

Revista de Gestión Ambiental

Volumen 394 ,noviembre de 2025, 127439

Artículo de investigación

Optimización de la gestión del agua: identificación de estrategias para mejorar la eficiencia del riego en condiciones de sequía

Álvaro Luque-Sánchez ^a ⊠ ,Juan Manuel Díaz-Cabrera ^a ⊠ ,Adela Pérez Galvín ^b ⊠ , Juan Carlos Gámez-Granados ^c ⊠ ,Isabel Luisa Castillejo-González ^d ∠ ⊠

Reflejos

- Se analizó el nexo agua-energía durante un período de sequía en la agricultura de regadío.
- Las reducciones en la asignación de agua inducidas por la sequía desencadenaron cambios en la gestión.
- Se identificaron cuatro perfiles de carga diaria combinando los métodos K-Means y Elbow.
- Un análisis temporal reveló tendencias diarias, semanales y estacionales durante la sequía.
- La sensorización del agua en estanques mejora el control y reduce la demanda eléctrica.

Abstracto

Este estudio analiza la relación agua-energía en una comunidad de riego tradicional no sensorizada en condiciones de sequía (2020-2024) para identificar estrategias de gestión que mejoren la eficiencia del

riego. Los datos de demanda eléctrica del 15 de mayo al 15 de octubre, cuando las condiciones climáticas son más desfavorables y la estacionalidad de los cultivos impulsa la demanda máxima de riego, se examinaron mediante la agrupación de K-medias, que reveló cuatro perfiles de carga diaria recurrentes cada año. Un análisis posterior de estos perfiles mostró un cambio significativo tanto en la distribución como en la variabilidad de la demanda energética, con una reducción de la potencia máxima de aproximadamente el 40 % debido a la escasez de agua. En 2024, tras la implementación de nuevas estrategias de gestión, el uso de la energía se volvió más eficiente: la demanda máxima disminuyó aún más, se introdujo un pico secundario para alinearse con los períodos de mayor caudal fluvial y se redujo la variabilidad diaria. Finalmente, se examinó la distribución temporal del perfil de carga para detectar tendencias diarias y semanales a lo largo de la campaña de verano. Los resultados confirmaron las tendencias previas, destacando la reducción progresiva del consumo de agua durante la sequía, cuyo impacto más grave se observó en 2023. En cambio, 2024 se caracterizó por un patrón de consumo más organizado y eficiente, tras la adopción de mejores medidas de gestión del agua. Los hallazgos subrayan la importancia crucial de las estrategias adaptativas de gestión del agua durante condiciones de sequía extrema, permitiendo a las comunidades de regantes adaptar eficazmente sus prácticas en respuesta a la disponibilidad limitada de agua.

<	anterior	Siguiente	>
---	----------	-----------	---

Palabras clave

Sequía; Sensorización; Gestión sostenible del riego; Nexo agua-energía

1. Introducción

La sociedad moderna está experimentando transformaciones significativas y la humanidad enfrenta uno de sus mayores desafíos: mitigar el impacto del cambio climático dentro del marco interconectado de una economía globalizada, donde las acciones locales tienen consecuencias de gran alcance (Carter et al., 2021). Por lo tanto, los recursos naturales deben utilizarse de la manera más eficiente posible para garantizar la seguridad alimentaria sostenible, especialmente considerando los efectos concurrentes del cambio climático y la creciente demanda de alimentos impulsada por el crecimiento continuo de la población (Maja y Ayano, 2021). El consumo de agua de los cultivos depende en gran medida del área cultivada, la etapa fenológica y las condiciones meteorológicas predominantes. Se estima que el sector agrícola representa el 70% de las extracciones mundiales de agua dulce (Koncagül et al., 2024), con porcentajes aún mayores en algunos países en desarrollo (Bashe et al., 2023). Según Connor y Chaves Pacheco (2024) , aproximadamente el 80 % de los empleos en los países de bajos ingresos y el 50 % en los de altos ingresos dependen de la disponibilidad de agua, lo que refleja la importancia de la agricultura en el mercado laboral. Por lo tanto, el riego es un sector estratégico que no solo garantiza la producción de alimentos, sino que también desempeña un papel crucial en la lucha contra la despoblación rural, impulsando el desarrollo económico de estas regiones.

Sin embargo, las reservas de agua en muchas regiones agrícolas se ven cada vez más amenazadas por variaciones significativas en los patrones meteorológicos locales, lo que provoca sequías temporales o permanentes. Aproximadamente la mitad de la población mundial experimenta una grave escasez de agua durante al menos una parte del año (Calvin et al., 2023). Además, se espera que el cambio

climático futuro cause alteraciones aún más pronunciadas en los patrones de precipitación, lo que limitará aún más la productividad agrícola (Ahmed et al., 2023). Estas condiciones a menudo se ven agravadas por prácticas insostenibles que promueven la sobreexplotación del agua. En respuesta, los sistemas de riego en regiones con escasez de agua están evolucionando para optimizar el uso del agua y mejorar la resiliencia en las comunidades afectadas por la variabilidad de las precipitaciones. Estas comunidades también enfrentan presiones socioeconómicas y ambientales emergentes que amenazan su sostenibilidad económica y ecológica (Fernald et al., 2012). Una respuesta clave del sector agrícola es la adopción de la agricultura de precisión, también conocida como agricultura inteligente o agricultura 4.0. Estos enfoques se basan en metodologías avanzadas de adquisición y análisis de datos para respaldar la gestión eficiente de los insumos, incluidos el agua, los herbicidas, las semillas o el combustible (Masud Cheema et al., 2023). El modelado de las condiciones de los cultivos, las características del suelo y la información meteorológica permite optimizar el consumo de agua y energía, lo que contribuye a un sistema de producción más sostenible. La agricultura de precisión contribuye a mejorar la producción de cultivos y a reducir las pérdidas de agua y nutrientes, minimizando así el impacto ambiental de las actividades agrícolas (Abdullah y Kadhim, 2021; Sishodia et al., 2020). El uso de datos de las comunidades de riego como herramienta de toma de decisiones ha demostrado su potencial para conservar el agua y prevenir el estrés de los cultivos en sistemas de riego de circuito cerrado (Bwambale et al., 2022; Lakhiar et al., 2024). Este enfoque desempeña un papel crucial en el avance de los Objetivos de Desarrollo Sostenible relacionados con el agua de las Naciones Unidas, en particular el ODS 6: Agua limpia y saneamiento (Rosa et al., 2020). Por tanto, optimizar la asignación y gestión de los recursos hídricos para riego agrícola representa una estrategia clave para promover el uso sostenible de los recursos hídricos (Huang et al., 2022).

Dado que el uso del agua implica el consumo de energía, mejorar la eficiencia de los recursos energéticos también es esencial en la agricultura inteligente (Vora et al., 2017). El nexo agua-energía es particularmente relevante en las comunidades de riego. Como el riego está estrechamente vinculado a las necesidades energéticas requeridas por los sistemas de riego modernos, analizar el uso del agua y la facturación de la energía es crucial para una gestión eficaz. Las fluctuaciones en los mercados energéticos afectan directamente el costo de la producción de alimentos, y el uso intensivo de los recursos naturales tiene consecuencias ambientales. Para abordar estos desafíos, se están implementando técnicas innovadoras para mejorar la eficiencia del uso del agua (Tarjuelo et al., 2015). Los esfuerzos de modernización incluyen reemplazar el riego de superficie con sistemas presurizados, que reducen la pérdida de agua pero aumentan la demanda de energía (Berbel et al., 2019). Las tecnologías de riego inteligente han demostrado ser especialmente relevantes en tales contextos, donde los sistemas presurizados pueden reducir los costos operativos al tiempo que aumentan la resiliencia a la volatilidad de los recursos (Gupta et al., 2025). Sin embargo, estos sistemas presentan desafíos para las pequeñas comunidades de riego, donde los agricultores deben realizar una transición gradual a prácticas de riego más modernas debido a limitaciones económicas y sociales. La fase inicial de esta transición puede implicar la implementación de sistemas de monitoreo de agua basados en el Internet de las Cosas (IoT) y redes de sensores inalámbricos para automatizar la programación del riego, optimizar el uso del agua y apoyar las estrategias de conservación (Ahmad et al., 2024; Farag y Pérez-Pérez, 2025). En ese sentido, las estrategias de riego precisas contribuyen a aumentar el rendimiento de los cultivos, a la vez que conservan los recursos hídricos (Rachakonda, 2024).

Se prevé que el cambio climático tenga un profundo impacto en los sistemas de asignación de agua para riego, lo que exige una reevaluación de las estrategias actuales para garantizar la gestión sostenible

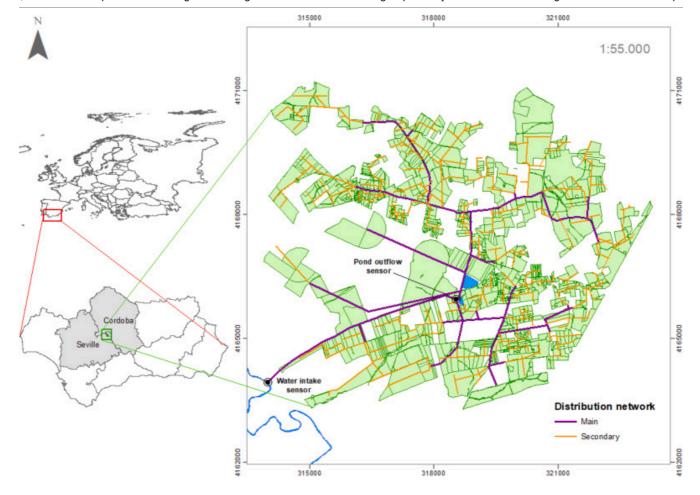
de los recursos hídricos (Chen et al., 2024). Estos cambios aumentarán la competencia por el agua de riego, impulsando los esfuerzos para minimizar el uso del agua en la agricultura mediante la mejora de la productividad hídrica mediante prácticas y tecnologías eficientes (Kropp et al., 2019). Este estudio se basa en la hipótesis de que las estrategias adaptativas de gestión del agua, respaldadas por la sensorización, las plataformas de control digital y la optimización de las tarifas eléctricas, pueden mejorar significativamente la eficiencia del riego en condiciones de sequía, en particular en el contexto del nexo agua-energía.

La investigación tiene como objetivo analizar la evolución del uso de energía en respuesta a la escasez de agua (2020-2024) identificando patrones de consumo recurrentes que reflejen comportamientos de riego, evaluando la efectividad de las estrategias de gestión implementadas y evaluando mejoras de eficiencia a través de la reducción de la variabilidad en los perfiles de consumo diario.

2. Material y métodos

2.1. Área de estudio

El estudio se llevó a cabo en la Comunidad de Regantes de El Villar, una región agrícola que abarca 2726 ha distribuidas en 692 campos ubicados en las provincias de Córdoba y Sevilla, en la región andaluza del sur de España (37,63° N y 5,05° O, Datum WGS84) (Fig. 1). Andalucía, la región más meridional de la Península Ibérica, tiene un clima mediterráneo continentalizado caracterizado por una fuerte variabilidad estacional. Esta zona es una de las más cálidas de Europa, con inviernos cortos y suaves con precipitaciones poco frecuentes e irregulares, y veranos largos, calurosos y secos. Los inviernos suelen incluir abundantes días soleados con temperaturas diurnas suaves, mientras que las temperaturas nocturnas pueden descender significativamente, llegando ocasionalmente a cero. Las nevadas son extremadamente raras. Los veranos se caracterizan por temperaturas extremadamente altas, que a menudo alcanzan los 42-43 °C en los días más calurosos. La precipitación anual media es de aproximadamente 550 mm, concentrada principalmente en otoño e invierno, con prácticamente ninguna lluvia de junio a septiembre. Se producen sequías periódicas cada pocos años.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (1 MB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 1. Localización y caracterización espacial de las tierras de cultivo en la Comunidad de Regantes de El Villar (Andalucía, sur de España).

El uso del suelo en esta comunidad de regantes es diverso. Predominan los cultivos leñosos como el olivo y el almendro, seguidos del algodón y los cultivos herbáceos como el trigo, el girasol y diversas hortalizas. Estos cultivos son representativos de los sistemas agrícolas mediterráneos (Fig. 1) y se riegan bajo la supervisión de la Confederación Hidrográfica del Guadalquivir, la autoridad de cuenca. La infraestructura de riego principal incluye 47 grupos de riego distribuidos en casetas equipadas con contadores generales de agua. El agua se suministra desde estas casetas a las parcelas individuales a través de una red de distribución secundaria. El sistema se abastece mediante una red de tuberías de 5,5 km de longitud conectada a una balsa de regulación con una capacidad de almacenamiento de 75.000 m³ · Esta balsa está conectada a una balsa de decantación y almacenamiento más grande con una capacidad de 450.000 m³ · Ambas balsas se llenan mediante el bombeo de agua del río Genil mediante cuatro motores de 1.764 CV cada uno, proporcionando una potencia total instalada de 7.056 CV en la estación de toma del río (Comunidad de Regantes El Villar, 2025).

