



# GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

## **MODELIZACIÓN BASADA EN REDES NEURONALES DE ACTIVOS Y PROCESOS MECÁNICOS EN PLANTAS DE COGENERACIÓN ENERGÉTICA**

Autor: Diego Fueyo Alvarez

Director: Alberto Azañón Montero

Madrid, España

Agosto, 2022



Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título:  
Modelización basada en redes neuronales de activos y procesos mecánicos en plantas de  
cogeneración energética  
en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el  
curso académico 2021/22 es de mi autoría, original e inédito y  
no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos.  
El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido  
tomada de otros documentos está debidamente referenciada.

Fdo.: Diego Fueyo Alvarez

Fecha: 31/08/2022

A handwritten signature in black ink that reads "Diego Fueyo Alvarez". The signature is written in a cursive style and is underlined with a single horizontal stroke.

Autorizada la entrega del proyecto  
EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Fdo.: Alberto Azañón Montero

Fecha: 31/08/2022

A handwritten signature in black ink. It consists of a stylized, abstract shape that resembles a combination of the letters 'A' and 'M', with a long horizontal stroke extending to the right.





# GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

## **MODELIZACIÓN BASADA EN REDES NEURONALES DE ACTIVOS Y PROCESOS MECÁNICOS EN PLANTAS DE COGENERACIÓN ENERGÉTICA**

Autor: Diego Fueyo Alvarez

Director: Alberto Azañón Montero

Madrid, España

Agosto, 2022



## **Agradecimientos**

Querría comenzar esta memoria agradeciendo a mi familia y amigos el apoyo que me han brindado a la hora de realizar este trabajo que tantos meses ha llevado. Con su ánimo, preocupación y ayuda, he sido capaz de disfrutar la realización del proyecto. Sobre todo, me gustaría agradecer a Alberto Azañón todo el tiempo y toda la dedicación que ha volcado en asegurarse de ir siguiendo un buen camino en todo momento, no solo en cuestiones académicas sino también personales.

Por último, agradecer a la empresa SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., el haber facilitado los datos empleados en el modelizado de la planta de cogeneración jamaicana.

# **MODELIZACIÓN BASADA EN REDES NEURONALES DE ACTIVOS Y PROCESOS MECÁNICOS EN PLANTAS DE COGENERACIÓN ENERGÉTICA**

**Autor: Fueyo Alvarez, Diego**

Director: Azañón Montero, Alberto

Entidad Colaboradora: SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A.

## **RESUMEN DEL PROYECTO**

El proyecto consiste en el modelado de activos mecánicos ocasionalmente costosos (motores, enfriadoras, etc.) presentes en distintos procesos (generación eléctrica, generación/distribución de frío, etc.) en plantas de cogeneración de energía CHP (Combines Heat-Power) mediante el uso de técnicas de identificación basadas en redes neuronales.

**Palabras clave:** Cogeneración, CHP, Redes Neuronales, Generación, Eléctrica, Motores, Enfriadoras

### **1. Introducción**

Desde el siglo pasado, aunque en especial en el siglo actual, los gobiernos y las empresas han caído en la cuenta de que los recursos tradicionales más empleados para la generación de energía a lo largo de todo el mundo, los combustibles fósiles, son limitados y se acabarán en algún momento. La existencia limitada de estos recursos hace que sean más preciados que nunca, su valor aumenta cada año afectado por conflictos bélicos y disputas geopolíticas, como puede verse claramente en el momento de la redacción de esta memoria debido a la invasión rusa en Ucrania.

A esta limitación en el uso de recursos, se le suma el impacto que tiene su aprovechamiento sobre el medio ambiente. Los niveles de CO<sub>2</sub> y otros gases perjudiciales para el ecosistema que se desprenden al emplear estos combustibles fósiles, generan una serie de impactos en nuestro planeta. Recientemente, la comunidad científica ha comenzado a divulgar el hecho de que estos impactos pueden provocar daños irreparables en el medio ambiente si no se frena el acelerado deterioro que sufre la Tierra.

Para poder mantener el nivel de vida del cual la sociedad goza en la actualidad, al mismo tiempo que conservar el ecosistema, la comunidad tecnológica se está centrando en reducir emisiones mediante dos planteamientos: la transición hacia energías renovables o limpias y el máximo aprovechamiento de los recursos, maximizar la eficiencia. Debido a que la transición energética hacia energías renovables requiere de una gran inversión y un mayor desarrollo tecnológico, la industria hasta hace unos años se centraba en aumentar la eficiencia de las plantas de generación al, no solo reducir emisiones, sino también conllevar una reducción de costes. Aunque hoy en día los gobiernos se están centrando en el desarrollo de las energías verdes y aportando grandes inversiones, todavía queda un largo camino para que la transición sea completa.

Una de las soluciones que se está empleando para aumentar la eficiencia de estas plantas de generación eléctrica, todavía utilizando combustible fósil, son las plantas de cogeneración. Una planta de cogeneración busca optimizar la eficiencia de los generadores alimentados por combustibles fósiles de una planta de generación, aprovechando el calor producido en la generación de energía eléctrica para la climatización y el suministro de agua de instalaciones. Gracias a esto, en el proceso de generación eléctrica, se obtiene a su vez energía térmica en forma de calor y/o frío, haciendo que la eficiencia de estas plantas aumente hasta un 40% frente a la eficiencia de una planta de generación convencional.

Otra de las formas por la cuales la tecnología busca aumentar la eficiencia en la industria, a diferencia de tratar de aprovechar la máxima cantidad de la energía química que contiene el combustible, es mediante una mejor gestión de los activos en planta. Esta evolución, la cual sigue desarrollándose y todavía está lejos de estar generalizada, se conoce como *Industria 4.0*, la cuarta revolución industrial. La Industria 4.0 busca digitalizar sistemas físicos mediante el uso de herramientas de simulación basadas en el procesamiento, mediante algoritmos, de cantidad masivas de datos (Big Data) obtenidos mediante numerosos sensores que traducen la información física (temperatura, presión, caudal) en información digital, con el objetivo final de crear una unidad entre los sistemas físicos y digitales.

Entre las herramientas empleadas en esta nueva etapa, se encuentran los *Digital Twins* o *Gemelos Digitales*, los cuales buscan crear un modelo del sistema físico a partir de datos, que represente a tiempo real el funcionamiento de éste, con la intención de poder monitorizar, diagnosticar e incluso predecir el rendimiento de un sistema o proceso.

Estos procesos físicos normalmente son computacionalmente muy exigentes al estar regidos por leyes físicas las cuales se tratan de representar mediante ecuaciones complejas que son realmente difíciles de resolver en muchos casos. Una alternativa a la necesidad de emplear mucho tiempo y recursos a solucionar estas ecuaciones de manera matemática es aprender cómo funciona el proceso de una manera oculta en la naturaleza, las redes neuronales. Las *redes neuronales artificiales* o *artificial neural networks* tratan de simular el funcionamiento del cerebro animal mediante funciones de activación entre neuronas. Pertenecen al mundo del *Deep Learning*, identificando relaciones y patrones detectados gracias al procesamiento de datos del pasado del sistema o proceso.

## **2. Definición del proyecto**

Con todo esto, este proyecto tratará de trabajar con técnicas de modelización, en concreto las redes neuronales FNN (*Fitting Neural Networks*), con el fin de digitalizar activos y procesos de una planta de cogeneración. Una vez obtenido el modelo, se podrán simular funcionamientos, comparar rendimientos y tomar decisiones en distintos escenarios. La prueba de la utilidad de un Digital Twin de la planta de cogeneración es el objetivo final, esto permitiría un aumento de la eficiencia y ahorro de los costes de la planta al tener una herramienta digital reflejando el comportamiento real de la planta en situaciones diseñadas, siendo una potente ayuda a la hora de la toma de decisiones.

Dentro de la planta de cogeneración no serán modelizados todos los procesos, al eso requerir de más recursos. Por ello, este proyecto se centrará en modelizar algunos de los procesos más relevantes y, finalmente se ensamblará un simulador que incluya todos aquellos involucrados en el flujo de gases.

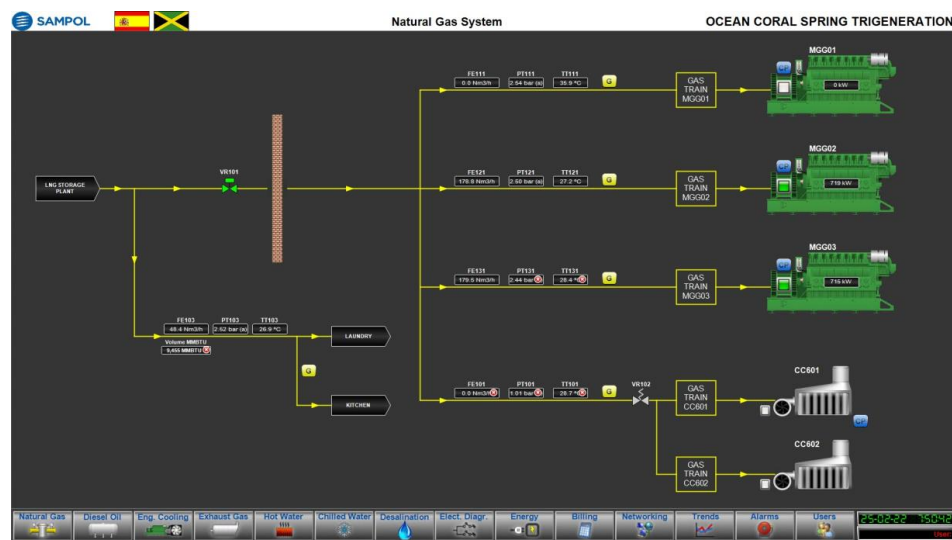
Para mostrar que esto es posible, este proyecto trabaja con los datos de SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., una empresa centrada en el bienestar social y el desarrollo sostenible, abasteciendo las necesidades tecnológicas y energéticas de sus clientes con un consumo energético más eficiente. Su línea de negocio internacional en generación de Energía se lleva a cabo a través de proyectos EPC (*Engineering, Procurement, Construction*) y ESCO (*Energy Service Company*), los cuales son un negocio mayoritario hoy en día, basados en plantas de cogeneración (*Combined Heat-Power, CHP*).

El hecho de buscar este objetivo a través de tecnologías como las redes neuronales añade un gran valor al proyecto, al ser estas un innovador recurso empleado ampliamente, no solo en la industria, sino en un amplio espectro del sector productivo. Esta globalización del uso de redes neuronales se debe a la gran repercusión que se ha descubierto en los últimos años que puede tener el procesamiento y análisis de datos que en un principio pueden no parecer relacionados (*Deep Learning & Big Data*).

### 3. Descripción la planta y del modelo empleado

#### 3.1. Descripción de la planta de cogeneración

El sujeto de estudio es una planta de trigeneración (generación de energía eléctrica y de energía térmica en forma de calor y frío) construida y operada por SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., la cual abastece al complejo hotelero H10 en Jamaica. Esta planta de trigeneración es apoyada por dos centrales de ciclo combinado convencional, aunque son ajenas al análisis de este proyecto.



*Ilustración 1 – P&ID del sistema de generación eléctrica de la planta.*

Este proyecto se centra en diferentes activos de la planta: tres motores de combustión interna Jenbacher (MGG01, MG02 y MGG03) y una máquina de absorción Broad (MA701). El funcionamiento de estos activos consolida los diferentes procesos de obtención de energía.

### 3.1.1. Proceso de generación eléctrica

La generación eléctrica en la planta de cogeneración se obtiene principalmente por los tres motores de combustión interna Jenbacher mencionados anteriormente que, aunque pueden ser alimentados por diferentes combustibles, se emplea LNG (*Liquified Natural Gas*) como combustible para transformar la energía química de este en energía eléctrica. Este proceso producirá energía eléctrica, gases de escape y calor. Este último necesita ser disipado para que la estructura del motor no llegue a temperaturas suficientemente altas para producir que las piezas de este dilaten produciendo que el motor gripe o incluso lleguen a fundirse.

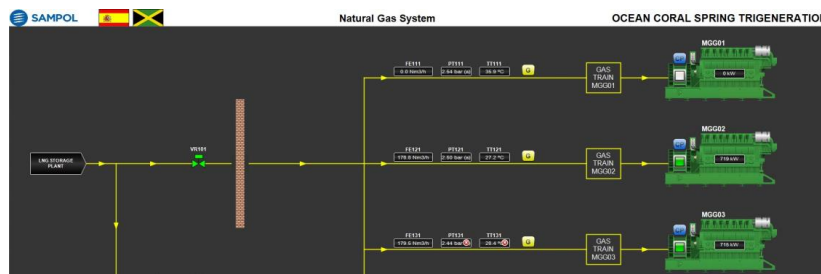


Ilustración 2 – P&ID de la entrada de LNG a la planta.

### 3.1.2. Proceso de obtención de calor

Para la disipación del calor generado en la combustión del proceso de obtención de energía eléctrica, se utilizan dos circuitos de refrigeración diferentes: uno de alta temperatura (HT) y otro de baja temperatura (LT); este método de refrigeración se hace, en términos generales, en la mayoría de las centrales de generación. A diferencia de las plantas convencionales donde el calor absorbido por el líquido del sistema de refrigeración es desechado, estos flujos de agua que han obtenido parte del calor del motor y que por lo tanto han aumentado su temperatura, se destinan a calentar el agua de las instalaciones mediante los intercambiadores de calor (IC60X).

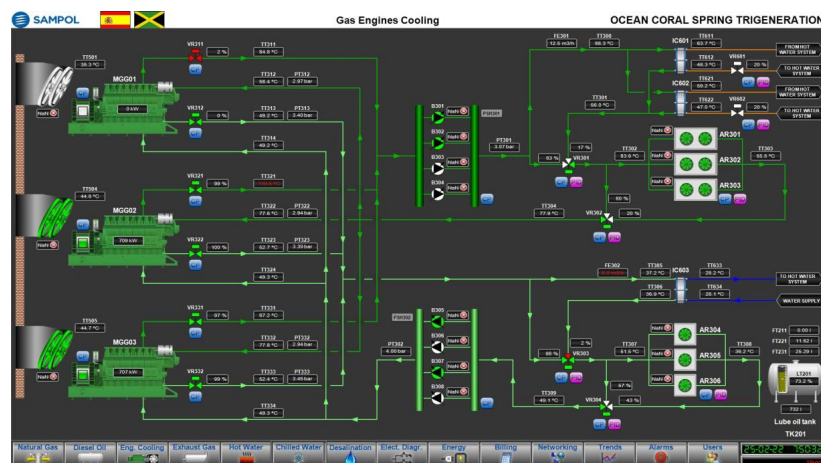


Ilustración 3 – P&ID del sistema de refrigeración de la planta.

### 3.1.3. Proceso de obtención de frío

Los gases de escape que se producen también en el proceso de combustión se encuentran a muy altas temperaturas por lo que su energía térmica también puede ser aprovechada, a diferencia de una planta de generación convencional que los suelta a la atmósfera sin tomar provecho de su temperatura. Como se observa en la Ilustración 5, en la generación de frío participa la máquina de absorción junto con tres máquinas enfriadoras (EF70X), aunque estas últimas no formarán parte de la modelización.

La máquina de absorción es una de las piezas claves en la sostenibilidad de esta planta al utilizar la energía térmica de los gases de escapes para calentar un flujo de agua y enfriar otro que servirá para aclimatar las instalaciones. Una vez el calor de los gases se ha aprovechado, estos son lanzados a la atmósfera. Esto significa que la planta sí expulsa gases nocivos a la atmósfera, por lo que no es completamente limpia, pero utiliza al máximo toda la energía química almacenada en el combustible.

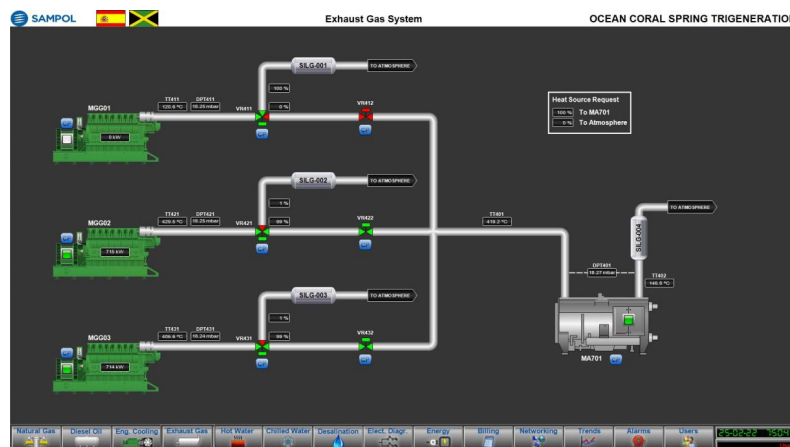


Ilustración 4 – P&ID del flujo de gases de escape de la planta.

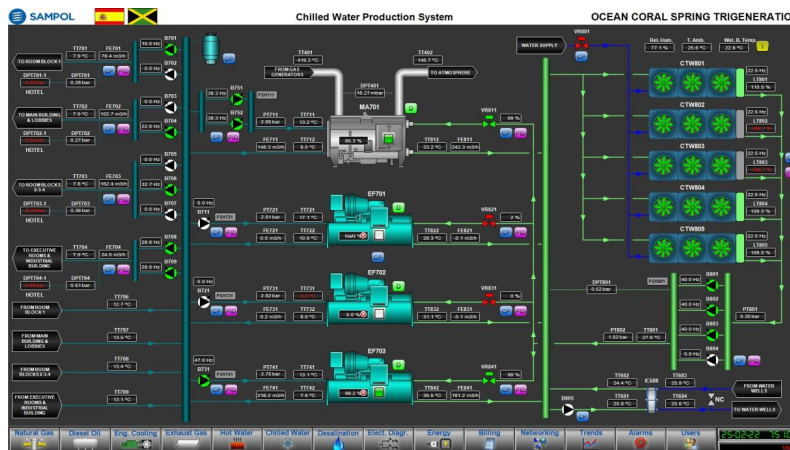


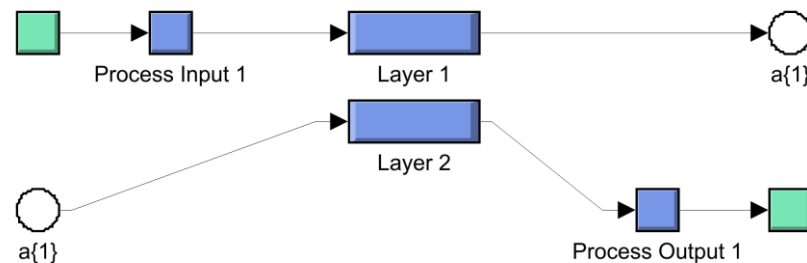
Ilustración 5 – P&ID del sistema de distribución de frío de la planta.

