



NUEVAS REALIDADES PARA LA EDUCACIÓN EN INGENIERÍA:
CURRÍCULO, TECNOLOGÍA, MEDIO AMBIENTE Y DESARROLLO

13 - 16
DE SEPTIEMBRE

2022

CARTAGENA DE INDIAS,
COLOMBIA



Integración de métodos de optimización en la generación de energía eléctrica renovable

Iván Darío Hernández Guzmán, Jorge Wilson Gonzales Sánchez

Universidad Pontificia Bolivariana
Medellín, Colombia

Resumen

El ministerio de minas y energía de Colombia con base en el objetivo de la transición energética 2030 evidencia la hoja de ruta que busca impactar diferentes fuentes de acción para la implementación de nuevos proyectos de inclusión de energía renovable en el territorio colombiano. Esto buscando la consecución de los objetivos de desarrollo sostenible, la descarbonización y carbono neutro propuestos desde el plan nacional de desarrollo. Lo anterior hace que la penetración de energía renovable en la matriz energética del país se vea incrementada en su capacidad instalada. Para ello es necesario partir del análisis energético actual y los porcentajes de uso de energías renovables y combustibles fósiles utilizados para la generación eléctrica. También es necesario conocer la red de transmisión y distribución del sistema eléctrico interconectado nacional, como base para el potencial desarrollo industrial de las regiones colombianas.

Los métodos de optimización crean entonces una ruta de trabajo contemplando diferentes actores involucrados en los proyectos de generación eléctrica renovable, los factores medio ambientales, los costos involucrados asociados a la vida útil y mantenimiento de cada posible generador renovable, así como el impacto en la sociedad donde se plantea realizar la instalación. De otro lado, los métodos de integración, las matrices o métodos de optimización generan un modelo integrador para que la decisión tenga bases multi criterio y multi objetivo, entonces el estudio y la determinación de cuál es el método adecuado toma una importancia de peso, ya que con ese modelo de optimización como hoja de ruta de implementación de un proyecto de energía renovable se entregará un porcentaje adecuado de la penetración de las mismas cumpliendo la meta propuesta.

Palabras clave: métodos de optimización; energías renovables; eficiencia energética; aprovechamiento máximo

Abstract

Based on the goal of the 2030 energy transition, the Colombian Ministry of Mines and Energy evidences the roadmap that seeks to impact different sources of action for the implementation of new projects that include renewable energy in the Colombian territory, seeking to achieve the objectives of sustainable development, decarbonization and neutral carbon proposed from the national development plan, this means that the penetration of renewable energy in the electrical energy matrix of the country is increased in its installed capacity, for this it is necessary to start from the energy analysis and the percentages of use of renewable energies and fossil fuels used for electricity generation today, it is also necessary to know the transmission and distribution network of the national interconnected electrical system, as a basis for the potential industrial development of the Colombian regions.

The optimization methods then create a work path considering the different actors involved in renewable electricity generation projects, the environmental factors, the costs involved associated with the useful life and maintenance of each possible renewable generator, as well as the impact on society. where it is proposed to carry out the installation, the integration methods, matrices or optimization methods generate an integrating model so that the decision has a multi-criteria and multi-objective basis, then the study and determination of which is the appropriate method takes on weighty importance, since with this optimization model as a roadmap for the implementation of a renewable energy project, it will deliver an adequate percentage of their penetration, fulfilling the proposed goal.

Keywords: optimization methods; renewable energy; energy efficiency; maximum use

1. Metodología

Se realizó una búsqueda detallada de artículos científicos, trabajos de grado, informes de investigación, patentes, ponencias, entre otros; con informaciones cualitativas y cuantitativas de proyectos de generación eléctrica renovable. Se consultó en las bases de datos de Science direct, Scopus, Google Scholar, Research Gate, Springerlink, Patentonline, repositorios de las diferentes universidades, y metabuscadores entre otros, tanto en español como en inglés. Se usaron las combinaciones específicas de términos de búsqueda: "Energías renovables", "Métodos de optimización" "Machine Learning", "and", "or", "Python", "geomorphology", "climate change" y "Colombia". A partir de los resultados de la búsqueda, se examinaron y seleccionaron las fuentes bibliográficas en función del alcance y objetivo de este estudio.

