

Coeficiente de extinción de la luz en *Arundo donax* L. bajo condiciones de crecimiento contrastantes

Rodríguez, L.D.; Lázaro, L.; Rodrigues Pereira, C; Confalone, A.

RESUMEN

Arundo donax L. (AD) es una especie perenne rizomatosa de alto potencial bioenergético, capaz de producir hasta 40 t MS ha⁻¹ año⁻¹, con aplicaciones en fitorremediación y mitigación de gases de efecto invernadero, y con capacidad de adaptación a ambientes marginales. En cultivos, la interceptación de radiación solar por el dosel se describe mediante la Ley de Beer–Lambert, que relaciona la fracción de radiación interceptada (fPARi), el índice de área foliar (IAF) y el coeficiente de extinción de la luz (k), el cual refleja la atenuación de la radiación en el dosel y afecta la eficiencia en el uso de la radiación (EUR). Este estudio tuvo como objetivo estimar k en AD bajo dos condiciones de crecimiento: potencial (riego y fertilización, T1) y real (sin riego, ni fertilización, T2). Se compararon métodos no lineales (mínimos cuadrados no lineales, LSE; máxima verosimilitud, MLE) y un enfoque logarítmico (Log) usando datos periódicos de fPARi e IAF del quinto ciclo de crecimiento (2023–2024) en la Chacra Experimental de la Facultad de Agronomía-UNCPBA (Azul, Buenos Aires). LSE y MLE proporcionaron estimaciones robustas y consistentes de k entre 0,37 y 0,46, mayores en T1, con diferencias significativas entre T1 y T2 en MLE, mientras que Log sobreestimó sistemáticamente k (con valores máximo de 0,48 en T1 y 0,42 en T2) debido a distorsiones de la transformación logarítmica especialmente en doseles erectófilos como AD. Las diferencias reflejan cambios en la estructura del dosel, T1 muestra menor penetración de radiación hacia capas inferiores. Los métodos LSE y MLE ofrecen estimaciones más precisas y robustas que Log, siendo preferibles para modelar la interceptación de radiación en AD.

Palabras clave: Interceptación de radiación, Índice de área foliar, Modelos no lineales, Modelo logarítmico

Rodríguez, L.D.; Lázaro, L.; Rodrigues Pereira, C; Confalone, A. 2025. Light extinction coefficient in *Arundo donax* L. Under contrasting growth conditions, Argentina. RADA XVI: 13-27

SUMMARY

Arundo donax L. (AD) is a perennial rhizomatous species with high bioenergy potential, capable of producing up to 40 t DM ha⁻¹ yr⁻¹, with applications in phytoremediation and greenhouse gas mitigation, and the ability to adapt

to marginal environments. In crops, canopy interception of solar radiation is described by the Beer–Lambert law, which relates the fraction of intercepted radiation (fPARi), leaf area index (LAI), and the light extinction coefficient (k), reflecting radiation attenuation within the canopy and affecting radiation use efficiency (RUE). This study aimed to estimate k in AD under two growth conditions: potential (irrigation and fertilization, T1) and actual (without irrigation or fertilization, T2). Non-linear methods (non-linear least squares, LSE; maximum likelihood estimation, MLE) and a logarithmic approach (Log) were compared using periodic fPARi and LAI data from the fifth growth cycle (2023–2024) at the Experimental Farm of the Faculty of Agronomy-UNCPBA (Azul, Buenos Aires). LSE and MLE provided robust and consistent estimates of k between 0.37 and 0.46, higher in T1, with significant differences between T1 and T2 in MLE, whereas Log systematically overestimated k (up to 0.48 in T1 and 0.42 in T2) due to distortions from the logarithmic transformation in erectophile canopies like AD. These differences reflect changes in canopy structure, with T1 showing lower radiation penetration to lower layers. LSE and MLE provide more accurate and robust estimates than Log, and are preferable for modeling radiation interception in AD.

Keywords: Radiation interception, Leaf area index, Non-linear models, Logarithmic model

Rodríguez, L.D.: NAACCE: Núcleo de Estudios en Actividades Agropecuarias y Cambio Climático. Facultad de Agronomía-UNCPBA. República de Italia 780. Azul (7300) BA, Argentina. CISSAS: Centro de Investigaciones Integradas sobre Sistemas Agronómicos Sustentables, Facultad de Agronomía UNCPBA. República de Italia 780. Azul (7300) BA, Argentina. Lázaro, L.: CISSAS: Centro de Investigaciones Integradas sobre Sistemas Agronómicos Sustentables, Facultad de Agronomía UNCPBA. República de Italia 780. Azul (7300) BA, Argentina. Rodrigues Pereira, C: Departamento de Engenharia Agrícola e Meio Ambiente, Universidade Federal Fluminense (UFF), Rua Passo da Pátria, 156 – Bloque D, Niterói, Rio de Janeiro, Brasil. Confalone, A.: NAACCE: Núcleo de Estudios en Actividades Agropecuarias y Cambio Climático. Facultad de Agronomía-UNCPBA. República de Italia 780. Azul (7300) BA, Argentina

Correspondencia a: lrodriguez@azul.faa.unicen.edu.ar

INTRODUCCIÓN

Arundo donax L. (AD) es una especie perenne rizomatosa con alto potencial bioenergético, capaz de producir hasta 40 t MS ha⁻¹ año⁻¹ bajo condiciones óptimas de agua y nutrientes (Cosentino *et al.*, 2016). Diversos estudios destacan su valor como cultivo bioenergético por su elevado rendimiento (Curt *et al.*, 2017), rápido crecimiento (Barney y Di Tomaso, 2008), alta capacidad de reproducción vegetativa (Cavallaro *et al.*, 2014) y por el carácter lignocelulósico de su biomasa (Cano Ruiz *et al.*, 2020; Nogar *et al.*, 2021). Además, AD presenta aplicaciones en

fitorremediación (Papazoglou *et al.*, 2005; Danelli *et al.*, 2021), contribuye a la mitigación de gases de efecto invernadero (Angreu Rodríguez *et al.*, 2012; Pilu *et al.*, 2012, 2014) y muestra una elevada capacidad de adaptación a ambientes marginales (Brusca *et al.*, 2018; Curt *et al.*, 2018; Jensen *et al.*, 2018).

En general la producción de los cultivos en condiciones potenciales (*i.e.* sin limitaciones hídricas ni nutricionales) está directamente asociada a la radiación interceptada por el dosel, la eficiencia de conversión de esa radiación en biomasa (EUR) y su partición a los diferentes

órganos de la planta (Charles-Edwards, 1984; Hay y Walker, 1989). La intercepción de radiación fotosintéticamente activa (PAR) está determinada por la arquitectura del dosel, el índice de área foliar (IAF) y el ángulo de las hojas (Maddonni *et al.*, 2001).

La distribución de la radiación hacia el interior del dosel puede ser descripta por la Ley de Beer–Lambert, que establece una relación entre la fracción de PAR interceptada (fPARi), el IAF y el coeficiente de extinción de la luz (k) (Monsi y Saeki, 1953; Hirose, 2005). Este coeficiente representa la atenuación de la radiación en función del área foliar y depende de la estructura del dosel y del arreglo foliar, afectando directamente la EUR (Hirose, 2005). La ecuación de Beer–Lambert se utiliza rutinariamente en fisiología de cultivos y en modelos de simulación de crecimiento (Hammer *et al.*, 2009). El valor de k está relacionado con la orientación de las hojas, hojas más verticales en la parte superior del dosel permiten que la radiación penetre en las capas inferiores, incrementando la fotosíntesis a lo largo de todo el dosel. Monsi y Saeki (1953) reportaron que k tiende a ser bajo (0,2 - 0,5) en cultivos con hojas erectófilas y más alto (0,6 - 0,8) en cultivos con hojas planófilas. En términos prácticos, esto implica que plantas con hojas erectófilas, atenúan menos luz por unidad de PAR que aquellas con hojas planófilas, cuya disposición más horizontal favorece una mayor intercepción de la radiación (Hirose, 2005).

Para estimar k se utilizan modelos basados en datos experimentales, como el enfoque logarítmico de la ecuación de Beer–Lambert; sin embargo, esta transformación puede generar inconsistencias estadísticas (Mamouei *et al.*, 2021). En cultivos como el maíz, otra gramínea con k relativamente bajo, Lacasa *et al.* (2021) propusieron una guía para determinar k mediante modelos no lineales, destacando diversas ventajas de esta metodología.