2.2. Descripción de la evolución de la sequía (2020-2024)

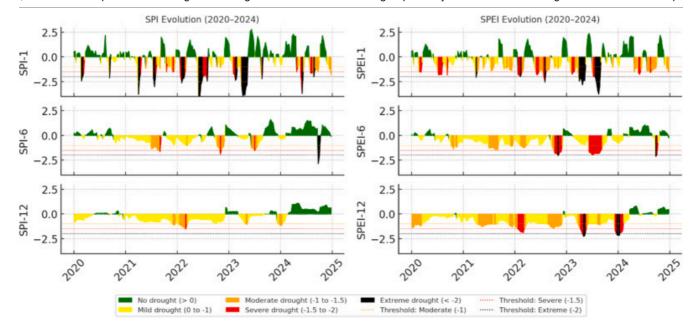
La Comunidad de Regantes de El Villar ha experimentado una creciente escasez de agua en los últimos años, impulsada por una combinación de déficits prolongados de precipitación y una alta demanda evapotranspirativa. Los primeros indicios de sequía, y consecuentemente las restricciones de agua para riego, se detectaron en 2020 debido a una disminución significativa de la precipitación, alcanzando su punto máximo en 2023 (Lemus-Canovas et al., 2024). Sin embargo, durante la primavera de 2024, se

registró un aumento notable de la precipitación, lo que mejoró las condiciones de riego para la campaña final evaluada.

La distinción entre eventos de sequía temporal y condiciones de aridez persistente es particularmente relevante en regiones semiáridas (Sohoulande Djebou, 2017). Para evaluar las condiciones de seguía en la región entre 2020 y 2024, se analizaron índices estandarizados como el Índice de Precipitación Estandarizada (SPI) (Mckee et al., 1993) y el Índice de Evapotranspiración de Precipitación Estandarizada (SPEI) (Vicente-Serrano et al., 2010). El SPI es un índice de seguía que cuantifica las anomalías de precipitación comparando la precipitación observada con una distribución de probabilidad a largo plazo ajustada a datos históricos. El SPEI extiende el marco del SPI al incorporar la evapotranspiración potencial, lo que permite la detección de eventos de sequía impulsados no solo por la falta de precipitación sino también por una mayor demanda de agua atmosférica. Los índices se analizaron a diferentes escalas temporales (1, 6 y 12 meses), que corresponden a sequías meteorológicas, agrícolas e hidrológicas, respectivamente. Dado que el SPI y el SPEI se calculan con base en los mismos principios, la caracterización de ambos índices de seguía se realizó utilizando la escala SPI (Mckee et al., 1993): sequía leve (0 a -0,99), sequía moderada (-1,00 a -1,49), sequía severa (-1,50 a −1,99) y seguía extrema (≤−2,00).

Los índices fueron calculados por la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET), organismo público adscrito al Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. El sistema de monitorización de sequías proporciona acceso a datos históricos desde 1961 hasta la actualidad (Reig et al., 2025).

El período de 2020 a 2024 se caracterizó por la ocurrencia de un período prolongado de estrés hídrico climático, como lo evidencian los índices SPI y SPEI en la Fig. 2. La severidad y persistencia de las condiciones de sequía varían según el índice y la escala temporal utilizada. SPI-1 y SPEI-1 muestran sequías meteorológicas frecuentes, especialmente en los veranos de 2021, 2022 y 2023. Si bien SPI-1 muestra más episodios de sequía extrema de corta duración, con valores inferiores a -2, la respuesta del índice SPEI-1 indica períodos más prolongados de seguía moderada y severa. Sin embargo, en ambos casos, cabe destacar valores significativos de sequía extrema observados en el año 2023. Por otro lado, tanto el SPI-6 como el SPEI-6 muestran una seguía sostenida leve o moderada desde 2021 hasta principios de 2023, especialmente visible. El SPEI-6 enfatiza períodos importantes de sequía severa en 2023. Finalmente, el SPI-12 y el SPEI-12 reflejan una seguía a largo plazo de 2021 a 2023, pero su intensidad y duración son subestimadas significativamente por el SPI. Ambos índices muestran valores positivos frecuentes, particularmente a partir de marzo de 2024, lo que indica una recuperación episódica de las lluvias (SPI-1 y SPEI-1), una recuperación agrícola retrasada (SPI-6 y SPEI-6) y una recarga lenta de embalses y acuíferos (SPI-12 y SPEI-12). Aunque los índices SPI y SPEI son útiles para el monitoreo de la sequía, el índice SPI subestima la sequía mientras que el SPEI captura las olas de calor transitorias y su impacto en la demanda de agua (Tirivarombo et al., 2018), el SPEI es más confiable en escalas intermedias para evaluar el balance hídrico del suelo, lo cual es crucial en la planificación del riego y el análisis de la vulnerabilidad de los cultivos, particularmente en las regiones mediterráneas y semiáridas donde la evapotranspiración juega un papel dominante (Sohoulande Djebou, 2017; Vicente-Serrano et al., 2010).



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (721 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 2. Evolución del SPI y SPEI en diferentes escalas temporales en la Comunidad de Regantes El Villar (2020-2024).

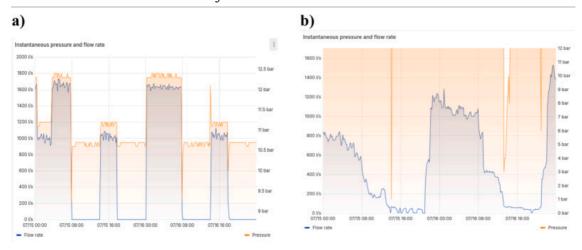
Estos resultados se corroboraron en la zona de estudio mediante declaraciones administrativas de sequía y restricciones en 2022, con un decreto para adoptar medidas urgentes de apoyo al sector agrícola debido a la sequía (Jefatura del Estado, 2022) y, posteriormente, a principios de enero de 2024 con un nuevo decreto para aprobar medidas adicionales para mitigar los efectos de la situación excepcional de sequía (Comunidad Autónoma de Andalucía, 2024). Estas medidas redujeron significativamente las asignaciones de agua dentro de la comunidad de regantes durante este período. En 2020, aunque habían surgido los primeros signos de sequía, no se impusieron restricciones y se otorgó una asignación de agua de 5180 m ³ ha ⁻¹ . Posteriormente, las asignaciones disminuyeron a 2400 m ³ ha ⁻¹ en 2021, 1650 m ³ ha ⁻¹ en 2022 y alcanzaron un mínimo de 570 m ³ ha ⁻¹ en 2023. Aunque a principios de 2024 se aprobó un nuevo decreto que introdujo más restricciones, las precipitaciones registradas durante la primavera permitieron aumentar la asignación de agua de riego a 3502 m ³ ha ⁻¹ durante el verano de 2024.

2.3. Nuevas estrategias para mejorar el riego (2024)

Durante el período de estudio, se realizaron entrevistas con el personal técnico de la Comunidad de Regantes El Villar. El objetivo de estas conversaciones fue obtener una visión general del área de estudio y analizar y obtener retroalimentación sobre los escenarios para optimizar las prácticas de riego. Se discutieron diversas ideas con el personal para determinar qué escenarios podrían considerarse viables en la zona. Finalmente, dada la grave sequía que afectó a la región, que resultó en restricciones sustanciales en la asignación de agua para riego, en 2024 se implementaron diversas estrategias para promover un uso más económico y ambientalmente sostenible de los recursos hídricos disponibles para dicha campaña de riego.

- Para monitorear el uso del agua en la comunidad de riego, se instalaron sensores que miden con precisión tanto el volumen de agua que entra al estanque de almacenamiento como la cantidad consumida por cada grupo de riego. Las mediciones

no solo facilitan una planificación más precisa de la disponibilidad de agua y las transferencias necesarias del río al estanque, sino que también ayudan a detectar extracciones de agua no autorizadas por parte de agricultores que utilizan pozos ilegales, lo que contribuye a la sobreexplotación de los acuíferos subterráneos locales. Se instalaron sensores de presión y caudal en la estructura de toma del río (Fig. 3a) y en el punto de salida del estanque de riego (Fig. 3b). Además, se implementó un sistema de control automatizado para gestionar el funcionamiento, el apagado y las alarmas de las bombas de toma y transferencia.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (427 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 3. Salida del panel de sensores para el período del 15 al 16 de julio de 2024. Sensores de presión y caudal instalados en: (a) la estructura de toma de agua del río; (b) la estructura de salida del estanque de riego.

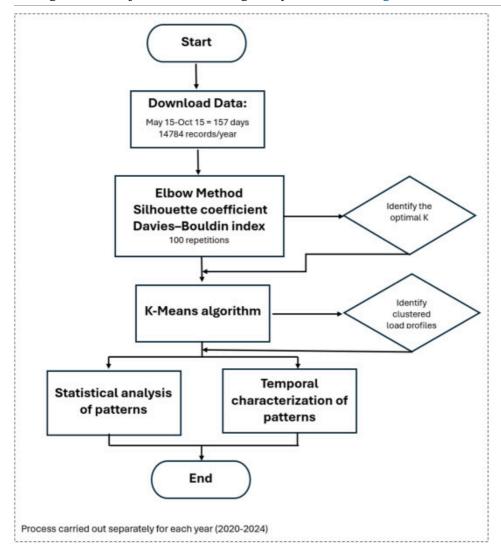
- Para evitar la sobreexplotación del agua del río durante horas específicas del día, se ajustó el horario de entrada de agua al estanque de almacenamiento. Para los consumidores de alto consumo energético, la tarifa eléctrica se estructura en hasta seis periodos (P1 a P6), que varían según la hora del día y la estación. Por ello, la mayoría de las comunidades de regantes procuran bombear agua del río, operación que representa la mayor parte de su consumo energético, durante los periodos de menor coste. En verano, esto suele corresponder a las horas nocturnas (de 00:00 a 08:00) y los fines de semana. En consecuencia, durante estas horas, todas las comunidades de regantes extraen agua simultáneamente en sus estanques de almacenamiento, lo que provoca una disminución significativa del caudal del río. En condiciones de sequía, cuando el caudal del río ya es muy bajo, este efecto se acentúa especialmente. Por ello, la comunidad de regantes optó por ajustar su capacidad de potencia contratada y cambiar a una estructura tarifaria diferente.
- Para mejorar aún más el desempeño de la comunidad de riego, se implementaron medidas adicionales, incluido el desarrollo de un Sistema de Información Geográfica (SIG) actualizado y una plataforma de gestión digital que proporciona informes automatizados y comunicación en tiempo real con las partes interesadas.

2.4. Análisis del efecto de la sequía en la comunidad de regantes.

Para evaluar el impacto de la sequía en la comunidad de regantes y la eficacia de las medidas implementadas para optimizar el sistema de riego, se realizó un análisis de la demanda energética durante un período de cinco años. Si bien se consideró todo el conjunto de datos, se definieron dos escenarios relacionados con la gestión hídrica para la presentación de los resultados: (1) Un análisis del comportamiento del riego de 2020 a 2023, siendo 2023 un año de grave escasez de agua que alteró significativamente las prácticas de riego de la comunidad; (2) Una comparación entre la gestión de 2020 y 2024, cuando los niveles de almacenamiento de agua de la Confederación eran similares, lo que permitió evaluar las nuevas medidas adoptadas en 2024.

Si bien los cultivos de regadío se encuentran durante todo el año, el análisis se centró en el período del 15 de mayo al 15 de octubre, que corresponde a las condiciones climáticas más adversas debido a las altas temperaturas y la escasez de lluvias. Durante este periodo, la estacionalidad de los cultivos genera una mayor demanda de riego.

El diagrama de flujo de la metodología se presenta en la figura 4.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (439 KB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 4. Diagrama de flujo detallado de los pasos de procesamiento realizados de forma independiente para cada año (2020-2024), que abarca la recuperación de datos, la agrupación en clústeres y la posterior evaluación de patrones.

2.4.1 . Recopilación de datos

Para este estudio, la Comunidad de Regantes El Villar proporcionó todos los datos disponibles de consumo energético para toda la red de riego de 2020 a 2024. La fuente principal de datos fue la demanda eléctrica instantánea, medida en kilovatios (kW). Específicamente, se utilizaron datos de demanda quincenales, lo que produjo 96 puntos de datos por día. Este consumo se refiere a todo el sistema de riego, que está asociado a un único Código Universal de Punto de Suministro. El conjunto de datos se proporcionó en formato de hoja de cálculo, con columnas que indican información de fecha y hora y los componentes de carga eléctrica correspondientes (potencia activa y reactiva). Para el análisis, solo se utilizó el componente de potencia activa, ya que la potencia reactiva se consideró insignificante. Temporalmente, los datos se organizan por filas. Estos registros de formato largo se transformaron en una matriz de formato ancho, donde cada fila representa un día y cada columna corresponde a un intervalo de 15 minutos. Con este formato, cada instancia de datos consiste en una matriz de 96 dimensiones.

