



# ACTUALIZACIÓN 2025 MODELO DE EVAPORACIÓN PARA EXPLORADOR SOLAR

Hernán Alcayaga Saldías

Rodrigo Cáceres González

Andrés Díaz Alarcón

Noviembre 2025

|                                                                             |   |
|-----------------------------------------------------------------------------|---|
| Resumen ejecutivo.....                                                      | 3 |
| 1.    Introducción .....                                                    | 3 |
| 1.1.    Porcentaje de cobertura.....                                        | 4 |
| 1.2.    Implementación de modelo ajustado por <i>machine learning</i> ..... | 6 |
| 1.2.1.    Implementación de machine learning.....                           | 6 |
| Referencias .....                                                           | 9 |

## Resumen ejecutivo

El presente documento compila la actualización realizada al módulo SOLEVAPP (Cáceres et al., 2025) del Explorador Solar. Los detalles generales de este módulo se encuentran en el manual “Modelo de Evaporación para el Explorador Solar”, correspondiente a marzo de 2024. En esta actualización se presentan las metodologías utilizadas, los resultados experimentales y los análisis comparativos que permiten validar los modelos propuestos.

### 1. Introducción

Esta actualización del proyecto incorpora dos mejoras principales en el módulo de evaporación: la posibilidad de seleccionar el porcentaje de cobertura de paneles y la implementación de un modelo basado en algoritmos de inteligencia artificial que ajusta los resultados de SOLEVAPP a datos observados desde bandejas de evaporación de la DMC. La nueva versión otorga dos nuevas visualizaciones sobre ahorro acumulado anual y la serie de tiempo comparativa entre evaporación sin panel y con el porcentaje de cobertura seleccionado. Esto aplica para el modelo basado en física y el modelo ajustado por *machine learning*.

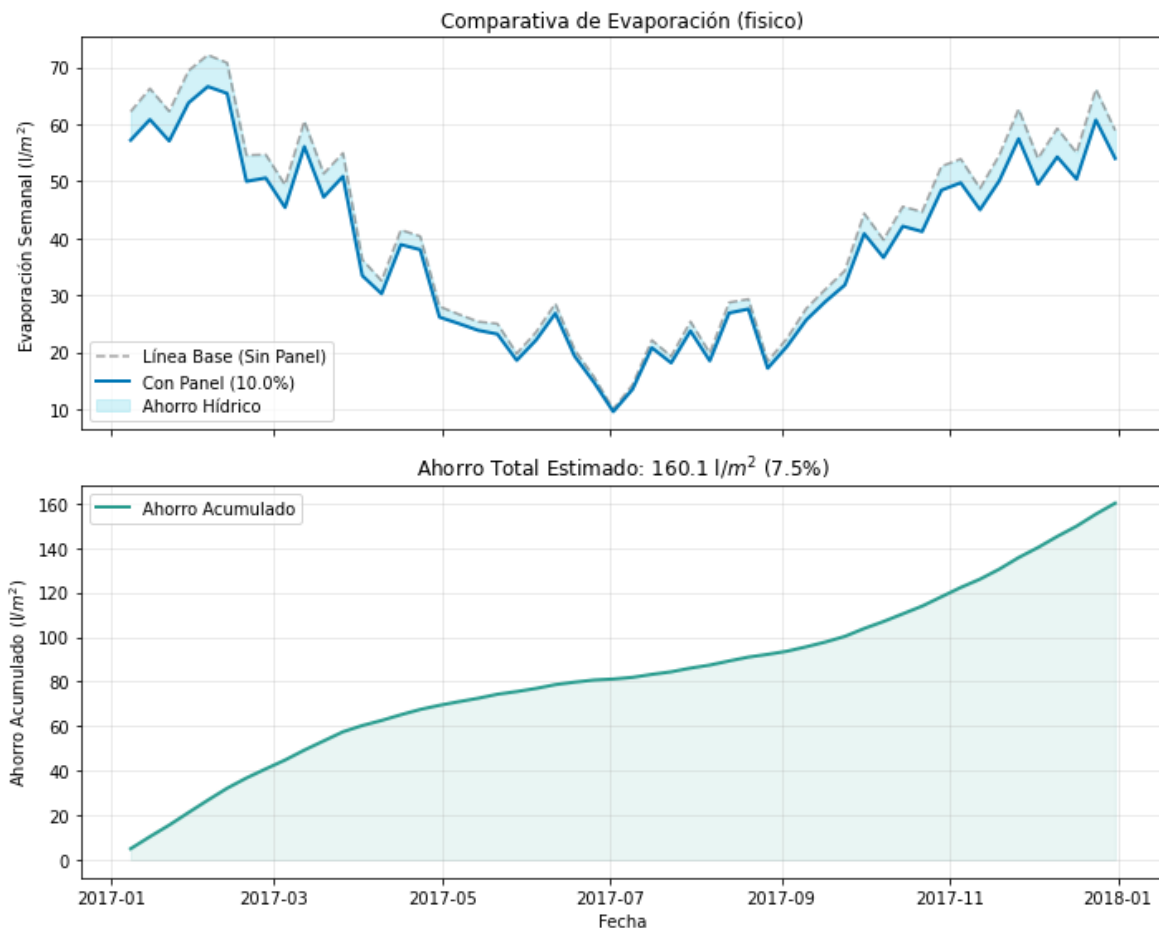


Figura 1: Ejemplo de nuevos paneles de visualización incorporados.