Para el caso particular de AD, Ceotto *et al.* (2013) y Cosentino *et al.* (2016) informaron valores de k de entre 0,29 y 0,44, indicando esto que la radiación incidente puede penetrar hasta las hojas inferiores gracias a su estructura erectófila. A su vez, la disponibilidad de agua y de nutrientes, particularmente de nitrógeno, se encuentra entre los principales factores que afectan la fPARi, el IAF y la estructura del cultivo, lo que podría influir en el valor de k (Cosentino *et al.*, 2016).

Contar con estimaciones robustas de k en AD bajo condiciones reales y potenciales de crecimiento es fundamental para avanzar en la modelización de la acumulación de biomasa ajustada a las condiciones locales. En 2019 se

iniciaron investigaciones sobre este cultivo en la región centro de la provincia de Buenos Aires (Rodríguez *et al.*, 2021; 2024), evaluándose su crecimiento en condiciones óptimas (con riego y fertilización nitrogenada) y reales (sin riego, ni fertilización nitrogenada). En base a los datos obtenidos de IAF y fPARi en el experimento de campo (en el quinto ciclo de cultivo), el presente estudio tuvo como objetivo analizar el efecto de dos condiciones de crecimiento (potencial y real) sobre el coeficiente de extinción de la luz en los doseles de AD, comparando diferentes métodos de estimación.

MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. El experimento

El experimento fue realizado en la Chacra Experimental de la Facultad de Agronomía-UNCPBA, en Azul, provincia de Buenos Aires, Argentina (36°49'47,5" S, 59°53'13,9" O; 137 m.s.n.m.). El cultivo de AD se implantó en septiembre de 2019 en un suelo clasificado como Argiudol típico (USDA, 2010; INTA–Servicio de Conservación de Recursos Naturales y Departamento de Agricultura, 2010), utilizando rizomas provenientes de un clon naturalizado en la región y plantines obtenidos por micropagación *in vitro* (Rodríguez *et al.*, 2024). El diseño experimental correspondió a parcelas subdivididas en bloques completos al azar con tres repeticiones con subparcelas de 6 x 6 m. Se establecieron dos condiciones de crecimiento: (i) Potencial (T1), con riego por goteo y fertilización con nitrógeno y fósforo, y (ii) Real (T2), sin riego ni fertilización. En T1, el suelo se mantuvo próximo a la capacidad de campo mediante riego; en el quinto ciclo de cultivo (2023 - 2024) se aplicaron 350 mm de agua, 100 kg ha⁻¹ de N y 20 kg ha⁻¹ de P. Los tratamientos principales correspondieron a las condiciones de cultivo, mientras que los tratamientos secundarios combinaron método de propagación y densidad de plantación. Las parcelas secundarias, de 36 m², se asignaron a los dos tipos de propagación: rizomas (R) y plantines (P), y a dos densidades en R (1 pl m⁻² – R1 y 2 pl m⁻² – R2). En plantines se utilizó solo la densidad de 1 pl m⁻² (P1), suprimiéndose la doble densidad (P2) por razones de costo. En consecuencia, el diseño original incluyó dos tratamientos principales (T1 y T2) y seis subtratamientos: T1R1, T1R2, T1P1, T2R1, T2R2 y T2P1, con tres repeticiones en bloques para cada uno (Rodríguez *et al.*, 2021). Aunque el ensayo original contemplaba la existencia de subtratamientos, en la mayoría de los análisis presentados en este trabajo estos fueron

unificados, dado que no se observaron diferencias estadísticas significativas entre ellos durante el ciclo de cultivo evaluado. El tamaño de cada parcela principal fue de 324 m².

La humedad del suelo se determinó semanalmente mediante muestreos hasta 40 cm de profundidad, utilizando el método gravimétrico. Los datos meteorológicos (radiación solar, temperatura del aire y precipitación) se registraron con una estación automática (iMETOS Serie 3.3) perteneciente al Centro Regional de Agrometeorología (CRAGM) de la Facultad de Agronomía UNCPBA instalada a 100 m del sitio experimental.

Periódicamente durante el quinto ciclo del cultivo se realizaron mediciones de Índice de Área foliar (IAF) y de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fPARi). Las mediciones de radiación fotosintéticamente activa (PAR) se realizaron cada 15 días, desde fines de octubre (inicio del ciclo de crecimiento) hasta comienzos de abril (posterior a la primera helada), empleando un sensor cuántico lineal (CAVA-BAR-RAD). Las determinaciones se realizaron en el centro de cada subparcela para minimizar los efectos de borde y en horarios cercanos al mediodía solar, registrando lecturas tanto por encima como por debajo del dosel, con dos mediciones por subparcela. Posteriormente, se calculó la fracción de PAR instantánea interceptada (fPARi) por el dosel utilizando la expresión:

$$f\text{PAR}_i = 1 - (\text{PAR}_b / \text{PAR}_a) \quad (1)$$

donde:

- PAR_a: PAR incidente instantánea inmediatamente por encima del dosel (μmol m⁻² s⁻¹).
- PAR_b: PAR transmitida instantáneamente hacia la parte inferior del dosel (μmol m⁻² s⁻¹).

Los valores de radiación global obtenidos en la estación agrometeorológica se convirtieron en radiación PAR, considerando que el 50 % de la radiación global (RG) corresponde a PAR (Szeicz, 1974).

En paralelo, se realizaron mediciones no destructivas del IAF utilizando un analizador de dosel (LAI-2000, LI-COR, Inc.), tomando una lectura por encima del dosel y tres por debajo en un área de 1 m² ubicada en el centro de cada subparcela. Dado que el cultivo se encontraba estabilizado (quinto año desde su implantación con rizomas brotando sin patrones definidos en toda la superficie de las unidades experimentales) y el análisis de varianza (ANOVA) previo no mostró diferencias significativas entre los tres subtratamientos para los valores de fPARi y IAF (p

> 0,05), dentro de cada tratamiento principal los tres subtratamientos fueron considerados como repeticiones. Durante el quinto ciclo se realizaron 14 fechas de muestreo, con tres repeticiones por parcela (correspondientes a los tres subtratamientos) totalizando 42 pares fPARi-IAF por tratamiento principal.

A partir de estas mediciones, se estimó el coeficiente de extinción de la luz (k) para T1 y T2. La estimación de k se llevó a cabo mediante distintos métodos estadísticos, con el objetivo de aumentar la robustez y confiabilidad de los valores obtenidos. El coeficiente se calculó mediante un ajuste único por tratamiento, considerando los tres subtratamientos como repeticiones para obtener un valor promedio representativo del dosel. Esto permitió comparar el desempeño de los métodos empleados y determinar cuál de ellos resulta más adecuado a las condiciones experimentales.

2.2. Estimación del coeficiente de extinción

La estimación de k se realizó a partir de la ecuación exponencial de la Ley de Beer-Lambert (1):

$$f\text{PAR}_i = 1 - e^{(-k \cdot IAF_i)} \quad (2)$$

Se evaluaron cuatro enfoques metodológicos que combinan distintas técnicas estadísticas y modelos de ajuste.

2.2.1. Mínimos Cuadrados No Lineales (LSE)

El método de Mínimos Cuadrados No Lineales (LSE) consistió en ajustar la ecuación exponencial de Beer-Lambert con el objetivo de encontrar el valor de k que minimiza la suma de los cuadrados de los errores entre los valores observados y estimados de fPARi. A diferencia de otros enfoques, este método no asume una distribución específica para los residuos. Las estimaciones de k se obtuvieron utilizando el algoritmo BFGS, implementado mediante la función minimize del paquete SciPy (Python). El valor óptimo de k fue aquel que minimizó la siguiente función objetivo:

$$S(k) = \sum_{i=1}^n (f\text{PAR}_i - (1 - e^{-k \cdot IAF_i}))^2 \quad (3)$$

donde:

- S(k): suma de los residuos cuadráticos en función del coeficiente de extinción de la luz (k);
- fPAR_i: fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada observada en el punto i;
- IAF_i: Índice de Área Foliar correspondiente al punto i;
- n: número total de observaciones utilizadas en el ajuste.

