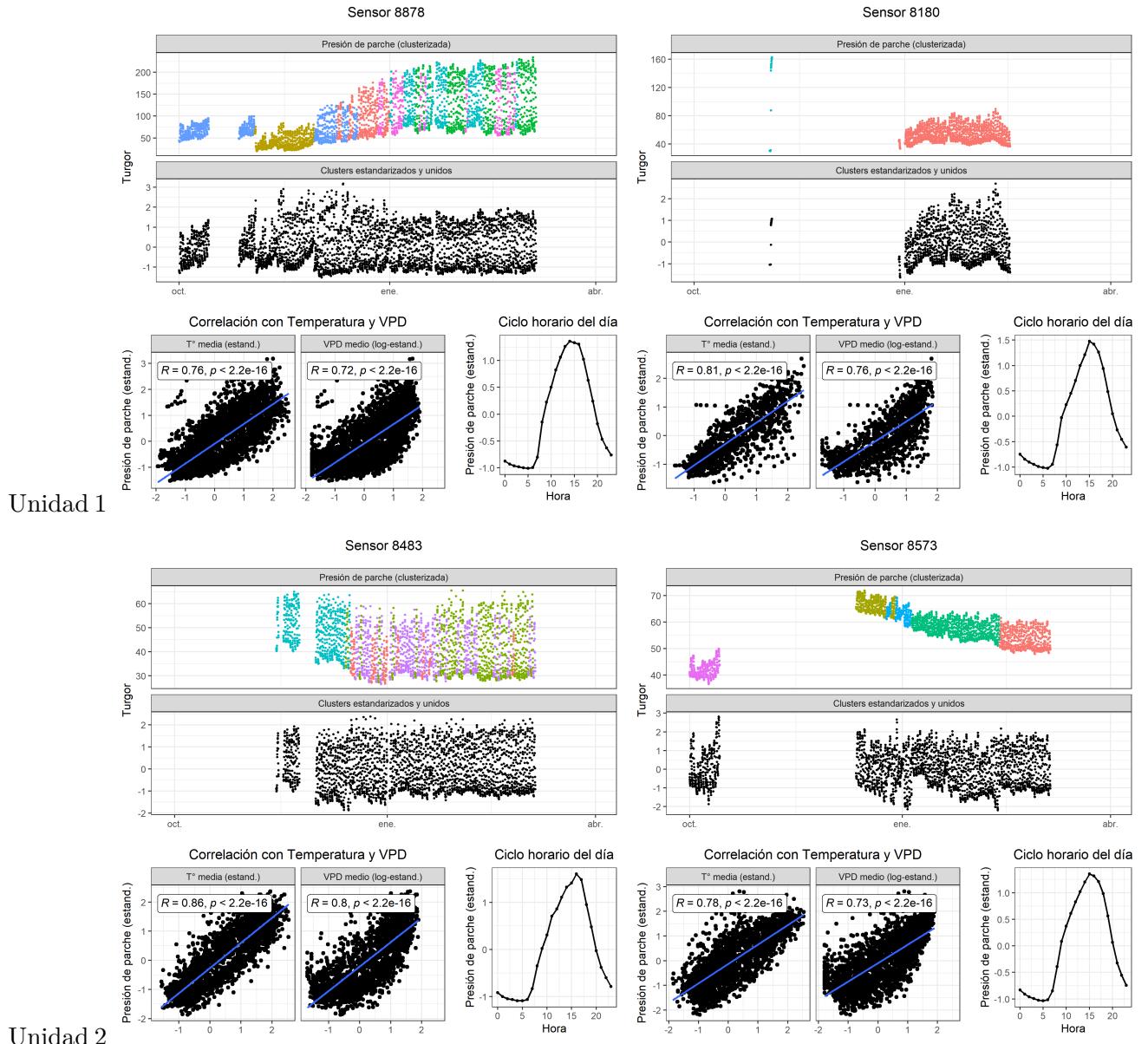
Unidad 3

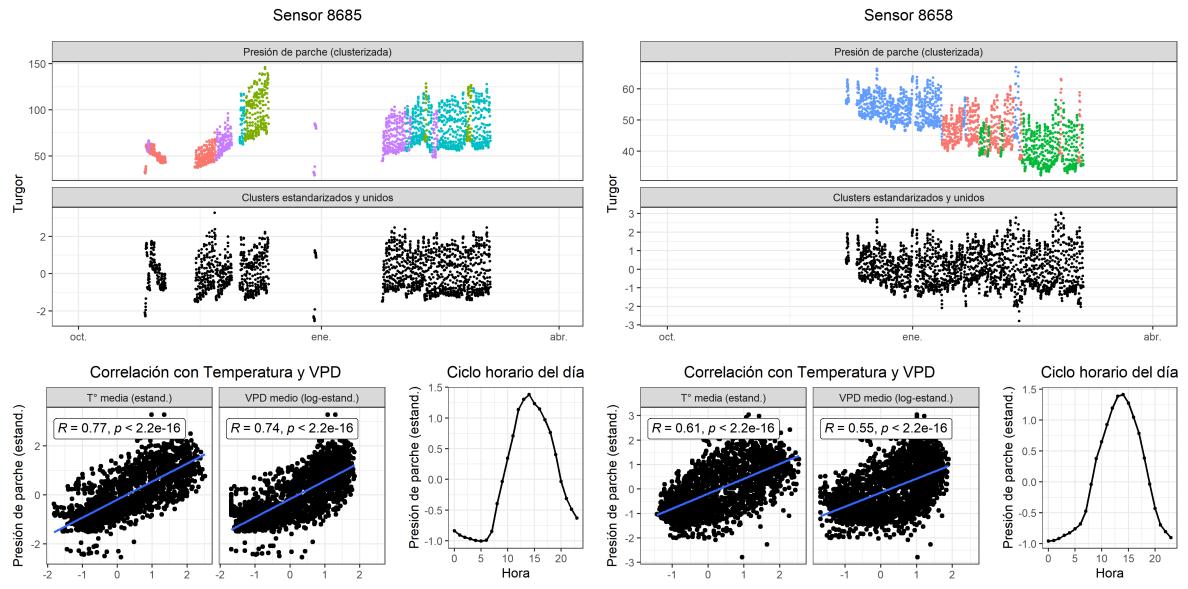
75 Estandarización de clusters

Para generar series únicas continuas por sensor (i.e. disminuir las discordancias entre periodos de recalibración de los sensores), se realizó una estandarización de cada cluster, lo cual significó una unificación las series temporales de estos a nivel de sensor. A continuación se muestran dichas series resultantes, además de su correlación con temperatura y VPD, y el ciclo horario del día.

75.1 La Esperanza

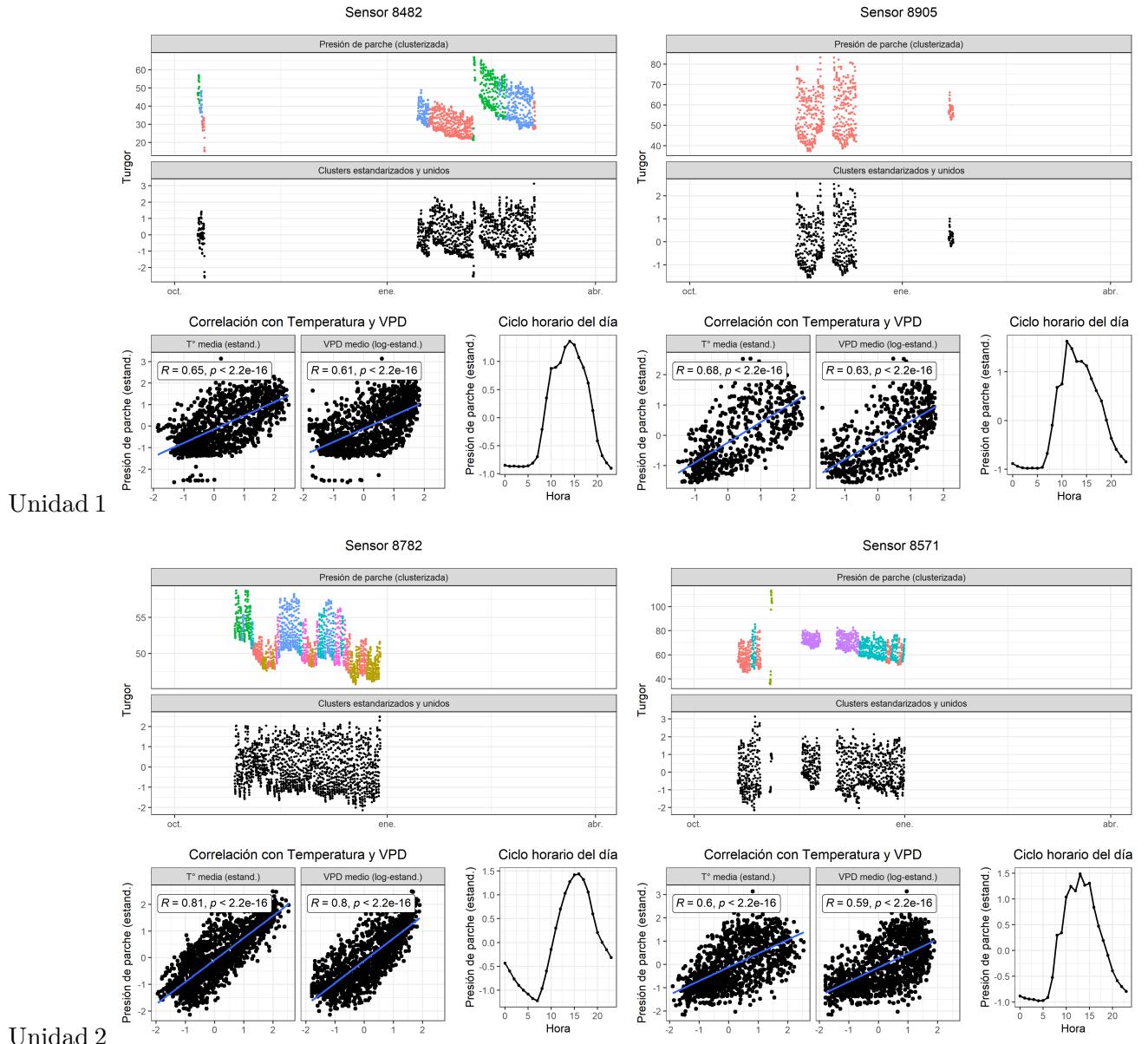
76 T1 (2022-2023)



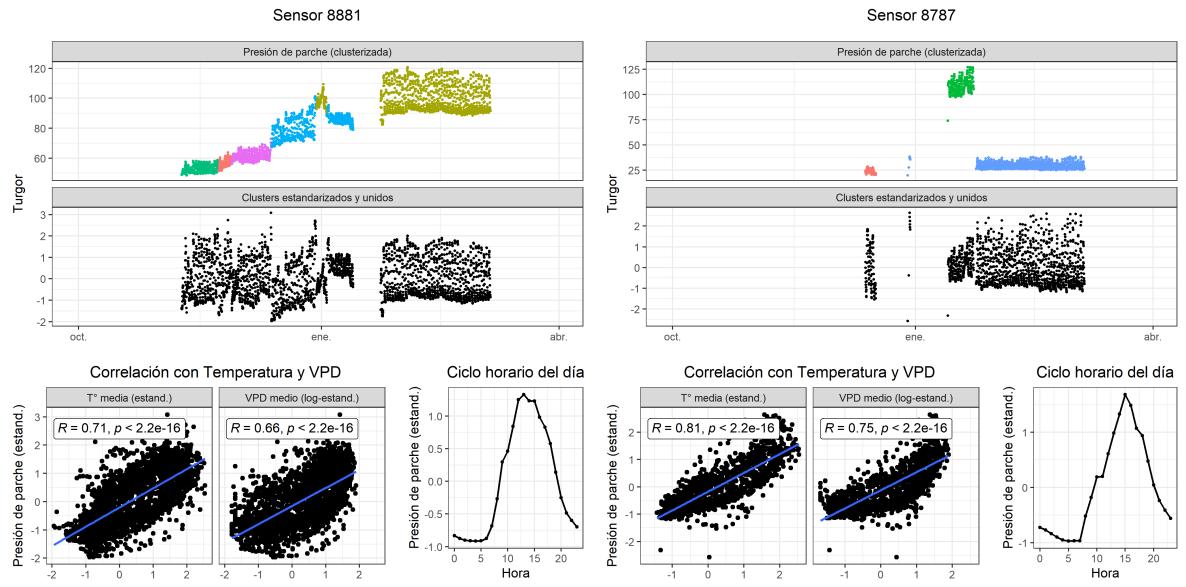


Unidad 3

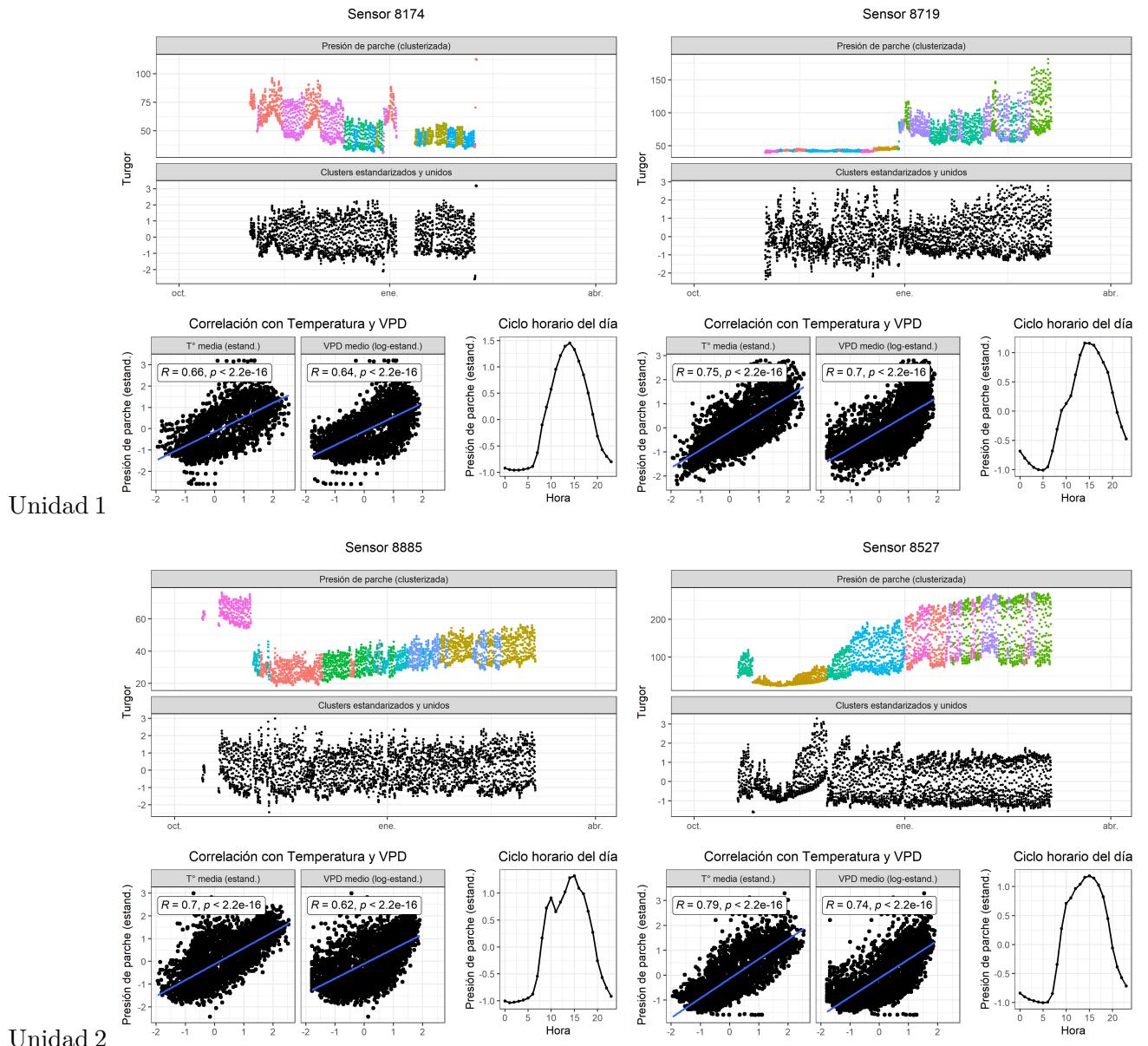
77 T2 (2022-2023)

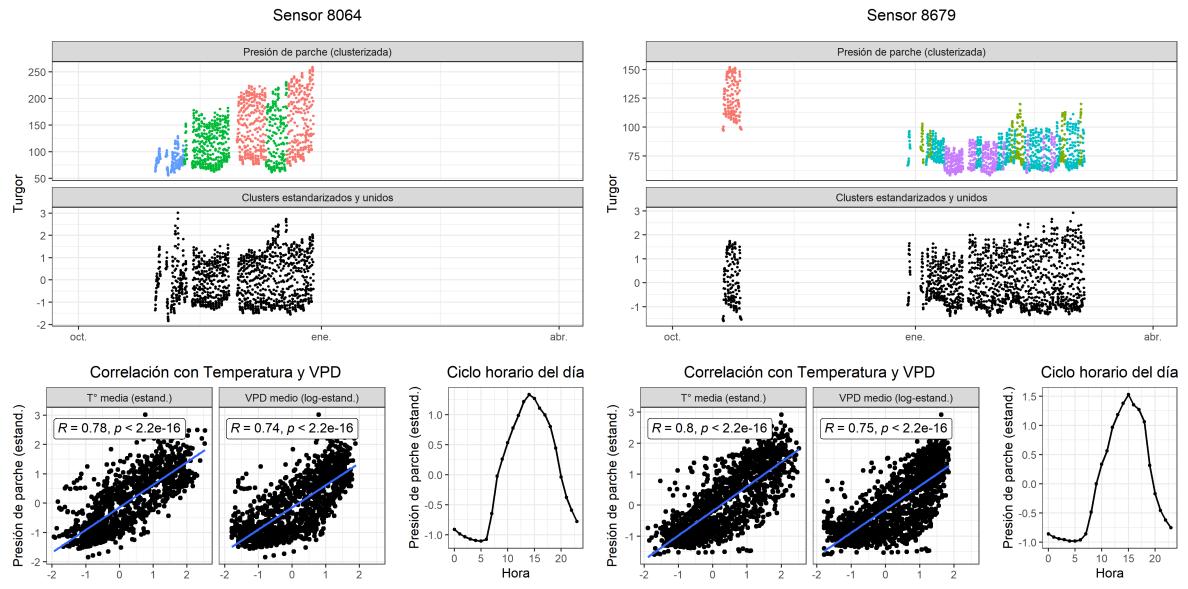


Unidad 3



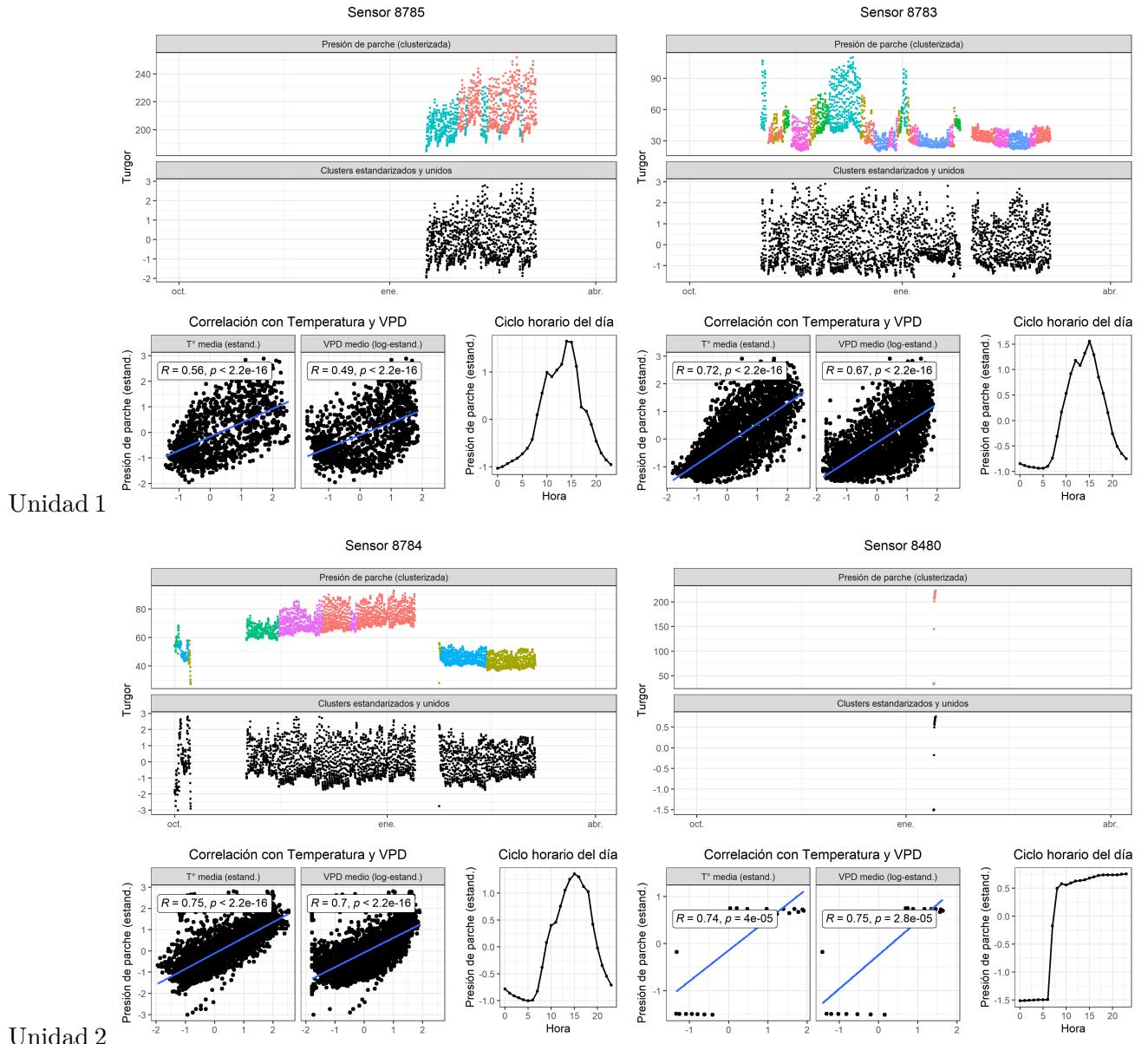
78 T3 (2022-2023)

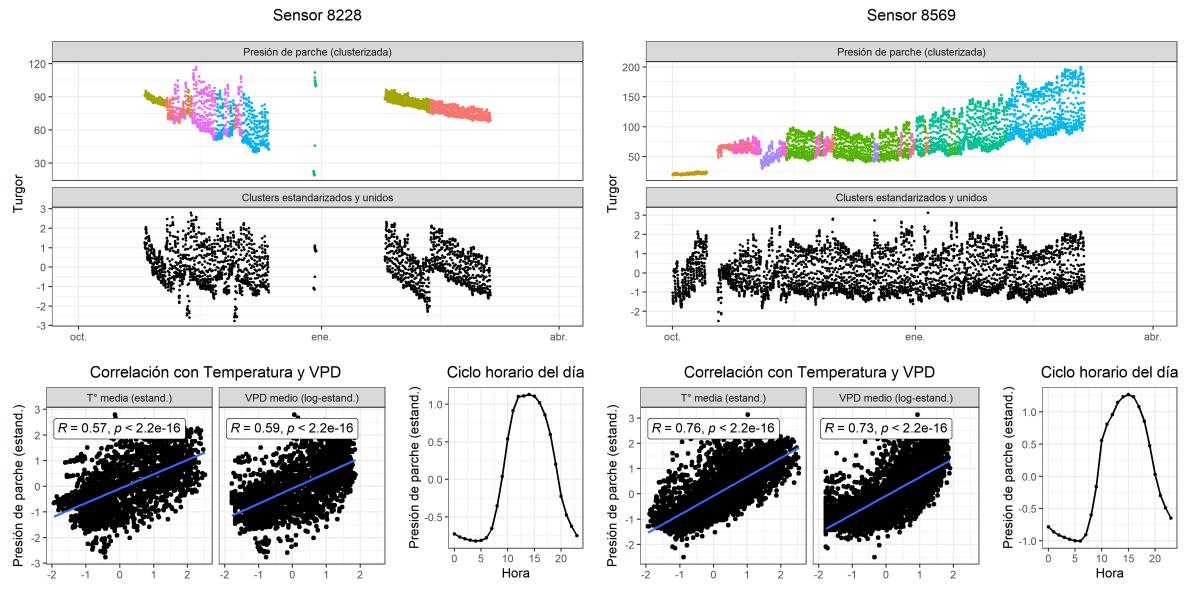




Unidad 3

79 T4 (2022-2023)

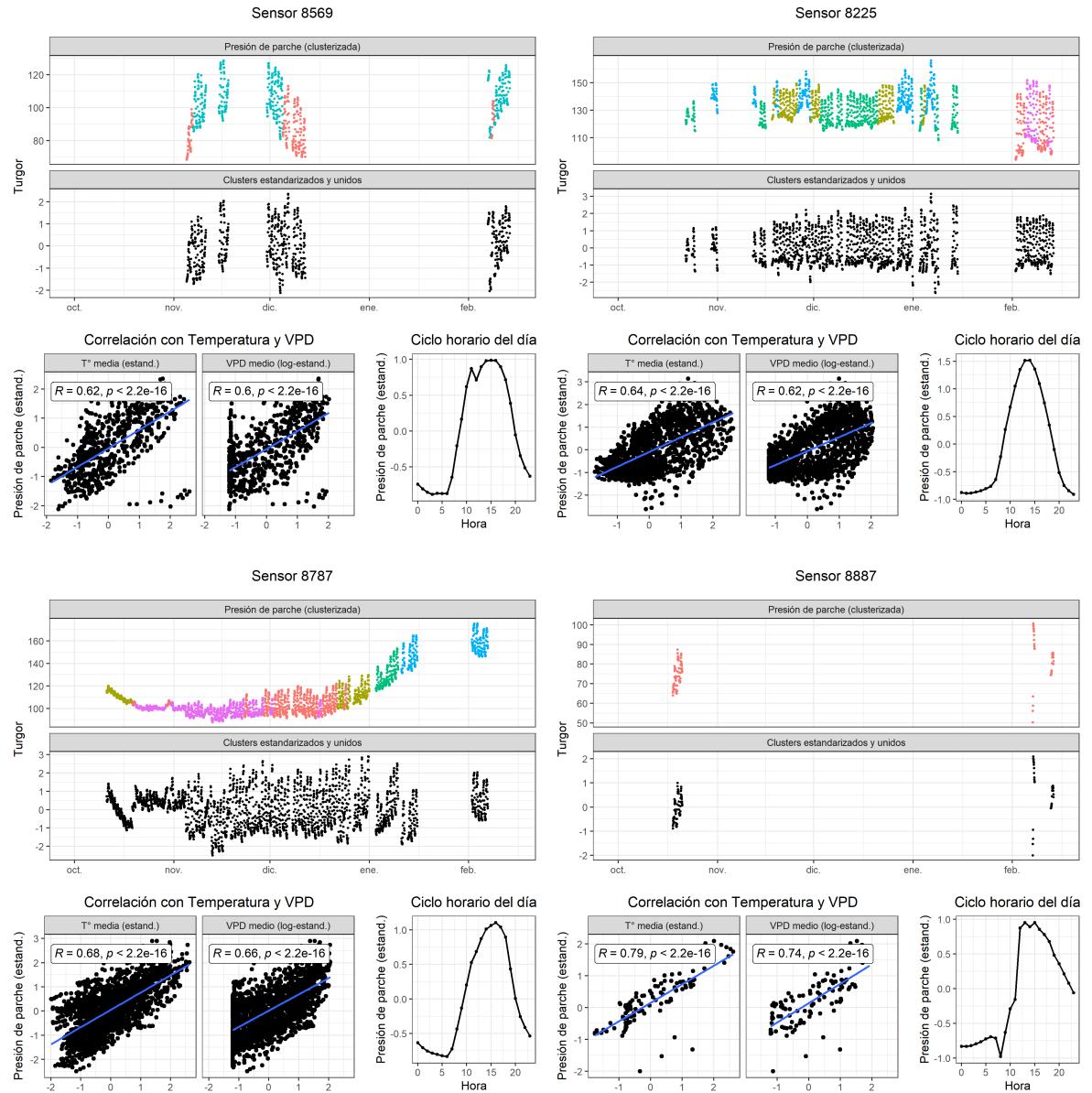




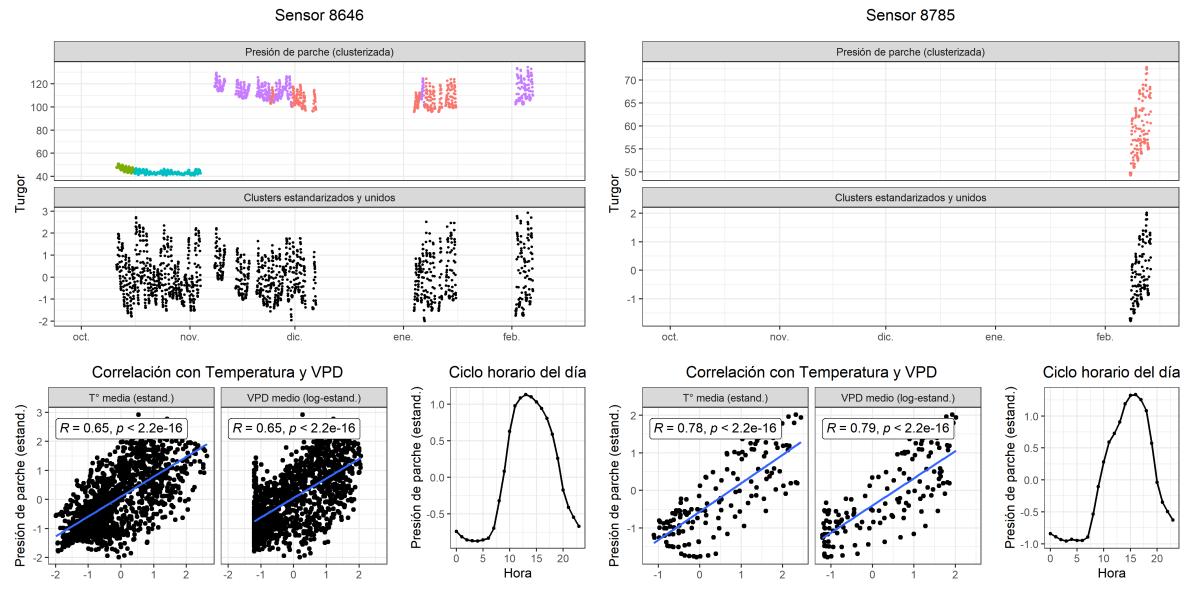
Unidad 3

80 T1 (2023-2024)

Unidad 1

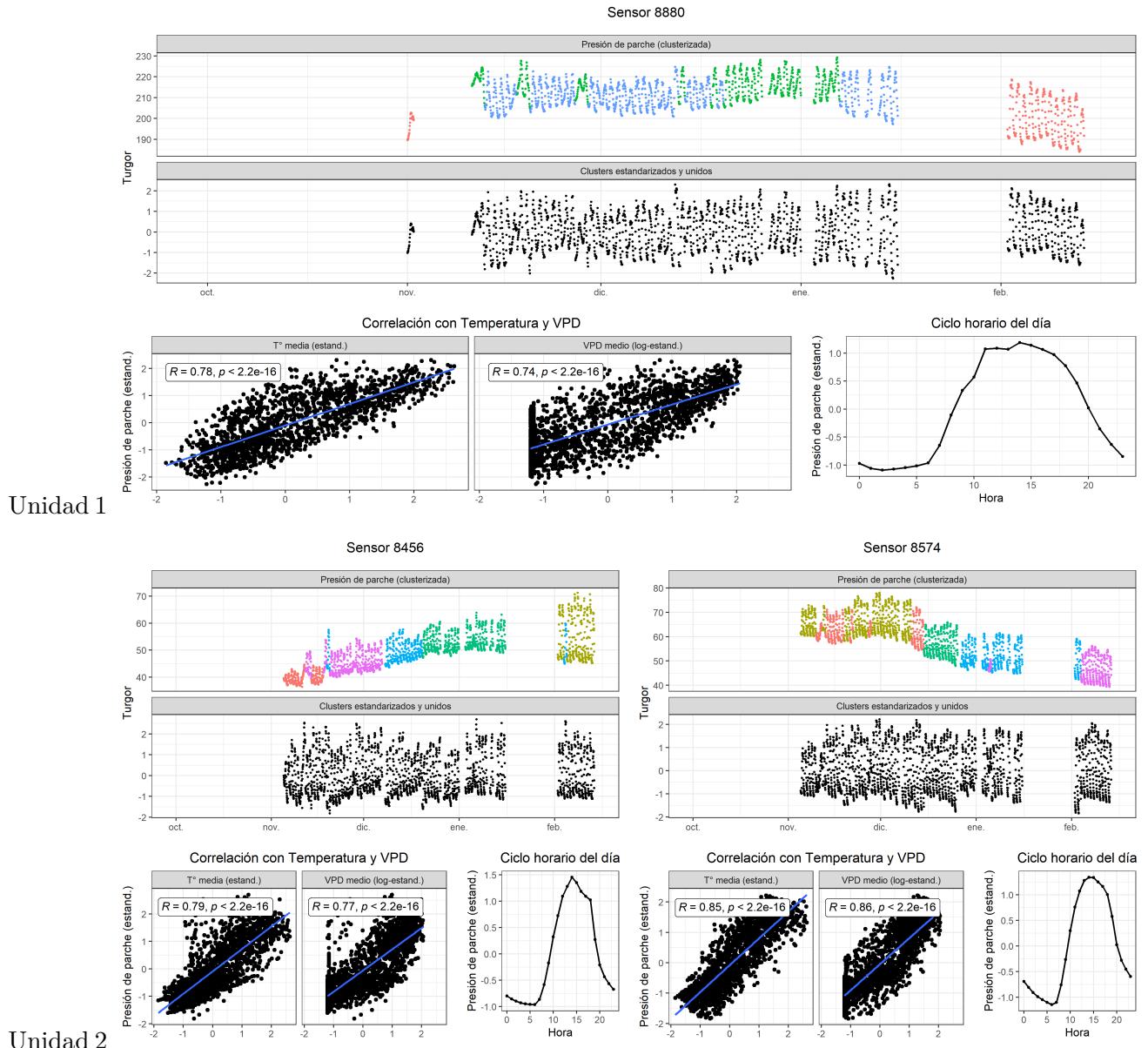


Unidad 2

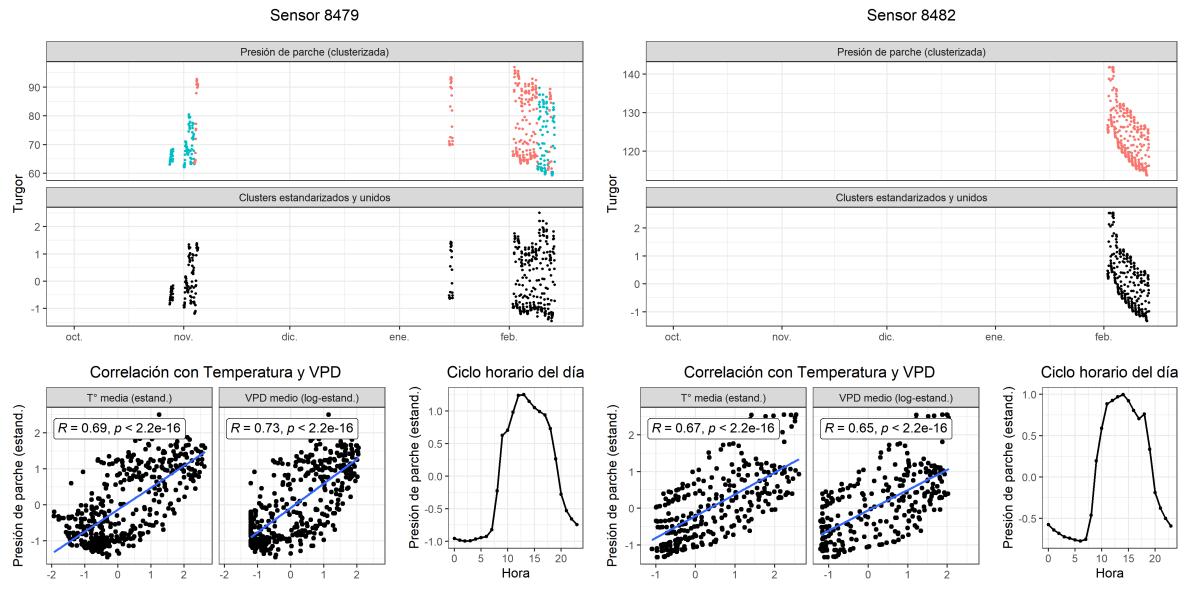


Unidad 3

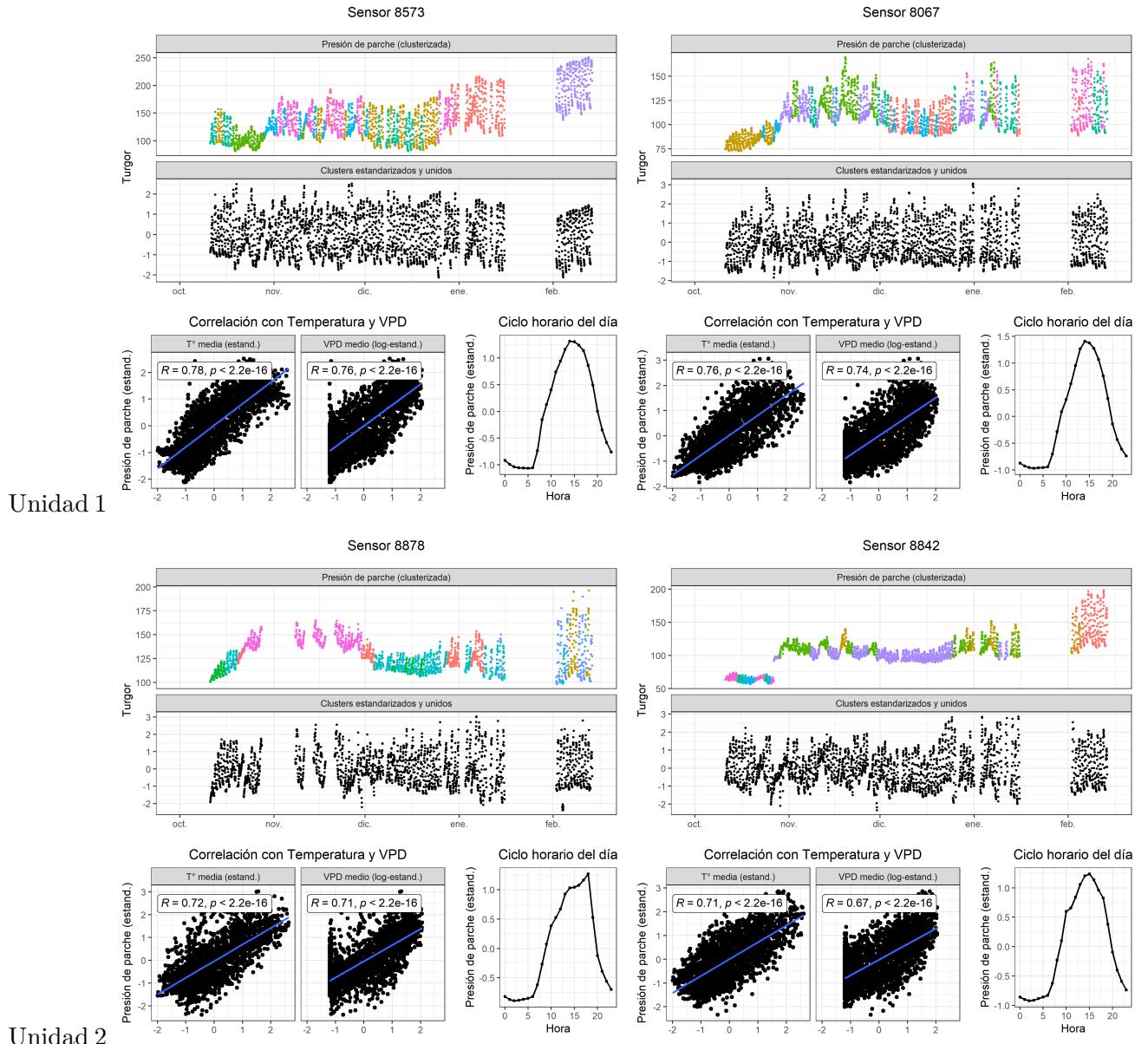
81 T2 (2023-2024)



