Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad

La degradación ambiental, cada vez más acelerada a nivel mundial y los impactos adversos de la generación de energía ha recibido cada vez más la atención de políticos y investigadores en las últimas décadas. Uno de los principales contribuyentes a la emisión de gases de efecto invernadero hacia la atmósfera, que a su vez son los responsables del cambio climático, es el uso de combustibles fósiles en las plantas generadoras de electricidad. La cantidad de emisiones perjudiciales depende mucho del tipo de planta termoeléctrica y de su modo de trabajo. En el presente libro se hace un análisis de los impactos ambientales de las plantas generadoras de electricidad

Doctora en Ingeniería Eléctrica. Profesora de la Universidad del Estado de Amazonas. Coordina el Curso de Matemáticas. Desarrolla la investigación en sistemas de potencia. También actúa como investigadora en el ITEGAM (Instituto de Tecnología de la Amazonia Galileo). Graduada en Licenciatura en Matemáticas por la Universidad Federal del Amazonas

978-620-2-11303-8

editorial académica española

editorial académica española

Nadime Mustafa Moraes · Jorge Moya · Jandecy Cabral

Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad

Emisiones en Plantas termoeléctricas

Nadime Mustafa Moraes
Jorge Moya
Jandecy Cabral

Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad

Nadime Mustafa Moraes
Jorge Moya
Jandecy Cabral

Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad

Emisiones en Plantas termoeléctricas

Editorial Académica Española

Imprint
Any brand names and product names mentioned in this book are subject to trademark, brand or patent protection and are trademarks or registered trademarks of their respective holders. The use of brand names, product names, common names, trade names, product descriptions etc. even without a particular marking in this work is in no way to be construed to mean that such names may be regarded as unrestricted in respect of trademark and brand protection legislation and could thus be used by anyone.

Cover image: www.ingimage.com

Publisher:
Editorial Académica Española
is a trademark of
International Book Market Service Ltd., member of OmniScriptum Publishing Group
17 Meldrum Street, Beau Bassin 71504, Mauritius

Printed at: see last page
ISBN: 978-620-2-11303-8

Copyright © Nadime Mustafa Moraes, Jorge Moya, Jandecy Cabral
Copyright © 2018 International Book Market Service Ltd., member of OmniScriptum Publishing Group
All rights reserved. Beau Bassin 2018

Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad

Autores: Mustafa-Moraes, Nadime; Moya-Rodriguez, Jorge Laureano; Cabral-Leite, Jandecy; Holanda-Bezerra, Ubiratan.

1. Introducción:

La degradación ambiental, cada vez más acelerada a nivel mundial y los impactos adversos de la generación de energía ha recibido cada vez más la atención de políticos y investigadores en las últimas décadas. Uno de los principales contribuyentes a la emisión de gases de efecto invernadero hacia la atmósfera, que a su vez son los responsables del cambio climático, es el uso de combustibles fósiles en las plantas generadoras de electricidad (Bellhouse & Whittington, 1996). La cantidad de emisiones perjudiciales depende mucho del tipo de planta termoeléctrica y de su modo de trabajo. Hoy en día se han establecido muchas normas el patrones para establecer los parámetros que evalúan la calidad del aire.

Una norma de calidad del aire establece legalmente un límite superior para la concentración de determinado componente atmosférico para garantizar la protección de la salud y el bienestar de las personas. Las Normas establecidas se basan en estudios científicos sobre los efectos de los contaminantes específicos sobre la salud y se establecen niveles que puedan propiciar un margen de seguridad adecuado (Kelly, Reff, & Gantt, 2017; Macpherson, Simon, Langdon, & Misenheimer, 2017; Zigler, Choirat, & Dominici, 2017).

El nivel de polución del aire se mide por la cuantificación de las substancias contaminantes presentes en el mismo. Se considera contaminante cualquier substancia presente en el aire y que por su concentración pueda tornarlo impropio, nocivo u ofensivo a la salud, inconveniente al bienestar público, dañino a los materiales, a la fauna y a la flora el prejudicial a la seguridad y al disfrute de la propiedad y a las actividades normales de la comunidad. Sin embargo, se ha demostrado que una forma efectiva de reducir las emisiones contaminantes es el uso de estrategias operacionales adecuadas para centrales térmicas (Abido, 2002; P. K. Roy & Bhui, 2016), las cuales se pueden implementar a través de programación de modelos matemáticos, minimizando las emisiones como una función objetivo el considerando límites de emisiones como restricciones. El despacho de carga de una planta generadora de electricidad puede ser formulado como un problema optimización de un solo objetivo convirtiendo límites de emisión en restricciones (Yalcinoz & Altun, 2002).

La determinación sistemática de la calidad del aire debe ser, por problemas de orden práctico, limitada a un restricto número de contaminantes, definidos en función de su importancia y de los recursos materiales y humanos disponibles. De forma general, la selección recae siempre sobre un grupo de contaminantes que sirven como indicadores de calidad del aire, establecidos universalmente, entre ellos: dióxido de azufre (SO_2), partículas en suspensión,

monóxido de carbono (CO), ozono (O_3) y dióxido de nitrógeno (NO_2). La razón de escoger estos parámetros como indicadores de la calidad del aire está ligada a su mayor frecuencia de ocurrencia y a los efectos adversos que causan al medio ambiente. Para el problema del cambio climático causado por los gases de efecto invernadero, la Unión Europea (UE) introdujo el "*Emission* Trading *Scheme*" (ETS), que adopta el mecanismo de mercado "cap-and trade" para el comercio de emisiones de CO_2 (Santhoshkumar & Lakshmi, 2012; Yamashita, Niimura, Yokoyama, & Marmiroli, 2010). En este régimen, las licencias el permisos de emisión son primero colocados para cada instalación industrial; las instituciones participantes pueden comprar licencias adicionales y/o vender su exceso de emisión al mercado. Por otro lado, algunos países como Finlandia introdujeron el tributo ecológico (Impuesto sobre el carbono), incluyendo el impuesto con base tanto a la cantidad de carbono contenido en el combustible como a la cantidad de emisión de CO_2 (Vourc'h & Jimenez, 2010). La tasa del impuesto se decide principalmente por la regulación de las autoridades con el doble objetivo de reducir la emisión de CO_2 y la promoción del desarrollo técnico.

Con la introducción de los impuestos del mercado ecológico y de emisiones para el sector de la energía eléctrica, el desarrollo de métodos de toma de decisión en materia de comercio de emisiones, el restricción de las mismas, se está tornando cada vez más importante, y muchos estudios para decidir la programación de los generadores de electricidad se están llevando a cabo que no solamente tengan en cuenta la minimización de los costos, sino también la minimización de las emisiones (Abdelaziz, Ali, & Elazim, 2016; Catalao, Mariano, Mendes, & Ferreira, 2007; Kockar, Conejo, & McDonald, 2009; Zhou et al., 2017).

Para obtener una solución óptima, compatible no solo con la economía, sino también con el medio ambiente es importante considerar no solo el nivel de eficiencia de cada unidad de generación, sino también la contaminación que provoca. Sin embargo, la mayoría de los estudios de despacho de carga que incluyen restricciones de CO_2 se concentran sobre la solución que maximiza el lucro por unidad de generación, más no las soluciones óptimas de Pareto en la reducción de CO_2.

Por eso es importante conocer el menor nivel posible de emisiones de CO_2 y otros gases contaminantes y el coste asociado a los mismos, basado en las instalaciones de generación existentes. Las soluciones óptimas de Pareto de optimización multiobjetivo del despacho económico y de las emisiones de CO_2 y otros contaminantes se pueden obtener teniendo en cuenta los precios del combustible y no solo el costo de estos contaminantes, sino también el daño que provocan, para la toma de decisiones económicas y ambientales.

En las plantas generadoras de electricidad, además de la energía eléctrica, se genera una gran cantidad de contaminantes del aire por los gases de escape. Hay muchas normas nacionales e internacionales que establecen los límites permisibles de diferentes sustancias, pero aún no se ha desarrollado una expresión matemática para evaluar el impacto ambiental producido por todos los componentes de los gases de escape como un todo. En este libro se

desarrolla un procedimiento para evaluar el impacto ambiental producido por todos los componentes de los gases de escape en una planta generadora de electricidad, a la expresión matemática desarrollada se le denominó "índice de emisiones". Se ofrecen los índices de emisiones para motores de gas y motores de Fueloil. Para tener una idea más exacta del impacto ambiental de cada tipo de motor se desarrolló también el "índice de emisiones específicas", que es la tasa de emisión dividida por la potencia suministrada por el motor. Se ofrecen comparaciones entre los índices de emisión específicos de los diferentes motores a través de un estudio de caso. Además, se hizo un análisis de los aspectos relacionados con el Despacho económico y económico ambiental de carga en Plantas termoeléctricas.

2. Producción de electricidad en Plantas térmicas

En las centrales térmicas, la energía mecánica es producida por un motor térmico que transforma la energía térmica, a menudo de la combustión de un combustible, en energía rotacional. La mayoría de las centrales térmicas producen vapor, por lo que a veces se las llama centrales eléctricas de vapor. No toda la energía térmica puede transformarse en energía mecánica, según la segunda ley de la termodinámica; por lo tanto, siempre hay calor perdido en el medio ambiente. Si esta pérdida se emplea como calor útil, para procesos industriales el calefacción urbana, la planta de energía se conoce como planta de cogeneración el planta de cogeneración de calor y potencia.

La eficiencia de un ciclo de potencia térmica está limitada por la temperatura máxima del fluido de trabajo producida. La eficiencia no depende directamente del combustible utilizado. Para las mismas condiciones de vapor, las centrales eléctricas de carbón, nucleares y de gas tienen todas la misma eficacia teórica. En general, si un sistema está trabajando constantemente (carga base), será más eficiente que uno que se use intermitentemente (carga máxima). Las turbinas de vapor generalmente operan con mayor eficiencia cuando funcionan a plena capacidad.

Además del uso del calor de rechazo para el proceso el para la calefacción urbana, una forma de mejorar la eficiencia general de una central eléctrica es combinar de los ciclos termodinámicos diferentes en una planta de ciclo combinado. Más comúnmente, los gases de escape de una turbina de gas se utilizan para generar vapor para una caldera y una turbina de vapor. La combinación de un ciclo "superior" y un ciclo "inferior" produce una eficiencia global más alta que la que cualquier ciclo puede lograr solo (Cárdenas Dávila, 2014).

3. Clasificación de las plantas termoeléctricas.

Una central termoeléctrica es una instalación empleada en la generación de energía eléctrica a partir de la energía liberada en forma de calor, normalmente mediante la combustión de combustibles fósiles como petróleo, gas natural el carbón. Este calor es empleado por un

ciclo termodinámico convencional para mover un alternador y producir energía eléctrica, liberando dióxido de carbono a la atmósfera y otros gases contaminantes. Las centrales termoeléctricas sin unas de las fuentes de contaminación más grande que existen hoy en día, superadas solamente por las emisiones vehiculares. También el generador puede estar acoplado al motor de combustión interna directamente, siendo este último caso muy utilizado en Brasil.

Cuando el calor se obtiene mediante la fisión controlada de núcleos de uranio la central se llama central nuclear. Este tipo de central no contribuye al efecto invernadero, pero tiene el problema de los residuos radioactivos que han de ser guardados durante miles de años y la posibilidad de accidentes graves.

Prácticamente todas las centrales eléctricas de carbón, nucleares, geotérmicas, energía solar térmica el de combustión de biomasa, así como algunas centrales de gas natural son centrales termoeléctricas. El calor residual de una turbina de gas puede usarse para producir vapor y a su vez producir electricidad en lo que se conoce como un ciclo combinado lo cual mejora la eficiencia. Las centrales termoeléctricas no nucleares, particularmente las de combustibles fósiles se conocen también como centrales térmicas convencionales.

La primera central termoeléctrica fue construida por Sigmund Schuckert en la ciudad de Ettal en Baviera y entró en funcionamiento en 1879. Las primeras centrales comerciales fueron la *Central de Pearl Street* en Nueva York y la *Edison Electric Light Station*, en Londres, que entraron en funcionamiento en 1882.

Estas primeras centrales utilizaban motores de vapor de pistones. El desarrollo de la turbina de vapor permitió construir centrales más grandes y eficientes por lo que ya en 1905 la turbina de vapor había reemplazado completamente a los motores de vapor de pistones en las grandes centrales eléctricas.

3.1 De acuerdo al tipo de combustible

Las plantas termoeléctricas de acuerdo al tipo de combustible que consumen se pueden clasificar en:

- Centrales que usan combustibles fósiles que pueden ser de gas natural de High Fuel Oil (HFO) el de carbón. Por lo general las centrales eléctricas de combustibles fósiles también pueden usar un generador acoplado a una turbina de vapor el a un motor de combustión interna. Una central eléctrica de carbón produce calor quemando carbón en una caldera de vapor. El vapor impulsa una turbina de vapor y esta mueve un generador que produce la electricidad. Los productos de desecho de la combustión incluyen cenizas, dióxido de azufre, óxidos de nitrógeno y dióxido de carbono. Algunos de los gases se pueden eliminar de la corriente de desechos para reducir la contaminación (de Almeida, Maciel, Tsambe, & de Abreu Cybis, 2017).

- Centrales nucleares que utilizan el calor generado en el núcleo de un reactor nuclear (por el proceso de fisión) para crear vapor que luego opera una turbina de vapor y un generador. Alrededor del 20 por ciento de la generación eléctrica en los Estados Unidos es producida por centrales nucleares (Cao et al., 2016).
- Plantas de energía geotérmica que usan el vapor extraído de rocas subterráneas calientes. Estas rocas se calientan por la descomposición del material radiactivo en la corteza terrestre (Chagnon-Lessard, Mathieu-Potvin, & Gosselin, 2016).
- Plantas térmicas alimentadas con biomasa, que pueden ser alimentadas con desechos de caña de azúcar, desechos sólidos municipales, metano vertido u otras formas de biomasa (Rey-Salgueiro, Omil, Merino, Martínez-Carballo, & Simal-Gándara, 2016).
- Plantas que usan el calor residual de los procesos industriales a veces se concentra lo suficiente como para usarlo en la generación de energía, generalmente en una caldera de vapor y una turbina (Bundela & Vivek, 2010; Guillaume, Legros, & Lemort, 2016).
- Plantas solares térmicas, que usan la luz solar para hervir agua y producir vapor que mueve un generador. Los sistemas de generación de energía solar térmica recolectan y concentran la luz solar para producir el calor de alta temperatura necesario para generar electricidad. Todos los sistemas de energía solar térmica tienen colectores de energía solar con de los componentes principales: reflectores (espejos) que capturan y enfocan la luz solar en un receptor. En la mayoría de los tipos de sistemas, un fluido de transferencia de calor se calienta y circula en el receptor y se utiliza para producir vapor. El vapor se convierte en energía mecánica en una turbina, que alimenta a un generador para producir electricidad. Los sistemas de energía solar térmica tienen sistemas de seguimiento que mantienen la luz del sol enfocada en el receptor a lo largo del día a medida que el sol cambia de posición en el cielo. Los sistemas de energía solar térmica también pueden tener un componente de sistema de almacenamiento de energía térmica que permite que el sistema colector solar caliente este sistema de almacenamiento de energía durante el día. El calor del sistema de almacenamiento se utiliza para producir electricidad en la noche el en tiempo nublado. Las plantas de energía solar térmica también pueden ser sistemas híbridos que utilizan otros combustibles (generalmente gas natural) para complementar la energía del sol durante los períodos de baja radiación solar (Brenmiller, Schaal, & Yossefi, 2013; Powell & Edgar, 2012).

3.2 De acuerdo al motor primario.

Las plantas termoeléctricas de acuerdo al tipo de motor primario se pueden clasificar en:

- Plantas de turbina de vapor, que usan la presión dinámica generada al expandir el vapor para girar las paletas de una turbina. Casi todas las grandes plantas no hidroeléctricas usan este sistema. Alrededor del 90 por ciento de toda la energía eléctrica producida en el mundo es a través del uso de turbinas de vapor (Wiser, 2012).
- Plantas de turbinas de gas, que usan la presión dinámica de los gases que fluyen (aire y productos de combustión) para operar directamente la turbina. Las plantas de turbina de combustión alimentadas con gas natural (y alimentadas con diésel) pueden arrancar rápidamente y, por lo tanto, se utilizan para suministrar energía "pico" durante períodos de gran demanda, aunque a un costo mayor que las plantas tradicionales con carga base. Estas pueden ser unidades comparativamente pequeñas, y algunas veces completamente operadas por control remoto. Este tipo de plantas comenzaron a usarse en el Reino Unido (Sharma, Singhania, Kumar, Roy, & Mandal, 2017).
- Plantas de ciclo combinado, que tienen tanto una turbina de gas que funciona con gas natural como una caldera de vapor y una turbina de vapor que utilizan el gas de escape caliente de la turbina de gas para producir electricidad. Esto aumenta en gran medida la eficiencia general de la planta, y muchas plantas nuevas de carga base son plantas de ciclo combinado que funcionan con gas natural (Blumberg, Assar, Morosuk, & Tsatsaronis, 2017).
- Plantas con motores de combustión interna, que se utilizan para proporcionar energía a las comunidades aisladas y con frecuencia se utilizan para pequeñas plantas de cogeneración (Kanogˇlu, Işık, & Abuşogˇlu, 2005). Los hospitales, edificios de oficinas, plantas industriales y otras instalaciones críticas también los utilizan para proporcionar energía de respaldo en caso de un corte de energía. Estos generalmente son alimentados por diésel, petróleo pesado, gas natural y gas de vertedero (Scano et al., 2014). En Brasil hay muchas plantas termoeléctricas con motores de combustión interna, lo que conlleva a una alta carga de contaminación del medio ambiente. Las centrales termoeléctricas pueden ser con motores de combustión interna, con ciclo convencional el con ciclo combinado.

- Las microturbinas (Ghezel-Ayagh, Daly, & Wang, 2003), el motor Stirling (Kong, Wang, & Huang, 2004) y los motores de combustión interna son soluciones de bajo costo para el uso de combustibles alternativos, como el gas de vertedero, el gas de digestores de las plantas de tratamiento de agua y el gas residual de la producción de petróleo.

3.3 De acuerdo a su uso:

Las plantas de energía que se pueden despachar (programar) para proporcionar energía a un sistema incluyen:

- Plantas de energía de carga base, que funcionan casi continuamente para proporcionar ese componente de carga del sistema que no varía durante un día o una semana. Las plantas de carga base pueden ser altamente optimizadas para un bajo costo de combustible, pero pueden no comenzar el detenerse rápidamente durante los cambios en la carga del sistema. Ejemplos de plantas de carga base incluyen grandes centrales modernas de generación a carbón y centrales nucleares, el centrales hidroeléctricas con un suministro predecible de agua. A pesar de lo señalado anteriormente, en Brasil existen muchas Plantas termoeléctricas de carga base que funcionan con motores de combustión interna.
- Plantas eléctricas de carga pico, que alcanzan la carga máxima diaria, que puede ser solo de una el de los horas por día. Si bien su costo operativo incremental es siempre mayor que el de las plantas de carga base, se les exige que garanticen la seguridad del sistema durante los picos de carga. Las plantas de pico incluyen turbinas de gas de ciclo simple y, en ocasiones, motores de combustión interna alternativos, que pueden arrancarse rápidamente cuando se pronostican los picos del sistema. Se les conoce también como grupos electrógenos. Las plantas hidroeléctricas también pueden diseñarse para un uso pico (George, Harikrishnan, Zacharia, & Augustine, 2016).
- Plantas de Potencia de seguimiento de la carga, que pueden seguir económicamente las variaciones en la carga diaria y semanal, a un costo menor que las plantas con pico y con más flexibilidad que las plantas de carga base (Locatelli, Palerma, & Mancini, 2015).
- Plantas no despachables, que incluyen fuentes tales como energía eólica y solar; mientras que su contribución a largo plazo al suministro de energía del sistema es predecible, en una base a corto plazo (diaria

el por hora) su energía debe usarse como disponible ya que la generación no puede diferirse. Los acuerdos contractuales ("tomar el pagar") con productores de energía independientes el interconexiones del sistema con otras redes pueden ser efectivamente no despachables.

4. Centrales termoeléctricas de ciclo convencional

Se llaman centrales clásicas el de ciclo convencional a aquellas centrales térmicas que emplean la combustión del carbón, petróleo el gas natural para generar la energía eléctrica. Además, utilizan tecnologías clásicas para la producción de electricidad, es decir, mediante un ciclo termodinámico de agua/vapor.

Son consideradas las centrales más económicas, por lo que su utilización está muy extendida en el mundo económicamente avanzado y en el mundo en vías de desarrollo, a pesar de que estén siendo criticadas debido a su elevado impacto medioambiental.

A continuación se muestra el diagrama de funcionamiento de una central térmica de carbón de ciclo convencional.

Figura 1. Diagrama de funcionamiento de una central térmica de carbón de ciclo convencional.

Fuente: http://www.unesa.es/ (2017).

El combustible se almacena en parques o depósitos adyacentes, desde donde se suministra a la central, pasando a la caldera, en la que se provoca la combustión. Esta última genera el vapor a partir del agua que circula por una extensa red de tubos que tapizan las paredes de la caldera. El vapor hace girar los álabes de la turbina, cuyo eje rotor gira solidariamente con el de un generador que produce la energía eléctrica; esta energía se

transporta mediante líneas de alta tensión a los centros de consumo. Por su parte, el vapor es enfriado en un condensador y convertido otra vez en agua, que vuelve a los tubos de la caldera, comenzando un nuevo ciclo.

El agua en circulación que refrigera el condensador expulsa el calor extraído a la atmósfera a través de las torres de refrigeración, grandes estructuras que identifican estas centrales; parte del calor extraído pasa a un río próximo el al mar.

Las torres de refrigeración son enormes cilindros contraídos a media altura (hiperboloides), que emiten de forma constante vapor de agua, no contaminante, a la atmósfera. Para minimizar los efectos contaminantes de la combustión sobre el entorno, la central dispone de una chimenea de gran altura (llegan a los 300 m) y de unos precipitadores que retienen las cenizas y otros volátiles de la combustión. Las cenizas se recuperan para su aprovechamiento en procesos de metalurgia y en el campo de la construcción, donde se mezclan con el cemento (Ayala Carrera & Carrera, 2007).

