

Obtención de Modelo Matemático para Predecir la Potencia de un Sistema Fotovoltaico Empleando IoT

Obtaining a Mathematical Model to Predict the Power of a Photovoltaic System using IoT

Por: Víctor Manuel Sámano Ortega orcid.org/0000-0001-9808-190X
 Juan José Martínez Nolasco orcid.org/0000-0003-4080-1286
 David Chávez Rangel, Instituto Tecnológico Nacional de México en Celaya

Dirección electrónica del autor de correspondencia:
victor.samano@itcelaya.edu.mx

Cómo citar: Sámano, V., Martínez, N., & Chávez, D. (septiembre, 2021). Obtención de modelo matemático para predecir la potencia de un sistema fotovoltaico empleando IoT. *Universo de la Tecnológica*, 2(38), 7-14.

Recibido: 26 de febrero de 2021
 Aceptado: 20 de abril de 2021

RESUMEN: En este trabajo se presenta la obtención de un modelo matemático para predecir la potencia generada en un sistema fotovoltaico empleando internet de las cosas (IoT). Para la generación del modelo se obtuvieron datos climatológicos de la API Meteomatics y del portal web del proveedor de inversores solares GoodWe durante 15 días. Del portal web se obtuvieron datos reales de generación de un sistema fotovoltaico, con estos datos se generó y validó una regresión multivariable usando el software SPSS de IBM. El modelo obtenido reproduce con una exactitud del 96.4% (para días despejados) la potencia real con una resolución de 15 minutos.

PALABRAS CLAVE: API, Fotovoltaico, IoT, Modelo matemático.

ABSTRACT: In this assignment it is obtained a mathematical model to predict the generated power in a photovoltaic system using the Internet of Things (IoT). To generate the model climatological data was obtained from the API Meteomatics and from a website of the solar inverter supplier GoodWe for 15 days. From the website, real generation data for a photovoltaic system was obtained. With this data a multivariable regression was generated and validated using the IBM's software SPSS. The model obtained reproduces with an accuracy of 96.4% (for clear days) the real power with a resolution of 15 minutes.

KEY WORDS: API, Photovoltaic, IoT, Mathematical model.

Introducción

Las micro-redes (μR 's) han emergido como una arquitectura flexible para el despliegue de fuentes de energía distribuidas que puede contribuir a la solución de las problemáticas de los actuales sistemas energéticos. Una μR se define como: la interconexión de un conjunto de cargas y elementos de generación y almacenamiento de energía, vistos como una unidad controlada destinada al abastecimiento de energía eléctrica en una determinada área local (Arif & Hasan, 2018). Una μR se compone de cinco elementos básicos: generadores distribuidos, dispositivos de almacenamiento de energía, interconexión con la red eléctrica principal, cargas y una unidad de control (Sood & Abdelgawad, 2019).

En la mayoría de las aplicaciones en μR 's el uso en paralelo de paneles fotovoltaicos y turbinas eólicas representan la principal fuente de energía renovable; esta hibridación en los medios de generación aporta beneficios a la configuración de la μR , con una sola fuente renovable el costo de la energía aumentaría significativamente durante periodos en los cuales la fuente presenta su menor producción, debido a su naturaleza, por ejemplo, en el caso del sol solo se dispone de energía durante el día (Datta, Kalam & Shi, 2018). El principal inconveniente que afecta la aplicación de sistemas fotovoltaicos y eólicos es su dependencia con los cambios en las condiciones climáticas que pueden resultar impredecibles (Ganguly, Kalam & Zayegh, 2018). Por lo tanto, un sistema capaz de predecir el comportamiento de la producción de energía es un aspecto importante para la gestión y mantenimiento de estos sistemas (Liu, Liu, Sun, LI & Wennersten, 2017). En el trabajo de Baptista, Abreu, Travieso-González y Morgado-Dias (2016) se propone la implementación en hardware de una red neuronal para predecir la producción de un sistema fotovoltaico, esta propuesta requiere un periodo de entrenamiento previo y un proceso complejo para su implementación en hardware. Por otro lado, en el trabajo de Gulin, Pavlović y Vašak (2017) se propone la implementación de un predictor basado en una red neuronal que corrige un modelo estático en base a las mediciones de sensores atmosféricos locales, esta aplicación requiere de la instalación de sensores en el sitio del sistema fotovoltaico.