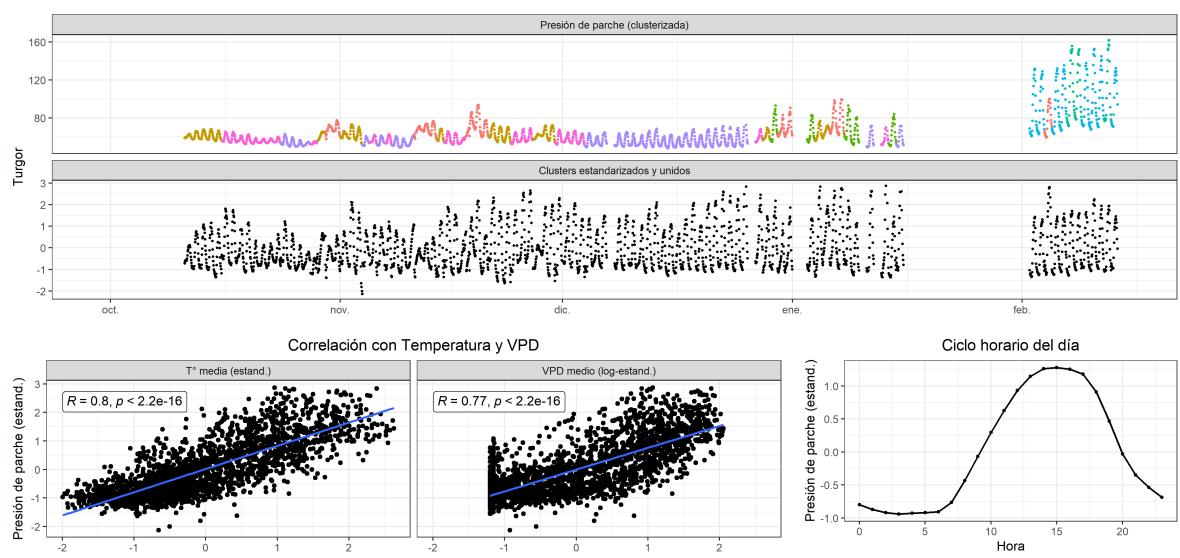
Unidad 3



82 T3 (2023-2024)



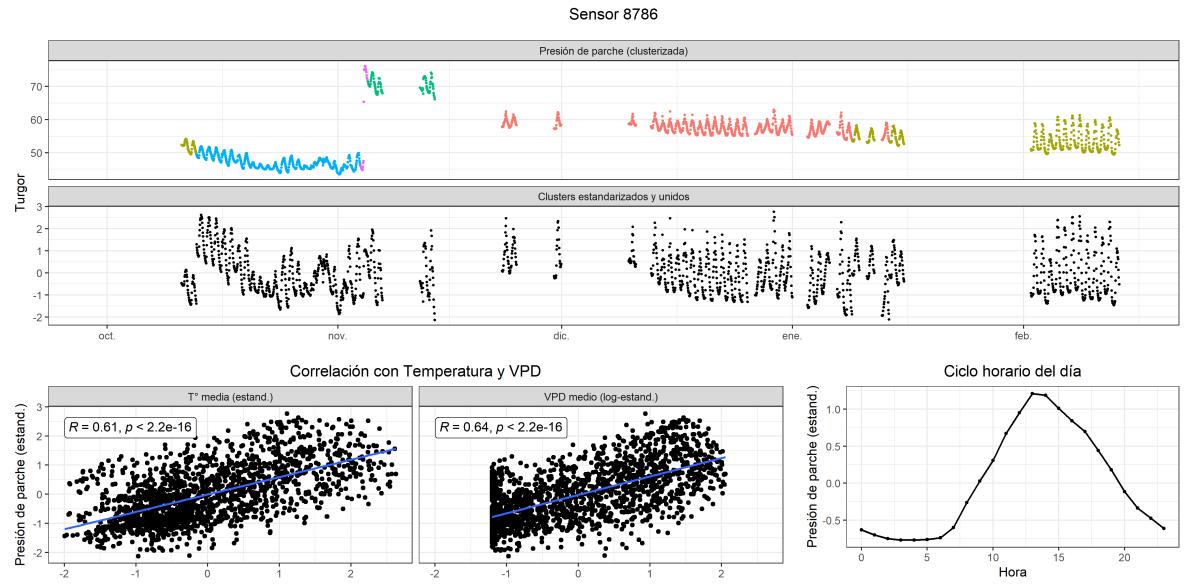
Sensor 8694



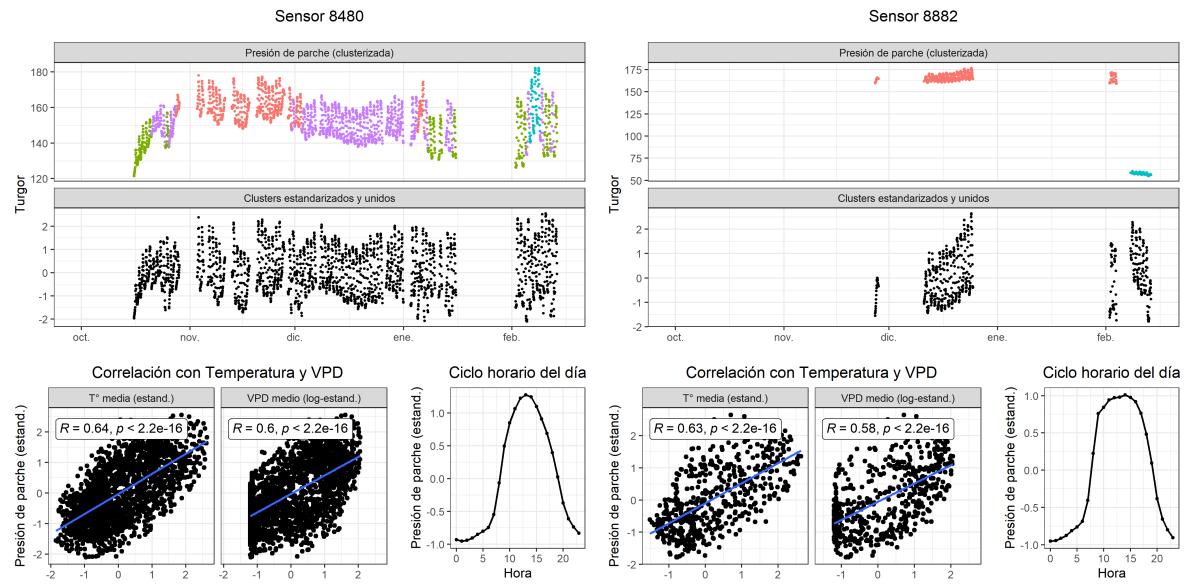
Unidad 3

83 T4 (2023-2024)

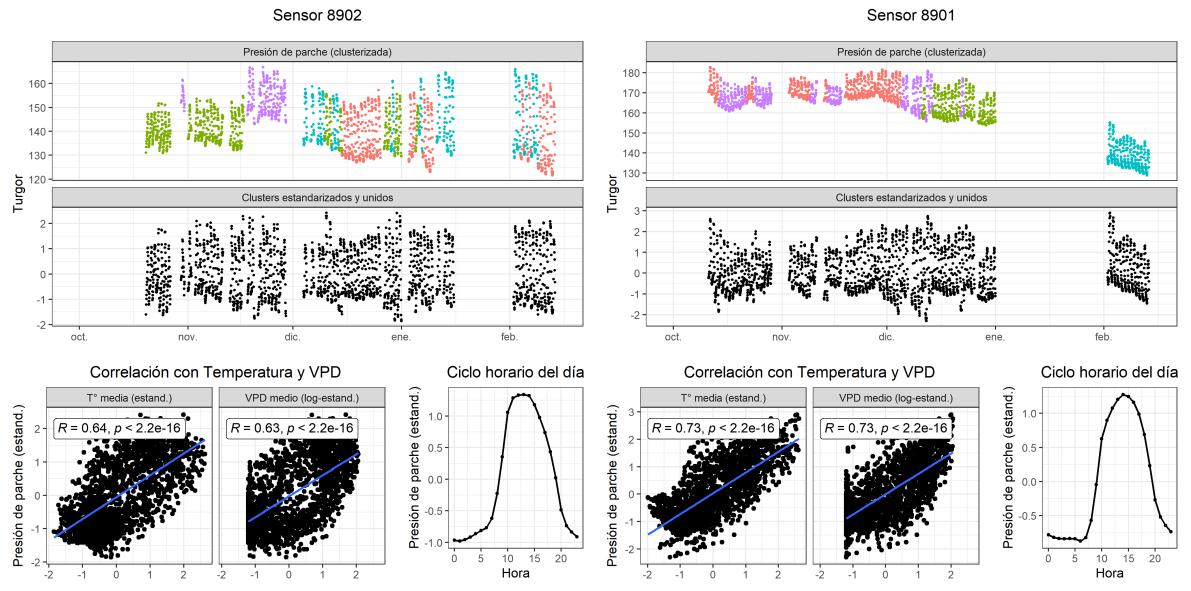
Unidad 1



Unidad 2



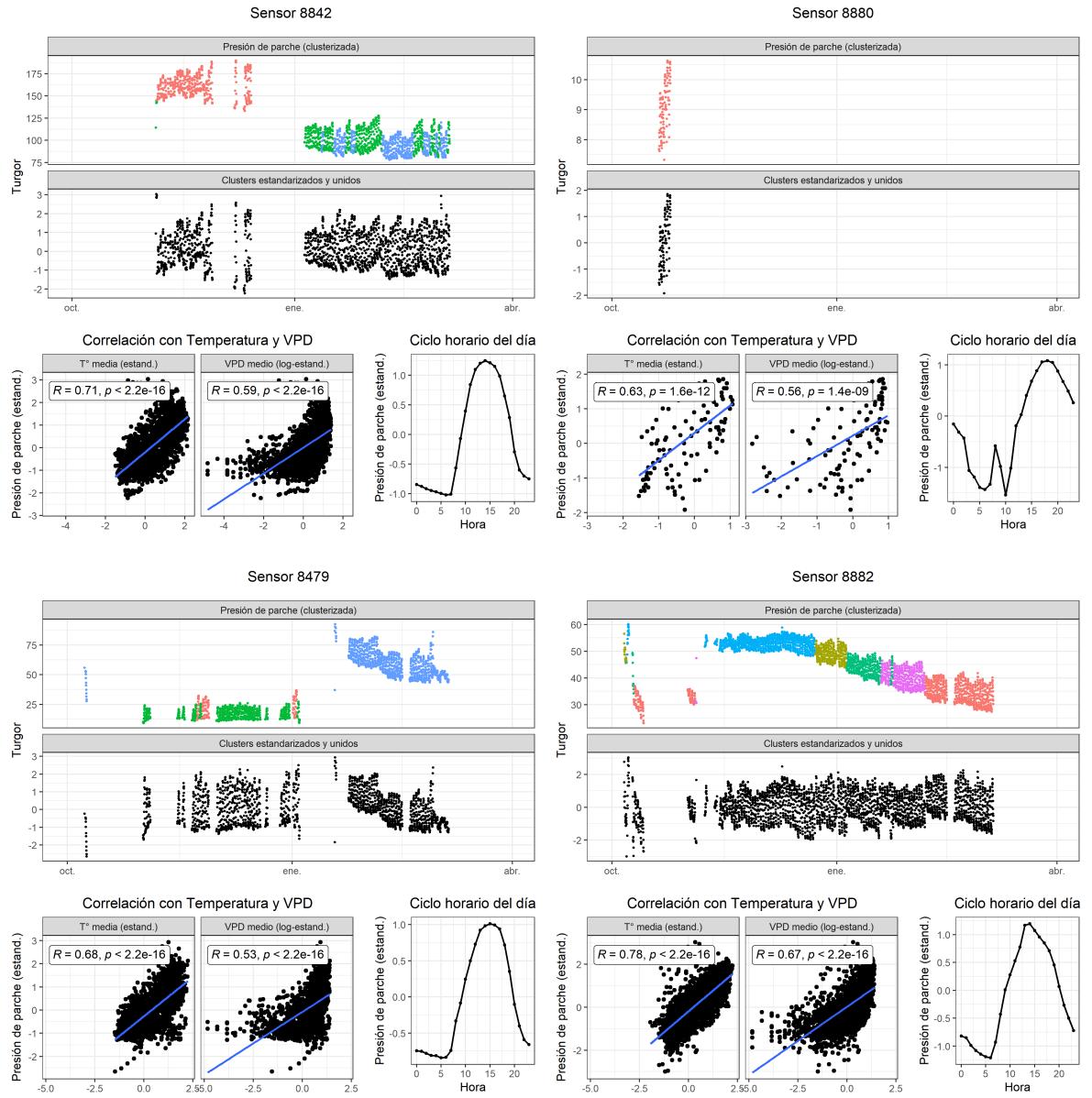
Unidad 3

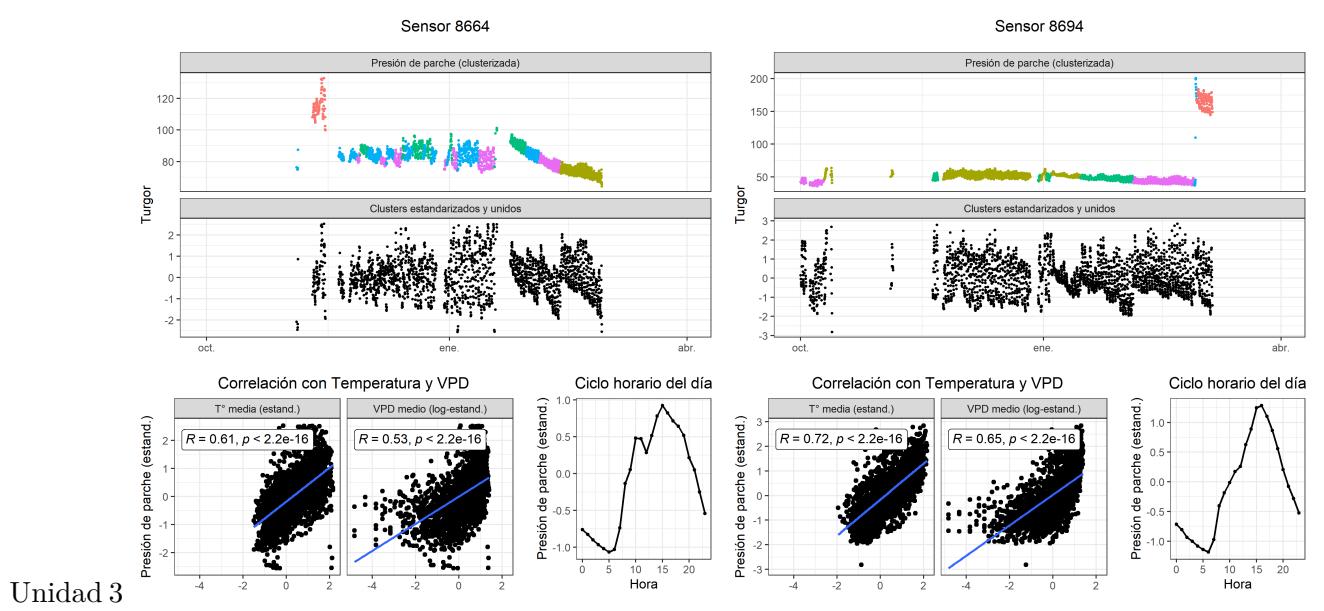


83.1 Rio Claro

84 T1 (2022-2023)

Unidad 1

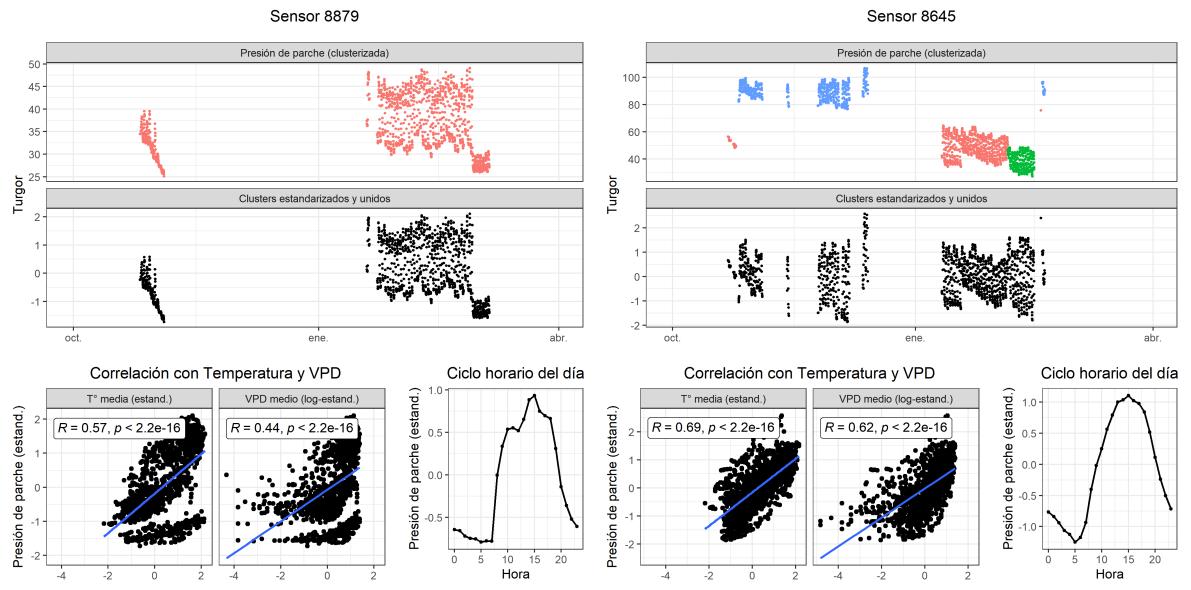




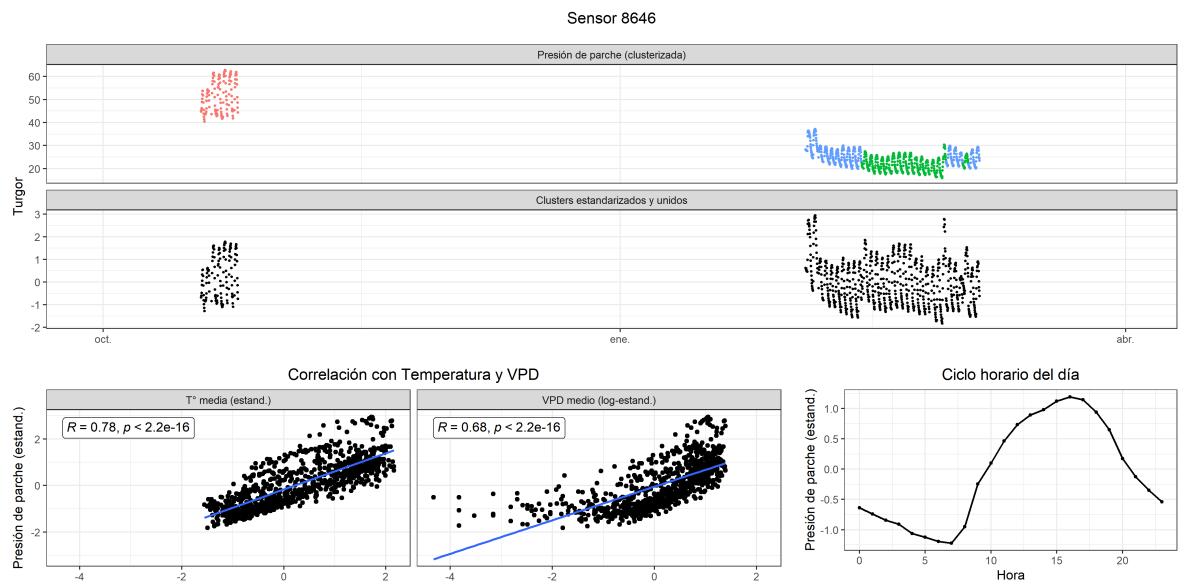
Unidad 3

85 T2 (2022-2023)

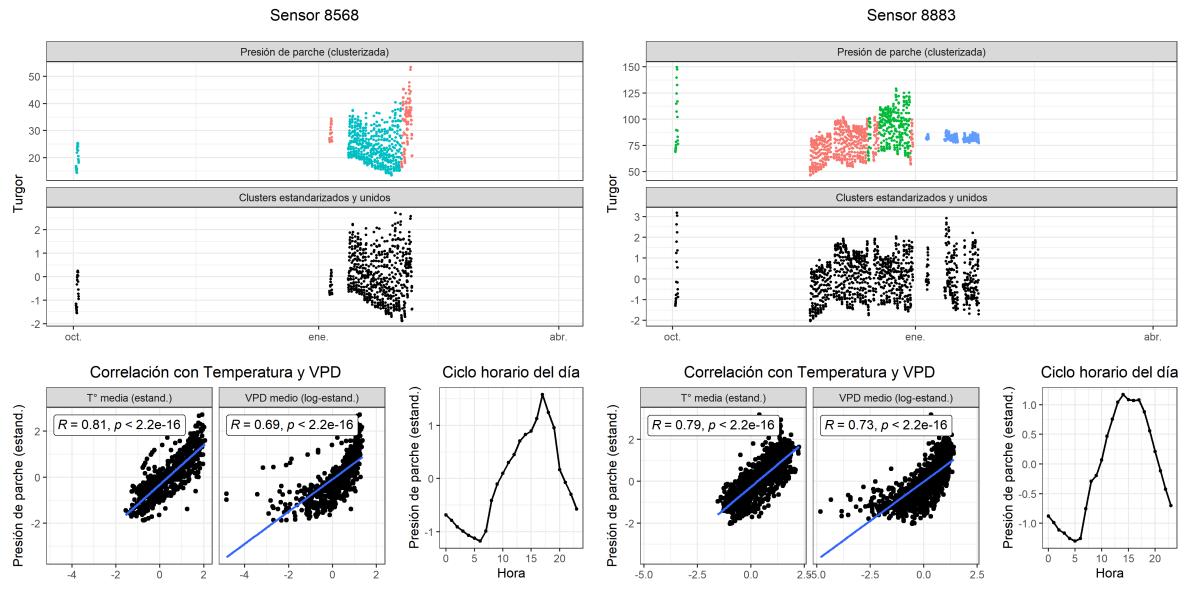
Unidad 1



Unidad 2

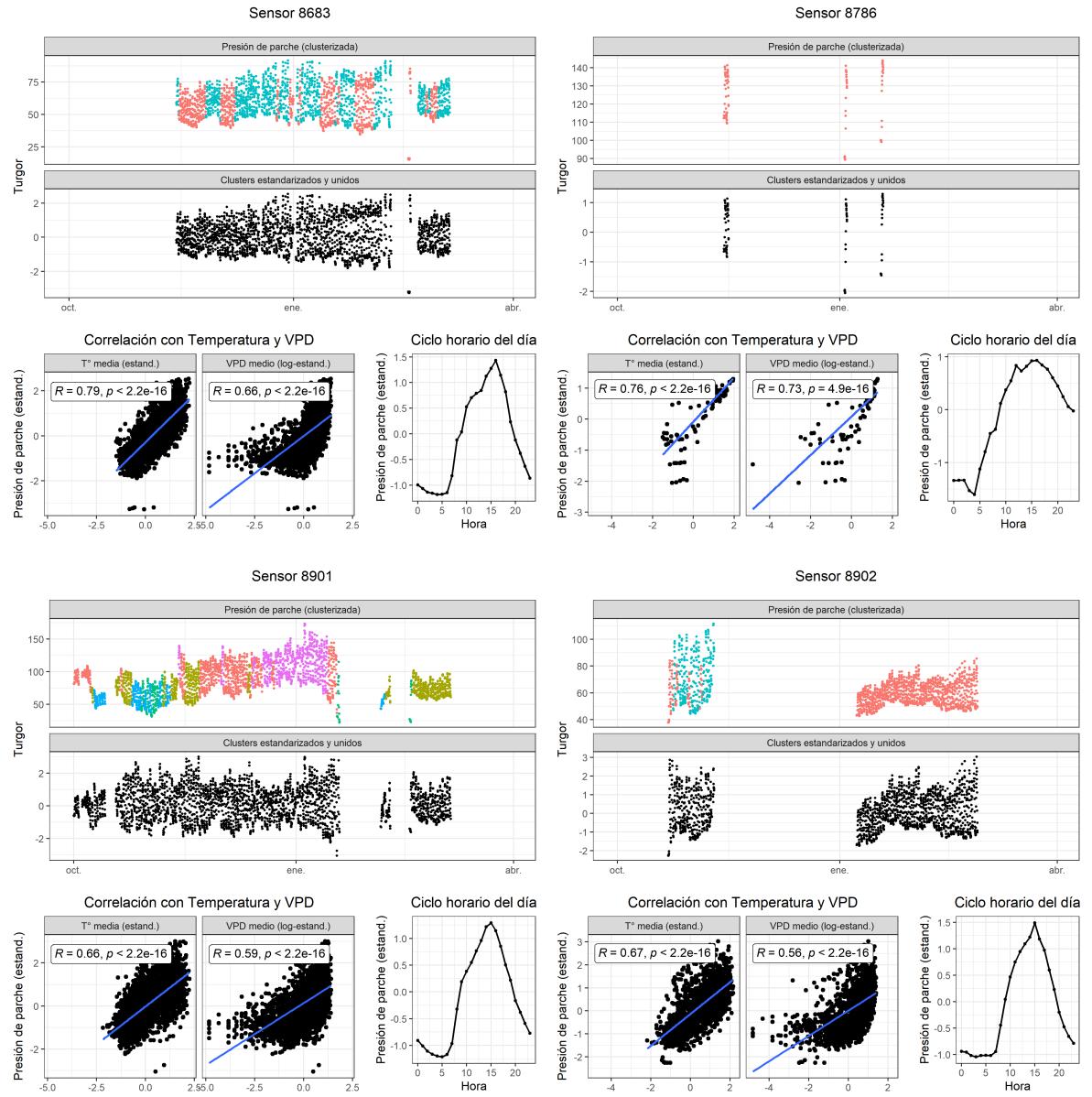


Unidad 3

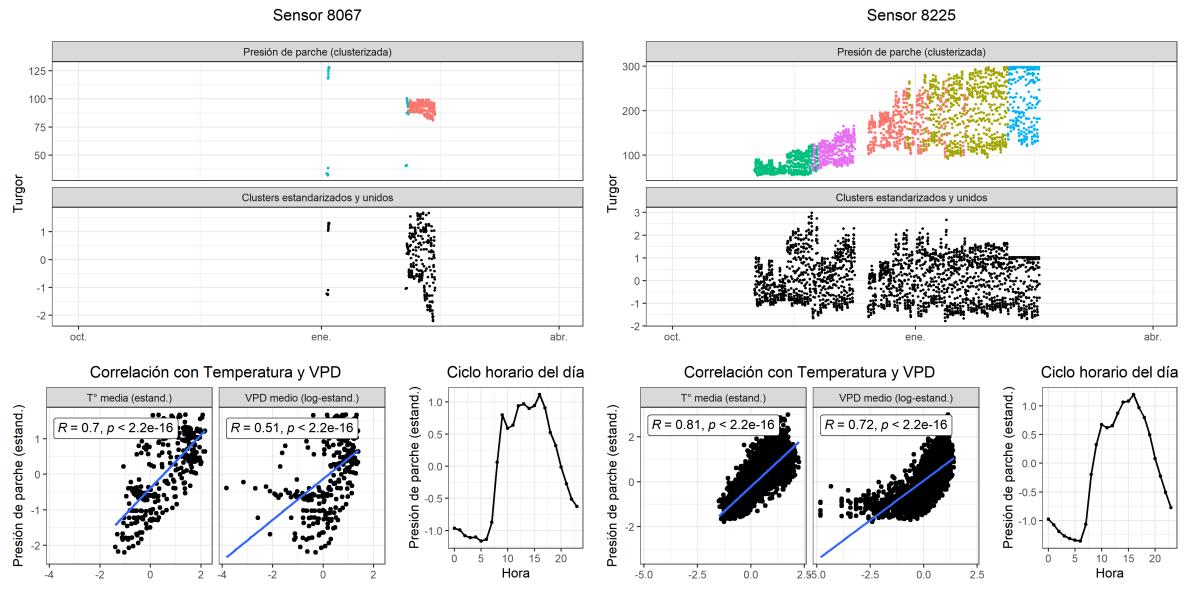


86 T3 (2022-2023)

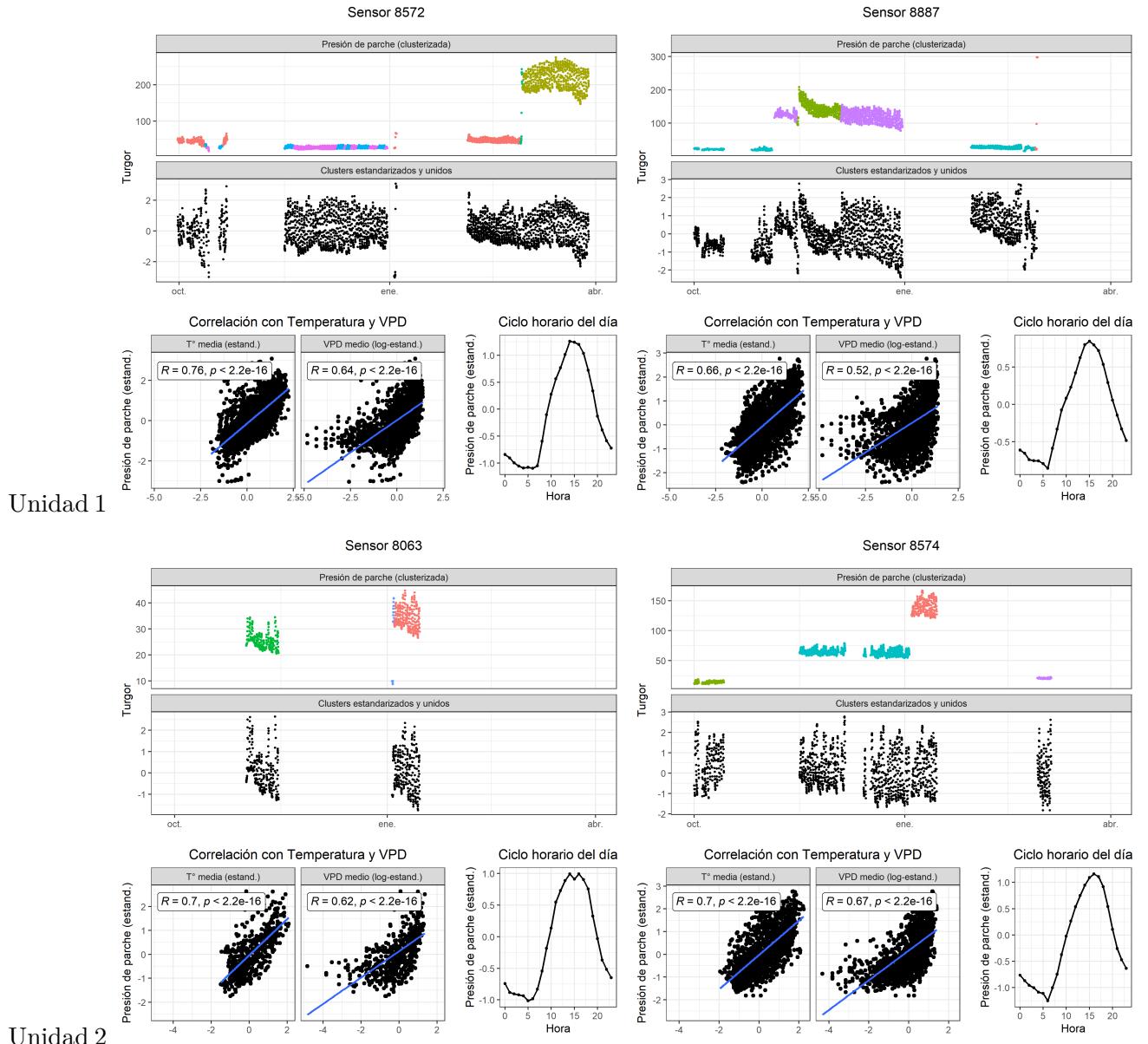
Unidad 1

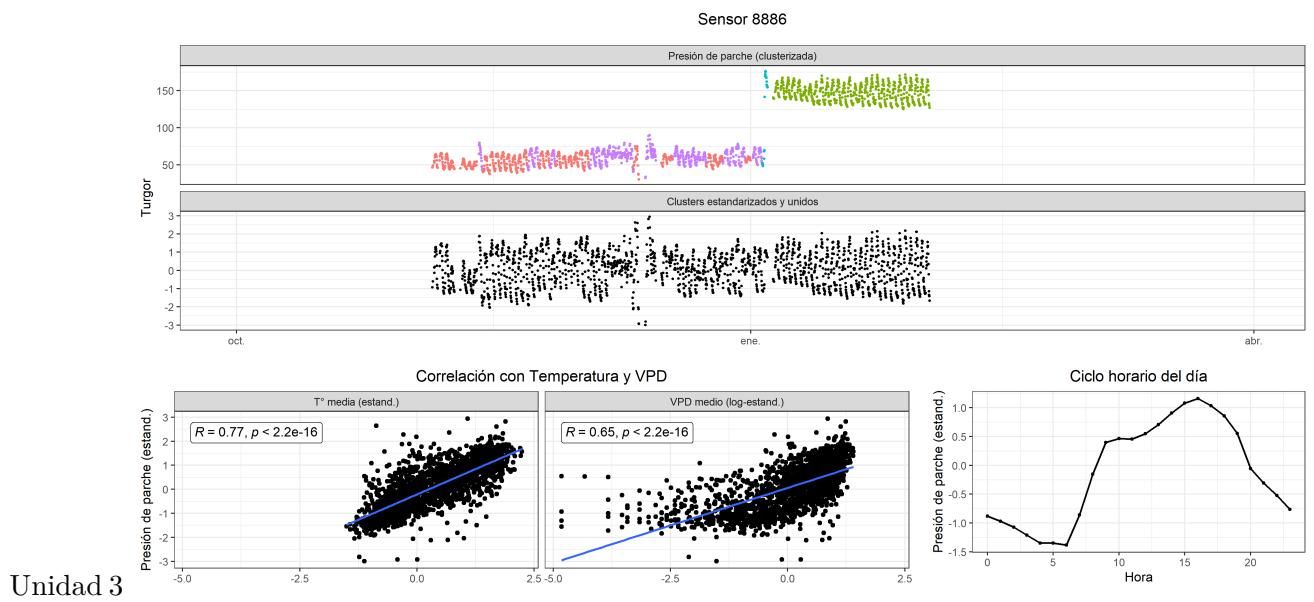


Unidad 3