2.2.2. Máxima Verosimilitud (MLE)

De acuerdo con Lacasa *et al.* (2021), la estimación por máxima verosimilitud (MLE) es una técnica ampliamente utilizada en inferencia estadística. Este método estima el parámetro k maximizando la probabilidad de ocurrencia de los datos observados, bajo la hipótesis de una determinada distribución de errores. Inicialmente, se asumió que los errores seguían una distribución normal. En ese caso, el modelo estadístico fue formulado como:

$$\mu_i = 1 - e^{(-k \cdot IAF)} , \text{ con } fPAR_i \sim N(\mu_i, \sigma^2) \quad (4)$$

La maximización de la función de verosimilitud se realizó utilizando el algoritmo BFGS, con valores iniciales de k comprendidos entre 0,2 y 0,6, semejante al utilizado en maíz (Lacasa *et al.*, 2021). La matriz Hessiana obtenida en el punto óptimo permitió estimar la varianza y el error estándar (EE) de k , lo que posibilitó construir intervalos de confianza del 95% mediante el método de Wald, asumiendo normalidad asintótica. Este enfoque se distingue por permitir la especificación explícita de la distribución de probabilidad, proporcionando estimaciones puntuales acompañadas de medidas de incertidumbre, como el EE e intervalos de confianza. Aunque formalmente equivalente al LSE, el MLE ofrece la ventaja adicional de estimar simultáneamente la varianza de los errores (σ^2). Sin embargo, dada la naturaleza continua y acotada de $fPAR_i$ (entre 0 y 1), la hipótesis de normalidad puede ser inapropiada, ya que podría producir predicciones fuera del intervalo admisible. Para subsanar esta limitación, también se adoptó una distribución beta.

2.2.3. MLE bajo distribución beta

Asumiendo una distribución beta para $fPAR_i$, el modelo se reformuló como:

$$fPAR_i \sim Beta(\mu_i, \varphi) \quad (5)$$

donde $\mu_i = 1 - e^{(-k \cdot IAF)}$ representa la $fPAR_i$ predicha por el modelo de Beer–Lambert, y φ es un parámetro de precisión que controla la dispersión de la distribución. Los parámetros de forma de la distribución se definieron como $\alpha = \mu_i \cdot \varphi$ y $\beta = (1 - \mu_i) \cdot \varphi$ y (Ferrari y Cribari-Neto, 2004). La estimación de los parámetros k y φ se realizó mediante máxima verosimilitud utilizando el algoritmo BFGS del paquete SciPy en Python. Se usaron valores iniciales aleatorios de k entre 0,2 y 0,6, siguiendo el rango reportado por Lacasa *et al.* (2021) para cultivos de maíz. La convergencia del proceso de optimización se verificó mediante la matriz Hessiana invertida, la cual también permitió calcular la matriz de varianza–covarianza de los estimadores. A

partir de esta se derivó el EE de k , y el intervalo de confianza del 95% tipo Wald. Este enfoque resulta estadísticamente más adecuado para variables acotadas, como $fPAR_i$, ya que la distribución beta permite modelizar proporciones en (entre 0 y 1) con formas flexibles (Damgaard e Irvine, 2019), proporcionando estimaciones puntuales acompañadas de medidas de incertidumbre. Además, se ha demostrado robusto en contextos similares, como en estudios de interceptación de radiación en cultivos de maíz (Lacasa *et al.*, 2021).

2.2.4. Método logarítmico (Log)

El método Log se basa en la linealización de la ecuación de la Ley de Beer-Lambert mediante la aplicación del logaritmo natural a la fracción de radiación transmitida por el dosel. La ecuación original se expresa como:

$$PAR_b/PAR_a = 1 - e^{(-k \cdot IAF)} \quad (6)$$

donde PAR_a y PAR_b representan, respectivamente, la PAR incidente sobre el dosel y la transmitida a través de él; IAF es el Índice de Área Foliar; y k , el coeficiente de extinción de la luz. A partir de esta relación, y utilizando la fracción de radiación absorbida por el dosel ($fPAR_i$, Ecuación 1), se obtiene:

$$1 - fPAR_i = e^{(-k \cdot IAF)} \quad (7)$$

Aplicando logaritmo natural a ambos lados de la ecuación, se obtiene la forma lineal basada en la absorción de la luz:

$$\ln(1 - fPAR_i) = -k \cdot IAF \quad (8)$$

Esta relación permite ajustar una regresión lineal simple, utilizando los valores observados de IAF en el eje X y los valores de $-\ln(1 - fPAR_i)$ en el eje Y. La pendiente de la recta ajustada corresponde a una estimación de k . Alternativamente, la estimación de k puede obtenerse directamente a partir de la relación entre la radiación incidente y la transmitida, expresada como:

$$\ln(PAR_a) - \ln(\ln(PAR_b)) = -k \cdot IAF \quad (9)$$

En este caso, se ajusta una regresión lineal entre los valores de $\ln(PAR_a/PAR_b)$ y el IAF , siendo nuevamente la pendiente de la recta el valor estimado de k .

Si bien este procedimiento es simple y ampliamente utilizado en la literatura, es importante destacar que la transformación logarítmica puede alterar la estructura de los errores del modelo, violando supuestos fundamentales de la regresión lineal como la homocedasticidad y la normalidad de los residuos. Por ello, los resultados obtenidos

mediante este método pueden diferir de aquellos generados por enfoques más robustos, como la estimación por máxima verosimilitud o métodos bayesianos (Lacasa *et al.*, 2021). A pesar de estas limitaciones, la transformación logarítmica permite la linealización de la ecuación exponencial y la estimación directa del coeficiente de extinción de la luz mediante técnicas estadísticas clásicas.

Con el fin de evaluar si las diferencias en los coeficientes de extinción de la luz (k) entre los tratamientos fueron estadísticamente significativas, se aplicó la prueba de Wald a partir de los valores estimados de k y de sus respectivos EE. El análisis se realizó de manera independiente para los estimadores obtenidos mediante máxima verosimilitud, considerando distribuciones normal y beta. La prueba de Wald permite verificar si un parámetro estimado difiere significativamente de un valor hipotético, en función de su EE y bajo el supuesto de una distribución normal o chi-cuadrado (Wooldridge, 2019). Los modelos logarítmicos (Log), de mínimos cuadrados (LSE) y de máxima verosimilitud (MLE) fueron ajustados en Python, utilizando el algoritmo BFGS. El desempeño de cada modelo se evaluó mediante el coeficiente de determinación (R^2) y otros indicadores de ajuste. Asimismo, la calidad y adecuación de los modelos se verificaron mediante gráficos de diagnóstico Q-Q y de residuos vs. valores ajustados, que permitieron comprobar la normalidad y la distribución aleatoria de los errores. Adicionalmente, se calcularon métricas estadísticas como el Akaike Information Criterion (AIC; Akaike, 1974), el Bayesian Information Criterion (BIC; Schwarz, 1978) y el Root Mean Squared Error (RMSE; Willmott, 1981) para comparar la calidad de los modelos y seleccionar el ajuste más adecuado a las condiciones experimentales.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Condiciones meteorológicas y balance hídrico

Durante el ciclo de cultivo, la radiación global promedio fue de $19,8 \text{ MJ m}^{-2} \text{ d}^{-1}$, con temperaturas del aire máxima, mínima y media de $25,2^\circ\text{C}$, $11,1^\circ\text{C}$ y $17,9^\circ\text{C}$, respectivamente. La precipitación acumulada alcanzó 1070,8 mm, y la evapotranspiración de referencia (ETo) fue de 818,5 mm. En la Figura 1 se muestra la evolución de los elementos meteorológicos durante el quinto ciclo de cultivo. A partir de abril, se registraron las primeras heladas de 2024, lo que llevó a considerar que el ciclo tuvo una duración de 217 días (desde la emergencia, en octubre de 2023, hasta mayo de

2024), inferior a la de años anteriores (Rodriguez *et al.*, 2024).

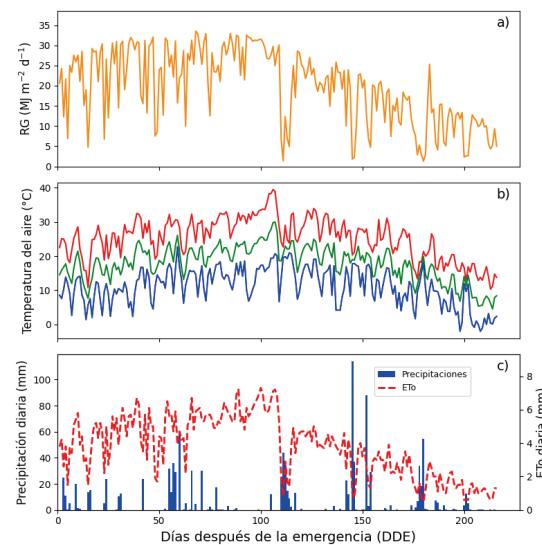


Figura 1. Evolución de los elementos meteorológicos a) Radiación solar global (RG, $\text{MJ m}^{-2} \text{ d}^{-1}$), b) temperatura del aire máxima (rojo), media (verde) y mínima (azul) ($^\circ\text{C}$), c) precipitaciones y ETo diaria (mm) en Azul, Buenos Aires, en función de los días después de la emergencia de AD en el quinto año de cultivo, desde octubre de 2023 hasta la cosecha fin de junio de 2024.