A continuación, se explica el detalle de las modificaciones.

## 1.1. Porcentaje de cobertura

En esta sección se describen las modificaciones realizadas a la función encargada de estimar la evaporación en SOLEVAPP, denominada *evap\_estimate\_API()*. Aquí se detallan los cambios incorporados en su formulación, la motivación para introducir el parámetro  $\beta$  de cobertura parcial y la manera en que estos ajustes permiten representar de forma más realista el los montos evaporados desde cuerpos de agua superficiales con diferentes grados de superficie cubierta.

A partir de la versión 2025, el módulo incorpora la posibilidad de modelar la evaporación desde sistemas naturales o infraestructura hídrica construida (embalses, tranques y reservorios) parcialmente cubiertos mediante el nuevo parámetro  $\beta$ , que representa la fracción de superficie ocupada por paneles fotovoltaicos flotantes. Su definición es la siguiente:

- $\beta=0.0$  corresponde a una superficie de agua completamente libre,
- $\beta=1.0$  reproduce el comportamiento original del modelo con cobertura total,
- valores intermedios permiten representar configuraciones de cobertura parcial.

Esto resulta especialmente útil porque, en la práctica, las superficies de agua son rara vez se cubiertos en un 100% por los sistemas de paneles solares flotantes, por lo que  $\beta$  mejora la representatividad física de la estimación de evaporación.

El principio físico aplicado consiste en calcular la evaporación total como un promedio espacial ponderado entre la evaporación del agua libre ( $E_{free}$ ) y la evaporación bajo paneles flotantes ( $E_{panel}$ ). La evaporación efectiva se determina mediante la expresión

$$E_{\beta} = (1 - \beta)E_{free} + \beta E_{panel} \quad (1)$$

en concordancia con enfoques empleados para superficies compuestas en la literatura (Bontempo et al. 2021). Aunque el modelo calcula la radiación neta para ambas superficies, esta ponderación no modifica el valor final de evaporación, ya que cada contribución se estima de manera independiente antes de mezclarse. No obstante, la radiación neta ponderada se conserva como diagnóstico útil para análisis energéticos.

El modelo mantiene compatibilidad con versiones anteriores: si el parámetro  $\beta$  no es definido por el usuario, el comportamiento corresponde al modo clásico, esto es, se asume un embalse completamente cubierto por paneles. Se exige que  $\beta$  cumpla  $0.0 \leq \beta \leq 1.0$ , generándose un error explícito si el valor está fuera de rango. Asimismo, evaporaciones negativas se ajustan a cero, siguiendo el criterio previo.

Para incorporar estos ajustes, la función se invoca desde los módulos de cálculo y graficado, integrando el parámetro opcional  $\beta$  en su definición:

```
evap_estimate_API(df, alturas, tipo, alpha, ..., beta=None)
```

Cuando beta es “None”, el modelo opera como en versiones anteriores; cuando se especifica un valor válido, se aplica la mezcla entre  $E_{free}$  y  $E_{panel}$ .

Así, esta actualización incorpora la opción de modelar coberturas parciales sin modificar el funcionamiento original del modelo.

La Figura 1 muestra la reducción acumulada de evaporación para dos escenarios de cobertura: a) 40 % y b) 10 %, expresada en  $\text{l/m}^2$ . Estos resultados permiten visualizar directamente cómo la cobertura parcial disminuye la evaporación respecto del caso sin paneles.