El objetivo de este estudio es obtener un modelo matemático para predecir la producción de energía eléctrica de un sistema fotovoltaico, con un error menor al 5%, empleando la tecnología de IoT. Para la obtención del modelo se recolectaron datos meteorológicos de la API Meteomatics, la recolección se realizó de forma periódica y automatizada mediante el software Python. El proceso de recolección de datos se llevó a cabo mediante requisiciones http, cada 15 minutos, los datos obtenidos se obtuvieron en formato .json, pos-

teriormente se decodificaron y se almacenaron en un archivo de texto para su empleo en la determinación del modelo matemático. Estos datos se emplearon como variables independientes en una regresión multivariable, para calcular la potencia de salida del sistema fotovoltaico. La validez del modelo propuesto para el cálculo de la potencia se verificó comparando los resultados obtenidos con la información de generación de energía eléctrica de un sistema fotovoltaico instalado en una casa habitación obteniendo un coeficiente de determinación, R^2 , de 96.4% para el modelo matemático.

La casa habitación estudiada en esta investigación se encuentra en la ciudad de Celaya, Gto. En esta ciudad la temperatura promedio varía de 6 °C a 31 °C durante el año, la temporada con cielo despejado dura 7.4 meses, de octubre a junio, tiene una temporada mojada de solo 3.7 meses, de junio a septiembre, el nivel de humedad no cambia mucho a lo largo del año, manteniéndose seco y la energía solar incidente promedio por metro cuadrado va de 4.7 kWh a 7.5 kWh, el periodo más resplandeciente dura 3 meses, de marzo a junio, y el periodo más obscuro dura 2.4 meses de noviembre a enero (Wheater Spark, 2021). El sistema fotovoltaico instalado en la casa habitación se compone de 6 paneles con una capacidad de generación máxima de 370 W cada uno (bajo condiciones estándar) y se interconecta a la red principal mediante un inversor monofásico de la marca GoodWe serie NS con una capacidad máxima de 2.6 kW; GoodWe es un fabricante de inversores fotovoltaicos internacional, a la fecha ha suministrado más de dos millones de inversores, en más de 100 países, que suman una capacidad instalada de 23 GW (GoodWe, 2021).

Materiales y Métodos

1.- Obtención y validación del modelo

Para la obtención del modelo matemático se empleó una regresión multivariable, que es una técnica estadística que se encarga de analizar situaciones en las que intervienen más de una variable. Las variables atmosféricas obtenidas de la API Meteomatics (radiación, temperatura, nubosidad y humedad relativa) se usaron como variables independientes, mientras que la variable dependiente es la potencia generada por el sistema fotovoltaico; para conocer el comportamiento de dicha variable se utilizó la página web del fabricante del inversor instalado en el sistema fotovoltaico. Los datos de generación de energía eléctrica reales se emplearon tanto para generar el modelo matemático como para validarlo. En la Figura 1 se muestra el esquema de la estructura y el proceso empleados para la obtención y validación del modelo.