Básicamente, el funcionamiento de este tipo de centrales es el mismo independientemente del combustible que se consuma. Así, este se quema en la caldera, liberando calor que se usa para calentar agua.

El agua calentada se transformará en vapor con una presión muy elevada, que es la que hace girar una turbina de vapor, lo que transformará la energía interna del vapor en energía mecánica (rotación de un eje).

La producción de electricidad se generará en el alternador, por la rotación del rotor (que comparte el mismo eje que la turbina de vapor) y mediante la inducción electromagnética.

La electricidad generada pasa por un transformador, que aumentará su tensión para el transporte. El vapor que sale de la turbina de vapor se envía a un condensador (termodinámica) para transformarlo en líquido y retornarlo a la caldera para empezar de nuevo un nuevo ciclo de producción de vapor.

5. Centrales termoeléctricas de ciclo combinado

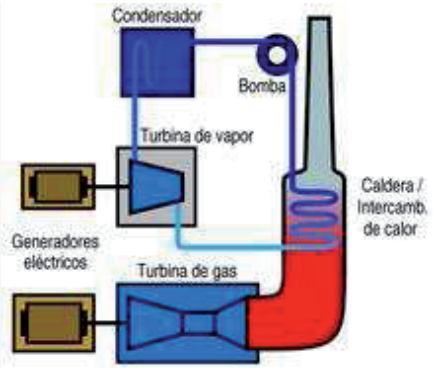
En la actualidad se están construyendo numerosas centrales termoeléctricas de las denominadas de ciclo combinado, que son un tipo de central que utiliza gas natural, gasóleo el incluso carbón preparado como combustible para alimentar una turbina de gas. Luego los gases de escape de la turbina de gas que todavía tienen una elevada temperatura, se utilizan para producir vapor que mueve una segunda turbina, esta vez de vapor. Cada una de estas turbinas está acoplada a su correspondiente alternador para generar energía eléctrica (Sabugal García & Gómez Moñux, 2006).

Normalmente durante el proceso de partida de estas centrales solo funciona la turbina de gas; a este modo de operación se lo llama ciclo abierto (Sabugal García & Gómez Moñux, 2006). La mayoría de las centrales de este tipo pueden intercambiar el combustible (entre gas y diésel) incluso en funcionamiento.

Como la diferencia de temperatura que se produce entre la combustión y los gases de escape es más alta que en el caso de una turbina de gas el una de vapor, se consiguen rendimientos muy superiores, del orden del 55 %.

Este tipo de centrales generaron el 32 % de las necesidades españolas de energía eléctrica en 2008 (de España, 2013).

Figura 2. Esquema básico de funcionamiento de una central térmica de ciclo combinado.



Fuente: https://es.wikipedia.org/wiki/Ciclo_combinado (2017).

6. Contaminantes del medio ambiente provocados por las plantas termoeléctricas.

Los impactos negativos de las plantas termoeléctricas pueden ocurrir durante la construcción, así como la operación de las mismas. Los impactos de la construcción son causados, principalmente, por las siguientes actividades de la preparación del sitio: desbroce, excavación, movimiento de tierras, drenaje, dragado el embalse de los ríos y otras extensiones de agua, establecimiento de las áreas de colocación, de préstamo y de relleno. Se emplea un gran número de trabajadores en la construcción de las centrales energéticas, y esto puede causar impactos socioculturales importantes en las comunidades locales.

Las plantas termoeléctricas son consideradas fuentes importantes de emisiones atmosféricas y pueden afectar la calidad del aire en el área local el regional. La combustión que ocurre en los proyectos termoeléctricos emite dióxido de azufre (SO_2), óxidos de nitrógeno (NO_x), monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO_2) y partículas (que pueden contener metales menores). Las cantidades de cada uno dependerán del tipo y el tamaño de la instalación y del tipo y calidad del combustible, y la manera en que se queme. La dispersión y las concentraciones de estas emisiones, a nivel de la tierra, son el resultado de una interacción compleja de las características físicas de la chimenea de la planta, las cualidades físicas y químicas de las emisiones, las condiciones meteorológicas en el sitio, el

cerca del mismo durante el tiempo que se requiere para que las emisiones se trasladen desde la chimenea hasta el receptor a nivel de la tierra, las condiciones topográficas del sitio de la planta y las áreas circundantes, y la naturaleza de los receptores (p.ej., seres humanos, cultivos y vegetación nativa).

Típicamente, el agua de enfriamiento limpia constituye el efluente más importante que proviene de las plantas termoeléctricas. Puede ser reciclada o descargada a la extensión de agua superficial, sin causar efectos mayores en cuanto a su calidad química. Sin embargo, debe ser considerado el efecto del calor residual sobre la temperatura del agua ambiental, durante la evaluación de las plantas que contemplen utilizar, sin reciclaje, el agua de enfriamiento. Un aumento pequeño en la temperatura del agua ambiental puede alterar, radicalmente, las comunidades de las plantas y la fauna. Los otros efluentes que producen los proyectos termoeléctricos son menos abundantes, pero pueden alterar, grandemente, la calidad del agua. Por ejemplo, los efluentes de las plantas termoeléctricas a carbón contienen el agua de lavado del sistema de enfriamiento, de la caldera, del desmineralizador, del regenerador de resinas, del eliminador de ceniza y el escurrimiento de los montones de carbón, ceniza y del patio, así como otras descargas de bajo volumen causadas por los accidentes o derrames. Se encuentran diferentes combinaciones de metales y otros químicos en estos efluentes. En las plantas a petróleo los derrames de combustible tienen un impacto negativo sobre la calidad del agua.

Si el sitio para instalar la planta se escoge adecuadamente, algunos de los impactos pueden ser evitados completamente, o mitigados exitosamente a bajo costo.

Uno de los impactos más importantes de las plantas termoeléctricas se relaciona con la influencia de trabajadores durante el período de construcción. Pueden ser necesarios varios miles de trabajadores durante algunos años para la construcción de una planta grande (700 MW), y cientos de trabajadores para su operación. Sin embargo, luego de construidas operan con no más de 40 trabajadores.

En su fase de construcción existe potencial para mucha tensión si la comunidad receptora es pequeña. Se puede producir una condición de "crecimiento rápido" el desarrollo inducido. Esto puede tener efectos negativos importantes en la infraestructura existente de la comunidad: las escuelas, política, prevención de incendios, servicios médicos, etc. Asimismo, la afluencia de trabajadores de otros lugares o regiones cambiará los modelos demográficos locales y alterara los valores socioculturales locales, así como las costumbres de vida de los residentes.

Otro impacto potencial es el desplazamiento de la población local debido a las necesidades de terreno para la planta y las instalaciones relacionadas con la misma. Puede haber serias alteraciones en el tráfico local a raíz de la construcción y operación de la planta termoeléctrica. Finalmente, las grandes plantas eléctricas producen impactos visuales y mucho ruido.

6.1 Diferentes tipos de contaminantes

- **Material particulado (MP).** Las partículas de hollín y metales dan al smog su color turbio. Las partículas finas, menos de un décimo del diámetro de un cabello humano, representan la amenaza más grave para la salud humana, ya que pueden penetrar profundamente en los pulmones. El MP es una contaminación directa (primaria) y una contaminación secundaria de hidrocarburos, óxidos de nitrógeno y dióxidos de azufre. Los gases de escape diésel son un importante contribuyente a la contaminación por PM.

- **Hidrocarburos (HC)**. Estos contaminantes reaccionan con óxidos de nitrógeno en presencia de la luz solar para formar ozono a nivel del suelo, un ingrediente principal en el smog. Aunque es beneficioso en la atmósfera superior, a nivel del suelo, este gas irrita el sistema respiratorio, causando tos, asfixia y reducción de la capacidad pulmonar.

- **Óxidos de nitrógeno (NO_x).** Estos contaminantes causan irritación pulmonar y debilitan las defensas del cuerpo contra las infecciones respiratorias como la neumonía y la gripe. Además, ayudan en la formación de ozono y material particulado a nivel del suelo.

- **Monóxido de carbono (CO).** Este gas inodoro, incoloro y venenoso se forma por la combustión de combustibles fósiles como la gasolina y se emite principalmente en automóviles y camiones, estando presente también en las emisiones de las plantas termoeléctricas. Cuando se inhala, el CO bloquea el oxígeno del cerebro, el corazón y otros órganos vitales. Los fetos, los recién nacidos y las personas con enfermedades crónicas son especialmente susceptibles a los efectos del CO.

- **Dióxido de azufre (SO_2).** Las plantas de energía y los vehículos de motor crean este contaminante quemando combustibles que contienen azufre, especialmente diésel. El dióxido de azufre puede reaccionar en la atmósfera para formar partículas finas y representa el mayor riesgo para la salud de los niños pequeños y asmáticos.

- **Contaminantes peligrosos del aire (tóxicos)**. Estos compuestos químicos se han relacionado con defectos de nacimiento, cáncer y otras enfermedades graves. La Agencia de Protección Ambiental estima que los tóxicos del aire emitidos por automóviles, camiones y plantas térmicas, que incluyen benceno, acetaldehído y 1,3-butadieno, representan la mitad de todos los cánceres causados por la contaminación del aire.

- **Gases de efecto invernadero**. Las Plantas Térmicas de motores de combustión también emiten contaminantes, como el dióxido de carbono (CO_2), que contribuyen al cambio climático global.

Según la CONAMA (Castro, Araújo, & Silva, 2013), se consideran contaminantes estandarizados en Brasil los siguientes:

- partículas totales en suspensión
- humo
- dióxido de azufre (SO_2);
- partículas inhalables;
- monóxido de carbono (CO);
- ozono (O_3);
- dióxido de nitrógeno.

Los estándares nacionales de la calidad del aire establecidos en la Resolución CONAMA n.3 de 28/06/90 se muestran en la tabla 1 (Castro et al., 2013).

Tabla 1. Normas de calidad del aire en Brasil.

Contaminante	Tiempo de Muestra	Patrón Primario $\mu g/m^3$ (4)	Patrón Secundario $\mu g/m^3$ (4)	Método de medición
Partículas Totales en Suspensión	24 horas (1) MGA(2)	240 80	150 60	Mostrador de grandes volúmenes
Dióxido de Azufre	24 horas (1) MAA(3)	365 80	100 40	Pararosanilina
Monóxido de Carbono	1 hora(1) 8 horas(1)	40.000 (35pmm) 10.000 (9 pmm)	40.000(35 pmm) 10.000 (9 pmm)	Infrarrojo no dispersivo
Ozono	1 hora(1)	160	160	Quimioluminiscencia
Humo	24 horas (1) MAA(3)	150 60	100 40	Reflectancia
Partículas Inhalables	24 horas (1) MAA(3)	150 50	150 50	Separación Inercial Filtración
Dióxido de Nitrógeno	1 hora(1) MAA(3)	320 100	190 100	Quimioluminiscencia

Fuente: CONAMA.
(1) No debe ser excedido más que una vez al año.
(2) Média geométrica anual (MGA).
(3) Média aritmética anual (MAA).
(4) La condición de referencia para las concentraciones es de 25^0C y la presión de 760mmHg.

7. Formas de evaluar las emisiones en las plantas de generación de electricidad.

Discusiones exhaustivas de las fuentes, los efectos, y la necesidad de reducir la contaminación atmosférica debido a la generación de energía eléctrica se ofrecen en muchos trabajos de la literatura (Friedlander, 1970; Lund & Mathiesen, 2015; Ottinger, Wooley, Robinson, Hodas, & Babb, 1990). Por otra parte, la última de estas referencias presenta una descripción detallada de la valoración de las externalidades ambientales, mientras que (Chernick & Caverhill, 1991) analiza cuatro métodos básicos de valoración. En (Bernow, Biewald, & Marron, 1991; Holstein & Brands, 1992) se tratan los efectos de las externalidades ambientales en las decisiones económicas tomadas en la planificación y las operaciones del sistema de generación de electricidad.

Las emisiones pueden reducirse a través de los siguientes medios:

- Sistemas de limpieza post-combustión, tales como precipitadores electrostáticos (las emisiones de SO_x pueden reducirse mediante la instalación de lavadores de gases). Esto requiere no sólo un tiempo considerable para el diseño, pruebas y instalación, sino también considerable desembolso de capital.

- El cambio a combustibles con bajo potencial de emisiones (las emisiones de SO_x pueden reducirse cambiando permanentemente a un combustible bajo en azufre). El cambio de combustible depende del precio y la disponibilidad de combustible bajo en azufre, tales como el petróleo, gas y carbón de bajo contenido de azufre.

- Realizar un despacho de carga que además minimice las emisiones en lugar de que sea un complemento al objetivo “costo” del despacho de carga tradicional.

La mayor parte del trabajo de investigación realizado hasta el momento se concentra en la reducción de óxidos de azufre (SO_x) y óxidos de nitrógeno (NO_x). El mayor esfuerzo se ha dedicado a la reducción de un tipo de contaminantes el de una mezcla de contaminantes. La tendencia ha sido reducir la producción total de las emisiones el reducir la concentración de la contaminación a nivel del suelo en ciertas áreas que a su vez, depende de las emisiones y de las condiciones meteorológicas.

La importancia dada actualmente al despacho de carga económico – ambiental se debe en parte a los recientes compromisos de los gobiernos norteamericanos y europeos para mejorar la calidad del aire y otros problemas ambientales (Al Kalaani, Azad, & Raina, 2003; Hess et al., 1992; Hobbs, 1993).

7.1 Modelos para evaluar las emisiones

Entre los temas centrales relacionados con el despacho de carga económico ambiental están los que tienen que ver con modelar con precisión la relación entre la cantidad de cada contaminante y la potencia generada por cada motor, buscando los niveles de concentración

de emisiones resultantes en los sitios seleccionados, y las técnicas empleadas para asignar los costes externos a la contaminación.

Hay tres posibilidades para tener en cuenta las emisiones en el despacho de carga:

1. Considerarlas como restricciones dentro del despacho económico (Arya, Choube, & Kothari, 1997; Binkou & Yu, 2008; Chiang, 2007; Muslu, 2004).
2. Incluirlas con un determinado factor de peso dentro del despacho económico (Bhattacharya & Chattopadhyay, 2011; Chen & Chen, 2003; Hooshmand, Parastegari, & Morshed, 2012; Özyön, Yasar, Özcan, & Temurtas, 2011; Palanichamy & Babu, 2008; Raglend, Veeravalli, Sailaja, Sudheera, & Kothari, 2010; Yaşar & Fadıl, 2007).
3. Considerarlas como una función objetivo independiente, pero asignarle valores de costo en dinero el emisiones totales en kg (Júnior, Nunes, Nascimento, Rodríguez, & Leite, 2017; Mahdi et al., 2017).

.

La mayoría de los modelos existentes le asignan un valor en dinero a las emisiones para tenerlas en cuenta como una función objetivo de costo. Algunos autores solo consideran los efectos del SO_2, otros del NO_2 y otros del CO_2 pocos autores consideran todos los efectos en conjunto y cuando lo hacen siempre como se dijo anteriormente es en función de costos. Sin embargo, cuando se trata de contaminación ambiental entran en juego aspectos relacionados con la salud humana que son más importantes que los costos.

A continuación, se ofrece un revisión sobre los aspectos relacionados con los tres aspectos anteriores.

8. Importancia del Despacho Económico Ambiental (DEA)

La generación de energía eléctrica con el uso de combustibles fósiles y/o gas emiten numerosos contaminantes, tales como SO_2, NO_x y CO_2, para la atmosfera (Resek et al., 1995). Recientemente, un problema que ha atraído mucha atención, está relacionado con la minimización de la contaminación debido a la presión internacional de demanda para limpiar el aire, desde la aprobación de la Ley del Aire Limpio y sus alteraciones en noviembre de 1990 y actos similares por los gobiernos europeos y japonés sobre las restricciones ambientales que lideran la lista de preocupaciones del medio ambiente en la gestión (Talaq, El-Hawary, & El-Hawary, 1994).

El Despacho Económico Ambientalmente Restringido (DEAR) puede ser clasificado como una optimización multicriterial en problemas de programación no lineal. La finalidad del DEAR es minimizar el costo de combustible y niveles de emisión simultáneamente, atendiendo la demanda y las restricciones operacionales. Muchos investigadores han abordado este

problema desde hace décadas (Harker, Jacobs, Ferguson, & Harder, 1954). Un resumen de los algoritmos de despacho que datan de 1970 utilizando métodos convencionales de optimización se ofrece en (Kermanshahi, Wu, Yasuda, & Yokoyama, 1990).

9. Despacho Económico y Despacho Económico Ambiental de Carga

La solución de los problemas del Despacho Económico (DE) depende, principalmente, de la modelación matemática de los generadores de la planta. Las variaciones físicas, tales como el envejecimiento y la temperatura ambiente afectan los parámetros de la modelación y son inevitables. Como esos parámetros son la espina dorsal de la solución del DE, la estimación periódica de esos coeficientes característicos es necesaria para un despacho de carga preciso. en "*Teaching-Learning Based Optimization"* (TLBO) se propone que el proceso sea normalmente formulado como un problema de minimización del error. Este trabajo ofrece un procedimiento para el cálculo de los coeficientes de funciones de costo cuadrático y cúbico, y se analiza también las variaciones debido al efecto conocido como punto de válvula (*valve point loading*), en las funciones de costo y de emisiones. La eficacia del TLBO es demostrada en 5 sistemas de prueba patrones u en un sistema práctico, considerando varios grados de complejidad (Durai, Subramanian, & Ganesan, 2015).

(Cheong & Dillon, 1978) fueron pioneros en el uso de funciones multiobjetivo en programación de sistemas de energía. Un resumen de los algoritmos de despacho ambiental que datan de 1970 utilizando métodos convencionales de optimización se ofrece en (Talaq et al., 1994). Sin embargo, se percibe que las técnicas convencionales se tornan complejas cuando se trata de problemas de despacho cada vez más complejos y con mayor número de variables y restricciones, y son aun limitadas por su falta de robustez y eficiencia concerniente al número de aplicaciones prácticas. Numerosos métodos han sido utilizados para representar los niveles de emisiones en el despacho de carga.

(Kermanshahi et al., 1990) proponen la programación por metas, técnica para evaluar el costo marginal ambiental que indica el aumento de la porción de costo de operación del sistema cuando es mejorado el impacto sobre el medio ambiente Se intentaron encontrar las mejores soluciones de compromiso entre las metas antagónicas de costo mínimo y mínimo de emisión por medio de procedimientos multiobjetivo adecuados (Nanda, Kothari, & Lingamurthy, 1988).

En (Granelli, Montagna, Pasini, & Marannino, 1992) se propone un algoritmo de despacho económico atendiendo a las emisiones, ya que minimiza el costo de combustible durante un cierto tiempo preseleccionado y tiene en cuenta las limitaciones ambientales. (King, El-Hawary, & El-Hawary, 1995) introducen mejorías en la red neural Hopfield para resolver el problema del despacho económico ambiental.

Según (Yalcinoz & Altun, 2002) para la generación de energía eléctrica y los problemas de despacho de plantas termoeléctricas, el costo mínimo absoluto no puede ser más el único criterio a ser cumplido. Las consideraciones ambientales se tornaron una de las principales

preocupaciones de la gestión de Plantas Termoeléctricas. Estos autores proponen una solución para el problema de despacho económico ambiental utilizando un algoritmo genético (AG) modificado basado en un operador aritmético de crossover. Los resultados numéricos para de los estudios de caso fueron presentados para ilustrar el desempeño y la aplicabilidad del método propuesto.

(K. P. Wang & Yuryevich, 1998a) desarrollan un algoritmo eficiente y confiable basado en la programación evolutiva para resolver el problema del despacho económico ambiental restringido (DEAR). En el artículo son presentadas técnicas de aceleración para la solución del algoritmo que aumentan la velocidad y robustez del mismo. El comportamiento y la utilidad del algoritmo son demostrados a través de su aplicación a un sistema de prueba.

(Heslin & Hobbs, 1989) presentan un modelo para evaluar los costos y los impactos del cambio de combustible como medio de reducir las emisiones en Plantas termoeléctricas. El modelo es una generalización de los algoritmos multiobjetivo de producción probabilística de costos que permite que las plantas tengan combustibles alternativos. El Algoritmo produce curvas de *trade off* que muestran los costos y las reducciones de las emisiones de SO_2. Para ilustrar las capacidades del modelo, el mismo es aplicado para el sistema de generación del estado de Ohio/USA.

(El-Keib, Ma, & Hart, 1994) discuten el impacto de la promulgación de la Ley del Aire Limpio de 1990, relativa a las prácticas actuales relacionadas con el problema de despacho económico. El problema fue investigado teniendo en cuenta las nuevas restricciones de las emisiones de SO_2. Formulaciones detalladas del problema son presentadas y se proponen las herramientas para evaluar los diferentes planes y estrategias de operación.

(Yokoyama, Bae, Morita, & Sasaki, 1988) proponen un nuevo y eficiente algoritmo para obtener el flujo de potencia óptimo en las fases de planeamiento y operación de los sistemas de potencia, resolviendo un problema de optimización multiobjetivo. Al decidir la mejor operación del sistema, varios objetivos, tales como economía, confiabilidad y influencia mínima sobre el medio ambiente, deben ser alcanzados simultáneamente. Los autores señalan que estos objetivos son contradictorios entre si y están en relaciones de *trade-off*, tornando difícil lidiar con esta clase de problema usando los métodos convencionales que optimizan un único índice de desempeño. El algoritmo propuesto demostró su eficacia para tratar los problemas de despacho óptimo con varios índices de desempeño y de comprender las relaciones *trade-off* entre los índices seleccionados. El efecto de los factores de incerteza que pertenecen a los sistemas de energía también puede ser tenido en cuenta con el algoritmo propuesto. La validez y la eficacia de la metodología propuesta son verificadas a través de ejemplos numéricos.

(Granelli et al., 1992) argumentan que desde el inicio de la década de 1970 el despacho de la generación térmica ha sido propuesto como un medio eficaz de lidiar con el problema de la contaminación del aire. La legislación restrictiva más reciente condujo a la adopción de técnicas de limitación de la contaminación y/o a la utilización de combustibles menos

contaminantes. Un despacho con las emisiones restringidas, es aún más necesario, cuando las condiciones meteorológicas son adversas para la difusión de los efluentes. Los autores presentan un procedimiento de despacho dinámico, que es capaz de evaluar la naturaleza propia de las restricciones de emisión.