En la Figura 2 se presenta la evolución mensual de las precipitaciones acumuladas y ETo durante el ciclo de cultivo. Se registraron déficits hídricos en noviembre (20 - 50 DDE, Figura 1) y enero (80 - 110 DDE, Figura 1); sin embargo, el balance hídrico total fue positivo, con un excedente notable de agua a partir de febrero.

3.2. Coeficiente de extinción de la luz (k)

La disponibilidad de agua adicional en T1 contribuyó a un dosel con mayor IAF. Aunque el quinto ciclo fue húmedo, el cultivo, al ser perenne, había atravesado un ciclo previo muy seco (cuarto ciclo), con una precipitación total de 569,8 mm, considerablemente inferior a la registrada en el quinto ciclo. Es probable que esta sequía haya limitado la acumulación de biomasa en los rizomas durante el ciclo anterior, afectando la brotación de AD al inicio del quinto ciclo y, en consecuencia, contribuyendo a las diferencias observadas en fPARi e IAF entre ambos tratamientos (Figuras 3 y 4). El coeficiente de extinción de la luz (k), estimado mediante LSE, fue de 0,443 en T1 y de 0,377 en T2, con R^2 superiores a 0,967 (Figura 3).

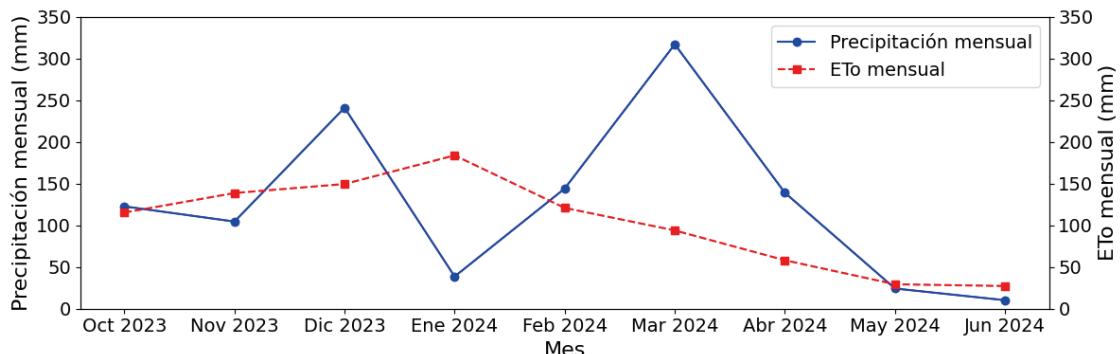


Figura 2. Evolución de las precipitaciones y de la ETo (Evapotranspiración de referencia) estimada con Penman-Monteith para cada mes en milímetros durante el quinto periodo de cultivo, desde octubre del 2023 a junio del 2024.

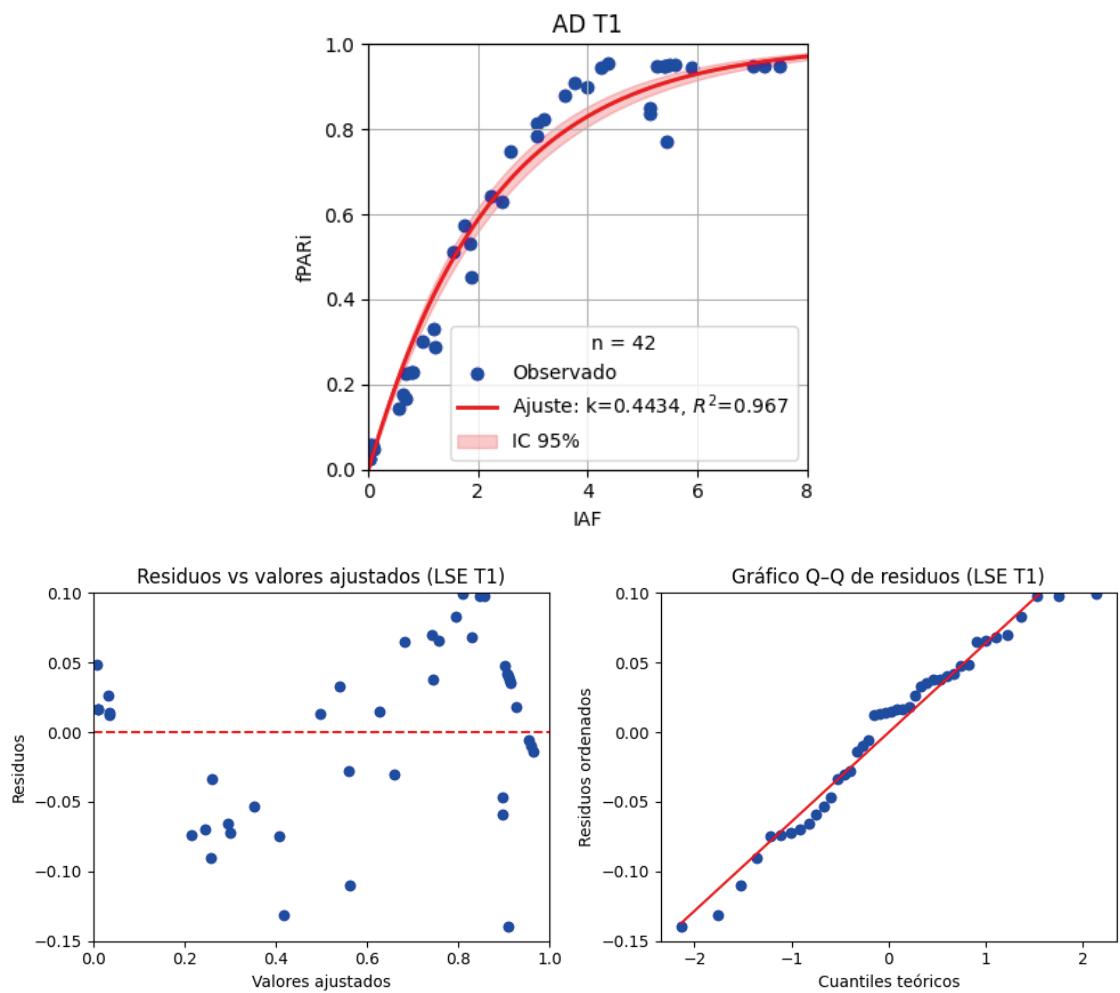


Figura 3. Relación entre la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fPARi) y el índice de área foliar (IAF) medida con el sensor LI-COR, para el cultivo de AD en el tratamiento T1. Los puntos azules representan los valores observados, mientras que la línea roja muestra el ajuste no lineal obtenido mediante la ecuación $fPARi = 1 - e^{-k \cdot IAF}$, donde k corresponde al coeficiente de extinción del doblez estimado por el método de mínimos cuadrados (LSE). La banda sombreada indica el intervalo de confianza al 95 %. En la parte inferior se presentan los gráficos de diagnóstico del modelo: residuos vs. valores ajustados (izquierda) y gráfico Q-Q de residuos (derecha).