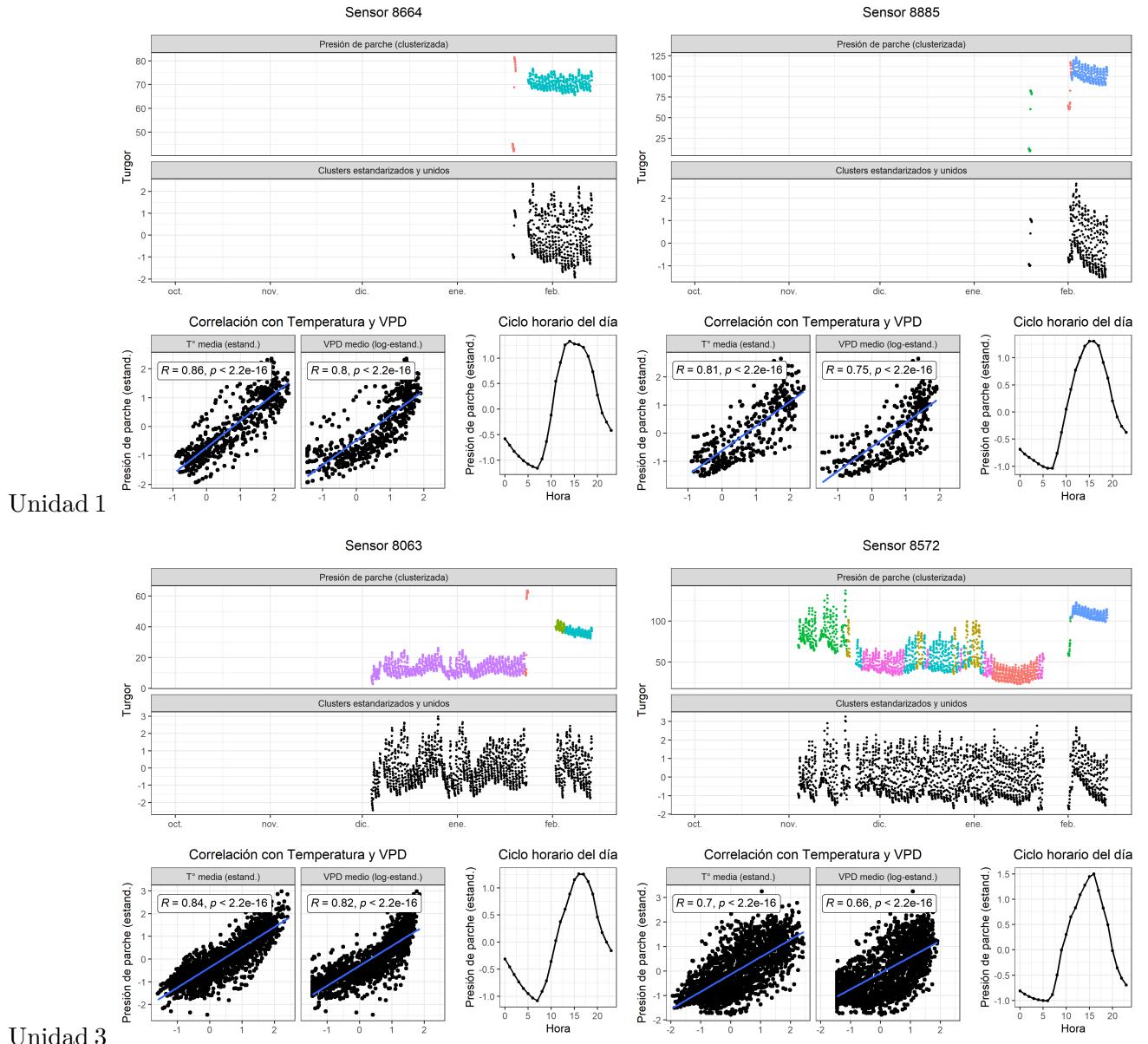


87 T4 (2022-2023)

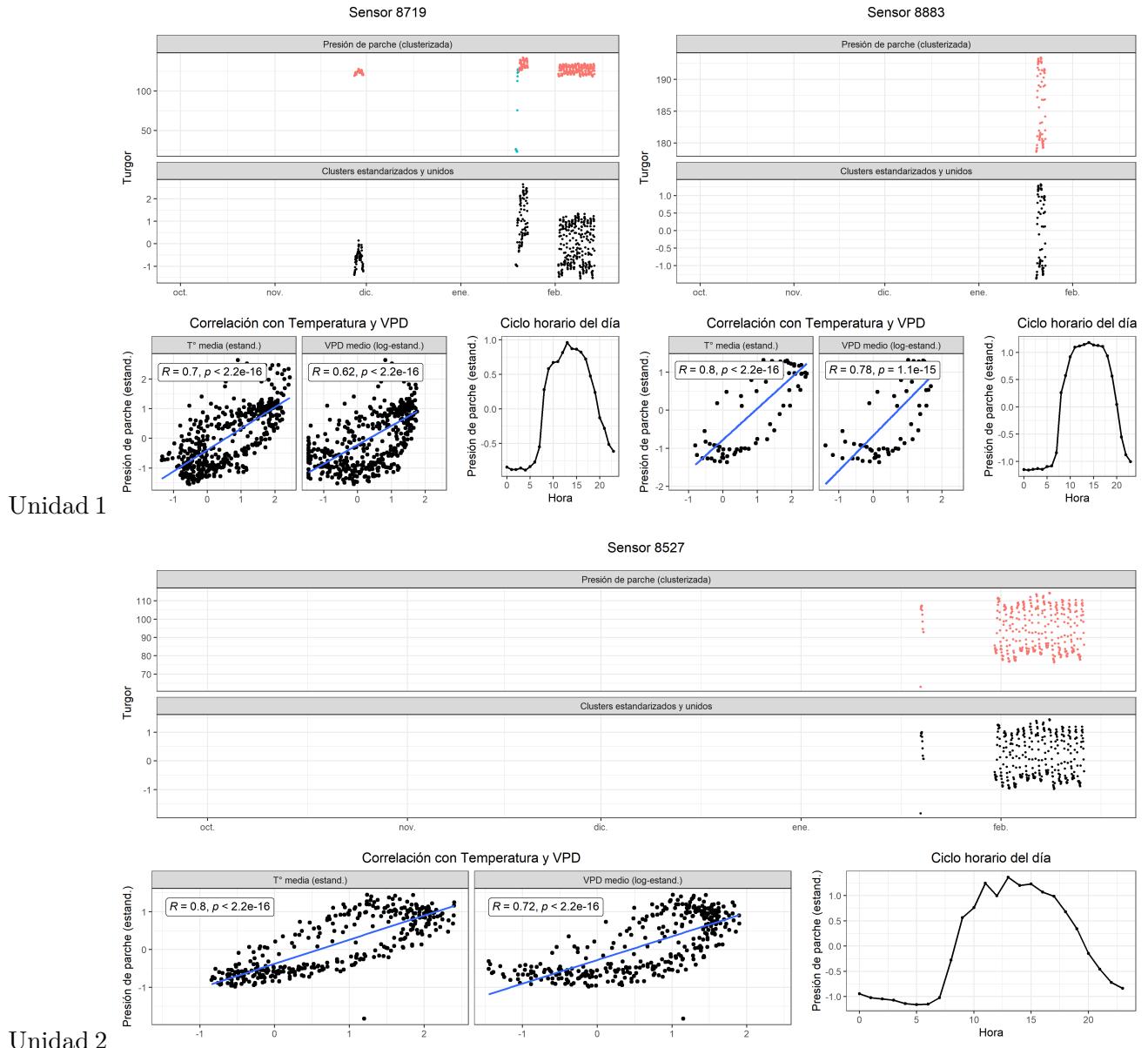


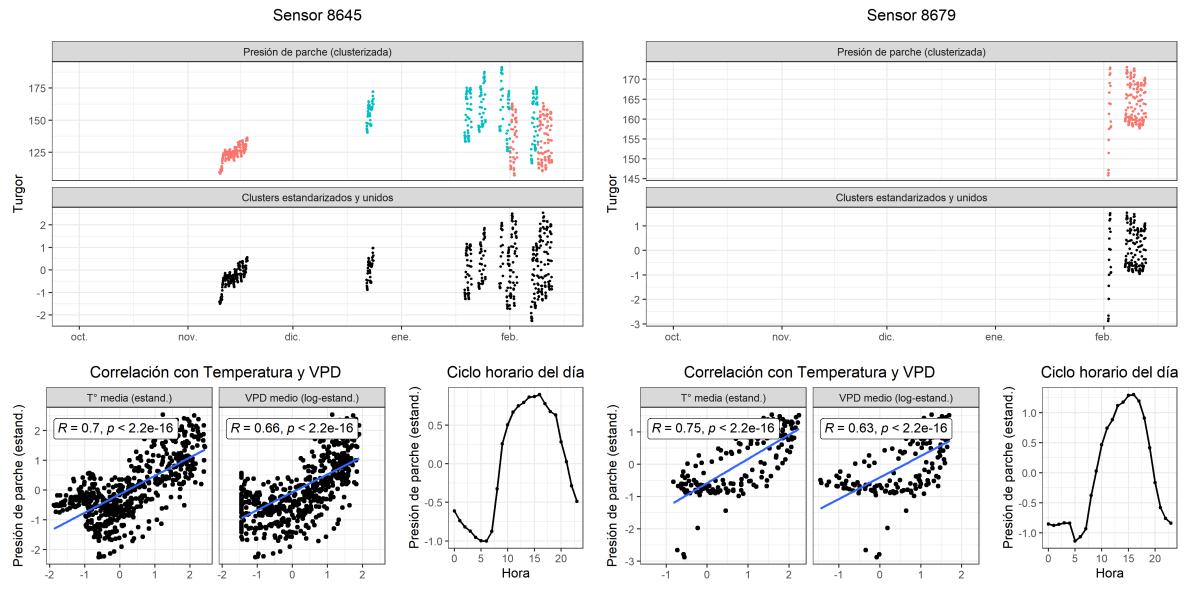


88 T1 (2023-2024)



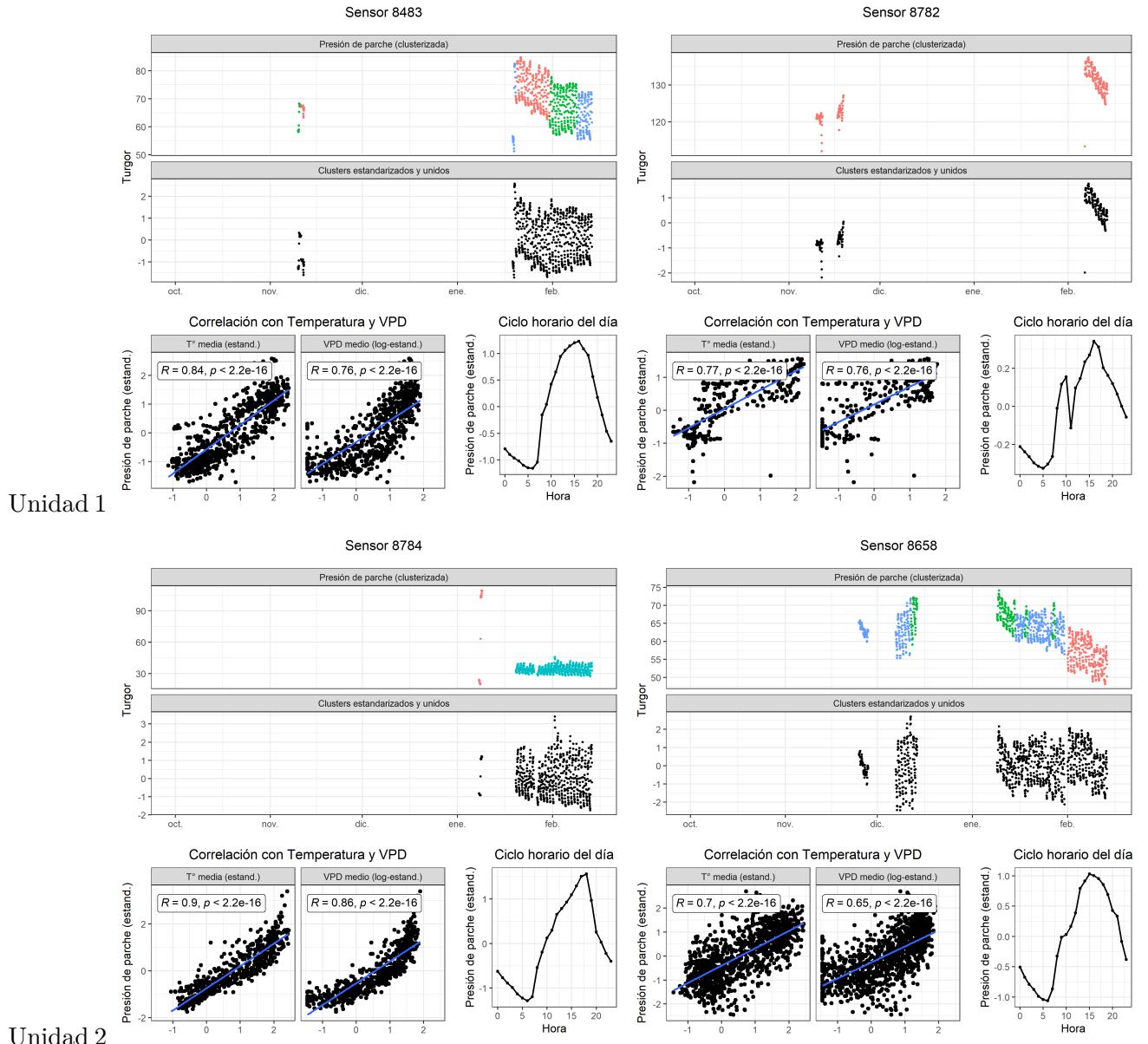
89 T2 (2023-2024)

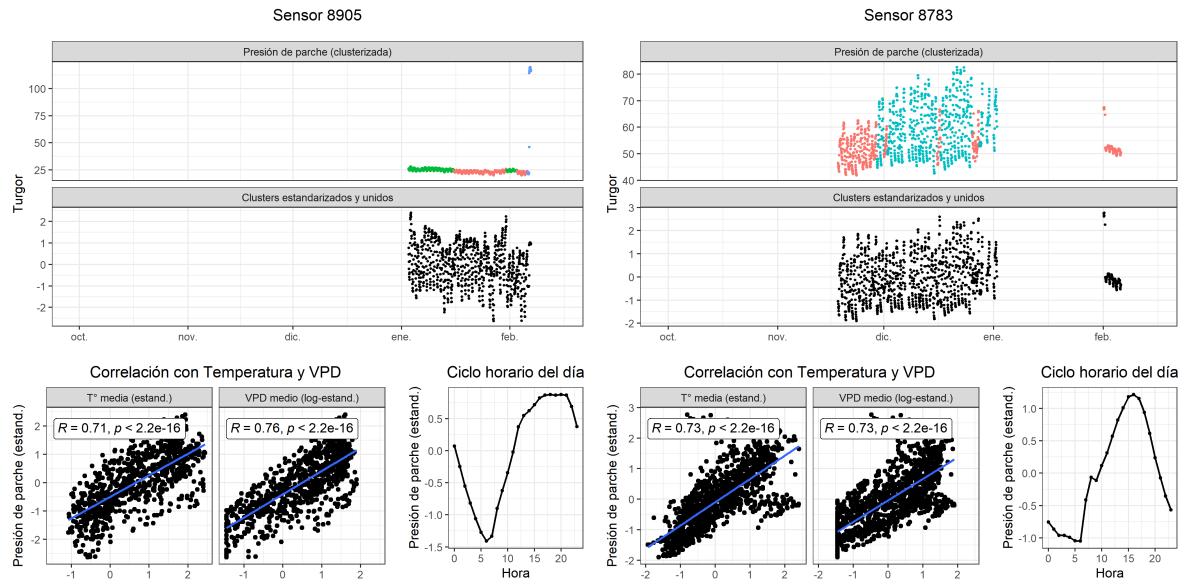




Unidad 3

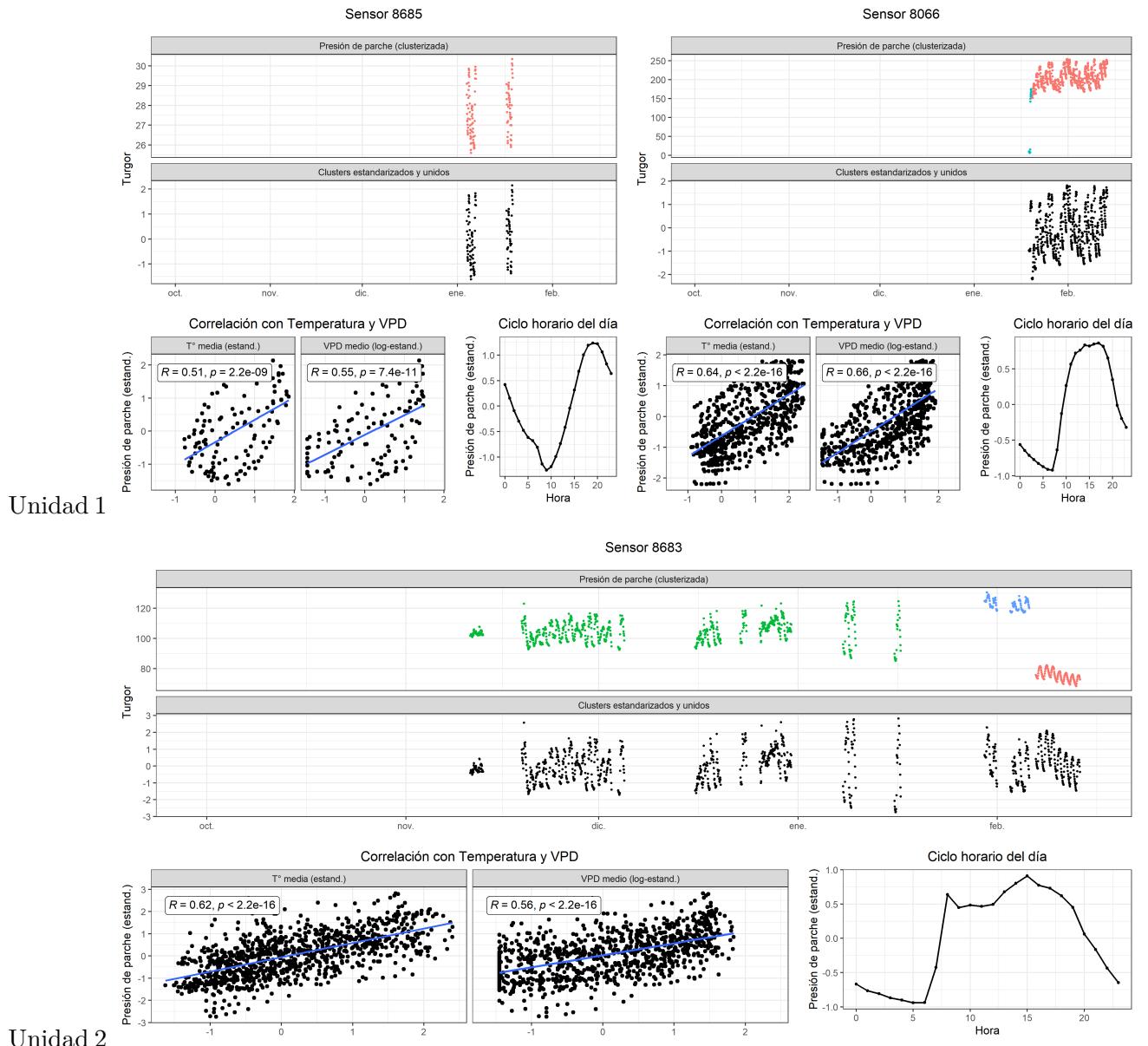
90 T3 (2023-2024)

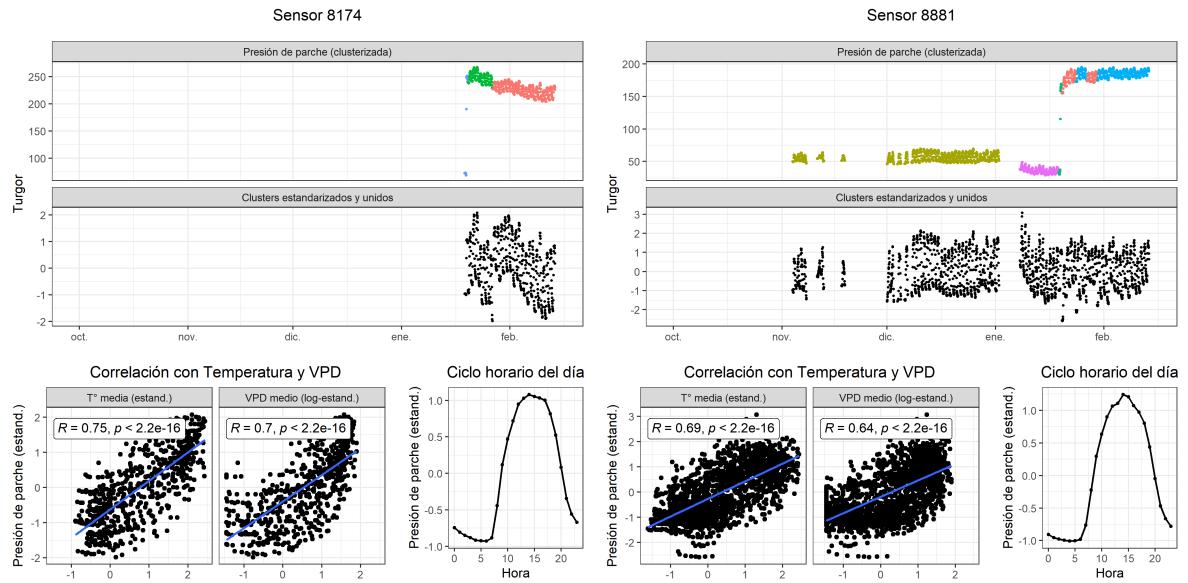




Unidad 3

91 T4 (2023-2024)





Unidad 3

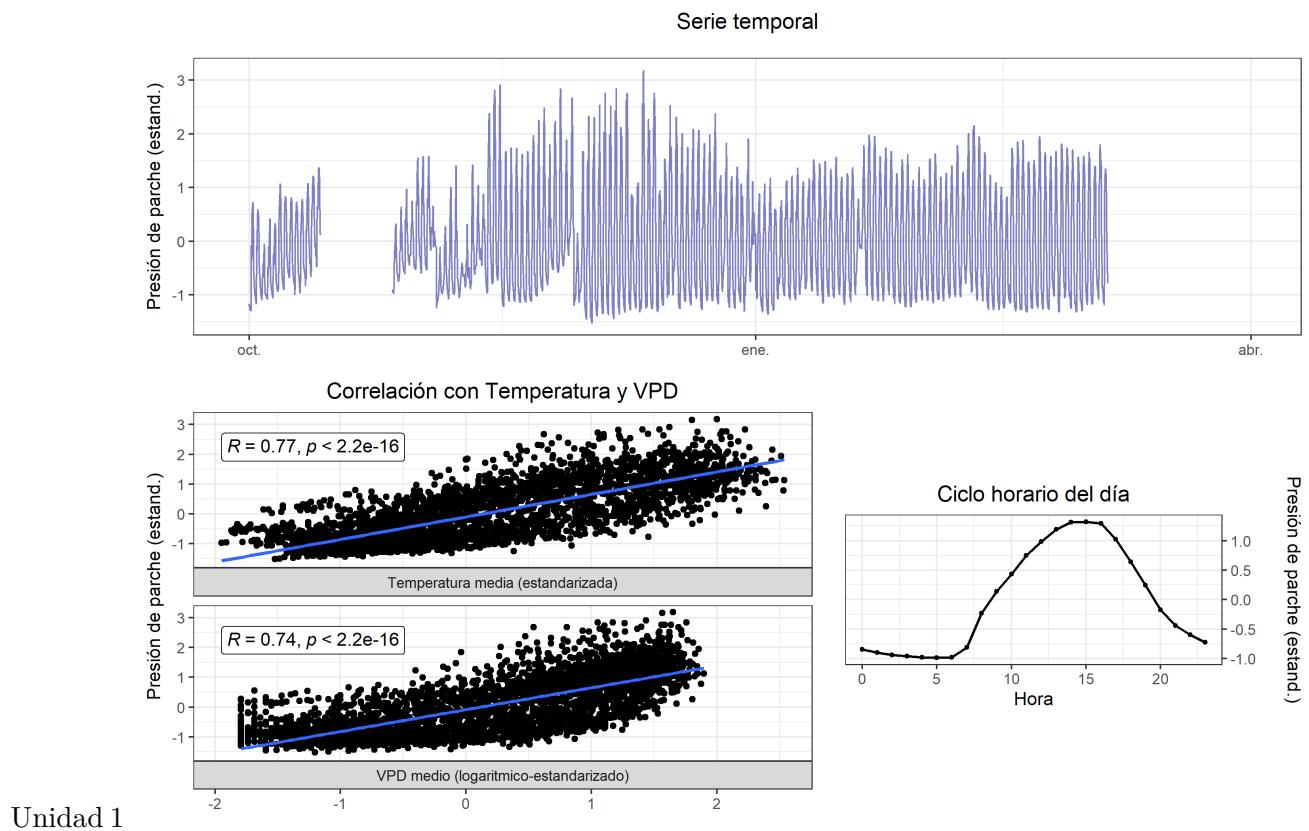
92 Datos preprocesados

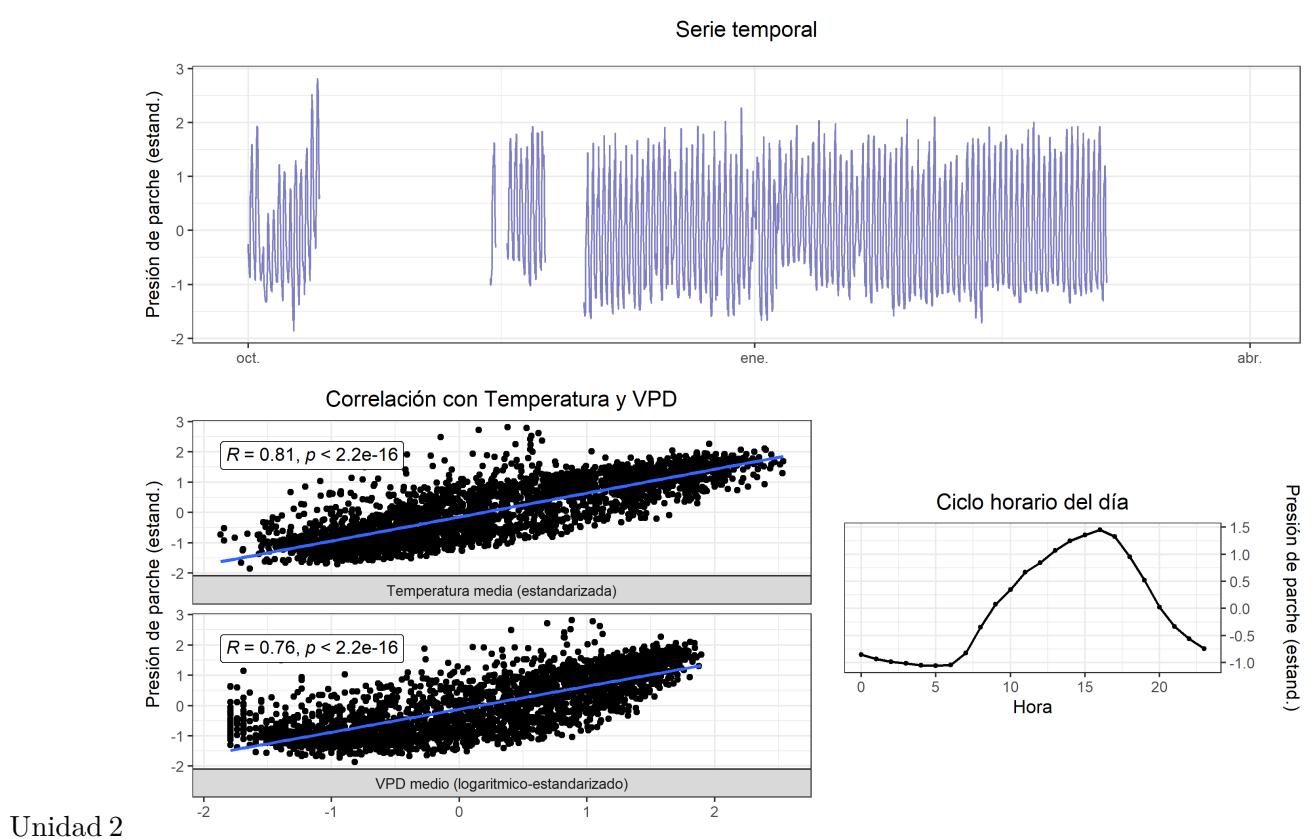
92.1 A nivel de unidad

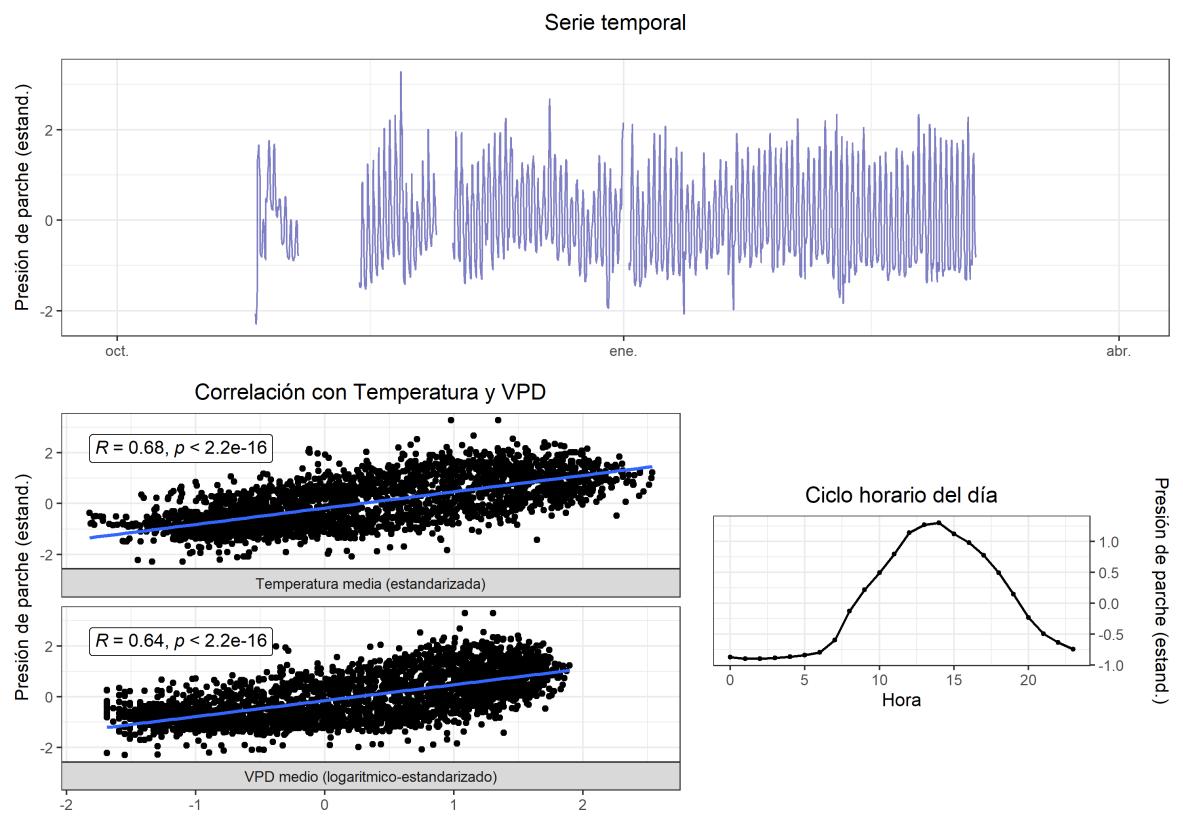
Para obtener el turgor preprocesado por árbol según tratamiento, se promediaron las series de los sensores por cada unidad, obteniendo una serie única para cada árbol de los tratamientos.