Recientemente, los estudios sobre algoritmos evolutivos han mostrado que estos métodos pueden ser utilizados de forma eficiente para eliminar la mayoría de las dificultades de los métodos clásicos en sentido general y en el caso del despacho de carga en particular (Coello, 1999; Fonseca & Fleming, 1995).

De acuerdo con (Farag, Al-Baiyat, & Cheng, 1995) para el Despacho Económico de Carga (DEC), también han sido utilizados procedimientos de optimización con programación lineal con base en la cual, los objetivos son considerados uno a uno. Sin embargo, hay que hacer muchas suposiciones matemáticas para simplificar el problema. Además, este enfoque no de la ninguna información sobre la compensación de los objetivos involucrados.

(M. Ghasemi, Taghizadeh, Ghavidel, Aghaei, & Abbasian, 2015) presentan una nueva variante del algoritmo de optimización llamado “Teaching–Learning-Based Optimization (TLBO)”. Los autores llaman a este nuevo algoritmo “Gaussian Bare-bones TLBO (GBTLBO)” y además hacen una versión modificada del mismo (MGBTLBO) para el despacho óptimo de potencia reactiva (ORPD) con variables discretas y continuas. La comparación de los resultados de la simulación revela la eficacia de los algoritmos de optimización GBTLBO y MGBTLBO sobre otros algoritmos establecidos en la literatura. Los resultados obtenidos para el problema de ORPD demuestran superioridad en términos de calidad de la solución usando los algoritmos GBTLBO y MGBTLBO.

Para (Elattar, 2015), el Despacho Económico Dinámico (DED) es uno de los problemas no-lineales más complicados que existen, mostrando una característica no-convexa en sistemas de energía. Esto es debido al efecto de “valve point” en las funciones de costo de las unidades generadoras, de los límites de gradiente de velocidad y de las pérdidas de transmisión. Así, la propuesta de un método de solución eficaz para este problema de optimización es de gran interés. Los autores afirman que el algoritmo de optimización original llamado de “bacterial foraging” (BF) tiene características de pobre convergencia para grandes problemas restringidos. Para superar esta desventaja, los autores desarrollaron un algoritmo híbrido, combinando el BF con los algoritmos genéticos y le llamaron a este algoritmo de “hybrid genetic algorithm and bacterial foraging” (HGABF). El mismo fue usado para resolver el problema del despacho económico dinámico considerando los efectos de “valve point”, los límites de las tasas de rampa y las pérdidas de la transmisión. El enfoque HGABF puede ser derivado a través de la integración del algoritmo BF y del algoritmo genético (GA). Para ilustrar la eficacia del enfoque HGABF, son utilizados varios sistemas de prueba con diferentes números de unidades generadoras. Los resultados del enfoque HGABF son comparados con los obtenidos por ostros métodos

publicados que emplean sistemas de prueba. Estos resultados muestran la eficacia y la superioridad del método introducido sobre otros métodos publicados.

El Algoritmo de Pesquisa Gravitacional "Gravitational Search Algorithm" (GSA) es un método de optimización estocástica inspirado en la ley de la gravedad y la interacción entre las masas.

(Duman, Yorukeren, & Altas, 2015), proponen un nuevo algoritmo híbrido modificado, usando la optimización con enjambre de partículas "Particle Swarm Optimization" (PSO) y el GSA basado en lógica fuzzy (FL) para controlar la capacidad de procurar el óptimo global y aumentar el desempeño del PSOGSA híbrido. A fin de evaluar la eficiencia y el desempeño del enfoque propuesto, son utilizados sistemas de energía estandarizados, incluyendo el IEEE de 5 máquinas de 14-barras, IEEE de 6 máquinas de 30-barras, y 13 y 40 unidades de sistemas de prueba. Estos son problemas de despacho económico no convexos, incluido el efecto de punto de válvula (valve point) y son calculados con y sin las pérdidas. Los resultados obtenidos a partir del enfoque propuesto FPSOGSA son comparados con los de otras técnicas heurísticas en la literatura. Los resultados de la comparación demuestran que el método propuesto puede converger para cada próxima solución óptima y mejorar el desempeño del enfoque PSOGSA híbrido patrón (Duman et al., 2015).

(Barisal & Prusty, 2015), presentan un algoritmo evolutivo híbrido de optimización de yerbas dañinas invasoras "*Invasive Weed Optimization* (IWO)" combinado con el "*Oppositional Based Learning*" para resolver problemas de DEC en gran escala. El nuevo algoritmo denominado "*Oppositional Invasive Weed Optimization* (OIWO)" se basa en el comportamiento de colonización de las plantas dañinas y es también mejorado usando números casi opuestos. La metodología OIWO propuesta fue desarrollada para minimizar el costo total de generación, satisfaciendo varias restricciones, como límites de generación, demanda de carga, efecto del punto de válvula, opciones de multi-combustible y pérdidas de transmisión. El algoritmo propuesto fue probado y validado utilizando cinco diferentes sistemas de prueba. El mérito más importante de la metodología propuesta es su alta precisión y sus buenas características de convergencia y robustez para resolver problemas del DEC. Los resultados de la simulación del algoritmo *Oppositional Invasive Weed Optimization (OIWO)* muestran su aplicabilidad y superioridad cuando se comparan con los resultados de otros algoritmos evaluados.

(Y. Zhang, Gong, & Ding, 2012) presentan un algoritmo eficiente de optimización por enjambre de partículas híbrido para resolver problemas de despacho económico dinámico, considerando los efectos de punto de válvula y integrando un nuevo método de optimización llamado "*Bare-bones Particle Swarm Optimization*"(BBPSO) con un buscador local denominado búsqueda direccional caótica (DCS). El uso del BBPSO es concebido como una pesquisa de nivel básico, que puede dar una buena dirección para nuevas ideas, en cuanto DCS es usado como un operador de ajuste fino para encontrar la mejor solución. Finalmente, el algoritmo

propuesto por los autores fue aplicado a varios sistemas de potencia, y se desarrolló un estudio comparativo con otros métodos existentes. Otros autores también utilizan el método de enjambre de partículas para resolver el problema del despacho de carga (Gaing, 2003; K. Mandal, Mandal, Bhattacharya, & Chakraborty, 2015; Niknam, 2010).

La no convexidad del problema del despacho óptimo de carga torna difícil garantizar el óptimo global. (Tian, Wei, & Tan, 2015) presentan un enfoque de relajamiento convexo, llamado "*Moment Semidefinite Programming*" (MSDP), para facilitar la búsqueda de soluciones deterministas óptimas globales. El método utiliza una secuencia de momentos, que pueden linealizar funciones polinómicas y construir matrices positivas semi-definidas, para formar un relajamiento convexo SDP para los problemas de despacho de carga. En particular, el nivel de la matriz es usado como una condición suficiente para garantizar el óptimo global. La misma condición también puede ser aprovechada para estimar el número de soluciones óptimas globales. Este método fue efectivamente aplicado a problemas de DEC y de flujo de potencia óptimo (FPO).

(Aragón, Esquivel, & Coello, 2015) muestran un algoritmo inspirado en el modelo T-Cell del sistema inmunológico (o sea, un sistema inmunológico artificial), que es usado para resolver problemas de despacho económico. El enfoque propuesto es el llamado IA-EDP, (*Immune Algorithm for Economic Despach Problem*) y es evaluado usando ocho problemas encontrados en la literatura especializada. Los resultados son comparados con relación a los obtenidos por varios otros enfoques. Además, fue realizado un análisis estadístico para determinar la sensibilidad del enfoque propuesto con relación a sus parámetros.

(Bhattacharjee, Bhattacharya, & nee Dey, 2014b) proponen un algoritmo llamado "*Real Coded Chemical Reaction Algorithm*" (ORCCRO) para resolver el problema del DEC, que envuelve diferentes restricciones de igualdad y de desigualdad. Los efectos de punto de válvula, y las opciones de multi-combustible de plantas térmicas en gran escala también son estudiados. Las pérdidas de transmisión del sistema también fueron consideradas. El algoritmo de Optimización de la Reacción Química (CRO) imita la interacción de moléculas en una reacción química para llegar a partir de un estado instable de energía más alto para un estado estable de baja energía. La versión real codificada de este algoritmo es conocida como optimización de Reacción Química Real-Codificada (RCCRO). El algoritmo "*Oppositional Based* RCCRO" (ORCCRO) fue usado por los autores para mejorar la eficacia y la calidad de las soluciones en un tiempo mínimo. Los resultados de la simulación establecen que el enfoque propuesto supera a varias otras técnicas de optimización existentes, en términos de calidad de la solución obtenida y la eficiencia computacional. Los resultados también comprueban la robustez de la metodología propuesta para resolver problemas del DEC.

El DEC es un problema de optimización no-lineal, debido a la no-linealidad de las ecuaciones de flujo de potencia. En la literatura se destaca que la linealización del flujo de potencia que produce solamente la potencia activa es la que es usada para problemas de

despacho de carga. Las soluciones obtenidas son inaceptables cuando son verificadas con las ecuaciones de flujo de potencia no-lineales, especialmente para aplicaciones de red inteligente por causa de los problemas de instabilidad que resultan de tales formulaciones. (Sikiru, Jimoh, Hamam, Alayli, & Agee, 2014) superan esa limitación, proponiendo un modelo que responde tanto a la potencia activa como reactiva en formulaciones del problema de despacho de carga.

Además, el trabajo desarrolla nuevas formulaciones para el despacho de carga que cubren el espectro global del funcionamiento de una red en un sistema de potencia basado en la curva de duración de la carga, en lugar del período único considerado en la literatura. La ventaja del enfoque propuesto es que da resultados aceptables cuando se verifican con el flujo de energía no-lineal en comparación con el enfoque clásico utilizado en problemas de despacho de carga. Además, el articulo demuestra que el conjunto global de líneas conmutables que puedan minimizar las pérdidas de potencia activa de una red puede ser obtenido a partir de las formulaciones multi-período basado en la consideración de diferentes niveles de carga (Alguacil & Conejo, 2000; Frank, Steponavice, & Rebennack, 2012). Los resultados indican que apenas este conjunto de líneas conmutables puede reducir las pérdidas y asegurar la estabilidad de una red, por consiguiente, son útiles para aplicaciones de redes inteligentes (Sikiru et al., 2014).

(Basu & Chowdhury, 2013; Thao & Thang, 2014) presentan un algoritmo evolutivo denominado como algoritmo "Cuckoo Search" aplicado a problemas de DEC no convexos. El DEC es esencial para colocar óptimamente la potencia generada de forma ideal a los generadores comprometidos no sistema, satisfaciendo todas las restricciones. Varias técnicas evolucionistas como el Algoritmo Genético (GA), la programación Evolutiva, el Enjambre de Partículas (PSO) y el algoritmo Cuckoo Search son considerados para resolver problemas de despacho de carga. Para verificar la robustez del algoritmo Cuckoo Search propuesto, restricciones como el punto de válvula, límites de tasa de toma de carga o tasa de rampa, zonas de operación prohibidas, y múltiples opciones de combustible. Los límites de generación y las pérdidas también son incorporados al sistema. En comparación con la calidad de la solución y el tiempo de ejecución obtenido en cinco sistemas de prueba, el algoritmo propuesto parece ser una técnica promisora para resolver problemas reales de despacho de carga.

(Rajan & Malakar, 2015) presentan una novedad con un algoritmo híbrido que combina el "*Firefly Algorithm"* (FA) y el método "*NDECer Mead'* (NM) para la resolución de problemas de Despacho de Potencia Reactiva Óptimo (ORPD). El ORPD es un aspecto muy importante de la operación de los sistemas de potencia y es un problema de optimización no-convexo altamente no-lineal, que comprende variables de control continuas y discretas. Como muchos otros métodos de optimización de uso general, el FA original muchas veces queda retenido en óptimos locales y, a fin de superar ese problema, los autores implementan un método de búsqueda local eficiente llamado sub-rutina NM simplex en la arquitectura interna del algoritmo FA inicial.

El método propuesto "*Hybrid Firefly Algorithm*" (HFA) evita la convergencia prematura del método original FA. El mismo es aplicado para determinar las configuraciones ideales de voltaje del generador, posiciones de transformadores y salida VAR de capacitores en derivación para optimizar de los funciones objetivas diferentes; tales como minimización de las pérdidas de potencia activa y los desvíos de voltaje. El programa es desarrollado en Matlab y el algoritmo híbrido propuesto es examinado en de los sistemas de prueba patrones de la IEEE para resolver los problemas de ORPD. Con fines de validación, los resultados obtenidos con la metodología propuesta son comparados con los obtenidos por otros métodos. Se observa que el método propuesto tiene mejores características de convergencia y robustez en comparación con la versión original del FA y otros métodos existentes. El método híbrido propuesto es capaz de entregar las mejores soluciones.

En un sistema miliárea de energía eléctrica el objetivo es determinar la estrategia de generación más económica que podría satisfacer las demandas de carga, los límites de la línea y otras restricciones operacionales. Normalmente, el DEC trata solamente con la minimización de costos, pero hoy en día, la minimización de las emisiones se tornó también una preocupación igualmente importante debido a la exigencia obligatoria de reducción de la contaminación para lograr la protección ambiental.

El Despacho Económico Ambiental (DEA) es un problema complejo de optimización multi-objetivo (MOO) con objetivos antagónicos. Normalmente se utiliza un ranking fuzzy para clasificar el gran número de soluciones de Pareto obtenido después de la solución de un problema MOO. Pero, sin embargo, en este artículo los autores dan preferencia al gestor de decisiones (DM) el cual es usado para orientar la búsqueda y para seleccionar la población para la próxima generación. Un método mejorado de Evolución Diferencial (ED) es propuesto donde la operación de selección es modificada para reducir la complejidad de tomar las decisiones multiobjetivo con la a ayuda de un patrón de decisión nebuloso o difuso. Un frente de Pareto bien distribuido, que presenta un gran número de soluciones de *trade-off* alternativos para el operador del sistema eléctrico, fue obtenido, (Pandit, Srivastava, & Sharma, 2015). Los estudios son aplicados a tres casos de prueba y los resultados obtenidos, según los autores, son mejores de los que aparecen en la literatura anterior.

El corte de electricidad es considerado como la última alternativa para evitar el apagón en sistemas de energía durante las contingencias dela generación. Es esencial minimizar la cantidad de pérdida de carga, con el fin de evitar que ella sea excesiva. Para minimizar la pérdida de carga, (Mageshvaran & Jayabarathi, 2015) proponen la implementación de un algoritmo de optimización inspirado en la naturaleza y conocido como algoritmo de optimización por enjambre de luciérnagas "*Glowworm Swarm Optimization"*(GSO). El algoritmo propuesto es comprobado en sistemas de prueba de 14, 30, 57, 118, 246 barras de la IEEE y en "*Northern Regional Power Grid"* (NRPG) - (India). La viabilidad del método propuesto en términos de

calidad y propiedades de convergencia de la solución es comparada con los métodos convencionales (Mageshvaran & Jayabarathi, 2015).

(Singh, Mukherjee, & Ghoshal, 2015) presentan una optimización por enjambre de partículas (PSO) con un líder envejecido y adversarios (ALC-PSO) para la solución del problema de optimización del despacho de potencia reactiva. El problema es formulado como un problema de optimización no lineal restringido de un único objetivo, donde la pérdida de potencia real y los desvíos totales de tensión deben ser minimizados separadamente. Los resultados presentados en este trabajo demuestran el potencial del enfoque propuesto y muestran su eficacia y robustez para resolver el problema del despacho de potencia reactiva de los sistemas de potencia.

(Secui, 2015), muestra un nuevo algoritmo de Colonia de Abejas Artificial Modificado (MABC) para resolver el problema de despacho económico, teniendo en cuenta los efectos de "valve point", las emisiones y varias restricciones operacionales de las unidades generadoras. El algoritmo MABC introduce una nueva relación para actualizar las soluciones dentro del espacio de búsqueda, de modo de aumentar la capacidad del algoritmo para evitar la convergencia prematura y para encontrar soluciones estables y de alta calidad. El comportamiento del algoritmo MABC es investigado por varias combinaciones resultantes a partir de tres modalidades de generación de las secuencias caóticas y de los esquemas de selección de las soluciones. El desempeño de las variantes del MABC es probado en cuatro sistemas con seis unidades, trece unidades, cuarenta unidades y cincuenta y dos unidades generadoras de potencia. La comparación de los resultados muestra que el MABC tiene un desempeño mejor del que el algoritmo ABC clásico y otras técnicas de optimización.

Para (Xiao, Wang, Hou, & Wu, 2015), la previsión de carga eléctrica siempre desempeñó un papel fundamental en la administración del sistema de alimentación, el planeamiento para la transferencia de energía y el despacho de carga. Para la previsión de carga eléctrica, se presenta un modelo combinado, debido al hecho de que este modelo combinado tiene la capacidad de calcular efectivamente la estacionalidad y no-linealidad que poseen los datos de carga eléctrica y evitar las limitaciones de los modelos individuales. En este modelo, se utiliza el pre-análisis de datos para reducir las interferencias de los mismos. Los resultados experimentales muestran que el modelo combinado propuesto es superior a los modelos de previsión individuales con relación al desempeño.

(Sayah, Hamouda, & Bekrar, 2014) desarrollan una nueva y eficiente técnica de optimización basada en la hibridación de la reacción química (CRO), para resolver el problema del DEC con la función de costo térmico y el efecto de punto de válvula en conjunto, así como opciones de combustible múltiples y considerando la zona de operación prohibida y las restricciones del gradiente de carga. Cuando se tienen en cuenta los efectos del punto de válvula, las operaciones multi-combustible, las restricciones de la zona de operación prohibida y el gradiente de carga, el problema del DEC se torna más complejo que el problema DEC

convencional. Para mostrar la prioridad del algoritmo propuesto, el mismo es implementado en seis diferentes sistemas de prueba para la solución de problemas de DEC. Son realizados estudios comparativos para examinar la eficacia del enfoque propuesto con el DE convencional, y otros algoritmos descritos en la literatura. Los resultados de las simulaciones muestran que el método propuesto es capaz de obtener soluciones de mejor calidad con relación a otras técnicas de optimización bien conocidas.

(YZ Li, Li, & Wu, 2014) Trabajaron en una estrategia de despacho de economía de energía (ESD), basados en el modelo de flujo de potencia óptimo (FPO), considerando restricciones complejas, tales como zonas de operación prohibidas, el efecto del punto de válvula de las unidades de generación y la tasa de carbono de una red de potencia. Con estas restricciones, el problema FPO es más difícil de resolver, y debe ser tratado por un algoritmo de optimización más preciso y confiables. En el trabajo, fue desarrollado un mejor optimizador de búsqueda de grupo "G*roup Search Optimizer*" con otras ayudas para resolver el problema del ESD. Se utilizó el sistema de potencia de pruebas de la IEEE de 30 barras estándar para la realización del estudio y validación del algoritmo, que posteriormente fue comparado con otros algoritmos evolucionarios (EAS). Los resultados de las simulaciones muestran que el algoritmo desarrollado, denominado GSOICLW supera a los otros utilizados, y también ofrece resultados precisos y confiables de la optimización cuando se trata de problemas de OPF para ESD.

Los problemas del DEC frecuentemente presentan características no-lineales, no-convexas, debido a los efectos del punto de válvula. Además, varias restricciones y factores, tales como zonas prohibidas de funcionamiento, límites de tasa de gradiente y restricciones de seguridad impuestas por las unidades generadoras, y pérdida de energía en la transmisión, se tornan todavía más desafiadores para obtener el óptimo global utilizando métodos matemáticos convencionales. Los enfoques meta-heurísticos son capaces de resolver problemas no-lineares, no-continuos y no-convexos de manera efectiva, aunque ellos no imponen requisitos sobre los problemas de optimización. Sin embargo, la mayoría de los métodos relatados hasta ahora se concentran principalmente en un tipo específico de problemas de DEC, tales como problemas de DEC estáticos o dinámicos.

(Niu, Zhang, Li, & Irwin, 2014) proponen una búsqueda harmónica híbrida con una operación aritmética de crossover, llamado, ACHS, para la resolución de cinco diferentes tipos de problemas de DEC, incluido DEC estático con efectos de punto de válvula, DEC con zonas de operación prohibidas, DEC considerando varias células de combustible, DEC con calor y energía combinados, y DEC dinámico. En este ACHS propuesto, la mejor información global y el cruzamiento aritmético son usados para actualizar la solución recién generada y acelerar la convergencia, lo que contribuye a la capacidad de explotación del algoritmo. Para equilibrar las capacidades y la explotación, es empleado un aprendizaje basado en estrategia de oposición (OBL) para aumentar la diversidad de soluciones. Además, cuatro operadores de

cruzamiento comúnmente usados también son investigados. El crossover aritmético muestra más eficiencia que otros cuando son incorporados en la HS.

Un método de búsqueda simple, pero eficiente llamado búsqueda harmónica (HS) con una nueva regla de ajuste (NPAHS) fue propuesto para el DED de sistemas de potencia eléctrica, un problema de optimización en gran escala, no-lineal, en tiempo real y con una serie de restricciones complejas. La nueva regla de ajuste se basa en la información de la perturbación y el valor medio de la memoria harmónica, que es simple de implementar y ayuda a mejorar la calidad de la solución y la velocidad de convergencia. Una nueva técnica de manipulación de restricciones también es desarrollada para manipular eficazmente varias restricciones en el problema del DED, y de la violación de los límites de gradiente de frecuencia entre los primeros y últimos intervalos de agendamiento que son muchas veces ignorados por los enfoques existentes para la solución de problemas DED son eficazmente eliminados. Para validar la eficacia del procedimiento, el NPAHS es usado para resolver el DED de tres sistemas con 5, 15 y 54 unidades, que consideran los efectos de punto de válvula, pérdidas en la transmisión, emisiones y zonas operacionales prohibidas. Los resultados de las simulaciones en todos estos sistemas muestran la escalabilidad y superioridad de los NPAHS en varios problemas de gran escala (Niu, Zhang, Wang, Li, & Irwin, 2014).