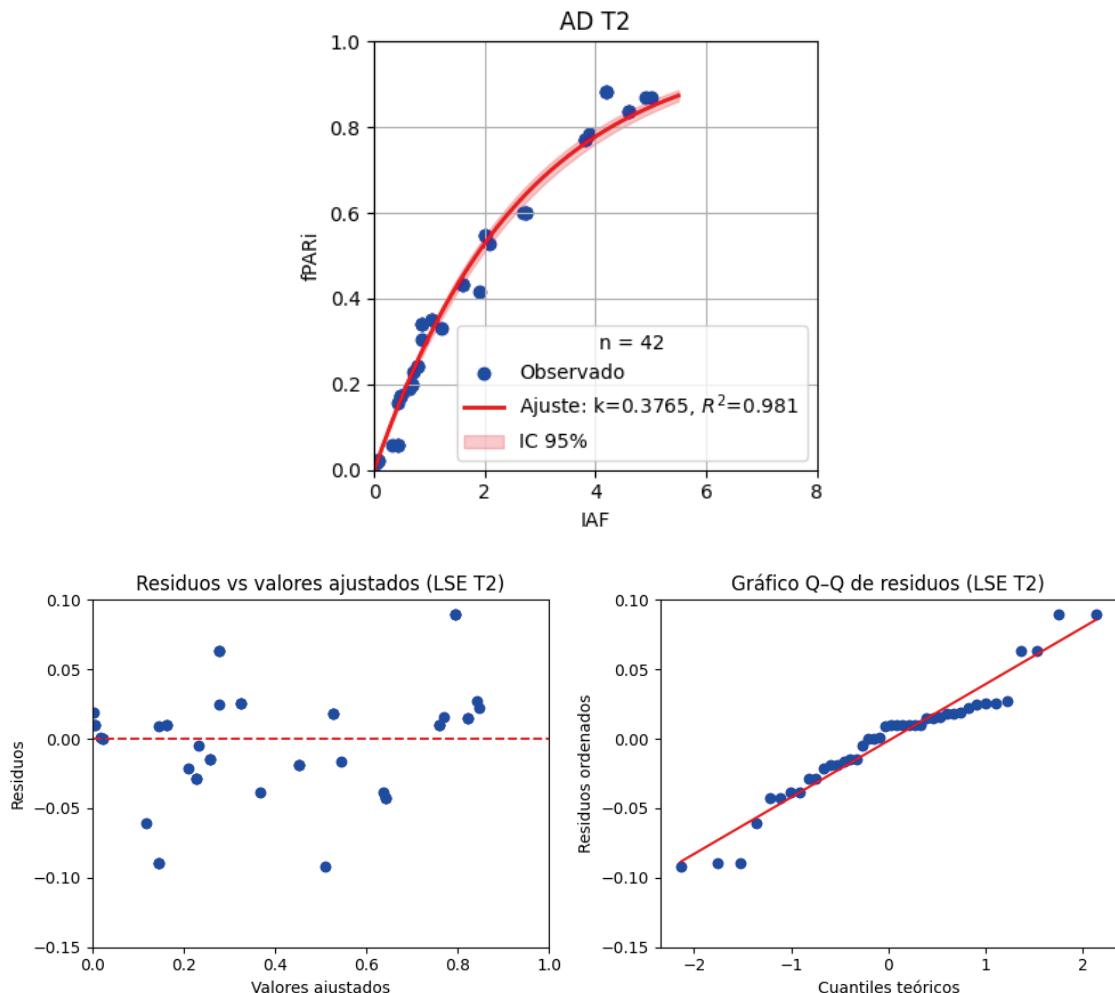


Figura 4. Relación entre la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fPARi) y el índice de área foliar (IAF) medida con el sensor LI-COR, para el cultivo de AD en el tratamiento T2. Los puntos azules representan los valores observados, mientras que la línea roja muestra el ajuste no lineal obtenido mediante la ecuación $fPARi = 1 - e^{-k \cdot IAF}$, donde k corresponde al coeficiente de extinción del dosel estimado por el método de mínimos cuadrados (LSE). La banda sombreada indica el intervalo de confianza al 95 %. En la parte inferior se presentan los gráficos de diagnóstico del modelo: residuos vs. valores ajustados (izquierda) y gráfico Q-Q de residuos (derecha).

Con el método MLE con distribución normal los valores de k obtenidos fueron de 0,443 en T1 y de 0,377 en T2 (Tabla 1). La prueba de Wald arrojó diferencias significativas entre los tratamientos ($p < 0,01$), lo que confirma que T1 presenta un dosel más denso y, por tanto, menor penetración de luz hacia los estratos inferiores.

Al aplicar la distribución beta, los valores de k oscilaron entre 0,379 y 0,458 (Tabla 1), mostrando un patrón consistente con los métodos MLE normal y LSE. La prueba de Wald indicó diferencias significativas entre los tratamientos ($p < 0,05$), confirmando que la disponibilidad de agua y

nutrientes influye directamente en la estructura del dosel. En particular, los mayores valores de k registrados en T1 reflejaron una menor transmisión de radiación hacia los estratos inferiores.

El método logarítmico produjo valores ligeramente superiores (0,48 en T1 y 0,42 en T2), sobreestimando k en comparación con LSE y MLE. Esto se debe a que la transformación logarítmica comprime los valores altos y expande los bajos, generando cambios abruptos en el término $\ln(PARa/PARb)$ cuando fPARi es elevado y IAF intermedio (Figura 6). Resultados similares se han observado en maíz, con diferencias superiores al

Tabla 1. Valores del coeficiente de extinción (k) estimados mediante los cuatro métodos de ajuste analizados (LSE, MLE normal, MLE beta y logarítmico), error estándar (EE), intervalo de confianza (IC 95%) y métricas estadísticas de desempeño del modelo (R2, RMSE, AIC y BIC) para Arundo donax L. (AD) en los tratamientos T1 y T2.

Método	Parámetro	T1	T2
LSE	k	0,443	0,376
	IC 95% k	[0,4095 - 0,4773]	[0,3580 - 0,3950]
	R ²	0,967	0,981
	RMSE	0,0625	0,0402
	AIC	-230,94	-267,89
MLE Normal	BIC	-229,21	-266,16
	k	0,443	0,376
	IC 95% k	[0,4126 - 0,4753]	[0,3590 - 0,3940]
	EE de k	0,016	0,009
	RMSE	0,0625	0,0402
MLE Beta	AIC	-109,74	-146,70
	BIC	-106,27	-143,23
	k	0,458	0,379
	IC 95% k	[0,4243 - 0,4917]	[0,3576 - 0,4010]
	EE de k	0,017	0,011
Logarítmico	RMSE	0,0630	0,0403
	AIC	-118,69	-142,90
	BIC	-115,21	-139,43
	k	0,479	0,422
	EE de la pendiente	0,027	0,012
	R ²	0,885	0,967
	RMSE	0,3896	0,1220
	AIC	-75,19	-172,74
	BIC	-71,72	-169,26

100 % entre los métodos logarítmico y MLE (Lacasa *et al.*, 2021), en concordancia con estudios que destacan que los modelos de regresión no lineal superan las limitaciones de las transformaciones logarítmicas (Packard, 2011; Xiao *et al.*, 2011). Transformaciones de este tipo, como la utilizada en la Ley de Beer-Lambert, pueden inducir inconsistencias estadísticas si no se aplican correctamente, un fenómeno documentado incluso en la calibración instrumental en química y otras disciplinas (Delgado, 2022).

Los resultados evidenciaron diferencias consistentes en la calidad del ajuste entre los métodos evaluados (Tabla 1). Los enfoques LSE, MLE Beta y MLE Normal mostraron valores de RMSE bajos y similares en ambos tratamientos, siendo menores en T2, mientras que el método logarítmico presentó un RMSE considerablemente mayor, reflejando menor precisión en la estimación. Según los criterios de información, el modelo LSE exhibió el mejor desempeño general (valores de AIC y BIC más bajos), seguido por MLE Beta y

MLE Normal; el método logarítmico mostró el peor ajuste relativo (Tabla 1).

En el MLE Beta, los residuos se distribuyeron homogéneamente alrededor de cero, sin tendencia sistemática y con varianza constante, lo que sugiere homocedasticidad (Figura 5). La dispersión aleatoria de los puntos indica que el modelo representa adecuadamente la relación entre fPARi e IAF. En el MLE Normal, los residuos se concentraron en un rango similar (-0,15 a 0,10) y el RMSE fue comparable al del MLE Beta; sin embargo, los criterios de información reflejaron un ajuste marginalmente inferior (Tabla 1), probablemente porque la distribución normal no restringe los valores dentro del intervalo (0 - 1), generando cierta pérdida de precisión en los extremos de fPARi.

Por su parte, el método logarítmico mostró el ajuste más débil, con residuos más dispersos (-1,0 a 1,0) y ligera tendencia a heterocedasticidad en los valores intermedios en T1 (Figura 6). Los mayores valores de RMSE, AIC y BIC confirmaron