2.4.2. Determinación del número óptimo de patrones

Una vez procesados los datos, el objetivo principal fue identificar perfiles típicos de demanda eléctrica diaria en el sistema de riego, es decir, patrones cualitativos recurrentes en la curva de carga a lo largo del período de estudio. Dado que no existe una verdad fundamental predefinida para los perfiles de electricidad de riego, el objetivo fue revelar comportamientos representativos que reflejen cómo se gestiona la energía en diferentes escenarios de disponibilidad de agua. Las técnicas de agrupamiento son ampliamente reconocidas como herramientas eficaces para identificar estructuras espaciales y temporales coherentes en conjuntos de datos multivariados, especialmente cuando no hay etiquetas disponibles (Sohoulande et al., 2019). Para este fin, se aplicó el algoritmo K-Means a los datos de consumo de electricidad. K-means destaca por su simplicidad, eficiencia computacional, escalabilidad y facilidad de implementación. Una revisión reciente de Miraftabzadeh et al. (2023) analizó más de 490 contribuciones científicas y demostró la versatilidad de K-means en los sistemas de energía modernos. Los autores destacaron su aplicación exitosa en la detección de patrones de consumo diarios y estacionales, la optimización de los recursos energéticos distribuidos y la mejora de la confiabilidad del sistema mediante la reducción de escenarios y el filtrado de datos. Además, K-means ha demostrado ser eficaz para respaldar aplicaciones de redes inteligentes, como programas de respuesta a la demanda y análisis de medidores inteligentes. El algoritmo categorizó la demanda diaria de energía en un conjunto finito de clústeres, agrupando días con perfiles de carga similares (Green et al., 2014). Para determinar el número óptimo de clústeres (k) y evaluar la calidad de la partición, se aplicaron tres enfoques complementarios: el método del codo, el coeficiente de Silhouette y el índice de Davies-Bouldin. El método del codo (Thorndike, 1953) identifica el punto de inflexión (punto de codo) en la curva de varianza dentro del clúster, también conocido como inercia, como un indicador heurístico del número óptimo de clústeres. El coeficiente de Silhouette (Rousseeuw, 1987) cuantifica la cohesión y la separación de los conglomerados comparando la distancia promedio de una muestra a su propio conglomerado con la distancia al conglomerado más cercano. Valores cercanos a 1 indican conglomerados bien separados. El índice de Davies-Bouldin (Davies y Bouldin, 1979) evalúa la similitud promedio entre cada conglomerado y el más similar; valores más bajos indican particiones mejor definidas. La metodología implicó la ejecución iterativa del algoritmo K-Means en un rango de valores k. Para mejorar la robustez y minimizar el efecto de la inicialización aleatoria del centroide, se ha considerado una limitación conocida de K-Means (Berkhin, 2006).), los tres enfoques se implementaron con 100 realizaciones. El uso combinado de estos tres métodos proporciona una

heurística visual y métricas cuantitativas y reproducibles para garantizar una selección robusta de la solución de agrupamiento.

Posteriormente, se aplicó K-Means al conjunto de datos completo, representado como una matriz de 154×96 (154 días y 96 intervalos por día). Una vez ajustado, el modelo asignó cada día a un clúster específico, generando una serie temporal de etiquetas de patrones diarios (que van de 0 a k- 1). Desde una perspectiva de dimensionalidad, la agrupación de series temporales presenta desafíos notables (Aghabozorgi et al., 2015; Assent, 2012). Para abordar esto, se han propuesto métodos basados en características, como el de Wang et al. (2006), que se basa en propiedades estadísticas (curtosis, autosimilitud, correlaciones temporales, etc.) para retener información esencial. También se han explorado varias métricas de similitud para mejorar la calidad de la agrupación. Entre ellos destaca Dynamic Time Warping, aunque no ha superado consistentemente a métricas más simples como Euclidean o Mahalanobis, dada su mayor complejidad computacional (Iglesias y Kastner, 2013).

2.4.3. Descripción estadística de los patrones de carga

Tras la agrupación, se analizaron en mayor profundidad las características de cada conglomerado. Los valores de demanda quincenales se agregaron por etiqueta de conglomerado para extraer descriptores estadísticos. El centroide de cada conglomerado se utilizó como patrón de referencia del grupo. El centroide del conglomerado j en el tiempo t viene dado por el valor medio de la demanda (x) en el tiempo t, promediado sobre los perfiles pertenecientes al conglomerado j (Ec. (1)):

$$c_{j}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{j,i}(t); t = 0, \dots, 95,$$
 (1)

wereh n es el número de días asignado al grupo j.

Para evaluar la variabilidad intraconglomerado, se calculó el coeficiente de variación (CV). A diferencia de los estudios que utilizan el CV para evaluar la calidad de la partición (Xiong et al., 2009), este estudio no se basa en una distribución de referencia. En su lugar, el CV se calcula temporalmente, lo que proporciona un único indicador de dispersión interna.

En primer lugar, se calculó la distancia euclidiana entre cada perfil y su centroide de grupo (Ec. (2)).

$$d_{j}(x_{i},c) = \sqrt{\sum_{t=0}^{95} (x_{i}(t) - c_{j}(t))^{2}},$$
 (2)

Para cada grupo, la media (μ_j) Se calcularon la desviación estándar (σ_j) de estas distancias. El coeficiente de variación se calculó como (Ec. (3)).

$$CV_j = \frac{\sigma_j}{\mu_i}. (3)$$

Esta métrica cuantifica la desviación de los perfiles diarios respecto del patrón representativo (centroide), permitiendo una interpretación intuitiva como desviación acumulada respecto de la media.

2.4.4. Representación temporal de los patrones identificados

Además de la identificación de patrones diarios, es fundamental considerar la estacionalidad debido a factores regulatorios y económicos del mercado energético. En primer lugar, se analizó la distribución de las asignaciones de clústeres a lo largo de los días de la semana para detectar posibles tendencias semanales relacionadas con las regulaciones energéticas y los incentivos económicos. Posteriormente,

se examinaron las variaciones temporales en la distribución semanal para identificar meses con cambios significativos en el comportamiento de la demanda.

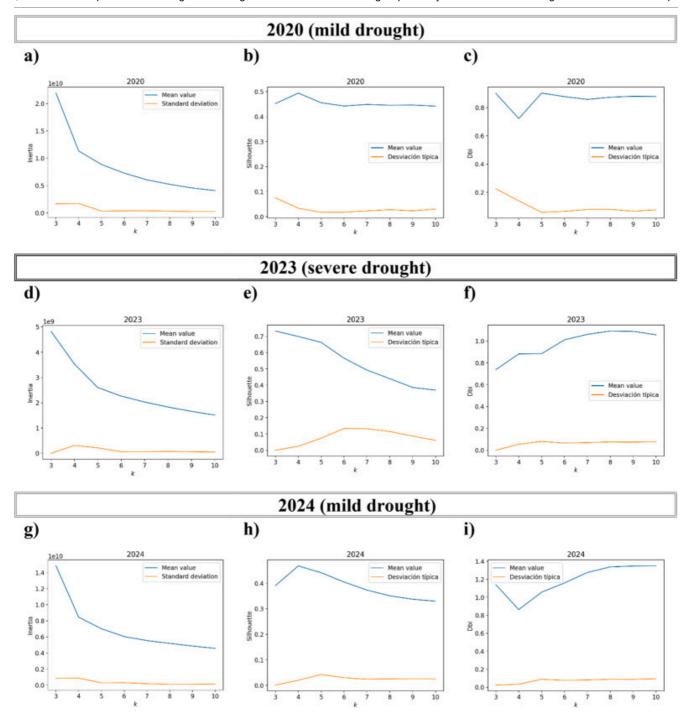
En España, para potencias contratadas superiores a 15 kW, las tarifas eléctricas se dividen en seis periodos horarios (P1-P6), determinados por la hora del día, el día de la semana y la temporada (Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia, 2020). P1 corresponde a la tarifa más alta y P6 a la más baja. Si bien P1-P5 varían dinámicamente, P6 se mantiene fijo durante todo el año, de 00:00 a 08:00 entre semana y durante todo el día los fines de semana y festivos.

3. Resultados y discusión

Los resultados presentados en el estudio se analizaron de forma independiente para cada año (2020-2024), y los hallazgos completos se proporcionan en apéndices separados. Sin embargo, esta sección se centra en un análisis comparativo de tres campañas de verano representativas: (a) 2020, cuando aparecieron los primeros signos de sequía, pero el uso del agua de riego se mantuvo sin restricciones; (b) 2023, que marcó el pico del período de sequía, con las restricciones más severas en las asignaciones de agua; (c) 2024, cuando las lluvias de primavera aliviaron la escasez de agua y las asignaciones de riego se restauraron parcialmente. Estas tres campañas se seleccionaron para ilustrar la evolución de las prácticas de riego bajo diversas restricciones hidrológicas, lo que permitió una evaluación comparativa de los comportamientos de consumo de energía y las respuestas de planificación del riego. Si bien 2020 y 2024 proporcionan una base para examinar las decisiones de gestión en condiciones más favorables, 2023 ofrece un punto de referencia crítico para comprender los límites del rendimiento del riego en condiciones de escasez extrema de agua. Este contraste temporal no sólo permite la identificación de distintos patrones de demanda energética, sino que también resalta la influencia de la disponibilidad de agua en los procesos de toma de decisiones, la selección de cultivos y la eficiencia energética, particularmente relevante bajo la variabilidad climática actual en los sistemas agrícolas mediterráneos.

3.1. Determinación del número óptimo de patrones

Como se indica en la metodología, el primer paso del análisis implicó determinar el número óptimo de patrones a identificar en el conjunto de datos. Los análisis realizados durante el período de 5 años estudiado, excepto 2023, muestran un comportamiento consistente en la determinación del número óptimo de conglomerados. Como se ilustra en la Fig. 5 (véase el Apéndice A para los resultados completos), el valor más adecuado convergió consistentemente en k=4. Esta conclusión fue respaldada por las tres técnicas de validación aplicadas. El método del codo mostró un claro punto de inflexión en k=4, más allá del cual la reducción en la varianza dentro del conglomerado se volvió marginal, lo que indica rendimientos decrecientes al aumentar el número de conglomerados. El coeficiente de Silhouette también alcanzó sus valores más altos en k=4, lo que refleja que esta configuración maximiza tanto la cohesión intraconglomerado como la separación interconglomerado. De manera similar, el índice de Davies-Bouldin alcanzó su valor más bajo en k=4, lo que confirma que los conglomerados eran compactos y estaban bien separados en comparación con soluciones alternativas. Esta convergencia a lo largo de varios años de k=4 se validó a través de la comunicación directa con el personal de la comunidad de riego, quienes confirmaron que los patrones identificados se alinean con las prácticas de riego reales en el área de estudio.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (734 KB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 5. Determinación del número óptimo de patrones (*k*) en un algoritmo de agrupamiento K-Means mediante el método del codo (a, d, g), el coeficiente de Silhouette (b, e, h) y el índice de Davies-Bouldin (c, f, i). Ejemplos de los conjuntos de datos de 2020, 2023 y 2024.

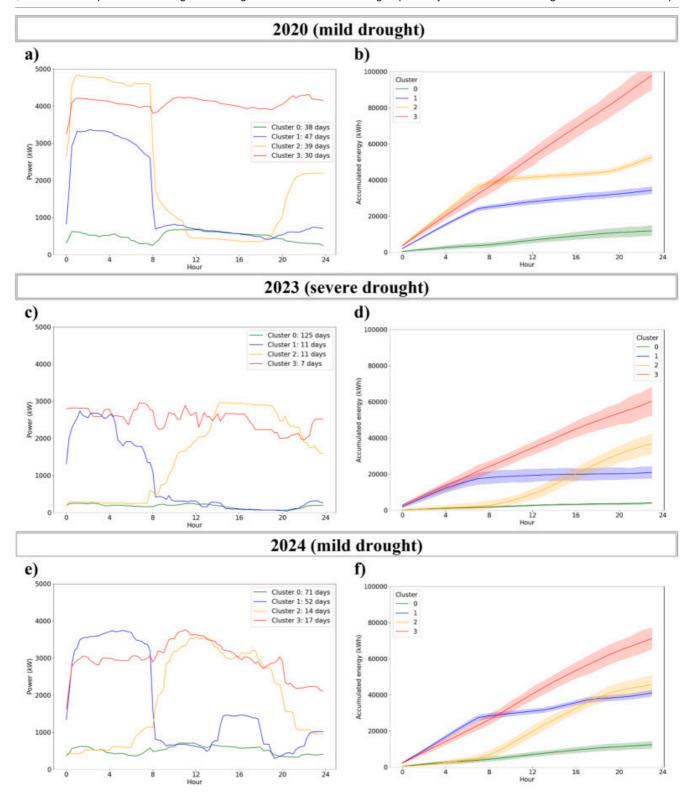
Estos resultados apuntan a una estructura de agrupamiento relativamente estable a lo largo de diferentes años hidrológicos, a pesar de la variabilidad en la intensidad de la sequía y la asignación de agua. La pequeña desviación estándar a lo largo de las 100 iteraciones refuerza la robustez del método y sugiere que, independientemente de los cambios interanuales en los calendarios de cultivos o las restricciones de riego, el consumo de energía converge en un número limitado de comportamientos recurrentes. Estos hallazgos confirman la viabilidad de capturar patrones de consumo relevantes incluso en condiciones fluctuantes de disponibilidad de agua.