(Modiri-Delshad & Rahim, 2014) desarrollaron un algoritmo denominado "*Backtracking Search Algorithm*" (BSA) para la resolución de problemas del DEC (tanto para problemas convexos como no convexos), con y sin los efectos de punto de válvula en la función costo del generador y considerando las pérdidas de la red de transmisión. El BSA es un nuevo algoritmo evolutivo para la solución de problemas de optimización numérica; él usa un único parámetro de control y dos estrategias de cruzamiento y mutación para una potente exploración del espacio de búsqueda del problema. Cuatro sistemas de prueba (con 3, 6, 20 y 40 generadores) son los estudios de caso que verifican la robustez y eficacia del método. Los resultados confirman que, en comparación con métodos bien conocidos y, especialmente en sistemas de prueba existentes en gran escala, el algoritmo propuesto es el mejor enfoque para resolver problemas de DEC.

Para (B. Mandal, Roy, & Mandal, 2014), el DEC es un tópico importante en la operación de plantas térmicas de potencia que puede ayudar a construir planos de gestión de generación eficaces. Los problemas prácticos del DEC tienen la función de costo no-lineal con restricciones no-lineales que los convierten en problemas difíciles de resolver eficazmente. Los autores presentan, un nuevo y eficiente algoritmo llamado "*Krill Herd Algorithm*" (KHA) para resolver tanto los problemas convexos y no-convexos del DEC de unidades térmicas, considerando el punto de válvula, la operación con múltiples combustibles, las pérdidas de transmisión y restricciones, tales como límites de tasa de gradiente y zonas prohibidas de funcionamiento.

Para mejorar el desempeño general y la eficacia del algoritmo propuesto, el operador de cruzamiento y mutación de la evolución diferencial fue integrado con el método propuesto.

Las diferentes versiones del KHA son aplicadas con éxito en sistemas de potencia de pequeña, media y gran escala, y para resolver seis problemas DEC diferentes. Los resultados de la simulación obtenidos por los algoritmos propuestos son comparados con los resultados obtenidos usando otros métodos desarrollados recientemente disponibles en la literatura. A partir de los resultados numéricos, se verifica que el KHA propuesto con el enfoque de operadores de cruzamiento y mutación es capaz de proporcionar una mejor solución que otras técnicas relatadas en términos de costo de combustible. Además, este algoritmo es mejor en términos de robustez cuando se compara con la mayoría de los algoritmos existentes.

O DED desempeña un papel importante en la operación del sistema térmico, y también presenta características no lineales y no convexas cuando son considerados los efectos de punto de válvula. (Lu, Zhou, Zhang, Zhang, & Wang, 2014) utilizan el algoritmo de optimización de Colonia de Abejas Diferencial Caótica (CDBCO) para resolver el problema del DED considerando también los efectos de punto de válvula. Para aumentar la capacidad de búsqueda global, se aplican secuencias caóticas para generar candidatos a soluciones y un nuevo mecanismo de búsqueda basado en la estrategia ED/best/1 es usado para generar nuevas soluciones.

Además, un método caótico de búsqueda local (CLS) es usado para ayudar a la Optimización por Colonia de Abejas (BCO) a superar la desventaja de convergencia prematura y aumentar la capacidad de exploración local. Durante el proceso ideal, una estrategia de tratamiento de restricciones heurística es introducida para tratar con las diversas limitaciones del problema del DED. Finalmente los autores prueban la viabilidad y eficacia del algoritmo CDBCO propuesto en cuatro unidades de pruebas, comparándolo con otros métodos descritos en la literatura reciente. Los resultados de las simulaciones muestran que el método propuesto puede obtener soluciones de alta calidad con un tiempo computacional corto (P. Lu et al., 2014).

(M. Ghasemi, Ghavidel, Ghanbarian, & Habibi, 2014) desarrollan un algoritmo confiable y eficaz, basado en el Algoritmo Híbrido Modificado Imperialista Competitivo (MICA) y la Optimización por Hierbas Dañinas Invasoras (IWO), el cual es propuesto para resolver el problema ideal despacho de potencia reactiva (ORPD). Sin dudas, uno de los algoritmos de optimización simple, más poderoso en el campo de la optimización evolutiva es el algoritmo competitivo imperialista (ICA) superando muchos de los estocásticos ya existentes y de técnicas de búsqueda directa de optimización global. El método ICA original, muchas veces converge en un óptimo local. Para evitar este inconveniente, se propuso un nuevo método que añade la (IWO) para mejorar la búsqueda local cerca del mejor global y se proponen una serie de modificaciones para la regla de política de asimilación del ICA, a fin de aumentar todavía más la tasa de convergencia del algoritmo para la consecución de una solución de mejor calidad. El método MICA-IWO híbrido es, por tanto, adecuado para tratar con los problemas de ORPD. El método fue probado, aplicándolo al problema de ORPD en los sistemas de potencia de la IEEE de 30, 57 y 118 barras. El método híbrido MICA-IWO proporciona mejores resultados en

comparación con el ICA original, el IWO, y otros métodos descritos en la literatura, como quedó demostrado por los resultados de la simulación (M. Ghasemi, Ghavidel, Ghanbarian, & Habibi, 2014).

Para (M. Ghasemi, Ghavidel, Ghanbarian, Massrur, & Gharibzadeh, 2014) una de las principales herramientas para operadores de sistema eléctrico es el Flujo de Potencia Óptimo (FPO), que es proyectado para optimizar un determinado objetivo sobre las variables de red de potencia bajo ciertas restricciones. Uno de los algoritmos más simples, más poderosos de optimización es el algoritmo competitivo imperialista (ICA) superando muchas de las técnicas de optimización ya existentes. El método ICA original muchas veces converge en un óptimo local. Por consiguiente, a fin de evitar este inconveniente, se modelan los efectos de interacción de las colonias en cada paso para mejorar la búsqueda local cerca del óptimo global. Además, se propone una serie de modificaciones para las reglas de política de asimilación del método ICA, a fin de aumentar aún más la tasa de convergencia del algoritmo para alcanzar una mejor calidad de la solución. Este trabajo investiga la posibilidad de utilizar este enfoque evolutivo recientemente emergido como una solución para los problemas de FPO, basado en modificaciones del método ICA para obtener configuraciones ideales de variables de control de FPO. El desempeño de este enfoque es estudiado y evaluado a través del sistema de prueba patrón de la IEEE de 57 barras con funciones objetivo diferentes y es comparado con los métodos descritos en la literatura reciente. Las técnicas modificadas del método ICA propuesto muestran mejores resultados que el ICA original y otros métodos recientemente descritos en la literatura, como fue demostrado por los resultados de simulación.

(M Basu, 2014b) también presenta un algoritmo de optimización llamado "*Teaching–Learning-Based Optimization Algorithm*" para resolver el problema del despacho económico multi-área (MAED) con restricciones de línea y considerando las pérdidas de transmisión, múltiples combustibles, carga del punto de válvula y zonas operacionales prohibidas. El TLBO (optimización basada en enseñanza-aprendizaje) es uno de los algoritmos con bases poblacionales recientemente propuesto que simula el proceso de enseñanza-aprendizaje en las actividades docentes. Es una técnica de optimización global muy simple y robusta. La eficacia de este algoritmo fue verificada en tres diferentes sistemas de prueba, tanto pequeños como grandes, envolviendo varios grados de complejidad. Comparado con la evolución diferencial, y con el algoritmo genético, considerando a calidad de la solución obtenida, el algoritmo propuesto parece ser una alternativa promisora de enfoque para resolver los problemas MAED en sistemas de potencia reales.

(M. Ghasemi, Ghavidel, Ghanbarian, Massrur, et al., 2014) también presentan un nuevo método para la optimización multi objetivo denominado "*Chaotic Parallel Vector Evaluated Interactive Honey Bee Mating Optimization"* (CPVEIHBMO) para encontrar la mejor solución viable al problema multiobjetivo del despacho de potencia reactiva (RPD) óptimo considerando las restricciones operacionales de los generadores. El problema RPD ideal es una cuestión

importante con estructura no lineal en la industria de la generación de energía, que contiene variables de control continuas y discretas. El algoritmo propuesto es aplicado para encontrar las configuraciones de variables de control continuas y discretas, cambiando transformadores, generadores de tensiones, y la cantidad de dispositivos de compensación reactiva para optimizar tres funciones objetivos antagónicas y no conmensurables: desvío de la tensión, la estabilidad total de tensión y la pérdida de potencia real.

Para conseguir un buen diseño con soluciones diferentes en un problema de optimización multiobjetivo, el concepto de dominancia de Pareto es utilizado para generar y distribuir las soluciones dominadas y no-dominadas. Además, la teoría de los conjuntos fuzzy es utilizada para extraer la mejor solución. El método propuesto fue examinado individualmente y aplicado a varios sistemas de prueba. La eficacia del enfoque propuesto es demostrada comparando su desempeño con otros algoritmos de optimización multi-objetivo evolutivos. Los resultados computacionales muestran que el algoritmo propuesto tiene excelentes características de convergencia y es superior a otros muchos algoritmos de optimización. Además, los resultados confirman su gran potencial en tratar con los problemas de múltiplos objetivos en sistemas de energía.

10. El Despacho Económico Ambiental (DEA) usando un único objetivo

El despacho de las emisiones es una atrayente alternativa de corto plazo. Además del objetivo de costo de combustible deben ser minimizadas las emisiones; así, el problema del DEA puede ser tratado como un problema de optimización multicriterio con objetivos no-conmensurables y contradictorios. En años recientes, esta opción ha recibido mucha atención, como afirman (Hamedi, 2013; K. Mandal et al., 2015), una vez que requiere apenas pequeñas modificaciones del DEC básico para incluir las emisiones. Diferentes técnicas han sido relatadas en la literatura referentes al problema del despacho económico/ambiental (EED) (A. Ghasemi, 2013; Jana & Mandal, 2013; Mondal, Bhattacharya, & nee Dey, 2013; Niknam, Azizipanah-Abarghooee, & Aghaei, 2013; P. Roy, Roy, & Chakrabarti, 2013; Yang, Hosseini, & Gandomi, 2012; R. Zhang, Zhou, Mo, Ouyang, & Liao, 2013).

En (Farag et al., 1995; Yokoyama et al., 1988), el problema ha sido reducido a un único problema objetivo, tratando la emisión como una restricción. Esta formulación, sin embargo, tiene una grave dificultad en obtener las relaciones de compensación entre el costo y la emisión. Alternativamente, la minimización de la emisión ha sido tratada como otro objetivo además del costo.

En otro sentido, el problema multiobjetivo puede ser convertido a un único problema objetivo mediante la combinación lineal de diferentes objetivos, como una suma ponderada (Chang, Wong, & Fan, 1995; Morsali, Mohammadi, Maleksaeedi, & Ghadimi, 2014). El aspecto importante de este método de la suma ponderada es que un conjunto de soluciones no-

inferiores (o soluciones óptimas de Pareto) puede ser obtenida a través de la variación de los pesos. Infelizmente, esta opción requiere de varias ejecuciones, tantas veces cuanto tantas soluciones óptimas de Pareto se deseen. Además, este método no puede ser utilizado en problemas con una solución óptima de Pareto no convexa. Para evitar esa dificultad, otros métodos son mostrados en (Coello, 1999; Hsiao, Chiang, Liu, & Chen, 1994; Y. Zhang et al., 2012).

Estos métodos optimizan el objetivo más preferido y consideran los otros objetivos como restricciones delimitadas por algunos niveles permitidos. Las debilidades más obvias de este enfoque son que la solución es demorada y tiende a encontrar soluciones débilmente no dominadas. Recientemente, los estudios sobre algoritmos evolucionarios han mostrado que estos métodos pueden ser utilizados de forma eficiente para eliminar la mayoría de las dificultades de los métodos clásicos (Ommen, Markussen, & Elmegaard, 2014); ya que utilizan una población de soluciones en su pesquisa, y pueden ser encontradas múltiples soluciones óptimas de Pareto en una única corrida.

Un factor de penalidad de costo para resolver el problema del DEA, que combina los costos de emisión con costos de combustible fue propuesto por (K. P. Wang & Yuryevich, 1998b).

La formulación de la programación semi-definida (SDP) para resolver el problema multiobjetivo del despacho económico ambiental es utilizada por (Jubril, Olaniyan, Komolafe, & Ogunbona, 2014). Las funciones de costo de combustible y de emisión son representadas por funciones polinomiales de orden superior y esto constituye una representación más precisa del problema del EED. Además, las funciones polinomiales de ambas funciones objetivo son agregadas en una única función objetivo utilizando el enfoque de la suma ponderada. Esto reduce, así, el problema a un problema de optimización polinomial estándar puede ser formulado como una jerarquía de problemas de relajamiento semi-definidos. La SDP resultante fue entonces resuelta en diferentes grados de aproximación. El desempeño del enfoque propuesto fue evaluado a través de la realización de experiencias sobre los sistemas de prueba de 6-unidades y 13 unidades estándares de la IEEE. Los resultados obtenidos fueron comparados con los relatados en la literatura y se pudo comprobar que la SDP tiene inherentemente buenas propiedades de convergencia y proporciona una mejor exploración del frente de Pareto.

11. Despacho Económico Ambiental Multiobjetivo

(Nanda et al., 1988) proponen un método de programación por metas técnicas para evaluar el costo marginal ambiental que indica el aumento de la porción de costo del sistema de operación en cuanto el impacto sobre el medio ambiente es mejorado. (Granelli et al., 1992) intentaron encontrar las mejores soluciones de compromiso entre las metas antagónicas de costo mínimo y mínima emisión por medio de procedimientos multiobjetivos adecuados.

(King et al., 1995; S. Kulkarni, 2000) proponen el uso de las redes neuronales para solucionar el problema del despacho económico con emisiones, minimizando el costo de combustible durante cierto tiempo pre-seleccionado y tiene en cuenta completamente las limitaciones ambientales.

Conforme (Brodsky & Hahn, 1986; Heslin & Hobbs, 1989) varias estrategias para reducir las emisiones han sido propuestas y discutidas. Estas incluyen instalación de equipos de limpieza de contaminantes, el cambio para combustibles de baja emisión, sustitución de los quemadores de combustibles viejos, y despacho de emisiones. Las tres primeras opciones exigen la instalación de nuevos equipos y/o modificación de los existentes que involucran considerables gastos de capital e, por tanto, pueden ser considerados como opciones a largo plazo.

El despacho económico ambiental dinámico (DEED) de generación de energía eléctrica es un problema de optimización matemática multi-objetivo con dos funciones objetivo. El primer objetivo es minimizar todos los costos de combustible de los generadores en el sistema de potencia, en cuanto el segundo objetivo busca minimizar el costo de las emisiones. Ambas funciones objetivo están sujetas a restricciones, como la restricción de demanda de carga, restricción de gradiente de velocidad, entre otras restricciones.

En (Nnamdi I Nwulu & Xiaohua Xia, 2015) los autores integran un programa de respuesta al problema del despacho económico ambiental dinámico con base a la teoría de los juegos. El programa de respuesta a la demanda basado en la teoría de los juegos determina el incentivo horario óptimo para ser ofrecido a los clientes que se inscribieran para corte de carga. El modelo de teoría de los juegos tiene mecanismos internos para garantizar que el incentivo ofrecido a los clientes es mayor que el costo de interrupción, al mismo tiempo siendo benéfico para la concesionaria. El modelo de respuesta a la demanda teórica presentada en este trabajo, minimiza los costos de combustible y las emisiones y, al mismo tiempo determina el incentivo y corte de carga ideales que se tienen que ejecutar para el alivio del sistema a potencia máxima. El modelo desarrollado es probado en dos sistemas de pruebas, con clientes industriales y los resultados obtenidos indican los beneficios prácticos del modelo propuesto.

(K. Mandal et al., 2015) presentan una nueva estrategia de automatización para los algoritmos de optimización por enjambre de partículas para la solución de problemas de Despacho Económico Ambiental No Convexos Restringidos (NECED). Muchas técnicas evolutivas, tales como la optimización por enjambre de partículas y la evolución diferencial han sido aplicadas para resolver estos problemas y se encontró como una manera mejor para resolver el problema en comparación con los métodos de optimización convencionales. Sin embargo, muchas veces estos métodos convergen en una solución sub-óptima prematuramente. En el trabajo, los autores presentan una nueva y mejorada técnica de optimización por enjambre de partículas llamada técnica auto - organizada jerárquica de optimización por enjambre de partículas con coeficientes de aceleración variables en el tiempo

(SOHPSO_TVAC) para el Despacho Económico Ambiental No Convexo Restringido (NECED) para evitar la convergencia prematura. Se tienen en cuenta límites de tasa de gradiente de los generadores y zonas de operación prohibidas en la formulación del problema. La solución para el problema (NECED) se obtiene considerándose tanto los objetivos de economía como las emisiones. El desempeño del método propuesto es demostrado en dos sistemas de prueba. Los resultados del método propuesto son comparados con otros métodos. Se verificó que los resultados obtenidos por el método propuesto son superiores en términos de costos de combustible, cantidad de emisiones y pérdidas.

Segundo (Arul, Velusami, & Ravi, 2015), el principal objetivo del problema del despacho económico dinámico combinado con emisiones (CDEED) es determinar el esquema ideal de generación de energía para las unidades generadoras a lo largo de un horizonte de tiempo considerado y, simultáneamente, minimizar el nivel de emisión en lo que respecta a los generadores y las limitaciones del sistema. El problema del CDEED es un problema de optimización bi-objetivo, donde el costo de generación y las emisiones son considerados como dos funciones objetivo concurrentes. Este problema del CDEED multiobjetivo es representado como un problema de optimización de un único objetivo atribuyendo pesos diferentes para cada función objetivo. Los pesos son variados en etapas y para cada variación es generada una solución viable y finalmente se usa el método de selección basado en la lógica fuzzy para seleccionar la mejor solución viable a partir del conjunto de soluciones obtenido.

Diferentes versiones de los algoritmos "*Differential Harmony Search*" (DHS) han sido propuestas para resolver los problemas del CDEED. La viabilidad de los algoritmos propuestos es demostrada en sistemas de prueba de la IEEE de 26 y 39 barras. El resultado obtenido por el algoritmo "*Chaotic Self-Adaptive Differential Harmony Search"* (CSADHS) propuesto resultó mejor que la programación evolutiva (EP), que el DHS, y que otros algoritmos propuestos en términos de calidad de la solución, la velocidad de convergencia y del tiempo de computación (Arul, Ravi, & Velusami, 2013; dos Santos Coelho, De Andrade Bernert, & Mariani, 2010; dos Santos Coelho & Mariani, 2009; Shayeghi & Ghasemi, 2014; Ling Wang & Li, 2013).

Para (Sayah et al., 2014), las plantas generadoras de energía generalmente operan sobre la estrategia del DEC, independientemente de las emisiones producidas. Las cuestiones ambientales se han convertido en una de las principales preocupaciones de gestión. En estas circunstancias, la estrategia alternativa del despacho medio ambiente/economía (EED) se torna más y más deseable para no solamente tener un gran beneficio económico, sino también reducir la emisión de contaminantes. Con base a la revisión de la literatura, se puede apreciar que algunas tentativas en considerar los efectos del punto de válvula para hacer más real el problema del EED se han llevado a cabo. En este trabajo, los autores proponen un nuevo algoritmo de evolución diferencial híbrido eficiente con búsqueda harmónica (DE-HS) para resolver los problemas de optimización multiobjetivo del EED que presentan curvas de costo no lineales. El enfoque propuesto combina de forma más eficaz las propiedades de los

algoritmos de la DE y de la de búsqueda harmónica (HS). Para aumentar la capacidad de búsqueda local del método ED original, es utilizado el nuevo mecanismo de generación individual de la HS. Los resultados numéricos para tres estudios de caso fueron presentados para ilustrar el desempeño y la aplicabilidad del método híbrido propuesto. Los resultados comparativos con algunos de los métodos más recientemente publicados confirman la eficacia de la estrategia propuesta para encontrar una solución óptima, exacta y viable.

(Shayeghi & Ghasemi, 2014) desarrollan un algoritmo de colonias de hormigas artificial (ABC), el cual es modificado con base a la teoría del caos obteniéndose el llamado CIABC el cual es ampliamente reforzado y efectivamente aplicado para resolver los problemas multi-objetivo del EED, para minimizar tres funciones objetivos antagónicas con características de costo de combustible del generador no lineales y no convexas, y que satisfagan las restricciones de operación. El método propuesto utiliza una búsqueda local caótica (CLS) para aumentar la capacidad de auto búsqueda del algoritmo ABC original para encontrar las mejores soluciones viables del problema EED. Además, muchas restricciones lineales y no lineales, como los límites de generación, la pérdida de transmisión de la línea, restricciones de seguridad y funciones de costo no-lineales son consideradas como restricciones operacionales dinámicas. Además, es utilizado un método basado en la teoría de los conjuntos fuzzy para extraer una de las soluciones óptimas de Pareto.

La creciente consciencia ambiental y los conflictos aparentes entre objetivos económicos y ambientales transforman los problemas de planeamiento de energía en problemas de optimización multiobjetivos. (Rong, Figueira, & Lahdelma, 2014), consideran la combustión de combustibles mistos como una opción para alcanzar equilibrio entre el objetivo económico (asociado con el costo de combustible) y el objetivo ambiental (medido en costo de emisión de CO_2 de acuerdo con el precio de los combustibles y de las licencias de emisión), porque un combustible con emisiones más elevadas es generalmente más barato del que contiene emisiones más bajas. La producción combinada de calor y potencia (CHP) es una importante tecnología de alta eficiencia para promover en el ámbito del régimen de comercio de emisiones.

Para (Liang & Juarez, 2014), la solución de los problemas del despacho económico y del despacho ambiental se tornan más complejos de manera separada que cuando se analizan simultáneamente. La idea básica es la de lograr el menor costo posible, con la menor cantidad de contaminantes y ese problema es conocido como el despacho económico ambiental combinado (CEED). En este trabajo se presenta un nuevo enfoque para la resolución del CEED. La idea consiste en normalizar las dos funciones objetivo antagónicas, el despacho económico y el despacho ambiental, usando la desviación estándar y la media de los miembros contenidos en la base poblacional de los algoritmos implementadas en la meta-heurística de este estudio, evitando así las diferencias de unidades y de escala cuando se optimiza el problema del CEED. El modelo matemático para cada problema presentado en este estudio es optimizado

implementando un paquete de optimización no lineal llamado TOMLAB disponible para MATLAB, que ayuda a determinar la mejor solución posible para las instancias probadas. Una nueva meta-heurística llamada "*Virus Optimization Algorithm"* (VOA) es implementada juntamente con siete conocidas técnicas, que son el Algoritmo Genético (GA), Enjambre de Partículas (PSO), Harmony Search (HS), Evolución Diferencial (ED), algoritmo FireFly (FF), Algoritmo de Búsqueda Gravitacional (GSA), y Seeker Optimization Algorithm (SOA).