### 3.2. Descripción del sistema de modelado y simulación

Los procesos de generación de energía eléctrica y térmica se rigen por leyes termodinámicas físicas que son difíciles de implementar en un modelo digital, al obedecer ecuaciones complejas que requerirían mucho poder computacional para resolver simultáneamente. Por esto, se decidió modelizar cada proceso perteneciente al estudio con una red neuronal artificial que, en vez de resolver estas ecuaciones complejas, aprenda el comportamiento del proceso entrenando con datos pasados de la planta. Estos datos son obtenidos gracias a los numerosos sensores que se encuentran instalados en la planta como se puede apreciar en los P&ID, cada valor numérico es un sensor que manda la magnitud física en señal digital.

#### 3.2.1. Descripción del modelado de procesos

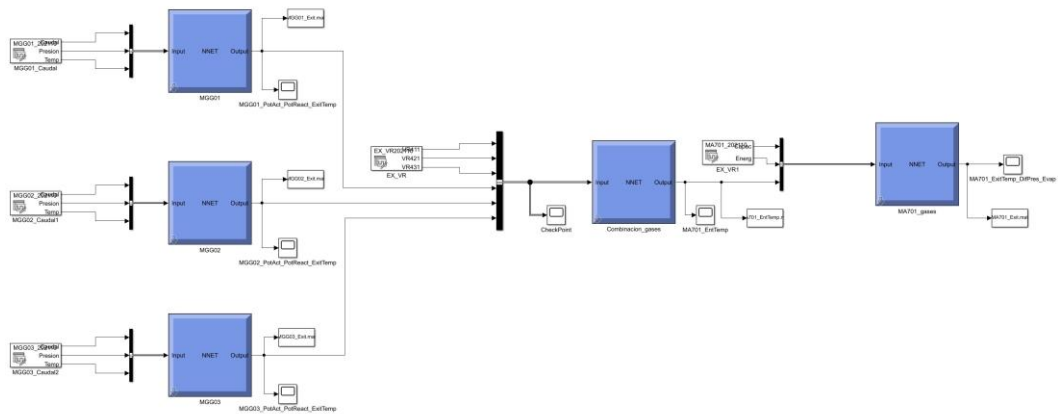
Diferentes procesos han sido modelizados a través de redes neuronales FNN (*Fitting Neural Network*) o redes neuronales de ajuste. Estas redes consisten en una primera capa de neuronas con una función de activación sigmooidal tangencial que recibe el input y desemboca en una segunda capa oculta con una función de activación lineal cuyo output será la predicción aguas abajo del proceso.



*Ilustración 6 – Esquema simplificado de una red neuronal de ajuste.*

#### 3.2.2. Descripción del simulador

Una vez obtenidos los procesos modelados por redes neuronales, gracias a la herramienta Simulink de Matlab, se pueden interconectar y añadir señales de consigna para poder formar un proceso completo. En la Ilustración 7 se muestra el flujo de gases desde LNG hasta los gases de escape siendo liberados a la atmósfera.



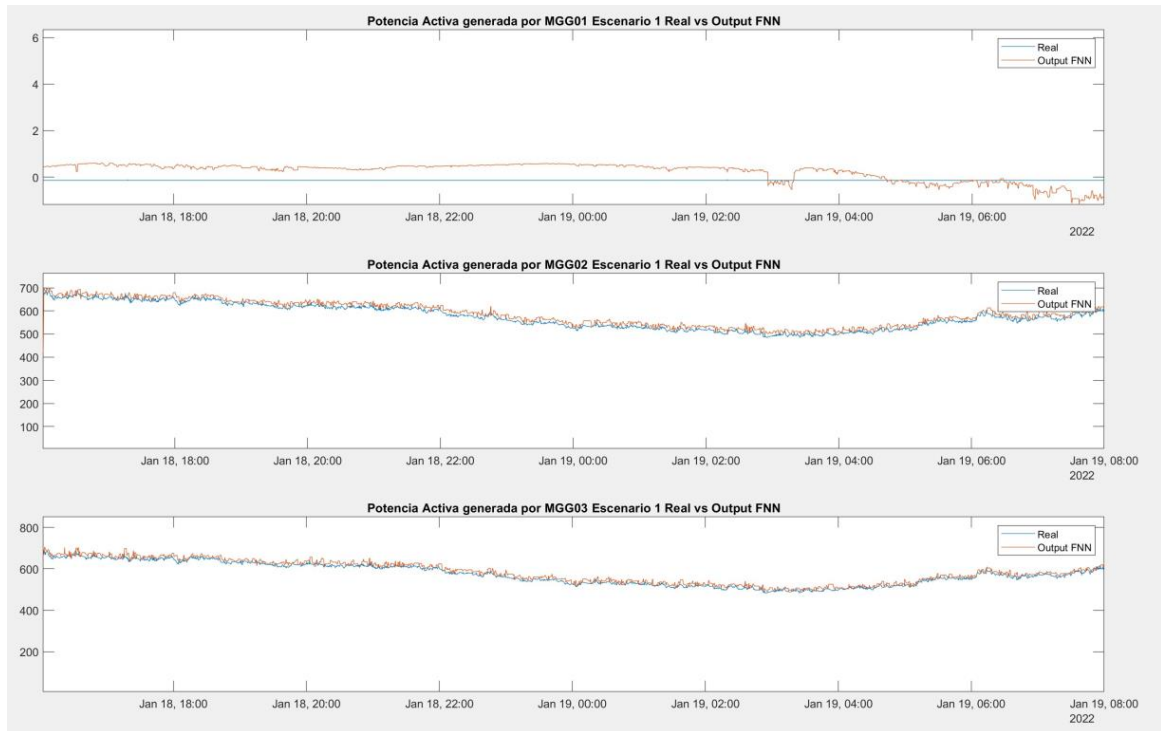
*Ilustración 7 – Diagrama de bloques del simulador simplificado.*

Se realizarán pruebas para comprobar la actuación de estas redes neuronales sobre los modelos de manera independiente y sobre el simulador en su conjunto. Los resultados que estas pruebas generen serán analizados estadísticamente en cuanto a su error, para mostrar su validez en cuanto a la precisión con la que han recreado el comportamiento de la planta.

#### 4. Resultados

A la hora de probar los modelos de los procesos de la planta se observó como las redes neuronales obtenían resultados dispares. En los rangos que, en un estudio estadístico previo, estas redes habían sido más entrenadas al poseer más datos, los resultados mostraban mucha precisión con errores porcentuales prácticamente nulos. En la otra mano, fuera de estos rangos, en los cuales el entrenamiento no había sido tan intenso, se presentaba un aumento significativo del error al comportarse de manera extraña las estimaciones del modelo.

Por esta razón, el simulador final tan solo se probó en regímenes de trabajo comprendidos en estos rangos de “trabajo habitual” de la planta. Bajo estas condiciones, se demostró una gran precisión en la recreación del comportamiento real de la planta con errores habituales por debajo del 1%. Esto se puede observar en una de las simulaciones ejecutadas en el desarrollo del simulador en la Ilustración 8, donde se muestra la generación de potencia activa simulada en el escenario 1.



*Ilustración 8. Potencia activa simulada en el escenario 1.*

## 5. Conclusiones

Habiendo estudiado y analizado de múltiples maneras tanto los datos originales como los resultados obtenidos gracias a la modelización de procesos, la posibilidad de crear un Digital Twin sobre la planta parece más real. Con un PC común y con la programación de unos códigos simples, se ha conseguido recrear el funcionamiento de una planta de cogeneración en diferentes procesos, que se rigen por complejas leyes termodinámicas, electromagnéticas y más.

Considerando el trabajo realizado como un éxito, se es consciente de las limitaciones de este, al haberse proporcionado a los modelos condiciones idóneas para su funcionamiento. Pese a tener un tiempo y unos recursos limitados para realizar este proyecto, ha habido que realizar simplificaciones en todos los aspectos, desde el tratado de datos y el entrenamiento de las redes neuronales al ámbito de la simulación. La obtención de un conjunto de datos más grande que cubra intensamente todo el espectro de trabajo posible de la planta, junto con un aumento en el tamaño y en el grado de interconexión de las redes encargadas de modelizar los procesos, acabaría con muchas de las limitaciones que se encuentran aquí. Esto haría del simulador y del modelo una herramienta verdaderamente útil para una planta real.

Como extensión de este proyecto, también se plantean una serie de ideas que pueden incrementar las funciones realizadas por este. La implementación de una red neuronal RNN (*Recurrent Neural Network*), en concreto un LSTM (*Long Short-Term Memory*), permitiría predecir instantáneamente la demanda de potencia eléctrica en base a las demandas pasadas. Esto, junto con un modelo de generación inverso al creado en este trabajo, donde conociendo la potencia demandada se pueda estimar el caudal, la presión y la temperatura del LNG para cubrirla, permitiría hacer ajustes en las consignas o ayudar a tomar decisiones como qué generadores deberían conectarse en esas condiciones. La cantidad de funciones que pueden aportar las distintas redes neuronales a herramientas dedicadas a realizar una mejor gestión de los activos de una planta, haciéndola así más eficiente, son infinitas.

Con este proyecto se considera demostrado el potencial que las redes neuronales tienen como herramienta de simulación y su utilidad que tan solo se ve limitada por la tecnología disponible o por la imaginación.

## 6. Referencias

- [1] BBVA. (4 de mayo de 2021). *Qué es la cogeneración: la industria frente al espejo de la transición energética*. Artículo: <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-la-cogeneracion-la-industria-frente-al-espejo-de-la-transicion-energetica/>
- [2] Equipo editorial de ProfesionalesHoy. (23 de junio de 2021). *La cogeneración mejorará el precio de la electricidad*. TecnoEnergía. Artículo: <https://profesionaleshoy.es/energia/2021/06/23/la-cogeneracion-mejorara-el-precio-de-la-electricidad/15954>
- [3] Hagan, M. y Demuth, B. (2014). *Neural Network Design, 2nd Edition*. Oklahoma State University (Ed.).
- [4] Roca, R. (28 de junio de 2022). *La mitad de la cogeneración se para en España tras la puesta en marcha de la excepción ibérica*. El periódico de la energía. Noticia: <https://elperiodicodelaenergia.com/la-mitad-de-la-cogeneracion-se-para-en-espana-tras-la-puesta-en-marcha-de-la-excepcion-iberica/>

# **NEURAL NETWORK-BASED MODELING OF ASSETS AND MECHANICAL PROCESSES IN A CHP PLANT**

**Author: Fueyo Alvarez, Diego**

Supervisor: Azañón Montero, Alberto

Collaborating Entity: SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A.

## **ABSTRACT**

The project consists of the modeling of occasionally costly mechanical assets (motors, chillers, etc.) present in different processes (electricity generation, cooling generation/distribution, etc.) in CHP (Combines Heat-Power) cogeneration plants by using identification techniques based on neural networks.

**Keywords:** Cogeneration, CHP, Neural Networks, Generation, Electrical, Engines, Chillers, Neural Networks

## **1. Introduction**

Since the last century, but especially in the current century, governments and companies have come to realize that the traditional resources most commonly used for power generation throughout the world, fossil fuels, are limited and will run out at some point. The limited existence of these resources makes them more precious than ever. Their value increases every year affected by war conflicts and geopolitical disputes, as can be clearly seen at the time of writing due to the Russian invasion of Ukraine.

In addition to this limitation in the use of resources, there is also the impact of their use on the environment. The levels of CO<sub>2</sub> and other gases harmful to the ecosystem that are released when these fossil fuels are used generate a series of impacts on our planet. Recently, the scientific community has begun to publicize the fact that these impacts can cause irreparable damage to the environment if the accelerated deterioration of the Earth is not halted.

In order to maintain the standard of living that society currently enjoys while preserving the ecosystem, the technology community is focusing on reducing emissions through two approaches: the transition to renewable or clean energy and maximizing resource efficiency. Because the energy transition to renewable energies requires major investment and technological development, until a few years ago the industry focused on increasing the efficiency of power plants by not only reducing emissions, but also reducing costs. Although governments are now focusing on green energy development and investing heavily, there is still a long way to go before the transition is complete.

One of the solutions being used to increase the efficiency of these power plants, which still use fossil fuels, is cogeneration plants. A cogeneration plant seeks to optimize the efficiency of a power plant's fossil fuel-fired generators by using the heat produced in the generation of electric power for air conditioning and water supply to facilities. Thanks to this, in the electricity generation process, thermal energy is obtained in turn in the form of heat and/or cold, making the efficiency of these plants increase by up to 40% compared to the efficiency of a conventional generation plant.

Another way in which technology seeks to increase efficiency in the industry, as opposed to trying to take advantage of the maximum amount of chemical energy contained in the fuel, is through better management of plant assets. This evolution, which is still developing and is still far from widespread, is known as Industry 4.0, the fourth industrial revolution. Industry 4.0 seeks to digitize physical systems through the use of simulation tools based on the processing, through algorithms, of massive amounts of data (Big Data) obtained through numerous sensors that translate physical information (temperature, pressure, flow) into digital information, with the ultimate goal of creating a unity between physical and digital systems.

One of the tools of this new industry are the Digital Twins, which seek to create a model of the physical system from data, which represents in real time the operation of it, with the intention of being able to monitor, diagnose and even predict the performance of a system or process.

These physical processes are usually computationally very demanding as they are governed by physical laws which are represented by complex equations that are difficult to solve in many cases. An alternative to the need to spend a lot of time and resources to solve these equations mathematically is to learn how the process works in a hidden way in nature, neural networks. Artificial neural networks or artificial neural networks try to simulate the functioning of the animal brain by means of activation functions between neurons. They belong to the world of Deep Learning, identifying relationships and patterns detected by processing data from the past of the system or process.

## **2. Project Definition**

With all this, this project will try to work with modeling techniques, specifically FNN (Fitting Neural Networks), in order to digitize assets and processes of a cogeneration plant. Once the model is obtained, it will be possible to simulate operations, compare performances and make decisions in different scenarios. The proof of the usefulness of a Digital Twin of the cogeneration plant is the final objective, this would allow an increase in the efficiency and cost savings of the plant by having a digital tool reflecting the real behavior of the plant in designed situations, being a powerful aid when making decisions.

Not all processes within the cogeneration plant will be modeled, as this requires more resources. Therefore, this project will focus on modeling some of the most relevant processes and, finally, a simulator will be assembled that includes all those involved in the gas flow.

To show that this is possible, this project works with data from SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., a company focused on social welfare and sustainable development, supplying the technological and energy needs of its customers with a more efficient energy consumption. Its international business line in power generation is carried out through EPC (Engineering, Procurement, Construction) and ESCO (Energy Service Company) projects, which are a major business nowadays, based on cogeneration plants (Combined Heat-Power, CHP).

The fact of pursuing this objective through technologies such as neural networks, add great value to the project, as these are an innovative resource widely used, not only in industry, but in a broad spectrum of the productive sector. This globalization of the use of neural networks is due to the great impact that has been discovered in recent years that can have the processing and analysis of data that at first may seem unrelated (Deep Learning & Big Data).

### 3. Description of the plant and model used

#### 3.1. Description of the CHP plant

The subject of study is a trigeneration plant (generation of electrical energy and thermal energy in the form of heat and cold) built and operated by SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., which supplies the H10 hotel complex in Jamaica. This trigeneration plant is supported by two conventional combined cycle power plants, although they are outside the scope of this project.

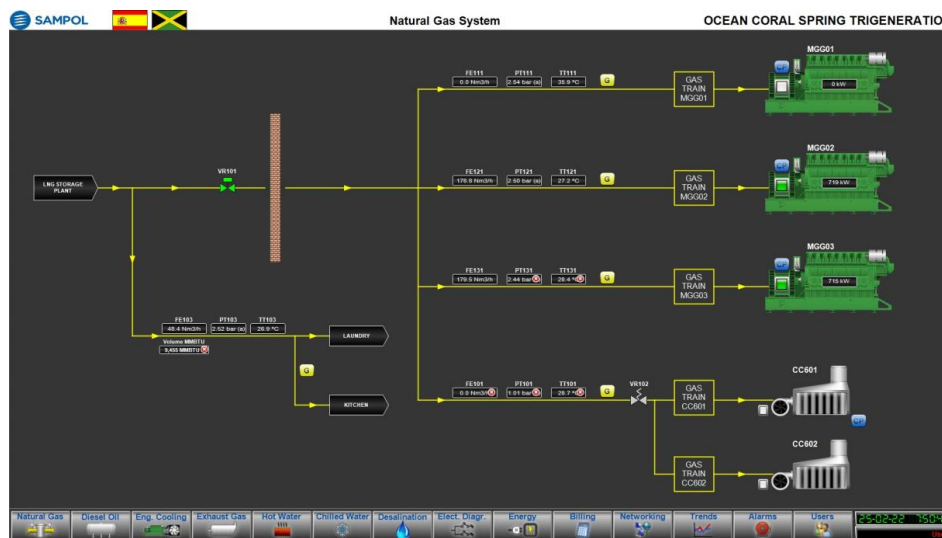


Illustration 9 – P&ID of the electrical generating system.

The subject of study is a trigeneration plant (generation of electrical energy and thermal energy in the form of heat and cold) built and operated by SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., which supplies the H10 hotel complex in Jamaica. This trigeneration plant is supported by two conventional combined cycle power plants, although they are outside the scope of this project.

##### 3.1.1 Electrical generation process

The electrical generation in the cogeneration plant is obtained mainly by the three Jenbacher internal combustion engines mentioned above which, although they can be fueled by different fuels, LNG (Liquified Natural Gas) is used as fuel to transform the chemical energy of this fuel into electrical energy. This process will produce electrical energy, exhaust gases and heat. The latter needs to be dissipated so that the engine structure does not reach temperatures high enough to cause the engine parts to expand, causing the engine to flu or even melt.