92.1.1 La Esperanza

93 T1 (2022-2023)

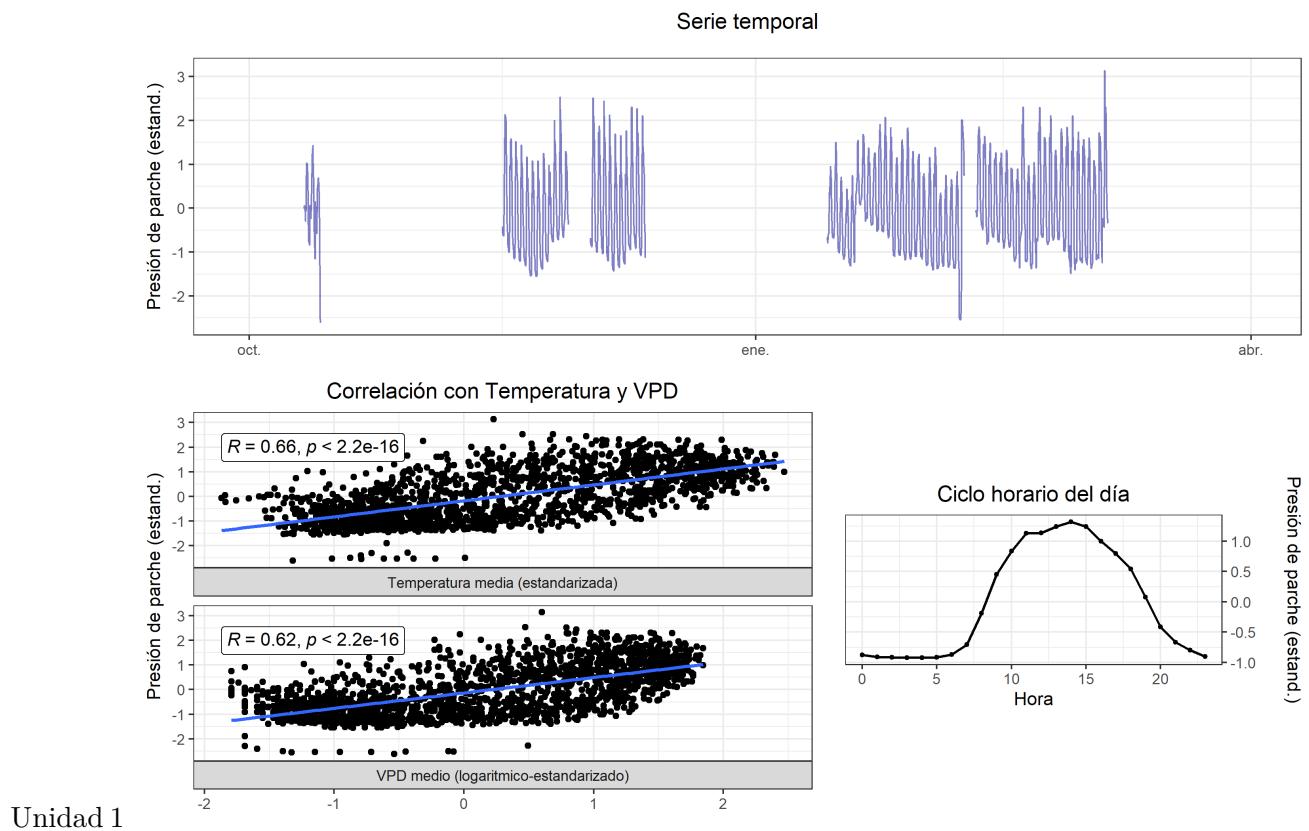


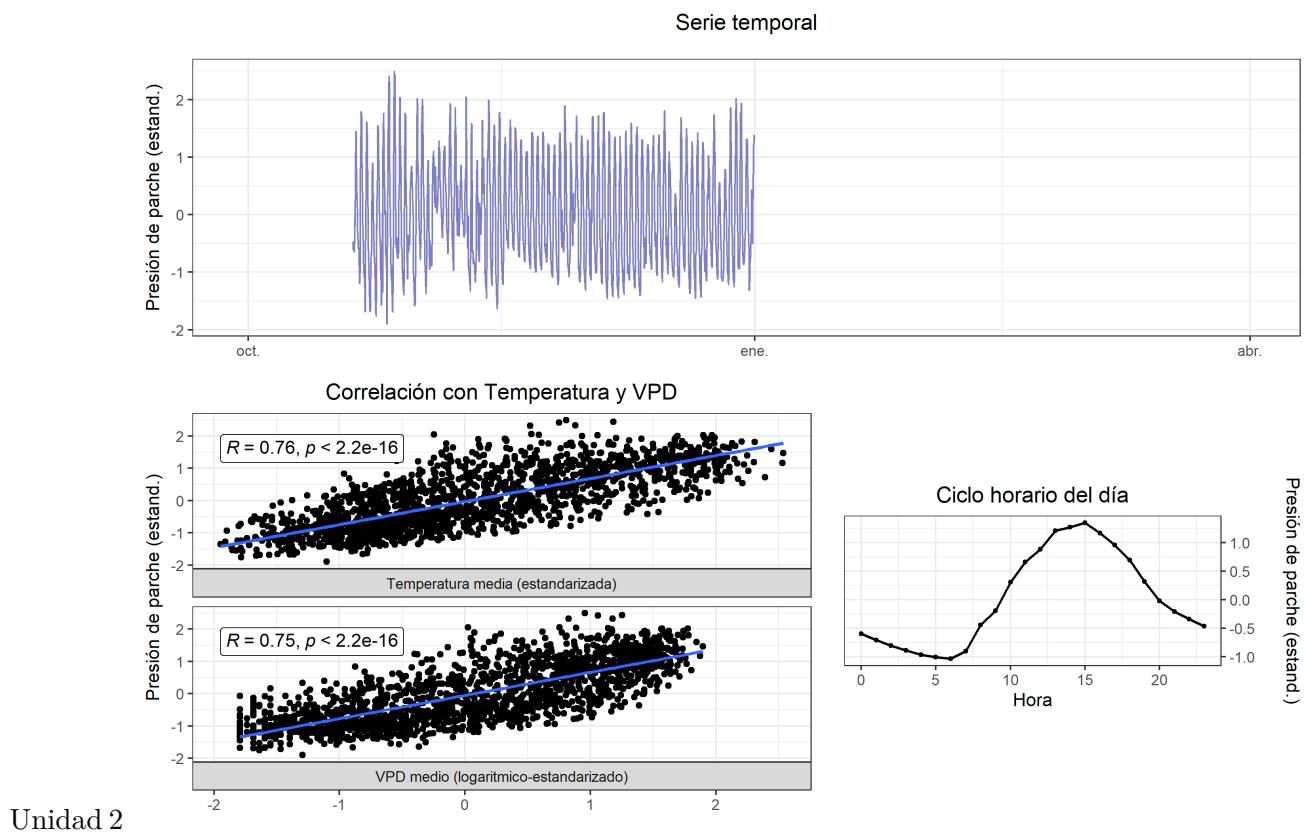




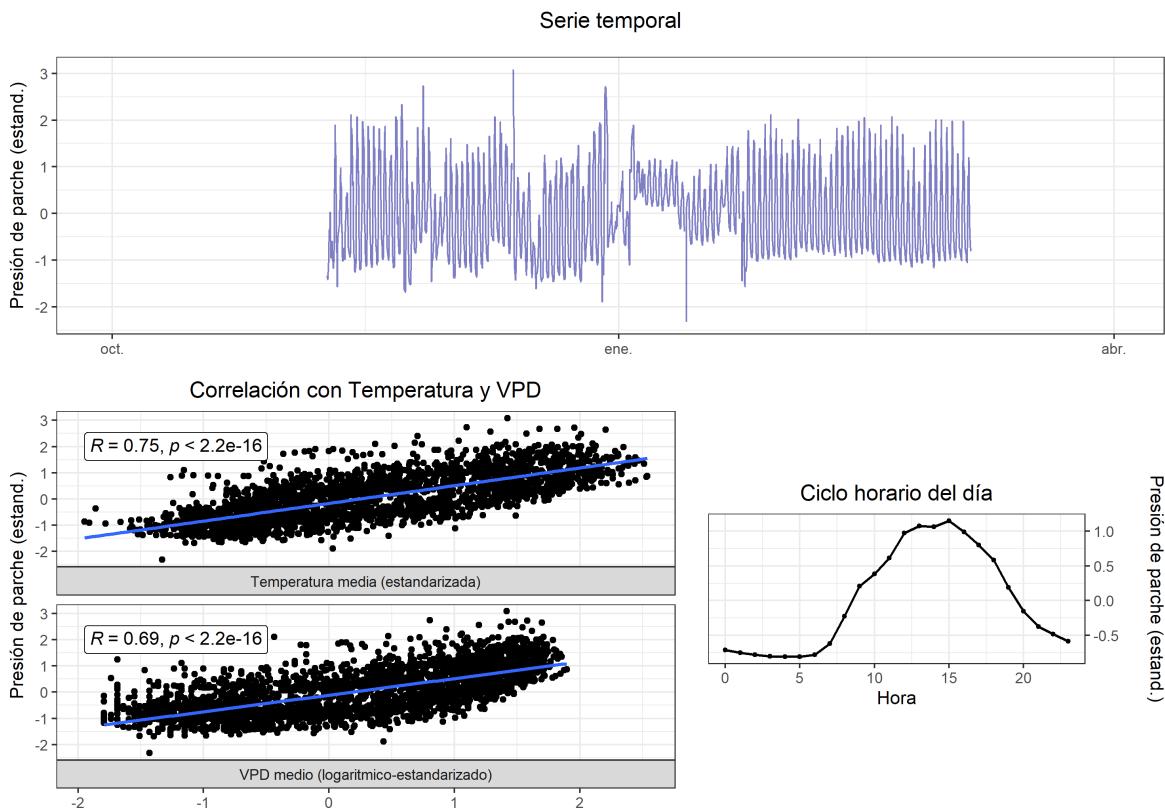
Unidad 3

94 T2 (2022-2023)



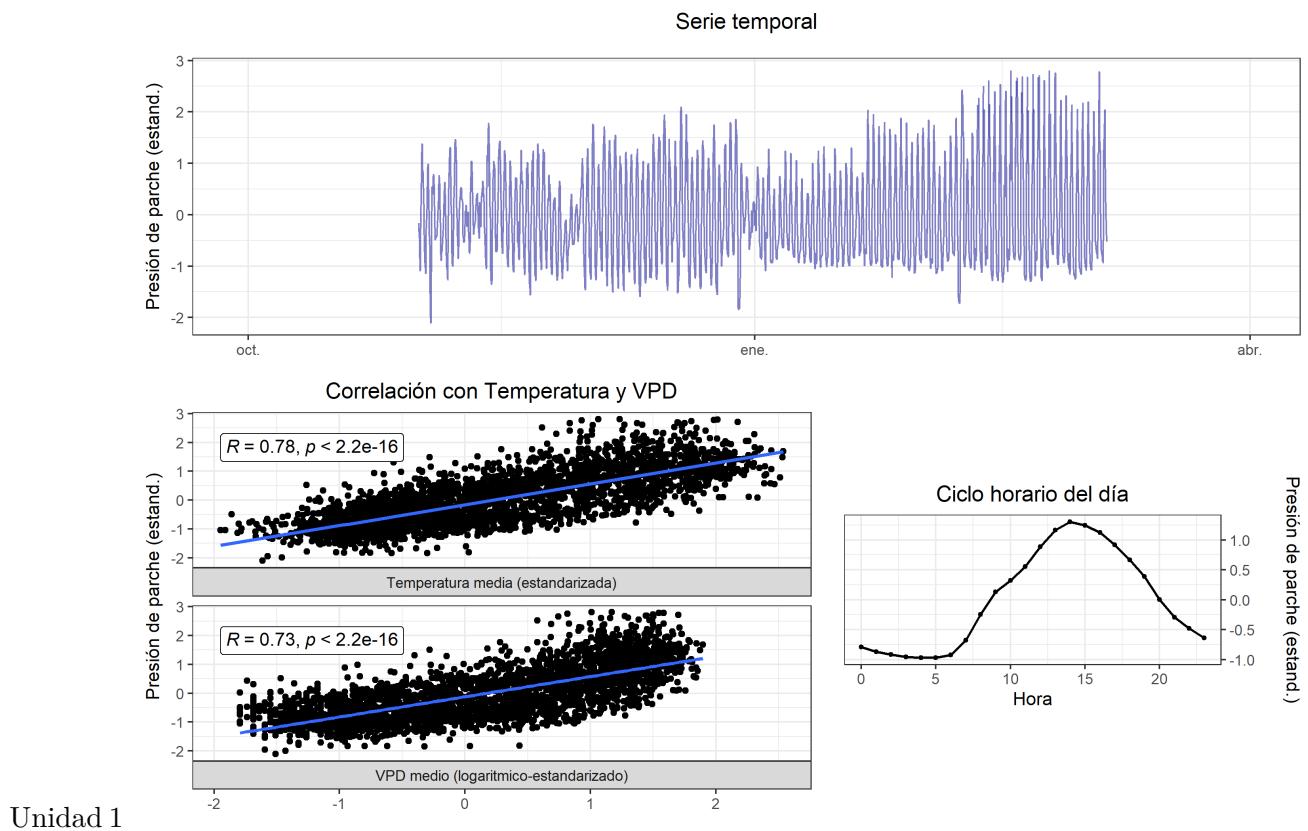


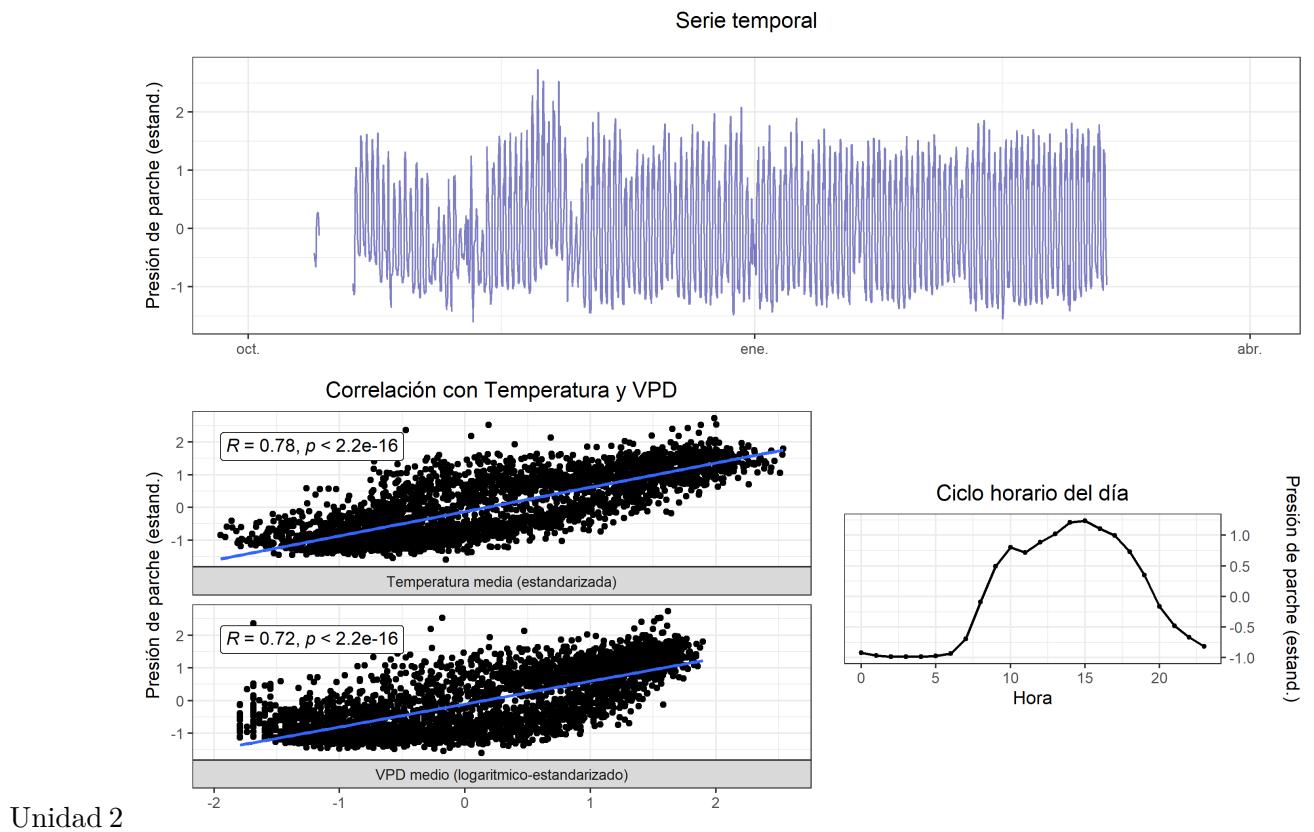
Unidad 2



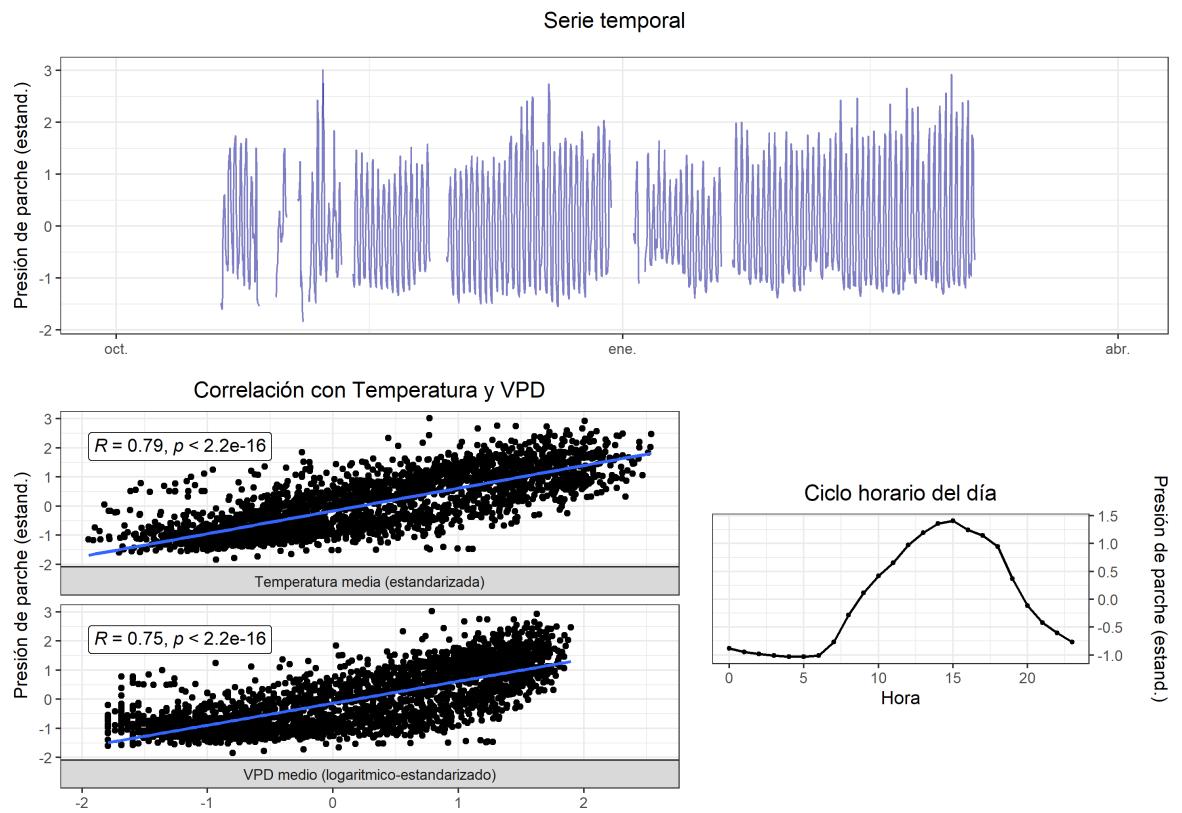
Unidad 3

95 T3 (2022-2023)



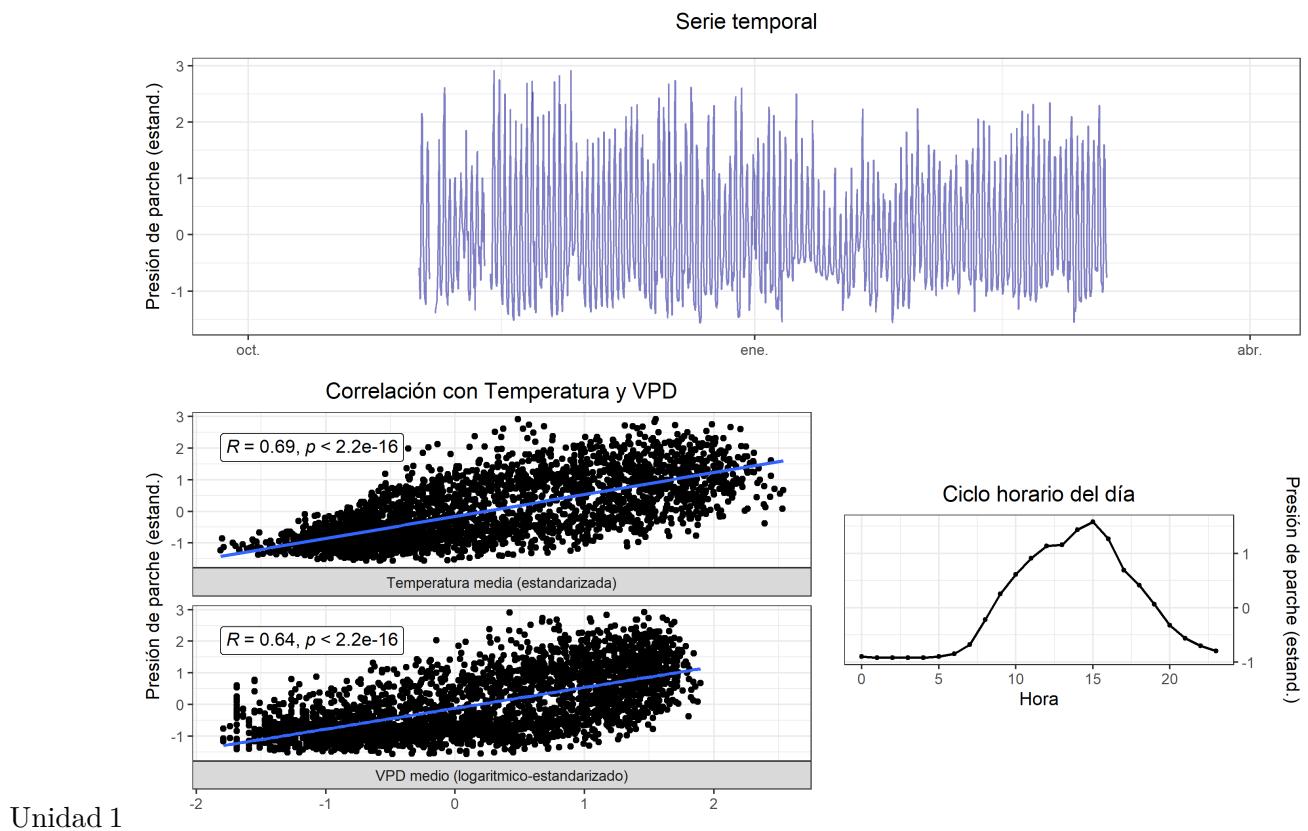


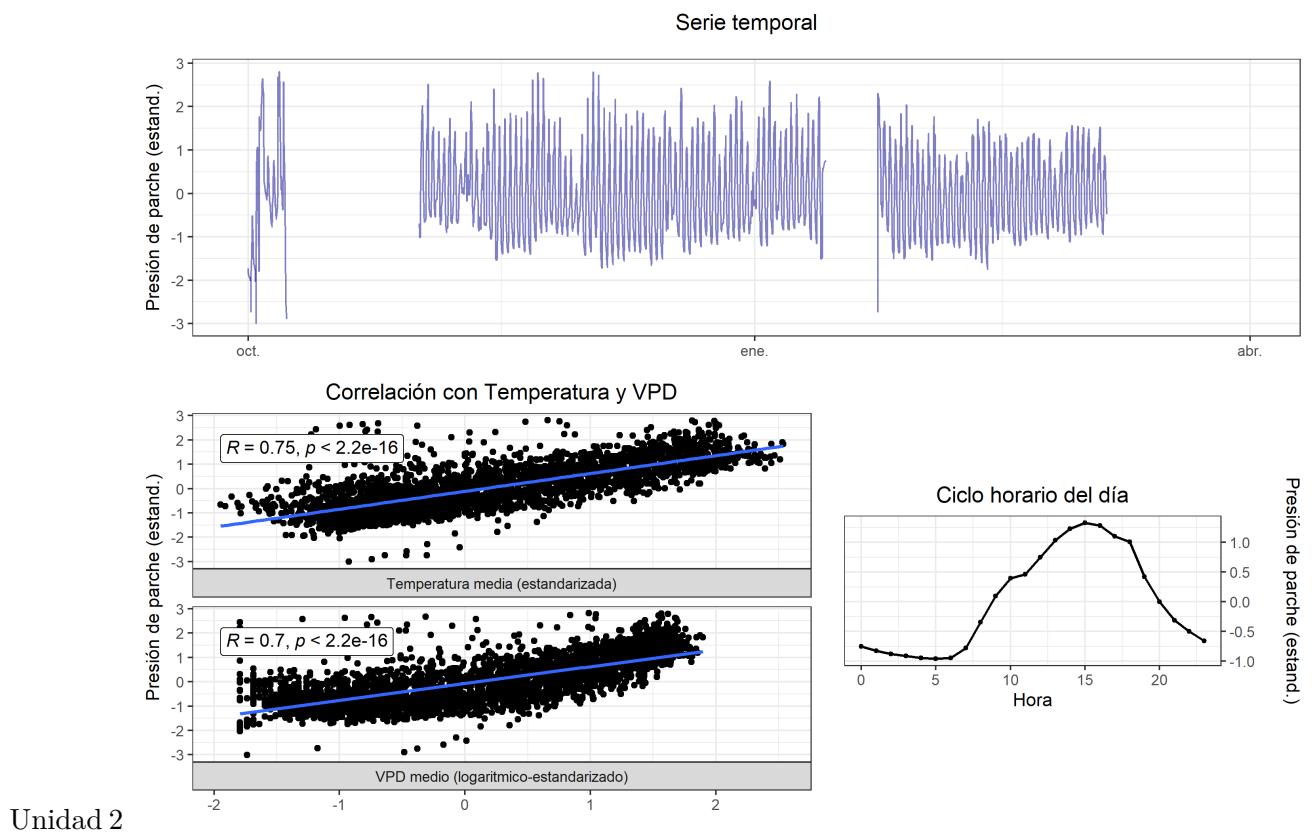
Unidad 2

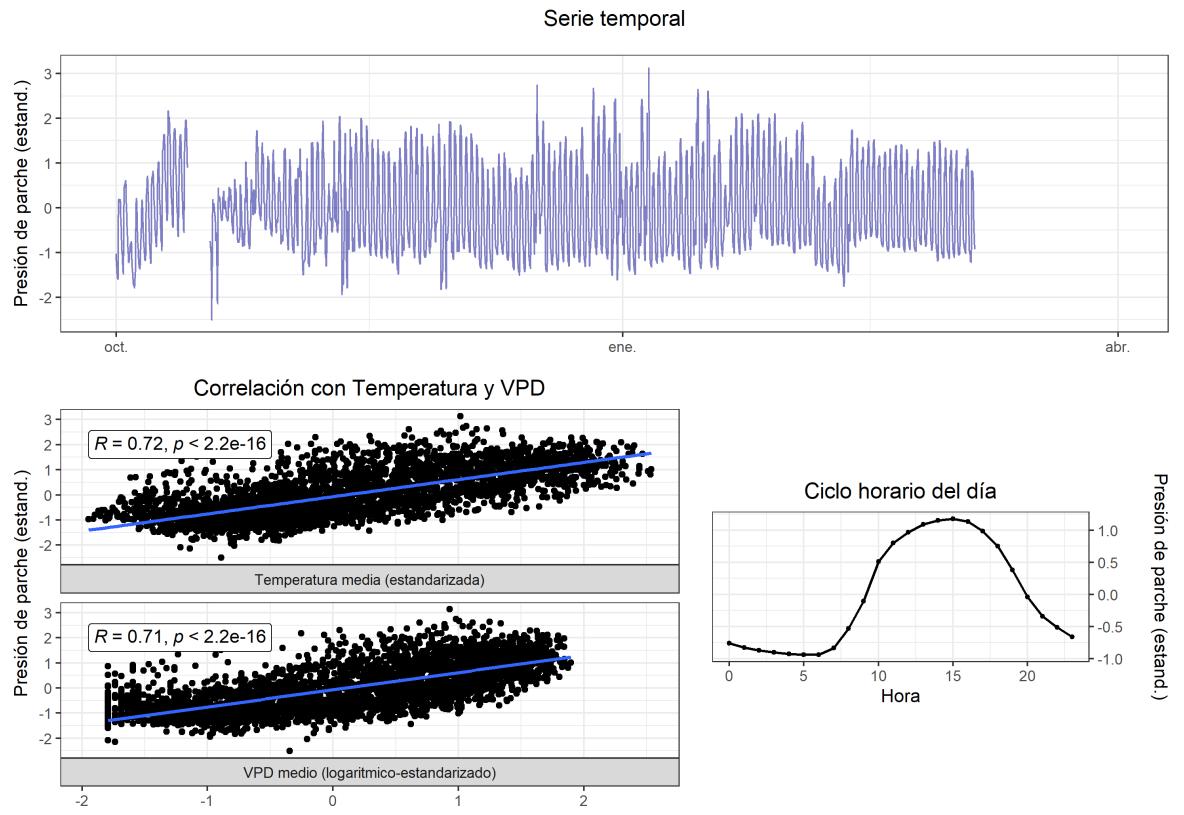


Unidad 3

96 T4 (2022-2023)

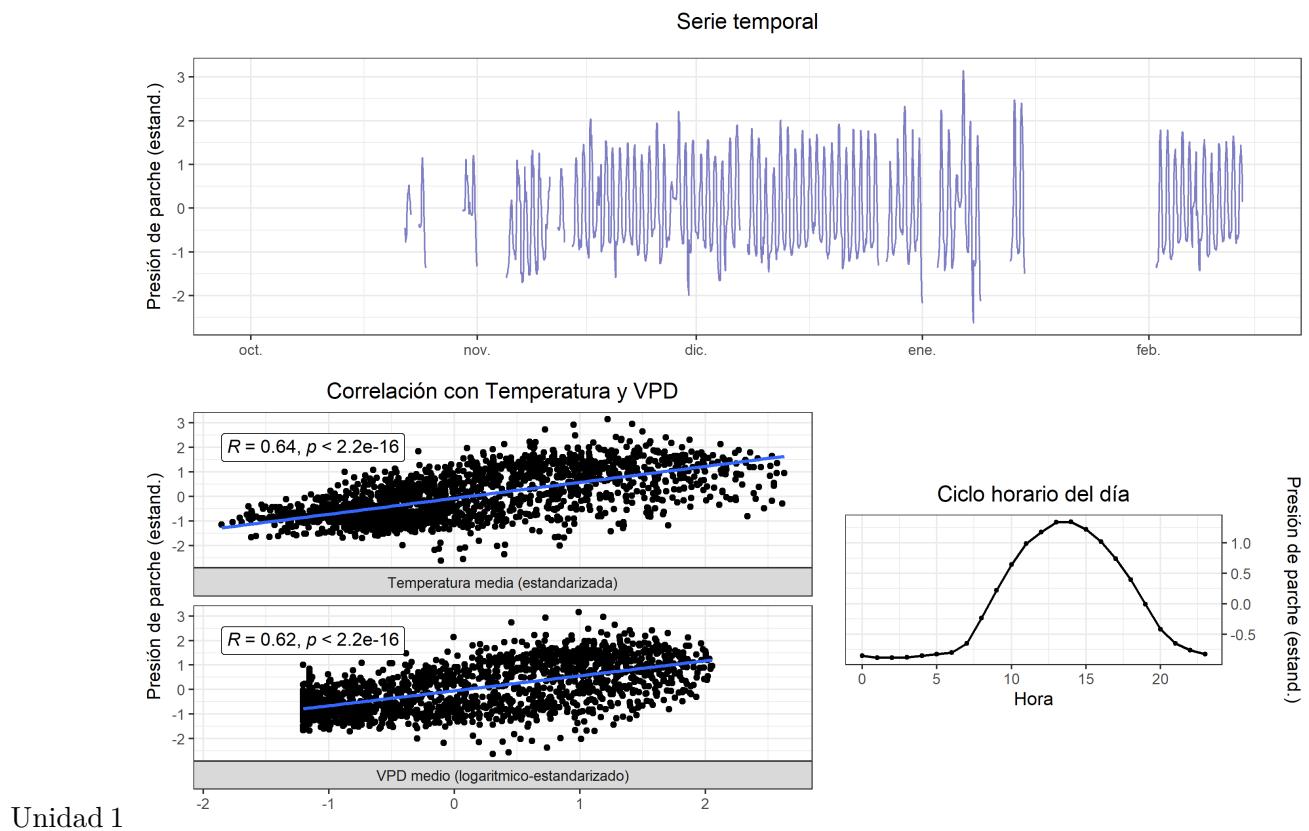