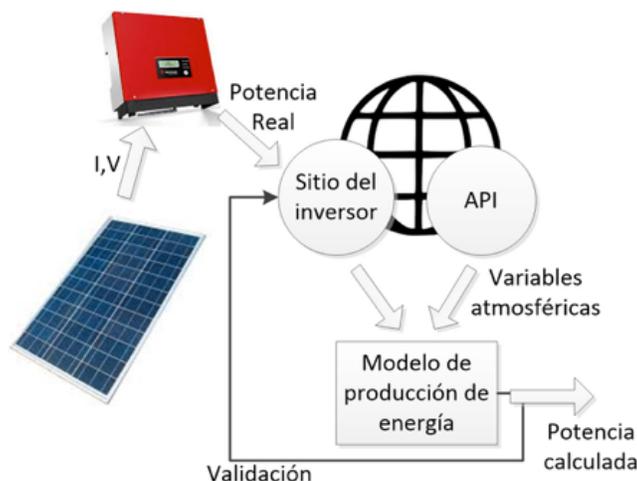


Figura 1. Esquema de la obtención y validación del modelo

2.- Recolección de datos con la API

Para la recolección de datos se seleccionó la API que ofrece la página de “Meteomatics” (Fengler, 2021) y el entorno de programación Python. En la API seleccionada la información atmosférica se actualiza cada 10 minutos y la descarga de datos toma 5 segundos. Los datos descargados se almacenan en un archivo de Excel. Para validar la fiabilidad de los datos, la información obtenida de la API se comparó con dos estaciones de la Red de Estaciones Agroclimáticas de la Fundación Guanajuato Produce, A.C. (Fundación Guanajuato Produce,

2021). Las estaciones seleccionadas fueron INIFAP-CEBAJ y La machuca. La validez de los datos de la API se verificó comparando la variable de temperatura durante un día con los datos medidos en las estaciones climatológicas, la variable de la API presentó un coeficiente de determinación de 93% con respecto a la estación INIFAP-CEBAJ y de 93.5% con respecto a la estación La machuca. En la figura 2 se muestra la comparación entre la temperatura obtenida con la API y la temperatura medida en las estaciones climatológicas durante un día completo.

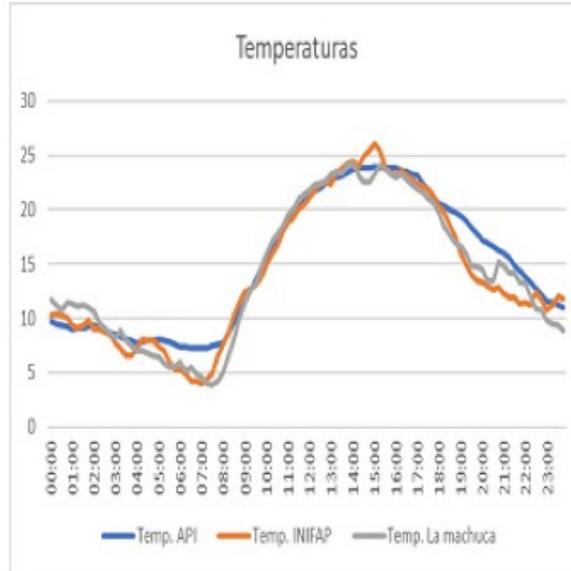


Figura 2. Comparativa entre los datos de la API y las estaciones climatológicas

3.- Desarrollo del modelo matemático

El modelo matemático se desarrolló mediante la técnica de regresión no lineal multivariable. Como variables independientes se emplearon, la radiación recibida por los paneles fotovoltaicos, la temperatura ambiente, la nubosidad y la humedad, esta información es la muestra representativa del estudio y se seleccionó de esta forma porque cada una de estas variables contribuyen a la generación como se describe a continuación: La generación de energía depende principalmente de la radiación incidente. Por otro lado, con el incremento en la temperatura de una celda, el punto de máxima potencia disminuye debido a una reducción importante en el voltaje de salida (Granda-Gutierrez, 2013). En lo que refiere a la nubosidad, las nubes absorben y reflejan la radiación (Cristaldi, Faifer, Rossi & Ponci, 2012). Por su parte, la humedad relativa se relaciona con la dispersión de los rayos solares, la radiación tiene una componente difusa, por lo que es importante tomar en cuenta esta variable (Norzagaray, 1996).

Para obtener el modelo matemático se utilizó el programa SPSS de IBM, este programa emplea los datos recolectados del inversor y de la API cada 15 minutos. Mediante el parámetro de R^2 se validó el modelo matemático, este es un parámetro que otorga el programa SPSS.