Para (S. Jiang, Ji, & Shen, 2014; Khadanga & Satapathy, 2015), la optimización por enjambre de partículas (PSO) es inspirada por comportamientos sociales de los grupos de aves, el algoritmo de búsqueda gravitacional (GSA) se basa en la ley de la gravedad e interacción entre las masas, y ambos pertenecen a los llamados algoritmos meta-heurísticos. Un nuevo método de optimización híbrido que combina el enjambre de partículas y el algoritmo de búsqueda gravitacional (HPSO-GSA), con atributos de PSO y GSA, es propuesto por (S. Jiang et al., 2014; Khadanga & Satapathy, 2015) para resolver el problema del Despacho económico ambiental, considerando varias restricciones prácticas. Esas restricciones consisten en los límites de frecuencia del generador, la naturaleza no-convexa y discontinua de las zonas prohibidas de funcionamiento, las características no-suaves de los efectos del punto de válvula, el uso de combustibles múltiples, el tipo de unidades de generación, y las pérdidas de transmisión en sistemas de potencia reales.

El enfoque propuesto incorpora conceptos interesantes e incorpora plenamente la esencia social del PSO con el mecanismo de movimiento de la GSA. La propuesta HPSO-GSA adopta la técnica evolucionaria para actualizar simultáneamente posiciones de partículas con velocidades del PSO y aceleración de GSA. HPSO-GSA, por tanto, obtiene un equilibrio eficiente entre búsqueda y exploración. A partir de los resultados de pruebas, se pudo comprobar que el HPSO-GSA mejora significativamente el PSO y el GSA con un mejor desempeño.

El problema del Despacho Económico de Carga (DEC) es uno de los problemas básicos e importantes de optimización en un sistema de energía. Sin embargo, considerando las limitaciones prácticas de los sistemas de energía del mundo real, tales como límites de gradiente de velocidad, zonas prohibidas de funcionamiento, efectos de punto de válvula, opciones de multi-combustible, garantía de reserva y pérdidas en los sistemas de transmisión; el problema del DEC se torna un problema de optimización no-convexo, el cual es muy complicado y no puede ser resuelto por métodos tradicionales. Además, considerando las cuestiones ambientales, resulta entonces en un problema económico ambiental combinado de despacho de carga y emisiones, llamado también despacho económico-ambiental (DEA), que es un modelo de optimización multiobjetivo con dos objetivos no conmensurables y antagónicos.

(Jeddi & Vahidinasab, 2014) proponen y aplican un algoritmo de búsqueda harmónica modificado (MHSA) para resolver el problema del DEC y el DEA, considerando las

limitaciones referidas anteriormente. El desempeño del algoritmo propuesto es investigado a través de su aplicación para resolver varios sistemas de prueba con espacios de solución no-convexos. Para mostrar la eficacia del método propuesto, los resultados obtenidos fueron comparados con el algoritmo de búsqueda harmónica clásica (HSA) y con algunos de los trabajos más recientemente publicados en el área.

(R. Zhang et al., 2013) abordan el DEA usando un nuevo algoritmo llamado "Algoritmo cultural multiobjetivo".

El Algoritmo Incremental con Colonias de Abejas Artificiales con Búsqueda Local (IABC-LS) es una de las variantes eficientes de optimización de las Colonias Artificiales de Abejas que fue aplicado con éxito en problemas de despacho económico de potencia con anterioridad. Todavía, el algoritmo IABC-LS tiene algunos parámetros ajustables que están afectando directamente el comportamiento del algoritmo. (Aydin, Özyön, Yaşar, & Liao, 2014) introducen un nuevo algoritmo denominado Colonia de Abeja Artificial con tamaño dinámico de la población (ABCDP) que usa mecanismos semejantes a los definidos en el IABC-LS sin necesidad de usar muchos parámetros que tengan que ser afinados. Para comprobar la eficiencia y robustez del algoritmo en el despacho de carga, el mismo es utilizado para resolver el problema de despacho económico y de emisión combinados que a su vez es convertido en único problema objetivo de optimización. Los resultados de los algoritmos indican que ABCDP está dando buenos resultados con técnicas de inteligencia computacional en sistemas.

(M Basu, 2014a) presenta el uso del NSGA II para la solución del problema del DEA restringido de las unidades generadoras térmicas. Este es un problema de optimización multi-objetivo que incluye las limitaciones normales de carga, así como las restricciones de combustible. El esquema de generación es comparado con el que resultaría si las restricciones de combustible fuesen ignoradas.

La comparación muestra que el combustible consumido puede ser adecuadamente controlado por el ajuste de la potencia de salida de varias unidades generadoras de modo que el sistema de energía opere dentro de sus limitaciones de combustible y dentro de las restricciones contractuales. Se verificó que uno de los dos objetivos (o sea, el costo de combustible y el nivel de emisiones) puede aumentar, mientras que otro puede disminuirse para atender la misma demanda de energía, eso puede compensar la penalidad que podría de otra forma ser impuesta por no mantener el contrato de combustible. Los resultados numéricos para dos sistemas de prueba fueron presentados y los mismos son satisfactorios.

Según (Benasla, Belmadani, & Rahli, 2014), el "*Spiral Optimization Algorithm*" (SOA) es una técnica metaheurística basada en una analogía de los fenómenos espirales en la naturaleza y es un concepto simple, con pocos parámetros y fácil en su ejecución. En este trabajo se propone el SOA para resolver el problema del DEA. Se establece en el problema que la programación de generadores debe operar con los costos mínimos de combustible y los niveles mínimos de emisiones, al mismo tiempo, tiene que satisfacer la demanda de carga y

restricciones operacionales. El problema del DEA es formulado como un problema multiobjetivo, considerando los objetivos de costo de combustible y de emisiones de las unidades generadoras. A su vez, el problema de optimización multiobjetivo es convertido en una única función objetivo usando un factor de penalidad de precio. El algoritmo propuesto fue implementado en tres sistemas de prueba con 3, 6, y 40 unidades generadoras, con diferentes restricciones y varias curvas de costo. A fin de ver la eficacia del algoritmo propuesto, los resultados son comparados con los relatados en la literatura reciente. Esos resultados son bastante alentadores, mostrando la buena aplicabilidad del SOA para el problema del DEA.

(Bhattacharjee, Bhattacharya, & nee Dey, 2014a) también presentan un enfoque del algoritmo "*Real Coded Chemical Reaction*" (RCCRO) para resolver el problema del DEA de generadores térmicos de sistemas de potencia. En este despacho consideran la emisión de sustancias como NO_x, las restricciones de las demandas de potencia y la restricción del límite de operación. El problema del DEA fue originado como un problema multiobjetivo, considerando tanto la economía como las emisiones simultáneamente. La Optimización por Reacción Química (CRO) imita las interacciones de las moléculas en una reacción química para alcanzar un estado estable de baja energía. Básicamente, el CRO es proyectado para trabajar en los problemas de optimización de dominios discretos. La versión real codificada del, conocida como "*Real-Coded Chemical Reaction Optimization"* (RCCRO) es aplicada para resolver problemas multiobjetivos de EDEC. Fueron usados sistemas de prueba diferentes de 10, 13 y 40 generadores, abordando los aspectos del punto válvula y las emisiones de NO_x. Las soluciones obtenidas son bastante alentadoras y superiores a diferentes técnicas de optimización existentes (Bhattacharjee et al., 2014a).

(Di, Fei, Wang, & Wu, 2014) proponen un algoritmo mejorado llamado evolución diferencial binario multiobjetivo (IMBDE) para resolver el problema del DEA. En el algoritmo propuesto, se utiliza un operador de corrección de análisis marginal para tratar con varias restricciones del sistema. Los resultados de la simulación demuestran que el algoritmo propuesto es válido para la resolución del problema del DEA y su desempeño es superior a otros enfoques (Di et al., 2014).

El problema del despacho económico ambiental es un problema clásico en la comunidad de sistemas de potencia. Consiste en la programación óptima de la producción de las unidades de generación de energía para atender la demanda de carga necesaria sujeta a restricciones de desigualdad y de igualdad de las unidades y teniendo en consideración las cuestiones ambientales. Este problema de optimización es un desafío en tres diferentes niveles: la geometría viable del conjunto, la no diferenciabilidad de su función de costos y el aspecto multimodal de su escenario. Por esta razón, el despacho económico ambiental ha recibido mucha atención en los últimos años y han sido propuestas varias técnicas libres derivativas para enfrentar sus características multimodales y no diferenciables.

12. Despacho Económico Ambiental de sistemas de potencia con energías renovables

En la actualidad, los sistemas de energías renovables tienen gran auge estableciéndose una gran procuración en el uso de fuentes de energía renovables. (Yangyang Li, He, Wang, Xu, & Jiao, 2015) consideran el DEA de sistemas de potencia hidrotérmicos como un problema de optimización multiobjetivo. el sistema hidrotérmico práctico posee varias restricciones que tornan difícil el problema de encontrar el óptimo global. Este trabajo desarrolla una estimativa multiobjetivo mejorada del algoritmo de distribución para resolver el problema anterior. La operación de aprendizaje local es adicionada al modelo original de regularidad basado en el modelo de estimación multiobjetivo de distribución (RM-MEDA) en el enfoque mejorado de modo de perfeccionar la capacidad de búsqueda local y aumentar la eficiencia de la convergencia. Además, un mecanismo de reparación es empleado para reparar las soluciones inviables pesquisadas a fin de ser capaz de realizar la búsqueda en la región viable. En el experimento, los resultados obtenidos por el método propuesto fueron comparados con los de otros métodos de MOEAs: NSGA-II, NNIA y RM-MEDA. los resultados demostraron la superioridad de este método propuesto como un MOEA promisor para resolver este problema de optimización multiobjetivo de sistemas de potencia (Yangyang Li et al., 2015).

Hace décadas, el abastecimiento de electricidad confiable y de bajo costo es un objetivo de investigación significativo. Varios métodos de DE han sido desarrollados a fin de enfrentar el desafío de abastecimiento continuo y sustentable de energía eléctrica a un costo minimizado.

La escalada rápida de los precios de los combustibles, el agotamiento de las reservas de combustibles fósiles y las preocupaciones ambientales obligaron a los gestores a incorporar a la generación de electricidad a los recursos de la Energía Renovable (RE). (Khan et al., 2015) presentan los modelos desarrollados del DEA para un sistema constituido por varias plantas fotovoltaica (PV) y unidades térmicas. Teniendo en cuenta la naturaleza de las variables de decisión, el modelo propuesto es esencialmente un Problema de Optimización Entero Misto "*Mixed Integer Optimization Problem"* (MIOP). El Enjambre de Partículas (PSO) fue es usado para resolver este problema de optimización para un escenario que envuelve a seis plantas convencionales y trece fotovoltaicas. Dos casos de prueba, Despacho Económico Ambiental Estático y Despacho Económico Ambiental Dinámico son ejecutados tanto para niveles de radiación solar completa, así como para niveles de radiación reducida debido al efecto de las nubes. Los resultados de las simulaciones probaron la eficacia del modelo propuesto (Khan et al., 2015).

(Gopalakrishnan & Kosanovic, 2015) abordan el planeamiento operacional a corto plazo (hasta 24 h) en plantas de cogeneración de energía para aplicaciones en determinadas ciudades. En tales aplicaciones, las demandas de calor y energía fluctúan en una base horaria, debido al cambio de las condiciones meteorológicas, factores de tiempo en el día y exigencias de los consumidores. La eficiencia energética de la planta es altamente dependiente de la temperatura ambiente y de la carga operacional, ya que las eficiencias de los equipos son

funciones no-lineales de estos parámetros. En el planeamiento de estrategias operacionales, las características no lineales de los equipos son raramente tenidas en cuenta. Para operar las plantas bajo mayores ganancias eventuales de eficiencia, deben desarrollarse estrategias de planeamiento, que tengan en cuenta las características no lineales de los equipos. Para tales estrategias, una formulación no lineal de programación mista 0-1 es propuesta. El problema es no convexo y, por tanto, las condiciones de optimización globales son desconocidas. Las técnicas clásicas como branch-and-bound pueden no producir soluciones viables. Como alternativa, un método de solución por medio de algoritmos genéticos es propuesto, em el cual la pesquisa genética es aplicada apenas en variables 0-1 y la pesquisa gradiente es aplicada sobre las variables continuas.

Por otra parte, el problema de despacho económico multi-objetivo (MOED) en sistemas de hidroeléctricas en cascada es un problema de optimización no lineal complejo con un grupo de restricciones también complejas. (J. Wang, Huang, Ma, & Chen, 2015) desarrollan un algoritmo genético mejorado (IPGA) para resolver el problema del MOED en sistemas de energía con hidroeléctricas con basados en un operador de mutación no-uniforme. En comparación con otros algoritmos, los resultados obtenidos utilizando IPGA verifican su superioridad en términos de eficiencia y precisión.

De acuerdo con (Yuan, Tian, Yuan, Huang, & Ikram, 2015), debido a las características de ser limpia y renovable, la energía eólica es muy importante para la explotación económica y ambiental de los sistemas de energía eléctrica de modo que atrae cada vez más atención por parte de los investigadores. En el artículo desarrollado por estos autores, los mismos establecen un modelo multi-objetivo del despacho económico ambiental considerando el costo incierto del viento. Para resolver el problema con varias restricciones complicadas, el trabajo utiliza el NSGA-III, introduciendo el criterio de relación de dominancia con base en la violación de restricción para seleccionar una nueva generación. Finalmente, un ejemplo de agendamiento diario del sistema hidro-térmico-viento es usado para probar la capacidad del NSGA-III para resolver el problema. Se concluye que hay una calidad superior y una buena distribución de las soluciones óptimas de Pareto, y que el NSGA-III puede ofrecer una alternativa eficiente para optimizar el problema de despacho de carga con diferentes fuentes involucradas.

(Osório, Lujano-Rojas, Matias, & Catalão, 2015), ofrecen una metodología para resolver el problema DEC, considerando la incerteza de la confiabilidad de generación de los generadores de energía eólica. La correspondiente función de distribución de probabilidad (PDF) de generación de energía eólica disponible es discretizada e introducida en el problema de optimización, a fin de describir probabilísticamente la generación de energía de cada unidad térmica, las limitaciones de la energía eólica, la ENS (energía no suministrada), el exceso de generación de potencia, y el costo total de generación. El método propuesto es comparado con

el enfoque Monte Carlo Simulation (MCS), siendo capaz de reproducir la PDF de una forma razonable, especialmente cuando la confiabilidad del sistema no es tenida en cuenta.

(Morshed & Asgharpour, 2014) presentan un nuevo método basado en un algoritmo híbrido constituido por el algoritmo imperialista competitivo (ICA) y la técnica de programación cuadrática secuencial (SQP) para resolver el DEC de un sistema de potencia. El ICA podría ser tenido en cuenta como una poderosa técnica; sin embargo, puede caer preso en mínimos locales, especialmente cuando los números de imperialistas aumentan. Para minimizar ese problema, se usa la SQP para afinar los resultados del ICA y para aumentar la confianza en la solución. Las fuentes renovables de energía eólica han recibido recientemente más interés por causa de las diferentes consideraciones ambientales y económicas. Así, la energía eólica es incluida en la formulación del problema. La función gamma incompleta (IGF) es usada para caracterizar el impacto de la energía eólica. El algoritmo híbrido imperialista competitivo (ICA) y la técnica de programación cuadrática secuencial (SQP) forman el (HIC-SQP) que es aplicado para resolver el problema del DEA con la incorporación de la energía eólica estocástica. Para evaluar a su eficacia, el método propuesto fue probado en varios sistemas de potencia con 6, 13, 15, y 40 generadores, con y sin energía eólica. Los resultados de la simulación del método propuesto son comparados con métodos de optimización heurística de la literatura. Puede ser claramente visto que el método propuesto mejora la solución del problema del DEA (Morshed & Asgharpour, 2014).

Con el creciente desarrollo de parques eólicos, las soluciones del DEA se están tornando más difíciles, para atender tanto la demanda de ambos, como la optimalidad y la robustez debido a las incertezas de la energía eólica. (Z. Lu et al., 2014) desarrollan un modelo Robusto de Despacho Económico Ambiental (REED) basados en una función eficaz para tratar con la incerteza de la energía eólica y empleando el método de la "*Latin Hypercube Sampling*" (LHS) para mejorar la precisión del cálculo de la función efectiva. Como la captura y almacenamiento de carbono (CCS) desempeña un papel importante en la reducción de las emisiones de carbono, el impacto de la CCS, que opera en el modo flexible, sobre el problema del DEA también es investigado. Para resolver el problema REED fue usado un algoritmo denominado "*Multi-Objective Bacterial Colony Chemotaxis"* (MOBCC). Finalmente, las pruebas del método propuesto fueron realizadas en el sistema de ensayo de 30 barras de la IEEE. Los resultados demuestran que el modelo REED puede atender la demanda de obtención de soluciones robustas en la presencia de incertezas de la energía eólica y la operación flexible del CCS tiene la ventaja de tratar con el índice de reducción de carbono (Z. Lu et al., 2014).

(Kherfane, Younes, Kherfane, & Khodja, 2014) examinan la inyección de energía eólica a la red eléctrica . El método desarrollado es aplicado a el sistema de 30 barras de la IEEE y en una parte occidental de la red de energía de Argelia. Los resultados obtenidos son comparados con los de la literatura. Este trabajo presenta un nuevo método combinado en dos métodos meta-heurísticos, el algoritmo genético (GA) y el Micro Algoritmo Genético (MGA) para

resolver el problema del DEA. El GA es aplicado para encontrar el óptimo global en tanto el MGA es usado para procurar el mejor óptimo local. El problema fue solucionado a través de examinar a inyección de energía eólica a la red.

(El-sobky & Abo-elnaga, 2014) presentan un algoritmo de región de confianza para resolver el problema multi-objetivo del DEA. Este algoritmo (trust region) demostró ser una técnica de globalización de mucho éxito para resolver problemas de optimización restringidos de un único objetivo. El método propuesto es adecuado también para el problema multi-objetivo del DEA. Además, fueron identificados los valores de peso que influyen en el grado de satisfacción de cada objetivo. El enfoque propuesto es probado en los sistemas de prueba estándares de la IEEE de 30-barras 6-generadores para confirmar la eficacia del algoritmo utilizado para resolver el problema multiobjetivo del DEA. Los resultados fueron comparados con muchos de los relatados en la literatura. La comparación demuestra la superioridad de la metodología propuesta y confirma su potencial para resolver el problema multiobjetivo del DEA. Una implementación en Matlab del algoritmo fue usada en la solución de un estudio de caso y los resultados fueron satisfactorios. El interés en fuentes de energía renovables está crescendo y el estudio de diferentes aspectos de integración de esos recursos se torna muy importante para superar los problemas causados por su variabilidad o incerteza.

(Hasnae Bilil, Ghassane Aniba, & Mohamed Maaroufi, 2014) tratan el despacho de carga económico ambiental como un problema multiobjetivo probabilístico. Las funciones de costo de operación y la emisión de gases de efecto invernadero son considerados como la suma de una parte determinística y una probabilística. En primer lugar, el problema es resuelto basado en valores esperados de la energía eólica generada, posteriormente, usando la función densidad acumulativa (CDF) de cada fuente de energía renovable (RES), el CDF de la reserva necesaria para compensar la variabilidad de las RESs, a fin de mantener un balance de potencia. en seguida, respetando la contribución de reserva de cada generador térmico, la parte probabilística del costo global de producción, así como, su CDF son desarrollados. Finalmente, el enfoque propuesto es aplicada para resolver el problema de despacho de potencia activa del sistema de prueba de 30 barras de la IEEE en dos casos con y sin RESs. Los resultados de las simulaciones muestran que este método permite obtener a información completa sobre a función de distribución acumulada del costo total real de la operación del sistema.

Segundo (H Bilil, G Aniba, & M Maaroufi, 2014), el estudio de diferentes aspectos de integración de fuentes de energía renovables (RES) se torna muy importante para superar los problemas causados por su variabilidad o incerteza. Los autores tratan el despacho de potencia económico ambiental como un problema multiobjetivo probabilístico. El costo de operación es considerado como la suma de una parte determinística y otra probabilística. En primer lugar, el problema es resuelto con base a valores esperados de generación de energía eléctrica de las RES. Entonces, usando la función de distribución cumulativa (CDF) de cada RES, el CDF de la reserva necesaria para compensar la variabilidad de potencia de las RES es desarrollado.

Después de eso, respecto a la contribución de reserva de cada generador térmico, la parte probabilística del costo global de producción, así como a su CDF son desarrollados. A fin de resolver el problema multiobjetivo propuesto, es investigada un nuevo enfoque computacional basado en enjambre de partículas. Finalmente, el enfoque propuesto es aplicado para resolver el problema de despacho de potencia activa del sistema de prueba de la IEEE de 30 barras en dos casos con y sin RESs. Los resultados de las simulaciones muestran que el enfoque propuesto permite obtener las informaciones completas sobre la función de distribución acumulada del costo total real de la operación del sistema (H Bilil et al., 2014).

El problema del despacho económico es simultáneamente minimizar el costo global y atender la demanda de carga de un sistema de potencia. El problema del despacho económico clásico es suministrar la cantidad necesaria de energía a el menor costo posible (Wood & Wollenberg, 2012).

13. El índice de emisiones como nuevo parámetro para evaluar la contaminación ambiental producida por los motores de una planta generadora de electricidad.

En la mayoría de las plantas productoras de electricidad con motores de combustión interna se usa como combustible el gas natural o el petróleo, siendo diferente el grado de contaminación que producen en dependencia del combustible usado.

13.1 Índice de emisiones de los motores movidos con gas natural.