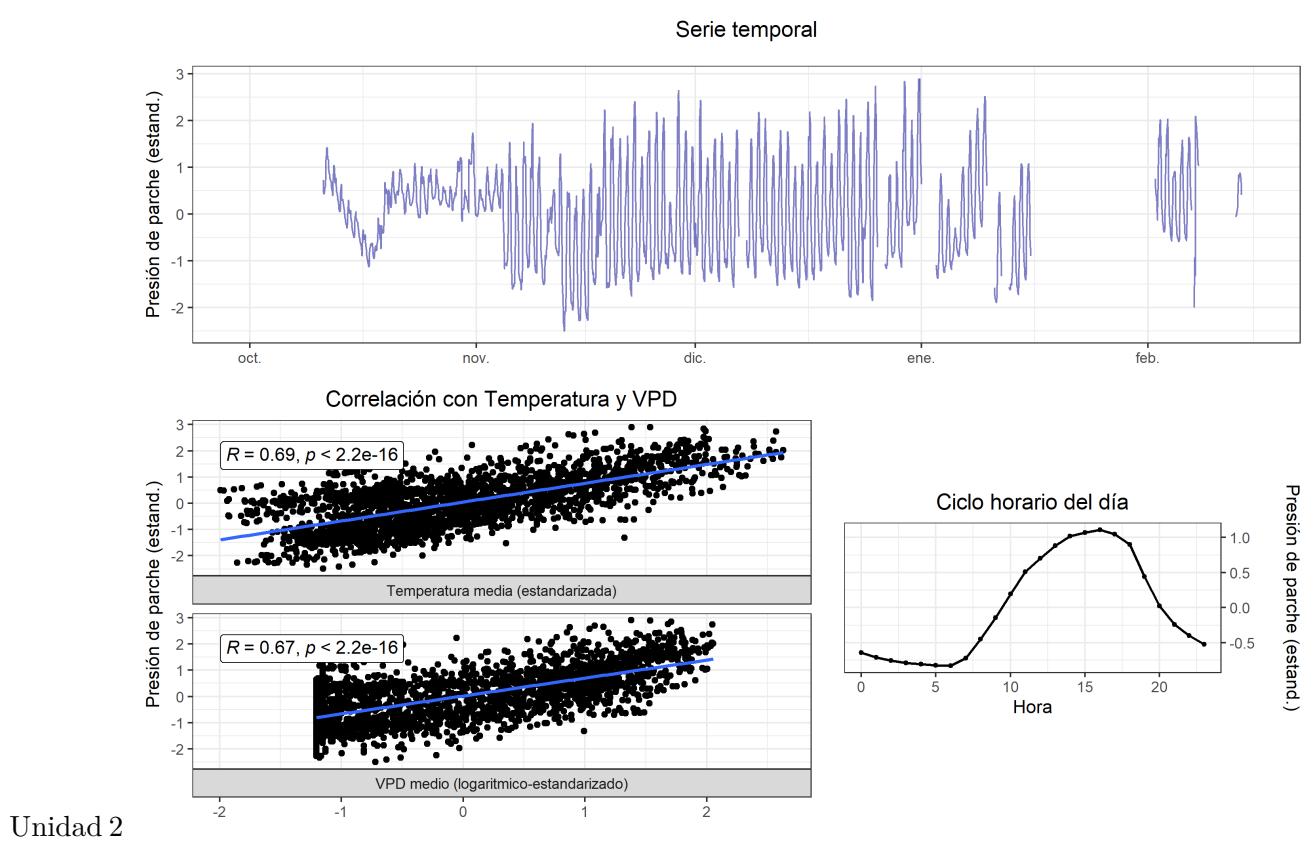




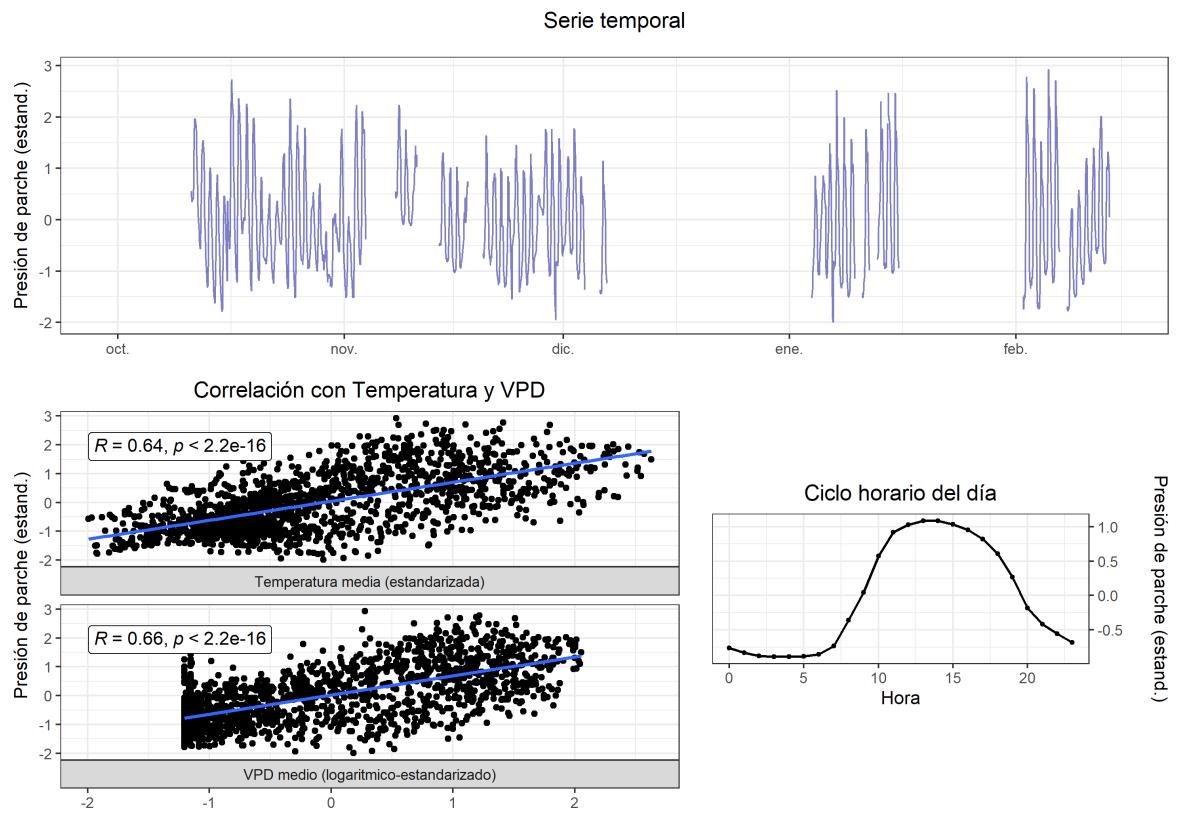
Unidad 3

97 T1 (2023-2024)



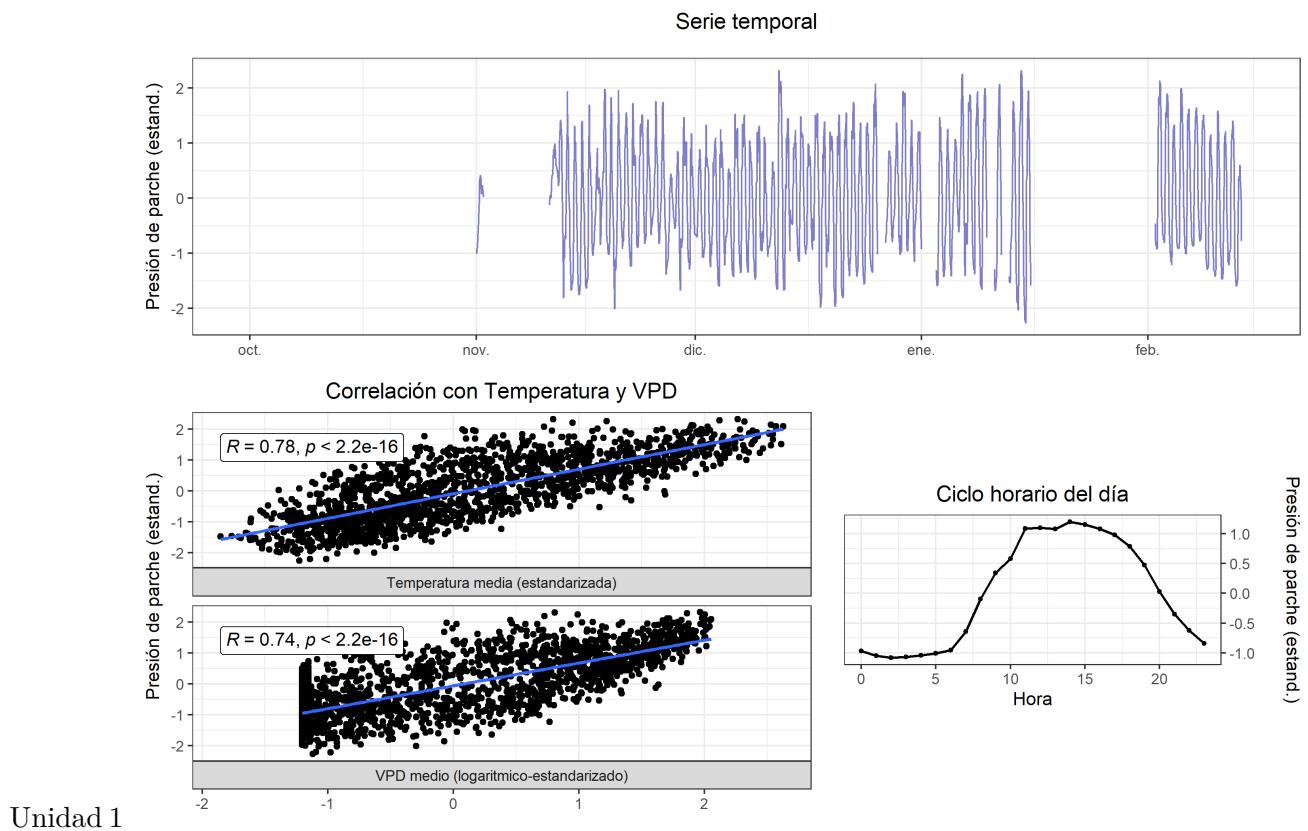


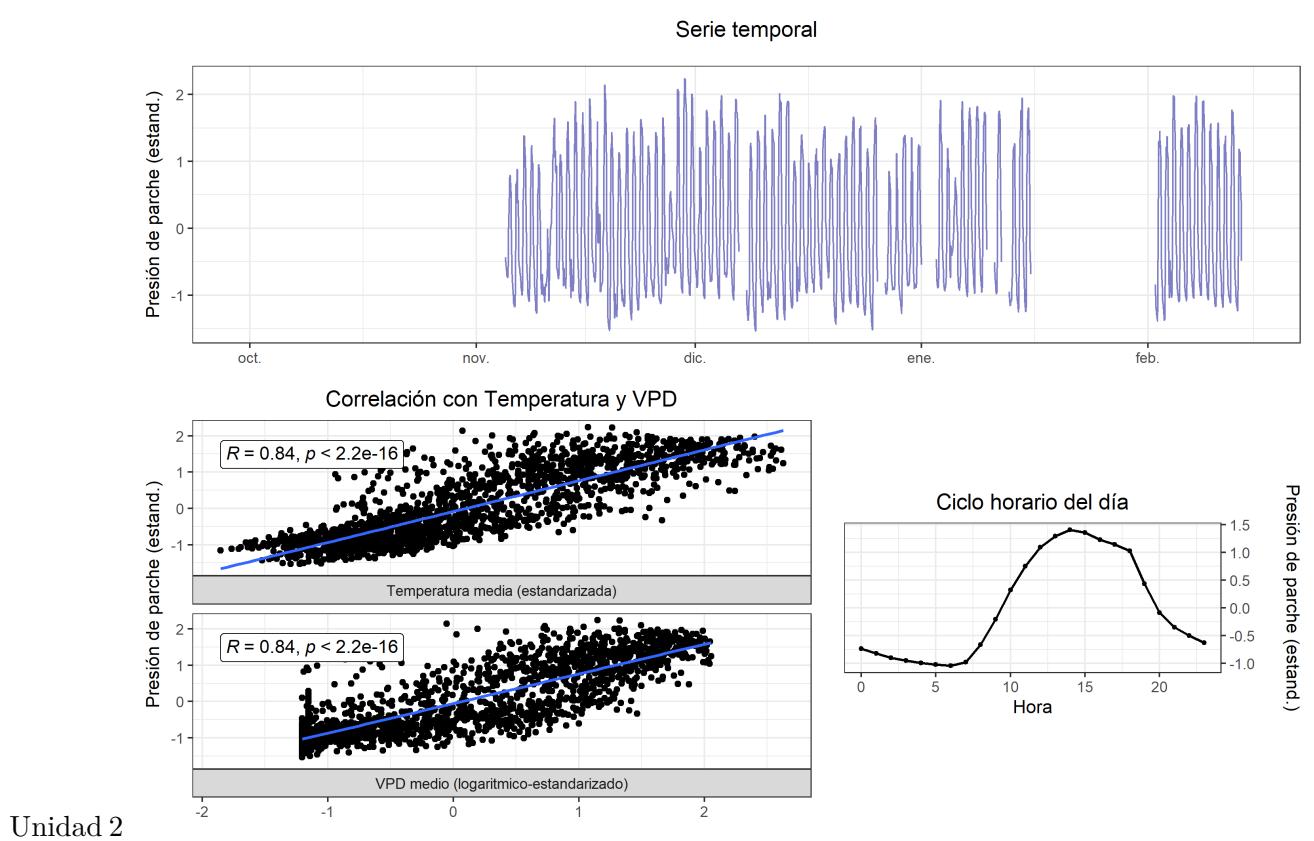
Unidad 2



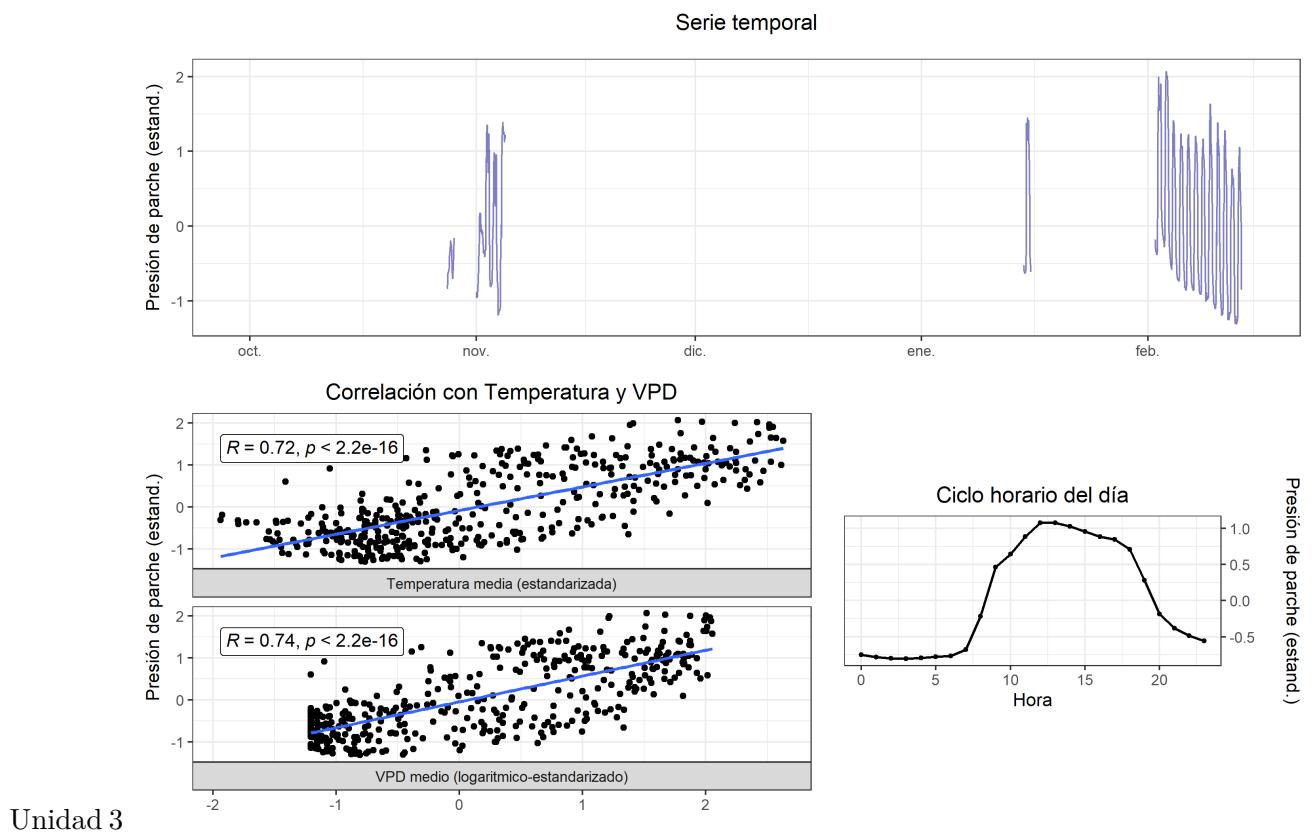
Unidad 3

98 T2 (2023-2024)



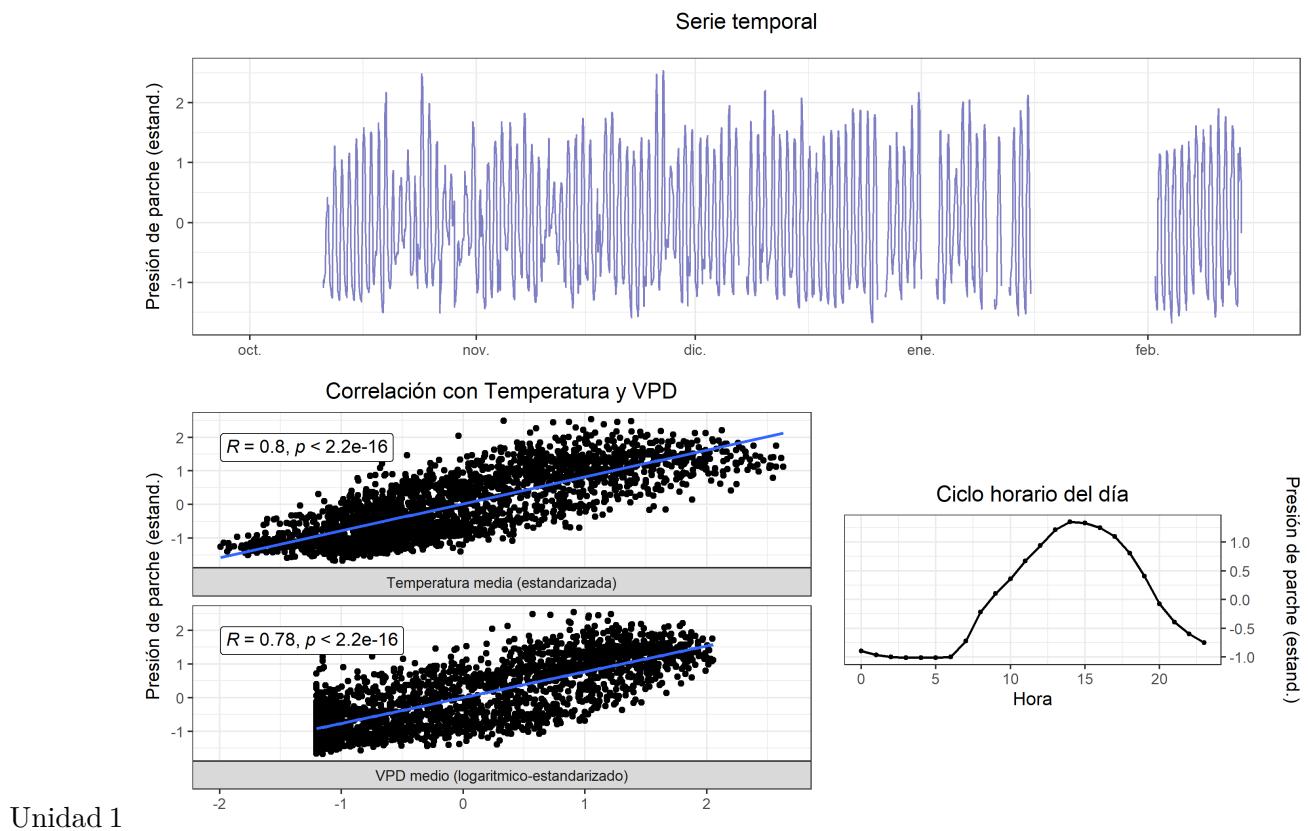


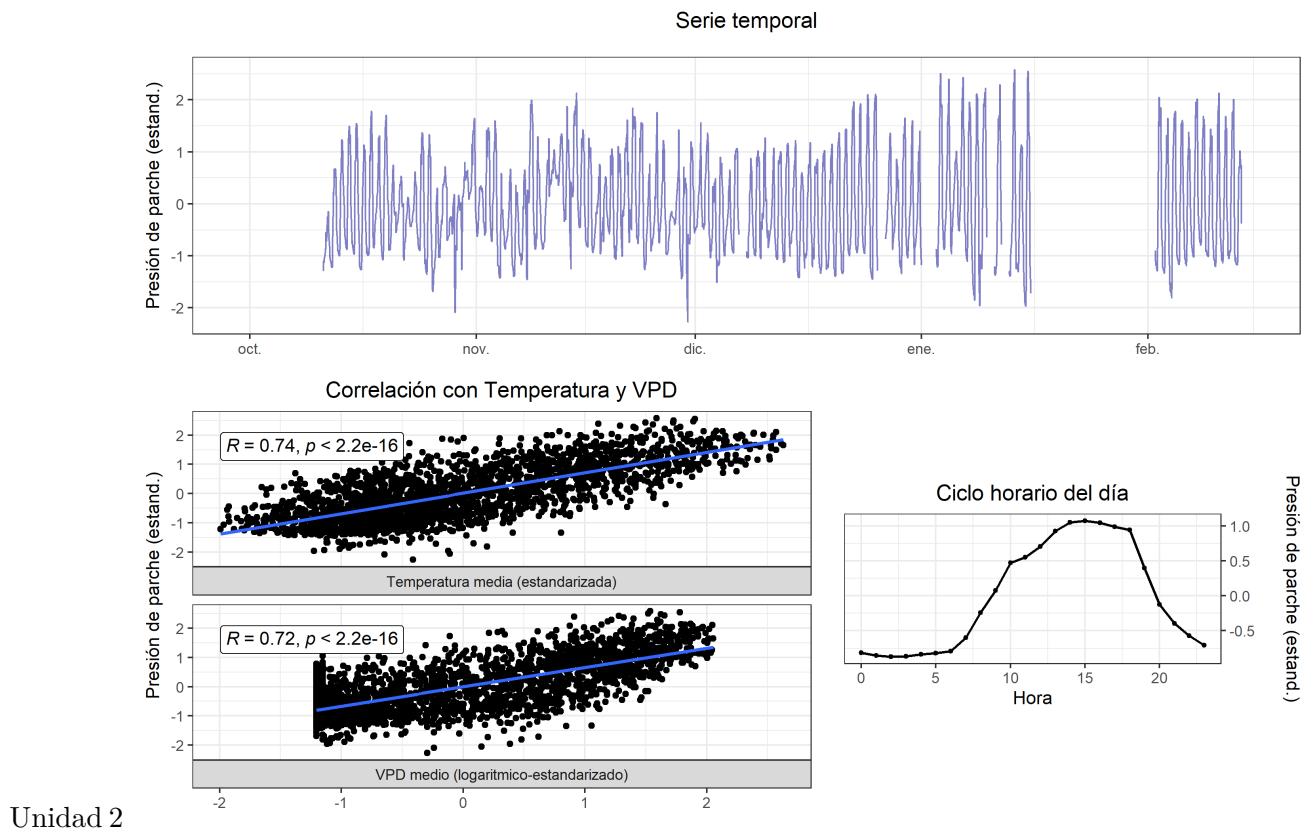
Unidad 2

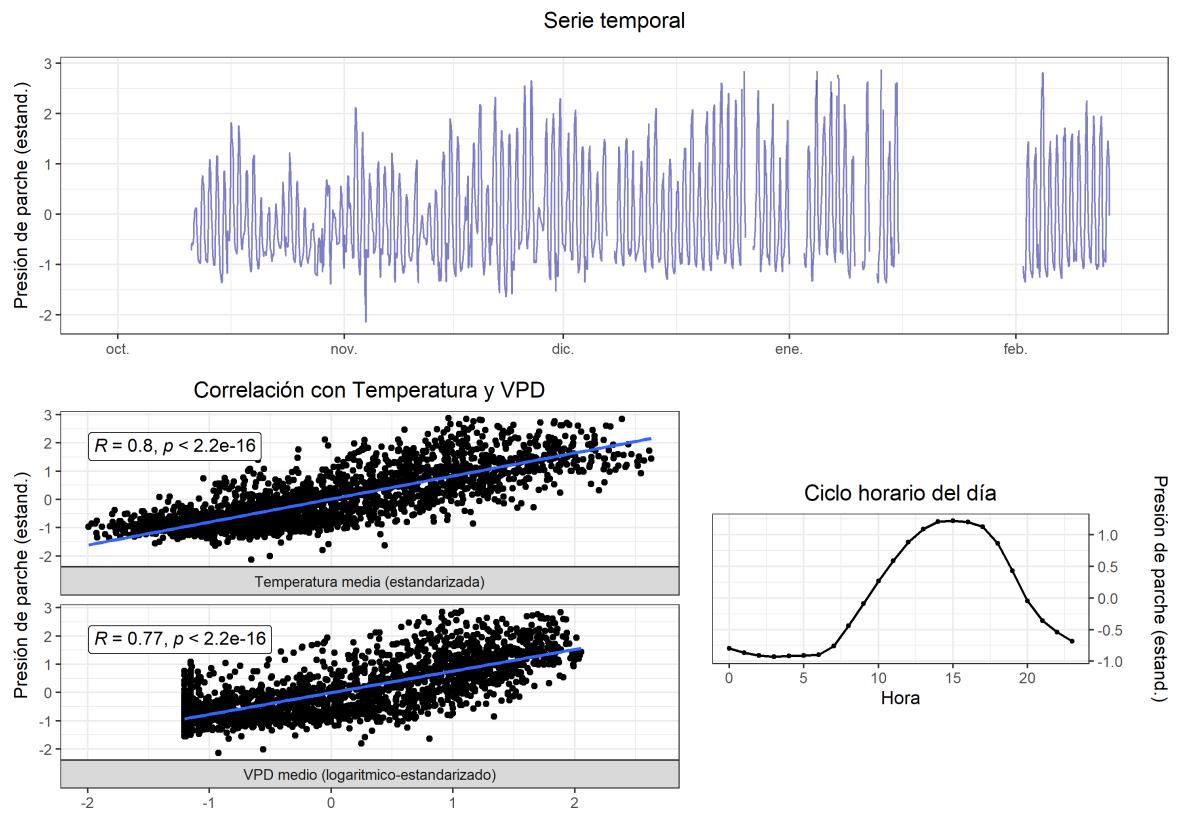


Unidad 3

99 T3 (2023-2024)

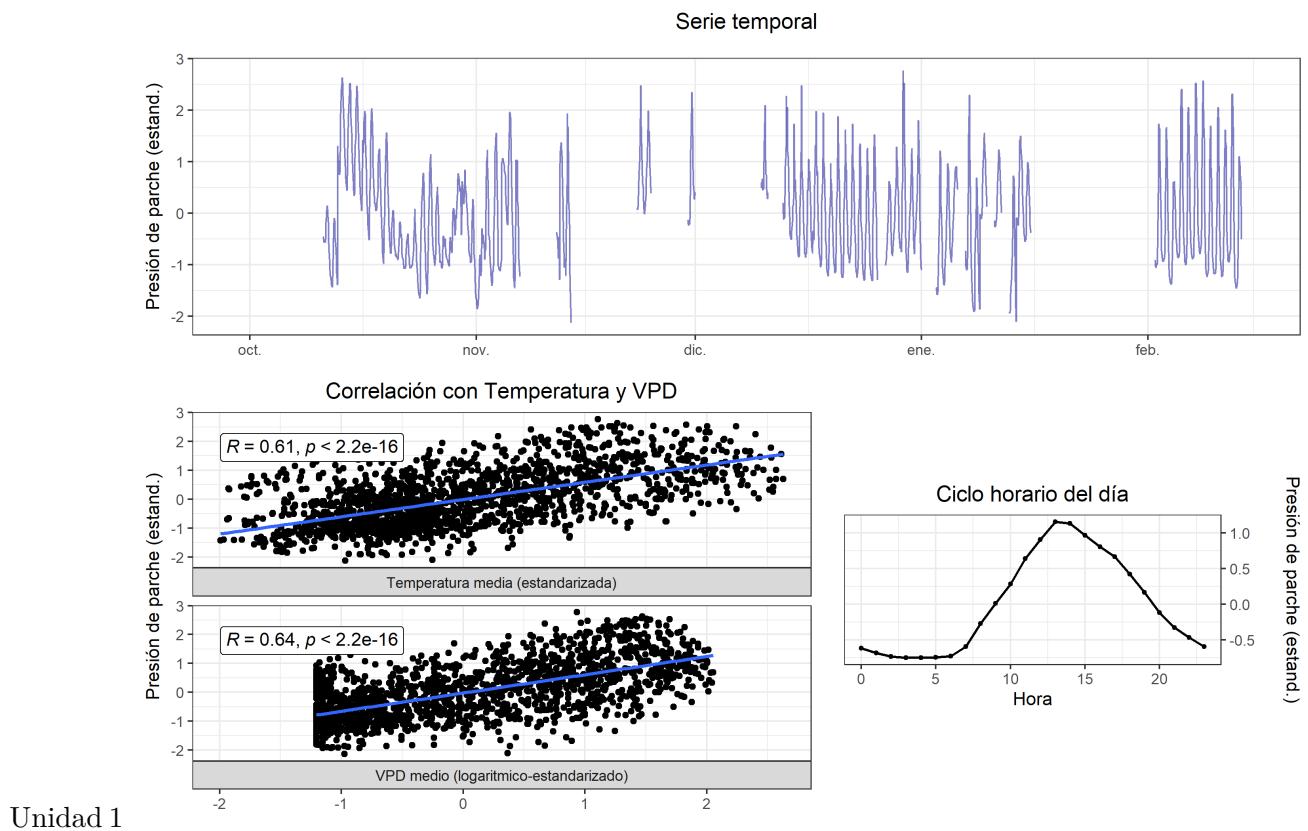






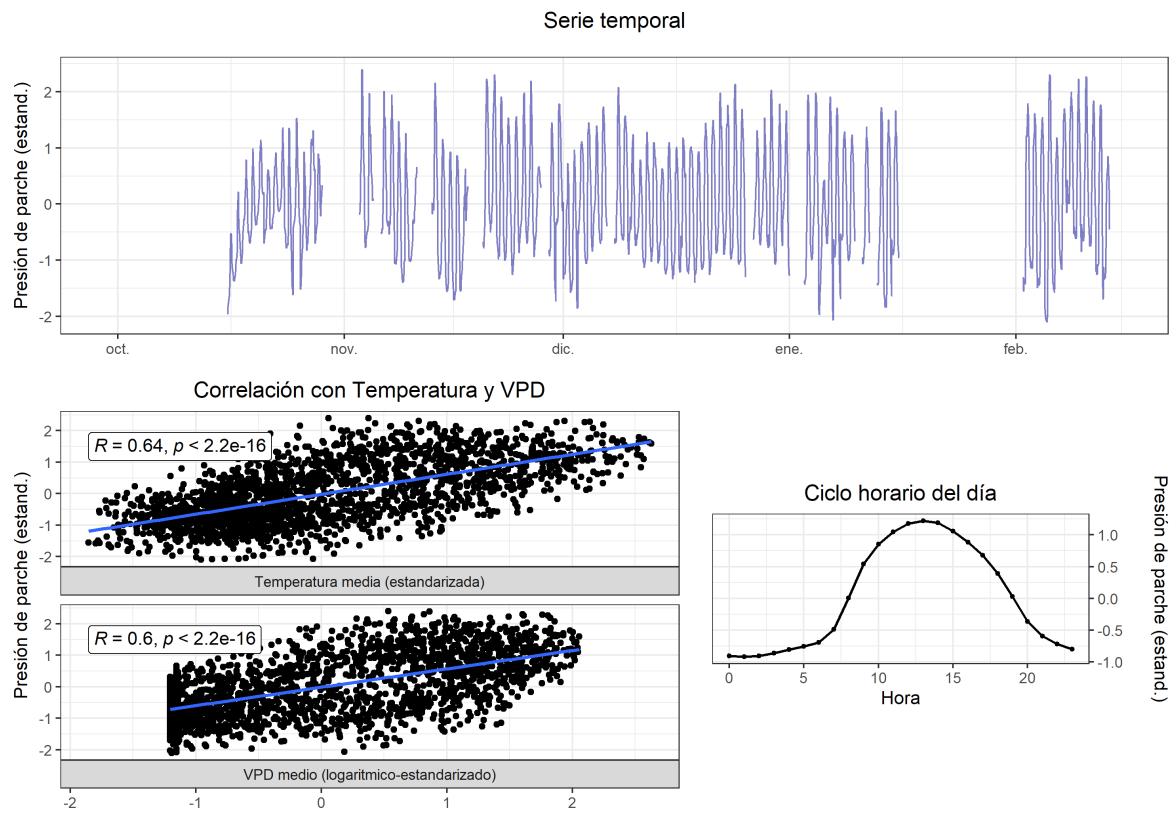
Unidad 3

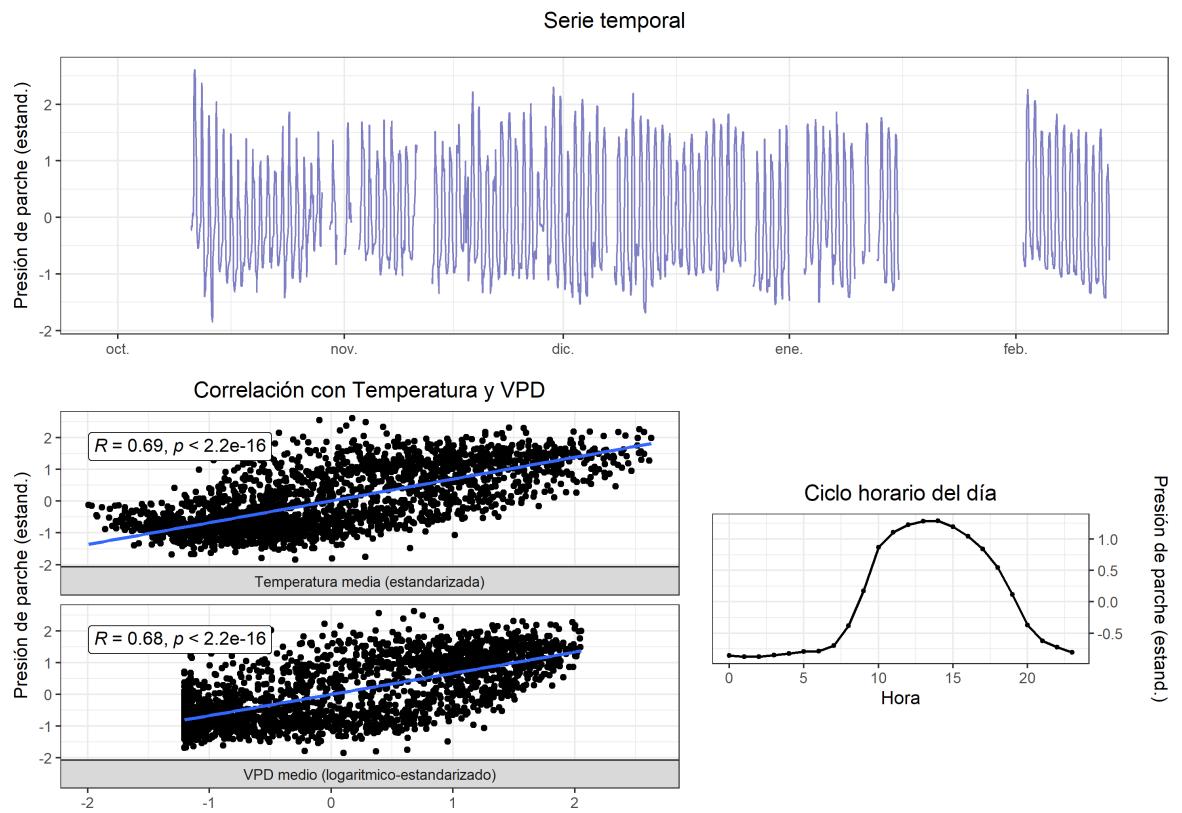
100 T4 (2023-2024)