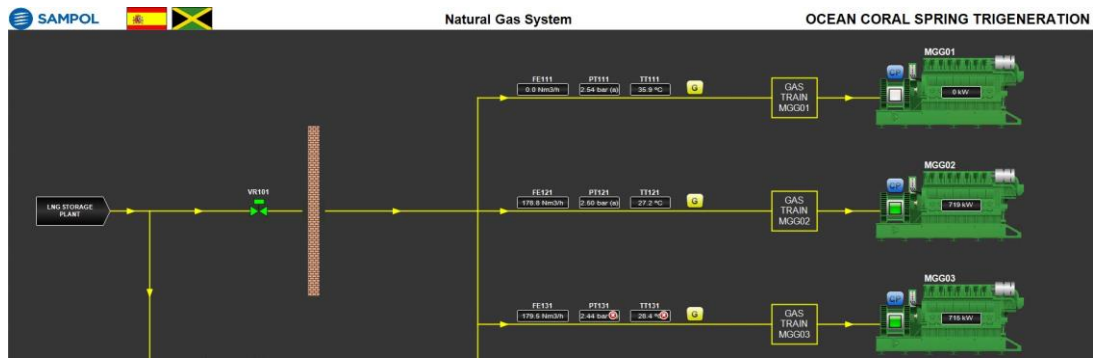


Illustration 10 – P&ID of LNG Flow to the plant.

### 3.1.2 Heat production process

Two different cooling circuits are used to dissipate the heat generated during combustion in the process of obtaining electrical energy: one high temperature (HT) and the other low temperature (LT); this cooling method is used, in general terms, in most power plants. Unlike conventional plants where the heat absorbed by the cooling system liquid is discarded, these water flows that have obtained part of the heat from the engine and therefore have increased their temperature, are used to heat the water of the installations by means of heat exchangers (IC60X).

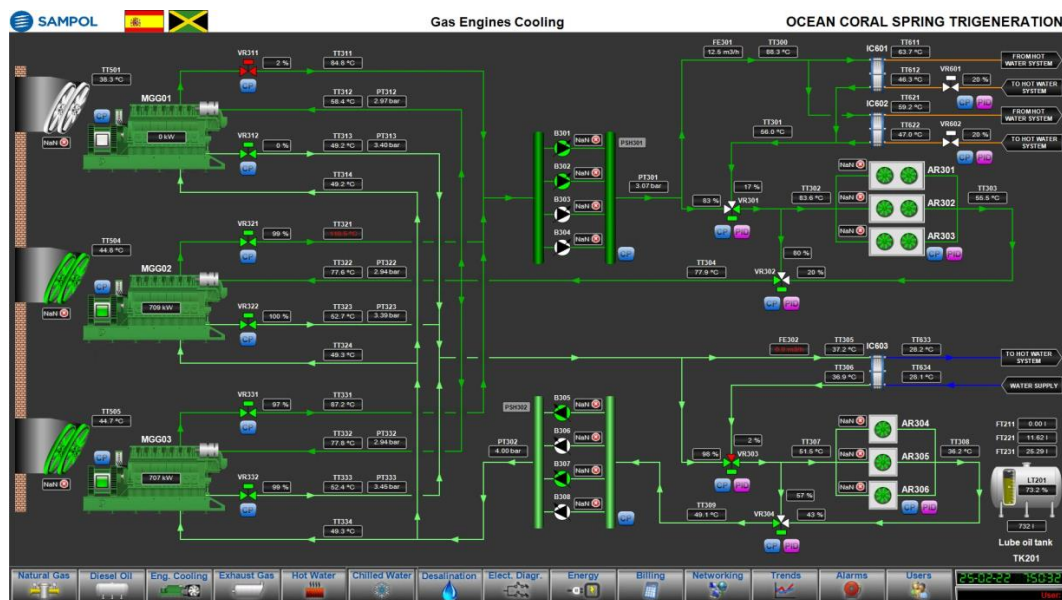


Illustration 11 – P&ID of the cooling system of the generators.

### 3.1.3 Cold distribution process

The exhaust gases that are also produced in the combustion process are at very high temperatures so that their thermal energy can also be used, unlike a conventional power plant that releases them into the atmosphere without taking advantage of their temperature. As shown in Illustration 5, the absorption machine participates in the generation of cold together with three cooling machines (EF70X), although the latter will not be part of the modeling.

The absorption machine is one of the key elements in the sustainability of this plant, as it uses the thermal energy of the exhaust gases to heat one water flow and cool another, which will be used to acclimatize the facilities. Once the heat from the gases has been harnessed, they are released into the atmosphere. This means that the plant does release noxious gases into the atmosphere, so it is not completely clean, but it makes maximum use of all the chemical energy stored in the fuel.

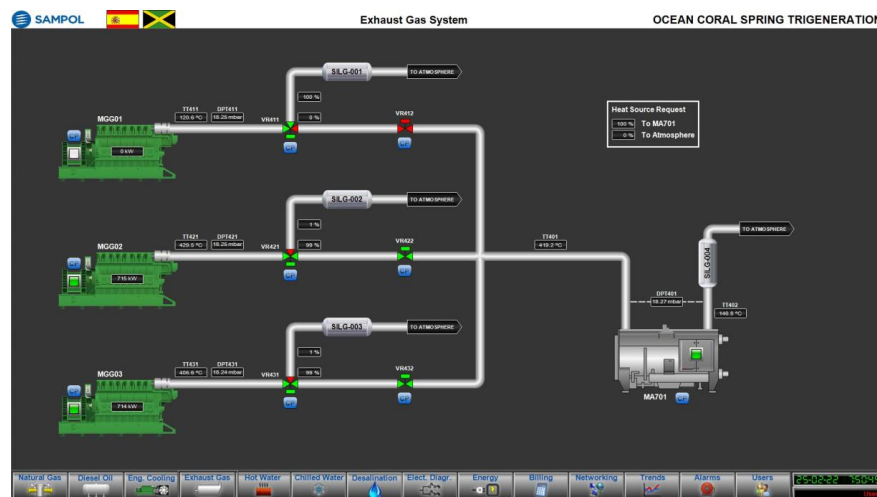


Illustration 12 – P&ID of the exhaust gas flow.

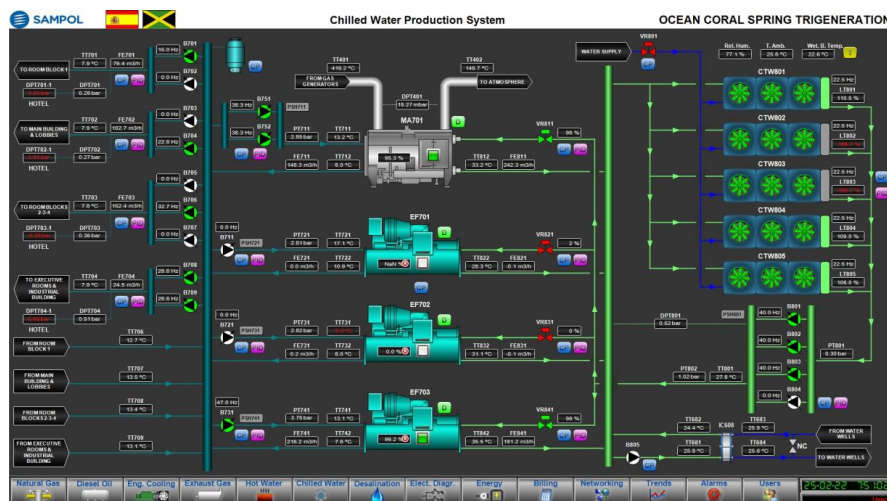


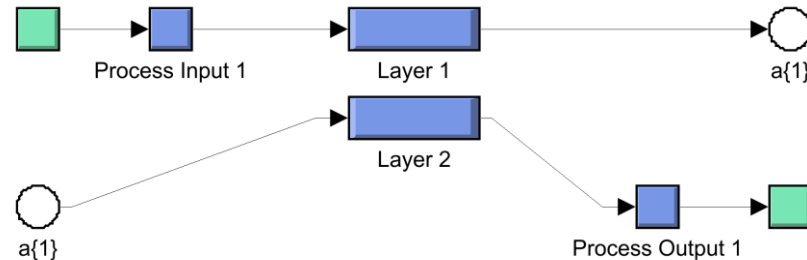
Illustration 13 – P&ID of the cold distribution system.

### 3.2. Description of the modeling and simulation system

Electrical and thermal power generation processes are governed by physical thermodynamic laws that are difficult to implement in a digital model, since they obey complex equations that would require a lot of computational power to solve simultaneously. For this reason, it was decided to model each process belonging to the study with an artificial neural network that, instead of solving these complex equations, learns the behavior of the process by training with past data from the plant. These data are obtained thanks to the numerous sensors that are installed in the plant as can be seen in the P&IDs, each numerical value is a sensor that sends the physical magnitude in digital signal.

#### 3.2.1 Process modeling description

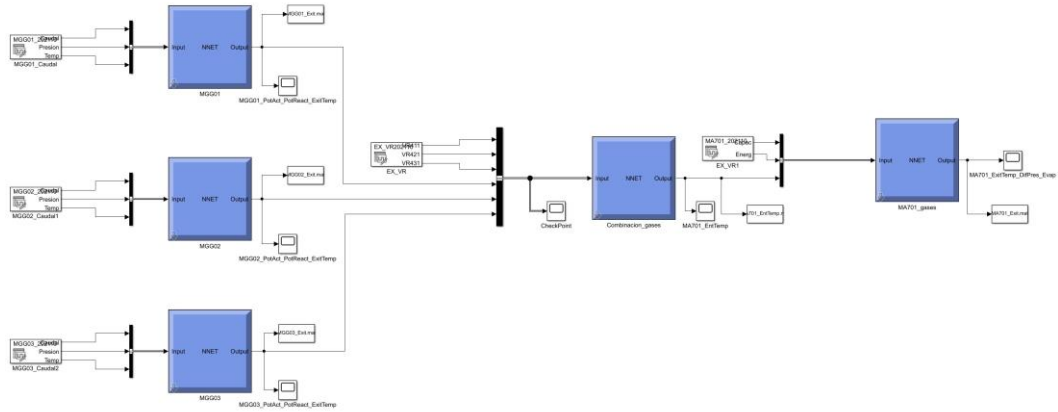
Different processes have been modeled through FNN (Fitting Neural Network) neural networks. These networks consist of a first layer of neurons with a tangential sigmoidal activation function that receives the input and flows into a second hidden layer with a linear activation function whose output will be the downstream prediction of the process.



*Illustration 14 – Simplified schematic of a fitting neural network (FNN).*

#### 3.2.2. Simulator description

Once the processes modeled by neural networks have been obtained, thanks to Matlab's Simulink tool, they can be interconnected and setpoint signals can be added to form a complete process. Figure 7 shows the flow of gases from LNG to the exhaust gases being released into the atmosphere.



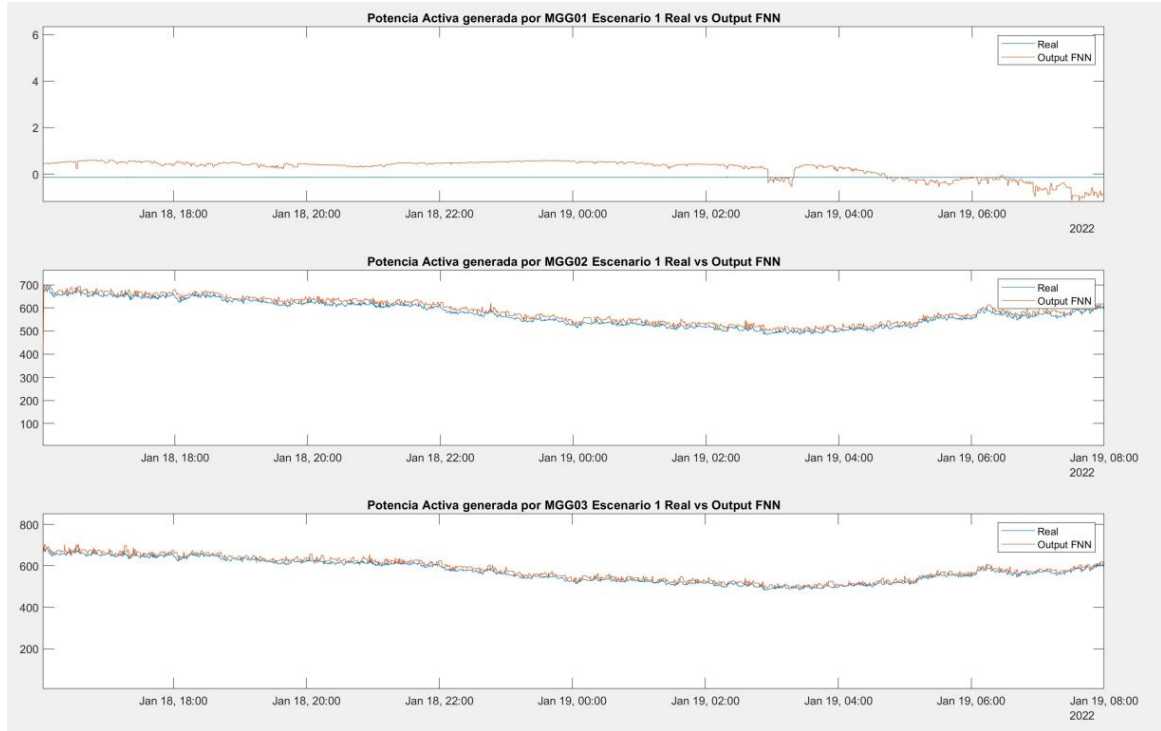
*Illustration 15 – Block diagram of the simplified simulator.*

Tests will be performed to verify the performance of these neural networks on the models independently and on the simulator as a whole. The results generated by these tests will be statistically analyzed in terms of their error, to show their validity in terms of the accuracy with which they have recreated the behavior of the plant.

#### 4. Results

When testing the models of the plant processes, it was observed that the neural networks obtained disparate results. In the ranges in which, in a previous statistical study, these networks had been trained more intensively because they had more data, the results showed high accuracy with practically zero percentage errors. On the other hand, outside these ranges, in which the training had not been so intense, there was a significant increase in the error as the model estimates behaved strangely.

For this reason, the final simulator was only tested in working regimes within these "usual working" ranges of the plant. Under these conditions, it was shown to be highly accurate in recreating the actual plant behavior with typical errors below 1%. This can be seen in one of the simulations executed in the development of the simulator in Illustration 8, where the active power generation simulated in scenario 1 is shown.



*Illustration 16. Simulated power in scenario 1.*

## 5. Conclusions

Having studied and analyzed in multiple ways both the original data and the results obtained thanks to the process modeling, the possibility of creating a Digital Twin on the plant seems more real. With a common PC and with the programming of some simple codes, it has been possible to recreate the operation of a cogeneration plant in different processes, which are governed by complex thermodynamic, electromagnetic, and other laws.

Considering the work done as a success, we are aware of the limitations of this, having provided the models with ideal conditions for their operation. Despite having limited time and resources to carry out this project, simplifications had to be made in all aspects, from data processing and training of the neural networks to the simulation environment. Obtaining a larger data set that intensively covers the entire spectrum of possible plant work, along with an increase in the size and degree of interconnection of the networks responsible for modeling the processes, would do away with many of the limitations found here. This would make the simulator and model a truly useful tool for a real plant.

As an extension of this project, a number of ideas are also put forward that can augment the functions performed by this project. The implementation of an RNN (Recurrent Neural Network), specifically an LSTM (Long Short-Term Memory), would allow instantaneous prediction of electrical power demand based on past demands. This, together with an inverse generation model to the one created in this work, where knowing the demanded power, the flow, pressure, and temperature of the LNG can be estimated to cover it, would allow adjustments to be made to the setpoints or help to make decisions such as which generators should be connected under those conditions. The number of functionalities that different neural networks can bring to tools dedicated to better manage the assets of a plant, thus making it more efficient, are limitless.

This project demonstrates the potential that neural networks have as a simulation tool and their usefulness is limited only by available technology or imagination.