Para evaluar la polución del medio ambiente provocada por los motores a gas se desarrolló el índice de emisiones de los motores a gas. Para desarrollar la expresión matemática del índice de emisiones se tuvieron en cuenta los límites establecidos de calidad del aire por la CONAMA y se determinó el valor ponderado de cada contaminante dentro de la calidad del aire. Para ello se halló cuanto era el peso específico de cada contaminante de acuerdo a los valores máximos del contaminante en cuestión admitido por la norma.

Tabla 2. Datos para determinar el índice de emisiones de los motores a gas

Contaminante	Patrón primario de la CONAMA µg/m^3	Peso específico Permisible	Valor de influencia
Partículas totales en suspensión	240	0,00592885	0,99407115
Monóxido de Carbono	40000	0,98814229	0,01185771
Dióxido de Nitrógeno	320	0,00790514	0,99209486
Hidrocarbonatos[3]	160	0,00395257	0,99604743
Total	40480	1	3

Fuente: [2,3].

Mientras menor sea la cantidad de un contaminante permitido por la CONAMA, mayor será su influencia nociva en el índice de emisiones y por tanto se le asignará un mayor valor de influencia.

Se consideró además como valor de influencia de las emisiones de CO2 a la unidad

(1). La expresión para calcular la tasa de emisiones de los motores de gas queda entonces de la siguiente manera:

$$I_{emg} = CO_2 + 0{,}994MP + 0{,}0118CO + 0{,}992NO_2 \ + 0{,}996 \ C_XH_y \quad (1)$$

Como los motores de gas también emiten monóxido de nitrógeno, se decidió incluirlo en la expresión con la misma cantidad de influencia que el NO_2, quedando la expresión como:

$$I_{emg} = CO_2 + 0{,}994MP + 0{,}0118CO + 0{,}992(NO_2 \ + NO) + 0{,}996 \ C_XH_y \quad (2)$$

Para el cálculo de la tasa de emisión el índice de emisiones, los valores de emisión deben estar en el mismo sistema de unidades, siendo necesario llevar a cabo las conversiones de la misma de acuerdo con las empresas que realizan el control de estas emisiones. La Tabla 3 muestra los valores de emisión en las diferentes unidades que más se usan y los factores de conversión para que todos queden en mg /Nm^3.

Tabla 3. Factores de conversión.

Parámetro	Unidades iniciales	Multiplicar por	Unidades finales
Partículas (MP)	mg/Nm^3	1	mg /Nm^3
Dióxido de Nitrógeno (NO_2)	mg /Nm^3	1	mg /Nm^3
Monóxido de Nitrógeno (NO_2)	mg /Nm^3	1	mg /Nm^3
Dióxido de Carbono (CO_2)	%	18000	mg /Nm^3
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	1,25	mg /Nm^3
Hidrocarburos (C_xH_y)	%	17960	mg /Nm^3

Fuente: Los autores, (2017).

Para realizar las conversiones fueron tenidos en cuenta los pesos molares de los componentes conforme a los valores y procedimientos siguientes:

Tabla 4. Pesos molares.

Sustancia	Peso molar
C	12g/mol
O_2	32 g/mol
O	16 g/mol
CO_2	44 g/mol
CO	28g/mol
N	14g/mol
N_2	28g/mol
H	1g/mol
Metano CH_4	16g/mol
Hexano C_6H_{14}	86g/mol

Fuente: Los autores, (2017).

$$mg/_{m^3} = \frac{ppm \times PM}{24{,}45} \quad (3)$$

Después de usar todos los factores de conversión, la expresión para calcular la tasa de emisión de los motores de gas es la siguiente:

$$I_{emg} = 18000\ \ CO_2 + 0{,}994MP + 0{,}0118 * 1{,}25CO + 0{,}992(NO_2\ \ + NO) + 0{,}996 * 17960\ \ C_XH_y$$
en mg/Nm³ (4)

En la expresión anterior el CO_2 y los C_xH_y están expresados en %, el CO en ppm y los demás datos en mg /m³.

En la tabla 5 se ofrecen las emisiones típicas de un motor a gas de una planta generadora de electricidad en las unidades originales en que fueron medidas y después de convertidas.

Tabla 5. Emisiones Típicas de los motores a gas.

Emisiones típicas de un Motor a gas (UGGN 12)	Valores originales	Valores a 3%mg/m³
Partículas mg/Nm³	76,57	76,57
Dióxido de Nitrógeno mg/Nm³	315,07	315,07
Oxigeno % a mg/Nm³	12,3	80490,7975
Dióxido de Carbono (CO_2) % a mg/Nm³	4,8	86400
Monóxido de Carbono CO ppm a mg/Nm³	286	327,525562
Monóxido de Nitrógeno mg/Nm³	105	105
Hidrocarburos (C_xH_y) de ppm a mg/m³	861,64	1688,8144
Óxidos de Nitrógeno (NO_x como NO_2) ppm a (mg/Nm³)	213	400,44

Fuente: Los autores, (2017).

13.2 Índice de emisiones de los motores movidos con fueloil.

En este caso el procedimiento desarrollado fue el mismo que para los motores a gas, solo teniendo en cuenta las emisiones de este tipo de motores. En las tablas 6 y 7 se muestran los correspondientes datos y los factores de conversión.

Tabla 6. Datos para determinar el índice de emisión de los motores movidos con fueloil.

Contaminante	Patrón primario de la CONAMA µg/m³	Peso específico permisible	Valor de influencia
Partículas totales en suspensión	240	0,0059	0,9941
Monóxido de Carbono	40000	0,9735	0,0265
Dióxido de Nitrógeno	320	0,0078	0,9922
Dióxido de Azufre	365	0,0089	0,9911
Hidrocarburos	160	0,0039	0,9961
TOTAL	41085	1	4

Fuente: Los autores, (2017).

Tabla 7. Factores de conversión en el caso de los motores de fueloil.

Parámetro	Unidades iniciales	Multiplicar por	Unidades finales
Partículas (MP)	mg/Nm^3	1	mg /Nm^3
Dióxido de Nitrógeno (NO_2)	mg /Nm^3	1	mg /Nm^3
Monóxido de Nitrógeno (NO_2)	mg /Nm^3	1	mg /Nm^3
Dióxido de Carbono (CO_2)	%	18000	mg /Nm^3
Monóxido de Carbono (CO)	ppm	1,25	mg /Nm^3
Dióxido de Azufre	mg/Nm^3	1	mg /Nm^3
Hidrocarburos (C_xH_y)	%	17960	mg /Nm^3

Fuente: Los autores, (2017).

$$I_{emHFO} = 1800 \times CO_2 + 0{,}9941MP + 1{,}25 \times 0{,}0265CO + 0{,}992(\ NO_2 + NO\ ) + 0{,}991\ \ SO_2 + 0{,}9961 * 17960\ \ C_x\ H_y \quad \text{en g/Nm}^3 \qquad (5)$$

En la tabla 8 se ofrecen las emisiones típicas de un motor de fueloil, en este caso de la firma MAN.

Tabla 8. Emisiones típicas de un motor MAN a fueloil.

Emisiones Típicas de un Motor MAN (MAN 1)		a 7%	a 3%
	U originales	mg/m^3	mg/m^3
Material Particulado mg/Nm^3	156,65	156,6	201,407
Dióxido de Azufre mg/Nm^3	287,42	287,4	369,54
Oxigeno % a mg/Nm^3	13,7	179304	230534
Dióxido de Nitrógeno mg/Nm^3	315,07	315,0	405,09
Dióxido de Carbono (CO2) % a mg/Nm^3	5,5	98977	127256
Monóxido de carbono CO ppm a mg/Nm^3	66,66	76,33	98,1496
Monóxido de Nitrógeno mg/Nm^3	1167	1167	1500,42
Óxidos de Nitrógeno (NOx como NO_2) (mg/ Nm_3)	1843	1843	2369,5
Hidrocarburos Totales (CxHy) de % a (mg/ Nm_3)	0,03	588	756

Fuente: Los autores, (2017).

14. Índice específico de Emisiones.

Para evaluar mejor el índice de emisiones es importante tener en cuenta que potencia está generando el motor cuando está teniendo determinadas emisiones; ello permite establecer comparaciones justas entre motores de diferente potencia y usando diferentes combustibles. Para ello se creó el concepto de índice específico de emisiones, que no es más que dividir el índice de emisiones por la potencia suministrada por el motor.

$$I_{espem} = \frac{I_{em}}{P} \qquad (6)$$

Dónde:

I_{em} - Índice de emisiones

P - Potencia del motor

15. Índice de emisiones de una planta generadora de electricidad. Estudio de caso.

La planta térmica estudiada se encuentra situada en la ciudad de Manaos y tiene una capacidad de generación de 175 mW. Cuenta con motores a gas y motores a fuel oil.

Para analizar la contaminación provocada por la planta analizada fueron analizados los datos de las emisiones gaseosas de los años 2011 y 2012. Además, para poder comparar las contaminaciones provocadas por los motores a gas con las contaminaciones de los motores que usan fueloil como combustible, tuvieron que ser convertidos los datos de emisiones de ambos tipos de motores al mismo nivel de oxígeno usado durante las pruebas. Para hacer la conversión de los datos a diferentes % de oxigeno fue utilizada la siguiente expresión:

$$C_c = C_{GAS} \times \frac{(21-O_{REF})}{(21-O_{MED})} \quad (7)$$

C_c – Concentración corregida expresada al % de oxigeno especificado.
C_{GAS} – Concentración del gas corregida (con los valores obtenidos en las verificaciones).
O_{REF} – Oxigeno de referencia, o sea al que tienen que referirse las medidas.
O_{MED} – Oxigeno medio durante las mediciones.

También fue necesario establecer el mismo sistema de unidades para algunos de los valores (ver tabla 9).

Tabla 9. Emisiones en los diferentes sistemas de unidades.

GAS	mg/m^3N = ppm
CO	1,25
NO	1, 339
NO_2	2, 054
NO_x (Como NO_2)	2, 054
SO_2	2,857

Fuente: Los autores, (2017).

En la tabla 10 se ofrece una comparación del índice de emisiones de los motores a gas y de los motores a fueloil de la planta analizada.

Tabla 10. Comparación de las emisiones (Índice de emisiones) entre los motores a gas y los motores a fueloil de la planta estudiada.

Índice de Emisiones	**Fueloil**	**Gas**
Partículas mg/Nm^3	201,4071429	76,57
Dióxido de Azufre mg/Nm^3	369,54	0
Oxigeno % a mg/Nm^3	230534,6	80490
Dióxido de Nitrógeno mg/Nm^3	405,09	315,0
Dióxido de Carbono (CO_2) % a mg/Nm^3	127256,7	86400
Monóxido de carbono CO ppm a mg/Nm^3	98,14	327,525
Monóxido de Nitrógeno mg/Nm^3	1500,4	105
Óxidos de Nitrógeno (NO_x como NO_2) (mg/Nm^3)	2369,57	400,44
Hidrocarburos Totales (C_xH_y) de % a (mg/Nm^3)	756	1688,81

Fuente: Los autores, (2017).

En la figura 3 se muestra el índice de emisiones de los motores a gas de la planta estudiada.

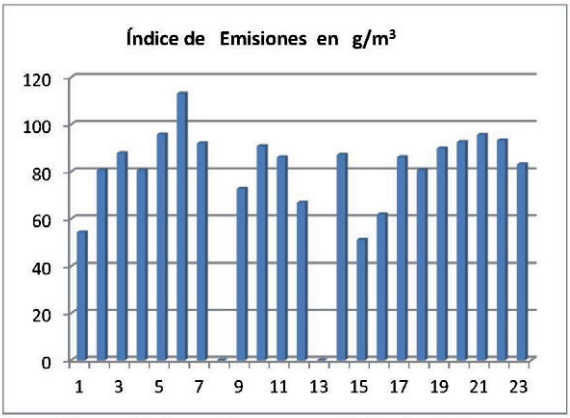


Figura 3. Índice de emisiones de los motores a gas de la planta (los motores 8 y 13 estaban fuera de servicio).

Fuente: Los autores, (2017).

En la Figura 4 se muestra el índice de emisiones de los motores a fueloil de la planta.

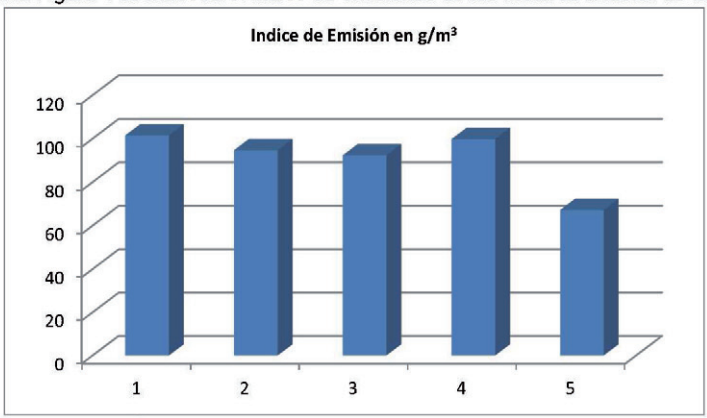


Figura 4. Índice de emisiones de los motores a fueloil de la planta.
Fuente: Los autores, (2017).

16. Índice específico de Emisiones de los motores de la planta estudiada.

En la tabla 11 y en la figura 5 se ofrece una comparación del índice de emisiones específico de los motores a gas y de los motores a fueloil de la planta analizada.

Tabla 11. Comparación de las emisiones (Índice específico de emisiones) entre los motores a gas y los motores a fueloil de la planta estudiada.

Índice específico de emisiones	**Fueloil**	**Gas**
Partículas mg/Nm^3	10,6564	22,3236
Dióxido de Azufre mg/Nm^3	19,5523	0
Oxigeno % a mg/Nm^3	12197,5	23466,7
Dióxido de Nitrógeno mg/Nm^3	21,4333	91,8571
Dióxido de Carbono (CO_2) % a mg/Nm^3	6733,16	25189,5
Monóxido de carbono CO ppm a mg/Nm^3	5,19310	95,4885
Monóxido de Nitrógeno mg/Nm^3	79,3877	30,6122
Óxidos de Nitrógeno (NO_x como NO_2) (mg/Nm^3)	125,374	116,7463
Hidrocarburos Totales (C_xH_y) de % a (mg/Nm^3)	40	492,3657

Fuente: Los autores, (2017).

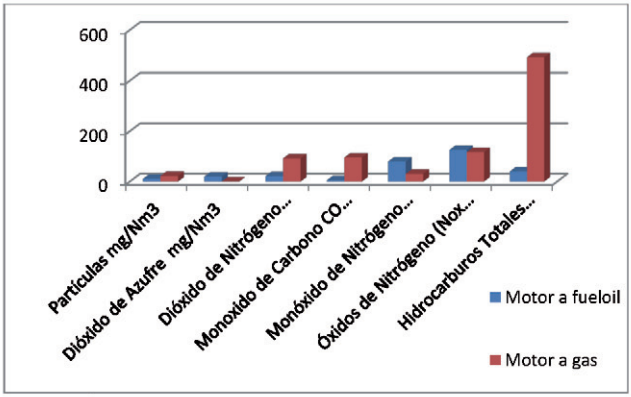


Figura 5. Índice específico de emisiones de los motores de la planta.
Fuente: Los autores, (2017).

El índice de emisiones de los motores a gas de la planta es muy diferente entre todos los motores de la planta, inclusive los motores a gas emiten partículas, aspecto que de acuerdo a la literatura consultada no es admisible. Esta situación señalada anteriormente se debe al estado técnico de los motores a gas, muchos de los cuales queman aceite junto con el gas y de ahí las partículas en los gases de escape.

En el caso de los motores a fueloil, la diferencia del índice de emisiones entre los diferentes motores no es tan apreciable como en el caso de los motores a gas.

De la figura 3 se puede apreciar que en sentido general los motores a fueloil de la planta tienen un índice específico de emisiones menor que el de los motores a gas, es decir los motores a fueloil emiten menos contaminantes con relación a la potencia que entregan.

17. Minimización del impacto ambiental

Las plantas térmicas con combustibles fósiles son la principal fuente de emisiones de óxidos

de nitrógeno y otros contaminantes. Actualmente existen fuertes restricciones de las agencias de protección ambiental para reducir a emisión de óxidos de nitrógeno (NO_x) tornándose esta importante a partir del punto de vista de conservación del medio ambiente.

Existen varias alternativas para considerar y minimizar el impacto ambiental de las plantas termoeléctricas, las cuales se ofrecen a continuación.

- Una estrategia alternativa de despacho que debe satisfacer la exigencia ambiental es minimizar el costo de operación bajo restricciones ambientales.
- El control de las emisiones puede ser incluido en el despacho económico convencional, adicionando el costo ambiental a los costos de generación (King et al., 1995; Yalcinoz & Altun, 2002). En este caso, las emisiones son modeladas como un costo para el medio ambiente y, son adicionadas al costo de generación. La función objetivo se expresa como:

$$minimizar \;\; C = \;\; w_0 \cdot F + w_1 \cdot E_S + w_2 \cdot E_N \tag{8}$$

Donde E_S es la función de emisión de SO_2, E_N es la función de emisión de NO_x. w_0, w_1 e w_2 son los pesos de costo en relación al combustible (F), las emisiones de SO_2 y de NO_x, respectivamente y F es la función del costo del combustible. Esta es otra variante de considerar las emisiones en una única función objetivo, dando determinado peso a las emisiones de NO_x y SO_2.

Las funciones de las curvas de costo de emisiones en función de la potencia activa generada, incluidas en la función (8) pueden ser expresadas como sigue:

$$E_s = \sum_{i=1}^{n} (d_i + e_i P_i + f_i P_i^2) \tag{9}$$

$$E_N = \sum_{i=1}^{n} (g_i + h_i P_i + k_i P_i^2) \tag{10}$$

donde d_i , e_i , f_i , g_i , o_i e k_i son los parámetros estimados con base a los resultados de pruebas de emisión de las unidades generadoras y P_i es la potencia de cada generador.

En este modelo, cuando los pesos de emisión son iguales a cero, la función objetivo se torna en un problema clásico de Despacho económico (DE). En esta opción del DE el objetivo es minimizar los costos totales de producción del sistema. En el caso del despacho de emisión de SO_2, los pesos w_0, w_2 son iguales a cero y w_1 es igual a uno. En el despacho de emisión de SO_2, el objetivo es el de minimizar la emisión de SO_2. En el despacho de emisión de NO_x, los pesos w_0, w_1 son iguales a cero y w_2 es igual a uno; y el problema se convierte en la minimización de las emisiones de NO_x. Cuando los pesos no son cero en la función objetivo, el problema torna-se minimizar el costo de combustible y las emisiones al mismo tiempo.

Para (Gent & Lamont, 1971), la cantidad de emisión de cada generador es dada como una función de su salida, que es la suma de una función cuadrática y una función exponencial. La emisión total del sistema se puede expresar como:

$$F_2 = \sum_{m=1}^{M}\sum_{s=1}^{N_S} t_m\left[\alpha_s + \beta_s P_{sm} + \gamma_s P_{sm}^2 + \eta_s \exp(\delta_s P_{sm})\right] \quad (11)$$

donde: α_s, β_s, γ_s, η_s y δ_s, son los coeficientes de las características de las emisiones de cada generador y P_{sm} es la potencia suministrada por cada generador.

Segundo (R. Zhang et al., 2013), el problema multiobjetivo de despacho de emisión y económico combinado puede ser convertido en un problema de optimización de un solo objetivo a través de la introducción de un factor "*h*" de penalidad de precio como sigue.

$$Minimizar\ \ F = F_C + h_i * EC \quad (12)$$

donde F_c es la función costo de combustible y EC es la cantidad de emisiones.

La expresión (12) está sujeta a las ecuaciones y restricciones de flujo de potencia. El factor de penalidad de precio "*h*" combina la emisión con el costo de combustible y F es el costo operacional total en $ / h. El factor de penalidad de precio h_i es la relación entre el costo máximo de combustible y la emisión máxima del generador correspondiente (R. Zhang et al., 2013).

$$h_i = \frac{F_c\left(P_{gi}^{max}\right)}{EC\ \left(P_{gi}^{max}\right)} \quad (13)$$

donde d_i, e_i y f_i son los coeficientes de las características de emisión de cada unidad generadora.

Las emisiones consideradas más importantes en la industria de generación de energía eléctrica debido a sus efectos sobre el medio ambiente son el dióxido de azufre (SO_2) y óxidos de nitrógeno (NO_x) (Basu, 2008). Estas emisiones pueden ser modeladas a través de funciones que asocian las emisiones con la producción de energía para cada unidad. Un enfoque para representar las emisiones de SO_2 y de NOx es usar una combinación de términos polinomiales y exponenciales (Gent & Lamont, 1971; X. Jiang, Zhou, Wang, & Zhang, 2013):

$$EC\left(P_g\right) = \sum\left(\alpha_i P_{gi}^2 + \beta_i P_{gi} + \gamma_i\right) + \varepsilon_i exp\left(\lambda_i P_{gi}\right) \quad (14)$$

donde: α_i, β_i, γ_i, ε_i y λ_i, son los coeficientes de las características de las emisiones de cada generador y P_{gi} es la potencia de cada generador.

Según (Purkayastha & Sinha, 2010), la emisión total F_2 (P_i) de contaminantes atmosféricos tales como el dióxido de azufre, SO_2 y los óxidos de nitrógeno, NO_x causada por la quema de combustibles en unidades térmicas puede ser expresada como:

$$F_2(P_i) = \sum_{i=1}^{n}\left(d_i + e_i P_i + f_i P_i^3\right) \qquad \mathrm{m^3/h} \tag{15}$$

donde d_i, e_i y f_i son los coeficientes de las características de emisión de cada unidad generadora.

18. Restricciones del despacho de carga considerando las emisiones

En esta sección, varias restricciones son consideradas:

- Una restricción de igualdad del balance de potencia activa generada.

Para un funcionamiento estable, la potencia activa de cada generador es limitada por los límites inferiores y superiores. La ecuación (16) es la restricción de equilibrio de potencia (Dhamanda Ashish, Arunesh, Surya, & Bhardwaj, 2013; Nnamdi I. Nwulu & Xiaohua Xia, 2015):

$$\sum_{i=1}^{n} P_i - P^D - P^L = 0 \tag{16}$$

donde P_i es la potencia de salida de cada generador i, P^D es la demanda de carga y P^L son las pérdidas de transmisión.