En contraste, la campaña de 2023, marcada por las restricciones hídricas más severas, reveló un escenario más complejo. El comportamiento de los tres métodos aplicados para determinar el número óptimo de clústeres no mostró un óptimo tan claramente definido como en años anteriores. En cambio, los resultados mostraron una disminución más gradual en las métricas de evaluación, con la indicación más prominente apuntando hacia k = 5. Este resultado refleja el aumento esperado en la variabilidad del comportamiento bajo sequía extrema, ya que los agricultores tuvieron que ajustar sus programas de riego y bombeo con mayor flexibilidad en respuesta a la disponibilidad limitada de agua. Sin embargo, para mantener la consistencia en el análisis temporal, y dado que la diferencia en la pendiente (en el método del codo) y los valores numéricos (coeficiente de Silhouette e índice de Davies-Bouldin) entre k = 4 y k = 5 fue mínima, el número de clústeres se estableció uniformemente en k = 4 para todo el período de estudio. Esta decisión aseguró la coherencia metodológica y la comparabilidad entre años y enfatiza que, incluso bajo estrés hídrico extremo, el comportamiento del consumo de energía aún podría clasificarse en una tipología comparable. Desde una perspectiva política, esto sugiere que incluso en años de crisis, las comunidades de regantes tienden a recurrir a un repertorio limitado de estrategias de gestión, aunque más comprimidas y reactivas, lo que destaca la necesidad de herramientas predictivas y mecanismos de flexibilidad en la planificación de la seguía.

Esta elección metodológica es particularmente relevante en el contexto de las comunidades de regantes, donde factores externos como las restricciones hídricas, las necesidades de los cultivos y los precios de la electricidad introducen una alta variabilidad. Al identificar estructuras de clústeres estables, es posible interpretar distintas estrategias de gestión y sus implicaciones para la eficiencia energética en las fases de sequía y recuperación.

3.2. Descripción estadística de perfiles de carga agrupados

Una vez determinado el número óptimo de patrones (k = 4), se aplicó el agrupamiento K-Means a los perfiles diarios de demanda eléctrica. La Fig. 6 muestra los centroides resultantes, que representan el consumo medio de energía de cada grupo (véase el Apéndice B para los resultados completos). Los patrones fueron generalmente consistentes a lo largo de los años, aunque los ajustes debidos a la cambiante disponibilidad de agua en condiciones de sequía llevaron a cambios notables en la composición y el comportamiento del grupo. Cada grupo refleja una estrategia de riego diferente basada en el uso temporal de energía: (1) El grupo 0 (curva verde) exhibe una demanda baja y estable, lo que indica días sin bombeo de agua del río (2020-2024); (2) El grupo 1 (curva azul) muestra una demanda máxima de 00:00 a 08:00 a. m. (2020-2024) con un pico secundario inferior de 02:00 a 08:00 p. m. (solo 2024); (3) El grupo 2 (curva naranja) presenta una demanda máxima muy alta entre las 20:00 y las 8:00 (solo en 2020), y una demanda máxima de energía después de las 8:00 hasta la puesta del sol (2023-2024); (4) El grupo 3 (curva roja) muestra una demanda alta y continua durante todo el día. La leyenda también indica el número de días asignados a cada grupo.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (986 KB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 6. Caracterización de la demanda eléctrica para los años 2020, 2023 y 2024: Patrones de consumo eléctrico agrupados por días (algoritmo K-Means) (a, c, e); Consumo energético acumulado (kWh) durante 24 h por grupo (b, d, f). La línea continua representa el valor promedio, mientras que el área sombreada representa un intervalo de confianza del 95 %.

Los resultados para 2020 revelan valores de potencia pico más altos en los clústeres 1, 2 y 3 (Fig. 6 a). Ese año, el 75,2 % de los días requirió bombear agua del río al estanque de riego. El clúster 1 muestra un comportamiento óptimo los días laborables, operando de 00:00 a 08:00 a. m., el horario más

económico. El clúster 2, que cubre el 30,5 % de los días, exhibe un comportamiento claramente no optimizado. Este clúster combinó un bombeo temprano óptimo de 00:00 a 08:00 a. m., con una operación vespertina ineficiente de 08:00 p. m. a 00:00 a. m. El clúster 3 representa el bombeo diurno continuo, justificable solo los fines de semana y festivos, debido a las tarifas de energía planas. El clúster 0 indica los días sin bombeo del río, cuando el agua almacenada era suficiente. El consumo de electricidad se mantiene muy bajo y estable durante todo el día.

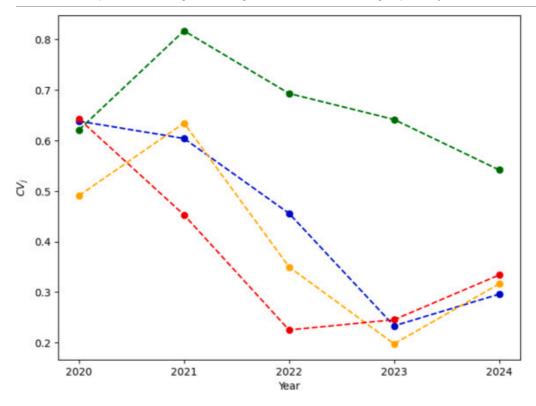
A medida que la sequía se intensificó, el comportamiento del riego cambió significativamente. En 2023, el año más seco, el 81,2 % de los días correspondieron al Clúster 0 (Fig. 6 c), lo que indica restricciones debido a las franjas de riego. Solo once días (7,1 %) correspondieron al Clúster 1, y los días restantes presentaron patrones menos eficientes, económicamente viables únicamente durante fines de semana o festivos. La demanda de energía disminuyó en todos los Clústeres, lo que refleja una reducción del volumen de riego.

Las precipitaciones primaverales de 2024 incrementaron las asignaciones de riego. El comportamiento del riego en 2024 (Fig. 6 e) se asemeja bastante al observado en 2023 (Fig. 6 c), pero con una distribución de días diferente. El grupo 1 se presentó en el 33,8 % de los días, con un pico adicional debido a la mejora de los contratos de energía durante las horas de máxima insolación. Los perfiles de los grupos 2 y 3 se mantuvieron sin cambios, con el 9,1 % y el 11,0 % de los días, respectivamente. El 46,1 % restante de los días perteneció al grupo 0, lo que indica que no se extrajo agua del río.

Las figuras 6b , d y 6f ilustran la evolución de las curvas de energía acumulada. En 2020 (Fig. 6b), se observaron pendientes pronunciadas, especialmente en el Clúster 3. En 2023 (Fig. 6d), las curvas se aplanaron debido a una extracción mínima. En 2024 (Fig. 6f), aunque el agua extraída aumentó, las curvas se mantuvieron moderadas, lo que sugiere una mejor programación y eficiencia. La aparición de un pico secundario en el Clúster 1 para 2024 es el resultado de un cambio de política para adaptar el período de bombeo a la mayor afluencia de agua al río y se alinea con las regulaciones de presas (Confederación Hidrográfica del Guadalquivir, 2025). Además de este factor ecológico, el período durante el cual ocurre este pico también coincide con las horas de mayor generación de energía solar, lo que reduce el costo de la energía requerida y garantiza su suministro a través de fuentes renovables.

Estos resultados reflejan adaptaciones operativas a los esquemas tarifarios, las necesidades hídricas de los cultivos y las restricciones estacionales. Cabe destacar que la recurrencia de estos cuatro patrones subraya la resiliencia de las comunidades de regantes para mantener las estructuras de consumo energético bajo presión.

Para profundizar en los resultados, se calculó el coeficiente de variación (CV) de cada grupo para evaluar la dispersión de los perfiles de carga diaria dentro de los grupos. La figura 7 muestra la evolución de los valores del CV durante el período de estudio.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (306 KB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

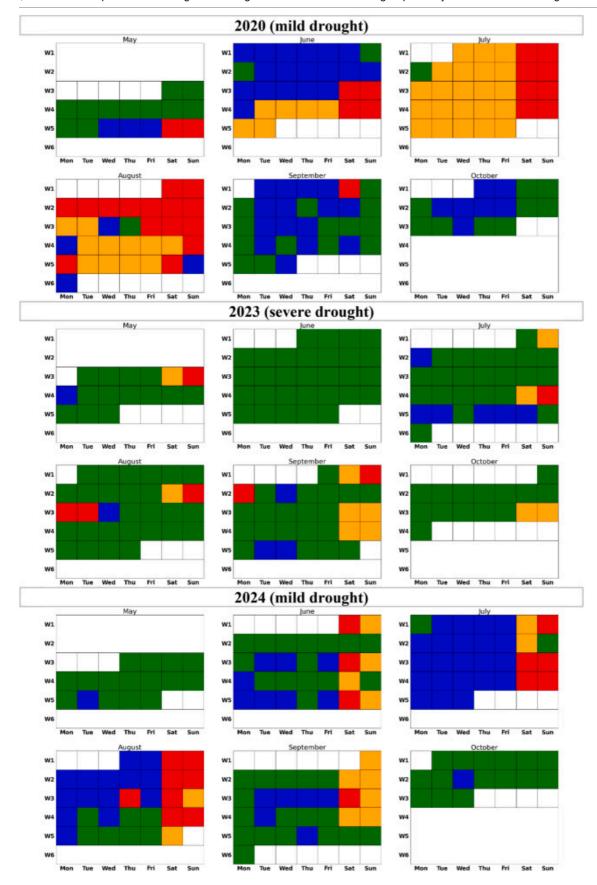
Fig. 7. Evolución del coeficiente de variación (CV) para cada cluster a lo largo del periodo de estudio.

La gestión eficiente del riego busca minimizar el CV dentro de cada clúster para asegurar un comportamiento consistente y una baja desviación de la media. En este estudio, se observó una clara tendencia descendente en los valores del CV, explicada por dos factores principales. Por un lado, entre 2020 y 2023, el CV disminuyó significativamente debido a restricciones cada vez más severas en las asignaciones de riego a medida que se intensificaba la sequía. Durante este período, surgieron dos patrones distintos. Los clústeres 1 (azul), 2 (naranja) y 3 (rojo) exhibieron una disminución constante en el CV, lo que refleja un uso más homogéneo bajo restricción. Por el contrario, el clúster 0 (verde) mostró una mayor variabilidad y valores de CV fluctuantes. La marcada tendencia descendente fue impulsada en parte por el desequilibrio en la distribución del clúster. Por ejemplo, en 2023, el año con la variabilidad general más baja, el 81 % de los días se asignaron al clúster 0, mientras que solo 29 de 154 días cayeron en los clústeres 1, 2 o 3. El clúster 0, que representa los días sin bombeo, aumentó en frecuencia cada año debido a la capacidad limitada de riego. Esta concentración contribuye al CV elevado y fluctuante observado para ese grupo.

Por otro lado, en 2024, las asignaciones de riego aumentaron significativamente, y el número de días en los clústeres 1, 2 y 3 aumentó considerablemente. Si bien un aumento en la variabilidad podría haber generado una mayor variabilidad, los valores de CV se mantuvieron por debajo de los observados en 2020, un año con una disponibilidad de riego comparable. Por lo tanto, el CV de los clústeres 1, 2 y 3 disminuyó significativamente al comparar 2020 y 2024. Esta mejora se puede atribuir a la implementación de medidas de control de caudal, que permitieron a los administradores de riego estimar mejor el volumen del embalse y ajustar la programación del riego en consecuencia. Estos esfuerzos permitieron una mayor alineación con las restricciones económicas y ambientales. El clúster 0 también mostró una variabilidad reducida en 2024, aunque su CV se mantuvo más alto que en otros clústeres.

3.3. Distribución temporal de patrones

Para complementar los análisis energéticos y estadísticos, se introdujo una dimensión temporal asignando una etiqueta de grupo a cada día de la campaña de riego. Este enfoque permite visualizar cómo evolucionan los patrones de consumo a lo largo del tiempo y cómo responden tanto a la estructura del calendario como a las restricciones externas. La figura 8 muestra calendarios con códigos de colores para meses seleccionados de las campañas de 2020, 2023 y 2024, donde cada día se clasifica según su grupo asociado (véase el Apéndice C para más detalles).