## 6. References

- [1] BBVA. (May 4<sup>th</sup>, 2021). *Qué es la cogeneración: la industria frente al espejo de la transición energética*. Article: <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-la-cogeneracion-la-industria-frente-al-espejo-de-la-transicion-energetica/>
- [2] Equipo editorial de ProfesionalesHoy. (June 23<sup>rd</sup>, 2021). *La cogeneración mejorará el precio de la electricidad*. TecnoEnergía. Article: <https://profesionaleshoy.es/energia/2021/06/23/la-cogeneracion-mejorara-el-precio-de-la-electricidad/15954>
- [3] Hagan, M. y Demuth, B. (2014). *Neural Network Design, 2nd Edition*. Oklahoma State University (Ed.).
- [4] Roca, R. (June 28<sup>th</sup>, 2022). *La mitad de la cogeneración se para en España tras la puesta en marcha de la excepción ibérica*. El periódico de la energía. Article: <https://elperiodicodelaenergia.com/la-mitad-de-la-cogeneracion-se-para-en-espana-tras-la-puesta-en-marcha-de-la-excepcion-iberica/>

## *Índice de la memoria*

|                                                                           |           |
|---------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>Capítulo 1. Introducción .....</b>                                     | <b>8</b>  |
| 1.1 Contexto .....                                                        | 8         |
| 1.2 Justificación.....                                                    | 10        |
| 1.3 Objetivos .....                                                       | 11        |
| 1.4 Alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU ..... | 12        |
| 1.5 Recursos empleados .....                                              | 14        |
| <b>Capítulo 2. Estado de las Tecnologías .....</b>                        | <b>15</b> |
| 2.1 Las plantas de cogeneración en la actualidad.....                     | 15        |
| 2.2 Industria 4.0.....                                                    | 17        |
| 2.3 Las redes neuronales en la actualidad .....                           | 18        |
| <b>Capítulo 3. Descripción del sistema físico .....</b>                   | <b>21</b> |
| 3.1 Proceso de generación eléctrica.....                                  | 21        |
| 3.2 Procesos de generación de energía térmica en forma de calor .....     | 23        |
| 3.3 Procesos de generación de energía térmica en forma de frío .....      | 24        |
| <b>Capítulo 4. Descripción del modelo .....</b>                           | <b>27</b> |
| 4.1 Justificación.....                                                    | 27        |
| 4.2 Objetivos Técnicos .....                                              | 28        |
| 4.3 Metodología.....                                                      | 29        |
| 4.3.1 Tratamiento de los datos .....                                      | 29        |
| 4.3.2 Entrenamiento de los modelos.....                                   | 30        |
| 4.3.3 Obtención y análisis de los resultados .....                        | 31        |
| <b>Capítulo 5. Desarrollo del modelo .....</b>                            | <b>33</b> |
| 5.1 Obtención y Procesado de datos.....                                   | 33        |
| 5.1.1 Obtención, Análisis y Filtrado de datos .....                       | 33        |
| 5.1.2 Contextualización de los datos.....                                 | 38        |
| 5.1.3 Análisis Estadístico .....                                          | 41        |
| 5.1.4 Búsqueda de correlaciones.....                                      | 62        |
| 5.2 Desarrollo del modelado de procesos.....                              | 67        |
| 5.2.1 Definición de los modelos .....                                     | 67        |
| 5.2.2 Definición de las redes neuronales .....                            | 70        |
| 5.2.3 Procesos de Entrenamiento y Validación de los modelos .....         | 73        |
| 5.3 Simulación.....                                                       | 93        |

---

|                                                                          |            |
|--------------------------------------------------------------------------|------------|
| 5.3.1 Diseño.....                                                        | 93         |
| 5.3.2 Validación y Prueba del simulador.....                             | 96         |
| <b>Capítulo 6. Análisis de Resultados.....</b>                           | <b>117</b> |
| <b>Capítulo 7. Conclusiones y Trabajos Futuros.....</b>                  | <b>128</b> |
| <b>Bibliografía .....</b>                                                | <b>131</b> |
| <b>ANEXO I. Código fuente.....</b>                                       | <b>132</b> |
| <b>ANEXO II. Análisis estadístico por meses .....</b>                    | <b>161</b> |
| <b>ANEXO III. Análisis estadístico del error en los resultados .....</b> | <b>176</b> |

## Índice de figuras

|                                                                                                              |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1. Objetivos de Desarrollo Sostenibles (ODS), ONU .....                                               | 12 |
| Figura 2. Caída de la Producción Cogeneración 2022 vs 2021 [%] en España. Red Eléctrica .....                | 16 |
| Figura 3. Esquema simple de una red neuronal.....                                                            | 19 |
| Figura 4. P&ID del suministro de gas a la planta de cogeneración H10.....                                    | 22 |
| Figura 5. P&ID del sistema de refrigeración y de distribución de calor en la planta.....                     | 23 |
| Figura 6. P&ID de la circulación de los gases de escape en la planta.....                                    | 25 |
| Figura 7. P&ID del sistema para la distribución de frío de la planta. ....                                   | 25 |
| Figura 8. Ejemplo de la configuración de la herramienta Import de Matlab.....                                | 36 |
| Figura 9. Gráfico de cajas del caudal de LNG al generador MGG03. ....                                        | 37 |
| Figura 10. Gráfico de cajas del caudal de LNG .....                                                          | 43 |
| Figura 11. Histograma del caudal de LNG.....                                                                 | 43 |
| Figura 12. Gráfico de cajas de la presión de LNG a los generadores.....                                      | 45 |
| Figura 13. Histograma de la presión del LNG.....                                                             | 45 |
| Figura 14. Gráfico de cajas de la temperatura de LNG a los generadores. ....                                 | 46 |
| Figura 15. Histograma de la temperatura de LNG a los generadores.....                                        | 47 |
| Figura 16. Gráfico de cajas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración HT. ....                 | 49 |
| Figura 17. Histograma de la temperatura de entrada del sistema de refrigeración HT. ....                     | 49 |
| Figura 18. Gráfico de cajas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración LT. ....                 | 51 |
| Figura 19. Histograma de la temperatura de entrada del sistema de refrigeración LT.....                      | 51 |
| Figura 20. Gráfico de cajas de la producción de potencia activa por los generadores. ....                    | 53 |
| Figura 21. Histograma de la potencia activa producida por los generadores. ....                              | 54 |
| Figura 22. Gráfico de cajas de la producción de potencia reactiva por los generadores. ....                  | 55 |
| Figura 23. Histograma de la producción de potencia reactiva por los generadores. ....                        | 55 |
| Figura 24. Gráfico de cajas de la potencia térmica evaporada por MA701. ....                                 | 57 |
| Figura 25. Histograma de la potencia térmica evaporada por MA701.....                                        | 58 |
| Figura 26. Gráfico de cajas del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT. ....                       | 59 |
| Figura 27. Histograma del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT.....                              | 60 |
| Figura 28. Gráfico de cajas del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT.....                        | 61 |
| Figura 29. Histograma del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT. ....                             | 61 |
| Figura 30. Gráfico de la regresión lineal caudal vs potencia activa. ....                                    | 63 |
| Figura 31. Línea de regresión Temperatura gases de escape vs Energía evaporada en MA701.....                 | 66 |
| Figura 32. Estructura de los modelos de los generadores.....                                                 | 68 |
| Figura 33. Estructura de los modelos de la circulación del sistema de refrigeración por los generadores..... | 68 |
| Figura 34. Estructura del modelo del flujo de gases por MA701.....                                           | 69 |
| Figura 35. Estructura del modelo de combinación de gases de escape. ....                                     | 69 |
| Figura 36. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de los generadores.....                  | 74 |
| Figura 37. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de los generadores.....                     | 75 |
| Figura 38. Modelo de los generadores de la planta. ....                                                      | 76 |
| Figura 39. Potencia activa generada Real vs Output FNN. ....                                                 | 77 |
| Figura 40. Potencia reactiva generada Real vs Output FNN.....                                                | 78 |

|                                                                                                             |     |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 41. Temperatura de los gases de escape Real vs Output FNN.....                                       | 79  |
| Figura 42. Histograma del error de entrenamiento en la modelización del sistema de refrigeración.....       | 80  |
| Figura 43. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de los generadores.....                    | 81  |
| Figura 44. Modelo en Simulink del sistema de refrigeración.....                                             | 82  |
| Figura 45. Temperatura saliente de los gases de escape en el sist. refrigeración LT Real vs Output FNN..... | 83  |
| Figura 46. Zoom de la Figura 45.....                                                                        | 83  |
| Figura 47. Temperatura saliente de los gases de escape en el sist. refrigeración LT Real vs Output FNN..... | 84  |
| Figura 48. Zoom sobre la Figura 47, MGG02.....                                                              | 84  |
| Figura 49. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de la combinación de gases.....         | 86  |
| Figura 50. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de la combinación de gases.....            | 86  |
| Figura 51. Modelo en Simulink del proceso de combinación de gases de escape.....                            | 87  |
| Figura 52. Temperatura tras la combinación de los GGE Real vs Output FNN.....                               | 88  |
| Figura 53. Zoom de la Figura 52.....                                                                        | 88  |
| Figura 54. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de la máquina de absorción.....         | 90  |
| Figura 55. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de la máquina de absorción.....            | 90  |
| Figura 56. Modelo en Simulink del proceso de flujo de gases por MA701.....                                  | 91  |
| Figura 57. Temperatura tras la combinación de los GGE Real vs Output FNN.....                               | 92  |
| Figura 58. Simulador en Simulink de Matlab.....                                                             | 95  |
| Figura 59. Gráfico de las potencias activas generadas por cada máquina.....                                 | 97  |
| Figura 60. Zoom sobre potencia 0 de la Figura 59.....                                                       | 98  |
| Figura 61. Potencia Activa real generada en el escenario 1.....                                             | 99  |
| Figura 62. Variables de entrada del escenario 1.....                                                        | 99  |
| Figura 63. Potencia Activa generada en el escenario 2.....                                                  | 100 |
| Figura 64. Variables de entrada del escenario 2.....                                                        | 100 |
| Figura 65. Potencia Activa generada en el escenario 3.....                                                  | 101 |
| Figura 66. Variables de entrada del escenario 3.....                                                        | 101 |
| Figura 67. Potencia activa generada. Escenario 1 Real vs Simulación.....                                    | 102 |
| Figura 68. Potencia activa generada. Escenario 1 Real vs Simulación.....                                    | 103 |
| Figura 69. Temperatura gases de escape. Escenario 1 Real vs Simulación.....                                 | 104 |
| Figura 70. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 1 Real vs Simulación....                         | 105 |
| Figura 71. Señales de salida de MA701. Escenario 1 Real vs Simulación.....                                  | 106 |
| Figura 72. Potencia activa generada. Escenario 2 Real vs Simulación.....                                    | 107 |
| Figura 73. Potencia reactiva generada. Escenario 2 Real vs Simulación.....                                  | 108 |
| Figura 74. Temperatura gases de escape. Escenario 2 Real vs Simulación.....                                 | 109 |
| Figura 75. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 2 Real vs Simulación....                         | 110 |
| Figura 76. Señales de salida de MA701. Escenario 2 Real vs Simulación.....                                  | 111 |
| Figura 77. Potencia activa generada. Escenario 3 Real vs Simulación.....                                    | 112 |
| Figura 78. Potencia reactiva generada. Escenario 3 Real vs Simulación.....                                  | 113 |
| Figura 79. Temperatura gases de escape. Escenario 3 Real vs Simulación.....                                 | 114 |

|                                                                                                               |     |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 80. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 3 Real vs Simulación. ...                          | 115 |
| Figura 81. Señales de salida de MA701. Escenario 2 Real vs Simulación. ....                                   | 116 |
| Figura 82. Histograma del caudal de LNG en el generador MGG01 por meses.....                                  | 161 |
| Figura 83. . Histograma del caudal de LNG en el generador MGG02 por meses.....                                | 162 |
| Figura 84. Histograma del caudal de LNG en el generador MGG03 por meses.....                                  | 162 |
| Figura 85. . Histograma de la presión del LNG en el generador MGG01 por meses. ....                           | 163 |
| Figura 86. Histograma de la presión del LNG en el generador MGG02 por meses. ....                             | 163 |
| Figura 87. Histograma de la presión del LNG en el generador MGG03 por meses. ....                             | 164 |
| Figura 88. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG01 por meses. .                            | 165 |
| Figura 89. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG02 por meses. .                            | 166 |
| Figura 90. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG03 por meses. .                            | 166 |
| Figura 91. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG01 por meses. ....            | 167 |
| Figura 92. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG02 por meses. ....            | 168 |
| Figura 93. Figura 94. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG03 por meses. .... | 168 |
| Figura 95. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG01 por meses. ....            | 169 |
| Figura 96. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG02 por meses. ....            | 170 |
| Figura 97. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG03 por meses. ....            | 170 |
| Figura 98. Histograma de la potencia activa generada por MGG01 por meses. ....                                | 171 |
| Figura 99. Histograma de la potencia activa generada por MGG02 por meses. ....                                | 172 |
| Figura 100. Histograma de la potencia activa generada por MGG03 por meses. ....                               | 172 |
| Figura 101. Histograma de la potencia reactiva generado por MGG01 por meses.....                              | 173 |
| Figura 102. Histograma de la potencia reactiva generada por MGG02 por meses. ....                             | 173 |
| Figura 103. Histograma de la potencia reactiva generada por MGG03 por meses. ....                             | 174 |
| Figura 104. Histograma de la potencia térmica evaporada por MA701 por meses.....                              | 175 |
| Figura 105. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 1.....                                  | 176 |
| Figura 106. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 1. ....                               | 177 |
| Figura 107. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 1. ....                    | 177 |
| Figura 108. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 1. ....        | 178 |
| Figura 109. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 1. ....                  | 178 |
| Figura 110. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 1. ....         | 179 |
| Figura 111. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 1. ....                                 | 179 |
| Figura 112. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 1. ..                        | 180 |
| Figura 113. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 2.....                                  | 180 |
| Figura 114. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 2. ....                               | 181 |
| Figura 115. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 2. ....                    | 181 |
| Figura 116. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 2. ....        | 182 |

|                                                                                                   |     |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 117. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 2.           | 182 |
| Figura 118. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 2.  | 183 |
| Figura 119. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 2.                          | 183 |
| Figura 120. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 2. ..            | 184 |
| Figura 121. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 3.....                      | 184 |
| Figura 122. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 3. ....                   | 185 |
| Figura 123. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 3. ....        | 185 |
| Figura 124. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 3. | 186 |
| Figura 125. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 3.           | 186 |
| Figura 126. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 3.  | 187 |
| Figura 127. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 3. ....                     | 187 |
| Figura 128. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 3. ..            | 188 |

## *Índice de tablas*

|                                                                                                        |     |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabla 1. Descripción de los datos de generación eléctrica y refrigeración .....                        | 39  |
| Tabla 2. Descripción de los datos del flujo de gases .....                                             | 40  |
| Tabla 3. Estadísticas del caudal de LNG entrante a los generadores. ....                               | 42  |
| Tabla 4. Estadísticas de la presión del LNG entrante a los generadores. ....                           | 44  |
| Tabla 5. Estadísticas de la temperatura del LNG entrante a los generadores.....                        | 46  |
| Tabla 6. Estadísticas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración HT.....                  | 48  |
| Tabla 7. Estadísticas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración LT. ....                 | 50  |
| Tabla 8. Estadísticas de la potencia activa producida por los generadores. ....                        | 53  |
| Tabla 9. Estadísticas de la potencia reactiva producida por los generadores. ....                      | 54  |
| Tabla 10. Estadísticas de la potencia térmica evaporada por MA701.....                                 | 57  |
| Tabla 11. Estadísticas de del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT.....                    | 59  |
| Tabla 12. Estadísticas de del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT. ....                   | 60  |
| Tabla 13. Regresiones lineales inputs MGG03 vs Potencia Activa. ....                                   | 64  |
| Tabla 14. Regresiones lineales inputs MGG03 vs Potencia Reactiva. ....                                 | 64  |
| Tabla 15. Regresiones lineales Potencia Activa vs Gradiente de temp. del sist. de refrigeración.....   | 65  |
| Tabla 16. Regresiones lineales Potencia Reactiva vs Gradiente de temp. del sist. de refrigeración..... | 65  |
| Tabla 17. Regresión lineal Temp. gases de escape vs energía evaporada por MA701. ....                  | 66  |
| Tabla 18. Regresión lineal Capacidad MA701 vs energía evaporada por MA701. ....                        | 66  |
| Tabla 19. Resultados de la iteración en el entrenamiento de una red neuronal.....                      | 72  |
| Tabla 20. Resultados del entrenamiento de los modelos de los generadores. ....                         | 74  |
| Tabla 21. Resultados del entrenamiento de los modelos del sistema de refrigeración. ....               | 80  |
| Tabla 22. Resultados del entrenamiento del modelo de combinación de GGE. ....                          | 85  |
| Tabla 23. Resultados del entrenamiento del modelo de la máquina de absorción. ....                     | 89  |
| Tabla 24. Variables de entrada del simulador. ....                                                     | 94  |
| Tabla 25. Variables de salida del simulador.....                                                       | 94  |
| Tabla 26. Rangos de trabajo buscados en las muestras para la prueba del simulador.....                 | 96  |
| Tabla 27. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 1. ....                        | 118 |
| Tabla 28. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 1. ....                      | 118 |
| Tabla 29. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 1.....                   | 119 |
| Tabla 30. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 1. ....                  | 120 |
| Tabla 31. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 1.....                          | 120 |
| Tabla 32. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 2. ....                        | 121 |
| Tabla 33. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 2. ....                      | 121 |
| Tabla 34. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 2. ....                  | 121 |
| Tabla 35. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 2. ....                  | 123 |
| Tabla 36. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 2.....                          | 123 |
| Tabla 37. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 3. ....                        | 124 |
| Tabla 38. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 2. ....                      | 124 |
| Tabla 39. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 3.....                   | 125 |
| Tabla 40. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 2. ....                  | 126 |
| Tabla 41. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 2.....                          | 126 |

## Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

### *1.1 CONTEXTO*

Desde el siglo pasado, aunque en especial en el siglo actual, los gobiernos y las empresas han caído en la cuenta de que los recursos tradicionales más empleados para la generación de energía a lo largo de todo el mundo, los combustibles fósiles, son limitados y se acabarán en algún momento. La existencia limitada de estos recursos hace que sean más preciados que nunca, su valor aumenta cada año afectado por conflictos bélicos y disputas geopolíticas, como puede verse claramente en el momento de la redacción de esta memoria debido a la invasión rusa en Ucrania.

A esta limitación en el uso de recursos, se le suma el impacto que tiene su aprovechamiento sobre el medio ambiente. Los niveles de CO<sub>2</sub> y otros gases perjudiciales para el ecosistema que se desprenden al emplear estos combustibles fósiles, generan una serie de impactos en nuestro planeta. Recientemente, la comunidad científica ha comenzado a divulgar el hecho de que estos impactos pueden provocar daños irreparables en el medio ambiente si no se frena el acelerado deterioro que sufre la Tierra.

Para poder mantener el nivel de vida del cual la sociedad goza en la actualidad, al mismo tiempo que conservar el ecosistema, la comunidad tecnológica se está centrando en reducir emisiones mediante dos planteamientos: la transición hacia energías renovables o limpias y el máximo aprovechamiento de los recursos, maximizar la eficiencia. Debido a que la transición energética hacia energías renovables requiere de una gran inversión y un mayor desarrollo tecnológico, la industria hasta hace unos años se centraba en aumentar la eficiencia de las plantas de generación al, no solo reducir emisiones, sino también conllevar una reducción de costes. Aunque hoy en día los gobiernos se están centrando en el desarrollo de las energías verdes y aportando grandes inversiones, todavía queda un largo camino para que la transición sea completa.

Una de las soluciones que se está empleando para aumentar la eficiencia de estas plantas de generación eléctrica, todavía utilizando combustible fósil, son las plantas de cogeneración. Una planta de cogeneración busca optimizar la eficiencia de los generadores alimentados por combustibles fósiles de una planta de generación, aprovechando el calor producido en la generación de energía eléctrica para la climatización y el suministro de agua de instalaciones. Gracias a esto, en el proceso de generación eléctrica, se obtiene a su vez energía térmica en forma de calor y/o frío, haciendo que la eficiencia de estas plantas aumente hasta un 40% frente a la eficiencia de una planta de generación convencional.

Otra de las formas por la cuales la tecnología busca aumentar la eficiencia en la industria, a diferencia de tratar de aprovechar la máxima cantidad de la energía química que contiene el combustible, es mediante una mejor gestión de los activos en planta. Esta evolución, la cual sigue desarrollándose y todavía está lejos de estar generalizada, se conoce como *Industria 4.0*, la cuarta revolución industrial. La Industria 4.0 busca digitalizar sistemas físicos mediante el uso de herramientas de simulación basadas en el procesamiento, mediante algoritmos, de cantidad masivas de datos (Big Data) obtenidos mediante numerosos sensores que traducen la información física (temperatura, presión, caudal) en información digital, con el objetivo final de crear una unidad entre los sistemas físicos y digitales.