En otras palabras, la generación total de potencia tiene que atender la demanda total P^D y las pérdidas de potencia activa en las líneas de transmisión P^L, es decir:

$$\sum_{i=1}^{n} P_i = P^D + P^L \tag{17}$$

EL cálculo de las pérdidas de potencia P^L involucra la solución del problema de flujo de carga, que tiene restricciones de igualdad en la potencia activa y reactiva en cada barra de la siguiente forma (Lingfeng Wang & Singh, 2007):

$$P^L = \sum_{i=1}^{n} B_i P_i^2 \tag{18}$$

Para modelar las pérdidas de transmisión, es definida la función de salida de cada generador a través de los coeficientes de pérdidas derivados de la fórmula de Kron para las pérdidas.

$$P^L = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{i=1}^{M} B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \tag{19}$$

donde B_{ij}, B_{0i} y B_{00} son los coeficientes de pérdida de potencia en la red de transmisión. Puede ser obtenida una precisión razonable cuando las condiciones operacionales reales están cerca del caso base, donde fueron obtenidos los coeficientes *B* (Lingfeng Wang & Singh, 2007).

- Una restricción de desigualdad en términos de capacidad de generación.

Para un funcionamiento estable, la potencia activa generada de cada generador es limitada por los límites superior e inferior. Esas restricciones en los límites de generación son expresadas por:

$$P_{min.i} \leq \ P_i \leq \ P_{max.i} \tag{20}$$

onde: P_i – Potencia de salida del generador i, $P_{min.i}$ – Potencia mínima del generador i y $P_{max.i}$ – Potencia máxima del generador i.

- Una restricción de desigualdad en términos de abastecimiento de combustible.

En cada intervalo de tiempo, la cantidad de combustible suministrado a cada generador F_{im} debe estar dentro de su límite inferior F_i^{min} y su límite superior F_i^{max}, de tal forma que (M. Basu, 2014):

$$F_i^{min} \leq F_{im} \leq F_i^{max}, \quad i \in N, m \in M \tag{21}$$

donde: F_{im} - combustible suministrado al motor i no intervalo *m*, F_i^{min}- cantidad mínima de combustible suministrado a la máquina i, F_i^{max}- cantidad máxima de combustible suministrado a la máquina i.

- Una restricción de desigualdad en términos de límites de almacenamiento de combustible.

El volumen de almacenamiento de combustible V_{im} de cada unidad en cada intervalo debe estar dentro de su límite inferior V_{min} y el límite superior V_{max}, de modo que (M. Basu, 2014):

$$V_{min} \leq \ V_{im} \leq V_{max} \tag{22}$$

$$V_{im} = V_{(m-1)} + F_{im} - t_m\left[\eta_i + \delta_i P_i + \mu_i P_i^2\right] \quad i \ \in \ N, \quad m \ \in M \tag{23}$$

donde η_i, δ_i y μ_i son los coeficientes de consumo de combustible de cada unidad generadora.

A pesar de haberse hecho una amplia revisión de la literatura sobre las restricciones de las emisiones comparándolas con un límite máximo que no se deba alcanzar, no fueron encontradas expresiones matemáticas de restricciones de igualdad o desigualdad de las emisiones.

Una forma de mejorar la contaminación ambiental, es usar como función objetivo el índice de emisiones para cada potencia del motor a analizar. (Mustafa-Moraes, Holanda-Bezerra, Moya-Rodríguez, & Cabral-Leite, 2016).

El Índice de Emisiones para ser usado en la función objetivo a minimizar se expresa de la siguiente manera:

$$I_{em}\ (P_i) = \sum_{i=1}^{n}\left(d_i + e_i P_i + f_i P_i^3\right) \qquad \mathrm{mg/m^3h} \tag{24}$$

donde d_i, e_i y f_i son los coeficientes de las características del Índice de Emisiones de cada unidad generadora. Estos coeficientes fueron obtenidos según el procedimiento explicado no epígrafe 13.1.

19. Métodos para resolver el problema del despacho económico de generación

Existen diferentes métodos matemáticos y computacionales para resolver el problema del despacho económico de generación, entre ellos se pueden mencionar los siguientes: **Método de Iteración Lambda** (Dhamanda Ashish et al., 2013; Revathy & Nithiyanandham, 2014), **Programación Cuadrática Secuencial** (Boggs & Tolle, 2000) (Rodríguez-Toral, Morton, & Mitchell, 2001) (Dhanraj & Gajendran, 2005) (Devendra Bisen 2012). **Método de Newton** (Rahul Dogra, 2014).

A continuación, será explicado el Método de Iteración Lambda por ser uno de los más utilizados. Una de las técnicas tradicionales más populares para resolver el problema del DEC, minimizando el costo de la unidad generadora es el método de iteración lambda. Aunque el procedimiento computacional de la técnica de iteración lambda sea complejo, el converge rápidamente para este tipo de problema de optimización (Dhamanda Ashish et al., 2013; Revathy & Nithiyanandham, 2014).

El método de iteración lambda es más convencional para tratar con la minimización del costo de generación de potencia para cualquier demanda. Para un gran número de unidades, el método de iteración lambda es más preciso.

En la figura 6 se presenta el algoritmo del método de iteración lambda para el DEC.

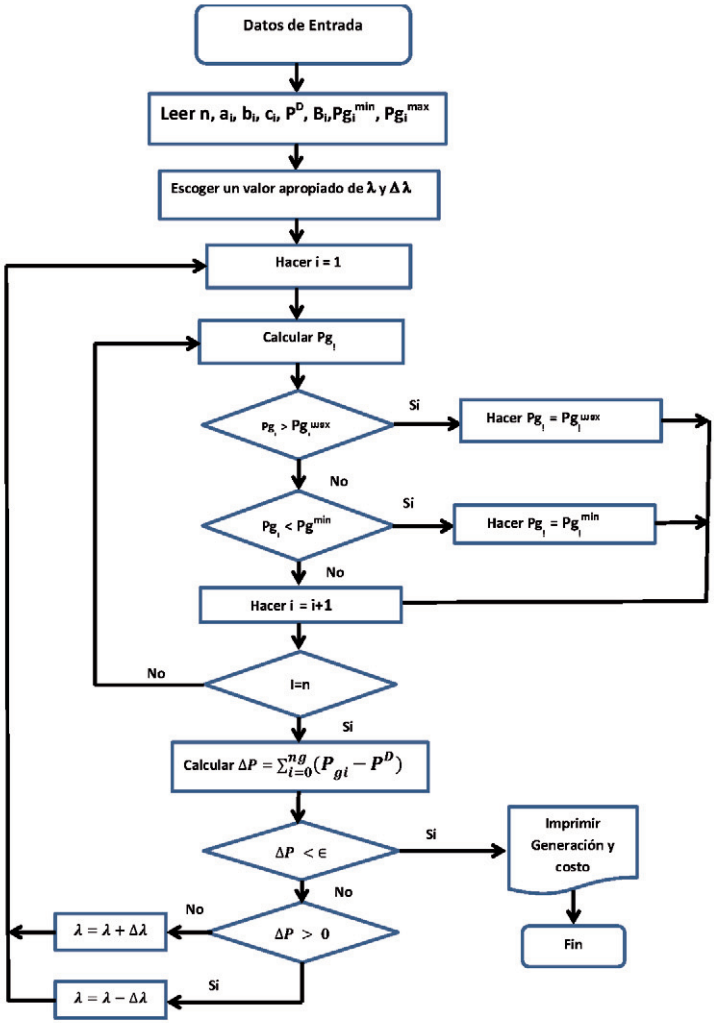


Figura 6. Método de iteración lambda para el DEC.
Fuente: Los Autores, (2017).

20. Procedimiento para determinar los coeficientes a,b,c,d,e,f

Para determinar los coeficientes de las ecuaciones de costo y de emisiones, es necesario calcular primeramente los coeficientes a_i, b_i, e c_i , colocando a trabajar todos los motores de las plantas a diferentes valores de potencia midiendo el consumo de combustible para cada valor de potencia y trazando una curva de consumo de combustible versus potencia. y determinar por métodos de regresión las ecuaciones y sus respectivos coeficientes.

Para obtener el índice de emisiones de los motores de la planta térmica tienen que realizarse mediciones en la chimenea de los motores, para obtener los valores de los diferentes contaminantes y procesar estadísticamente los resultados. Con los valores medios se calcula el índice de emisiones para cada motor de la planta térmica.

Para la obtención de los datos primarios y de esa forma poder calcular los índices de emisiones, fue desarrollado el siguiente procedimiento:

- Fueron colocados todos los motores de la planta térmica trabajando a diferentes niveles de potencia con relación a potencia máxima (20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% y 100%).
- Para cada uno de los niveles de Potencia fueron medidas las emisiones de los diferentes contaminantes, tanto en volumen como en tipo de contaminantes en mg/m^3.
- Para cada uno de los niveles de potencia de cada motor fue calculado el índice de emisiones conforme a ecuación (4) o (5), dependiendo de si es un motor a gas o a HFO.
- Con el valor del índice de emisiones de cada motor fue obtenida a curva de potencia versus índice de emisiones.
- Con la curva del índice de emisiones de cada motor y usando un software de regresión, fueron obtenidas las ecuaciones del índice de emisiones de todos los motores de la planta térmica. Fueron calculados también los coeficientes “d”, “e” y “f” que son usados en la función índice de emisiones a ser optimizada.

21. A manera de conclusiones:

En el presente texto se ofreció un análisis de los trabajos en el área de despacho económico-ambiental. Se analizaron varias técnicas destinadas a reducir las emisiones a la atmósfera debido a la generación de energía eléctrica. De todas las técnicas, la que menor inversión requiere es la de realizar un despacho de carga con emisiones mínimas.

Se desarrolló un nuevo método para evaluar la contaminación ambiental producida por una planta generadora de electricidad. Este método a diferencia de los existentes en la literatura, no le asigna un valor de costo a las emisiones, sino que se parte de un índice total que tiene en cuenta no el costo más la importancia de cada emisión para la salud humana y para el medio ambiente. Para poder realizar comparaciones entre diferentes motores y combustibles se desarrolló el concepto de índice específico de emisiones que no es más que el índice de emisiones dividido por la potencia generada por el motor. El procedimiento matemático desarrollado se aplicó a un estudio de caso de una planta generadora de electricidad en la cuidad de manaos en Brasil. Los resultados obtenidos fueron altamente satisfactorios y validan el procedimiento desarrollado.

22. Agradecimientos:
Los autores agradecen y reconocen el apoyo al siguiente libro realizado por la Bolsa de Productividad de Pesquisa del CNPq Proceso 301105/2016-2, al Instituto de Tecnología y Educación Galileo del Amazonia (ITEGAM) y a la Universidad Federal de Pará (UFPA).

23. Referencias

Abdelaziz, A., Ali, E., & Elazim, S. A. (2016). Implementation of flower pollination algorithm for solving economic load dispatch and combined economic emission dispatch problems in power systems. *Energy, 101*, 506-518.
Abido, M. (2002). Optimal power flow using particle swarm optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 24*(7), 563-571.
Al Kalaani, Y., Azad, A. K., & Raina, U. S. (2003). Power Plant Modeling using on-line Emission Monitoring.
Alguacil, N., & Conejo, A. (2000). Multiperiod optimal power flow using Benders decomposition. *IEEE Transactions on Power Systems, 15*(1), 196-201.
Aragón, V. S., Esquivel, S. C., & Coello, C. C. (2015). An immune algorithm with power redistribution for solving economic dispatch problems. *Information sciences, 295*, 609-632.
Arul, R., Ravi, G., & Velusami, S. (2013). Chaotic self-adaptive differential harmony search algorithm based dynamic economic dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 50*, 85-96.
Arul, R., Velusami, S., & Ravi, G. (2015). A new algorithm for combined dynamic economic emission dispatch with security constraints. *Energy, 79*, 496-511.
Arya, L., Choube, S., & Kothari, D. (1997). Emission constrained secure economic dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 19*(5), 279-285.
Ayala Carrera, A., & Carrera, A. A. (2007). Centrales térmicas: e-libro, Corp.
Aydin, D., Özyön, S., Yaşar, C., & Liao, T. (2014). Artificial bee colony algorithm with dynamic population size to combined economic and emission dispatch problem. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 54*, 144-153.
Barisal, A., & Prusty, R. (2015). Large scale economic dispatch of power systems using oppositional invasive weed optimization. *Applied Soft Computing, 29*, 122-137.
Basu, M. (2008). Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 30*(2), 140-149.
Basu, M. (2014a). Fuel constrained economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. *Energy, 78*, 649-664.
Basu, M. (2014). Fuel constrained economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II. *Energy, 78*(0), 649-664. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2014.10.052
Basu, M. (2014b). Teaching–learning-based optimization algorithm for multi-area economic dispatch. *Energy, 68*, 21-28.
Basu, M., & Chowdhury, A. (2013). Cuckoo search algorithm for economic dispatch. *Energy, 60*, 99-108.
Bellhouse, G., & Whittington, H. (1996). Simulation of gaseous emissions from electricity generating plant. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 18*(8), 501-507.
Benasla, L., Belmadani, A., & Rahli, M. (2014). Spiral optimization algorithm for solving combined economic and emission dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 62*, 163-174.
Bernow, S., Biewald, B., & Marron, D. (1991). Full-cost dispatch: incorporating environmental externalities in electric system operation. *The Electricity Journal, 4*(2), 20-33.
Bhattacharjee, K., Bhattacharya, A., & nee Dey, S. H. (2014a). Oppositional real coded chemical reaction optimization for different economic dispatch problems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 55*, 378-391.
Bhattacharjee, K., Bhattacharya, A., & nee Dey, S. H. (2014b). Solution of Economic Emission Load Dispatch problems of power systems by Real Coded Chemical Reaction algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 59*, 176-187.

Bhattacharya, A., & Chattopadhyay, P. K. (2011). Solving economic emission load dispatch problems using hybrid differential evolution. *Applied Soft Computing, 11*(2), 2526-2537.
Bilil, H., Aniba, G., & Maaroufi, M. (2014). Probabilistic economic emission dispatch optimization of multi-sources power system. *Energy Procedia, 50*, 789-796.
Bilil, H., Aniba, G., & Maaroufi, M. (2014). Probabilistic economic/environmental power dispatch of power system integrating renewable energy sources. *Sustainable Energy Technologies and Assessments, 8*, 181-190.
Binkou, A., & Yu, Y. (2008). A novel formulation of optimal hydrothermal power flow. *PROCEEDINGS-CHINESE SOCIETY OF ELECTRICAL ENGINEERING, 28*(10), 37.
Blumberg, T., Assar, M., Morosuk, T., & Tsatsaronis, G. (2017). Comparative exergoeconomic evaluation of the latest generation of combined-cycle power plants. *Energy Conversion and Management, 153*, 616-626.
Boggs, P. T., & Tolle, J. W. (2000). Sequential quadratic programming for large scale nonlinear optimization. *Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 124, No. 1-2, pp. 123-137*.
Brenmiller, A., Schaal, M., & Yossefi, D. (2013). Solar thermal power plant: Google Patents.
Brodsky, S. F., & Hahn, R. W. (1986). Assessing the influence of power pools on emission constrained economic dispatch. *Power Systems, IEEE Transactions on, 1*(1), 57-62.
Bundela, P., & Vivek, C. (2010). Sustainable development through waste heat recovery. *American Journal of Environmental Sciences, 6*(1), 83-89.
Cao, J., Cohen, A., Hansen, J., Lester, R., Peterson, P., & Xu, H. (2016). China-US cooperation to advance nuclear power. *Science, 353*(6299), 547-548.
Cárdenas Dávila, C. A. (2014). *Análisis de la influencia del ingreso del proyecto ciclo combinado 318 MW dentro de la matriz eléctrica del Ecuador.*
Castro, A., Araújo, R., & Silva, G. (2013). Qualidade do ar–parâmetros de controle e efeitos na saúde humana: uma breve revisão. *Holos, 5*.
Catalao, J., Mariano, S., Mendes, V., & Ferreira, L. (2007). *Profit-based unit commitment with emission limitations: A multiobjective approach.* Paper presented at the Power Tech, 2007 IEEE Lausanne.
Chagnon-Lessard, N., Mathieu-Potvin, F., & Gosselin, L. (2016). Geothermal power plants with maximized specific power output: optimal working fluid and operating conditions of subcritical and transcritical Organic Rankine Cycles. *Geothermics, 64*, 111-124.
Chang, C., Wong, K., & Fan, B. (1995). *Security-constrained multiobjective generation dispatch using bicriterion global optimisation.* Paper presented at the Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-.
Chen, S.-D., & Chen, J.-F. (2003). A direct Newton–Raphson economic emission dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 25*(5), 411-417.
Cheong, H., & Dillon, T. (1978). *Application of multiobjective optimization methods to the problem of generation expansion planning.* Paper presented at the Proceedings Sixth Power System Computation Conference (PSCC-6), Damstadt, West Germany.
Chernick, P., & Caverhill, E. (1991). Methods of valuing environmental externalities. *The Electricity Journal, 4*(2), 46-53.
Chiang, C.-L. (2007). Optimal economic emission dispatch of hydrothermal power systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 29*(6), 462-469.
Coello, C. A. C. (1999). A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques. *Knowledge and Information systems, 1*(3), 269-308.
de Almeida, C. F., Maciel, V. G., Tsambe, M., & de Abreu Cybis, L. F. (2017). Environmental assessment of a bi-fuel thermal power plant in an isolated power system in the Brazilian Amazon region. *Journal of Cleaner Production, 154*, 41-50.
de España, R. E. (2013). el sistema eléctrico español AVANCE DEL INFORME. *línea]. Disponible en: http://www. ree. es/sites/default/files/downloadable/avance_informe_sistema_electrico_ 2014b. pdf [última consulta: 12 enero 2015].*
Devendra Bisen , H. M. D., Manjaree Pandit, B. K. Panigrahi. (2012). Solution of Large Scale Economic Load Dispatch Problem using Quadratic Programming and GAMS: A Comparative Analysis. *Journal of Information and Computing Science, Vol. 7, No. 3*, 200-211.

Dhamanda Ashish, Arunesh, D., Surya, P., & Bhardwaj, A. K. (2013). A Traditional Approach to Solve Economic Load Dispatch Problem of Thermal Generating Unit Using MATLAB Programming. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), Vol. 2*(9).
Dhanraj, R. M. S., & Gajendran, F. (2005). Quadratic programming solution to Emission and Economic Dispatch Problem. *Journal of the Institution of engineers (India), pt EL, Vol. 86 pp.129-132*.
Di, Y., Fei, M., Wang, L., & Wu, W. (2014). Multi-objective optimization for economic emission dispatch using an improved multi-objective binary differential evolution algorithm. *Energy Procedia, 61*, 2016-2021.
dos Santos Coelho, L., De Andrade Bernert, D. L., & Mariani, V. C. (2010). *Chaotic differential harmony search algorithm applied to power economic dispatch of generators with multiple fuel options.* Paper presented at the Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on.
dos Santos Coelho, L., & Mariani, V. C. (2009). An improved harmony search algorithm for power economic load dispatch. *Energy Conversion and Management, 50*(10), 2522-2526.
Duman, S., Yorukeren, N., & Altas, I. H. (2015). A novel modified hybrid PSOGSA based on fuzzy logic for non-convex economic dispatch problem with valve-point effect. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 64*, 121-135.
Durai, S., Subramanian, S., & Ganesan, S. (2015). Improved parameters for economic dispatch problems by teaching learning optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 67*, 11-24.
El-Keib, A., Ma, H., & Hart, J. (1994). Economic dispatch in view of the clean air act of 1990. *Power Systems, IEEE Transactions on, 9*(2), 972-978.
El-sobky, B., & Abo-elnaga, Y. (2014). Multi-objective economic emission load dispatch problem with trust-region strategy. *Electric Power Systems Research, 108*, 254-259.
Elattar, E. E. (2015). A hybrid genetic algorithm and bacterial foraging approach for dynamic economic dispatch problem. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 69*, 18-26.
Farag, A., Al-Baiyat, S., & Cheng, T. (1995). Economic load dispatch multiobjective optimization procedures using linear programming techniques. *Power Systems, IEEE Transactions on, 10*(2), 731-738.
Fonseca, C. M., & Fleming, P. J. (1995). An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary computation, 3*(1), 1-16.
Frank, S., Steponavice, I., & Rebennack, S. (2012). Optimal power flow: a bibliographic survey I. *Energy Systems, 3*(3), 221-258.
Friedlander, G. D. (1970). Power, pollution, and the imperiled environment. *IEEE Spectrum, 7*(11), 40-50.
Gaing, Z.-L. (2003). Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints. *Power Systems, IEEE Transactions on, 18*(3), 1187-1195.
Gent, M., & Lamont, J. (1971). Minimum-emission dispatch. *IEEE Transactions on power apparatus and systems, 6*(PAS-90), 2650-2660.
George, R., Harikrishnan, K., Zacharia, G., & Augustine, N. (2016). Peak Hour Load Control & Overcurrent Monitoring System.
Ghasemi, A. (2013). A fuzzified multi objective interactive honey bee mating optimization for environmental/economic power dispatch with valve point effect. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 49*, 308-321.
Ghasemi, M., Ghavidel, S., Ghanbarian, M. M., & Habibi, A. (2014). A new hybrid algorithm for optimal reactive power dispatch problem with discrete and continuous control variables. *Applied Soft Computing, 22*, 126-140.
Ghasemi, M., Ghavidel, S., Ghanbarian, M. M., Massrur, H. R., & Gharibzadeh, M. (2014). Application of imperialist competitive algorithm with its modified techniques for multi-objective optimal power flow problem: a comparative study. *Information sciences, 281*, 225-247.
Ghasemi, M., Taghizadeh, M., Ghavidel, S., Aghaei, J., & Abbasian, A. (2015). Solving optimal reactive power dispatch problem using a novel teaching–learning-based optimization algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence, 39*, 100-108.
Ghezel-Ayagh, H., Daly, J. M., & Wang, Z.-H. (2003). Advances in direct fuel cell/gas turbine power plants. *ASME Paper No. GT2003-38941*.