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (1 MB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

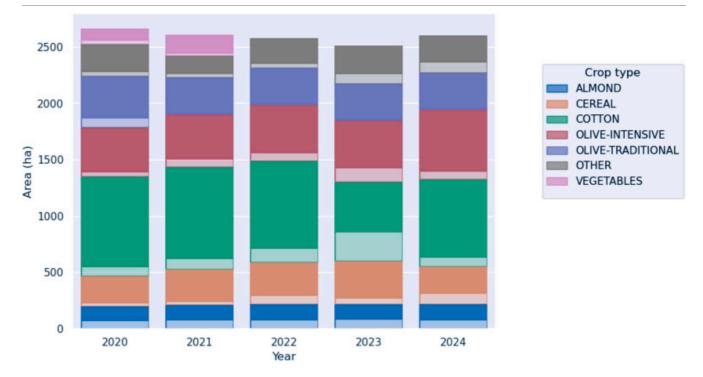
Fig. 8. Distribución temporal de los perfiles de carga de riego por semana y día laborable para 2020, 2023 y 2024, mostrando variaciones bajo diferentes condiciones de sequía. Los colores representan patrones agrupados: Grupo 0 (verde: demanda baja y estable), Grupo 1 (azul: picos nocturnos), Grupo 2 (naranja: picos diurnos altos) y Grupo 3 (rojo: consumo alto y estable durante el día).

El análisis del calendario revela varias tendencias notables. Cuando es necesaria la extracción de agua del río, el programa económicamente más eficiente implica usar el Clúster 1 (azul) entre semana, alineado con las tarifas valle, y el Clúster 3 (rojo) en días festivos y fines de semana, cuando los precios de la energía se mantienen estables. Este arreglo también es preferible desde el punto de vista ambiental, ya que ayuda a prevenir una disminución brusca del caudal del río. En la campaña de 2020, se extrajo agua del río el 75 % de los días, con una demanda concentrada entre junio y agosto. A principios de junio se presentó un programa mayormente óptimo (Clúster 1), pero el resto del verano mostró una creciente dependencia de patrones menos eficientes, el Clúster 2 (naranja) y el Clúster 3 (rojo), que implicaron el bombeo durante períodos más costosos. Este cambio refleja una falta de planificación previa a la campaña, lo que obliga a comportamientos reactivos ante una alta demanda de riego. En julio, surgió un patrón semiorganizado, con el Clúster 2 prevaleciendo entre semana y el Clúster 3 los fines de semana. Sin embargo, agosto mostró un mayor desorden, con patrones del Cluster 3 apareciendo en días laborables, lo que sugiere un estrés elevado en los sistemas de agua y energía.

En 2023, la intensificación de las condiciones de sequía limitó drásticamente el riego, con extracciones mínimas de agua de río incluso durante los meses de máxima demanda (junio-septiembre). El calendario estacional estuvo dominado por el Clúster 0, lo que confirma que el riego se suspendió o redujo drásticamente a lo largo de la campaña. En cambio, en 2024 se observaron signos de recuperación y el aumento de las asignaciones de agua permitió un riego más activo y mejor planificado. La extracción de agua de río se reintrodujo a partir de principios de junio, con un claro retorno a estrategias rentables: los días laborables estuvieron dominados por el Clúster 1 o el Clúster 0, mientras que los Clústeres 2 y 3 se concentraron casi exclusivamente en fines de semana o festivos (p. ej., el 15 de agosto). Este patrón refleja una maduración de la capacidad de planificación. La capacidad de monitorear los niveles de los embalses y sincronizar los horarios de extracción con ventanas tarifarias favorables redujo tanto los costos operativos como el número de eventos de bombeo de un día completo. Este enfoque también mitigó los impactos ambientales al mantener mayores caudales fluviales durante períodos ecológicos críticos.

3.4. Relación entre la evolución de los cultivos y los perfiles de demanda energética

La evolución de la demanda energética está estrechamente relacionada con los cambios observados en la superficie cultivada, en particular en la proporción de cultivos de regadío (Fig. 9). Si bien la superficie total cultivada se mantuvo relativamente estable durante el período 2020-2024, se produjeron cambios internos notables tanto en el tipo de cultivo como en el régimen de riego, con un marcado descenso de las hortalizas y el algodón de regadío durante el pico de sequía (2023), parcialmente compensado por un aumento de los cereales de secano y el olivar tradicional.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (401 KB) Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Fig. 9. Evolución anual de la superficie cultivada (2020-2024) por tipo de cultivo y régimen de riego. Las barras muestran la superficie total anual, con tonos más oscuros para los cultivos de regadío y más claros para los de secano.

La superficie dedicada a cultivos con altos requerimientos hídricos sufrió variaciones significativas. En 2020 y 2021, el algodón fue el cultivo predominante y, junto con el olivar intensivo y el cultivo de hortalizas, contribuyó a una alta proporción de la superficie agrícola de regadío durante la temporada de verano. Esto explica la alta frecuencia de días asignados a los Clústeres 1, 2 y 3, con uso intensivo de sistemas de bombeo para extraer agua del río, como se refleja en las pronunciadas pendientes de las curvas de energía acumulada y en la distribución temporal, donde pocos días cayeron en el Clúster O. En 2022, el algodón y el olivo intensivo continuaron dominando, aunque el cultivo de hortalizas comenzó a declinar. Esta tendencia se acentuó en 2023, cuando la superficie de algodón de regadío disminuyó drásticamente, las hortalizas desaparecieron por completo y los cultivos de secano se expandieron. Estos cambios agronómicos coinciden con el predominio del Clúster 0 (81,2 % de los días) en los perfiles de demanda, lo que indica restricciones generalizadas del riego, bajo consumo energético y una menor variabilidad del perfil. En 2024, se observó una recuperación parcial del algodón y una mayor consolidación del olivar intensivo. Esto corresponde a una reorganización de los patrones de riego: los clústeres 1, 2 y 3 reaparecieron de forma más estructurada y eficiente. Si bien la demanda energética no alcanzó los niveles de 2020, los perfiles se estabilizaron y se alinearon con las estrategias de extracción eficientes. Esta recuperación de los cultivos de regadío fue posible gracias al aumento de las asignaciones hídricas tras las lluvias de primavera y a una mejor capacidad de planificación. Sin embargo, los cultivos de hortalizas no se recuperaron, probablemente debido a su alta vulnerabilidad al estrés hídrico y a las restricciones regulatorias.

El análisis destaca que la selección de cultivos se vio influenciada no solo por las condiciones climáticas (es decir, la sequía), sino también por la adaptabilidad operativa de la comunidad de regantes. Las campañas más secas propiciaron un cambio hacia cultivos menos dependientes del agua, mientras que

la mejora en la disponibilidad hídrica permitió una reactivación parcial de la agricultura de regadío con un uso energético más eficiente y estratégico. Este cambio en la composición de los cultivos ilustra la profunda interconexión entre la escasez de agua y el comportamiento de bombeo, y la adaptación de las comunidades, tanto operativa como agronómica, a los cambios en la disponibilidad de recursos. Esta interdependencia entre la selección de cultivos y el comportamiento de riego se alinea con los marcos de agricultura inteligente que abogan por una gestión adaptativa de los cultivos basada en la disponibilidad de recursos en tiempo real y la monitorización avanzada (Gamal et al., 2025).

3.5. Resiliencia y sostenibilidad

La escasez de agua es un desafío importante que enfrenta el sector agrícola, no solo en áreas áridas y propensas a sequías, sino también en regiones donde la calidad del agua no satisface los requisitos cambiantes de la producción de alimentos. El uso sostenible del agua es una prioridad clave en las regiones con escasez de agua, especialmente en las comunidades de riego. El riego no solo es altamente intensivo en agua, sino que también es un consumidor significativo de energía, y el uso de energía puede emplearse como un indicador sólido de las prácticas de gestión del riego (Salman et al., 2025; Zhao et al., 2020). La gestión adecuada del agua puede implicar costos significativos, particularmente para las pequeñas comunidades de riego, ya que requiere la modernización de la infraestructura de riego. Esta modernización implica la instalación de sistemas de riego presurizados que mejoran la eficiencia del uso del agua, pero aumentan significativamente el consumo de energía (Jiménez-Bello et al., 2010). La principal demanda de energía proviene de la toma de agua del río y las bombas de riego (Jackson et al., 2010). Por esta razón, las prácticas de riego y las decisiones de gestión con respecto al uso de agua y energía son cruciales para la producción agrícola sostenible. En este contexto, identificar los meses con mayor demanda hídrica y, por ende, energética es esencial, considerando tanto la fenología del cultivo como las condiciones climáticas. Por lo tanto, el monitoreo continuo de las entradas y salidas en el embalse de riego permite una estimación precisa del agua disponible y las tasas de consumo, lo que permite una programación más precisa de la extracción de agua para riego. Esta información respalda la adopción de estrategias que optimizan la extracción de agua desde perspectivas económicas y ambientales, especialmente en condiciones de sequía, donde el agua se convierte en un recurso cada vez más escaso y vulnerable. Estos hallazgos son consistentes con estudios que analizan cómo las decisiones de gestión hídrica afectan a las zonas propensas a la seguía. Lankford et al. (2023) describieron cuatro tipos de capacidades de resiliencia relacionadas con la gestión del suelo y el agua: de absorción, adaptativa, anticipativa y transformadora. Las capacidades de absorción y adaptación abordan respuestas a corto y mediano plazo, que a menudo requieren mayor inversión y riesgo. Las capacidades de anticipación y transformación implican estrategias agrícolas a largo plazo basadas en lecciones aprendidas de seguías anteriores. Una toma de decisiones acertada contribuye a la sostenibilidad de la producción y las operaciones comerciales. A lo largo de este estudio, la comunidad de regantes de El Villar experimentó fases de absorción (2020-2023) y de adaptación (2024). Las medidas implementadas se sustentaron en trabajos previos, incluyendo (1) el ajuste de las tarifas eléctricas (Langarita et al., 2017).), lo que permite la extracción de agua durante los períodos de bajo costo y minimiza el impacto ambiental de dejar el río con poco caudal durante la noche; y (2) el monitoreo de los embalses para mejorar la planificación hidroenergética (Rohmingtluanga et al., 2023), lo que permite una gestión optimizada del riego basada en tarifas, como lo demuestran los bajos valores de CV de 2024, lo que indica un uso más planificado de la energía. Dado que el riego es una práctica de gestión de la tierra con notables impactos ambientales (Qin et al., 2024), la planificación estratégica no solo mejora la eficiencia energética, sino que también reduce las emisiones de CO 2. Sin

embargo, el enfoque se está desplazando hacia fases anticipatorias y transformadoras. Las medidas ya implementadas proporcionan una base para futuras acciones basadas en los datos de las próximas campañas. Estos ayudarán a refinar la caracterización de las condiciones locales y, mediante análisis avanzados de datos, respaldarán el desarrollo de modelos predictivos para anticipar las necesidades de agua con mayor precisión y reducir el impacto del riego en zonas climáticamente frágiles (Bwambale et al., 2023 ; Dang et al., 2024 ; Mengistu et al., 2025). El acceso a esta información también mejorará la resiliencia climática de las comunidades rurales (Conrad et al., 2023).

Aunque este estudio se centra en una sola comunidad de regantes, abarca cuatro campañas de riego distintas (2020-2023), cada una caracterizada por distintos niveles de disponibilidad de agua, precios de la electricidad y decisiones de gestión. Esta variabilidad temporal mejora la solidez de los patrones de consumo identificados y proporciona información sobre las respuestas adaptativas de los sistemas de riego en condiciones ambientales y económicas cambiantes. Más allá de los beneficios directos para las comunidades de regantes, estas prácticas tienen implicaciones más amplias. El control del agua a nivel comunitario afecta directamente a cinco Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) que dependen de la disponibilidad de agua: ODS-2 (Hambre Cero), ODS-6 (Agua Limpia y Saneamiento), ODS-7 (Energía Asequible y No Contaminante), ODS-14 (Vida Submarina) y ODS-15.3 (Lucha contra la Desertificación) (Liu et al., 2022).

La metodología aplicada, en particular el uso de la agrupación K-means en datos de consumo eléctrico de alta frecuencia, puede replicarse en otros distritos de riego con acceso a fuentes de datos similares. Este enfoque es especialmente relevante en las regiones mediterráneas y semiáridas, donde la relación agua-energía es cada vez más crucial para la agricultura sostenible.

Sin embargo, factores locales como el tipo de cultivo, la infraestructura de riego, el comportamiento de los agricultores y los marcos institucionales pueden influir en la generalización de los resultados. Estudios futuros podrían ampliar esta investigación aplicando la misma metodología a múltiples estudios de caso en diferentes entornos geográficos y organizativos, lo que permitiría un análisis comparativo y conclusiones más amplias.