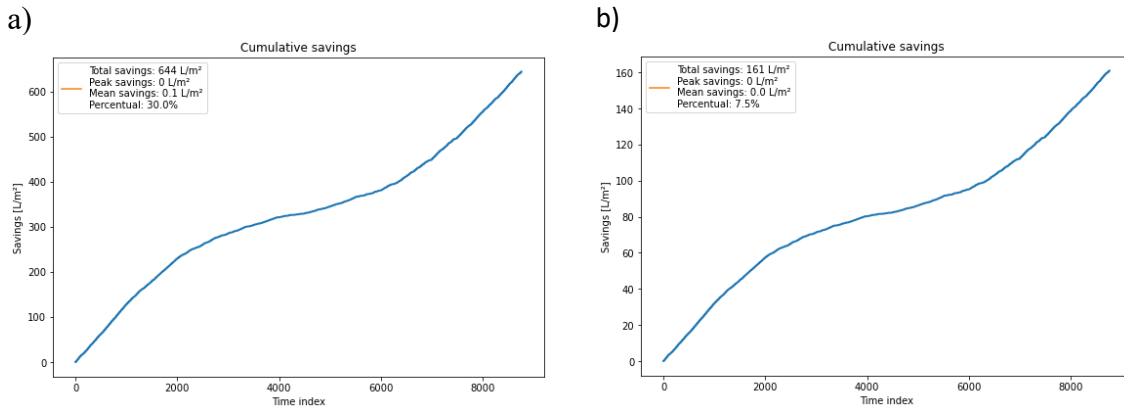


Figura 2: Reducción acumulada de evaporación con a) 40% de cobertura y b) 10%. Total savings es el ahorro total por incorporar la cobertura. Peak, mean y porcentual es el máximo ahorro, el ahorro promedio en el año y el porcentaje de ahorro total en el año definido como la razón entre la evaporación acumulada con cobertura y sin cobertura.

Otras mejoras al modelo están asociadas a la selección de paneles flotantes tipo D. La nueva herramienta permite ingresar 3 parámetros nuevos que afectan directamente a este tipo de paneles, la absorptividad del sistema ( $\alpha_{pv}$ ), la eficiencia del panel ( $\eta_{pv}$ ) y la fracción de calor que es transferida al agua de manera efectiva ( $f_{pv}$ ).

## 1.2. Implementación de modelo ajustado por Machine Learning

A partir de SOLEVAPP 2.0, el usuario puede elegir entre dos enfoques de estimación: el modelo físico clásico basado en Penman–Monteith con ajustes FPV (panel fotovoltaico flotante) y un modelo híbrido ajustado que combina el enfoque físico con técnicas de aprendizaje automático. Esta selección se realiza mediante la nueva variable “*modelo*”, que admite las opciones “*físico*” o “*ajustado*”. El modelo ajustado incorpora aprendizaje automatizado apoyado en mediciones experimentales de evaporación de bandeja (evaporímetro), con el propósito de reducir los sesgos producidos por las características particulares de cada sitio, en términos de sus variables climatológicas.

El flujo de cálculo del modelo ajustado es el siguiente. Primero, se obtiene un cálculo físico base mediante Penman–Monteith sobre superficie libre, generando tanto la evaporación inicial como las variables atmosféricas derivadas. A partir de estos datos se construyen las características (*features*) utilizadas por el modelo de *Machine Learning*, entre ellas GHI diario, déficit de presión de vapor (VPD), humedad mínima y máxima, viento diurno y nocturno y fase estacional representada mediante funciones seno y coseno del día del año.

Luego, la entrada se asigna automáticamente a un clúster climático. Cada clúster dispone de un modelo de *Machine Learning* (ML) independiente, entrenado con características radiativas y atmosféricas propias del clima correspondiente. Sobre esta base, el modelo ML predice la evaporación de la superficie libre. Paralelamente, se calcula la evaporación física mediante Penman–Monteith para la superficie cubierta por paneles. Finalmente, ambas contribuciones se combinan de manera ponderada mediante la ecuación (1), de modo que la física controla el efecto del panel fotovoltaico flotante, mientras que ML corrige la evaporación del agua libre.

La función responsable de este flujo es *evap\_estimate\_API()*, que según el valor del argumento “*modelo*” redirige al cálculo físico tradicional o al cálculo híbrido basado en Machine Learning:

```
evap_estimate_API(df, alturas, tipo, alpha, beta=β, modelo="ajustado")
```

### 1.2.1 Implementación de *machine learning*

El modelo ajustado de SOLEVAPP 2.0 fue validado empleando tanto observaciones experimentales como simulaciones físicas. Su arquitectura es de tipo híbrido. La parte fija corresponde al modelo físico Penman–Monteith, que asegura estabilidad estructural, mantiene el cumplimiento de principios termodinámicos y evita resultados no físicos como valores negativos de evaporación. La parte aprendida corresponde al modelo ML, el cual estima exclusivamente el residuo entre el modelo físico y la observación, definido como:

$$\delta = E_{pan(observada)} - E_{PM(teórica)} \quad (2)$$

Este enfoque evita el sobreajuste y garantiza que la física mantenga el control del comportamiento global del sistema.

Para cada nueva estación o punto donde se realiza el análisis de la evaporación, el proceso consiste en calcular las características (o *features*) físicas y meteorológicas diarias, estandarizarlas mediante `enrutador_scaler.pkl`, asignar automáticamente el clúster correspondiente usando `enrutador_knn.pkl` y seleccionar el modelo experto asociado (`modelo_cluster_X.pkl`). Así, cada predicción utiliza el modelo ML más adecuado a las condiciones climáticas locales, aumentando la precisión y reduciendo el sesgo.