Una de las herramientas de esta nueva industria son los *Digital Twins* o *Gemelos Digitales*, los cuales buscan crear un modelo del sistema físico a partir de datos, que represente a tiempo real el funcionamiento de éste, con la intención de poder monitorizar, diagnosticar e incluso predecir el rendimiento de un sistema o proceso.

Estos procesos físicos normalmente son computacionalmente muy exigentes al estar regidos por leyes físicas las cuales se tratan de representar mediante ecuaciones complejas que son realmente difíciles de resolver en muchos casos. Una alternativa a la necesidad de emplear mucho tiempo y recursos a solucionar estas ecuaciones de manera matemática es aprender cómo funciona el proceso de una manera oculta en la naturaleza, las redes neuronales. Las *redes neuronales artificiales* o *artificial neural networks* tratan de simular el funcionamiento del cerebro animal mediante funciones de activación entre neuronas. Pertenecen al mundo del *Deep Learning*, identificando relaciones y patrones detectados gracias al procesamiento de datos del pasado del sistema o proceso.

## **1.2 JUSTIFICACIÓN**

Con todo esto, este proyecto tratará de trabajar con técnicas de modelización, en concreto las redes neuronales FNN (Fitting *Neural Networks*), con el fin de digitalizar activos y procesos de una planta de cogeneración. Una vez obtenido el modelo, se podrán simular funcionamientos, comparar rendimientos y tomar decisiones en distintos escenarios. La prueba de la utilidad de un Digital Twin de la planta de cogeneración es el objetivo final, esto permitiría un aumento de la eficiencia y ahorro de los costes de la planta al tener una herramienta digital reflejando el comportamiento real de la planta en situaciones diseñadas, siendo una potente ayuda a la hora de la toma de decisiones.

Dentro de la planta de cogeneración no serán modelizados todos los procesos, al eso requerir de más recursos. Por ello, este proyecto se centrará en modelizar algunos de los procesos más relevantes y, finalmente se ensamblará un simulador que incluya todos aquellos involucrados en el flujo de gases.

Para mostrar que esto es posible, este proyecto trabaja con los datos de SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., una empresa centrada en el bienestar social y el desarrollo sostenible, abasteciendo las necesidades tecnológicas y energéticas de sus clientes con un consumo energético más eficiente. Su línea de negocio internacional en generación de Energía se lleva a cabo a través de proyectos EPC (*Engineering, Procurement, Construction*) y ESCO (*Energy Service Company*), los cuales son un negocio mayoritario hoy en día, basados en plantas de cogeneración (*Combined Heat-Power, CHP*).

El hecho de buscar este objetivo a través de tecnologías como las redes neuronales añade un gran valor al proyecto, al ser estas un innovador recurso empleado ampliamente, no solo en la industria, sino en un amplio espectro del sector productivo. Esta globalización del uso de redes neuronales se debe a la gran repercusión que se ha descubierto en los últimos años que puede tener el procesamiento y análisis de datos que en un principio pueden no parecer relacionados (*Deep Learning & Big Data*).

### **1.3 OBJETIVOS**

Pese a que el objetivo final del proyecto no es crear un Gemelo Digital de la planta de cogeneración, ya que eso requeriría de muchos más recursos, sí se busca un buen modelizado de ciertos elementos, los activos mecánicos costosos, de la planta, que sea válido y útil además de poder aportar significativamente a un hipotético Gemelo Digital de la planta de cogeneración en cuestión, como extensión de este proyecto.

El objetivo principal es la modelización de ciertos procesos de planta de cogeneración mediante técnicas novedosas empleando redes neuronales. Dentro de la planta de cogeneración se busca modelar los activos de planta costosos, como son los motores de generación, los cuales poseen dinámicas altamente no-lineales. La finalidad en el modelizado de los activos costosos es adquirir la capacidad de ayudar a un funcionamiento más eficiente de la planta al ser una herramienta para la toma de decisiones, además de poder realizar diagnósticos y pronósticos para así reducir costes de mantenimiento y aumentar la fiabilidad de esta.

Además, los proveedores de los activos de planta suelen proporcionar datos en regímenes muy concretos, los cuales pueden estar alejados de las necesidades del cliente. Por ello, esta modelización podría emplearse como referencia para el estudio de futuros proyectos, siendo capaz de simular el activo en todos los espectros de funcionamiento. Esto no solo ayudaría a predecir el rendimiento esperado de la máquina, sino que también podría ser un factor decisivo a la hora de escoger el activo que mejor se adapte a las condiciones de funcionamiento de una planta concreta.

### ***1.4 ALINEACIÓN CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE DE LA ONU***

Los Objetivos de Desarrollo Sostenible fueron establecidos por la Organización de las Naciones Unidas para aplicarse en los ámbitos social, económico y ambiental. Esta misma organización los define como: “un llamado universal a la acción para poner fin a la pobreza, proteger el planeta y garantizar que para el 2030 todas las personas disfruten de paz y prosperidad.”<sup>1</sup>



*Figura 1. Objetivos de Desarrollo Sostenibles (ODS), ONU*

<sup>1</sup> “Objetivos de Desarrollo Sostenible”. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD). 2015

Este proyecto tiene en común con los propuestos por la ONU los objetivos 7,9,11 y 12:

Objetivo 7º: Energía asequible y no contaminante. Las plantas que se busca modelizar ahorran importaciones de energía al poder abastecer las necesidades de áreas de pequeño y mediano tamaño. Al situarse estas plantas de manera local para el autoconsumo, la gran parte de las pérdidas en transporte se erradican, que, sumado a su alta eficiencia, se traduce en un ahorro económico y una reducción de gases contaminantes.

Objetivo 9º: Industria, Innovación e Infraestructura. Se calcula que el 20% del PIB<sup>2</sup> español es fabricado con energía proveniente de plantas de cogeneración, por lo que una mejora en el funcionamiento de estas supone una mejora en la industria. Esta mejora de funcionamiento se obtendría gracias a un Gemelo Digital, tecnología puntera e innovadora.

Objetivo 11º: Ciudad y comunidades sostenibles. Las plantas de cogeneración se suelen emplear en instalaciones industriales para consumir y producir de forma local la energía producida por esta, tanto la eléctrica como el calor y/o frío. Este concepto se podría trasladar a comunidades, brindando a estas la capacidad de autoconsumo local sostenible. El Gemelo Digital que se trata de construir en este proyecto podría predecir los picos de demanda de la comunidad, así como qué tipo de activo mecánico es el más adecuado para las condiciones de funcionamiento de esta.

Objetivo 12º: Producción y consumo responsable. Mientras que las plantas de producción de energía convencional alcanzan hasta un 60% de rendimiento eléctrico gracias a innovaciones recientes con el ciclo combinado con gas natural, las plantas de cogeneración alcanzan rendimientos de hasta el 90%, ya que no solo produce electricidad gracias al generador, sino que también se extrae frío y/o calor proveniente del proceso termodinámico en estos. Esto convierte a las plantas de cogeneración en productoras de energía con un consumo de combustible mejor aprovechado al tener mayor eficiencia y, por lo tanto, menos combustible se tiene que emplear para obtener una misma cantidad de energía.

---

<sup>2</sup> “La cogeneración mejorará el precio de la electricidad”. TecnoEnergía 23 de junio, 2021

## ***1.5 RECURSOS EMPLEADOS***

- Value-Time Queues del Historian del SCADA System Platform de la planta
- Software:
  - MATLAB 2022a
  - SIMULINK
  - MATH, STATISTICS AND OPTIMIZATION, MATLAB
    - Curve Fitter
    - Distribution Fitter
  - MACHINE LEARNING AND DEEP LEARNING, MATLAB
    - Neural Net Fitting
    - Neural Net Time Series
- PC:
  - Microsoft Surface Book 2
  - CPU: Intel(R) Core (TM) i7-8650U CPU @ 1.90GHz, 2112 Mhz, 4 procesadores principales, 8 procesadores lógicos
  - 16 GB de RAM
  - SO: Microsoft Windows 11 Pro
  - GPU: NVIDIA GeForce GTX 1060

## **Capítulo 2. ESTADO DE LAS TECNOLOGÍAS**

### **2.1 LAS PLANTAS DE COGENERACIÓN EN LA ACTUALIDAD**

Una planta convencional de generación eléctrica se basa en la transformación de energía química, contenida en un combustible, en energía eléctrica a través de la combustión, la cual generará calor y gases de escape. Una planta de cogeneración no difiere mucho de este concepto mas que la generación de calor que produce la combustión en sus motores de combustión interna, no se ve como algo negativo que haya que resolver para un correcto funcionamiento de este, sino como una fuente de energía.

Los motores de combustión interna en los generadores de las plantas de cogeneración no son muy diferentes al de un coche, en el cual hay que evitar que el motor se caliente demasiado ya que podría llevar a que las piezas dilaten y el motor gripe o incluso a que las piezas se fundan. Pero a diferencia de estos últimos, las plantas de cogeneración emplean la energía que se absorbe al refrigerar los motores. El sistema de refrigeración es un sistema cerrado que contiene un fluido que absorbe el calor generado por el motor, disminuyendo la temperatura de este y aumentando la del fluido. En una planta de generación convencional el calor absorbido por este fluido es disipado al ambiente, desechando el valor energético que contiene. En una planta de cogeneración este calor se transmite a otros sistemas para poder aprovecharlo en la aclimatación de instalaciones o en forma de agua fría y caliente para las comunidades, aumentando la eficiencia de la planta hasta en un 40%, llegando al 94%.

Debido a que este tipo de plantas transmiten el calor absorbido de la combustión a otros sistemas, normalmente de agua, no pueden estar a grandes distancias del consumidor, ya que este calor se perdería en gran medida. Además, la producción es flexible y distribuida al tener control sobre la producción de la planta. Estas son las razones por las que se instalan cerca de comunidades que demandan grandes cantidades de energía y pueden aprovechar la energía térmica en las proximidades, haciéndolas idóneas para fábricas, complejos residenciales o complejos hoteleros.

Pese a que es una solución que aporta ahorro y sostenibilidad, las centrales de cogeneración en España están empezando a perder subvenciones y licencias al destinarse estas a las energías renovables y plantas de ciclo combinado. Esto produce un encarecimiento de los precios energéticos industriales al ser las plantas de cogeneración las más eficientes y en un punto donde la industria sigue teniendo una dependencia de los combustibles fósiles.

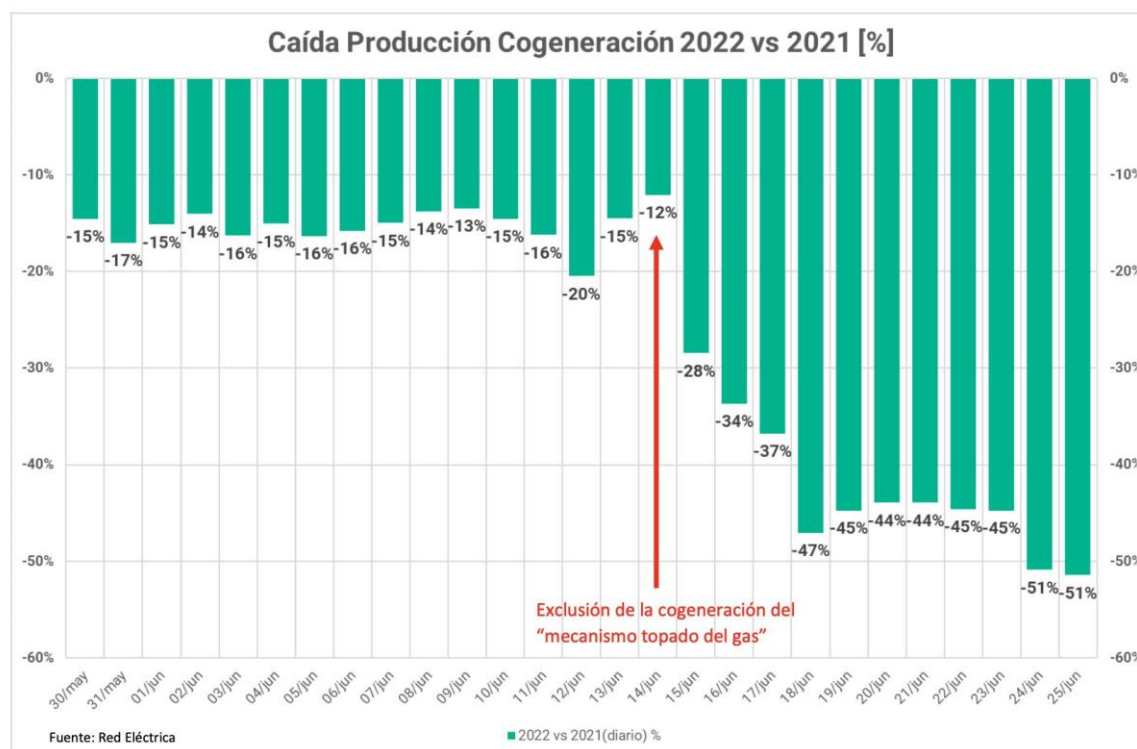


Figura 2. Caída de la Producción Cogeneración 2022 vs 2021 [%] en España. Red Eléctrica

## 2.2 INDUSTRIA 4.0

La Industria 4.0 se define como la transición digital de la industria, entre muchas de sus disciplinas se encuentran la analítica, la inteligencia artificial o el IoT (Internet of Things). Estas tecnologías se encuentran todavía en desarrollo por lo que en este proyecto se está tratando un tema novedoso y revolucionario. Esta cuarta etapa de la Revolución Industrial se basa en la recolección y el procesamiento de datos obtenidos de un sistema, proceso o un incluso negocio para poder digitalizarlo lo más fielmente posible a la realidad y así ser capaces de hacer un seguimiento, un diagnóstico o un pronóstico para una mejora en la gestión de este.

Hasta el momento, muchas de las ideas que planteaba la Industria 4.0 no eran posibles debido a limitaciones tecnológicas, en cambio, hoy en día se puede decir que muchos de estos obstáculos han sido superados. Alguno de los ejemplos que en el presente están cobrando mucha importancia son: la inteligencia artificial, la cual no era posible antaño debido a limitaciones de capacidad computacional, o el IoT, el cual es una de las piezas claves y que antes simplemente no era posible al no existir redes de telecomunicaciones que soportarán el tráfico de datos que la Industria 4.0 busca gestionar cada instante; esto ahora es posible gracias a redes LPWA (Low-Power Wide-Area), como Sigfox o LoRa, o el 5G ofreciendo latencias muy bajas.

Para poder trabajar la cantidad de datos que esta transición busca, tiene que entrar en juego el Big Data, otra de las piezas clave de esta revolución. El Big Data es una disciplina que estudia el procesamiento masivo de datos que, a través del Deep Learning o el Machine Learning, tiene el fin de encontrar el comportamiento de un proceso a través de patrones que pueden no ser intuitivos. Esto crea la posibilidad de utilizar nuevas herramientas donde el mundo físico tan solo entra en juego al final del proceso, pudiendo aprender el comportamiento de este a través de su gemelo en el mundo digital gracias a datos de procesos similares del pasado, esto se conoce como *Digital Twin*.

El concepto de *Digital Twin* o *Gemelo Digital* origina de la NASA que, al no poder realizar ensayos y pruebas constantes en sus prototipos, buscó realizarlos de manera digital, aunque con resultados fiables. Sigue siendo una tecnología emergente que todavía no se encuentra implementada en la industria de manera generalizada, aunque con un volumen de negocio anual en alza. Persigue la idea de poder recrear a la perfección cualquier tipo de proceso o sistema a través del procesamiento de datos.

### **2.3 LAS REDES NEURONALES EN LA ACTUALIDAD**

En un Digital Twin se encuentran numerosos procesos que en muchos casos se rigen por leyes físicas complejas que obedecen ecuaciones difíciles de resolver. La resolución matemática de estas ecuaciones simultánea e instantáneamente muchas veces no es posible. Las redes neuronales son una solución que, aunque su programación es compleja, la lógica y la resolución de procesos es mucho más simple.

Pese a datar de los años cuarenta, las redes neuronales no han tenido gran éxito en el pasado debido a la cantidad de recursos de procesado que requerían, aunque hoy en día están superados. Es por esto por lo que, pese a estar muchos años en la sombra, las redes neuronales artificiales han cobrado gran importancia en los últimos años al dotar de la capacidad de identificar características complejas escondidas en series temporales. Las redes neuronales artificiales buscan resolver problemas de manera similar a como lo hace un cerebro animal, mediante la activación lógica sucesiva de neuronas.

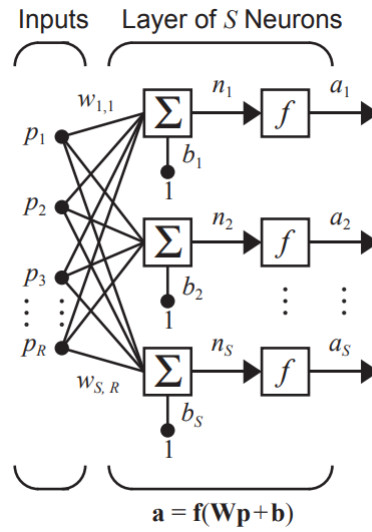


Figura 3. Esquema simple de una red neuronal.

Como se muestra en la Figura 3 una red neuronal recibe un número  $R$  de inputs los cuales se interconectan con cada una de las neuronas ( $S$ ) de la primera capa, con un valor representando el peso que conlleva cada input con cada neurona, por ejemplo, el peso del input  $R$  sobre la neurona  $S$  tiene un valor de  $w_{S,R}$ . Estos pesos reflejan la relevancia de cada input a la hora de activar las neuronas. Las neuronas reciben la señal de los inputs afectada por los pesos y a esto se le suma un valor constante denominado *bias* ( $b_S$  en la figura), el cual determina la importancia de cada una de las neuronas. Una vez cada neurona ha recibido estas señales ocurren dos operaciones. La primera de estas operaciones es la suma de todos los inputs multiplicados por sus pesos y añadiendo el bias, obteniendo como resultado la señal  $n_S$ .

$$n_s = \sum_{i=1}^R w_{S,i} + b_S$$

La señal  $n_s$  se hace pasar una función de activación determinada, esta función define parte de la naturaleza de la red neuronal. Existen multitud de funciones de activación empleadas en redes neuronales, pero con el fin de explicar de manera burda este tipo de redes, se pueden explicar mediante una función sigmoideal. Esta función de activación dará un valor fijo positivo si la señal recibida supera una cota, y un valor nulo si la señal es inferior a la cota.