4. Conclusiones

El presente estudio contribuye al avance de las prácticas de riego sostenible mediante la optimización de la gestión de los recursos hídricos y energéticos en comunidades agrícolas. Se aplicaron algoritmos de agrupamiento y análisis estadísticos para identificar distintos patrones diarios de consumo energético, lo que ofrece información para mejorar la programación del riego y minimizar el desperdicio de energía. Se identificaron cuatro patrones de consumo distintos (k=4) obtenidos con el algoritmo K-Means en cada campaña de riego. Estos patrones variaron tanto en las características de consumo como en la frecuencia, dependiendo de la disponibilidad de agua. Los resultados muestran que las metodologías de detección implementadas permiten una asignación eficiente de los recursos energéticos, particularmente en condiciones climáticas variables, incluyendo sequías y años de abundante suministro de agua. La distribución temporal de los patrones de consumo reveló una clara disminución de la demanda energética durante las condiciones de sequía más severas, alcanzando su pico en 2023, cuando el 81 % de los días correspondieron al Clúster 0, caracterizado por la ausencia de bombeo de agua del río al estanque de riego. Por el contrario, en 2024, cuando la asignación de agua para riego aumentó significativamente, la estrategia de control basada en la detección de la disponibilidad de agua resultó eficaz. Permitió una reducción en el consumo total de energía al alinear

mejor los picos de demanda diaria con períodos tarifarios favorables y optimizar su distribución temporal de acuerdo con la estructura de precios de la energía de la región. Los hallazgos subrayan los beneficios duales del enfoque propuesto. Económicamente, el enfoque propuesto ayudó a reducir los costos operativos para los agricultores al suavizar la demanda de energía entre los clústeres y hacer coincidir el consumo con las ventanas tarifarias fuera de las horas punta. La evolución del coeficiente de variación (CV) a lo largo de los años reflejó una mejor planificación del gasto energético. Por ejemplo, al comparar las campañas de 2020 y 2024, que tuvieron una asignación similar, se observó una reducción significativa en el CV, particularmente en los clústeres económicamente menos favorables (Clústeres 1, 2 y 3), debido a la implementación de medidas de control de caudal por parte de la comunidad de regantes. Ambientalmente, la reducción del consumo de energía contribuyó a disminuir la huella de carbono de las actividades de riego. Además, regular el momento de la extracción de agua del río ayudó a evitar la sobreexplotación durante las horas pico. Tras la implementación de las tecnologías de detección, el bombeo de agua para el Clúster 1, un patrón de alta demanda energética típicamente asociado con días laborables, se distribuyó en dos periodos diarios en 2024. Este grupo representó el segundo patrón más frecuente, representando el 37 % de los días de campaña, solo precedido por el Clúster 0 (46 %), que requirió un consumo energético mínimo. El segundo pico se relacionó con un cambio de política que ajustó los horarios de bombeo para adaptarlos a la afluencia natural del río, influenciada por las operaciones de la presa aguas arriba.

Estos hallazgos subrayan la viabilidad de la transición de sistemas de riego tradicionales a modernos y la importancia de la gestión adaptativa en condiciones de sequía extrema, como las registradas en 2023. El predominio de patrones de baja demanda energética en 2024 refleja la capacidad de la comunidad de riego para responder eficazmente a la escasez de agua. La integración de herramientas tecnológicas y la toma de decisiones basada en datos desempeña un papel fundamental en la mejora de la resiliencia al estrés hídrico inducido por el clima, lo que apoya varios Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) que dependen del uso eficiente del agua.

Declaración de contribución de autoría de CRediT

Álvaro Luque-Sánchez: Redacción – revisión y edición, Redacción – borrador original, Visualización, Validación, Software, Recursos, Metodología, Investigación, Análisis formal, Curación de datos, Conceptualización. **Juan Manuel Díaz-Cabrera:** Redacción – revisión y edición, Redacción – borrador original, Validación, Supervisión, Software, Recursos, Metodología, Investigación, Obtención de fondos, Análisis formal, Conceptualización. **Adela P. Galvín:** Redacción – revisión y edición, Redacción – borrador original, Visualización, Investigación, Análisis formal. **Juan C. Gámez-Granados:** Redacción – borrador original, Visualización, Investigación, Análisis formal. **Isabel Luisa Castillejo-González:** Redacción – revisión y edición, Redacción – borrador original, Visualización, Supervisión, Software, Recursos, Metodología, Investigación, Obtención de fondos, Análisis formal, Conceptualización.

Declaración de intereses en conflicto

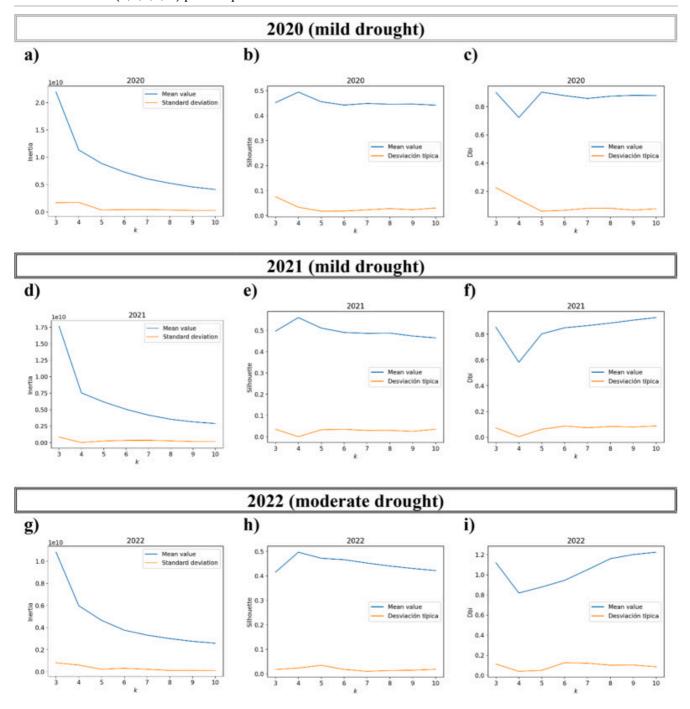
Los autores declaran los siguientes intereses financieros/relaciones personales que podrían considerarse como posibles conflictos de intereses: Álvaro Luque-Sánchez informa que recibió apoyo financiero de la Unión Europea a través del Fondo Europeo Agrícola de Desarrollo Rural (FEADER) y de la Junta de Andalucía a través de la Consejería de Agricultura, Ganadería, Pesca y Desarrollo Sostenible. Si hay otros autores, declaran no tener ningún conflicto de intereses financiero conocido ni relaciones personales que pudieran haber influido en el trabajo presentado en este documento.

Expresiones de gratitud

Este trabajo contó con el apoyo del Grupo Operativo INSIGNIA (GOPG-JA-23-0002), financiado por la Unión Europea a través del Fondo Europeo Agrícola de Desarrollo Rural (FEADER), y la Junta de Andalucía a través de la Consejería de Agricultura , Ganadería, Pesca y Desarrollo Sostenible. Los autores agradecen a la Comunidad de Regantes de El Villar su apoyo técnico y orientación durante el estudio.

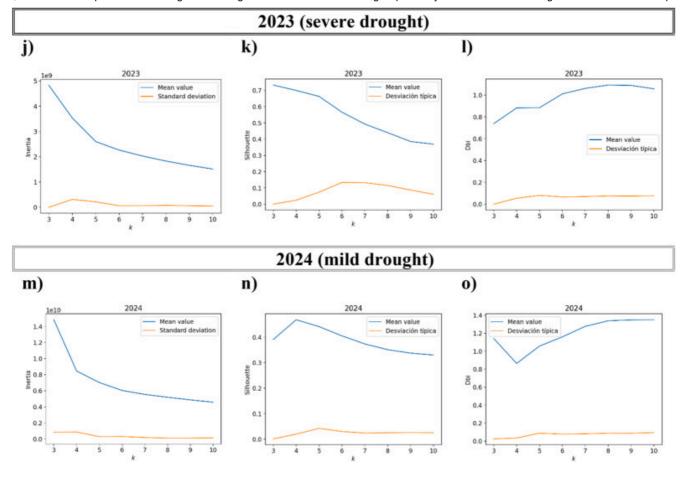
Apéndice A.

Determinación del número óptimo de patrones (k) en un algoritmo de agrupamiento K-Means utilizando el método del codo (a, d, g, j, m), el coeficiente de Silhouette (b, e, h, k, n) y el índice de Davies-Bouldin (c, f, i, l, o) para el período 2020-2024.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (720 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

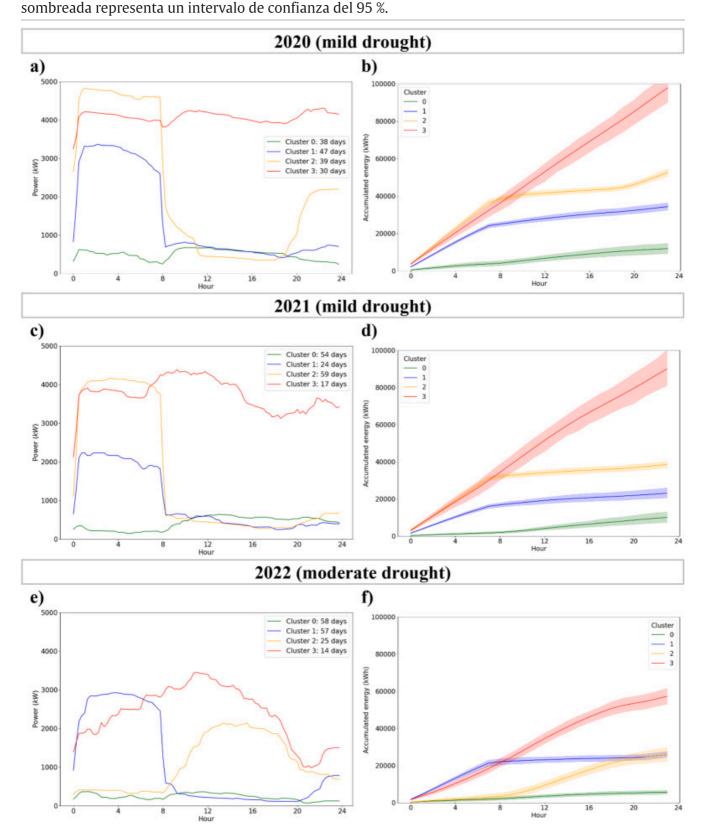


Descargar: Descargar imagen de alta resolución (497 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

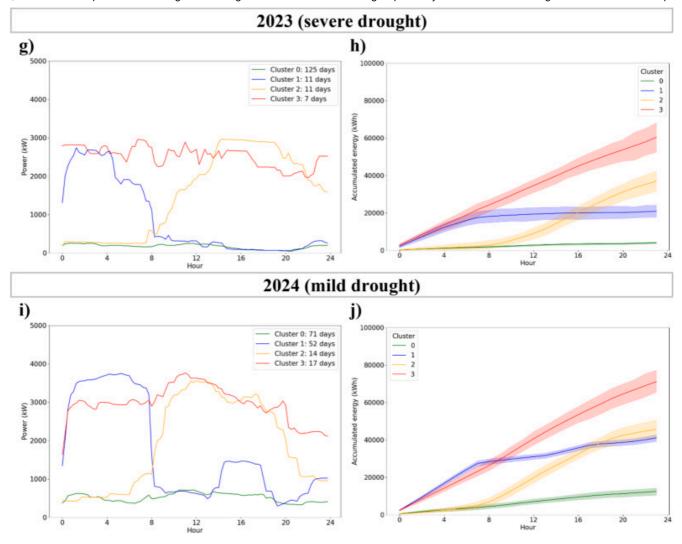
Apéndice B.

Caracterización de la demanda eléctrica para el periodo 2020-2024: Patrones de consumo eléctrico agrupados por días (algoritmo K-Means) (a, c, e, g, i); Consumo de energía acumulado (kWh) durante 24 h por clúster (b, d, f, h, j), la línea sólida representa el valor promedio, mientras que el área



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (1009 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

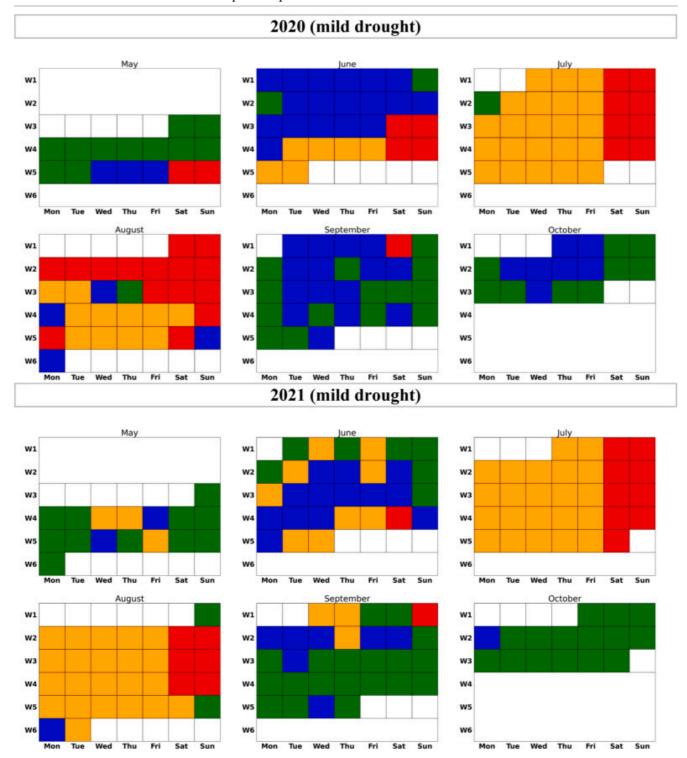


Descargar: Descargar imagen de alta resolución (687 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Apéndice C.