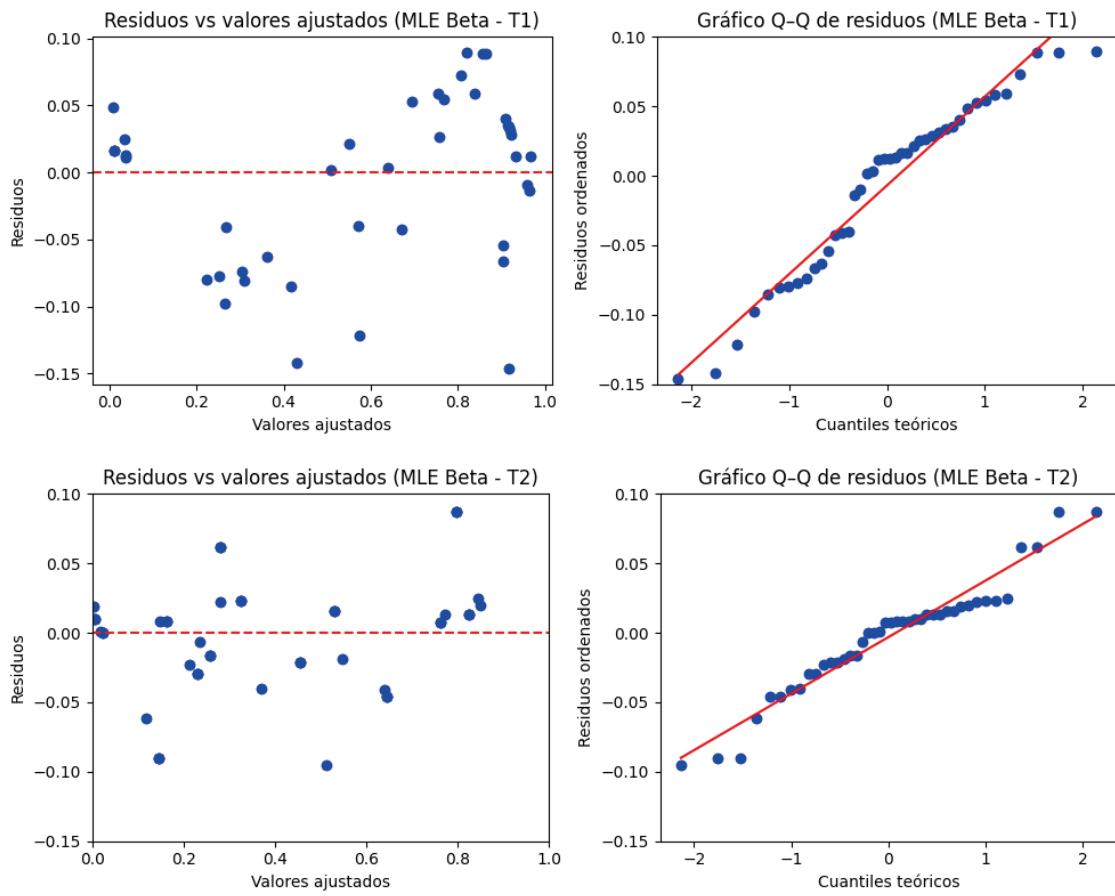


Figura 5. Distribución de residuos del modelo MLE Beta para los tratamientos T1 (parte superior) y T2 (parte inferior). A la izquierda, residuos en función de los valores ajustados; a la derecha, gráfico Q-Q de residuos. La proximidad de los puntos a la línea de referencia indica que los errores se aproximan a una distribución normal.

su menor desempeño (Tabla 1). En cuanto a la normalidad, los residuos presentaron una distribución aproximadamente normal en ambos tratamientos, con leves desviaciones en las colas, más marcadas en T1. En conjunto, tanto las métricas de ajuste como los gráficos diagnósticos coinciden en que los métodos no lineales (LSE y MLE) describen con mayor precisión la relación entre fPARI e IAF.

Es importante subrayar que el valor de k derivado mediante el método logarítmico es específico del modelo transformado ($\ln(PAR_a) - \ln(PAR_b) = -k \cdot IAF$) y, por lo tanto, no debe aplicarse directamente en ecuaciones basadas en fPARI sin transformar (Lacasa *et al.*, 2021). En cambio, los métodos LSE y MLE, al conservar la forma original de la ecuación, ofrecen mayor solidez frente a sesgos generados por valores extremos, lo que los hace más adecuados

para establecer comparaciones consistentes entre tratamientos.

Los valores de k estimados en este estudio (0,37 - 0,46, según LSE y MLE) resultaron consistentes con los reportados por Cosentino *et al.* (2016) (0,38 - 0,44). En ese estudio, el mayor k se obtuvo en el tratamiento con riego aplicado solo durante el establecimiento y 120 kg N ha⁻¹, mientras que el menor correspondió al riego pleno sin fertilización nitrogenada. Esto sugiere que el nitrógeno no incrementa directamente k , pero sí favorece una arquitectura del dosel con mayor densidad de cañas por unidad de superficie y con hojas más horizontales y densas, aumentando la extinción de radiación. Dichos autores también calcularon k ajustando los datos de fPARI vs. IAF mediante la ecuación exponencial asintótica. En comparación, Ceotto *et al.* (2013) reportaron un k de 0,29 para AD en el cuarto año de cultivo

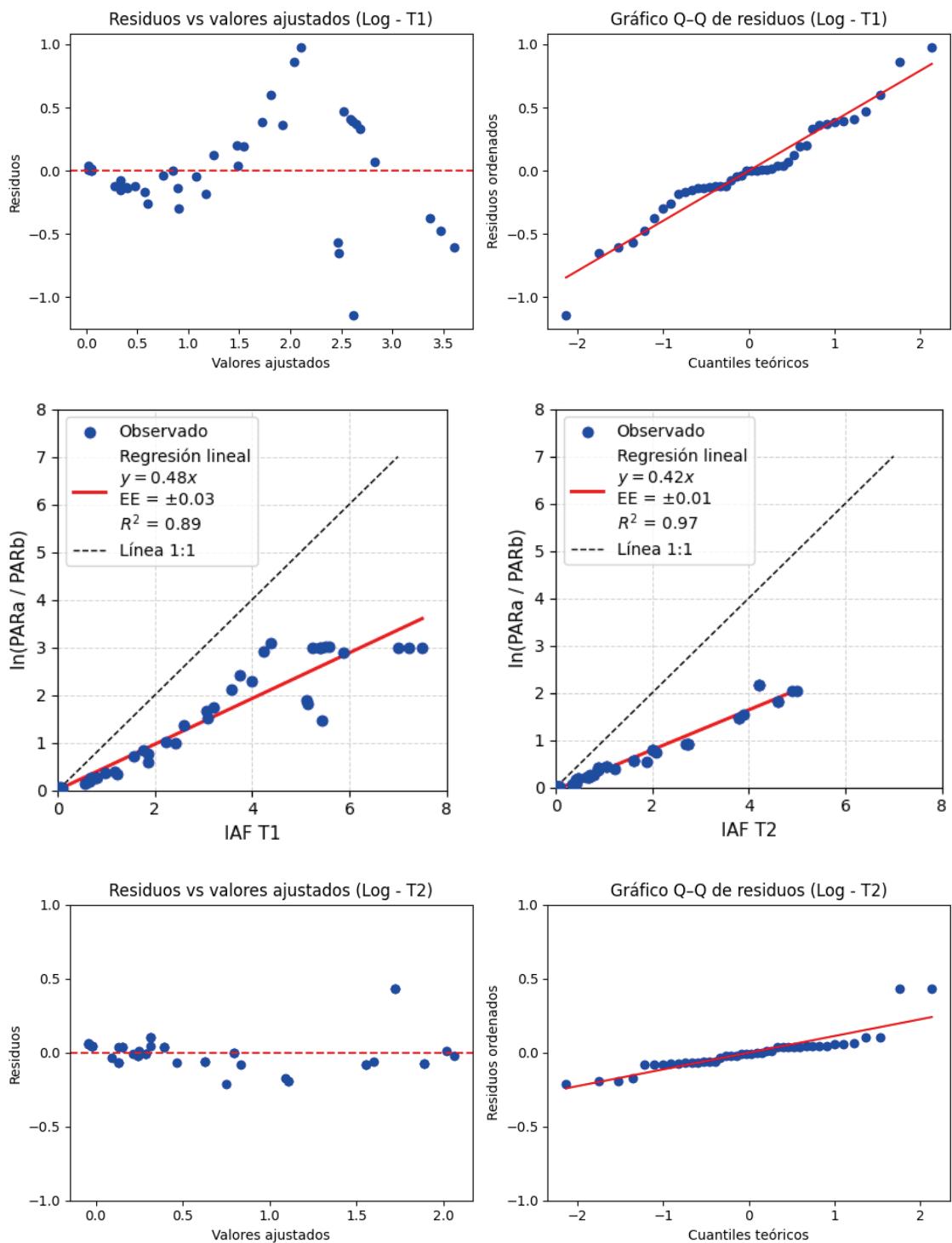


Figura 6. Relación entre el índice de área foliar (IAF) y la razón logarítmica entre la radiación fotosintéticamente activa incidente (PARa) y la transmitida (PARb) en *Arundo donax L.*, utilizada para estimar el coeficiente de extinción de la luz (k) según la Ley de Beer-Lambert. Los puntos azules corresponden a los valores observados; la línea roja representa el ajuste de la regresión lineal y la línea negra discontinua indica la línea 1:1. En la parte inferior se presentan los gráficos de diagnóstico del método logarítmico: residuos en función de los valores ajustados (izquierda) y gráfico Q-Q de residuos (derecha) para los tratamientos T1 y T2.

en Italia, asociado a un IAF excepcionalmente alto ($>10 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$). Estas discrepancias podrían atribuirse a variaciones ecotípicas, arquitectónicas, de manejo o metodológicas. Cabe señalar que los valores de IAF reportados en estudios europeos fueron superiores a los observados en nuestro experimento de cinco años; en T1, por ejemplo, el máximo alcanzado fue de $7,5 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ (Rodríguez *et al.*, 2024), lo que podría reflejar diferencias ecotípicas o una subestimación de las mediciones con el analizador de dosel (LAI-2000, LI-COR, Inc.) en fases avanzadas del cultivo.