Tras pasar por la función de activación, cada neurona devolverá un valor  $a_s$  el cual se emplea como input de la siguiente capa de neuronas o, en caso de ser la capa final, como output del proceso.

Al pertenecer al mundo del Deep Learning, se requiere de un proceso de entrenamiento, validación y prueba de las redes. Partiendo de una red neuronal “en blanco”, para poder obtener una red neuronal funcional, antes hay que entrenarla con datos pasados y validarla.

Este entrenamiento se realiza por “prueba y error”, donde la red neuronal recibe unos inputs y hace una predicción del output asignando valores de peso y bias, que será comparado con el dato real del output; existen diversos métodos de aprendizaje para hacer del “prueba y error” el método más eficiente posible.

Una vez la red ha sido entrenada, se prueba para comprobar que las predicciones realizadas por esta son correctas dentro de unos márgenes definidos.

Hoy en día son una de las soluciones más empleadas con creciente popularidad al, tras alcanzar capacidades computacionales antes inimaginables, haber demostrado predecir comportamientos alejados de la obviedad y ser fiables y rápidas herramientas para el modelado de procesos.

## **Capítulo 3. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA FÍSICO**

La planta de generación que será sujeto de estudio, con el fin de probar la posibilidad y utilidad de desarrollar un Digital Twin, será la planta de trigeneración construida y operada por SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A. localizada en Jamaica. La planta abastece la demanda eléctrica y térmica del complejo hotelero H10.

El término planta de trigeneración define una planta de cogeneración la cual provee de energía térmica en forma de calor y frío además de energía eléctrica. En ella se busca producir energía térmica aprovechando los gases de escape y el sistema de refrigeración de los motores de gas LNG (Liquid Natural Gas) para distribuir también calor y frío.

### ***3.1 PROCESO DE GENERACIÓN ELÉCTRICA***

Dentro de la planta de cogeneración en cuestión, la generación de energía eléctrica se obtiene convencionalmente mediante tres motores de gas Jenbacher, apoyados por dos centrales de ciclo combinado de menor tamaño que no formarán parte del estudio. Se muestra el P&ID del flujo de gas natural líquido a los motores en la Figura 4.

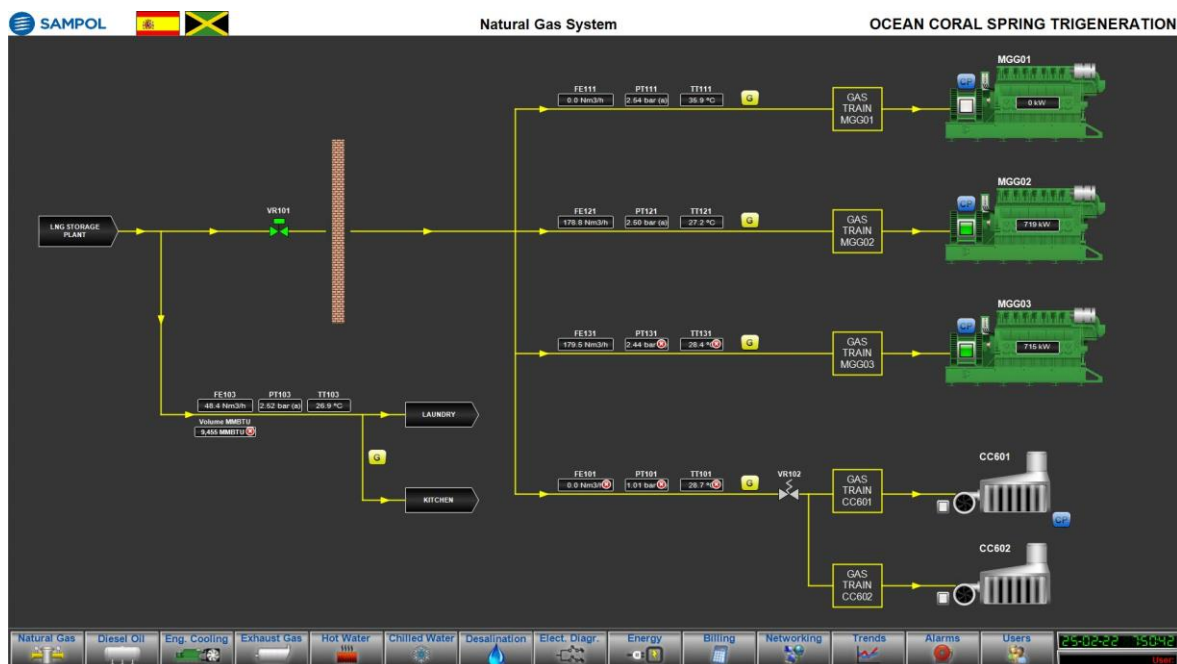


Figura 4. P&ID del suministro de gas a la planta de cogeneración H10

El suministro de gas entra en la planta, tras haber destinado parte a lavandería y cocina, hacia los tres motores de gas denominados como MGG00X en el P&ID y hacia las dos centrales de ciclo combinado (CC00X).

La turbina o motor de gas sigue un ciclo Brayton para transformar la energía interna del combustible en trabajo. El gas proveniente del suministro entra en la cámara de combustión mezclándose con aire, anteriormente comprimido para poder así cumplir la proporción estequiométrica. En este punto se producirá la combustión de la mezcla, aumentando el volumen y la temperatura de esta, para ser dirigida a una turbina que hará que el eje, conectado al generador eléctrico y al compresor, se mueva. Cuando este ciclo finaliza, la energía interna de la mezcla se ha transformado en el trabajo aportado al eje (generador eléctrico y compresor), en calor absorbido por la estructura del motor y en unos gases de escape con una energía interna (temperatura) restante. El trabajo aportado al eje se destinará a la producción de energía eléctrica gracias al generador, además, parte del trabajo está destinado a mover el compresor y como en todo proceso, en pérdidas mecánicas.

Finalmente, el generador eléctrico o alternador acoplado al motor utiliza el trabajo mecánico del eje de la máquina para producir energía eléctrica en el estator del alternador a través de un campo magnético generado por la fuerza electromotriz producto del movimiento del campo magnético del eje o rotor.

### 3.2 PROCESOS DE GENERACIÓN DE ENERGÍA TÉRMICA EN FORMA DE CALOR

Para la obtención de energía térmica en forma de calor, se aprovechan el calor producido por la combustión absorbido por la estructura del motor. Para que la temperatura del motor no aumente excesivamente provocando que gripe o incluso que se funda, se refrigera con un líquido refrigerante que acepta el calor del motor, aumentando la temperatura del fluido, y manteniendo así la temperatura del motor constante. En la Figura 5 se muestra el sistema de refrigeración de cada uno de los motores en la planta.

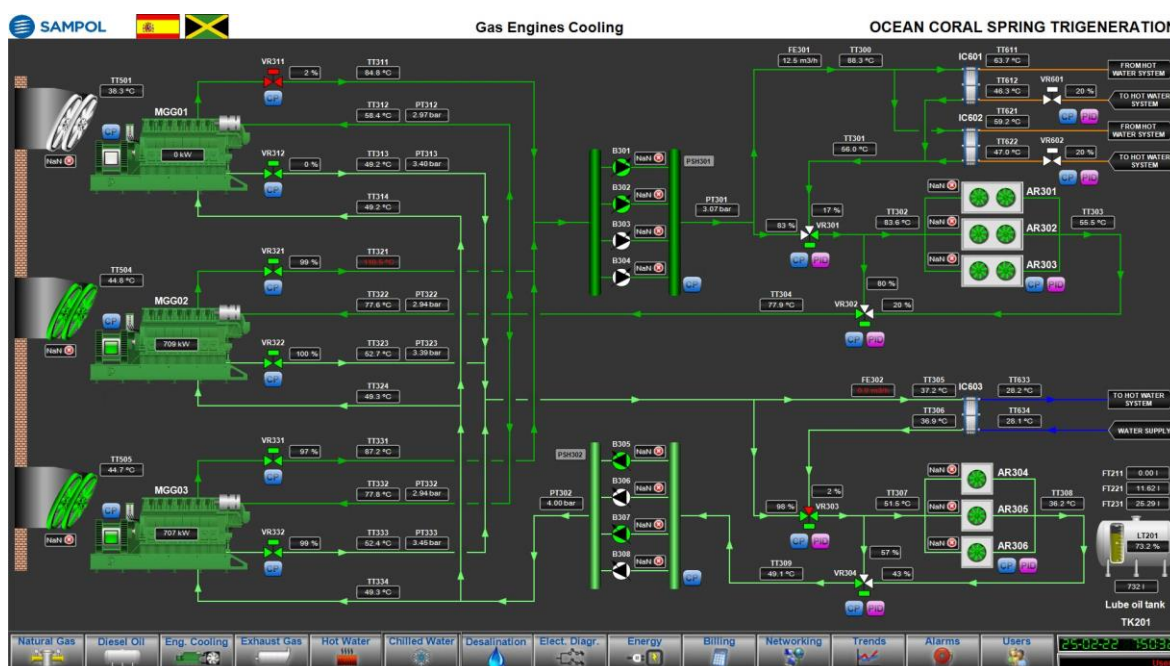


Figura 5. P&ID del sistema de refrigeración y de distribución de calor en la planta.

El sistema de refrigeración consta de dos flujos separados: circuito de alta temperatura (HT) y circuito de baja temperatura (LT); ambos son circuitos cerrados e independientes.

El fluido del circuito, tras pasar por los motores, aumenta su temperatura y se dirige a unos intercambiadores de calor denominados como IC60X. En estos intercambiadores de calor, parte del calor absorbido de los motores es transferido al suministro de agua que será destinado a distintos puntos de la instalación para su uso o aclimatación. Tras haber bajado la temperatura del líquido refrigerante en los intercambiadores de calor, el fluido se enfría devolviéndolo a su temperatura inicial para redirigirlos a la refrigeración del motor.

Mediante este proceso se ha aprovechado gran parte del calor absorbido por el motor para la aclimatación de las instalaciones o para el suministro de agua caliente que, en caso contrario, requerirían de otra fuente energética para obtener la energía térmica que en este caso ha sido obtenida del sistema de refrigeración.

### ***3.3 PROCESOS DE GENERACIÓN DE ENERGÍA TÉRMICA EN FORMA DE FRÍO***

Otra de las fuentes que, como se han mencionado anteriormente, poseen parte del calor producido por la combustión son los gases de escape. Estos se encuentran a altísimas temperaturas por lo que son de utilidad en procesos que requieran altas potencias térmicas. En el caso de la planta de cogeneración, estos gases se hacen pasar por una máquina de absorción la cual hace una de las funciones de sostenibilidad en la planta. En la Figura 6 se puede observar la circulación de los gases en la planta.

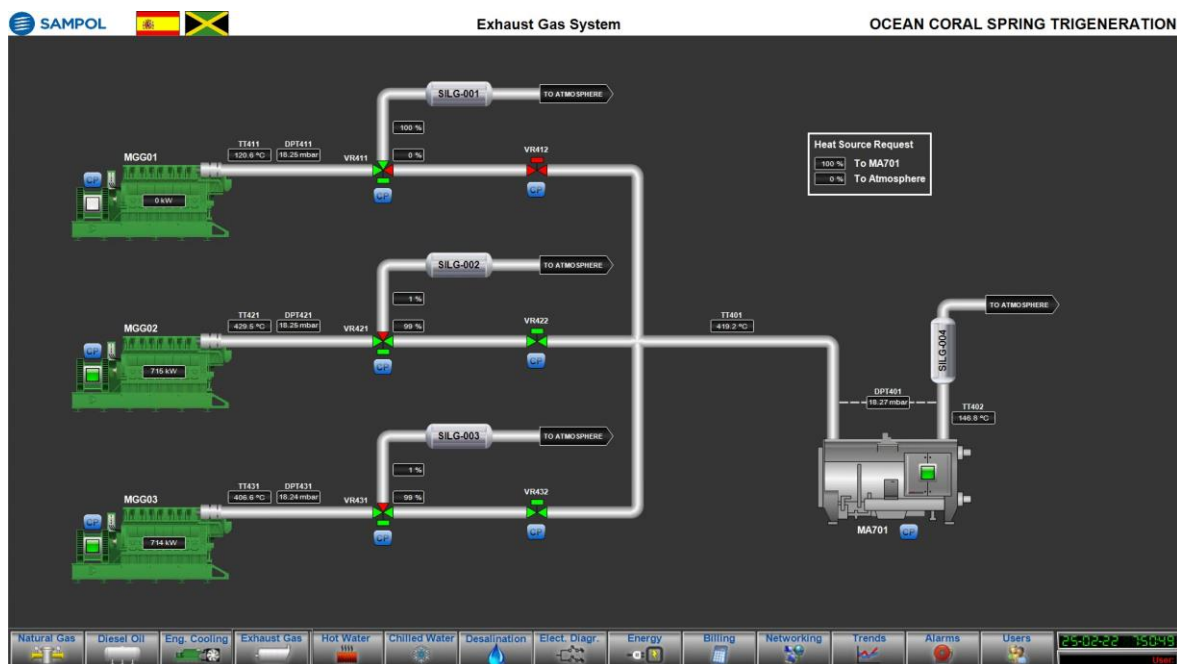


Figura 6. P&ID de la circulación de los gases de escape en la planta.

Los gases de escape procedentes de la combustión pueden ser dirigidos, gracias a las válvulas VR4X1, a la máquina de absorción o directamente a la atmósfera, bien parcialmente o en su totalidad dependiendo de las necesidades del complejo.

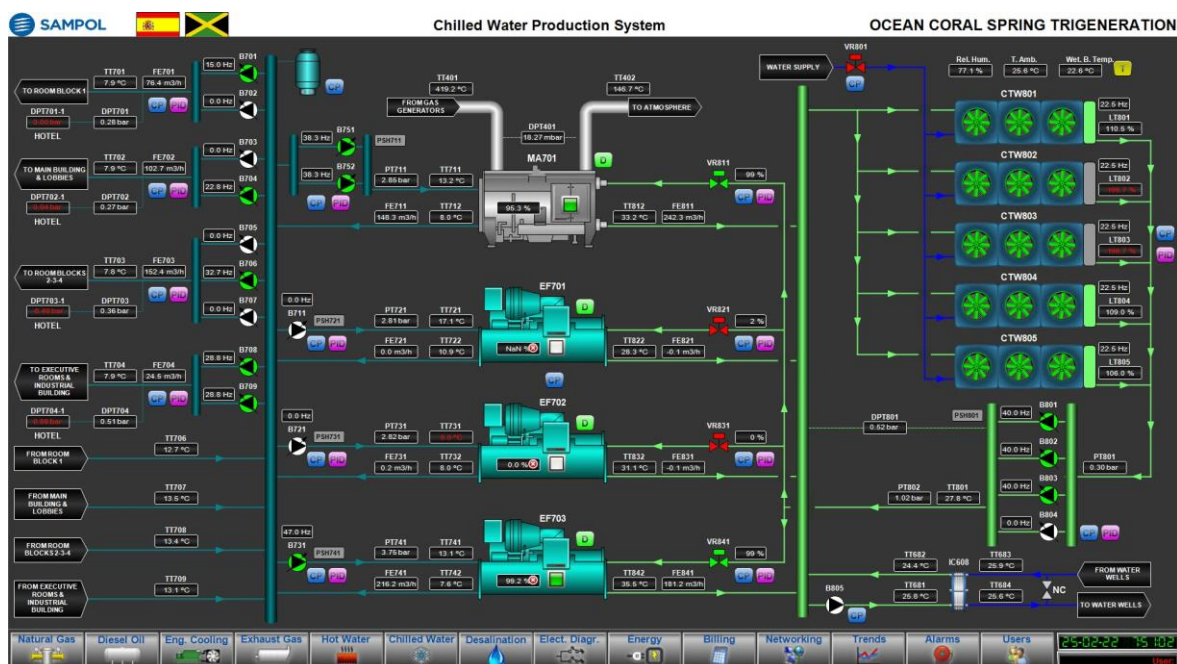


Figura 7. P&ID del sistema para la distribución de frío de la planta.

Como se puede observar en la Figura 7, para la distribución de frío de la planta se emplea la máquina de absorción Broad denominada como MA701 en el P&ID, acompañada de tres máquinas enfriadoras (EF70X) que no se incluyen en el estudio.

En este proceso entran en juego tres circuitos: flujo de los gases de escape, el circuito de distribución de frío (en azul en el P&ID), y el circuito de apoyo (en verde del P&ID).

En la máquina de absorción se utiliza el flujo de los gases de escape, que se encuentran a una temperatura muy alta, como foco caliente el cual aumentará la temperatura del circuito de apoyo y, mediante complejos procesos termodinámicos, enfriará el flujo de distribución de frío.

El flujo de los gases de escape es un circuito abierto en el cual los gases provienen de los motores a alta temperatura, y son desechados a la atmósfera con un gran gradiente negativo de temperatura.

El flujo de apoyo es un circuito cerrado por el cual circulará el fluido a través de la máquina de absorción y de las máquinas de refrigeración aumentando su temperatura, por ello, se hacen circular por torres de refrigeración o *Chilling Towers* (CTW80X) y por un intercambiador de calor (IC608) para devolver el fluido a su temperatura original y así poder dirigirlos hacia las máquinas enfriadoras de nuevo.

Finalmente, el circuito frío hace pasar el agua proveniente de las instalaciones por la máquina de absorción y por las máquinas enfriadoras, donde bajará su temperatura, y la devolverá a las mismas instalaciones, pero a menor temperatura.