4.- Cálculo de la radiación

En este trabajo la radiación se estimó considerando sólo la radiación directa incidente en el panel, G , calculada de acuerdo con la ecuación (1).

$$G = G_{bh} * \text{Cos}(\psi_{pv}) \quad (1)$$

Donde G_{bh} es la radiación directa de los rayos de sol y ψ_{pv} es el ángulo cenital del sol calculado desde la superficie del panel. Para determinar este ángulo primero es necesario calcular los ángulos cenital y azimutal del sol con respecto a un plano horizontal como se ilustra en la figura 3.

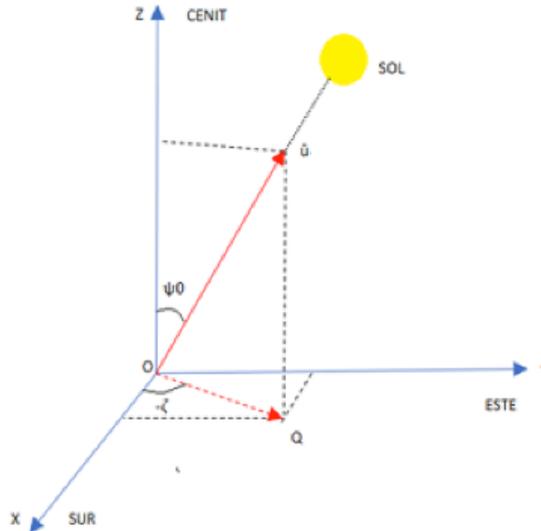


Figura 3. Sistema de coordenadas polares de la posición del sol

Para el cálculo de estos ángulos se emplearon las ecuaciones (2) y (3). Considere que $C(x)=\cos(x)$ y $S(x)=\text{seno}(x)$.

$$C(\psi_0) = S\left(\frac{\pi L}{180}\right)S(\delta) + C\left(\frac{\pi L}{180}\right)C(\delta)C(h) \quad (2)$$

$$S(\zeta) = \frac{C(\delta)S(h)}{S(\psi_0)} \quad (3)$$

En donde L es la longitud geográfica de la ubicación del plano, h es el ángulo horario y δ es el ángulo de declinación solar, estos dos últimos se calcularon con las ecuaciones (4) y (5).

$$\delta = 0.4093S\left(\frac{2\pi}{365}n - 1.3944\right) \quad (4)$$

$$h = \frac{\pi}{12}\left(H_{local} - \frac{10.8157}{15} + E_T\right) - \pi \quad (5)$$

En estas ecuaciones n es el número de día del año y H_{local} es la hora local del lugar en donde se encuentra el plano (esta fórmula está calculada para las coordenadas específicas de la instalación) y E_T es una corrección de horario que también depende del número de día del año y se calcula de acuerdo con la ecuación (6).

$$E_T = 0.122731C\left(\frac{2\pi}{365}n + 1.4954\right) + 0.165863C\left(\frac{4\pi}{365}n + 1.8796\right) \quad (6)$$

Una vez determinados los ángulos cenital y azimutal de la posición del sol, con estas ecuaciones (Cristaldi, Faifer, Rossi & Ponci, 2012) es posible calcular un vector unitario en la dirección del sol de acuerdo con la ecuación (7).

$$\hat{u} = [S(\psi_0)C(-\zeta) \quad S(\psi_0)S(-\zeta) \quad C(\psi_0)] \quad (7)$$

Finalmente, el panel presenta inclinaciones $(\theta_s, \rho_{pv}$ y $\zeta_{pv})$ con respecto al plano en el que se está calculando el vector \hat{u} , como se muestra en la figura 4.