Unidad 1

Unidad 2

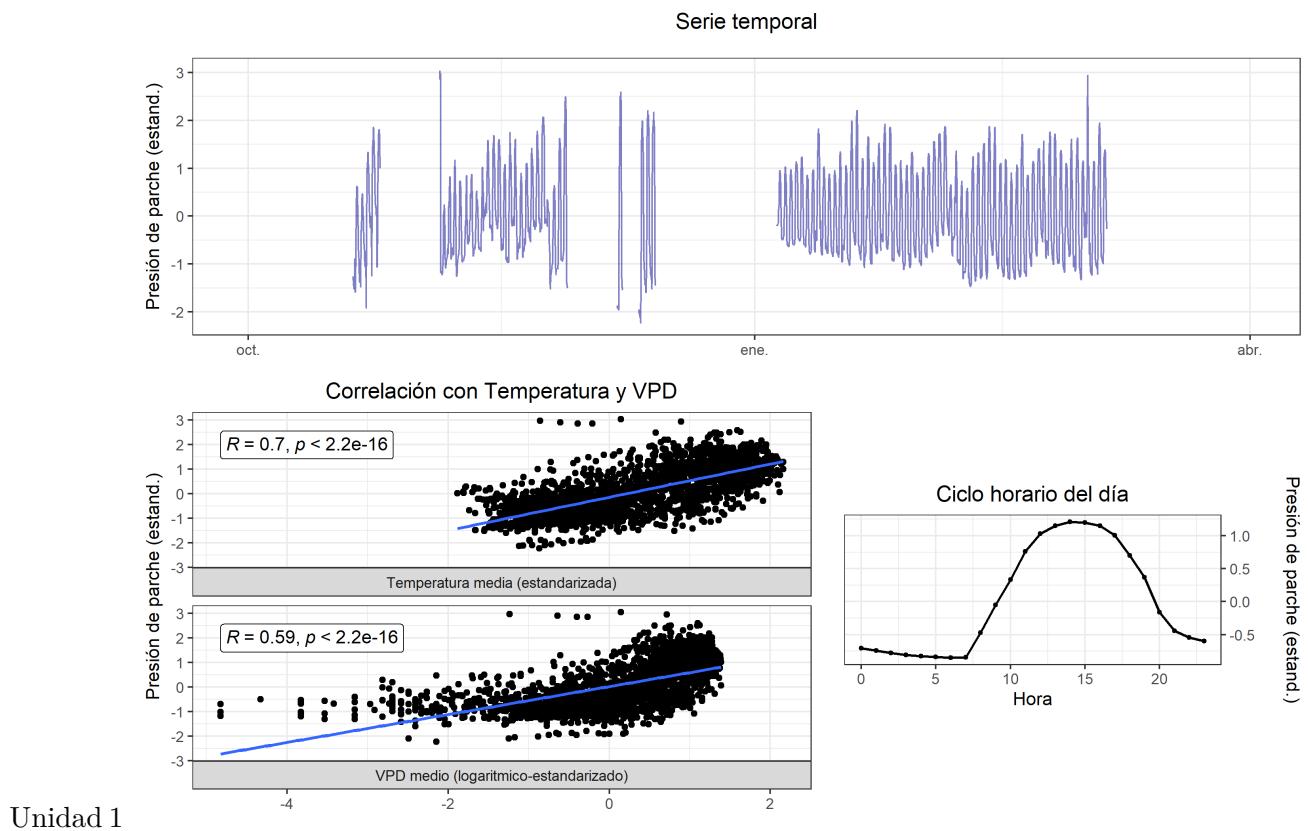


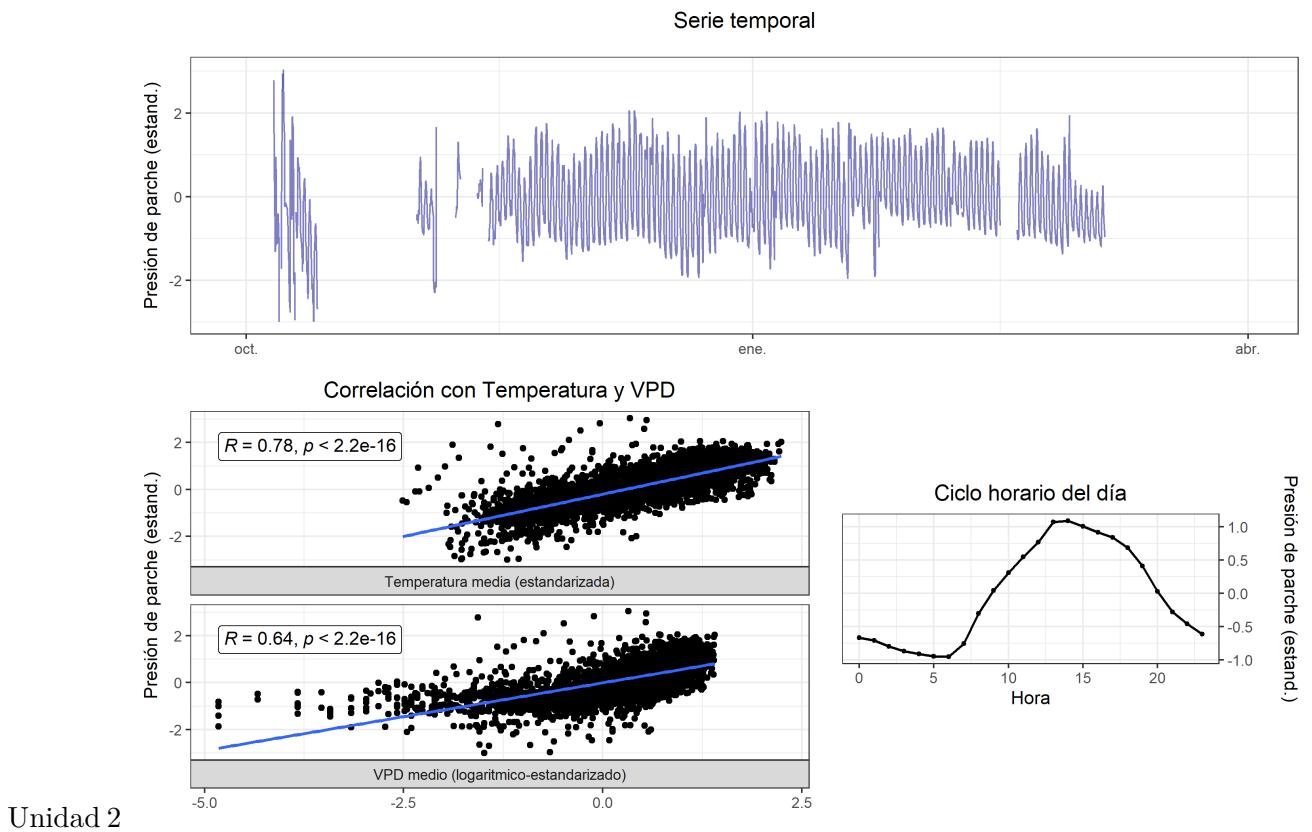


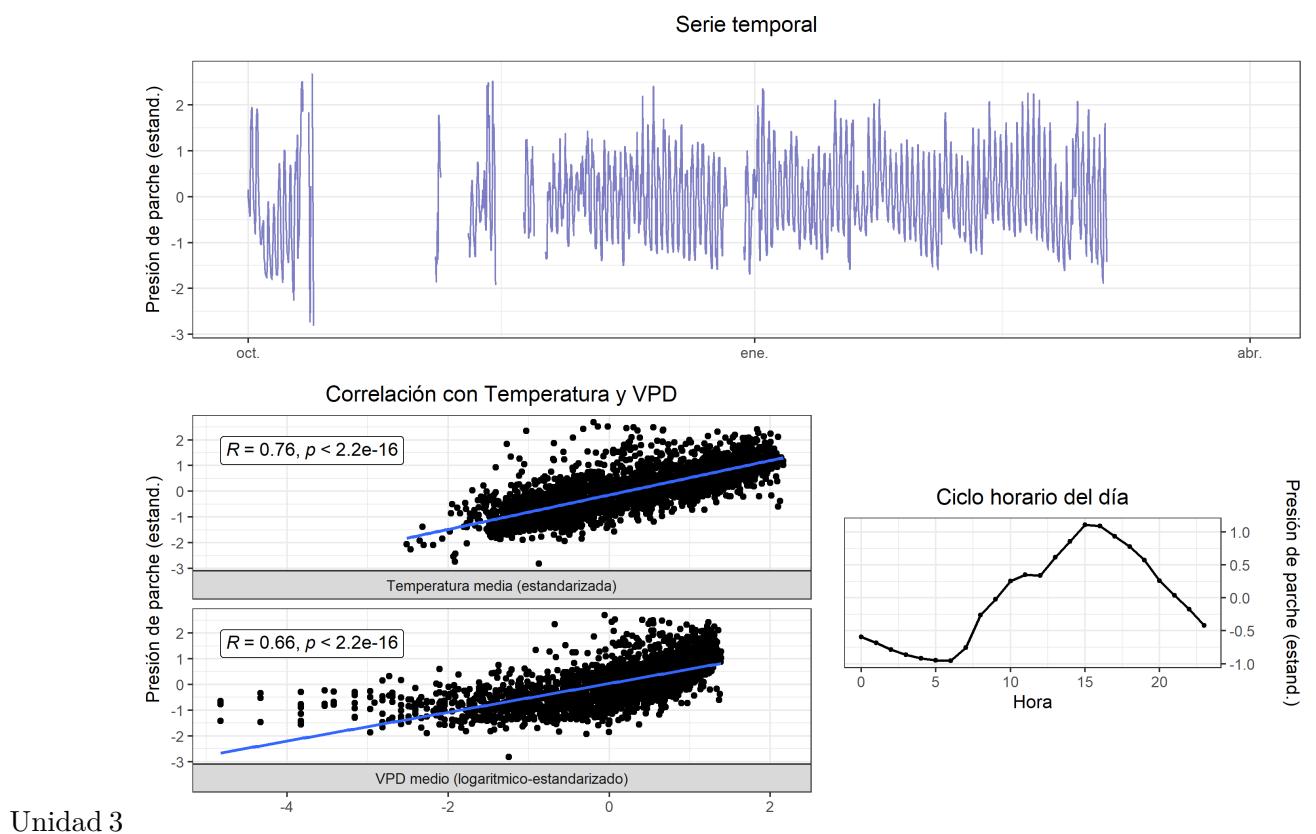
Unidad 3

100.0.1 Rio Claro

101 T1 (2022-2023)

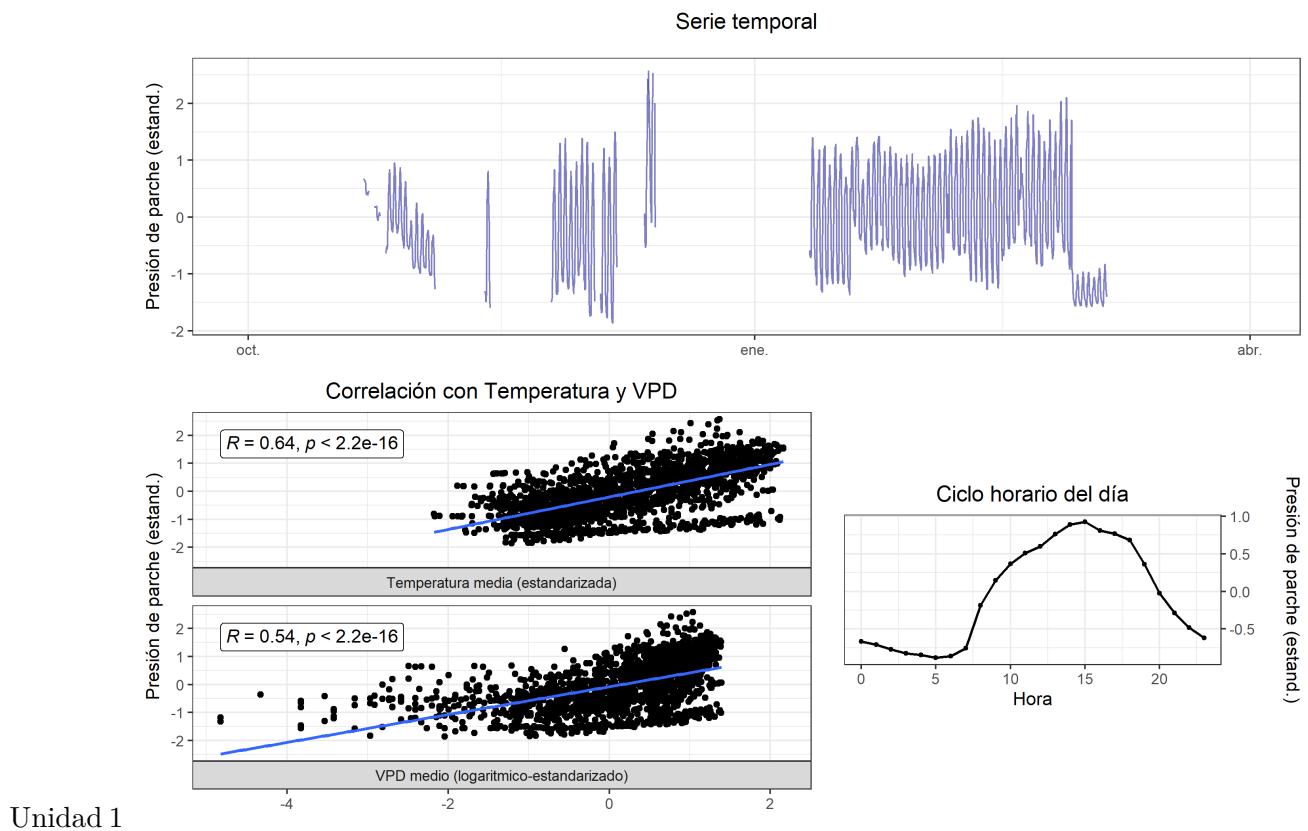


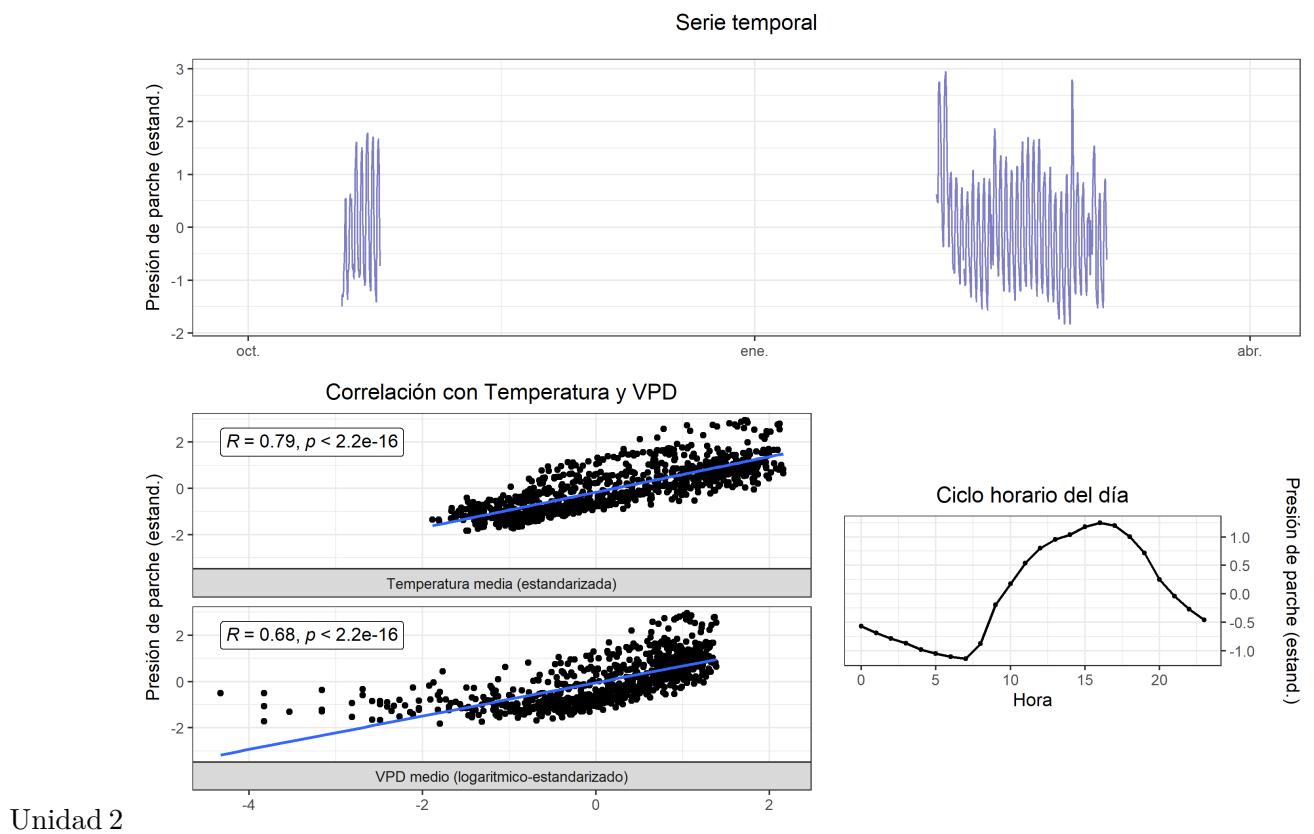




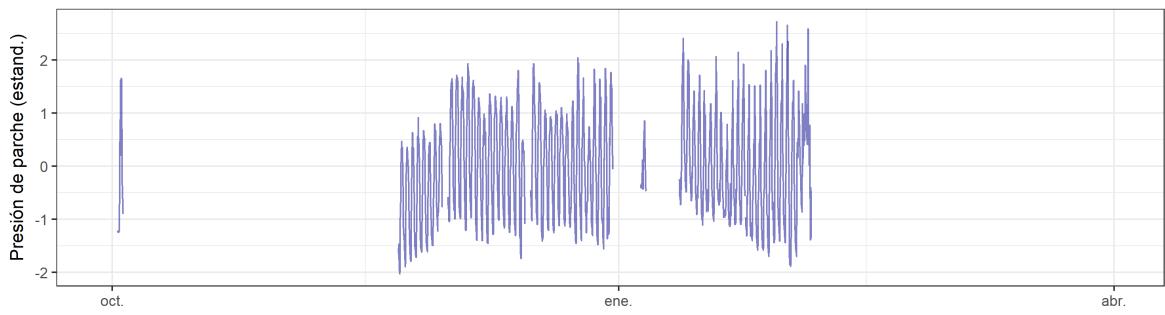
Unidad 3

102 T2 (2022-2023)

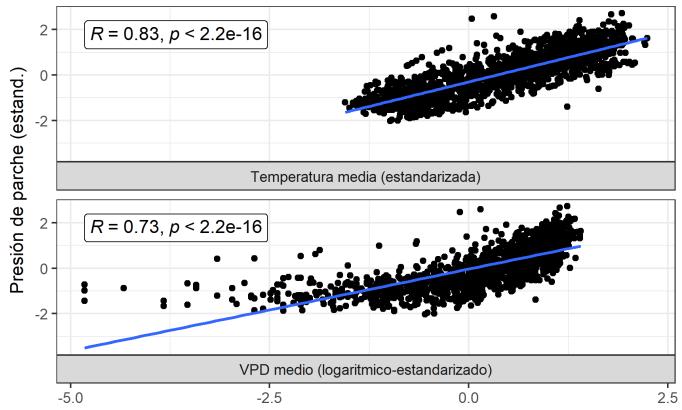




Serie temporal

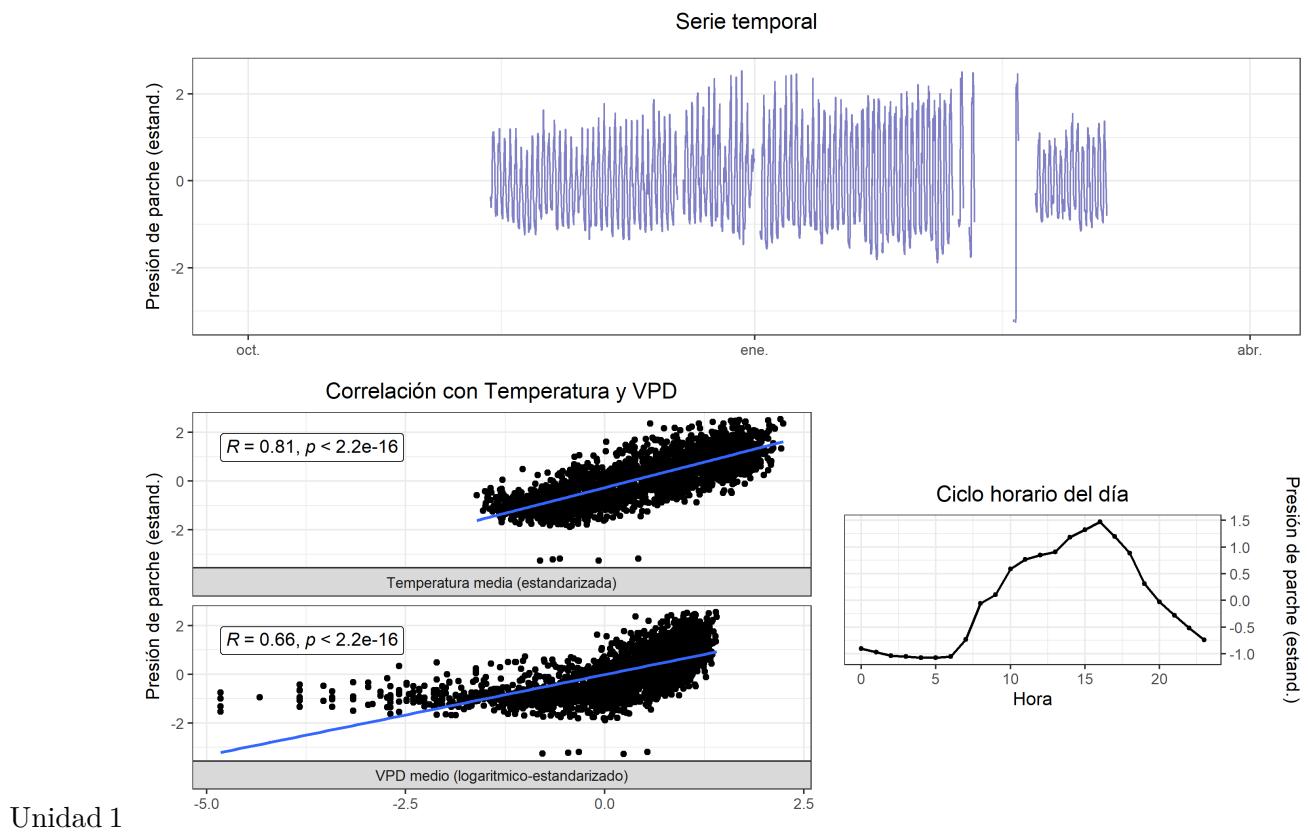


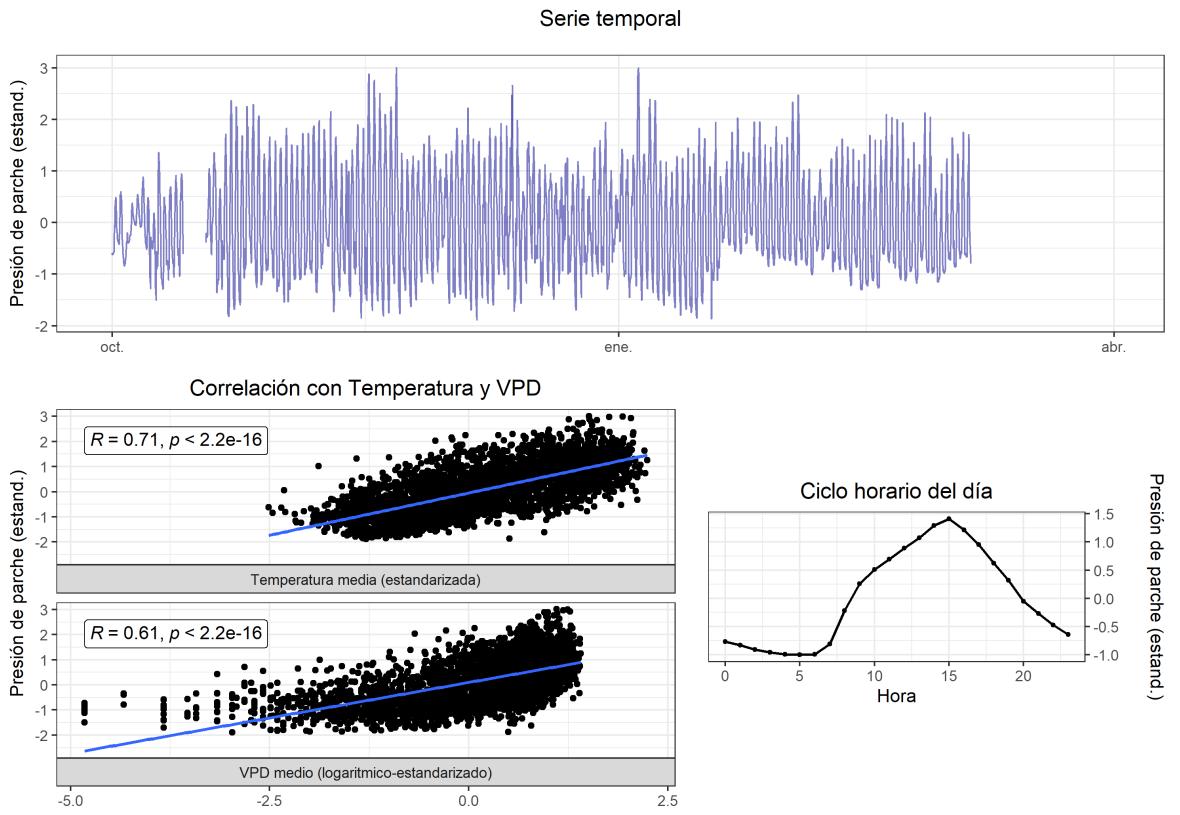
Correlación con Temperatura y VPD



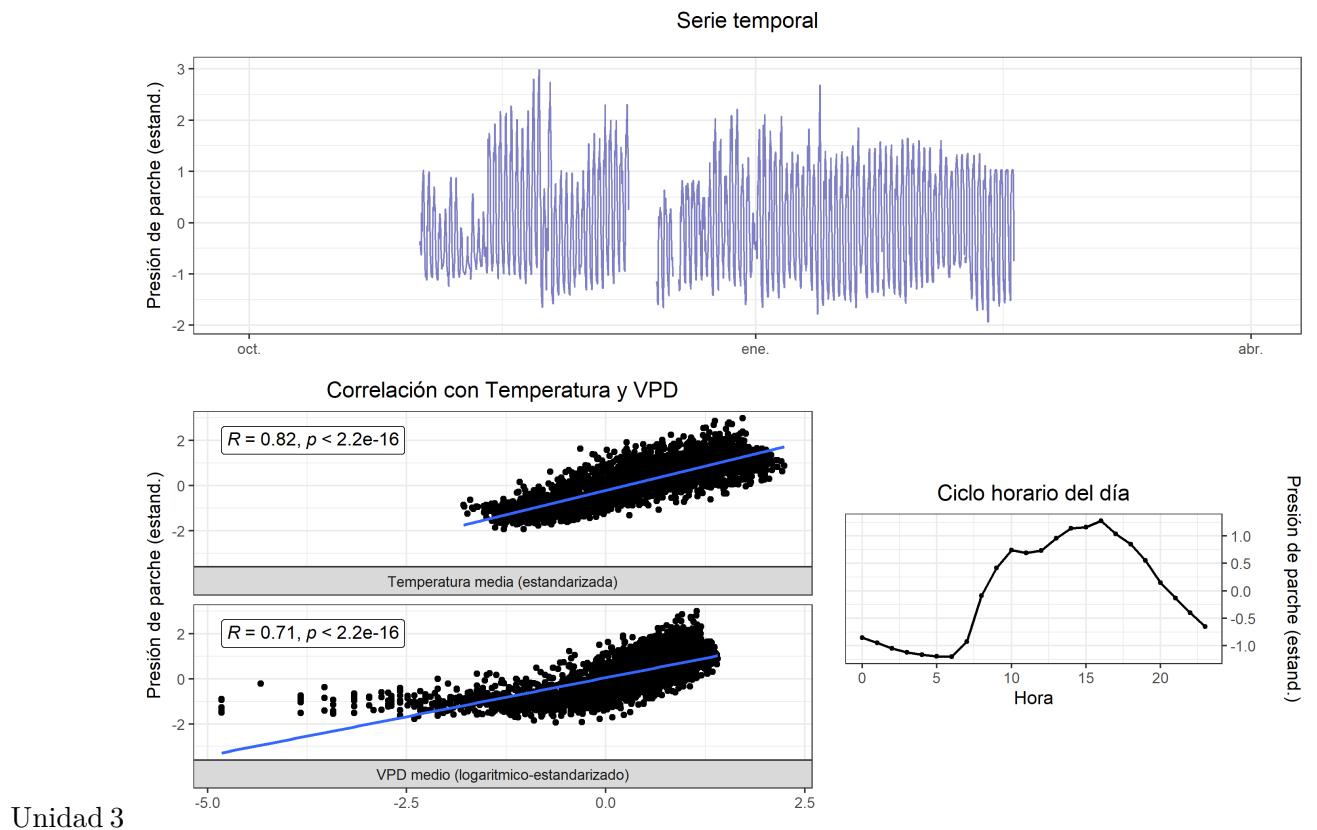
Unidad 3

103 T3 (2022-2023)



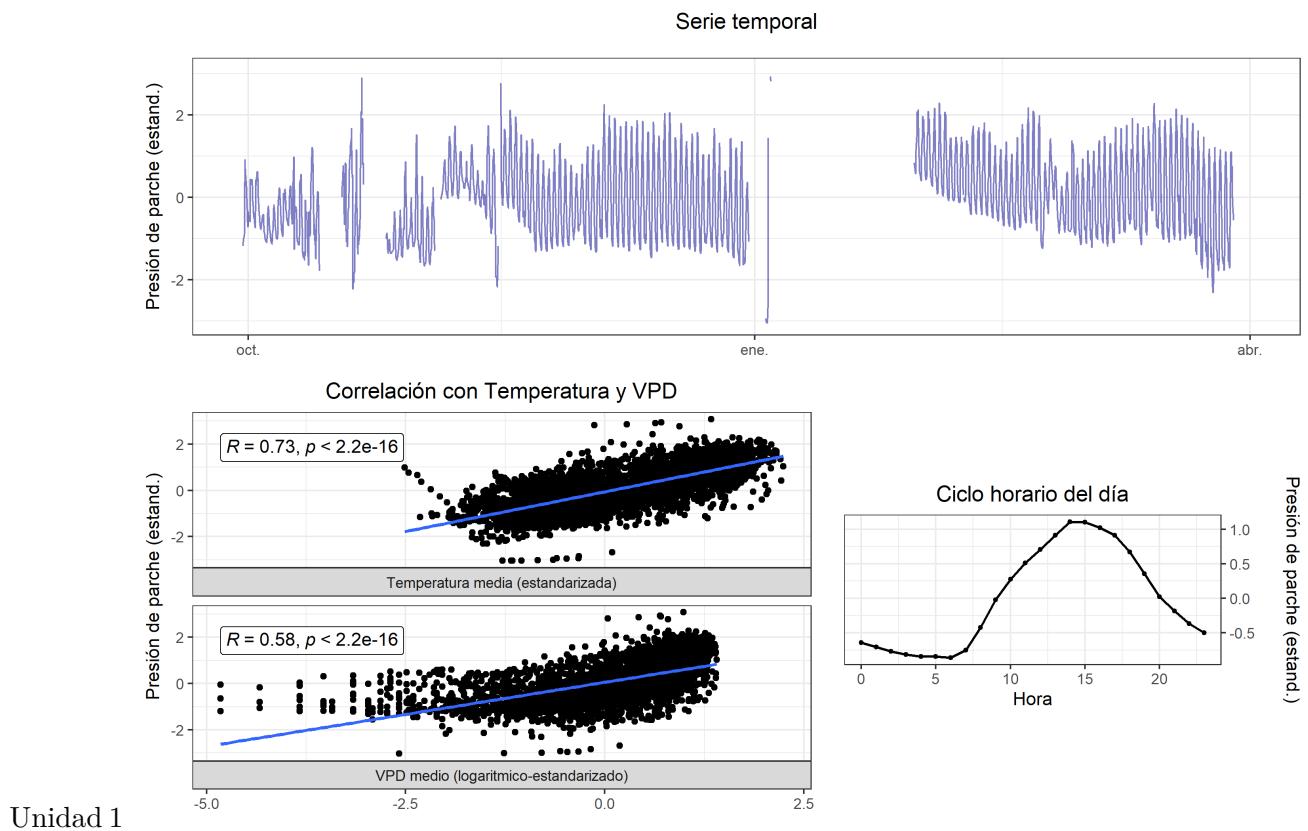


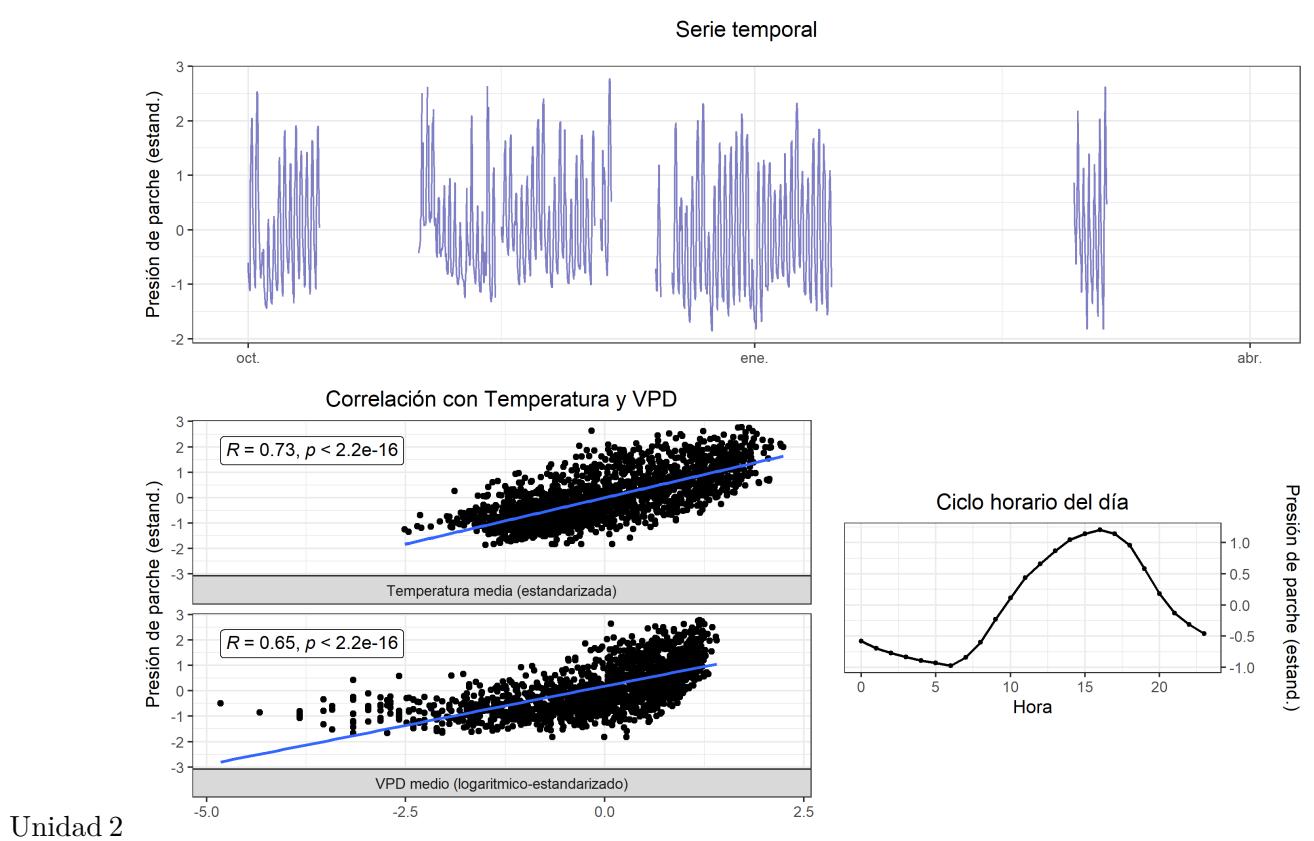
Unidad 2

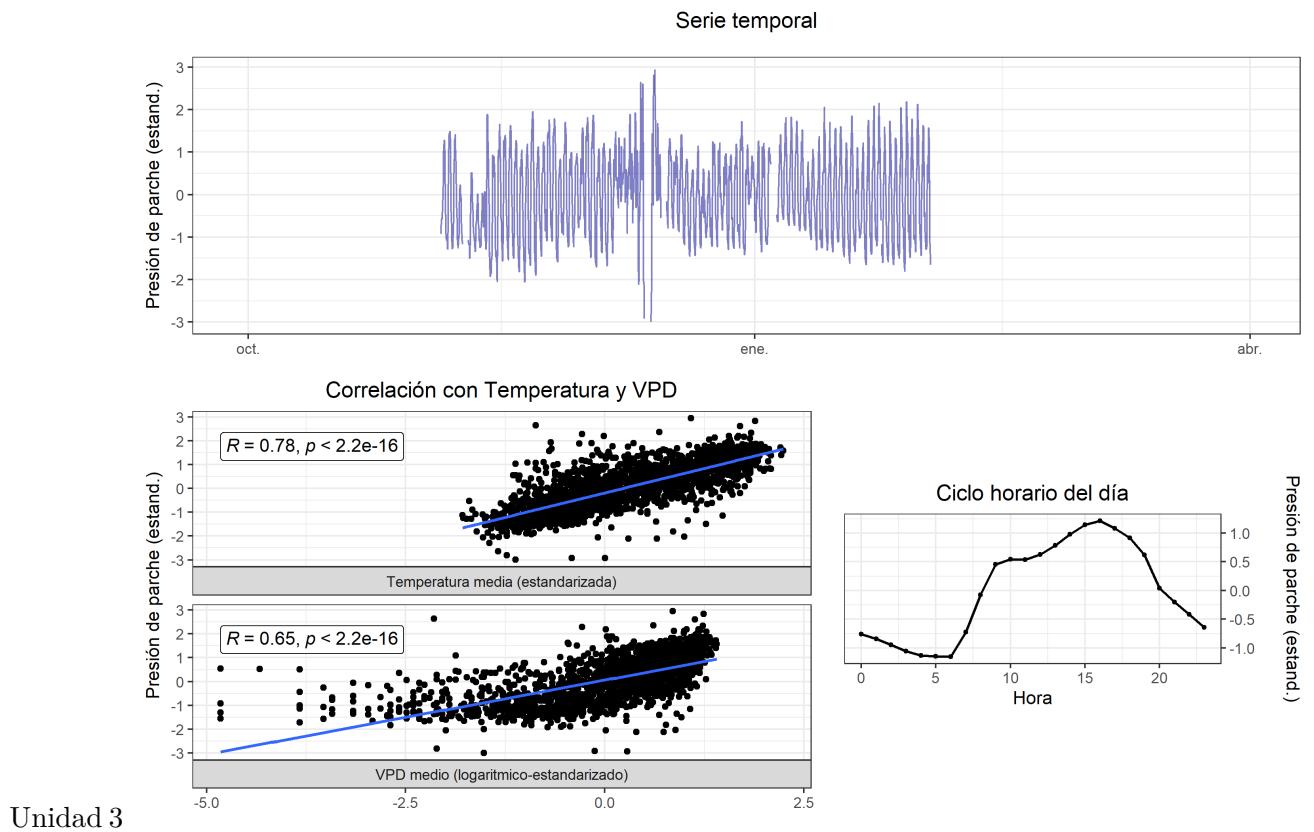


Unidad 3

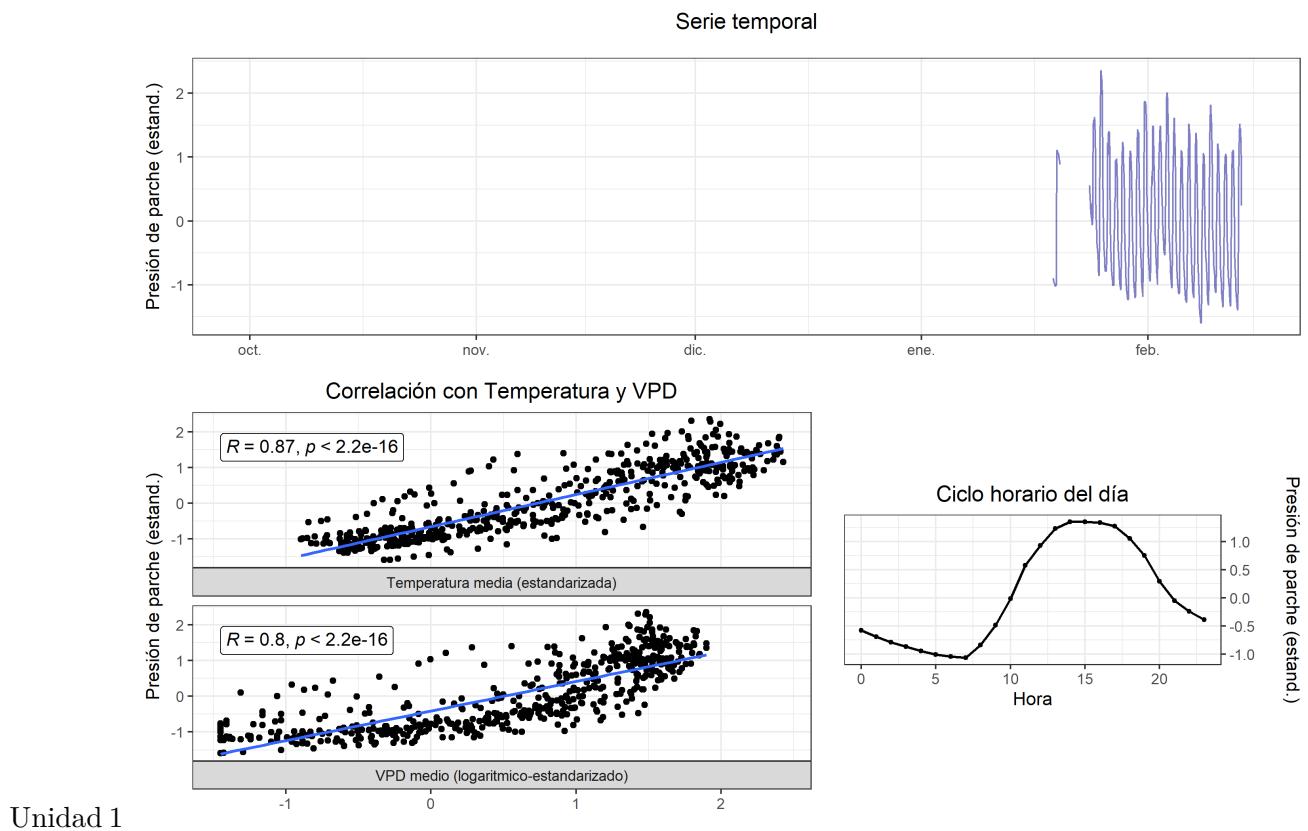
104 T4 (2022-2023)



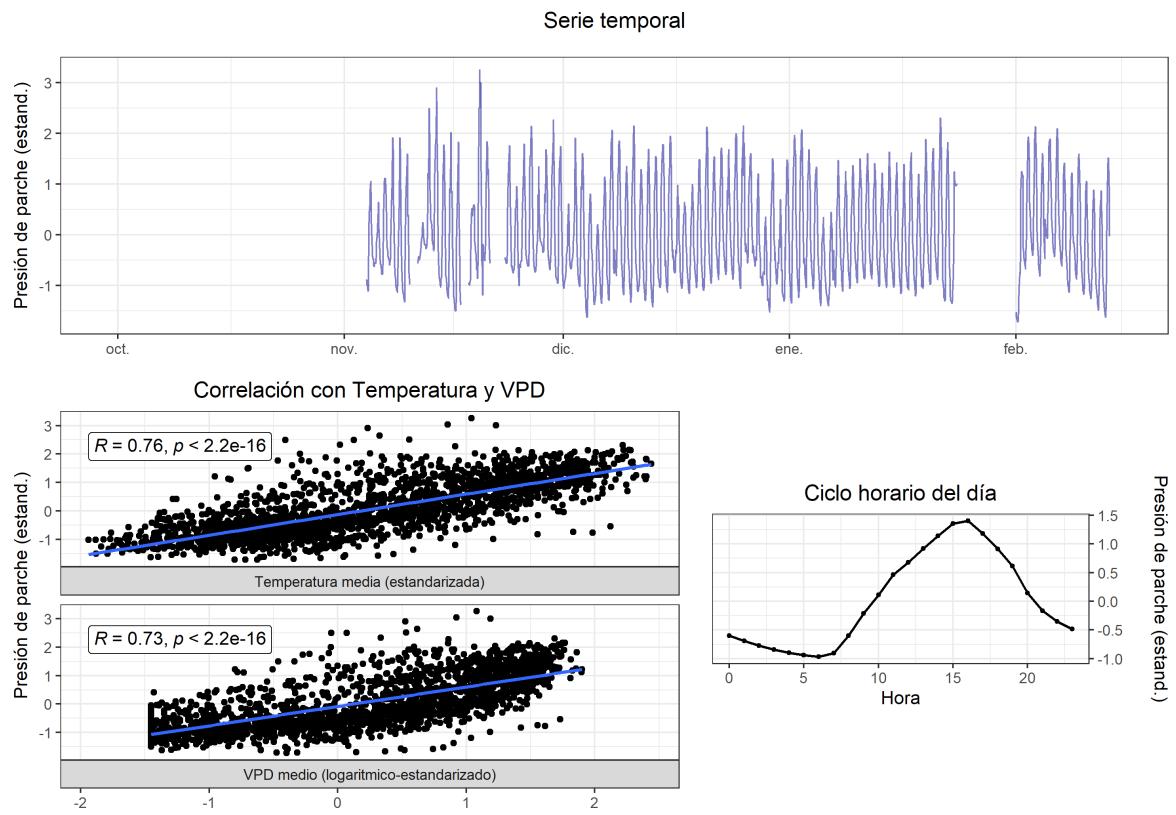




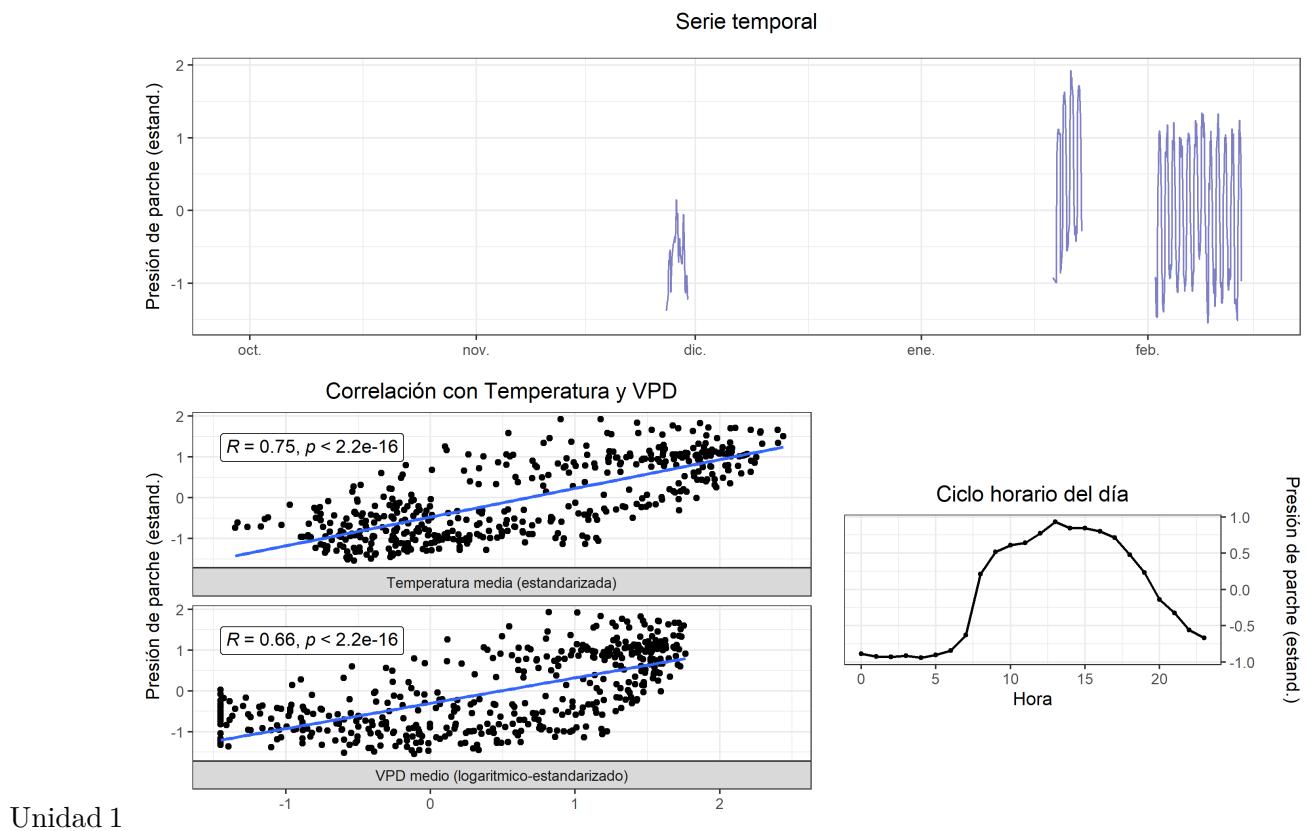
105 T1 (2023-2024)

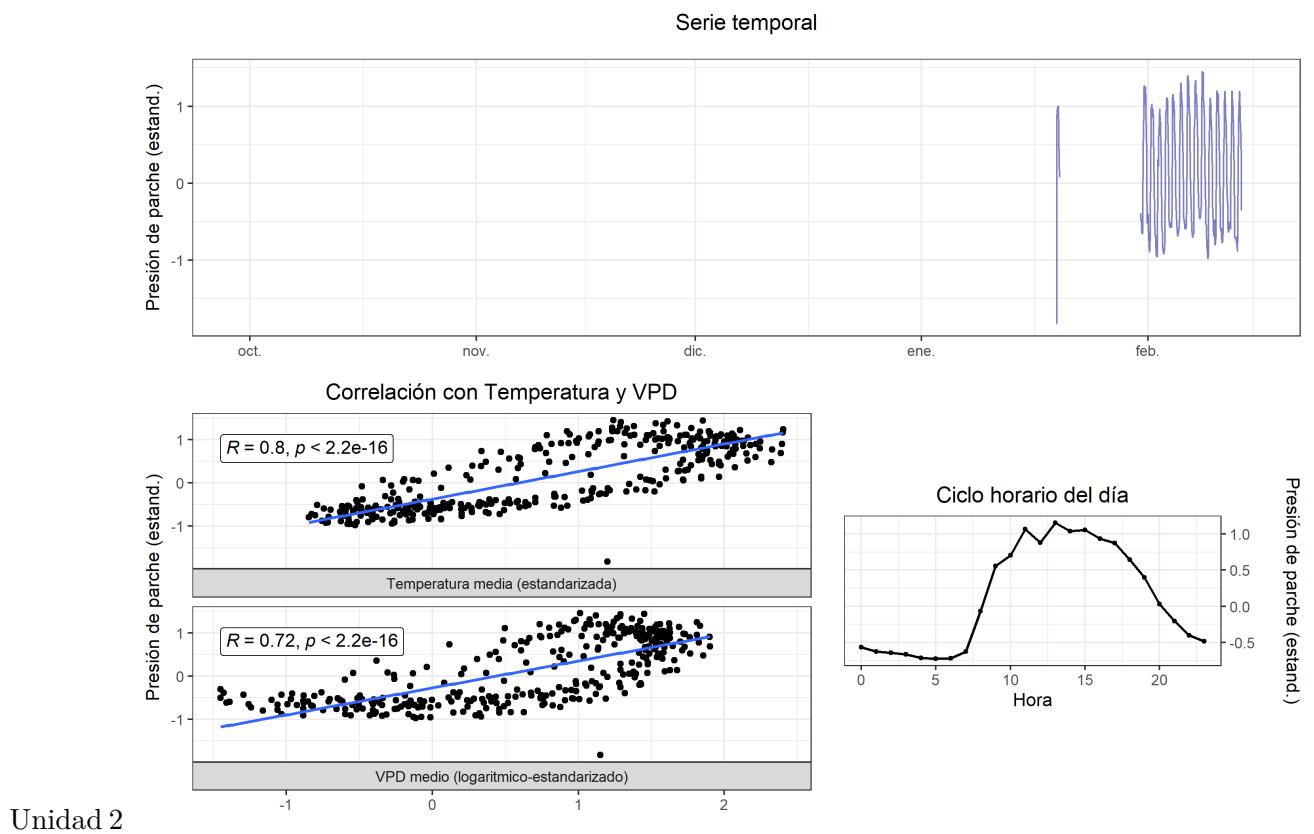


Unidad 3

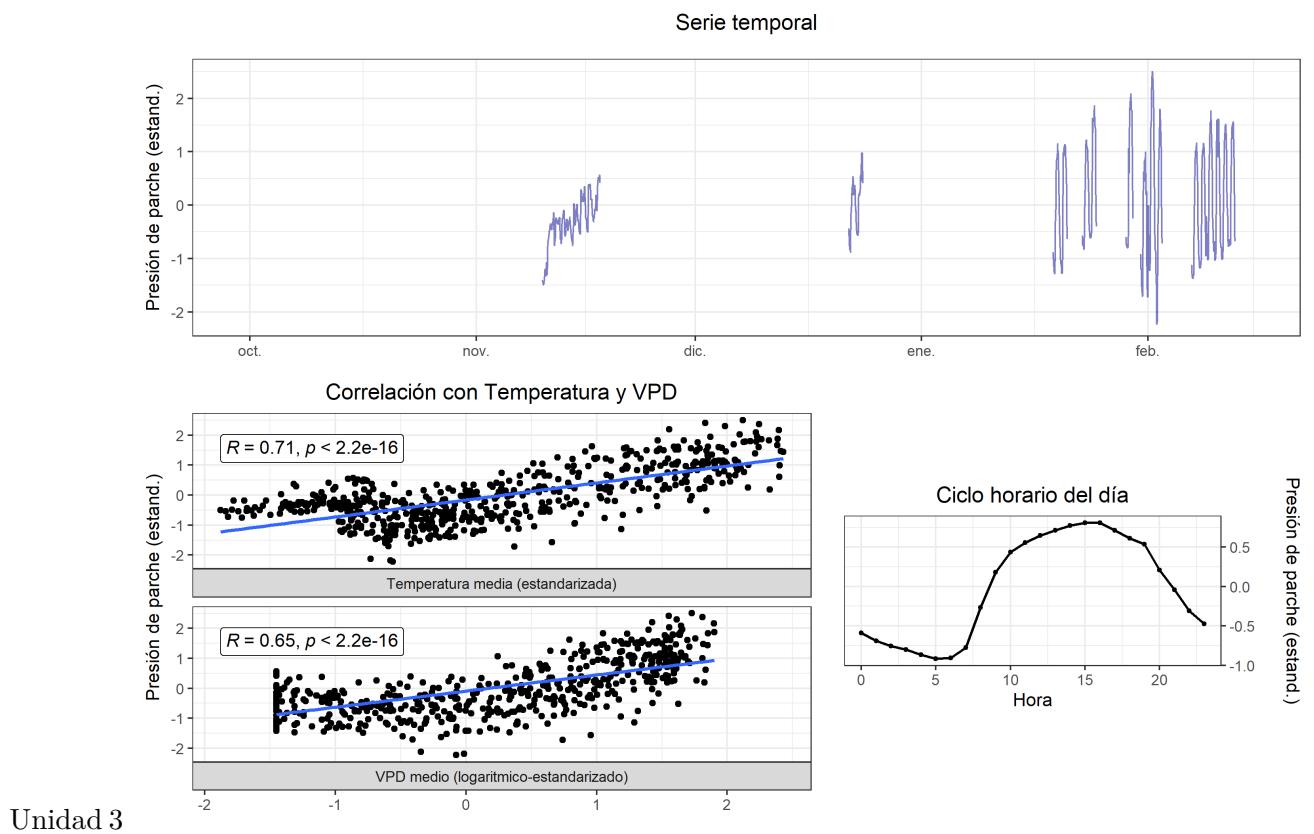


106 T2 (2023-2024)

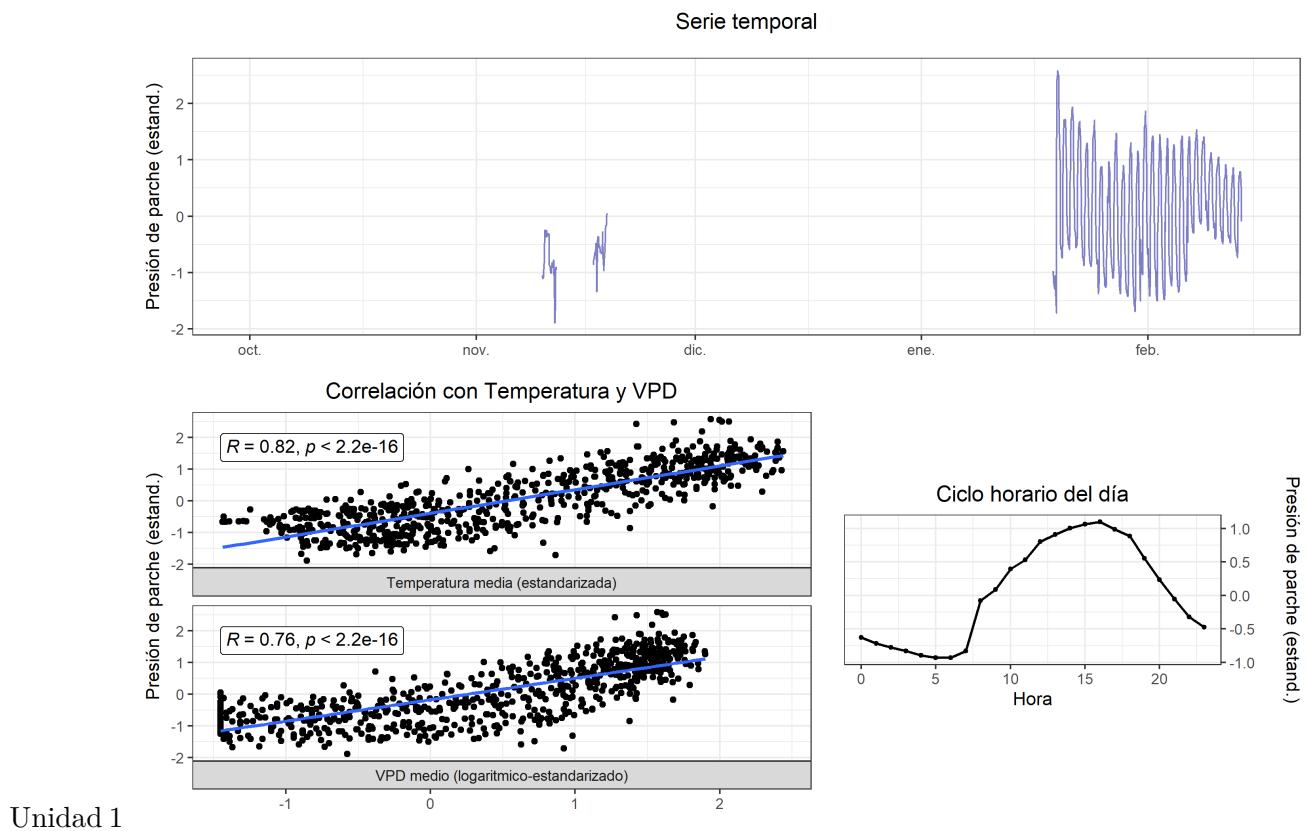


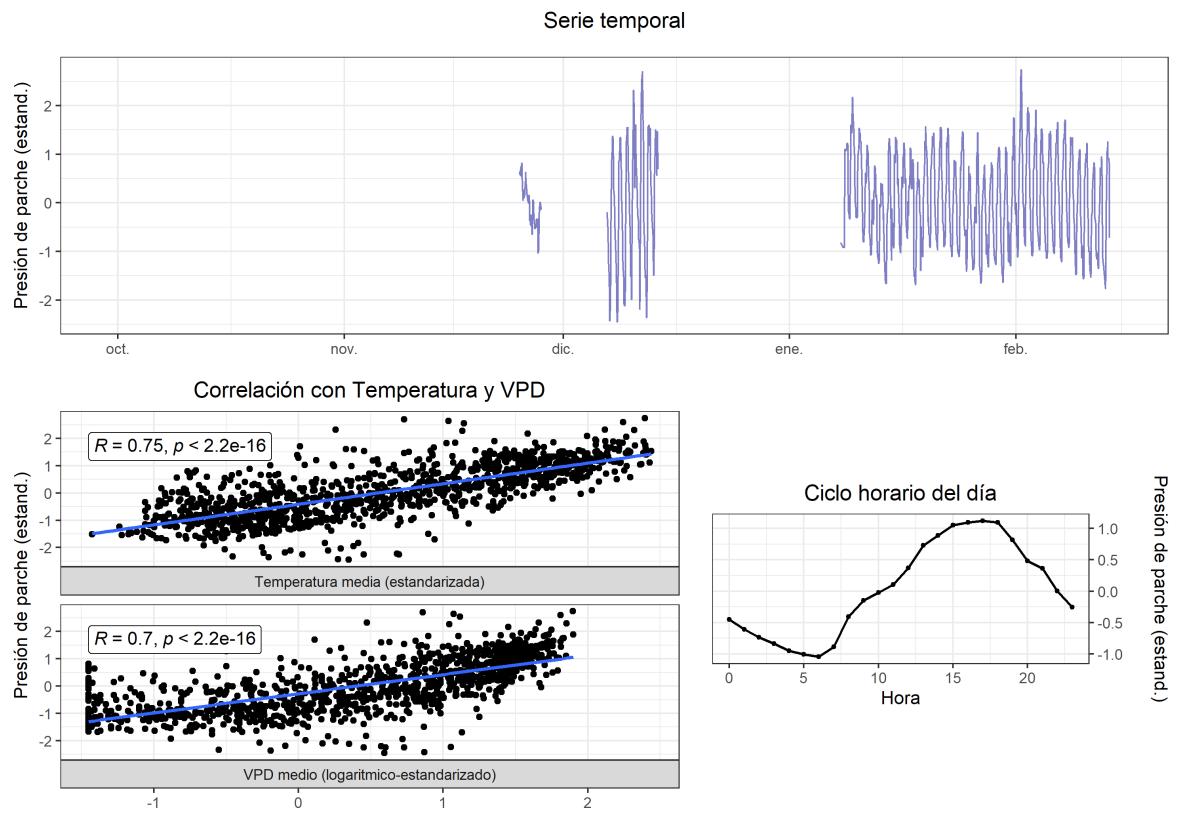


Unidad 2



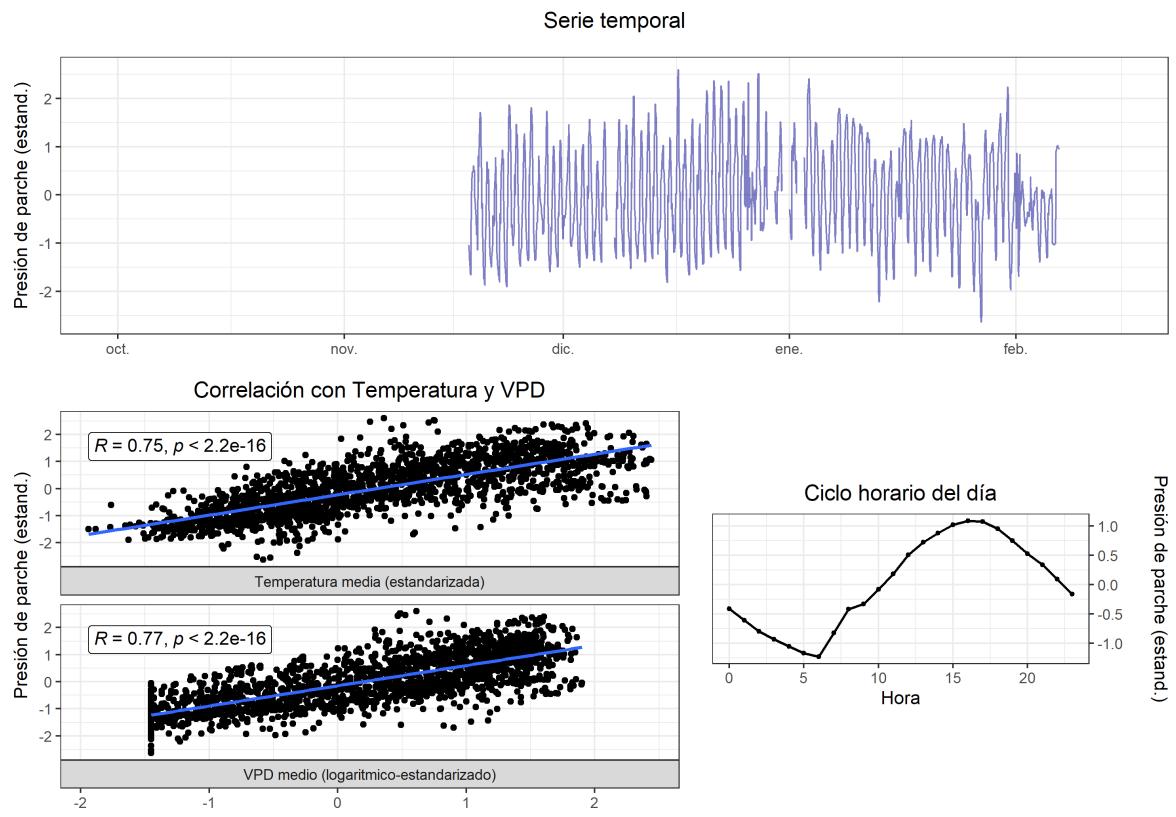
107 T3 (2023-2024)