---

## Capítulo 4. DESCRIPCIÓN DEL MODELO

### 4.1 JUSTIFICACIÓN

El objetivo principal de este proyecto es probar la posibilidad y utilidad de crear un Digital Twin el cual refleje el comportamiento de la planta de cogeneración para así poder hacer una mejor gestión de los activos. El modelado de los procesos podría llevarse a cabo mediante un potente ordenador que sea capaz de resolver simultáneamente todas las ecuaciones del comportamiento termodinámico de cada proceso, procesos que suelen estar regidos por dinámicas altamente no-lineales y diferenciales. Aunque todo esto es posible, los cálculos se deberían de resolver prácticamente instantáneamente para que el Digital Twin tenga verdaderamente un valor de pronóstico, lo cual supone que la unidad computacional responsable estaría sometida a un gran esfuerzo de procesamiento además de requerir de unas especificaciones muy altas. A este problema, el proyecto plantea la opción de trasladar los métodos de modelización a la etapa tecnológica en desarrollo que se vive en nuestros días, aplicando las ideas de la Industria 4.0 y los conocimientos sobre Big Data, Machine Learning y Deep Learning, para poder modelar estos procesos mediante un método no físico sino analítico. Modelar los procesos mediante redes neuronales entrenadas con cientos de miles de datos provenientes del comportamiento pasado de la planta, permite tener un modelo el cual necesita ser entrenado y reforzado, lo cual sí requiere tiempo y capacidad computacional. Una vez el modelo ha aprendido, se puede ejecutar rápidamente y sin apenas esfuerzos al basarse en funciones lineales y funciones de activación entre neuronas.

La razón para escoger las redes neuronales como herramienta principal no solo ha sido por su rapidez y eficiencia a la hora de obtener resultados de un proceso, sino que también se ha tenido en cuenta el factor innovación. Las redes neuronales ya son un tema popularmente conocido, pero se siguen descubriendo nuevas aplicaciones para ellas y queda mucho para descubrir todo el potencial que almacenan. Aun obteniendo buenos resultados, la limitación de las redes neuronales yace en el esfuerzo y en el tiempo que requiere entrenarlas ya que su precisión puede definirse, haciendo de ellas una herramienta infinitamente potente. Además, en este proyecto también se busca demostrar cómo con herramientas de procesamiento del día a día, como pueden ser un PC o una Raspberry, se pueden generar redes neuronales cuyos resultados son buenos, añadiendo la versatilidad a las características de las redes neuronales.

El valor añadido que proporcionan las redes neuronales como una tecnología disruptiva al ámbito de la simulación, una amplia área de la ciencia que sigue desarrollándose y solucionando cuestiones de todo tipo a lo largo de todos los sectores, hacen de este proyecto un estudio didáctico y emocionante al ser las herramientas del futuro.

## **4.2 OBJETIVOS TÉCNICOS**

Para alcanzar la finalidad del proyecto antes se han debido establecer unos objetivos técnicos a cumplir para así lograr hacer prueba de lo mencionado anteriormente, al mismo tiempo que garantizar una correcta comprensión del trabajo por parte del autor, al entrar en juego en este proyecto algunos conceptos ajenos a su formación. Estos objetivos son:

- Comprensión del funcionamiento de una planta de cogeneración.
- Migración de los datos provenientes de una consulta SQL en formato .csv a Matlab.
- Filtrado de datos identificando datos extraños o “outliers”.
- Análisis estadístico de datos con el software Matlab.
- Tratado de los datos con métodos Machine Learning para encontrar correlaciones con el software Matlab.

- Comprensión matemática de los principios de las redes neuronales.
- Programación de una red neuronal de ajuste o FNN en Matlab.
- Análisis de los indicadores de error del modelo para identificar la validez de una red.
- Montaje de un simulador mediante la interconexión de entradas y salidas de las redes neuronales con señales de consigna con la herramienta Simulink del software Matlab.
- Interpretación de los resultados para comprobar la validez del trabajo realizado.

### **4.3 METODOLOGÍA**

Para poder obtener un simulador que recree los procesos a lo largo del flujo de gases, probando así la posibilidad de crear un Digital Twin incluyendo todos los procesos de la planta, hay que seguir una serie de pasos que aporten seguridad sobre los datos utilizados y las redes neuronales entrenadas. Esta metodología se puede dividir en tres bloques: tratamiento de los datos, entrenamiento de los modelos y obtención de resultados.

#### **4.3.1 TRATAMIENTO DE LOS DATOS**

El primer paso para poder modelar los procesos es el tratamiento de los datos que permitirán entrenar y probar las redes neuronales que se emplearán en los siguientes pasos, por esta razón, es el paso más importante al ser la fuente de conocimiento del futuro simulador. En esta etapa se busca obtener y seleccionar los datos con los que se va a trabajar, entender su naturaleza física y finalmente, entender sus características estadísticas.

##### **4.3.1.1 Obtención, análisis y filtrado de los datos**

Una vez obtenidos los datos que, muy amablemente, la empresa SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS, S. A. ha proporcionado sobre una planta de cogeneración llevada a cabo por esta, se filtrarán los datos que no aporten al estudio del proyecto y aquellos datos que aumenten la complejidad del futuro procesamiento de estos. También se analizarán para identificar datos “outliers” que hayan sido registrados erróneamente o en alguna situación extraña en alguno de los puntos de la planta. Estos datos podrían enturbiar el análisis al estar aportando información que no refleja un comportamiento habitual de los activos.

#### ***4.3.1.2 Contextualización de los datos***

Para poder desarrollar un modelo con sentido y, más tarde, hacer una interpretación correcta de los resultados, es necesario conocer a que hace referencia cada uno de los datos. Conocer la localización física en la planta de los sensores que proveen los datos, la medida física que estos reflejan y la secuencia temporal en la que se encuentran, es tan importante como tener unos datos “limpios” tras ejecutar el paso anterior.

#### ***4.3.1.3 Análisis estadístico de los datos***

Tras haber localizado y filtrado los datos con los que se trabajará, se realizará un estudio estadístico de estos para entender los puntos de trabajo de la planta reflejados en el dataset. Este paso busca evitar caer en la errónea concepción de “invencibilidad” de las redes neuronales. Pese a ser herramientas muy potentes, su futuro desempeño viene marcado por la información que se le ha aportado para aprender. Si la red ha sido entrenada con unos datos en un régimen muy concreto y se busca procesar datos en un régimen jamás entrenado, los resultados no serán fiables.

#### ***4.3.1.4 Búsqueda de correlaciones***

Por último, se buscarán correlaciones entre variables de entrada y de salida para conocer cuáles son los factores más influyentes en un determinado proceso. Esto se realizará con herramientas propias del Machine Learning y, guiándose por los indicadores de correlación, se podrán hallar estas relaciones y su intensidad.

### **4.3.2 ENTRENAMIENTO DE LOS MODELOS**

Habiendo obtenido un conjunto de datos que proporcione información valiosa y conociendo la amplitud de regímenes en los cuales se va a poder realizar un estudio, estos datos serán la información proporcionada y requerida por las redes neuronales para obtener la modelización de los procesos. Para ello, primero habrá que definir el modelo que se busca utilizar asegurando que este facilite los resultados que se buscan obtener. Una vez definido el modelo, comienza el proceso de entrenamiento, validación y prueba.

#### ***4.3.2.1 Definición de los modelos***

Con el fin de crear un modelo fiable de los activos, se necesita escoger un tipo de modelo adecuado, en concreto, el tipo de red neuronal que mejor se adapte a los requisitos de la modelización. Además, a la hora de entrenar una red neuronal existen una cantidad de variables, conocidos como hiperparámetros, y unos tipos de entrenamiento que, mediante un análisis de entrenamiento de redes neuronales, habrá que fijar previamente al entrenamiento de estas.

#### ***4.3.2.2 Proceso de entrenamiento, validación y prueba de los modelos***

Una vez escogida el tipo de red neuronal a emplear y haber definido las características que regirán su entrenamiento, como en cualquier proceso de Deep Learning, se entrenará la red con los datos “limpios” y se comprobará que el aprendizaje de esta ha sido correcto. Para ello, se validará su aprendizaje gracias a algunos indicadores que se pueden obtener al utilizar un porcentaje de los datos para realizar un test tras haber sido entrenada. Algunos de estos indicadores pueden ser el  $R^2$ , el MSE (Mean Squared Error), o el RMSE (Root Mean Squared Error). También se realizará una prueba de las redes neuronales con datos provenientes de otras series temporales para reforzar la seguridad sobre el modelo.

#### **4.3.3 OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS**

Al haber desarrollado un modelo que ha sido comprobado y su fiabilidad aceptada, será momento de hacer trabajar al modelo buscando resultados. Estos modelos podrán ejecutarse de manera individual o, siguiendo el objetivo final, interconectar sus entradas y salidas añadiendo señales de consigna para el montaje de un simulador.

##### ***4.3.3.1 Predicciones de modelos***

Habiendo superado las dos etapas anteriores, los modelos ya estarán preparados para calcular resultados predictivos que aporten resultados sobre el comportamiento de la planta en diferentes escenarios bajo condiciones variables.

#### ***4.3.3.2 Análisis de los resultados***

Los resultados obtenidos del modelado de los procesos de la planta servirán para diagnosticar activos o predecir comportamientos. Por ello habrá que analizar su precisión frente al comportamiento real de la planta para estudiar su validez como posible herramienta de ayuda para la toma de decisiones.

## Capítulo 5. DESARROLLO DEL MODELO

El capítulo 5 tratará de explicar el proceso para la creación de los modelos. Siguiendo la metodología explicada en el apartado 4.3 se buscará obtener los modelos más fieles a la realidad posibles y con mejores capacidades predictivas con los recursos disponibles.

Aunque los modelos serán capaces de ejecutar los procesos de manera rápida, el aprendizaje de las redes neuronales es un proceso largo en el cual entran en juego diferentes ámbitos del estudio de los datos. Este largo proceso se trata de reflejar lo más detalladamente posible a continuación.

### 5.1 *OBTENCIÓN Y PROCESADO DE DATOS*

En el apartado 5.1 se explicará el trabajo que se ha llevado a cabo meramente con los datos, un estudio necesario para la creación de las redes neuronales, pero aplicable a muchos otros estudios que requieran de un procesamiento de grandes cantidades de datos.

#### 5.1.1 OBTENCIÓN, ANÁLISIS Y FILTRADO DE DATOS

##### 5.1.1.1 *Obtención de los datos*

Los datos empleados como base del estudio son propiedad de la empresa SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A. la cual proporcionó los datos de la planta de cogeneración para el complejo hotelero H10 en Jamaica, la cual opera tras su propia construcción, en formato .csv. Estos datos provienen de dos consultas SQL a la base de datos Historian que guarda los datos registrados por el SCADA de Wonderware de la planta. Estas consultas se encuentran impresas en *ANEXO I. Código fuente* como “Engines\_and\_MA701.sql” y “GasEnginesCooling.sql”

Cada consulta contiene la información de 11 meses de operación de la planta (Junio 2021 – Abril 2022), donde cada mes se genera como un archivo .csv independiente conteniendo el instante temporal y cada uno de los registros de las mediciones de los sensores cada 15 segundos por columnas. La primera de las consultas contiene los datos que reflejan las mediciones de los sensores mostrados en los P&ID del flujo de gases (Figura 4 & Figura 6Figura 5). La segunda consulta contiene las mediciones de los sensores mostrados en los P&ID mostrados en la Figura 4 y Figura 5.

Debido a que cada archivo .csv se debe leer independiente y el producto de las consultas resulta en 22 archivos .csv, al ser dos consultas con 11 meses registrados por consulta, se generó un código nombrado como “procesodatos.m”, impreso en el *ANEXO I. Código fuente*. El desempeño principal que lleva a cabo este código es activar la función de lectura de cada uno de los archivos .csv, barriendo las variables creadas por esta función y renombrándolas como ACTIVO\_MagnitudAÑOMES. Así se cargarán todas las variables de todos los archivos automáticamente en el workspace. Además, también crea una variable que incluye todos los meses de un mismo registro en formato ACTIVO\_Magnitud. Por ejemplo, el vector que contiene la información del caudal de LNG que alimenta el generador denominado como MGGG01 el mes de febrero de 2022, se denomina MGG01\_Caudal202202 y el vector que contiene todos los meses de esa misma medición sería MGG01\_Caudal.

Las funciones empleadas en el código “procesodatos.m” encargadas de la lectura de los archivos .csv facilitados por SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A., son dos códigos fuente impresos en el *ANEXO I. Código fuente* nombrados como “lectura\_exhaust.m” y “lecturaGasEngineCooling.m”. El primer código leerá los datos del archivo .csv correspondiente a la primera consulta SQL y el segundo de ellos leerá los datos de la segunda consulta. Estos códigos son generados por la herramienta *Import* de Matlab, la cual es una herramienta visual e intuitiva que permite seleccionar los datos que se busca importar como variables Matlab. A la hora de leer los datos se decidió registrar cada una de las columnas del archivo.csv como un vector columna de tamaño “n”. El valor “n” refleja el número de instantes en los cuales el registro de los sensores ha sido número. Los sensores fallan o de desactivan en determinados momentos registrando una medición NaN (Not-a-Number) la cual dará problemas, ante esta situación existen diversas opciones para cargar los datos en matrices puramente numéricas. Una de las opciones es, a la hora de leer el archivo, sustituir la fila que contiene un elemento NaN por un valor interpolado entre el instante anterior y posterior con registro numérico; el problema viene cuando existen largos intervalos de tiempo con registro NaN y la interpolación muy probablemente se alejará mucho de la realidad al existir cambios de consigna en la planta. La segunda opción, y por la cual se ha optado, es eliminar cualquier fila que contenga un valor NaN a la hora de formar el vector medición. Se decidió optar por esta alternativa al considerar que la cantidad de instantes temporales (filas del vector) en los cuales la medición devolvía un valor numérico era suficientemente grande para el estudio.

Debido a que no todos los puntos de la planta son de interés en este estudio, al ser un proyecto simplificado de Digital Twin en el cual hay muchos procesos que no entran en juego, se seleccionaron en la herramienta *Import* las variables útiles para el estudio. En la Tabla 1 se refleja las variables, con su denominación final, escogidas de cada consulta.



Los datos outliers se representan como puntos individuales en el gráfico de cajas y bigotes.

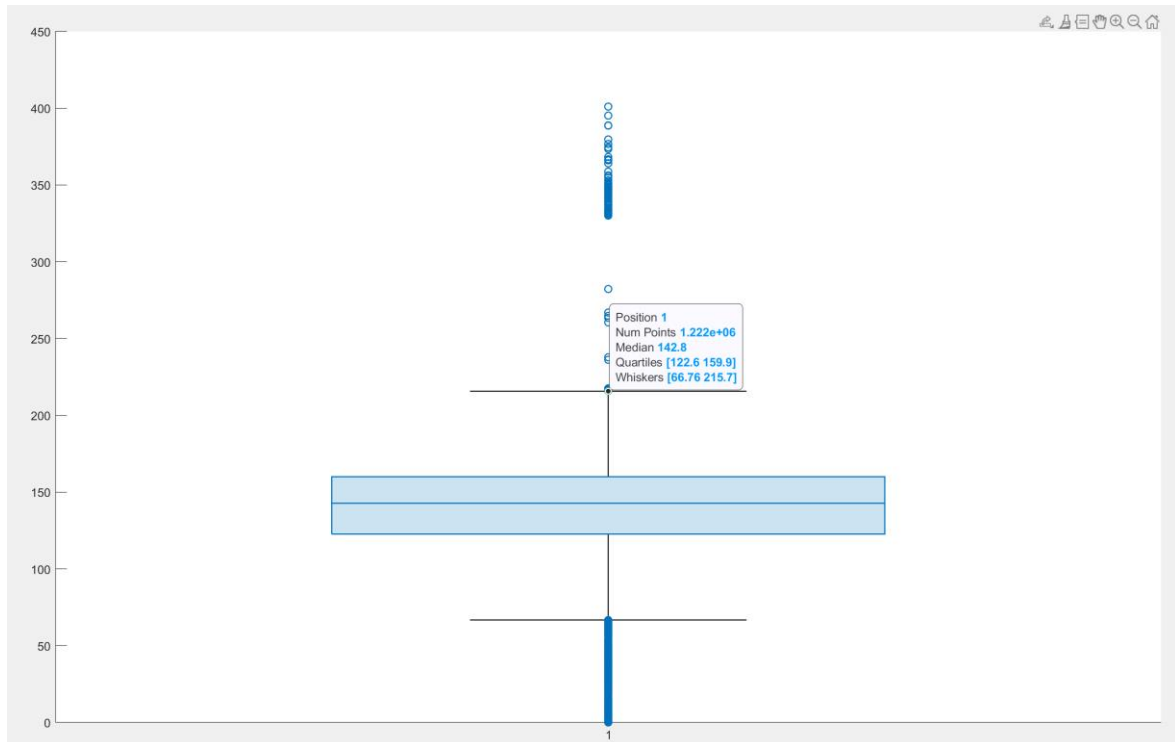


Figura 9. Gráfico de cajas del caudal de LNG al generador MGG03.

En la Figura 9, se muestra el rango habitual de caudales entrantes en MGG03, bajo la denominación de “whiskers” (bigotes) en Matlab, que estará comprendido entre 66,76 Nm<sup>3</sup>/h y 215,7 Nm<sup>3</sup>/h.

Es importante destacar que las redes neuronales se entrenarán con todos los datos al ser información adicional al aprendizaje, pero la red tendrá seguridad de sus resultados en el rango de bigotes.