En maíz, Elli *et al.* (2025) aplicaron la transformación logarítmica y encontraron que el mejoramiento genético redujo progresivamente k , favoreciendo una distribución más uniforme de la radiación hacia estratos medios, mientras que la densidad de siembra fue el principal factor que incrementó la captura de radiación. En distintos cultivos, se ha documentado que arquitecturas erectófilas, caracterizadas por hojas muy verticales, se asocian con mayores rendimientos de grano en comparación con arquitecturas planófilas (Lee y Tollenaar, 2007; Lauer *et al.*, 2012). Resultados similares han sido reportados en arroz (Kumagai *et al.*, 2014), trigo (Richards *et al.*, 2019) y caña de azúcar (DaSilva y DeCosta, 2012). En conjunto, estas evidencias indican que la reducción de k se relaciona con una mayor eficiencia en la distribución vertical de la luz dentro del dosel. El mecanismo más evidente y mejor estudiado mediante el cual la erectofilia foliar influye en la productividad es la optimización de la distribución de la luz en el dosel (Tian *et al.*, 2011; Gitz *et al.*, 2015; Jaikumar *et al.*, 2021), lo que permite mantener altos rendimientos cuánticos en hojas inferiores y, por ende, una mayor asimilación neta de carbono a nivel de dosel.

De manera similar a lo observado en otros cultivos con arquitectura erectófila, en AD los valores bajos de k (como en T2) reflejan una penetración lumínica más uniforme hacia los estratos inferiores del dosel, mientras que valores altos indican una interceptación preferencial en hojas superiores, limitando la actividad fotosintética en hojas basales. En este contexto, un dosel con hojas erectófilas y valores bajos de k favorece una mayor EUR, al distribuir de manera más eficiente la luz entre los estratos y permitir que las hojas inferiores aporten de manera importante a la asimilación neta de carbono (Sadras *et al.*, 2017; Elli *et al.*, 2025; Murchie *et al.*, 2022). En sorgo fue reportado que la escasa penetración lumínica redujo la eficiencia cuántica de la fotosíntesis (Jaikumar *et al.*, 2021).

En nuestro estudio, el mayor k estimado en T1 indica una mayor atenuación de la luz y una menor

penetración hacia las capas inferiores, lo que podría limitar la fotosíntesis de hojas sombreadas. Este patrón se relacionaría con la mayor densidad de cañas por unidad de superficie observada durante el quinto año de cultivo, en T1 se alcanzó un promedio de 50 cañas m^{-2} a los 93 DDE, frente a 33 cañas m^{-2} en T2 (datos no presentados), lo que refleja una estructura de dosel más densa en el tratamiento potencial.

Desde una perspectiva aplicada, la elección del método de estimación de k influye en su valor y en la interpretación de la distribución de la radiación en el dosel. La robustez de LSE y MLE frente a las distorsiones del enfoque logarítmico respalda el uso de los valores de k obtenidos mediante estos métodos en modelos de simulación de crecimiento y productividad de cultivos energéticos, como el ARMIDA (Volta *et al.*, 2016). Incorporar valores consistentes de k permite mejorar la representación de procesos clave como la fotosíntesis, la EUR y la acumulación de biomasa, fortaleciendo la capacidad predictiva de dichos modelos bajo distintos escenarios de manejo y clima. Por lo tanto, contar con estimaciones confiables de k en AD resulta esencial para simular la productividad y evaluar su potencial como cultivo bioenergético.

CONCLUSIONES

En cultivos de *Arundo donax* L. con condiciones de crecimientos contrastantes (reales y potenciales) del centro de la provincia de Buenos Aires el k varió entre 0,38 y 0,46 con los mayores valores en las condiciones menos restrictivas para el crecimiento. Los métodos de cálculo LSE y MLE, que preservan la forma original de la Ley de Beer–Lambert, ofrecieron estimaciones consistentes y robustas, mientras que el método logarítmico sobreestimó sistemáticamente k . En este sentido, los modelos no lineales se confirman como herramientas más adecuadas para describir la interceptación de radiación en cultivos erectófilos, resaltando la importancia de seleccionar el procedimiento de estimación apropiado para la integración de k en modelos de simulación.

REFERENCIAS

Angreu Rodríguez, J.; A. Pérez Espinosa, M.D. Pérez Murcia, R. Moral, E. Agulló, M. Ferrández Villena, M.T. Ferrández García and M.A. Bustamante, 2017. Near infrared reflectance spectroscopy (NIRS) for the assessment of biomass production and C sequestration by *Arundo donax* L. in salt-affected

environments. Agricultural Water Management 183:94-100.

Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control 19(6): 716-723. <https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>

Barney, J.N. and J.M. Di Tomaso, 2008. Nonnative species and bioenergy: are we cultivating the next invader? BioScience 58:64-70.

Brusca, S.; S.L. Cosentino, F. Famoso, R. Lanzafame, S. Mauro, M. Messina and P.F. Scandura, 2018. Second generation bioethanol production from *Arundo donax* biomass: an optimization method. Energy Procedia 148:728-735. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.08.141>

Cano Ruiz, J.; M. Sanz, M.D. Curt, A. Plaza, M.C. Lobo and P.V. Mauri, 2020. Fertilization of *Arundo donax* L. with different nitrogen rates for biomass production. Biomass and Bioenergy 133:1-11. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2019.105451>

Cavallaro, V.; C. Patané, S.L. Cosentino, I. Di Silvestro and V. Copani, 2014. Optimizing in vitro large-scale production of giant reed (*Arundo donax* L.) by liquid medium culture. Biomass and Bioenergy 69:21-27.

Ceotto, E.; M. Di Candilo, F. Castelli, F. Badeck, F. Rizza, C. Soave, A. Volta, G. Villani and V. Marletto, 2013. Comparing solar radiation interception and use efficiency for the energy crops giant reed (*Arundo donax* L.) and sweet sorghum (*Sorghum bicolor* L. Moench). Field Crops Research 149:159-166.

Charles-Edwards, D.A. and R.J. Lawn, 1984. Light interception by grain legume row crops. Plant, Cell and Environment 7:1-11.

Cosentino, L.; C. Patané, E. Sanzone, G. Testa and D. Scordia, 2016. Leaf gas exchange, water status and radiation use efficiency of giant reed (*Arundo donax* L.) in a changing soil nitrogen fertilization and soil water availability in a semi-arid Mediterranean area. European Journal of Agronomy 72:56-69. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2015.09.011>

Curt, M.D.; P.V. Mauri, M. Sanz, J. Cano Ruiz, J.P. Del Monte, P.L. Aguado and J. Sánchez, 2017. The ability of the *Arundo donax* crop to compete with weeds in central Spain over two growing cycles. Industrial Crops and Products 108:86-94. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2017.06.015>

Curt, M.D.; M. Sanz, P.V. Mauri, A. Plaza, J. Cano Ruiz, J. Sanchez, P. Aguado, C. Chaya and J. Fernandez, 2018. Effect of water regime change in a mature *Arundo donax* crop under a xeric Mediterranean climate. Biomass and Bioenergy 115:203-209. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2018.04.018>

Damgaard, C. and Irvine, K.M. (2019). Using the beta distribution to analyse plant cover data. Journal of Ecology, 107(6): 2747-2759. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13200>

Danelli, T.; M. Laura, M. Savona, M. Landoni, F. Adani and R. Pilu, 2020. Genetic improvement of *Arundo donax* L.: opportunities and challenges. Plants 9:1584.