2. Introducción

Los lineamientos dados para la producción deben obtener un óptimo resultado de la relación dada entre ellos. A nivel empresarial la relación entre el área de producción, el área administrativa y el área gestión humana, deben propender la búsqueda de los objetivos trazados por el plan empresarial, ahora bien, si pensamos en la producción de energía eléctrica renovable, teniendo



como base la demanda, se integran varios componentes a tener en cuenta para obtener una producción eficiente y óptima. (*Optimización*, n.d.)(Botero et al., 2015)

La composición geomorfología de la zona del emplazamiento para la producción de energía eléctrica limpia tiene repercusión directa sobre el clima de la misma, es por ello, que para considerar un emplazamiento de producción limpia se deben evaluar las diferentes variables que se puedan aprovechar como fuentes de energía renovable, no solo en el tiempo, sino que correspondan de manera íntegra a la sustentabilidad y sostenibilidad del terreno.(López et al., 2014a)

Entonces, la eficiencia energética no solo se refiere a la producción máxima de energía eléctrica renovable desde la oportunidad natural que se pueda presentar. Al buscar la eficiencia energética se debe contar con el impacto del emplazamiento y la curva de saturación de carga (CREG |, n.d.) para poder recibir la energía que se genera en sitios cerca del sistema interconectado nacional. Y para las zonas no interconectadas las condiciones como el área de uso para la implementación del proyecto tendría una oportunidad de análisis para generar una adecuada producción de manera más eficiente.(García et al., n.d.)(Bordons et al., 2015)

Realizar un modelo que integre los diferentes parámetros o lineamientos definirá entonces cuál es la ruta más adecuada a seguir para asegurar la máxima generación de energía eléctrica más eficiente.(*Desarrollo de un modelo multicriterio-multiobjetivo de oferta de energías renovables : aplicación a la Comunidad de Madrid - Archivo Digital UPM*, n.d.)

Cabe resaltar que los modelos de optimización utilizados en la actualidad son los modelos determinísticos, modelos estocásticos y los modelos de problemas de incertidumbre.

Los modelos determinísticos usados para este tipo de interacción se nacen desde la necesidad de la demanda generando una ecuación de análisis con elementos fijos como son la radiación solar de la zona, la velocidad del viento promedio, o las alturas posibles para almacenamiento de cuerpos de agua. Con los datos anteriormente mencionados en análisis de datos directos, se podría suponer cómo suplir la demanda de la zona por el establecimiento, pero, ¿qué ocurre o cómo se ve afectado este modelo analítico si es necesario que los datos varíen con frecuencia?

Los modelos de análisis estocásticos, que permiten evaluar variables que presentan cambios en el tiempo sumarían a la decisión interna para suplir la demanda teniendo en cuenta el cambio constante de los datos. Si se realiza una retroalimentación en tiempo real, ¿este tipo de modelo se podrían ejecutar oportunamente para el cambio de decisión de ser necesario?

Para ello, entonces, los modelos de problema de incertidumbre que se alimentan con bases de datos para estimar las probabilidades y plantear el modelo de análisis de información, prestaría un acercamiento más íntegro para la interpretación de los datos y la toma de decisiones en cuanto al aprovechamiento de un sitio en específico. (López et al., 2014b)

Para la construcción de cualquier modelo que se quiera trabajar se debe contar con la información inicial o los datos de entrada, además tener un idea clara o cercana de qué queremos obtener como resultado, y de cuáles datos de ingreso para el análisis de un emplazamiento de energías



renovables corresponden a bases de datos de estaciones meteorológicas distribuidas en el territorio cercano a la ubicación del proyecto.

3. Modelos de análisis

La decisión del lugar para implementar un emplazamiento de generación eléctrica renovable contiene un alto riesgo e incertidumbres, en consecuencia, la necesidad de analizar la información disponible toma una validez de mayor peso (Cuervo & Boterob, 2014). Lo anterior dado que no solo se necesita suplir la necesidad de la demanda solicitada en el presente, también se necesita suplir la demanda a futuro según la proyección (*Proyecciones de demanda*, n.d.), y que también se deben medir los impactos generados por la implementación de un proyecto de una gran magnitud (Oswald, 2017), al integrar mayores condiciones o lineamientos que se deban cumplir. De los cuales algunos son fijos y otros pueden variar con respecto al tiempo. Los modelos de análisis de datos deben tener la capacidad de retroalimentarse de manera automática para que la decisión contenga los datos más recientes y la viabilidad del proyecto tenga aún mucha más relevancia en el impacto esperado.