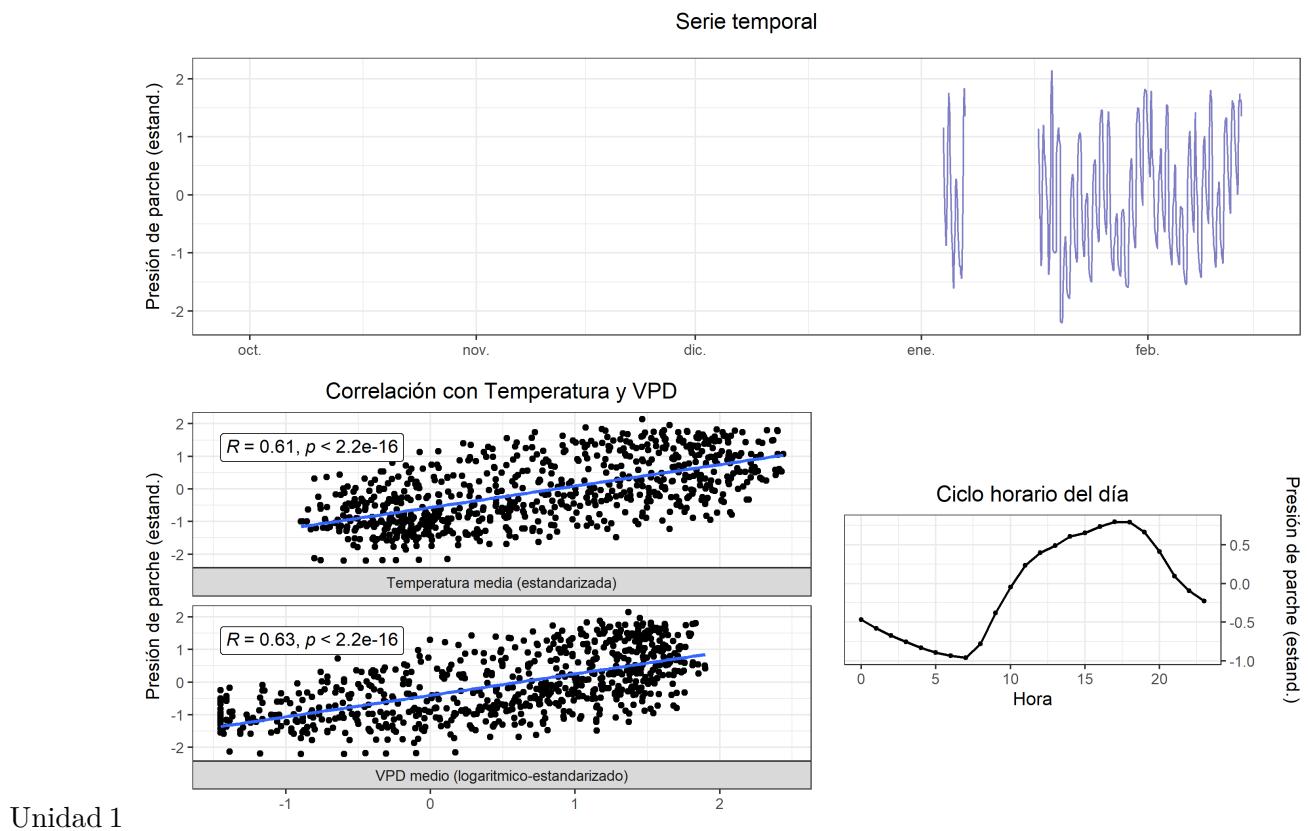


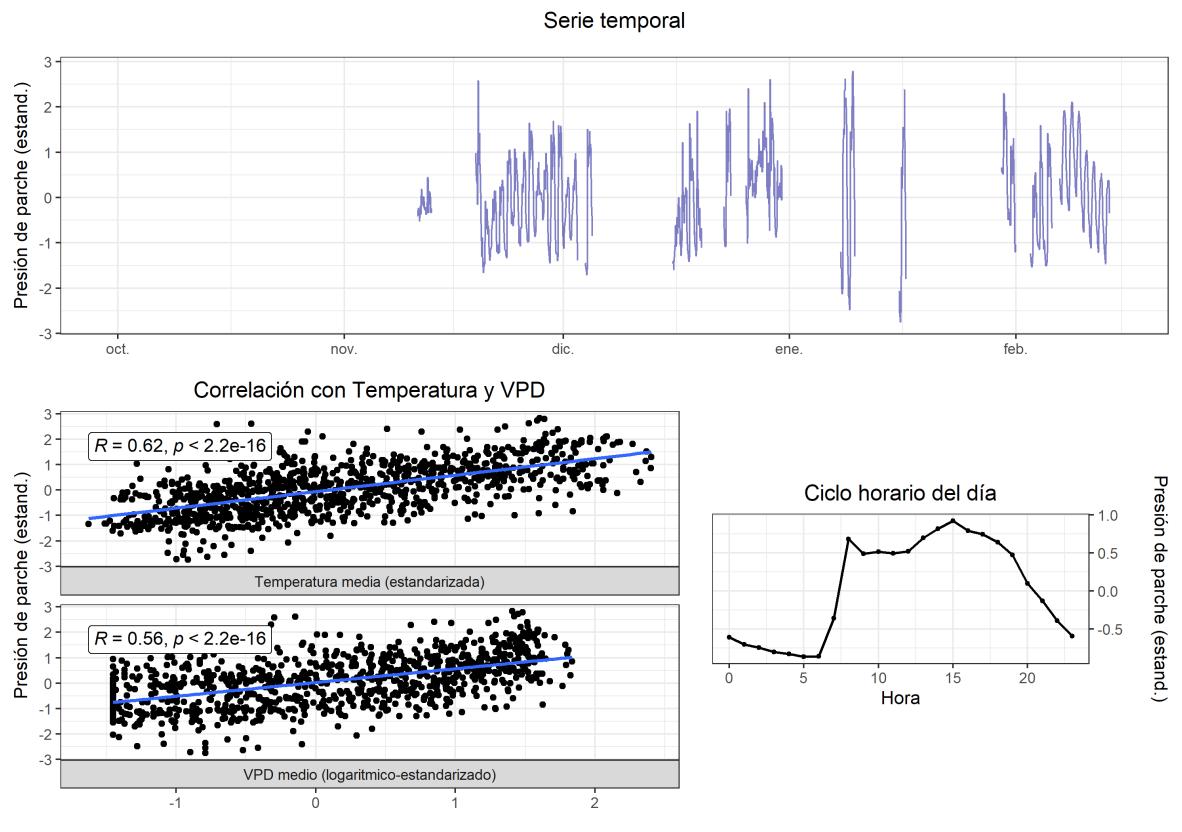
Unidad 2

Unidad 3

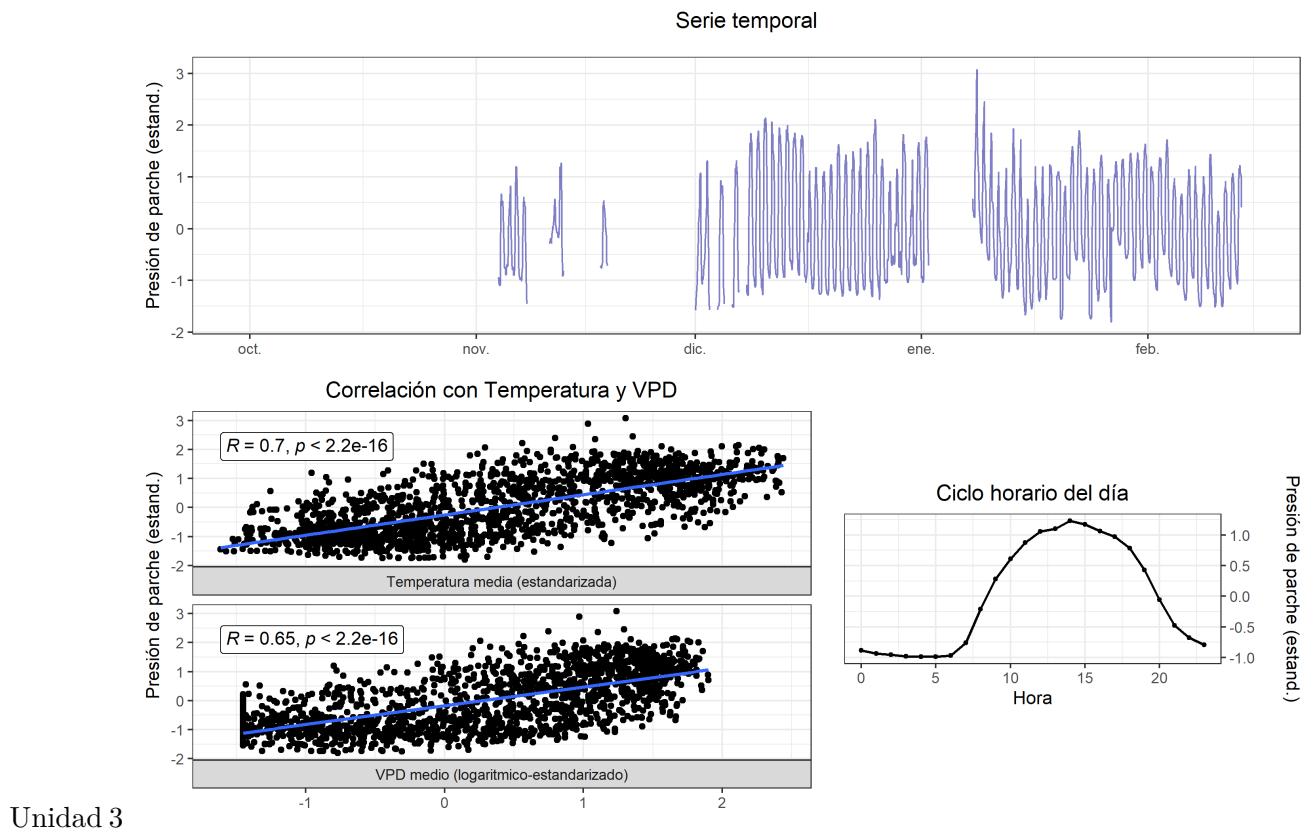


108 T4 (2023-2024)





Unidad 2

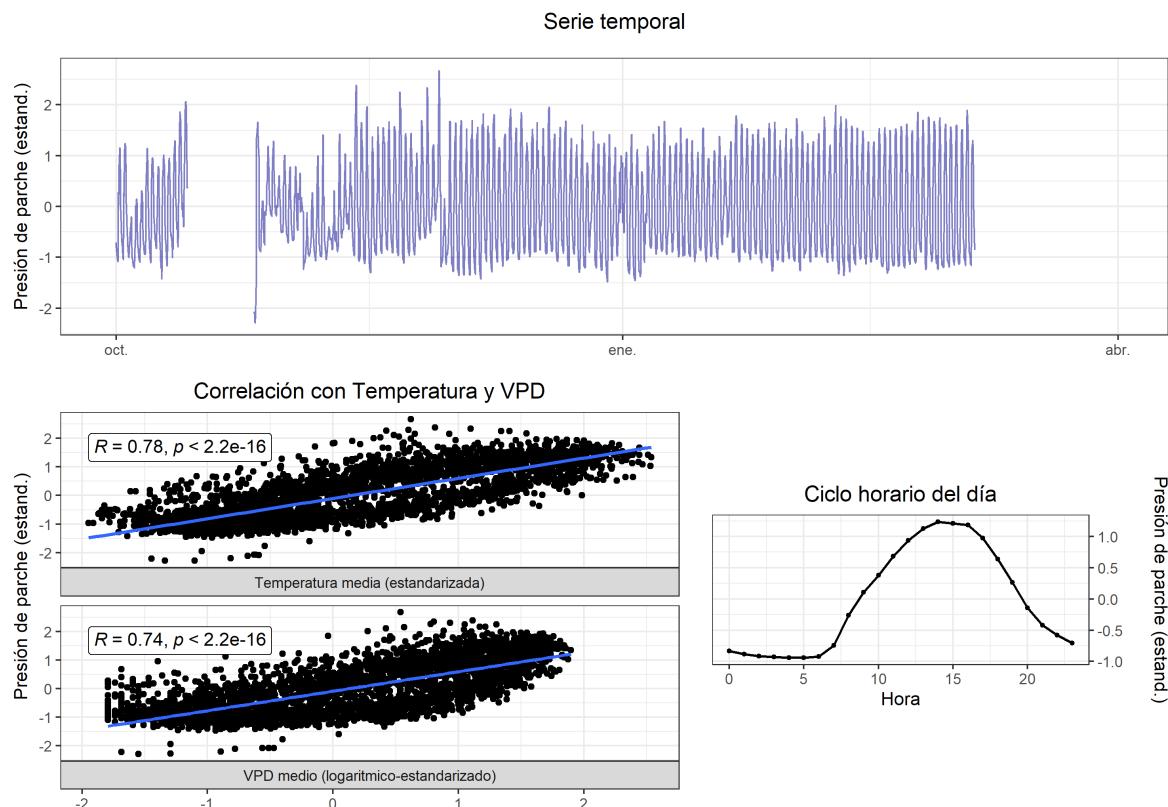


108.1 A nivel de tratamiento

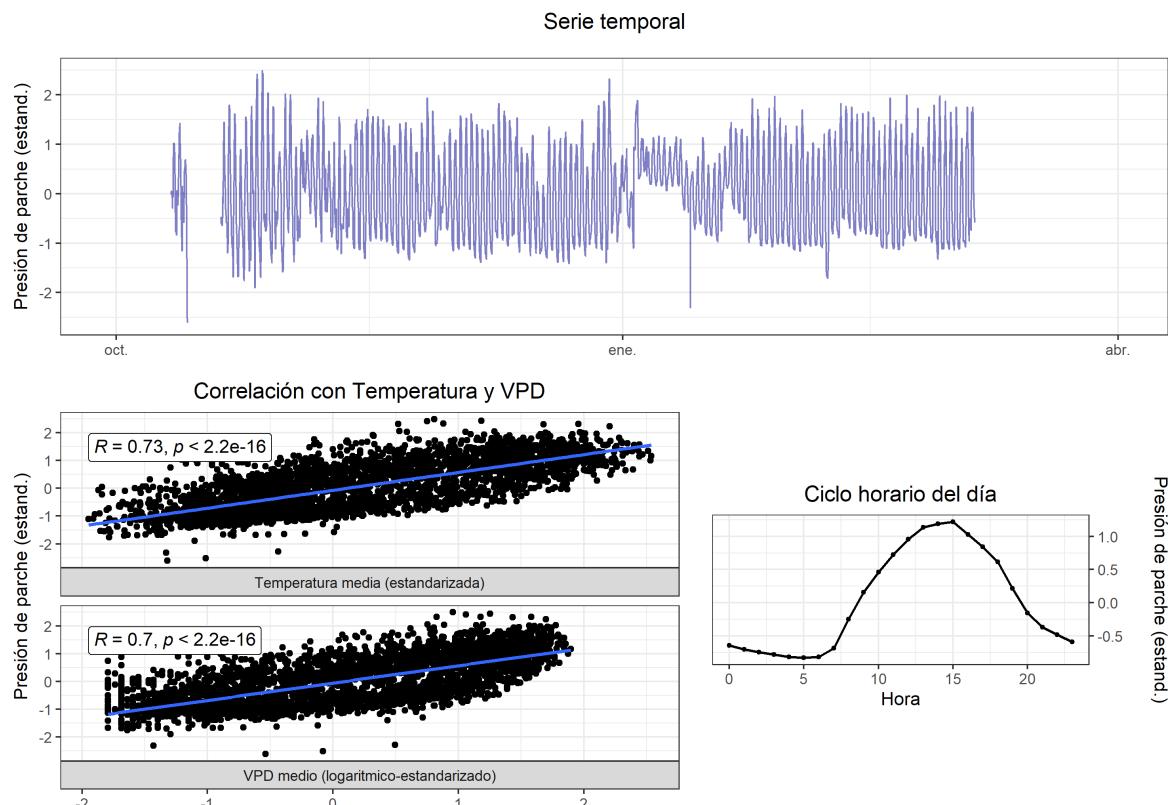
Para obtener el turgor preprocesado a nivel de tratamiento, se promediaron las series promediadas de cada unidad según tratamiento, obteniendo una serie única para cada tratamiento de en ambos sitios.

108.1.1 La Esperanza

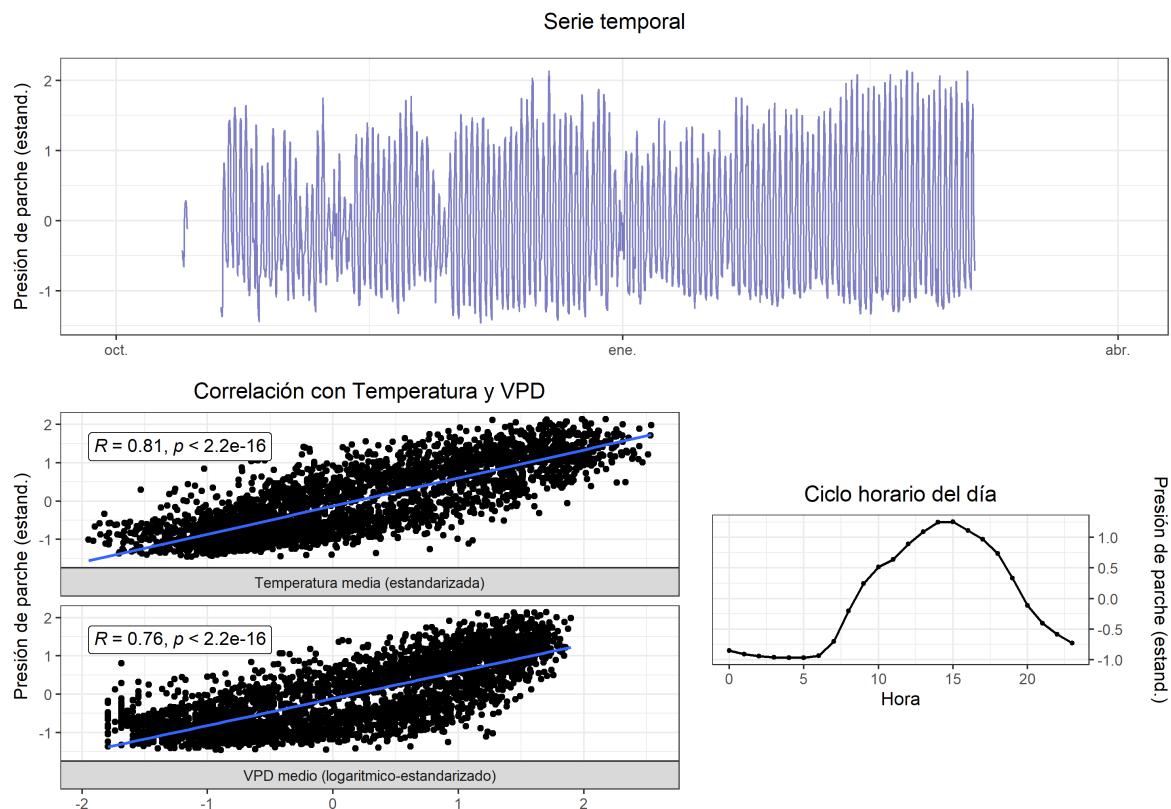
109 T1 (2022-2023)



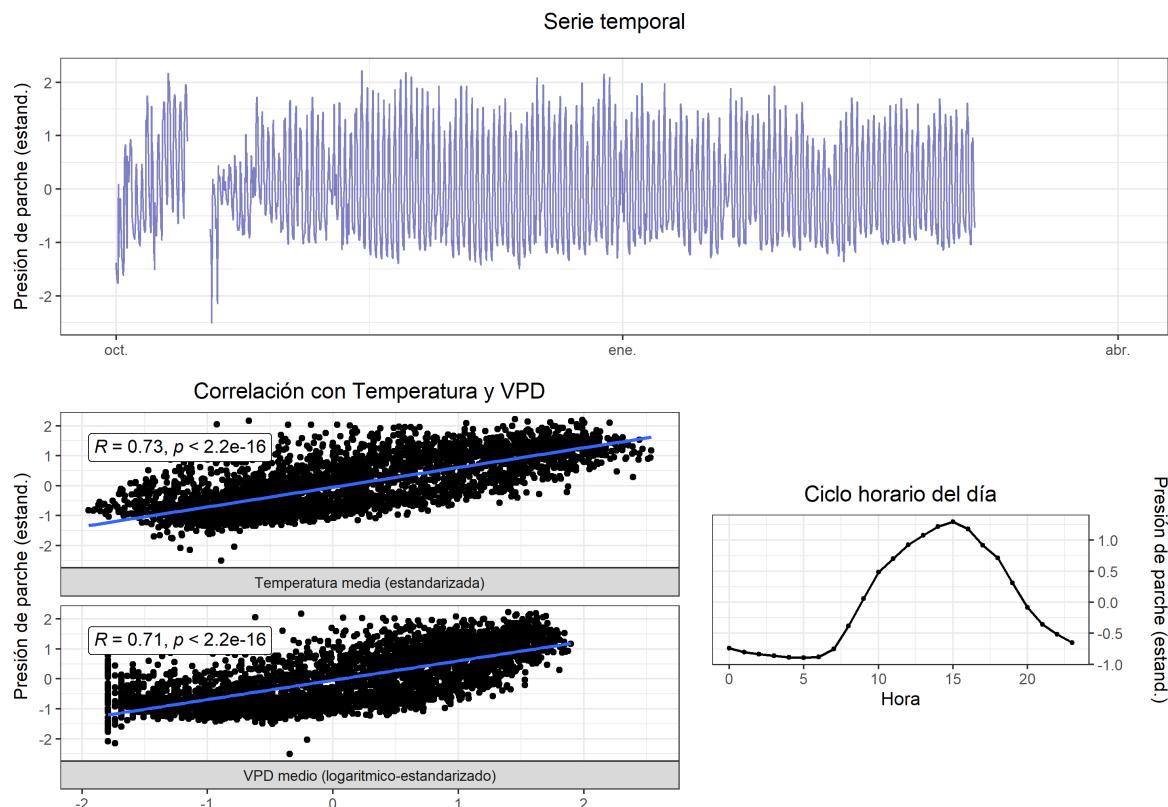
110 T2 (2022-2023)



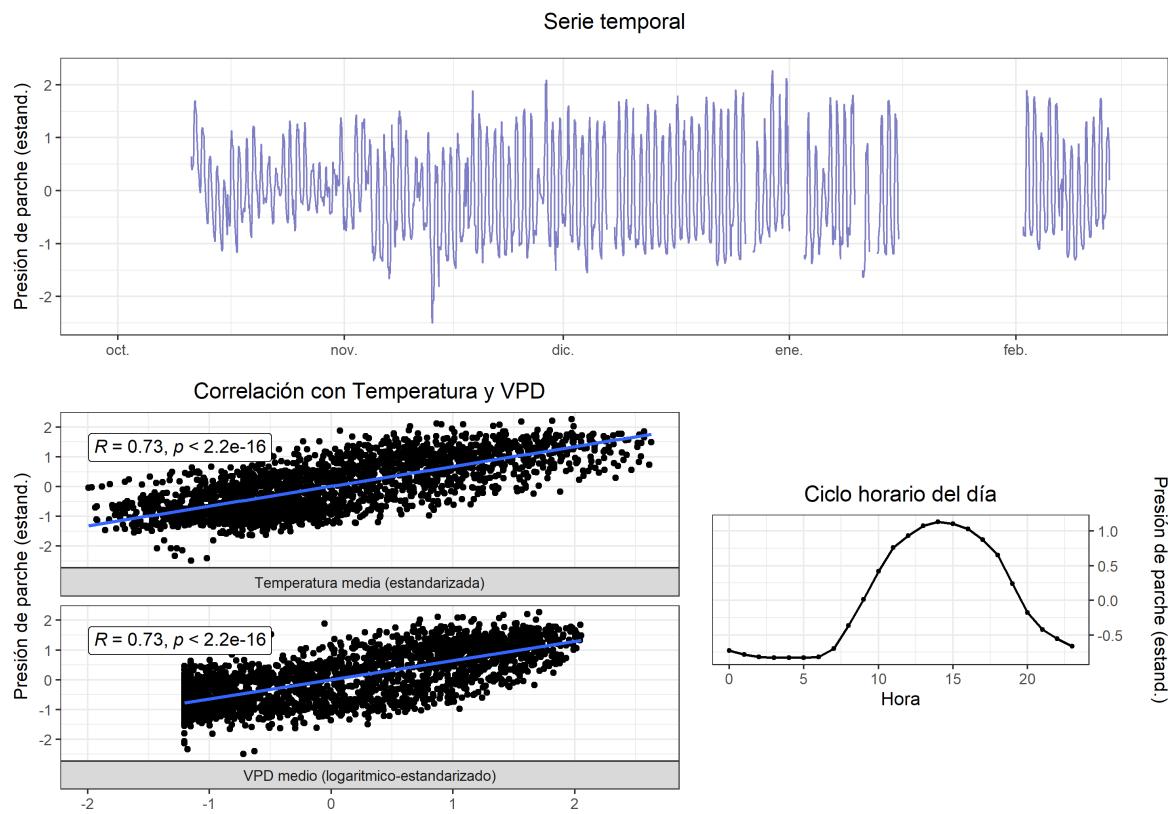
111 T3 (2022-2023)



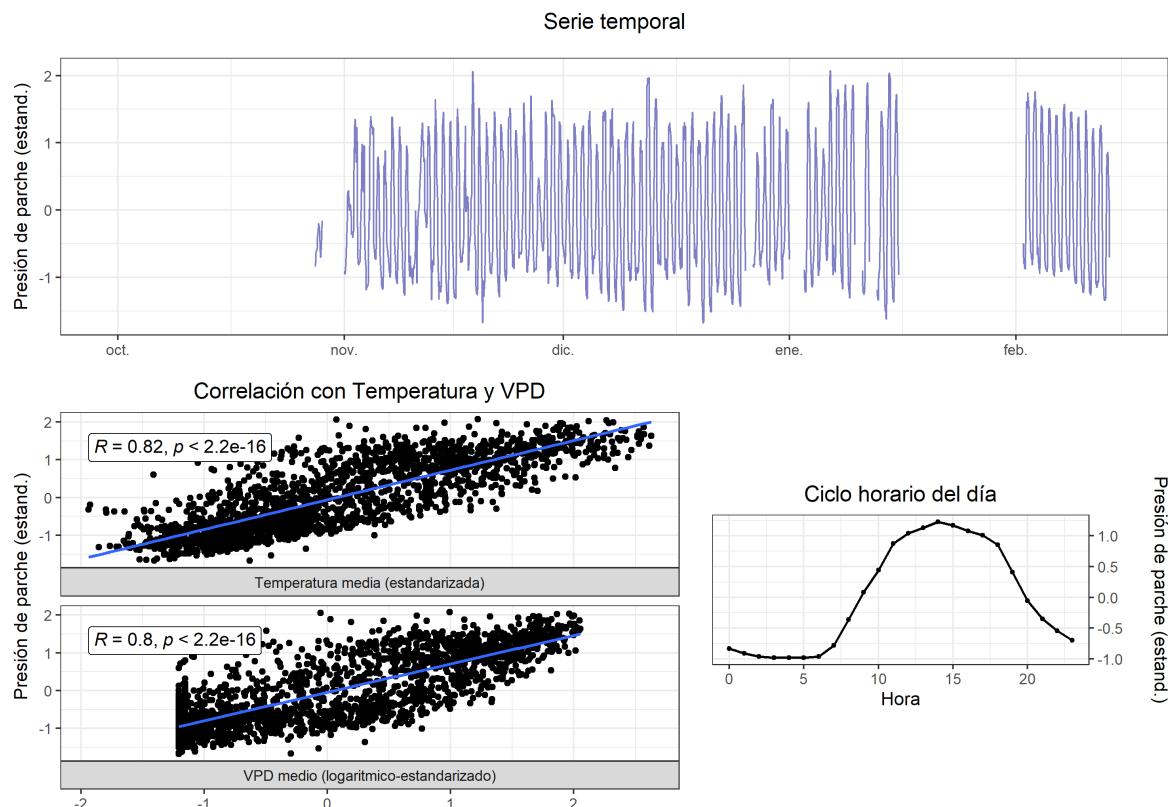
112 T4 (2022-2023)



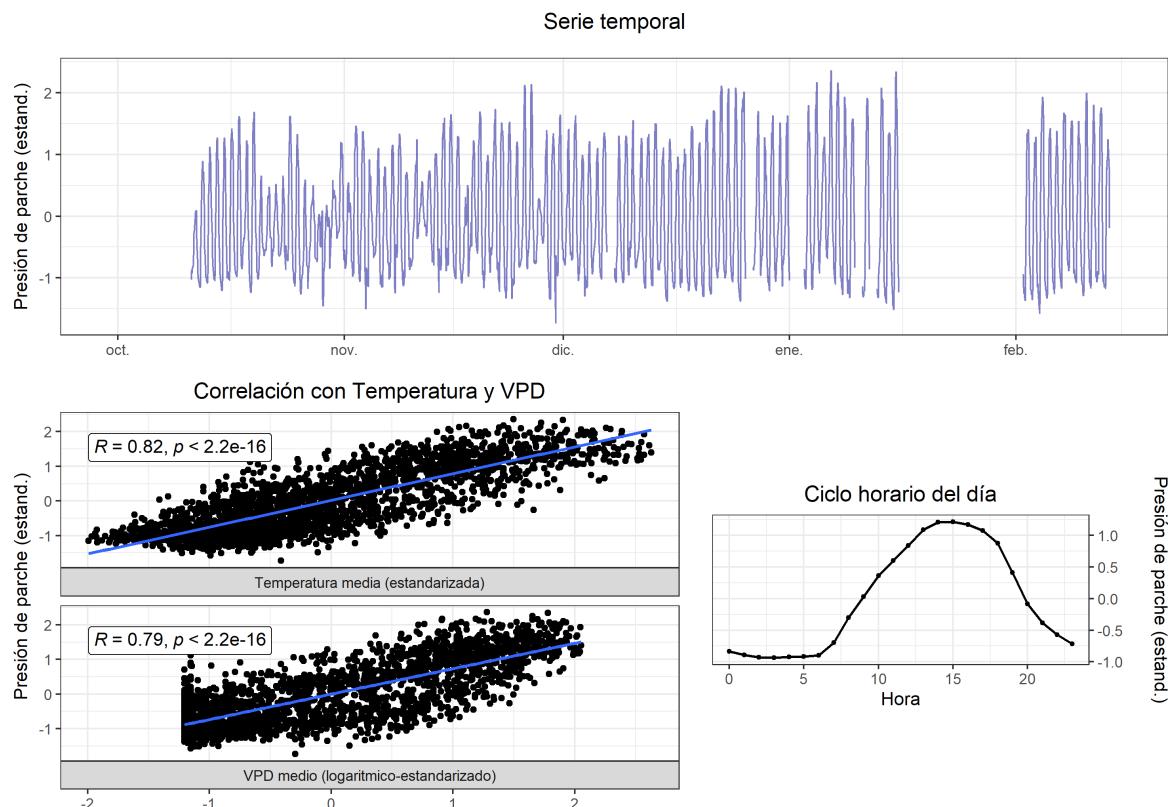
113 T1 (2023-2024)



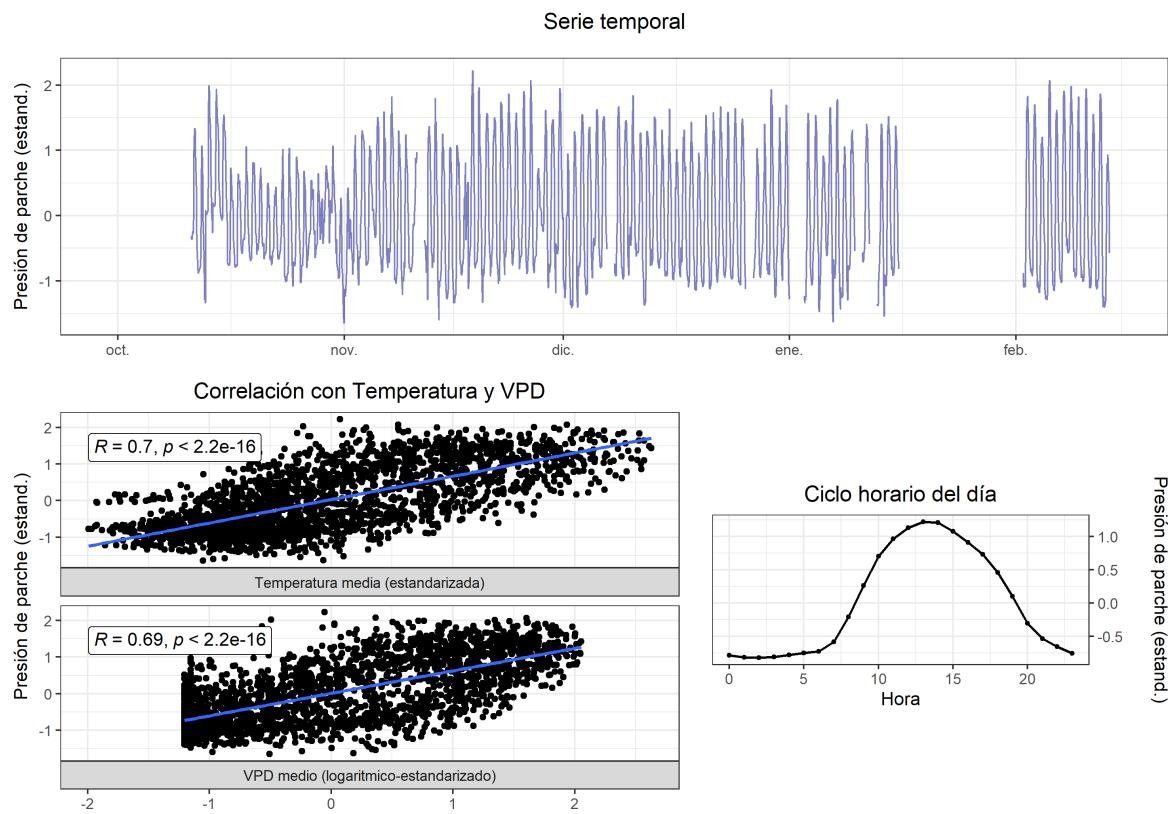
114 T2 (2023-2024)