Delgado, R. 2022. Misuse of Beer-Lambert Law and other calibration curves. Royal Society Open Science 9(2), 211103. <https://doi.org/10.1098/rsos.211103>

De Silva, A.L.C. and W.A.J.M. DeCosta, 2012. Growth and radiation use efficiency of sugarcane under irrigated and rain-fed conditions in Sri Lanka. Sugar Tech 14:247-254. <https://doi.org/10.1007/s12355-012-0148-y>

Elli, E.F.; G. Kalogeropoulos, S. Trifunovic, K.R. Kosola and S.V. Archontoulis, 2025. Historical changes in maize light extinction coefficient and light capture due to breeding and plant density. Agronomy Journal 117(5):e70170. <https://doi.org/10.1002/agj2.70170>

Ferrari, S.L.P. and F. Cribari-Neto, 2004. Beta regression for modelling rates and proportions. Journal of Applied Statistics 31(7):799-815. <https://doi.org/10.1080/026476042000214501>

Gitz, D.C.; J.T. Baker, R.J. Lascano and J.R. Kiniry, 2015. Evapotranspiration and crop coefficients for maize hybrids of varying leaf angles. Agricultural Water Management 156:47-59. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.03.004>

Hammer, G.L.; Z. Dong, G. McLean, A. Doherty, C. Messina, J. Schussler, C. Zinselmeier, S. Paszkiewicz and M. Cooper, 2009. Can changes in canopy and/or root system architecture explain historical maize yield trends in the U.S. Corn Belt? Crop Science 49:299-312. <https://doi.org/10.2135/cropsci2008.03.0152>

Hirose, T., 2005. Development of the Monsi-Saeki theory on canopy structure and function. Annals of Botany 95(3):483-494. <https://doi.org/10.1093/aob/mci047>

Hunt, R.; J. Warren Wilson, D.W. Hand and D.G. Sweeney, 1984. Integrated analysis of growth and light interception in winter lettuce. I. Analytical methods and environmental influences. Annals of Botany 54:743-757. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.aob.a086847>

Jaikumar, N.S.; S.S. Stutz, S.B. Fernandes, A.D.B. Leakey, C.J. Bernacchi, P.J. Brown and S.P. Long, 2021. Can improved canopy light transmission ameliorate loss of photosynthetic efficiency in the shade? Journal of Experimental Botany 72(13):4965-4980. <https://doi.org/10.1093/jxb/erab176>

Jensen, E.F.; M.D. Casler, K. Farrar, J.M. Finnigan, R. Lord, C. Palmborg, J. Valentine and I.S. Donnison, 2018. Giant reed: from production to end use. In: Alexopoulou, E. (Ed.), Perennial grasses for bioenergy and bioproducts. Elsevier, Amsterdam. pp. 107-150.

Kumagai, E.; N. Hamaoka, T. Araki and O. Ueno, 2014. Dorsoventral asymmetry of photosynthesis and photoinhibition in flag leaves of two rice cultivars that differ in nitrogen response and leaf angle. *Physiologia Plantarum* 151:533-543. <https://doi.org/10.1111/ppl.12145>

Lacasa, J.; T.J. Hefley, M.E. Otegui and I.A. Ciampitti, 2021. A practical guide to estimating the light extinction coefficient with nonlinear models – a case study on maize. *Plant Methods* 17(1):60. <https://doi.org/10.1186/s13007-021-00753-2>

Lauer, S.; B.D. Hall, E. Mulaosmanovic, S.R. Anderson, B. Nelson and S. Smith, 2012. Morphological changes in parental lines of Pioneer brand maize hybrids in the US central Corn Belt. *Crop Science* 52:1033-1043. <https://doi.org/10.2135/cropsci2011.05.0274>

Lee, E.A. and M. Tollenaar, 2007. Physiological basis of successful breeding strategies for maize grain yield. *Crop Science* 47(S3):S-202-S-215. <https://doi.org/10.2135/cropsci2007.04.0010IPBS>

Maddoni, G.A.; M.E. Otegui and A. Cirilo, 2001. Plant population density, row spacing and hybrid effects on maize architecture and light attenuation. *Field Crops Research* 71:183-193. [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(01\)00158-7](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(01)00158-7)

Mamouei, M.; K. Budidha, N. Baishya, M. Qassem and P.A. Kyriacou, 2021. An empirical investigation of deviations from the Beer–Lambert law in optical estimation of lactate. *Scientific Reports* 11:13734. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-92850-4>

Monsi, M. and T. Saeki, 1953. The light factor in plant communities and its significance for dry matter production. *Japanese Journal of Botany* 14:22-52.

Monsi, M. and T. Saeki, 2005. On the factor light in plant communities and its importance for matter production. *Annals of Botany* 95(3):549-567. <https://doi.org/10.1093/aob/mci052>

Murchie, E.H. and A.J. Burgess, 2022. Casting light on the architecture of crop yield. *Crop and Environment* 1(1):74-85. <https://doi.org/10.1016/j.crope.2022.03.009>

Nogar, A.; L. Rodriguez, C. Bongiorno and E. Santalla, 2021. Las potencialidades bioenergéticas del Arundo donax L. en Argentina. *Letras Verdes* 30:84-104. <https://doi.org/10.17141/letrasverdes.30.2021.4607>

Packard, G.C., 2013. Is logarithmic transformation necessary in allometry? *Biological Journal of the Linnean Society* 109:476-486. <https://doi.org/10.1111/bij.12038>

Papazoglou, E.G.; G.A. Karantounias, S.N. Vemmos and D.L. Bouranis, 2005. Photosynthesis and growth responses of giant reed (Arundo donax L.) to heavy metals Cd and Ni. *Environmental International* 31:243-249. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2004.09.022>

Pilu, R.; A. Bucci, F.C. Barone and M. Landoni, 2012. Giant reed (Arundo donax L.): a weed plant or a promising energy crop? *African Journal of Biotechnology* 11:9163-9174. <https://doi.org/10.5897/AJB11.4182>

Pilu, R.; E. Cassani, M. Landoni, F. Cerino Badone, A. Passera, E. Cantaluppi, L. Corno and F. Adani, 2014. Genetic characterization of Italian giant reed (Arundo donax L.) clones collection: exploiting clonal selection. *Euphytica* 196:169-181. <https://doi.org/10.1007/s10681-013-1022-z>

Richards, R.A.; C.R. Cavanagh and P. Riffkin, 2019. Selection for erect canopy architecture can increase yield and biomass in spring wheat. *Field Crops Research* 244:107649. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2019.107649>

Rodriguez, L.D.; L. Lázaro, J.M. Ressia, J. Laddaga, J. Grossi, C. Bongiorno y A. Confalone, 2021. Producción de biomasa de Arundo donax L., un cultivo bioenergético para el centro de la provincia de Buenos Aires. *Revista Argentina de Agrometeorología* 12:15-20.

Rodriguez, L.D.; A.E. Confalone, L. Lázaro, R. Machado Pimentel, G. Bastos Lyra, J.F. De Oliveira, S.K. Singh and C. Rodrigues Pereira, 2024. Growth of the energy crop giant reed (Arundo donax L.) and optimization of the ARMIDA model in the south-central region of Buenos Aires, Argentina. *Industrial Crops and Products* 211:118190. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2024.118190>

Sadras, V.O.; F.J. Villalobos and E. Fereres, 2016. Radiation interception, radiation use efficiency and crop productivity. In: *Principles of agronomy for sustainable agriculture*. Springer, Cham. pp. 173-198.

Schwarz, G., 1978. Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics* 6(2): 461–464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>

Szeicz, G., 1974. Solar radiation for plant growth. *Journal of Applied Ecology* 11(2):617-636. <https://doi.org/10.2307/2402214>

Tian, F.; P.J. Bradbury, P.J. Brown, H. Hung, Q. Sun, S. Flint-Garcia, T.R. Rochefford, M.D. McMullen, J.B. Holland and E.S. Buckler, 2011. Genomewide association study of leaf architecture in the maize nested association mapping population. *Nature Genetics* 43:159-162.

United States Department of Agriculture (USDA), 2010. *Keys to Soil Taxonomy* (11th ed.). Washington, DC: USDA–Natural Resources Conservation Service.

Volta, A.; G. Villani, V. Marletto and E. Ceotto, 2016. Growth of the perennial energy crop giant reed (Arundo donax L.) simulated with ARMIDA, a modified version of the LINTUL model. *Revista Italiana di Agrometeorologia* 34:5-12. <https://doi.org/10.19199/2016.3.2038-5625.0005>

Willmott, C.J., 1981. On the validation of models. *Physical Geography* 2(2):184–194. <https://doi.org/10.1080/02723646.1981.10642213>

Wooldridge, J.M., 2019. *Introductory econometrics: A modern approach* (7th ed.). Cengage Learning. 826 pp.

Xiao, X.; E.P. White, M.B. Hooten and S.L. Durham, 2011. On the use of log-transformation vs. nonlinear regression for analyzing biological power laws. *Ecology* 92:1887-1894. <https://doi.org/10.1890/11-0538.1>