Para ello, se empieza con la construcción del modelo, según sea la clase más favorable, icónica, analógica o simbólica (*A LOS MODELOS DE*, n.d.), el modelo simbólico permite analizar diferentes variables y ajustarse según sea el caso, sin embargo, en la medida que se avanza en el desarrollo del proyecto se puede combinar o variar la clase de modelo, esto con el fin de evitar errores y llevarlo a su forma más sencilla, y con ello menos dificultad en el proceso de la información.

Ahora bien, los sistemas eléctricos y de generación eléctrica deben apuntar hacia el aumento de su factor de confiabilidad garantizando la constante y eficiente entrega de la energía eléctrica, permitiendo que el desarrollo económico o social no se vea interrumpido (Velasco-Ramírez et al., 2013), esto apunta a la creación de una red inteligente. Cuando se considera un establecimiento de energía renovable, siempre se toman los datos iniciales como únicos y desde allí se realiza la construcción de todo el proyecto, logrando satisfacer la demanda inicial.

Pero que, si nos trasladamos a las proyecciones de demanda de los sectores no regulados o los territorios que se encuentran en las zonas no interconectadas (*Proyecciones de demanda*, n.d.) también se debe considerar que algunos de los factores para la producción de este tipo de energías, energías renovables o limpias, pueden cambiar o se pueden modificar en el tiempo. También los factores geomorfológicos de la región tienen un papel importante ya que el uso del suelo con respecto a la red de instalación no presenta la misma capacidad instalada en un proyecto solar térmico a un proyecto solar – fotovoltaico.

4. Machine Learning + Métodos de optimización

De allí entonces, es que el modelo debe contener un componente iterativo de análisis de la información por medio de *Machine Learning*, que tenga la capacidad de utilizar multiplicidad de variables o limitantes según sea el caso. Los programas actuales para la creación de un código



con esta capacidad están limitados a la cantidad de datos de ingreso y según se le enseñe al modelo cómo realizar el análisis, vemos cómo, si se utiliza un modelo donde solo se ingresan los datos iniciales y cuál es la respuesta esperada, entonces se crea un modelo óptimo pero que no sería su versión más eficiente. Si al código que analiza los datos se le pide que utilice los datos iniciales para suplir una demanda determinada, para este caso sería la respuesta esperada, pero con las condicionales de aprovechamiento y eficiencia energética se basaría entonces en un código de autoaprendizaje por estímulos. Cabe destacar que se deben incluir condiciones variables como el mapeo de sombras que se generan por la relación del ángulo azimut del sol con la geomorfología de la región. Ello, en cuanto a la generación de energía renovable solar. Pasaría también con la velocidad del viento que no puede ser considerado bajo un modelo determinístico con un análisis de aprendizaje supervisado en código, ya que al considerar los diferentes accidentes terrestres la obtención de energía eólica puede variar.

Ciertamente, el modelo de análisis estocástico sumado a un código de aprendizaje por refuerzo para el análisis de datos con base en el proceso de Márkov, evaluaría las bases de datos buscando una eficiencia no solo energética sino el máximo aprovechamiento de la zona en particular donde se requiera instalar un proyecto de energías renovables, el proceso evaluativo constante, donde la particularidad no solo es llegar a suplir la demanda, sino, que también se determine con un peso específico al aprovechamiento de la área de extensión de la construcción y contemple entonces las diferentes fuentes de generación masificando el aprovechamiento del recurso disponible.

Ya que para la comunidad internacional es de vital importancia dar cumplimiento a los objetivos propuestos por la ONU para el 2030 (*Objetivos y metas de desarrollo sostenible - Desarrollo Sostenible*, n.d.) para con ello combatir los efectos inmediatos de la era antropogénica en la cual vivimos actualmente, la generación distribuida para las regiones en Colombia se debe convertir en un tema de vital importancia donde su investigación y estudio se plantee constantemente, para que el desarrollo económico de las regiones permita obtener una mejoría en calidad de vida de las personas pero así mismo permita conservar de manera óptima el ambiente para futuras generaciones (CREG |, n.d.)(Prina et al., 2018). Allí mismo, la generación de energía eléctrica renovable que contenga la evaluación de diferentes variables puede darnos la opción de un proyecto mucho más eficiente.