115 T3 (2023-2024)

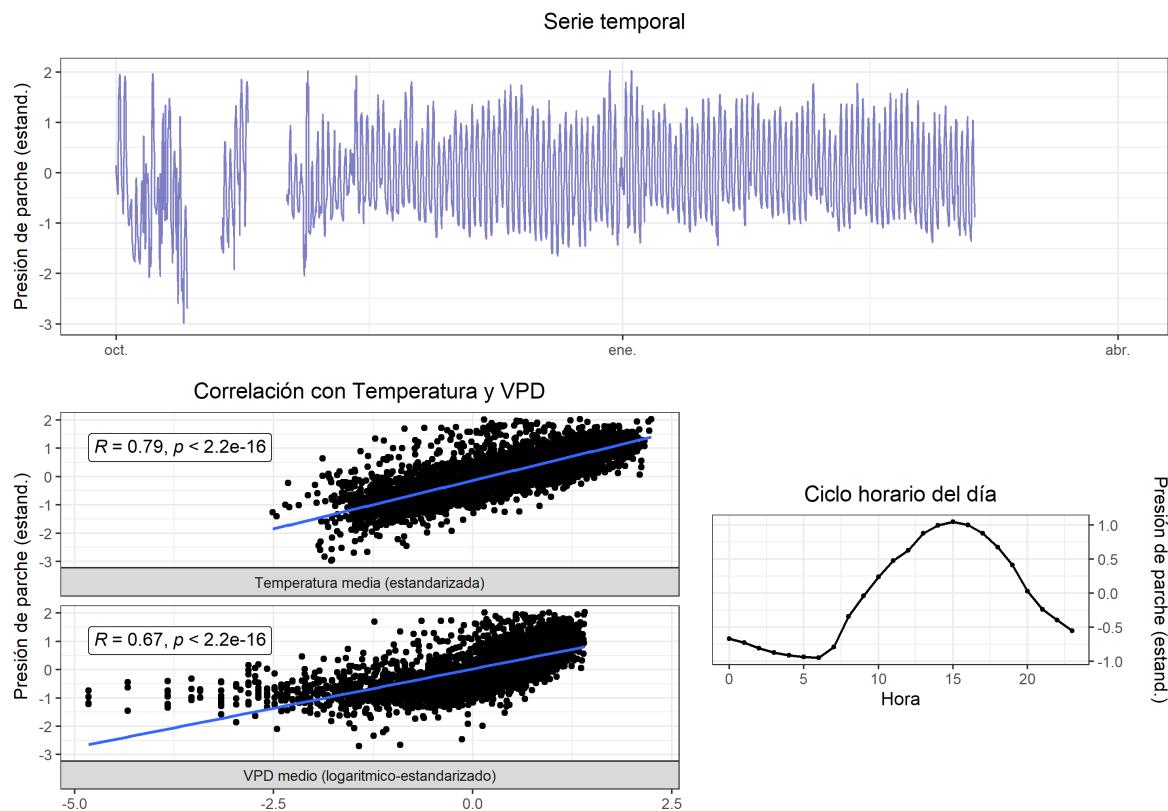


116 T4 (2023-2024)

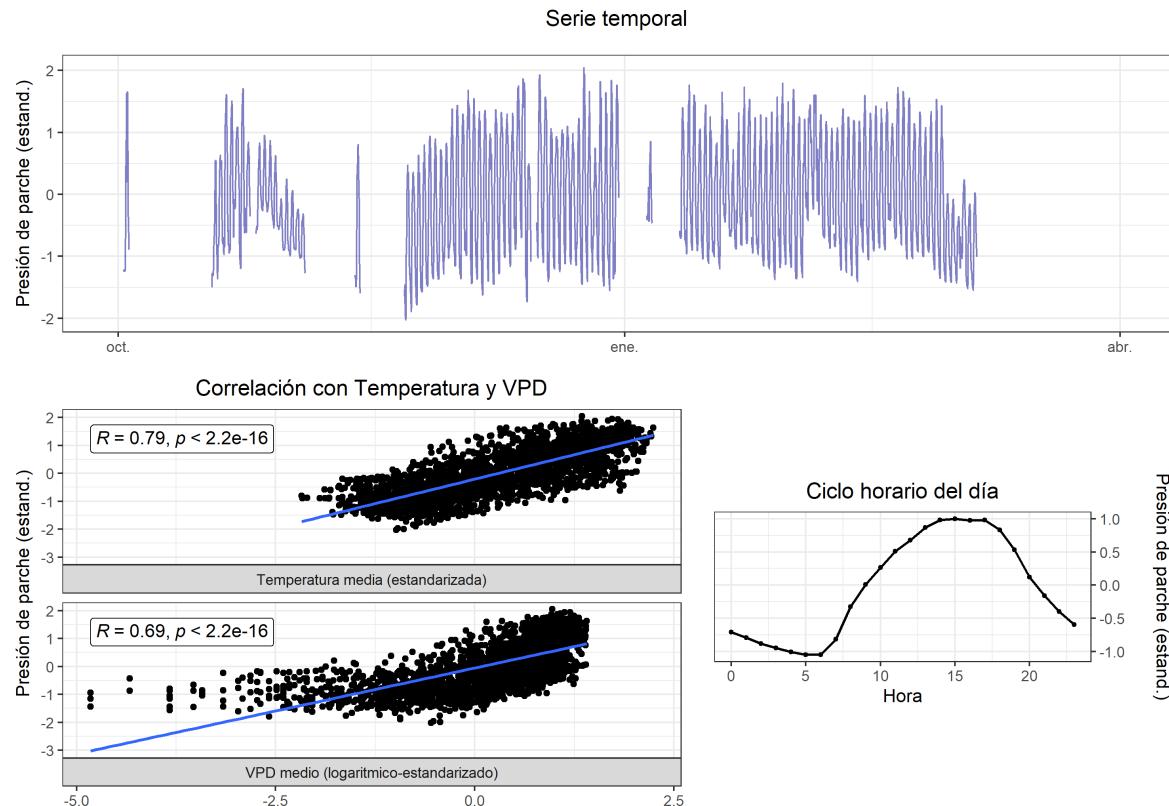


116.0.0.1 Rio Claro

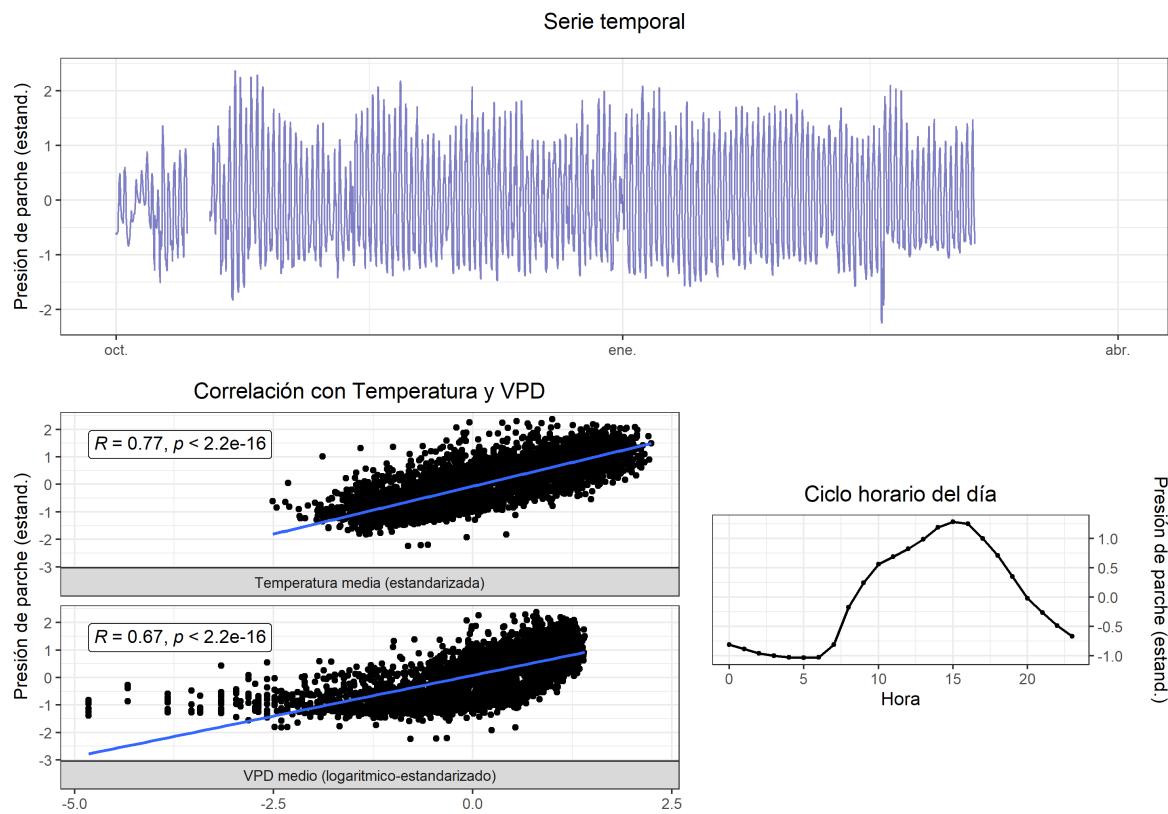
117 T1 (2022-2023)



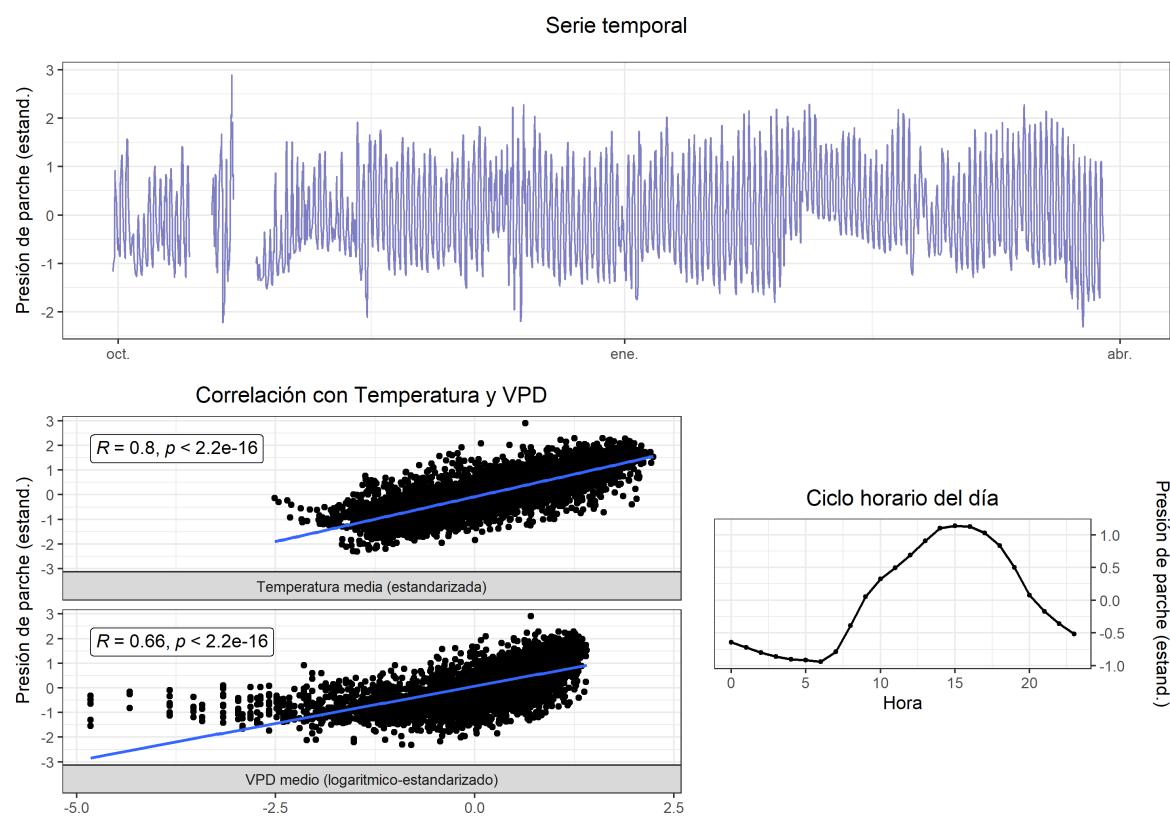
118 T2 (2022-2023)



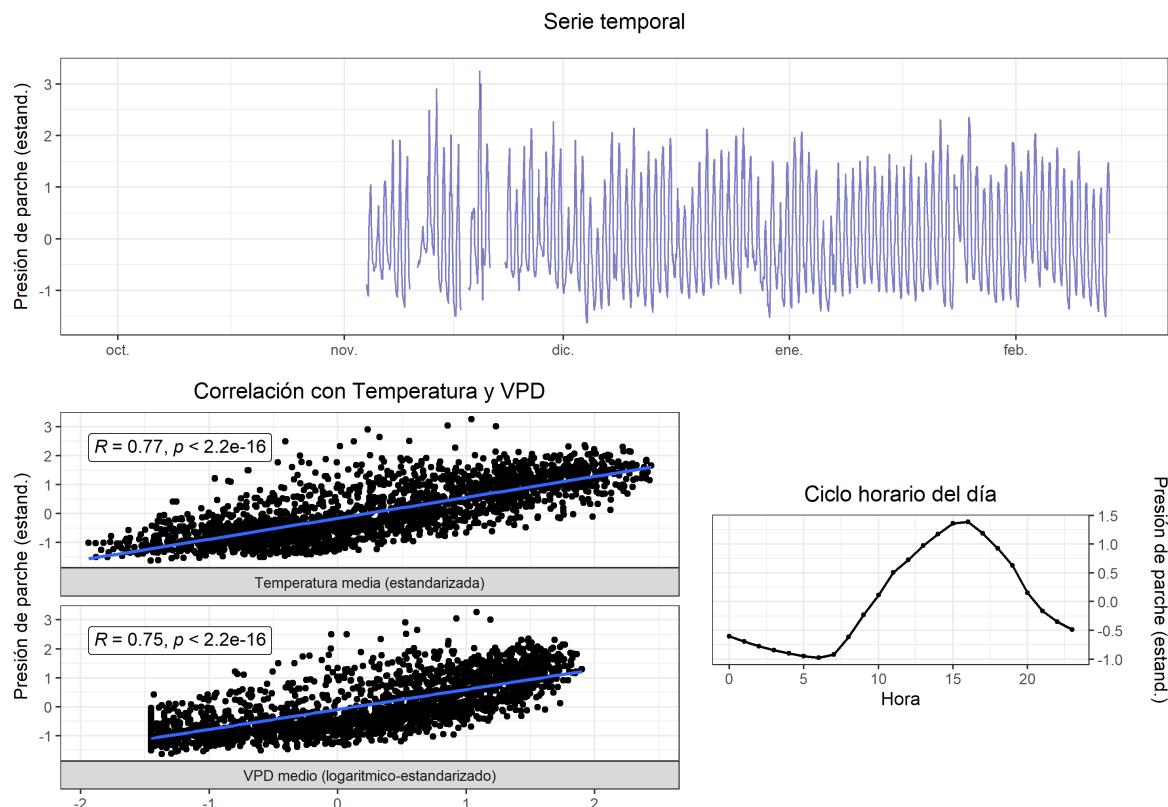
119 T3 (2022-2023)



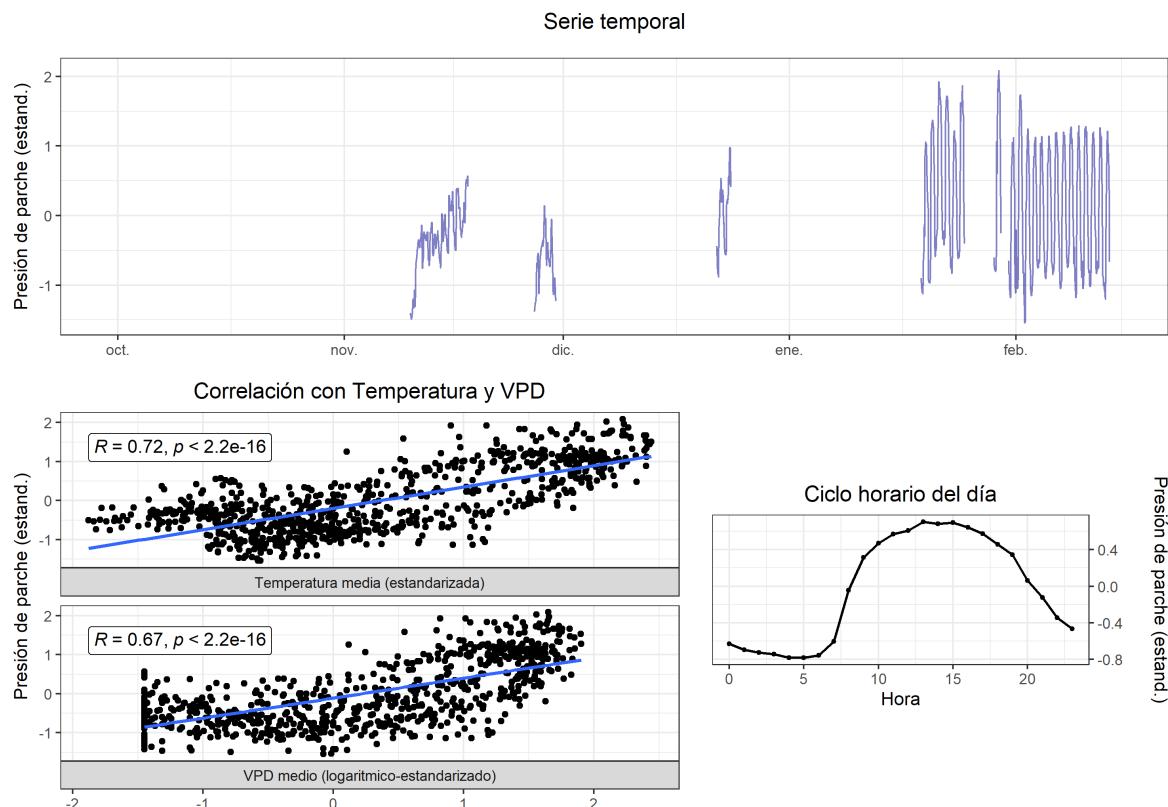
120 T4 (2022-2023)



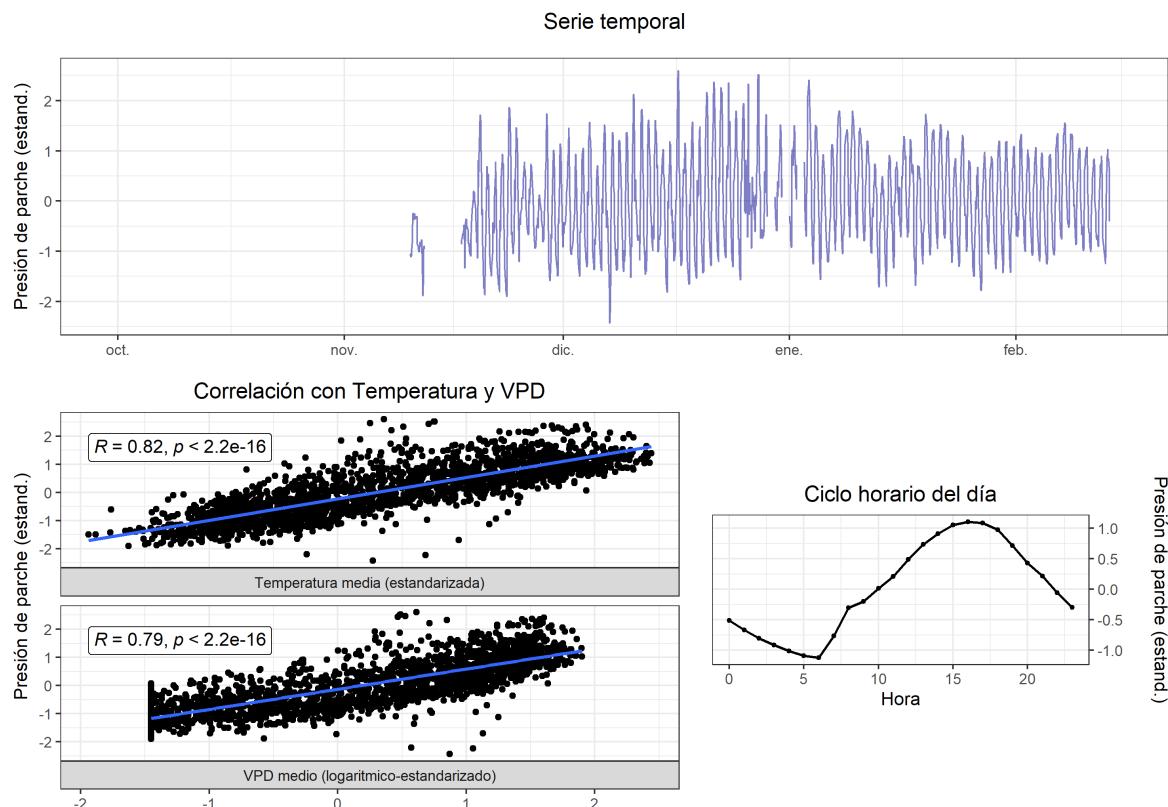
121 T1 (2023-2024)



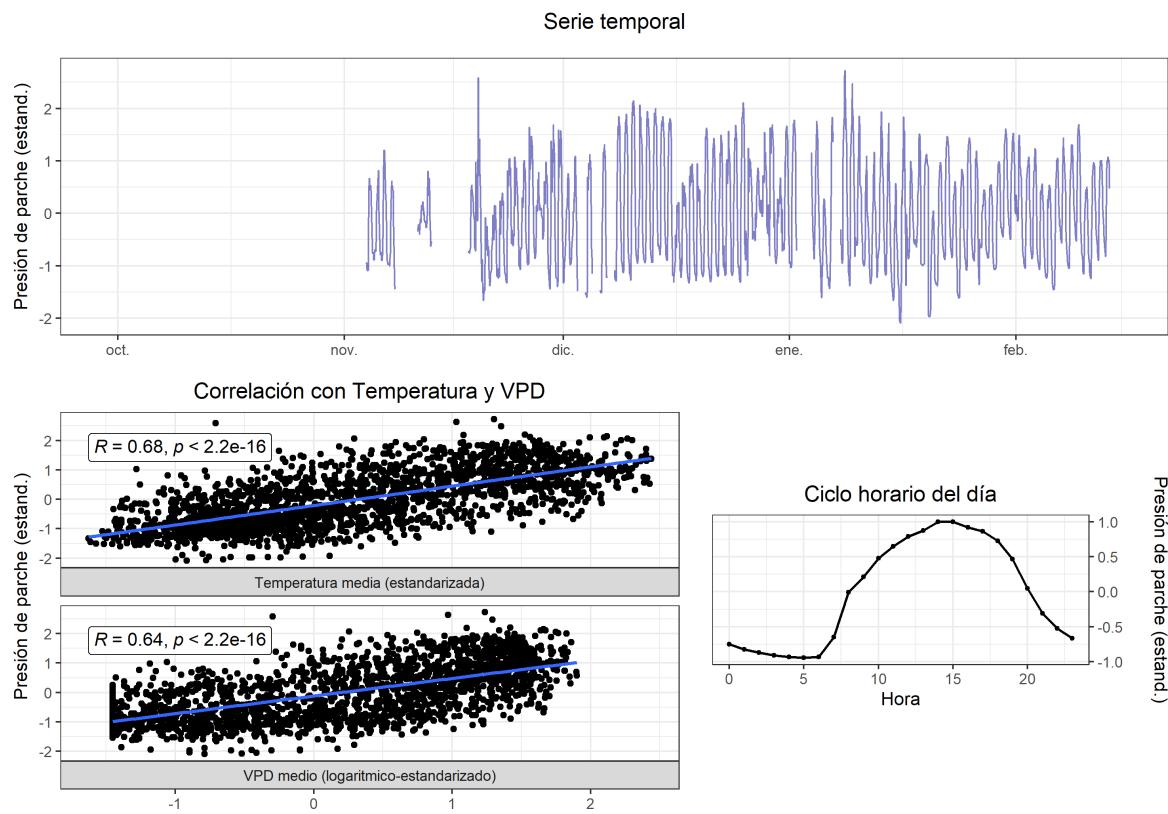
122 T2 (2023-2024)



123 T3 (2023-2024)



124 T4 (2023-2024)

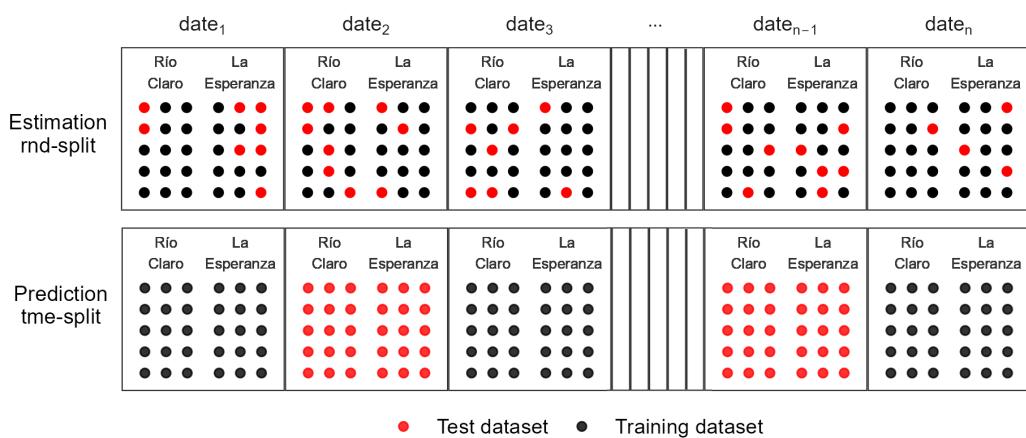


Parte V

Modelo de potencial y SatOri

125 Modelos predictivos de potencial

Los resultados del modelamiento de potencial se muestran a continuación. Se evaluaron 12 configuraciones mediante remuestreo, combinando tres algoritmos (RF, XGBoost y SVM), dos esquemas de partición y el uso o no de componentes principales (PLS). Los dos esquemas de partición corresponden a (i) un esquema aleatorio (rnd_split), donde los datos de entrenamiento y prueba se seleccionaron al azar, y (ii) un esquema temporal independiente (tme_split), en el que se usaron fechas separadas para entrenamiento y prueba. En ambos casos, el 75% de los datos se asignó al entrenamiento y el 25% a la prueba.

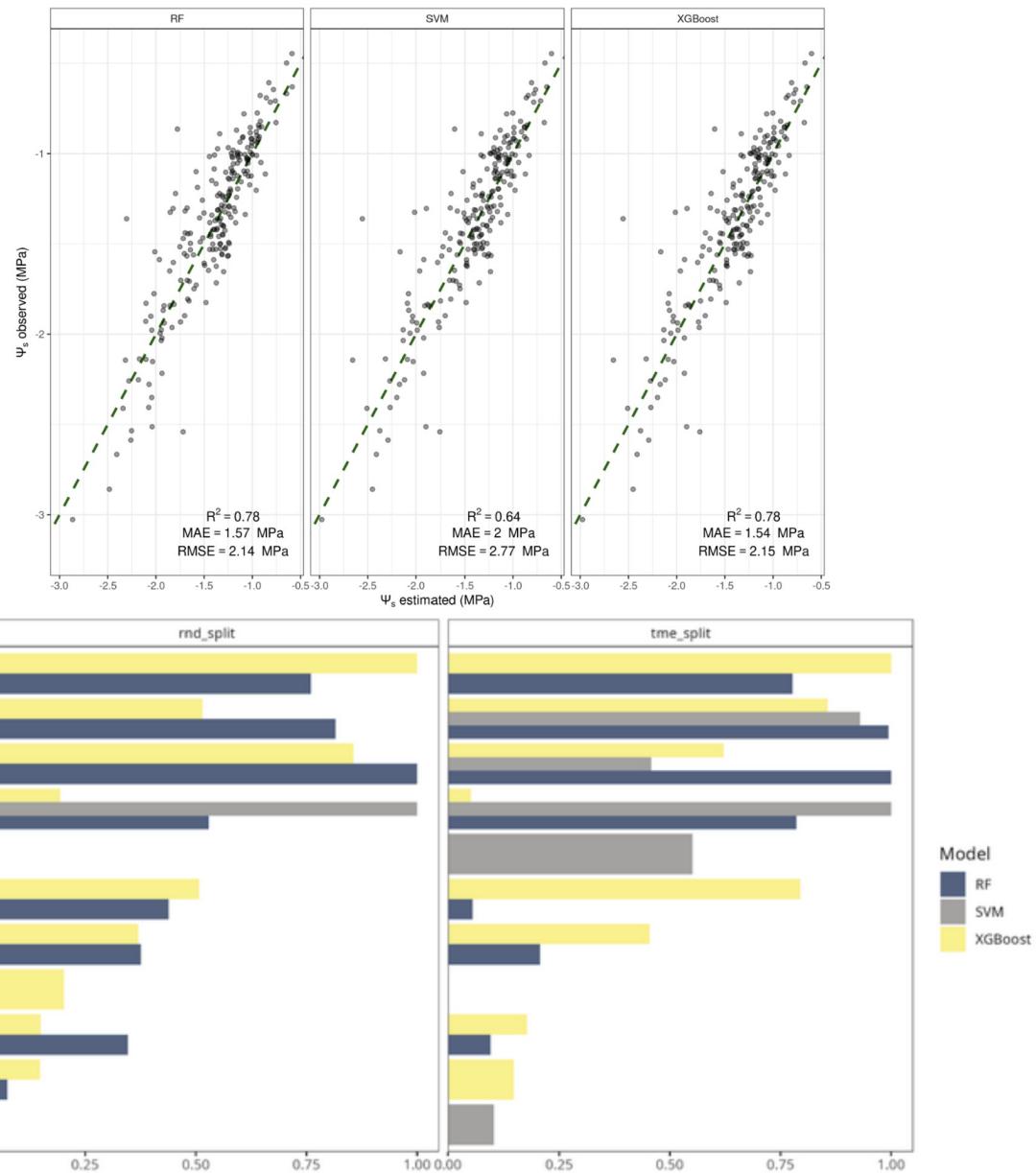


Bajo rnd_split, los valores de R^2 oscilaron entre 0.45 y 0.8, con XGBoost (0.77) y RF (0.76) obteniendo el mejor desempeño, seguidos por SVM (0.68). En tme_split, el rendimiento fue menor (R^2 entre 0.25 y 0.52), con diferencias menos marcadas entre modelos, destacando XGBoost, pls_SVM y SVM (~0.45).

Respecto a la importancia de las variables, los datos meteorológicos (ET0, VPD y temperatura) fueron los predictores más influyentes en ambos esquemas de partición. En rnd_split, SVM destacó la HR como variable clave, mientras que en tme_split, HR, VPD y temperatura fueron las más relevantes. Las variables derivadas de Sentinel-2 fueron secundarias en importancia, con MSI, DWSI y NDMI como los predictores más relevantes en ambos esquemas.

Tras la evaluación con remuestreo, los modelos fueron entrenados en el conjunto de prueba. En rnd_split, XGBoost y RF alcanzaron un R^2 de 0.76 y un RMSE de 0.24 MPa, mientras

que SVM obtuvo un R^2 de 0.62 y un RMSE de 0.3 MPa. En tme_split, el desempeño fue similar entre modelos ($R^2 = 0.59$), con RMSE entre 0.36 MPa (XGBoost) y 0.39 MPa (SVM). Se observó que el error aumentó en valores inferiores a -1.5 MPa, donde la escasez de datos limitó la capacidad predictiva de los modelos. Esta falta de información en condiciones de estrés hídrico severo se asocia con el cierre estomático, lo que puede afectar la producción y calidad del cultivo.



126 SatOri

126.1 Descripción general

El resultado final de este proyecto corresponde al prototipo de plataforma web SatOri, cuyo objetivo es la optimización del riego en ambos huertos de cerezos (Río Claro y La Esperanza).

Como se mencionó anteriormente, uno de los resultados del proyecto fue el desarrollo del modelo para la estimación del potencial hídrico xilemático con frecuencia diaria y de forma espacial. Además, para cada uno de los campos se logró obtener el punto umbral de potencial hídrico xilemático (TLP), el que corresponde al nivel mínimo al cuál puede llegar cada sector de riego.

Con el modelo de estimación diaria y espacial, más el umbral mínimo de potencial hídrico xilemático se implementó la plataforma web de SatOri.

126.2 Diseño de la aplicación

La aplicación fue creada en el lenguaje de programación R y con las plataformas de desarrollo [Github](#) y el servidor [Shinyapps](#).

En Github, mediante los “Github Actions” se automatizó la descarga de datos satelitales y meteorológicos de forma diaria para cada uno de los huertos, de acuerdo a disponibilidad. “Github Actions” se encarga de procesar los datos, suavizar los indicadores de vegetación obtenidos de Sentinel-2 y correr el modelo de machine learning, para estimar el potencial hídrico xilemático para cada día.

La plataforma fue creada con el paquete {shiny} de R.

126.2.1 Funcionamiento de la aplicación

El riego en los huertos frutales se realiza por sectores de riego, por lo que SatOri debe adaptarse a cómo se riega. Por lo tanto, una vez que se tiene estimado el potencial hídrico xilemático, se promedia su valor para cada sector de riego. Por otra parte, se tienen los valores de umbrales de riego mínimo para cada huerto. De acuerdo a esto, la plataforma define tres zonas de estado hídrico del sector de riego.

Esto se definió de la siguiente forma, la zona de color verde corresponde, a cuando el potencial hídrico xilemático se encuentra por sobre el umbral más un factor de seguridad. En este caso se asume que el sector se encuentra sin problemas de abastecimiento de agua. Luego, se tiene un sector amarillo, que se encuentra entre el punto umbral y el umbral más el factor de seguridad. Cuando el sector de riego llega a este nivel, la plataforma indica cuánto tiempo se debe regar. Esto lo realiza mediante el cálculo de la evapotranspiración de cultivo de los últimos dos días. Por último se tiene una zona naranja, la que indica que el sector de riego se encuentra por debajo del valor umbral. En este caso, la plataforma indica un tiempo de riego de acuerdo a los últimos cinco días de evapotranspiración de cultivo, esto con el objetivo de provocar un aumento rápido del estado hídrico.

126.3 Dashboard de la plataforma

En la Fig. 1 se muestra el dashboard de inicio de la plataforma SatOri. En él, se distinguen dos pestañas: “Panel” y “Resumen Temporada”. La Fig. 1 se encuentra desplegando las opciones de la pestaña “Panel”.



Figura 126.1: Figura 1: Dashboard ejemplo de la plataforma SatOri, pestaña “Panel”.

En los botones que se encuentran en la parte izquierda de la pantalla, el usuario puede seleccionar el huerto que quiere revisar, la temporada, y la fecha específica; para poder visualizar el potencial.

El mapa visualizará el potencial del huerto seleccionado y para el día seleccionado. En el mapa se puede pinchar en alguno de los sectores de riego. Al pinchar en alguno, los gráficos que se

encuentran a la derecha, mostraran los datos de potencial para dicho sector. La linea en rojo que se muestra, corresponde a los valores de potencial de los últimos siete días. Los colores, verde, amarillo y rojo, indican los diferentes niveles de estado hídrico que pueda alcanzar el sector. En el ejemplo, se ve que la linea para el sector de riego seleccionada se encuentra en verde por lo tanto no es necesario regar.

En el caso que la linea roja llegue a la zona de color amarillo, la plataforma dará un aviso de que es necesario regar e indicara el tiempo de riego para cada sector.

Por otra parte, en la parte superior de la aplicación, se muestra un resumen de cuantos sectores de riego están en verde, amarillo y rojo.

La Fig. 2 muestra la plataforma en la pestaña “Panel”. En este caso se muestra un mapa ampliado con el detalle de la variación del potencial hídrico xilemático durante toda la temporada para los sectores de riego.



Figura 126.2: Figura 2: Dashboard ejemplo plataforma SatOri, pestaña “Resumen Temporada”.

126.4 Acceso a la plataforma

Se puede acceder a la plataforma por medio de la página web de difusión del proyecto <https://s4tori.cl> o directamente por medio del link <https://s4tori.cl/app>.

References

- Blanco, Víctor, Ginés Benito Martínez-Hernández, Francisco Artés-Hernández, Pedro José Blaya-Ros, Roque Torres-Sánchez, y Rafael Domingo. 2019. «Water relations and quality changes throughout fruit development and shelf life of sweet cherry grown under regulated deficit irrigation». *Agricultural Water Management* 217. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.02.028>.
- Blanco, Victor, Roque Torres-Sánchez, Pedro José Blaya-Ros, Alejandro Pérez-Pastor, y Rafael Domingo. 2019. «Vegetative and reproductive response of “Prime Giant” sweet cherry trees to regulated deficit irrigation». *Scientia Horticulturae* 249. <https://doi.org/10.1016/j.scienta.2019.02.016>.
- Carrasco-Benavides, Marcos, Javiera Antunez-Quilobrán, Antonella Baffico-Hernández, Carlos Ávila-Sánchez, Samuel Ortega-Farías, Sergio Espinoza, John Gajardo, Marco Mora, y Sigfredo Fuentes. 2020. «Performance assessment of thermal infrared cameras of different resolutions to estimate tree water status from two cherry cultivars: An alternative to midday stem water potential and stomatal conductance». *Sensors (Switzerland)* 20. <https://doi.org/10.3390/s20123596>.
- Carrasco-Benavides, Marcos, Sergio Espinoza Meza, Jeissy Olguín-Cáceres, Diego Muñoz-Concha, Eduardo von Bennewitz, Carlos Ávila-Sánchez, y Samuel Ortega-Farías. 2020. «Effects of regulated post-harvest irrigation strategies on yield, fruit quality and water productivity in a drip-irrigated cherry orchard». *New Zealand Journal of Crop and Horticultural Science* 48. <https://doi.org/10.1080/01140671.2020.1721544>.
- E, Houghton, Bevandick K, Neilsen D, Hannam K, y Nelson L. 2023. «Effects of postharvest deficit irrigation on sweet cherry (*Prunus avium*) in five Okanagan Valley, Canada, orchards: II. Phenology, cold hardiness, fruit yield, and quality». *Canadian Journal of Plant Science* 100 (enero): 1-17.
- Garreaud, René D., Juan P. Boisier, Roberto Rondanelli, Aldo Montecinos, Hector H. Sepúlveda, y Daniel Veloso-Aguila. 2020. «The Central Chile Mega Drought (2010–2018): A climate dynamics perspective». *International Journal of Climatology* 40. <https://doi.org/10.1002/joc.6219>.
- González, Manuel. 2022. «La inserción comercial chilena en China: El caso de las cerezas». Universidad de Chile.
- Halbritter, Aud H., Amy Eycott, Sabine Reinsch, y Hans De Boeck. 2020. «The handbook for standardised field and laboratory measurements in terrestrial climate-change experiments and observational studies (ClimEx)». *Methods in Ecology and Evolution* 11 (1): 22-37.
- Hurlbert, Margot, y Joyeeta Gupta. 2017. «The adaptive capacity of institutions in Canada, Argentina, and Chile to droughts and floods». *Regional Environmental Change* 17. <https://doi.org/10.1007/s10113-017-1170-2>.

<https://doi.org/10.1007/s10113-016-1078-0>.

- Jiménez-Suancha, Sonia Constanza, Oscar Humberto Álvarado S., y Helber Enrique Balaguera-López. 2015. «Fluorescencia como indicador de estrés en *< i>Helianthus annuus</i>* L. Una revisión». *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas* 9. <https://doi.org/10.17584/rcch.2015v9i1.3753>.
- Küpper, Hendrik, Zuzana Benedikty, Filis Morina, Elisa Andresen, Archana Mishra, y Martin Trtílek. 2019. «Analysis of OJIP Chlorophyll Fluorescence Kinetics and QA Reoxidation Kinetics by Direct Fast Imaging». *Plant Physiology* 179 (febrero): 369-81.
- Linke, Manfred, Werner B. Herppich, y Martin Geyer. 2010. «Green peduncles may indicate postharvest freshness of sweet cherries». *Postharvest Biology and Technology* 58. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2010.05.014>.
- López-Olivari, R., y F. Ortega-Klose. 2021. «Response of red clover to deficit irrigation: dry matter yield, populations, and irrigation water use efficiency in southern Chile». *Irrigation Science* 39. <https://doi.org/10.1007/s00271-020-00693-0>.
- Marsal, Jordi, G. Lopez, J. del Campo, M. Mata, A. Arbones, y J. Girona. 2010. «Postharvest regulated deficit irrigation in 'Summit' sweet cherry: Fruit yield and quality in the following season». *Irrigation Science* 28. <https://doi.org/10.1007/s00271-009-0174-z>.
- McCutchan, Harold, y K. A. Shackel. 2019. «Stem-water Potential as a Sensitive Indicator of Water Stress in Prune Trees (*Prunus domestica* L. cv. French)». *Journal of the American Society for Horticultural Science* 117. <https://doi.org/10.21273/jashs.117.4.607>.
- Moreno, González, Perales Vela, y Martha O Salcedo Alvarez. 2008. «LA FLUORESCENCIA DE LA CLOROFILA a COMO HERRAMIENTA EN LA INVESTIGACIÓN DE EFECTOS TÓXICOS EN EL APARATO FOTOSINTÉTICO DE PLANTAS Y ALGAS». *Revista de Educación Bioquímica* 27.
- Pechan, Paul, Fabian Obster, Marchioro Linda, y Bohle Heidi. 2023. «Climate change impact on fruit farm operations in Chile and Tunisia.Climate change impact on fruit farm operations in Chile and Tunisia.» *AgriRxiv*, enero.
- Peña-Guerrero, M. D., A. Nauditt, C. Muñoz-Robles, L. Ribbe, y F. Meza. 2020. «Drought impacts on water quality and potential implications for agricultural production in the Maipo River Basin, Central Chile». *Hydrological Sciences Journal* 65. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1711911>.