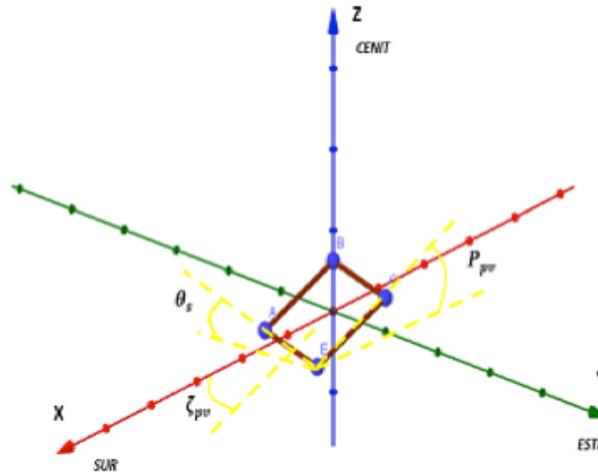


Figura 4. Inclinación del panel

Estas inclinaciones se tomaron en cuenta para obtener un vector unitario en dirección del sol teniendo como referencia la superficie del panel, rotando sucesivamente el marco de referencia de acuerdo con la ecuación (8).

$$\hat{v} = [(\hat{u} * R_z)R_y]R_x \tag{8}$$

En donde R_x , R_y y R_z son matrices de rotación. Con esta transformación la componente en z del vector unitario \hat{u} corresponde con el coseno del ángulo cenital del sol con respecto a la superficie del panel de acuerdo con la ecuación (9).

$$C(\psi_{pv}) = S(\psi_0)S(\zeta + \zeta_{pv})S(\theta_s) + [S(\psi_0)C(\zeta + \zeta_{pv})S(\rho_{pv}) + C(\psi_0)C(\rho_{pv})]C(\theta_s) \tag{9}$$

5.- Modificador de ángulo de incidencia

El ángulo ψ_{pv} es también el ángulo de incidencia del rayo del sol en la superficie del panel, este ángulo modifica la cantidad de la luz incidente en las celdas fotovoltaicas debido a los efectos de reflexión y difracción, como se muestra en la figura 5.

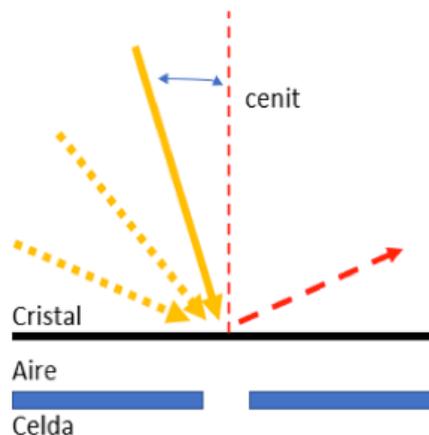


Figura 5. Incidencia de los rayos del sol en un panel

Para tomar en cuenta la pérdida de radiación por este efecto es necesario calcular el modificador de ángulo de incidencia (IAM), esta variable toma valores de 0 a 1 y se calcula de acuerdo con la ecuación (10) (SA, 2020).

$$IAM = 1 - b_0 \left(\frac{1}{\cos(\psi_{pv})} - 1 \right) \quad (10)$$

El término IAM alcanza valores de cero en un ángulo crítico $\psi_{pv}|_c$ que se puede calcular con la ecuación (11):

$$\psi_{pv}|_c = \arccos \left(\frac{b_0}{1 + b_0} \right) \quad (11)$$

Si se considera que la radiación recibida en la dirección normal del panel es proporcional al producto del índice de radiación y el $C(\Psi_{pv})$ la radiación realmente recibida por las celdas fotovoltaicas G puede calcular con la ecuación (12).

$$G = \{IAM\} * G_{bh} * C(\Psi_{pv}) \quad (12)$$

En donde la función $\{IAM\}$ se define como se muestra en la ecuación (13):

$$\{IAM\} = \begin{cases} 0; & \psi_{pv} \geq \psi_{pv}|_c \\ IAM; & \psi_{pv} < \psi_{pv}|_c \end{cases} \quad (13)$$