La renovación constante del sistema eléctrico colombiano contenido en la normatividad técnica busca que la generación distribuida aporte directamente al triángulo de las ciudades sostenibles propuesto desde el proyecto Energética 2030 (Mesa Puyo, n.d.) y aumente la ganancia en las estrategias contra el cambio climático en Colombia a 2050 (*E2050 Colombia – Estrategia Climática de Largo Plazo de Colombia E2050*, n.d.) generando desarrollo económico con relación en los recursos naturales existentes que se modifican según el impacto ambiental sobre la zona en la cual se requiere generar el impulso tecnológico (Pérez et al., 2019).

5. Integración y conclusión

Para finalizar, es importante señalar el valor que genera una herramienta de código abierto escrita, por ejemplo en Python, además de proporcionar un algoritmo de optimización, permite



establecer dependencias entre variables de optimización y restricciones (Connolly et al., 2010). En particular, se debería girar la mirada a una migración de la confiabilidad de los generadores distribuidos mediante métodos de optimización de problemas de incertidumbre combinando *Machine Learning* donde la herramienta creada tenga como base el proceso de decisión de Markov o aprendizaje por refuerzo (Liu et al., 2022), y los lineamientos de referencia sean la eficiencia energética máxima junto con las condiciones geomorfológicas y ambientales, y que cada una de ellas cuente con pesos iguales en el porcentaje de decisión.

Cabe destacar, que para lograr integrar el método ajustado para problemas de incertidumbre con la herramienta de lenguaje abierto es necesario realizar un proceso inicial de los datos, dicho proceso también se realiza con lenguaje abierto Python usando las librerías Pandas y Numpy (Belyadi & Haghghat, 2021), los cuales por medio de un proceso de clusterización logra agrupar las curvas generadas de los datos climatológicos recopilados, con ello se logra generar los tipos de curvas típicas para realizar un mejor entendimiento de las mismas. Realizando este proceso se logran generar diagramaciones histogramas y/o diagrama de medios evidenciando los datos anómalos que no aportarías en la construcción de la línea de trabajo. (Kumar et al., 2021) (El Hachimi et al., 2022) (Izadkhah, 2022), ciertamente el uso de los lenguajes de programación permiten asociar datos que respondan a características similares, los cuales aportan directrices de comportamiento del recurso energético.

Finalmente, al lograr integrar los diferentes procesos para el análisis de datos estadísticos por medio de lenguaje de programación abierto Python, se lleve el conjunto de datos a un sistema de información geográfica para que por medio de un mapa de elevación digital se pueda generar una ruta de opciones determinada por los limitantes o líneas de trabajo restrictivo estructuradas desde el principio del proyecto y lograr un emplazamiento de producción de energía eléctrica renovable que evalúe todas las condiciones posible de viabilidad.

6. Referencias

- Belyadi, H., & Haghghat, A. (2021). Introduction to machine learning and Python. *Machine Learning Guide for Oil and Gas Using Python*, 1–55. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821929-4.00006-8>
- Bordons, C., García-Torres, F., & Valverde, L. (2015). Gestión Óptima de la Energía en Microrredes con Generación Renovable. *RIAI - Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, 12(2), 117–132. <https://doi.org/10.1016/j.riai.2015.03.001>
- Botero, S., Jimeno, T., & González, J.-W. (2015). *Optimización del Despacho Económico de una Micro Red utilizando Árboles de Decisión*.
- Connolly, D., Lund, H., Mathiesen, B. V., & Leahy, M. (2010). A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems. *Applied Energy*, 87(4), 1059–1082. <https://doi.org/10.1016/J.APENERGY.2009.09.026>
- CREG |. (n.d.). Retrieved May 26, 2022, from <https://www.creg.gov.co/>
- Cuervo, F. I., & Boterob, S. B. (2014). Aplicación de las opciones reales en la toma de decisiones en los mercados de electricidad. *Estudios Gerenciales*, 30(133), 397–407. <https://doi.org/10.1016/J.ESTGER.2014.06.003>
- *Desarrollo de un modelo multicriterio-multiobjetivo de oferta de energías renovables: aplicación a la Comunidad de Madrid - Archivo Digital UPM*. (n.d.). Retrieved April 8, 2022, from