La Fig. 2 y la Fig. 3 presentan, respectivamente, el diagrama de entrenamiento y el esquema de integración del modelo con los resultados físicos.

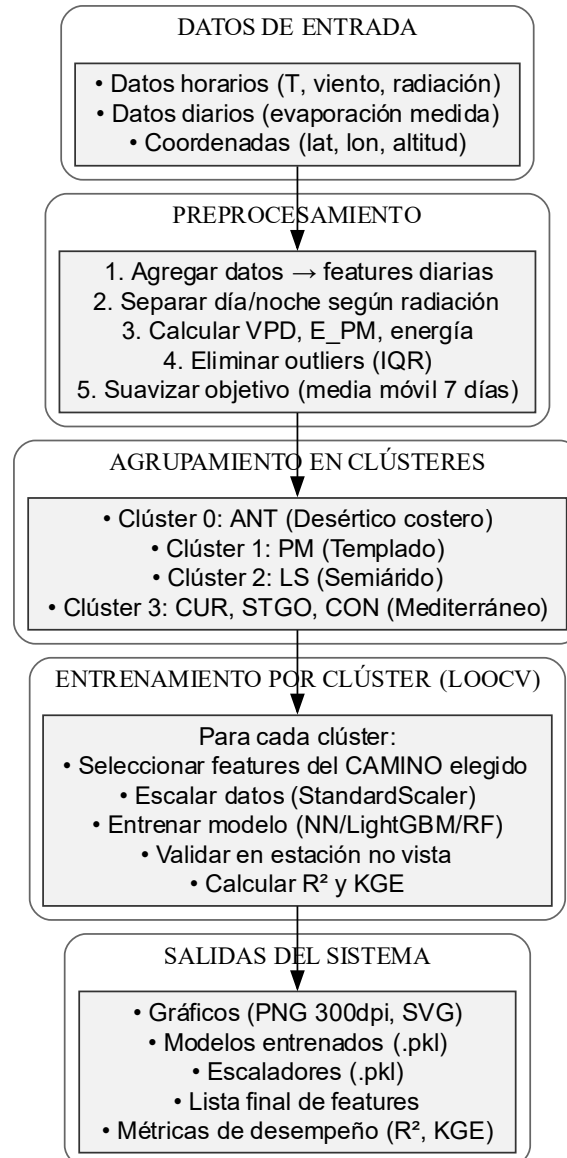
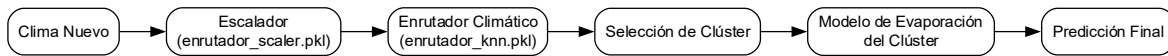


Figura 3: Proceso de entrenamiento



*Figura 4: Integración del modelo de aprendizaje con resultados físicos*

En conjunto, estas mejoras consolidan dos extensiones esenciales en SOLEVAPP 2.0. La primera amplía el marco físico para permitir modelar embalses con distintos grados de cobertura FPV sin afectar la compatibilidad con versiones previas. La segunda incorpora un enfoque híbrido que mejora la estimación de evaporación, manteniendo la coherencia física del sistema. Ambas contribuciones buscan representar con mayor fidelidad la complejidad atmosférica y operativa de embalses reales, combinando la robustez del modelo físico clásico con la capacidad adaptativa de los modelos basados en datos.



## Referencias

1. Bontempo Scavo, F., et al., *An assessment study of evaporation rate models on a water basin with floating photovoltaic plants*. International journal of energy research, 2021. **45**(1): p. 167-188.
2. Allen, R., et al., *An update for the definition of reference evapotranspiration*. ICID bulletin, 1994. **43**(2): p. 1-34.
3. Valiantzas, J.D., *Simplified versions for the Penman evaporation equation using routine weather data*. Journal of Hydrology, 2006. **331**(3-4): p. 690-702.
4. Duffie, J.A., W.A. Beckman, and N. Blair, *Solar engineering of thermal processes, photovoltaics and wind*. 2020: John Wiley & Sons.
5. Santos, F.R.d., et al., *Effects of a floating photovoltaic system on the water evaporation rate in the passaúna reservoir, Brazil*. Energies, 2022. **15**(17): p. 6274.
6. Cáceres R., Sarmiento-Laurel C., Alcayaga H., Díaz A., Pizarro A., Crespo J., Moya A., Vásquez C., Bustos F., Boscolo R., Bastani H. (2025) Exploring climate-driven performance of floating photovoltaic systems: Energy production enhancement and evaporation reduction, Applied Energy, Vol. 386, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.125556>.