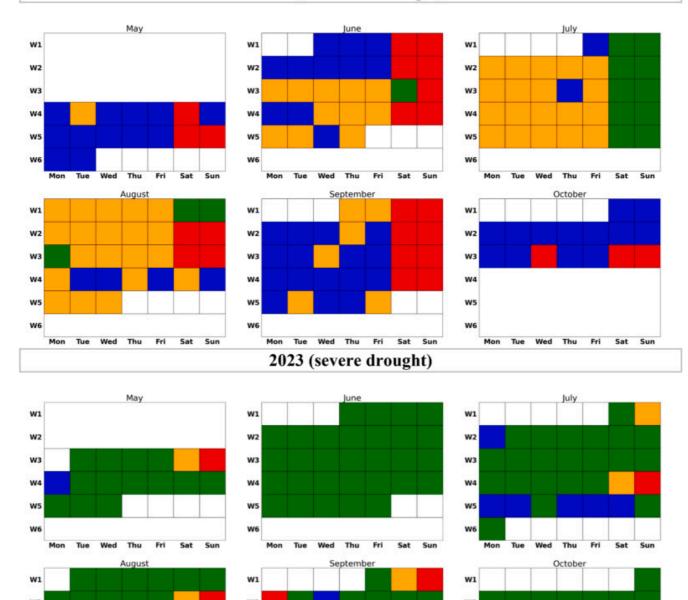
Patrones de distribución mensual para el período 2020-2024.



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (886 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

2022 (moderate drought)



W3

W5

Descargar: Descargar imagen de alta resolución (886 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

W3

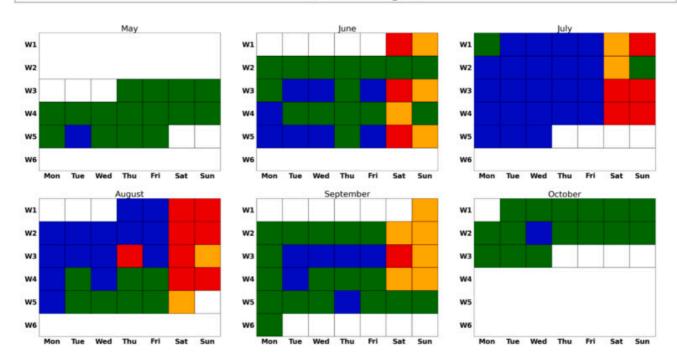
W4

W5 W6 W3

W4 W5

W6

2024 (mild drought)



Descargar: Descargar imagen de alta resolución (466 KB)

Descargar: Descargar imagen en tamaño completo

Artículos recomendados

Disponibilidad de datos

Los datos utilizados son confidenciales pero el código estará disponible si se solicita.

Referencias

Abdullah y Kadhim, 2021 AA Abdullah , ZR Kadhim

Asignación óptima de agua de riego para cultivos agrícolas en Irak durante el período promedio (2017-2020) utilizando el método de programación lineal

Serie de Conferencias de la OIP sobre Ciencias Ambientales de la Tierra , 923 (1) (2021) , 10.1088/1755-1315/923/1/012067 $\,^{7}$

Google Académico 🛪

Aghabozorgi y otros, 2015 S. Aghabozorgi , A. Seyed Shirkhorshidi , T. Ying Wah

Agrupamiento de series temporales: una revisión de una década

Inf. Syst., 53 (2015), págs. 16-38, 10.1016/j.is.2015.04.007 7

🔼 Ver PDF 🛮 Ver artículo 🔝 Ver en Scopus 🗷 🗡 Google Scholar 🗷

Ahmad y otros, 2024 T. Ahmad , S. Ahsan , M. Farooq , M. Gulzar , M. Mubben , A. Hussain , A. Ahmed , A. Asif , S. Kauser , A. Najam , Sidrah , N. Firdous

El papel de las técnicas de agricultura inteligente en la seguridad alimentaria: una revisión sistemática

J. Agron. Crop Sci., 210 (5) (2024), 10.1111/jac.12758 7

Google Académico 7

```
Ahmed y otros, 2023 M. Ahmed , M. Asim , S. Ahmad , M. Aslam
```

```
Cambio climático, productividad agrícola y seguridad alimentaria
```

Producción agrícola mundial: resiliencia al cambio climático (2023), 10.1007/978-3-031-14973-3_2 🗷

Google Académico 7

Asentimiento, 2012 I. Asentimiento

Agrupamiento de datos de alta dimensión

Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Min. Knowl. Discov. , 2 (4) (2012) , págs . 340-350 , 10.1002 /widm.1062 🗷

Ver en Scopus 🗷 Google Scholar 🗷

Bashe y otros, 2023 T. Bashe, T. Alamirew, ZA Dejen

Evaluación del desempeño de los sistemas de riego comunitarios utilizando tecnologías de teledetección para mejorar la gestión sostenible del agua de riego Ciencia e ingeniería de la conservación del agua , 8 (1) (2023), 10.1007/s41101-023-00222-y 7

Google Académico 🛪

Berbel y otros, 2019 J. Berbel, A. Expósito, C. Gutiérrez-Martín, L. Mateos

Efectos de la modernización del regadío en España 2002-2015

Gestión de Recursos Hídricos , 33 (5) (2019) , págs. 1835-1849 , 10.1007 /s11269-019-02215-w 🗷

Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪

Berkhin, 2006 P. Berkhin

Un estudio de técnicas de minería de datos en clusters

Agrupación de datos multidimensionales: avances recientes en clusterización (2006)

https://doi.org/10.1007/3-540-28349-8_2 7

Google Académico 7

Bwambale y otros, 2022 E. Bwambale, FK Abagale, GK Anornu

Estrategias de monitoreo y control de riego inteligente para mejorar la eficiencia del uso del agua en la agricultura de precisión: una revisión

Agrícola. Gestión del agua., 260 (2022), 10.1016/j.agwat.2021.107324 7

Google Académico 7

Bwambale y otros, 2023 E. Bwambale , FK Abagale , GK Anornu

Control predictivo de modelos basados en datos para la gestión precisa del riego

Tecnología agrícola inteligente, 3 (2023), 10.1016/j.atech.2022.100074

Google Académico 7

Calvin y otros, 2023 K. Calvin , D. Dasgupta , G. Krinner , A. Mukherji , PW Thorne , C. Trisos , J. Romero , P.

Aldunce, K. Barret, G. Blanco, WWL Cheung, SL Connors, F. Denton, A. Diongue-Niang, D. Dodman, M. Garschagen, O. Geden, B. Hayward, C. Jones, et al.

P. Arias , M. Bustamante , I. Elgizouli , G. Flato , M. Howden , C. Méndez-Vallejo , JJ Pereira , R. Pichs-Madruga , SK Rose , Y. Saheb , R. Sánchez Rodríguez , D. Ürge-Vorsatz , C. Xiao , N. Yassaa , J. Romero , J.

Kim , EF Haites , Y. Jung , R. Stavins , Y. Park (Eds.) , IPCC, 2023: Cambio climático 2023: Informe de síntesis,

Resumen para responsables de políticas. Contribución de los Grupos de Trabajo I, II y III al Sexto Informe de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (2023) , 10.59327/IPCC/AR6-

9789291691647.001 7

Equipo de redacción principal, H. Lee y J. Romero (eds.)]. IPCC, Ginebra, Suiza

```
Google Académico 7
```

Carter y otros, 2021 TR Carter, M. Benzie, E. Campiglio, H. Carlsen, S. Fronzek, M. Hildén, CPO Reyer, C. West Un marco conceptual para los impactos transfronterizos del cambio climático

Cambio Ambiental Global, 69 (2021), Artículo 102307, 10.1016/J.GLOENVCHA.2021.102307

```
Ver PDF Ver artículo Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪
```

```
Chen y otros, 2024 Y. Chen , H. Li , Y. Xu , Q. Fu , Y. Wang , B. He , M. Li
```

Gestión sostenible de sistemas de distribución de agua para riego bajo el cambio climático: modelado de optimización basado en procesos considerando sinergias agua-alimentos-energía-medio ambiente

```
Agrícola. Gestión del agua. , 302 ( 2024 ) , 10.1016/j.agwat.2024.108990 \, {\bf z} \, Google Académico \, {\bf z} \,
```

Comunidad Autónoma de Andalucía, 2024 Comunidad Autónoma de Andalucía

Decreto-ley 2/2024, de 29 de enero, por el que se aprueban medidas adicionales para paliar los efectos producidos por la situación de sequía excepcional a los usuarios de las demarcaciones hidrográficas intracomunitarias de Andalucía y se adoptan medidas urgentes, administrativas y fiscales, de apoyo al sector agrario

Boletín Oficial de La Junta de Andalucía (2024)

```
https://www.boe.es/buscar/doc.php?lang=es&id=BOJA-b-2024-90020 ¬
Google Académico ¬
```

Connor y Chaves Pacheco, 2024 R. Connor, SM Chaves Pacheco

Tendencias mundiales del empleo y la dependencia del agua en los empleos. Documento técnico.

```
https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000388410 \nearrow (2024) Google Académico \nearrow
```

Conrad y otros, 2023 LM Conrad , AG Fernald , MA Taylor , SJ Guldan , CG Ochoa

La entrega de datos de desviación del riego en tiempo real puede beneficiar la capacidad de adaptación en los sistemas de riego comunitarios

```
J. Am. Water Resour. Assoc. , 59 (4) (2023), págs . 600-614, 10.1111 /1752-1688.13100 ¬

Ver en Scopus ¬ Google Scholar ¬
```

Dang y otros, 2024 C. Dang, H. Zhang, C. Yao, D. Mu, F. Lyu, Y. Zhang, S. Zhang

IWRAM: un modelo híbrido para la previsión de la demanda de agua de riego para cuantificar los impactos del cambio climático

Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪

```
Agrícola. Gestión del agua. , 291 ( 2024 ) , Artículo 108643 , 10.1016/J.AGWAT.2023.108643 🗷
```

Davies y Bouldin, 1979 DL Davies , DW Bouldin

Ver artículo

Una medida de separación de conglomerados

```
Análisis de patrones de transferencia IEEE, inteligencia mecánica , PAMI-1 ( 2 ) ( 1979 ) , 10.1109/TPAMI.1979.4766909 ¬

Google Académico ¬
```

Comunidad de Regantes El Villar, 2025 Comunidad de Regantes El Villar

Regantes El villar

Ver PDF

```
https://www.reganteselvillar.com/la-comunidad/ 7 (2025)
```

Google Académico 7

Farag y Pérez-Pérez, 2025 AA Farag, JG Pérez-Pérez

Medidas de referencia para la adaptación de nuevas soluciones de riego en pequeñas explotaciones agrícolas de Egipto

Agua (Suiza), 17 (2) (2025)

https://doi.org/10.3390/w17020137 7

Google Académico 7

Fernald y otros, 2012 A. Fernald, V. Tidwell, J. Rivera, S. Rodríguez, S. Guldan, C. Steele, C. Ochoa, B. Hurd, M. Ortiz, K. Boykin, A. Cibils

Modelado de la sostenibilidad del agua, el medio ambiente, los medios de vida y la cultura en las comunidades de riego tradicionales y sus cuencas hidrográficas vinculadas

Sostenibilidad, 4 (11) (2012), pp. 2998-3022, 10.3390 / su4112998 7

Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪

Gamal y otros, 2025 Y. Gamal, A. Soltan, LA Said, AH Madian, AG Radwan

Sistemas de riego inteligentes: descripción general

IEEE Access, vol. 13, Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos Inc (2025), págs. 66109-66121, 10.1109/ACCESS.2023.3251655 7

Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪

Green y otros, 2014 R. Green, I. Staffell, N. Vasilakos

¿Divide y vencerás? La agrupación de datos de demanda mediante k-medias permite simulaciones rápidas y precisas del sistema eléctrico británico.

IEEE Trans. Eng. Manag., 61 (2) (2014), págs. 251-260, 10.1109 /TEM.2013.2284386 7

Google Scholar 7 Ver en Scopus ↗

Confederación Hidrográfica del Guadalquivir, 2025 Confederación Hidrográfica del Guadalquivir

Inundaciones: datos en tiempo real

Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico - Gobierno de España (2025)

https://www.chguadalquivir.es/saih/av_mapa8.aspx#MapaAforos ¬

Google Académico 7

Gupta y otros, 2025 S. Gupta, S. Chowdhury, R. Govindaraj, KTT Amesho, S. Shangdiar, T. Kadhila, S. Iikela Agricultura inteligente que utiliza IoT para el riego automatizado y la eficiencia hídrica v energética

Tecnología agrícola inteligente (2025), artículo 101081, 10.1016/j.atech.2025.101081 🗷

Ver PDF Ver artículo Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪

Huang y otros, 2022 Huang Y., Zhang Z., Li Z., Dai D., Li Y.