- <https://oa.upm.es/259/>
- *E2050 Colombia – Estrategia Climática de Largo Plazo de Colombia E2050*. (n.d.). Retrieved May 26, 2022, from <https://e2050colombia.com/>
 - El Hachimi, C., Belaqziz, S., Khabba, S., & Chehbouni, A. (2022). Data Science Toolkit: An all-in-one python library to help researchers and practitioners in implementing data science-related algorithms with less effort. *Software Impacts*, 12, 100240. <https://doi.org/10.1016/J.SIMPA.2022.100240>
 - García, F., Quintana, J. J., & Nuez, I. (n.d.). *OPTIMIZACIÓN DE UNA PLANTA DE OSMOSIS INVERSA UTILIZANDO ENERGÍAS RENOVABLES*.
 - Izadkhah, H. (2022). An introduction of Python ecosystem for deep learning. *Deep Learning in Bioinformatics*, 31–66. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823822-6.00010-X>
 - Kumar, B. D., Mir, H. A., Ahmed, M. K., & Siddiqui, M. T. (2021). Exam form automation using facial recognition. *Materials Today: Proceedings*. <https://doi.org/10.1016/J.MATPR.2021.06.190>
 - Liu, Y., Shi, H., Guo, L., Xu, T., Zhao, B., & Wang, C. (2022). Towards long-period operational reliability of independent microgrid: A risk-aware energy scheduling and stochastic optimization method. *Energy*, 254, 124291. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124291>
 - López, A., Somolinos, J. A., & Núñez, L. R. (2014a). Modelado Energético de Convertidores Primarios para el Aprovechamiento de las Energías Renovables Marinas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 11(2), 224–235. <https://doi.org/10.1016/J.RIAI.2014.02.005>
 - López, A., Somolinos, J. A., & Núñez, L. R. (2014b). Modelado Energético de Convertidores Primarios para el Aprovechamiento de las Energías Renovables Marinas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 11(2), 224–235. <https://doi.org/10.1016/J.RIAI.2014.02.005>
 - Mesa Puyo, D. (n.d.). *Transición energética: un legado para el presente y el futuro de Colombia Iván Duque Márquez Presidente de la República*. Retrieved March 8, 2022, from www.laimprentaeditores.com
 - *Objetivos y metas de desarrollo sostenible - Desarrollo Sostenible*. (n.d.). Retrieved March 27, 2022, from <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>
 - *Optimización*. (n.d.). Retrieved May 17, 2022, from <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/8415>
 - Oswald, Ú. (2017). Seguridad, disponibilidad y sustentabilidad energética en México. *Revista Mexicana de Ciencias Políticas y Sociales*, 62(230), 155–195. [https://doi.org/10.1016/S0185-1918\(17\)30020-X](https://doi.org/10.1016/S0185-1918(17)30020-X)
 - Pérez, J. C., González, A., Díaz, J. P., Expósito, F. J., & Felipe, J. (2019). Climate change impact on future photovoltaic resource potential in an orographically complex archipelago, the Canary Islands. *Renewable Energy*, 133, 749–759. <https://doi.org/10.1016/J.RENENE.2018.10.077>
 - Prina, M. G., Cozzini, M., Garegnani, G., Manzolini, G., Moser, D., Filippi Oberegger, U., Perneti, R., Vaccaro, R., & Sparber, W. (2018). Multi-objective optimization algorithm coupled to EnergyPLAN software: The EPLANopt model. *Energy*, 149, 213–221. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2018.02.050>
 - *Proyecciones de demanda*. (n.d.). Retrieved March 7, 2022, from <https://www1.upme.gov.co/DemandayEficiencia/Paginas/Proyecciones-de-demanda.aspx>
 - Velasco-Ramírez, E., Ángeles-Camacho, C., & García-Martínez, M. (2013). Redes de transmisión inteligente. Beneficios y riesgos. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, 14(1), 81–88. [https://doi.org/10.1016/S1405-7743\(13\)72227-3](https://doi.org/10.1016/S1405-7743(13)72227-3)



Sobre Los Autores

- **Iván Darío Hernández Guzmán:** Ingeniero electromecánico, estudiante de primer semestre del Doctorado en Ingeniería de la Universidad Pontificia Bolivariana de Medellín. ivan.hernandez@upb.edu.co
- **Jorge Wilson Gonzales Sánchez:** Ingeniero electricista, PhD, MSc. Profesor de la Universidad Pontificia Bolivariana. Área sistemas de potencia e integración de energías renovables. jorgew.gonzalez@upb.edu.co

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2022 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)