Gopalakrishnan, H., & Kosanovic, D. (2015). Operational planning of combined heat and power plants through genetic algorithms for mixed 0–1 nonlinear programming. *Computers & Operations Research, 56*, 51-67.
Granelli, G., Montagna, M., Pasini, G., & Marannino, P. (1992). Emission constrained dynamic dispatch. *Electric Power Systems Research, 24*(1), 55-64.
Guillaume, L., Legros, A., & Lemort, V. (2016). THERMO-ECONOMIC OPTIMIZATION OF ORGANIC RANKINE CYCLE SYSTEMS FOR WASTE HEAT RECOVERY FROM EXHAUST AND RECIRCULATED GASES OF HEAVY DUTY TRUCKS.
Hamedi, H. (2013). Solving the combined economic load and emission dispatch problems using new heuristic algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 46*, 10-16.
Harker, D., Jacobs, W., Ferguson, R., & Harder, E. (1954). Loss Evaluation; Part I. Losses Associated with Sale Power-In-Phase Method [includes discussion]. *Power Apparatus and Systems, Part III. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, 73*(1).
Heslin, J. S., & Hobbs, B. F. (1989). A multiobjective production costing model for analyzing emissions dispatching and fuel switching [of power stations]. *Power Systems, IEEE Transactions on, 4*(3), 836-842.
Hess, S. W., Parker, D., Alms, J. E., Le, K. D., Day, J. T., & Malone, M. J. (1992). Planning system operations to meet NO/sub x/constraints. *IEEE Computer Applications in Power, 5*(3), 10-14.
Hobbs, B. F. (1993). Emissions dispatch under the underutilization provision of the 1990 US Clean Air Act Amendments: models and analysis. *IEEE Transactions on Power Systems, 8*(1), 177-183.
Holstein, M. P., & Brands, W. J. (1992). *Impacts on least cost planning and system operations of monetizing environmental externalities.* Paper presented at the Proceedings of the American Power Conference;(United States).
Hooshmand, R.-A., Parastegari, M., & Morshed, M. J. (2012). Emission, reserve and economic load dispatch problem with non-smooth and non-convex cost functions using the hybrid bacterial foraging-Nelder–Mead algorithm. *Applied Energy, 89*(1), 443-453.
Hsiao, Y.-T., Chiang, H.-D., Liu, C.-C., & Chen, Y.-L. (1994). A computer package for optimal multi-objective VAR planning in large scale power systems. *Power Systems, IEEE Transactions on, 9*(2), 668-676.
Jana, D., & Mandal, K. K. (2013). *A New Optimal Solution to Environmentally Constrained Economic Dispatch Using Modified Real Coded Genetic Algorithm.* Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA).
Jeddi, B., & Vahidinasab, V. (2014). A modified harmony search method for environmental/economic load dispatch of real-world power systems. *Energy Conversion and Management, 78*, 661-675.
Jiang, S., Ji, Z., & Shen, Y. (2014). A novel hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm for solving economic emission load dispatch problems with various practical constraints. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 55*, 628-644.
Jiang, X., Zhou, J., Wang, H., & Zhang, Y. (2013). Dynamic environmental economic dispatch using multiobjective differential evolution algorithm with expanded double selection and adaptive random restart. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 49*, 399-407.
Jubril, A., Olaniyan, O., Komolafe, O., & Ogunbona, P. O. (2014). Economic-emission dispatch problem: A semi-definite programming approach. *Applied Energy, 134*, 446-455.
Júnior, J. d. A. B., Nunes, M. V. A., Nascimento, M. H. R., Rodríguez, J. L. M., & Leite, J. C. (2017). Solution to economic emission load dispatch by simulated annealing: case study. *Electrical Engineering*, 1-13.
Kanogˇlu, M., Işık, S. K., & Abuşogˇlu, A. (2005). Performance characteristics of a diesel engine power plant. *Energy Conversion and Management, 46*(11), 1692-1702.
Kelly, J. T., Reff, A., & Gantt, B. (2017). A method to predict PM 2.5 resulting from compliance with national ambient air quality standards. *Atmospheric Environment, 162*, 1-10.
Kermanshahi, B. S., Wu, Y., Yasuda, K., & Yokoyama, R. (1990). Environmental marginal cost evaluation by non-inferiority surface [power systems]. *Power Systems, IEEE Transactions on, 5*(4), 1151-1159.

Khadanga, R. K., & Satapathy, J. K. (2015). Time delay approach for PSS and SSSC based coordinated controller design using hybrid PSO–GSA algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 71*, 262-273.
Khan, N. A., Awan, A. B., Mahmood, A., Member, I., Razzaq, S., Zafar, A., & Sidhu, G. A. S. (2015). Combined emission economic dispatch of power system including solar photo voltaic generation. *Energy Conversion and Management, 92*, 82-91.
Kherfane, R., Younes, M., Kherfane, N., & Khodja, F. (2014). Solving economic dispatch problem using hybrid GA-MGA. *Energy Procedia, 50*, 937-944.
King, T. D., El-Hawary, M., & El-Hawary, F. (1995). Optimal environmental dispatching of electric power systems via an improved Hopfield neural network model. *Power Systems, IEEE Transactions on, 10*(3), 1559-1565.
Kockar, I., Conejo, A. J., & McDonald, J. R. (2009). Influence of the emissions trading scheme on generation scheduling. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 31*(9), 465-473.
Kong, X., Wang, R., & Huang, X. (2004). Energy efficiency and economic feasibility of CCHP driven by stirling engine. *Energy Conversion and Management, 45*(9), 1433-1442.
Li, Y., He, H., Wang, Y., Xu, X., & Jiao, L. (2015). An improved multiobjective estimation of distribution algorithm for environmental economic dispatch of hydrothermal power systems. *Applied Soft Computing, 28*, 559-568.
Li, Y., Li, M., & Wu, Q. (2014). Energy saving dispatch with complex constraints: Prohibited zones, valve point effect and carbon tax. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 63*, 657-666.
Liang, Y.-C., & Juarez, J. R. C. (2014). A normalization method for solving the combined economic and emission dispatch problem with meta-heuristic algorithms. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 54*, 163-186.
Locatelli, G., Palerma, E., & Mancini, M. (2015). Assessing the economics of large Energy Storage Plants with an optimisation methodology. *Energy, 83*, 15-28.
Lu, P., Zhou, J., Zhang, H., Zhang, R., & Wang, C. (2014). Chaotic differential bee colony optimization algorithm for dynamic economic dispatch problem with valve-point effects. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 62*, 130-143.
Lu, Z., He, S., Feng, T., Li, X., Guo, X., & Sun, X. (2014). Robust economic/emission dispatch considering wind power uncertainties and flexible operation of carbon capture and storage. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 63*, 285-292.
Lund, R., & Mathiesen, B. V. (2015). Large combined heat and power plants in sustainable energy systems. *Applied Energy, 142*, 389-395.
Macpherson, A. J., Simon, H., Langdon, R., & Misenheimer, D. (2017). A mixed integer programming model for National Ambient Air Quality Standards (NAAQS) attainment strategy analysis. *Environmental Modelling & Software, 91*, 13-27.
Mageshvaran, R., & Jayabarathi, T. (2015). GSO based optimization of steady state load shedding in power systems to mitigate blackout during generation contingencies. *Ain Shams Engineering Journal, 6*(1), 145-160.
Mahdi, F. P., Vasant, P., Rahman, M. M., Abdullah-Al-Wadud, M., Watada, J., & Kallimani, V. (2017). *Quantum particle swarm optimization for multiobjective combined economic emission dispatch problem using cubic criterion function*. Paper presented at the Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR), 2017 IEEE International Conference on.
Mandal, B., Roy, P. K., & Mandal, S. (2014). Economic load dispatch using krill herd algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 57*, 1-10.
Mandal, K., Mandal, S., Bhattacharya, B., & Chakraborty, N. (2015). Non-convex emission constrained economic dispatch using a new self-adaptive particle swarm optimization technique. *Applied Soft Computing, 28*, 188-195.
Modiri-Delshad, M., & Rahim, N. A. (2014). Solving non-convex economic dispatch problem via backtracking search algorithm. *Energy, 77*, 372-381.
Mondal, S., Bhattacharya, A., & nee Dey, S. H. (2013). Multi-objective economic emission load dispatch solution using gravitational search algorithm and considering wind power penetration. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 44*(1), 282-292.

Morsali, R., Mohammadi, M., Maleksaeedi, I., & Ghadimi, N. (2014). A new multiobjective procedure for solving nonconvex environmental/economic power dispatch. *Complexity, 20*(2), 47-62.
Morshed, M. J., & Asgharpour, A. (2014). Hybrid imperialist competitive-sequential quadratic programming (HIC-SQP) algorithm for solving economic load dispatch with incorporating stochastic wind power: A comparative study on heuristic optimization techniques. *Energy Conversion and Management, 84*, 30-40.
Muslu, M. (2004). Economic dispatch with environmental considerations: tradeoff curves and emission reduction rates. *Electric Power Systems Research, 71*(2), 153-158.
Mustafa-Moraes, N., Holanda-Bezerra, U., Moya-Rodríguez, J. L., & Cabral-Leite, J. (2016). The emission index as a parameter for assessing the environmental pollution from thermal power plants. Case study. *Dyna, 83*(199).
Nanda, J., Kothari, D., & Lingamurthy, K. (1988). Economic-emission load dispatch through goal programming techniques.
Niknam, T. (2010). A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem. *Applied Energy, 87*(1), 327-339.
Niknam, T., Azizipanah-Abarghooee, R., & Aghaei, J. (2013). A new modified teaching-learning algorithm for reserve constrained dynamic economic dispatch. *Power Systems, IEEE Transactions on, 28*(2), 749-763.
Niu, Q., Zhang, H., Li, K., & Irwin, G. W. (2014). An efficient harmony search with new pitch adjustment for dynamic economic dispatch. *Energy, 65*, 25-43.
Niu, Q., Zhang, H., Wang, X., Li, K., & Irwin, G. W. (2014). A hybrid harmony search with arithmetic crossover operation for economic dispatch. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 62*, 237-257.
Nwulu, N. I., & Xia, X. (2015). Multi-objective dynamic economic emission dispatch of electric power generation integrated with game theory based demand response programs. *Energy Conversion and Management, 89*(0), 963-974. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.enconman.2014.11.001
Nwulu, N. I., & Xia, X. (2015). Multi-objective dynamic economic emission dispatch of electric power generation integrated with game theory based demand response programs. *Energy Conversion and Management, 89*, 963-974.
Ommen, T., Markussen, W. B., & Elmegaard, B. (2014). Comparison of linear, mixed integer and non-linear programming methods in energy system dispatch modelling. *Energy, 74*, 109-118.
Osório, G., Lujano-Rojas, J., Matias, J., & Catalão, J. (2015). A probabilistic approach to solve the economic dispatch problem with intermittent renewable energy sources. *Energy, 82*, 949-959.
Ottinger, R. L., Wooley, D., Robinson, N., Hodas, D., & Babb, S. (1990). Environmental costs of electricity.
Özyön, S., Yasar, C., Özcan, G., & Temurtas, H. (2011). *An artificial bee colony algorithm (ABC) approach to environmental economic power dispatch problems.* Paper presented at the 6th National electrical, electronics, computer symposium (FEEB 2011), proceeding.
Palanichamy, C., & Babu, N. S. (2008). Analytical solution for combined economic and emissions dispatch. *Electric Power Systems Research, 78*(7), 1129-1137.
Pandit, M., Srivastava, L., & Sharma, M. (2015). Environmental economic dispatch in multi-area power system employing improved differential evolution with fuzzy selection. *Applied Soft Computing, 28*, 498-510.
Powell, K. M., & Edgar, T. F. (2012). Modeling and control of a solar thermal power plant with thermal energy storage. *Chemical Engineering Science, 71*, 138-145.
Purkayastha, B., & Sinha, N. (2010). Optimal Combined Economic and Emission Load Dispatch using Modified NSGA-II with Adaptive Crowding Distance. *International Journal of Information Technology and Knowledge Management, 2, No. 2*, 553-559.
Raglend, I. J., Veeravalli, S., Sailaja, K., Sudheera, B., & Kothari, D. (2010). Comparison of AI techniques to solve combined economic emission dispatch problem with line flow constraints. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 32*(6), 592-598.

Rahul Dogra, N. G., Harsha Saroa. (2014). Economic Load Dispatch Problem and Matlab Programming of Different Methods. *International Conference of Advance Research and Innovation (ICARI-2014)*.
Rajan, A., & Malakar, T. (2015). Optimal reactive power dispatch using hybrid Nelder–Mead simplex based firefly algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 66*, 9-24.
Resek, J., Le, K., Golden, J., Stansberry, C., Vice, R., Wood, J., . . . Nielsen, E. (1995). Potential impacts of clean air regulations on system operations. Discussion. *IEEE Transactions on Power Systems, 10*(2), 647-656.
Revathy, K., & Nithiyanandham. (2014). "Economic dispatch using particle swarm optimization,". *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, vol. 3, Special Issue 59-66.*
Rey-Salgueiro, L., Omil, B., Merino, A., Martínez-Carballo, E., & Simal-Gándara, J. (2016). Organic pollutants profiling of wood ashes from biomass power plants linked to the ash characteristics. *Science of the Total Environment, 544*, 535-543.
Rodríguez-Toral, M. A., Morton, W., & Mitchell, D. R. (2001). The use of new SQP methods for the optimization of utility systems. *Computers and Chemical Engineering, Vol. 25, No. 2-3, pp. 287-300*.
Rong, A., Figueira, J. R., & Lahdelma, R. (2014). An efficient algorithm for bi-objective combined heat and power production planning under the emission trading scheme. *Energy Conversion and Management, 88*, 525-534.
Roy, P., Roy, P., & Chakrabarti, A. (2013). Modified shuffled frog leaping algorithm with genetic algorithm crossover for solving economic load dispatch problem with valve-point effect. *Applied Soft Computing, 13*(11), 4244-4252.
Roy, P. K., & Bhui, S. (2016). A multi-objective hybrid evolutionary algorithm for dynamic economic emission load dispatch. *International Transactions on Electrical Energy Systems, 26*(1), 49-78.
S. Kulkarni, A. K., DP Kothari, P. (2000). Combined economic and emission dispatch using improved backpropagation neural network. *Electric Machines &Power Systems, 28*(1), 31-44.
Sabugal García, S., & Gómez Moñux, F. (2006). *Centrales térmicas de ciclo combinado: teoría y proyecto*: Ediciones Díaz de Santos.
Santhoshkumar, G., & Lakshmi, K. (2012). *Short term generation scheduling of thermal units with CO 2 emission limitation in deregulation environment.* Paper presented at the Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), 2012 International Conference on.
Sayah, S., Hamouda, A., & Bekrar, A. (2014). Efficient hybrid optimization approach for emission constrained economic dispatch with nonsmooth cost curves. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 56*, 127-139.
Scano, E. A., Asquer, C., Pistis, A., Ortu, L., Demontis, V., & Cocco, D. (2014). Biogas from anaerobic digestion of fruit and vegetable wastes: experimental results on pilot-scale and preliminary performance evaluation of a full-scale power plant. *Energy Conversion and Management, 77*, 22-30.
Secui, D. C. (2015). A new modified artificial bee colony algorithm for the economic dispatch problem. *Energy Conversion and Management, 89*, 43-62.
Sharma, A. K., Singhania, A., Kumar, A., Roy, R., & Mandal, B. K. (2017). Improvement of Gas Turbine Power Plant Performance: A Review.
Shayeghi, H., & Ghasemi, A. (2014). A modified artificial bee colony based on chaos theory for solving non-convex emission/economic dispatch. *Energy Conversion and Management, 79*, 344-354.
Sikiru, T. H., Jimoh, A. A., Hamam, Y., Alayli, Y., & Agee, J. T. (2014). Transmission dispatch for loss minimisation using linearised power flow equations in mixed integer programming. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 62*, 855-861.
Singh, R. P., Mukherjee, V., & Ghoshal, S. (2015). Optimal reactive power dispatch by particle swarm optimization with an aging leader and challengers. *Applied Soft Computing, 29*, 298-309.
Talaq, J., El-Hawary, F., & El-Hawary, M. (1994). A summary of environmental/economic dispatch algorithms. *Power Systems, IEEE Transactions on, 9*(3), 1508-1516.

Thao, N. T. P., & Thang, N. T. (2014). Environmental economic load dispatch with quadratic fuel cost function using cuckoo search algorithm. *International Journal of u-and e-Service, Science and Technology, 7*(2), 199-210.
Tian, J., Wei, H., & Tan, J. (2015). Global optimization for power dispatch problems based on theory of moments. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 71*, 184-194.
Vourc'h, A., & Jimenez, M. (2010). Enhancing environmentally sustainable growth in finland economics department working papers No. 229. *DOI, 10*(370.821), 866.730.
Wang, J., Huang, W., Ma, G., & Chen, S. (2015). An improved partheno genetic algorithm for multi-objective economic dispatch in cascaded hydropower systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 67*, 591-597.
Wang, K. P., & Yuryevich, J. (1998a). Evolutionary-programming-based algorithm for environmentally-constrained economic dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems, 13*(2), 301-306.
Wang, K. P., & Yuryevich, J. (1998b). Evolutionary-programming-based algorithm for environmentally-constrained economic dispatch. *Power Systems, IEEE Transactions on, 13*(2), 301-306.
Wang, L., & Li, L.-p. (2013). An effective differential harmony search algorithm for the solving non-convex economic load dispatch problems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 44*(1), 832-843.
Wang, L., & Singh, C. (2007). Environmental/economic power dispatch using a fuzzified multi-objective particle swarm optimization algorithm. *Electric Power Systems Research, 77*(12), 1654-1664. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2006.11.012
Wiser, W. H. (2012). *Energy resources: occurrence, production, conversion, use*: Springer Science & Business Media.
Wood, A. J., & Wollenberg, B. F. (2012). *Power generation, operation, and control*: John Wiley & Sons.
Xiao, L., Wang, J., Hou, R., & Wu, J. (2015). A combined model based on data pre-analysis and weight coefficients optimization for electrical load forecasting. *Energy, 82*, 524-549.
Yalcinoz, T., & Altun, H. (2002). *Environmentally constrained economic dispatch via a genetic algorithm with arithmetic crossover.* Paper presented at the Africon Conference in Africa, 2002. IEEE AFRICON. 6th.
Yamashita, D., Niimura, T., Yokoyama, R., & Marmiroli, M. (2010). *Trade-off analysis of CO2 versus cost by multi-objective unit commitment.* Paper presented at the Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE.
Yang, X.-S., Hosseini, S. S. S., & Gandomi, A. H. (2012). Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect. *Applied Soft Computing, 12*(3), 1180-1186.
Yaşar, C., & Fadıl, S. (2007). *Solution to environmental/economic dispatch problem by using first order gradient method.* Paper presented at the 5th International Conference on Electirical and Electronics Engineering, ELECO.
Yokoyama, R., Bae, S. H., Morita, T., & Sasaki, H. (1988). Multiobjective optimal generation dispatch based on probability security criteria. *Power Systems, IEEE Transactions on, 3*(1), 317-324.
Yuan, X., Tian, H., Yuan, Y., Huang, Y., & Ikram, R. M. (2015). An extended NSGA-III for solution multi-objective hydro-thermal-wind scheduling considering wind power cost. *Energy Conversion and Management, 96*, 568-578.
Zhang, R., Zhou, J., Mo, L., Ouyang, S., & Liao, X. (2013). Economic environmental dispatch using an enhanced multi-objective cultural algorithm. *Electric Power Systems Research, 99*, 18-29.
Zhang, Y., Gong, D.-W., & Ding, Z. (2012). A bare-bones multi-objective particle swarm optimization algorithm for environmental/economic dispatch. *Information sciences, 192*, 213-227.
Zhou, J., Wang, C., Li, Y., Wang, P., Li, C., Lu, P., & Mo, L. (2017). A multi-objective multi-population ant colony optimization for economic emission dispatch considering power system security. *Applied Mathematical Modelling, 45*, 684-704.
Zigler, C. M., Choirat, C., & Dominici, F. (2017). Impact of National Ambient Air Quality Standards nonattainment designations on particulate pollution and health. *Epidemiology*.

Índice

Impactos ambientales en Plantas generadoras de Electricidad 1
1. Introducción: 1
2. Producción de electricidad en Plantas térmicas 3
3. Clasificación de las plantas termoeléctricas. 3
4. Centrales termoeléctricas de ciclo convencional 8
5. Centrales termoeléctricas de ciclo combinado 9
6. Contaminantes del medio ambiente provocados por las plantas termoeléctricas. 10
7. Formas de evaluar las emisiones en las plantas de generación de electricidad 13
8. Importancia del Despacho Económico Ambiental (DEA) 15
9. Despacho Económico y Despacho Económico Ambiental de Carga 16
10. El Despacho Económico Ambiental (DEA) usando un único objetivo 28
11. Despacho Económico Ambiental Multiobjetivo 29
12. Despacho Económico Ambiental de sistemas de potencia con energías renovables 36
13. El índice de emisiones como nuevo parámetro para evaluar la contaminación ambiental producida por los motores de una planta generadora de electricidad. 40
14. Índice específico de Emisiones. 43
15. Índic e emisiones de una planta generadora de electricidad. Estudio de caso. 44
16. Índice específico de Emisiones de los motores de la planta estudiada. 45
17. Minimización del impacto ambiental 46
18. Restricciones del despacho de carga considerando las emisiones 49
19. Métodos para resolver el problema del despacho económico de generación 51
20. Procedimiento para determinar los coeficientes a,b,c,d,e,f 52
21. A manera de conclusiones: 53
22. Agradecimientos: 54
23. Referencias 54

More Books!

yes I want morebooks!

Buy your books fast and straightforward online - at one of the world's fastest growing online book stores! Environmentally sound due to Print-on-Demand technologies.

Buy your books online at

www.get-morebooks.com

¡Compre sus libros rápido y directo en internet, en una de las librerías en línea con mayor crecimiento en el mundo! Producción que protege el medio ambiente a través de las tecnologías de impresión bajo demanda.

Compre sus libros online en

www.morebooks.es

SIA OmniScriptum Publishing
Brivibas gatve 1 97
LV-103 9 Riga, Latvia
Telefax: +371 68620455

info@omniscriptum.com
www.omniscriptum.com

OMNIScriptum