Resultados

Para la obtención del modelo matemático, se emplearon los datos de 15 días de las variables climatológicas, recolectadas de la API, y la potencia producida por el panel, recolectada a través del sitio del fabricante del inversor. Para este fin se recolectaron datos cada 15 minutos durante un periodo de tiempo comprendido entre minutos antes de la salida del sol y minutos después de la puesta del sol, las horas de la salida y la puesta del sol cambian de un día a otro, pero en promedio este intervalo de tiempo con la resolución seleccionada implicó la recolección de 64 datos por día. Los días incluidos en el análisis están comprendidos en un periodo entre noviembre del 2020 y enero del 2021, de modo que de acuerdo con el clima de la región pertenecen a un periodo fresco, despejado, seco y obscuro (Wheater Spark, 2021). De este análisis estadístico se obtuvo el modelo matemático que se presenta en la ecuación (14).

$$P = -553.215 + 2.175 * IAM * \cos(\psi_{pv}) * Radiación\ Global + 3.412 * Humedad + 0.042 * Nubosidad + 32.963 * Temperatura \quad (14)$$

Con este modelo se obtuvo un valor de R^2 igual a 96.4%. En las figuras 6 y 7 se muestra una comparativa entre la potencia real del panel y la potencia obtenida mediante este modelo, para un día despejado y un día nublado respectivamente.

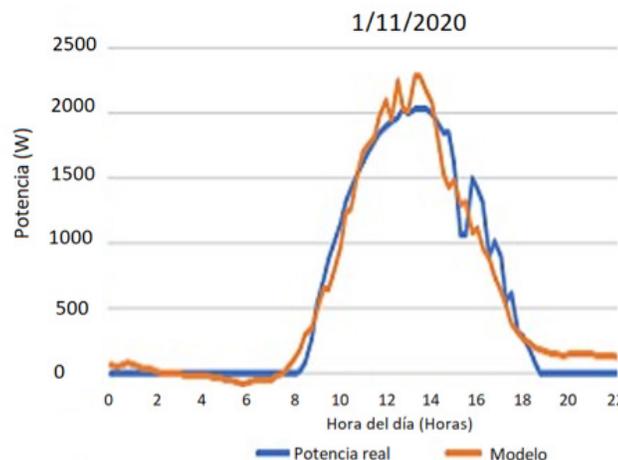


Figura 6. Comparativa entre la potencia real y la potencia obtenida por el modelo para un día despejado.

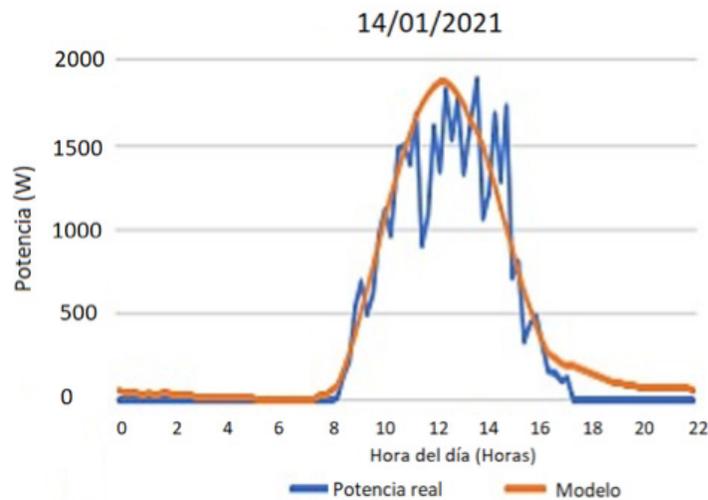


Figura 7. Comparativa entre la potencia real y la potencia obtenida por el modelo para un día nublado

Conclusiones

Dado el valor obtenido para el indicador de R^2 , las variables independientes seleccionadas, su cálculo y el tipo de análisis estadístico seleccionado para determinar la potencia del panel, generan resultados satisfactorios, pues el error obtenido es menor al establecido en el objetivo de la investigación. El valor de R^2 está dado para el conjunto de los 15 días tomados para la regresión multivariable. Sin embargo, se observó que este valor, si se analiza por cada día independientemente cambia entre un día y otro.