Evaluación de la eficiencia del uso del agua y la cantidad óptima de riego del maíz de primavera en el distrito de riego de Hetao utilizando el modelo de superficie terrestre Noah-MP

Agrícola. Gestión del agua., 264 (2022), 10.1016/j.agwat.2022.107498 7

Google Académico ↗

```
Iglesias y Kastner, 2013 F. Iglesias, W. Kastner
```

Análisis de medidas de similitud en la agrupación de series temporales para el descubrimiento de patrones energéticos en edificios

```
Energías, 6 (2) (2013), pp. 579-597, 10.3390 / en6020579 ¬

Ver en Scopus ¬ Google Scholar ¬
```

Jackson y otros, 2010 TM Jackson, S. Khan, M. Hafeez

Un análisis comparativo de la aplicación de agua y el consumo de energía a nivel de campo de riego

```
Agrícola. Gestión del agua., 97 (10) (2010), págs. 1477 - 1485, 10.1016/j.agwat.2010.04.013 7

Ver PDF Ver artículo Ver en Scopus 7 Google Scholar 7
```

Jefatura del Estado, 2022 Jefatura del Estado

Real Decreto-ley 4/2022, de 15 de marzo, por el que se adoptan medidas urgentes de apoyo al sector agrario por causa de la sequía

Boletín Oficial Del Estado (2022)

Google Académico 🗷

Jiménez-Bello et al., 2010 MA Jiménez-Bello , F. Martínez Alzamora , V. Bou Soler , HJB Ayala

Metodología para la sectorización de las tomas de las redes de riego a presión para minimizar el consumo energético

```
Biosyst. Eng., 105 (4) (2010), págs. 429-438, 10.1016/J.BIOSYSTEMSENG.2009.12.014 

Ver PDF Ver artículo Ver en Scopus A Google Scholar A
```

Koncagül y otros, 2024 E. Koncagül, R. Connor, V. Abete

The United Nations World Water Development Report 2024: water for prosperity and peace; facts, figures and action examples

```
https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000388952 \nearrow (2024)
Google Scholar \nearrow
```

Kropp et al., 2019 I. Kropp, A.P. Nejadhashemi, K. Deb, M. Abouali, P.C. Roy, U. Adhikari, G. Hoogenboom A multi-objective approach to water and nutrient efficiency for sustainable agricultural intensification

```
Agric. Syst., 173 (2019), pp. 289-302, 10.1016/J.AGSY.2019.03.014 ¬
```

```
View PDF View article View in Scopus 7 Google Scholar 7
```

Lakhiar et al., 2024 I.A. Lakhiar, H. Yan, C. Zhang, G. Wang, B. He, B. Hao, Y. Han, B. Wang, R. Bao, T.N. Syed, J.N. Chauhdary, M. Rakibuzzaman

A review of precision irrigation water-saving technology under changing climate for enhancing water use efficiency, crop yield, and environmental footprints

```
Agriculture (Switzerland), 14 (7) (2024), 10.3390/agriculture14071141 ¬
Google Scholar ¬
```

Langarita et al., 2017 R. Langarita, J. Sánchez Chóliz, C. Sarasa, R. Duarte, S. Jiménez

Electricity costs in irrigated agriculture: a case study for an irrigation scheme in Spain Renew. Sustain. Energy Rev., 68 (2017), pp. 1008-1019, 10.1016/j.rser.2016.05.075

```
🔼 View PDF 🛮 View article 💛 View in Scopus 🗷 🗡 Google Scholar 🗷
```

```
Lankford et al., 2023 B. Lankford, C. Pringle, J. McCosh, M. Shabalala, T. Hess, J.W. Knox
```

Irrigation area, efficiency and water storage mediate the drought resilience of irrigated agriculture in a semi-arid catchment

Lemus-Canovas et al., 2024 M. Lemus-Canovas, D. Insua-Costa, R.M. Trigo, D.G. Miralles

Record-shattering 2023 spring heatwave in Western mediterranean amplified by long-term drought

```
Npj Climate and Atmospheric Science, 7 (1) (2024), 10.1038/s41612-024-00569-6 7
Google Scholar 7
```

```
Liu et al., 2022 X. Liu, W. Liu, Q. Tang, B. Liu, Y. Wada, H. Yang
```

Global agricultural water scarcity assessment incorporating blue and green water availability under future climate change

```
Earths Future, 10 (4) (2022), 10.1029/2021EF002567 ¬
Google Scholar ¬
```

```
Maja and Ayano, 2021 M.M. Maja, S.F. Ayano
```

The impact of population growth on natural resources and farmers' capacity to adapt to climate change in low-income countries

Masud Cheema et al., 2023 M.J. Masud Cheema, T. Iqbal, A. Daccache, S. Hussain, M. Awais

Precision agriculture technologies: present adoption and future strategies

Precis. Agric.: Evolution, Insights and Emerging Trends (2023), pp. 231-250, 10.1016/B978-0-443-18953-1.00011-8 7

```
View PDF View article View in Scopus 7 Google Scholar 7
```

Mckee et al., 1993 T.B. Mckee, N.J. Doesken, J. Kleist

The relationship of drought frequency and duration to time scales Eighth Conference on Applied Climatology (1993)

```
Google Scholar 7
```

Mengistu et al., 2025 T.D. Mengistu, S.W. Chang, I.M. Chung

Modeling and prediction of climate change impacts on water resources vulnerability: a multi-model approach

```
J. Environ. Manag., 388 (2025), Article 126025, 10.1016/J.JENVMAN.2025.126025 7

View PDF View article View in Scopus 7 Google Scholar 7
```

Miraftabzadeh et al., 2023 S.M. Miraftabzadeh, C.G. Colombo, M. Longo, F. Foiadelli

K-Means and alternative clustering methods in modern power systems

```
IEEE Access, vol. 11 (2023), 10.1109/ACCESS.2023.3327640 ¬
Google Scholar ¬
```

National Commission of Markets and Competition, 2020 National Commission of Markets and Competition

```
28/9/25, 20:09
```

Circular 3/2020, de 15 de enero, de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia, por la que se establece la metodología para el cálculo de los peajes de transporte y distribución de electricidad

Boletín Oficial del Estado (2020)

Circular 3/2020)

https://www.boe.es/boe/dias/2020/01/24/pdfs/BOE-A-2020-1066.pdf a

Google Scholar ↗

Qin et al., 2024 J. Qin, W. Duan, S. Zou, Y. Chen, W. Huang, L. Rosa

Global energy use and carbon emissions from irrigated agriculture

Nat. Commun., 15 (1) (2024), 10.1038/s41467-024-47383-5 🗷

Google Scholar ₹

Rachakonda, 2024 L. Rachakonda

Transforming agriculture: a mini-review of IoT innovations and their impact IEEE/IFIP International Conference on VLSI and system-on-chip, VLSI-SoC (2024), 10.1109/VLSI-SoC62099.2024.10767799

Google Scholar *¬*

Reig et al., 2025 F. Reig, F. Dominguez, S.M. Vicente-Serrano, S. Beguería, B. Latorre

Drought indices dataset for Spain

State Meteorological Agency (AEMET) (2025)

https://monitordesequia.aemet.es/?lang=en#index=spei#months=1#week=1#month=6#year=2025 ¬
Google Scholar ¬

Rohmingtluanga et al., 2023 C. Rohmingtluanga, S. Datta, N. Sinha, T.S. Ustun

SCADA based intake monitoring for improving energy management plan: case study Energy Rep., 9 (2023), pp. 402-410, 10.1016/j.egyr.2022.11.037

🄼 View PDF 🛮 View article 💛 View in Scopus 🛪 🗡 Google Scholar 🛪

Rosa et al., 2020 L. Rosa, D.D. Chiarelli, M. Sangiorgio, A.A. Beltran-Peña, M.C. Rulli, P. D'Odorico, I. Fung Potential for sustainable irrigation expansion in a 3 °c warmer climate

Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 117 (47) (2020), pp.

29526-29534, 10.1073/pnas.2017796117 7

View in Scopus 7 Google Scholar 7

Rousseeuw, 1987 P.J. Rousseeuw

Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis J. Comput. Appl. Math., 20 (C) (1987), 10.1016/0377-0427(87)90125-7

Google Scholar 7

Salman et al., 2025 A.K. Salman, I.K. Alhadeethi, A.M. Mohammed

Assessing irrigation system efficiency within the water-energy-food Nexus:

introducing energy performance metrics

Agric. Water Manag., 317 (2025), 10.1016/j.agwat.2025.109665 ¬

Google Scholar *₹*

Sishodia et al., 2020 R.P. Sishodia, R.L. Ray, S.K. Singh

Applications of remote sensing in precision agriculture: a review

```
Remote Sens., 12 (19) (2020), pp. 1-31, 10.3390/rs12193136 7
      View in Scopus 7 Google Scholar 7
Sohoulande et al., 2019 C.D.D. Sohoulande, K. Stone, A. Szogi, P. Bauer
      An investigation of seasonal precipitation patterns for rainfed agriculture in the
      Southeastern region of the United States
      Agric. Water Manag., 223 (2019), 10.1016/j.agwat.2019.105728 ¬
      Google Scholar 7
Sohoulande Djebou, 2017 D.C. Sohoulande Djebou
      Bridging drought and climate aridity
      J. Arid Environ., 144 (2017), 10.1016/j.jaridenv.2017.05.002 7
      Google Scholar ↗
Tarjuelo et al., 2015 J.M. Tarjuelo, J.A. Rodriguez-Diaz, R. Abadía, E. Camacho, C. Rocamora, M.A. Moreno
      Efficient water and energy use in irrigation modernization: lessons from Spanish case
      studies
      Agrícola. Gestión del agua., 162 (2015), págs. 67 - 77, 10.1016/J.AGWAT.2015.08.009 7
      Ver PDF
                    Ver artículo Ver en Scopus 🗷 Google Scholar 🗷
Thorndike, 1953 RL Thorndike
      ¿Quién pertenece a la familia?
      Psychometrika, 18 (4) (1953), 10.1007/BF02289263 7
      Google Académico ₹
Tirivarombo y otros, 2018 S. Tirivarombo , D. Osupile , P. Eliasson
      Monitoreo y análisis de seguías: Índice de Evapotranspiración de Precipitación
      Estandarizado (SPEI) e Índice de Precipitación Estandarizado (SPI)
      Física Química Tierra, 106 (2018), 10.1016/j.pce.2018.07.001 7
      Google Académico 7
Vicente-Serrano et al., 2010 SM Vicente-Serrano , S. Beguería , JI López-Moreno
      Un índice de sequía multiescalar sensible al calentamiento global: el índice
      estandarizado de precipitación y evapotranspiración
      J. Clim., 23 (7) (2010), 10.1175/2009 CLI2909.1 7
      Google Académico 7
Vora y otros, 2017 N. Vora, A. Shah, MM Bilec, V. Khanna
      Nexo alimentos-energía-agua: cuantificación de la energía incorporada y las
      emisiones de GEI del riego mediante transferencias virtuales de agua en el comercio
      de alimentos
      ACS Sustain. Chem. Eng., 5 (3) (2017), págs. 2119-2128, 10.1021/acssuschemeng.6b02122 7
      Ver en Scopus ↗
                      Google Scholar 🤊
Wang y otros, 2006 X. Wang, K. Smith, R. Hyndman
      Agrupamiento basado en características para datos de series temporales
      Data Min. Knowl. Discov., 13 (3) (2006), págs. 335-364, 10.1007/s10618-005-0039- x 7
      Ver en Scopus 🛪 Google Scholar 🛪
```

Xiong y otros, 2009 H. Xiong , J. Wu , J. Chen

Agrupamiento de K-medias versus medidas de validación: una perspectiva de distribución de datos

IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B Cybern., 39 (2) (2009), págs. 318-331, 10.1109/TSMCB.2008.2004559 A

Ver en Scopus A Google Scholar A

Zhao y otros, 2020 Y. Zhao , Q. Wang , S. Jiang , J. Zhai , J. Wang , G. He , H. Li , Y. Zhang , L. Wang , Y. Zhu Ahorro de agua y energía para riego en distritos de riego con pozos desde la perspectiva del nexo agua-energía

J. Clean. Prod. , 267 (2020) , 10.1016/j.jclepro.2020.122058 $\, {\scriptstyle \nearrow} \,$

Google Académico 7

Citado por (0)

© 2025 Los autores. Publicado por Elsevier Ltd.



Todo el contenido de este sitio: Copyright © 2025 Elsevier BV, sus licenciantes y colaboradores. Todos los derechos reservados, incluidos los de minería de texto y datos, entrenamiento de IA y tecnologías similares. Para todo el contenido de acceso abierto, se aplican las condiciones de licencia pertinentes.