Los cambios en el valor de R^2 más significativos entre un día y otro se dan al contrastar un día despejado con un día nublado, en los días nublados el valor es más bajo, por lo que se deduce que el modelo propuesto reproduce con menor precisión el comportamiento del panel para este tipo de días. Aun cuando la nubosidad es una de las variables independientes del modelo y que afecta a la radiación difusa, esta variable se tomó como un factor que afecta a la radiación directa, en días nublados la mayor parte de la radiación recibida por un panel es difusa, de ahí la tendencia observada en el valor de R^2 para días independientes. Para reducir este inconveniente, se proponen como trabajo a futuro dos líneas principales: integrar modelos que describan la dependencia de la radiación difusa con las variables climáticas usadas y modelar el comportamiento utilizando técnicas de aprendizaje computacional.

Referencias

- Arif, M., & Hasan, M. (2018). Microgrid architecture, control, and operation. Hybrid-Renewable Energy System in Micrigrids, 23-37. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102493-5.00002-9>
- Baptista, D., Abreu, S., Travieso-González, C., & Morgado-Dias, F. (2016). Hardware implementation of an artificial neural network model to predict the energy production of a photovoltaic system. Microprocessors and Microsystems. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2016.11.003>
- Cristaldi, L., Faifer, M., Rossi, M., & Ponci, F. (2012). A Simple Photovoltaic Panel Model: Characterization Procedure and Evaluation of the Role of Environmental Measurements. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2632-2641.
- Datta, U., Kalam, A., & Shi, J. (2018). Hybrid PV-wind renewable energy sources for microgrid application: an overview. Hybrid Renewable. Energy Systems in Microgrid, 1-22.
- Fengler, D. (2021). Meteomatics. Obtenido de Build insights and solutions using Meteomatics Data to improve decision making, realize efficiencies and save costs. <https://www.meteomatics.com/en/>
- Fundación Guanajuato Produce. (2021). Fundación Guanajuato Produce, AC. Obtenido de Datos de la red de estaciones: <http://www.fundacionguanajuato.mx/es/contacto/>

- Ganguly, P., Kalam, A., & Zayegh, A. (2018). Solar–wind hybrid renewable energy system: current status of research on configurations, control, and sizing methodologies. *Hybrid-Renewable. Energy Systems in Microgrids*, 219-248.
- GoodWe (2021). Acerca de GoodWe. Consultado el 27 de abril del 2021. Recuperado de <https://es.goodwe.com/quienes-somos.asp>
- Granda-Gutierrez, E. O.-G. (2013). Modelado y Simulación de Celdas y Paneles Solares. *Congr. Int. Ing. Electrón. Mem. Electro*, 17-22.
- Gulin, M., Pavlović, T., & Vašak, M. (2017). A one-day-ahead photovoltaic array power production prediction with combined static and dynamic on-line correction. *Solar Energy*.
- Liu, L., Liu, D., Sun, Q., Li, H., & Wennersten, R. (2017). Forecasting power output of photovoltaic system using a BP network method. *Energy Procedia*, 780-786.
- Norzagaray, J. H. (1996). Implementación de un Sistema Automatizado de Adquisición de Datos Meteorológicos y Solarimétricos.
- SA, P. (2020). PVsyst 7 Help. Obtenido de Array incidence loss (IAM): https://www.pvsyst.com/help/iam_loss.htm
- Sood, V., & Abdelgawad, H. (2019). Microgrid architectures. *Energy Resources in Microgrids*, 1-31.
- Wheater Spark (2021). El clima promedio en Celaya. Consultado el 27 de abril del 2021. Recuperado de: <https://es.weatherspark.com/y/5015/Clima-promedio-en-Celaya-M%C3%A9xico-durante-todo-la%C3%B1o#:~:text=El%20clima%20promedio%20en%20Celaya,m%C3%A1s%20de%2034%20%C2%B0C>