### 5.1.2 CONTEXTUALIZACIÓN DE LOS DATOS

Tras haber cargado y filtrado los datos, hay que dotar de un sentido físico a los valores contenidos en los vectores que se han obtenido en el paso anterior. Esto es imprescindible para los siguientes pasos, no solo por entender los resultados que se obtendrán, sino también para estructurar los procesos. Cada proceso consta de una serie de inputs y outputs que pueden ser dependientes de otros. Por ello, prestando atención a los P&ID se han creado las siguientes tablas para aclarar la información que generarán los programas de Matlab en la lectura de los datos. La Tabla 1 indica todas las variables que se han considerado necesarias para la modelización de los procesos contenidos en el flujo de gases, y en la Tabla 2 aquellos datos contenidos en el proceso de refrigeración. En ellas, se indican los sensores de los cuales proviene la información, el nombre con el que se han asignado las variables vector en los programas de Matlab, la magnitud que representa, en que activo esta variable será un input y, finalmente, de que activo es output.

| Generación eléctrica y sistema de refrigeración |                   |                                      |                    |       |        |
|-------------------------------------------------|-------------------|--------------------------------------|--------------------|-------|--------|
| Sensor                                          | Nombre del vector | Magnitud                             | Unidad             | Input | Output |
| -                                               | DateTime          | Fecha                                | -                  | -     | -      |
| FE111                                           | MGG01_Caudal      | Caudal LNG MGG01                     | Nm <sup>3</sup> /h | MGG01 |        |
| PT111                                           | MGG01_Presion     | Presión LNG MGG01                    | bar                | MGG01 |        |
| TT111                                           | MGG01_Temp        | Temperatura LNG MGG01                | °C                 | MGG01 |        |
| MGG01                                           | MGG01_PotAct      | Pot. Activa MGG01                    | kW                 |       | MGG01  |
| MGG01                                           | MGG01_PotReact    | Pot. Reactiva MGG01                  | kVar               |       | MGG01  |
| FE121                                           | MGG02_Caudal      | Caudal LNG MGG02                     | Nm <sup>3</sup> /h | MGG02 |        |
| PT121                                           | MGG02_Presion     | Presión LNG MGG02                    | bar                | MGG02 |        |
| TT121                                           | MGG02_Temp        | Temperatura LNG MGG02                | °C                 | MGG02 |        |
| MGG02                                           | MGG02_PotAct      | Pot. Activa MGG02                    | kW                 |       | MGG02  |
| MGG02                                           | MGG02_PotReact    | Pot. Reactiva MGG02                  | kVar               |       | MGG02  |
| FE131                                           | MGG03_Caudal      | Caudal LNG MGG03                     | Nm <sup>3</sup> /h | MGG03 |        |
| PT131                                           | MGG03_Presion     | Presión LNG MGG03                    | bar                | MGG03 |        |
| TT131                                           | MGG03_Temp        | Temperatura LNG MGG03                | °C                 | MGG03 |        |
| MGG03                                           | MGG03_PotAct      | Pot. Activa MGG03                    | kW                 |       | MGG03  |
| MGG03                                           | MGG03_PotReact    | Pot. Reactiva MGG03                  | kVar               |       | MGG03  |
| PT312                                           | HT01_Pres         | Presión refrigeración MGG01 HT       | bar                | MGG01 |        |
| PT313                                           | LT01_Pres         | Presión refrigeración MGG01 LT       | bar                | MGG01 |        |
| PT322                                           | HT02_Pres         | Presión refrigeración MGG02 HT       | bar                | MGG02 |        |
| PT323                                           | LT02_Pres         | Presión refrigeración MGG02 LT       | bar                | MGG02 |        |
| PT332                                           | HT03_Pres         | Presión refrigeración MGG03 HT       | bar                | MGG03 |        |
| PT333                                           | LT03_Pres         | Presión refrigeración MGG03 LT       | bar                | MGG03 |        |
| TT312                                           | HT01_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG01 HT | °C                 | MGG01 |        |
| TT311                                           | HT01_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG01 HT  | °C                 |       | MGG01  |
| TT322                                           | HT02_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG02 HT | °C                 | MGG02 |        |
| TT321                                           | HT02_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG02 HT  | °C                 |       | MGG02  |
| TT332                                           | HT03_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG03 HT | °C                 | MGG03 |        |
| TT331                                           | HT03_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG03 HT  | °C                 |       | MGG03  |
| TT314                                           | LT01_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG01 LT | °C                 | MGG01 |        |
| TT313                                           | LT01_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG01 LT  | °C                 |       | MGG01  |
| TT324                                           | LT02_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG02 LT | °C                 | MGG02 |        |
| TT323                                           | LT02_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG02 LT  | °C                 |       | MGG02  |
| TT334                                           | LT03_EntTemp      | Temp. Entrada refrigeración MGG03 LT | °C                 | MGG03 |        |
| TT333                                           | LT03_ExtTemp      | Temp. Salida refrigeración MGG03 LT  | °C                 |       | MGG03  |

Tabla 1. Descripción de los datos de generación eléctrica y refrigeración

| Flujo de Gases |                   |                                    |                    |                 |        |
|----------------|-------------------|------------------------------------|--------------------|-----------------|--------|
| Sensor         | Nombre del vector | Magnitud                           | Unidad             | Input           | Output |
| -              | DateTime_Ex       | Fecha                              | -                  | -               | -      |
| FE111          | MGG01_Ex_Caudal   | Caudal LNG MGG01                   | Nm <sup>3</sup> /h | MGG01           |        |
| PT111          | MGG01_Ex_Presion  | Presión LNG MGG01                  | bar                | MGG01           |        |
| TT111          | MGG01_Ex_Temp     | Temperatura LNG MGG01              | °C                 | MGG01           |        |
| MGG01          | MGG01_Ex_PotAct   | Pot. Activa MGG01                  | kW                 | VR411           | MGG01  |
| MGG01          | MGG01_Ex_PotReact | Pot. Reactiva MGG01                | kVar               | VR411           | MGG01  |
| FE121          | MGG02_Ex_Caudal   | Caudal LNG MGG02                   | Nm <sup>3</sup> /h | MGG02           |        |
| PT121          | MGG02_Ex_Presion  | Presión LNG MGG02                  | bar                | MGG02           |        |
| TT121          | MGG02_Ex_Temp     | Temperatura LNG MGG02              | °C                 | MGG02           |        |
| MGG02          | MGG02_Ex_PotAct   | Pot. Activa MGG02                  | kW                 | VR421           | MGG02  |
| MGG02          | MGG02_Ex_PotReact | Pot. Reactiva MGG02                | kVar               | VR421           | MGG02  |
| FE131          | MGG03_Ex_Caudal   | Caudal LNG MGG03                   | Nm <sup>3</sup> /h | MGG03           |        |
| PT131          | MGG03_Ex_Presion  | Presión LNG MGG03                  | bar                | MGG03           |        |
| TT131          | MGG03_Ex_Temp     | Temperatura LNG MGG03              | °C                 | MGG03           |        |
| MGG03          | MGG03_Ex_PotAct   | Pot. Activa MGG03                  | kW                 | VR431           | MGG03  |
| MGG03          | MGG03_Ex_PotReact | Pot. Reactiva MGG03                | kVar               | VR431           | MGG03  |
| DPT411         | MGG01_DifPres     | Diferencia de presión MGG01        | bar                | VR411           | MGG01  |
| TT411          | MGG01_ExitTemp    | Temperatura gases de escape MGG01  | °C                 | VR411           | MGG01  |
| DPT421         | MGG02_DifPres     | Diferencia de presión MGG02        | bar                | VR421           | MGG02  |
| TT421          | MGG02_ExitTemp    | Temperatura gases de escape MGG02  | °C                 | VR421           | MGG02  |
| DPT431         | MGG03_DifPres     | Diferencia de presión MGG03        | bar                | VR431           | MGG03  |
| TT431          | MGG03_ExitTemp    | Temperatura gases de escape MGG03  | °C                 | VR431           | MGG03  |
| VR411          | EX01_VR           | Apertura de la válvula VR411       | %                  | CG <sup>3</sup> | VR411  |
| VR421          | EX02_VR           | Apertura de la válvula VR421       | %                  | CG              | VR421  |
| VR431          | EX03_VR           | Apertura de la válvula VR431       | %                  | CG              | VR431  |
| TT401          | MA701_Ent_Temp    | Temp. Entrada a MA701              | °C                 | MA701           | CG     |
| TT402          | MA701_Exit_Temp   | Temp. Salida de MA701              | °C                 |                 | MA701  |
| DPT401         | MA701_DifPres     | Diferencia de presión MA701        | bar                |                 | MA701  |
| MA701          | MA701_Capac       | Capacidad de MA701                 | %                  | MA701           |        |
| MA701          | MA701_Evap_Int    | Integración de la potencia térmica | kJ                 | MA701           |        |
| MA701          | MA701_Evap        | Potencia térmica evaporada         | kW                 |                 | MA701  |

Tabla 2. Descripción de los datos del flujo de gases

<sup>3</sup> CG: Combinación de Gases de escape

Como se puede apreciar en las tablas, las variables relacionadas con la generación eléctrica están presentes en ambas, esto se debe al primer problema que se hace presente en el proyecto. El hecho de realizar dos consultas conlleva que al eliminar las filas con elementos NaN en ellas, el tamaño de una variable en una consulta no coincida con el de otra variable proveniente de otra consulta. Esta es la razón de la necesidad de las mismas variables repetidas, ya que el tamaño (la secuencia temporal) debe coincidir entre variables que van a ser utilizadas para la modelización de un proceso. Resultando en la separación de los procesos en: Generación eléctrica y sistema de refrigeración y Flujo de gases.

Para distinguir las variables dependientes de la producción eléctrica, a la denominación de las variables explicadas anteriormente a estas variables se le añadirá “Ex\_” antes de la magnitud, resultando en `ACTIVO_Ex_MagnitudAÑOMES` (por ejemplo, el caudal de LNG entrante en MGG02 en febrero de 2022 sería `MGG01_Ex_Caudal202202`).

### 5.1.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO

En este momento los datos ya son trabajables con Matlab, por lo que se continuará realizando un estudio estadístico de algunas de las variables que aportarán información valiosa para la próxima utilización de estos en los entrenamientos de las redes neuronales.

El programa citado anteriormente “procesodatos.m” no solo carga automáticamente las variables de los archivos, sino que también, mientras realiza la carga de variables, ejecuta el comando `datastats` el cual proporciona el tamaño de la variable, el máximo, el mínimo, la media, la mediana, el rango del dataset y la desviación típica de los valores contenidos en el vector. Así se consigue obtener la información estadística de todos los conjuntos de datos por variable.

Esto es de vital importancia ya que será necesario conocer en que regímenes de trabajo se entrenarán las redes neuronales, información que aporta el rango, o en que valores la red neuronal habrá tenido un mayor entrenamiento, para lo cual la media y la mediana pueden ser muy útiles. Además, también se empleará el comando `boxchart` para realizar un gráfico de cajas de las variables para conocer los cuartiles del dataset y el rango libre de outliers, y el comando `histogram` para generar el histograma de un set de datos.

Para apoyar estas figuras, se generarán unas tablas las cuales muestran las medidas estadísticas de estas variables seleccionadas extraídas del comando `datastats`. Los datos utilizados para cada variable son el conjunto de todos los datos de todos los meses proporcionados.

Algunas de estas variables son especialmente importantes a la hora de realizar un estudio estadístico, ya que son inputs del sistema. Estas variables no son producto de la planta de cogeneración, sino que vienen dadas por consignas o elementos externos. Las variables a estudiar son: caudal, presión y temperatura de los tres generadores, y las temperaturas de entrada a los generadores en el sistema de refrigeración.

Además, también aportará valiosa información realizar el análisis estadístico de los datos de algunos outputs relevantes en el funcionamiento de una planta de cogeneración. Esto será de gran utilidad a la hora de sacar conclusiones sobre los resultados de los procesos modelados. Estas variables serán: la potencia activa y reactiva de los generadores, la potencia térmica evaporada por la máquina de absorción y el gradiente de temperatura que sufren los circuitos de refrigeración de alta y baja temperatura al pasar por los generadores.

### ***5.1.3.1 Análisis estadístico de los inputs consigna***

Para estudiar las variables de entrada, se distinguirán entre variables input pertenecientes a la generación eléctrica y variables input del sistema de refrigeración.

En relación generadores, es importante conocer las estadísticas de las señales de entrada: caudal, presión y temperatura del gas natural líquido, ya que estos serán los mayores influyentes en la generación eléctrica y en los gases de escape.

| Caudal LNG [Nm <sup>3</sup> /h] |        |         |               |                |             |
|---------------------------------|--------|---------|---------------|----------------|-------------|
|                                 | Media  | Mediana | Rango dataset | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                    | 85,88  | 127,4   | [0; 383,19]   | [0; 353,8]     | 75,74       |
| <b>MGG02</b>                    | 103,19 | 136,17  | [0; 393,63]   | [0; 379,7]     | 70,92       |
| <b>MGG03</b>                    | 121,21 | 142,78  | [0; 401,05]   | [66,76; 215,7] | 61,99       |

*Tabla 3. Estadísticas del caudal de LNG entrante a los generadores.*

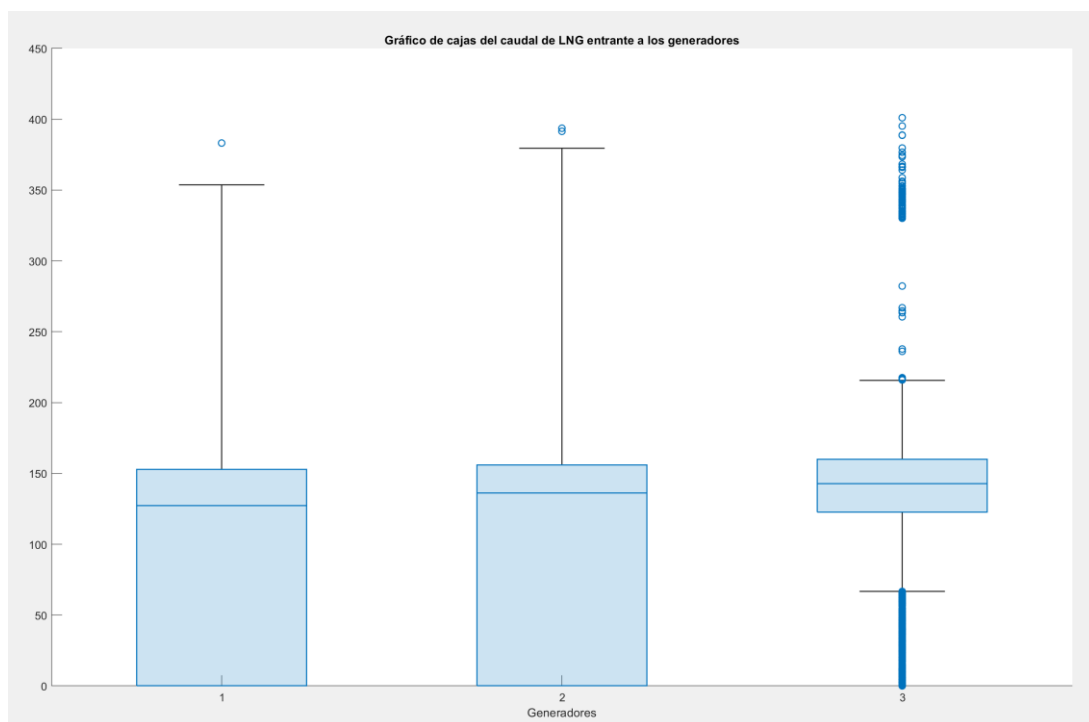


Figura 10. Gráfico de cajas del caudal de LNG

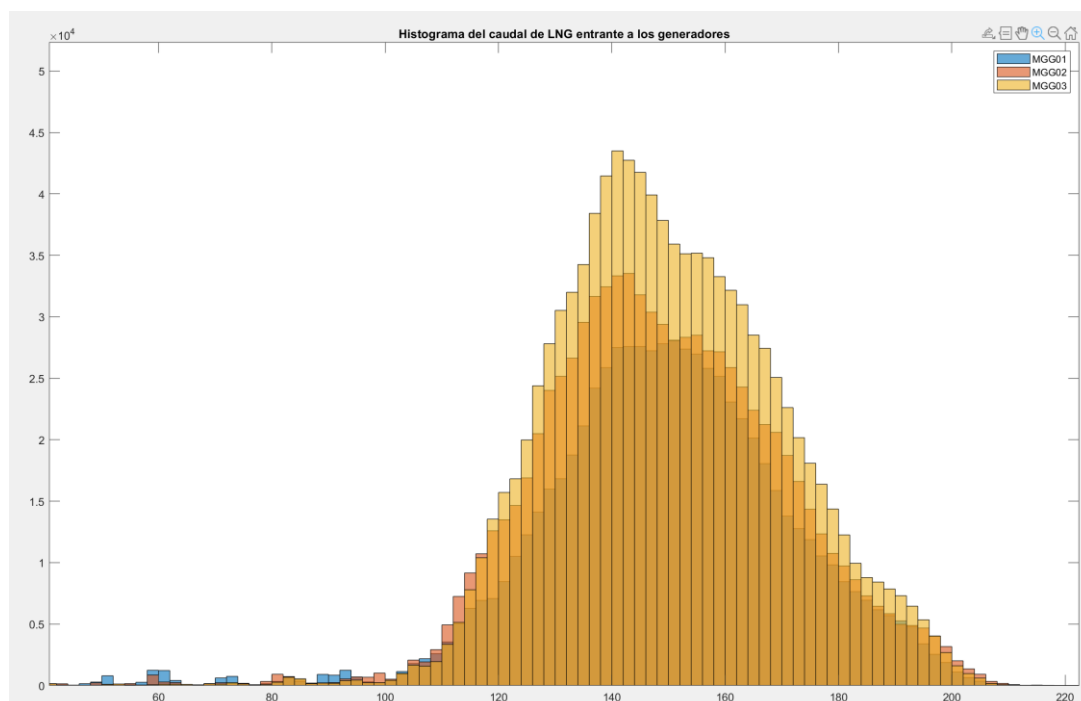


Figura 11<sup>4</sup>. Histograma del caudal de LNG

<sup>4</sup> En el histograma se ha ampliado el sector con valores superiores a 0, pero la realidad es que existen 516.800 valores comprendidos entre 0 y 2 Nm<sup>3</sup>/h en MGG01, 372.800 en MGG02 y 248.000 en MGG03.

Con la tabla de estadísticas del caudal de LNG que entrará en los generadores, su gráfico de cajas y su histograma, se pueden sacar algunas conclusiones. Pese el rango real de caudal se encuentra entre 0 y 400 Nm<sup>3</sup>/h, reflejado en la Tabla 3, en el histograma de la Figura 11 se observa que el rango habitual de trabajo está entre los 100 y 200 Nm<sup>3</sup>/h. También se puede observar en el la Figura 11 y en el gráfico de cajas de la Figura 10, que el generador MGG03 tiene los datos más “compactos”, teniendo una desviación típica menor y concentrado los cuartiles entre 122 y 160 Nm<sup>3</sup>/h. Por otro lado, los rangos filtrados de las máquinas MGG01 y MG02 son muy similares mientras que el de MGG03 difiere notablemente. El rango que aportará seguridad en los resultados de la red será de caudales entre 0 y 379,7 Nm<sup>3</sup>/h para los generadores MGG01 y MGG02, y un rango más reducido para el generador MGG03, entre 66,76 y 215,7 Nm<sup>3</sup>/h.

| Presión de entrada LNG a generadores [bar] |       |         |               |                |             |
|--------------------------------------------|-------|---------|---------------|----------------|-------------|
|                                            | Media | Mediana | Rango dataset | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                               | 3,38  | 3,35    | [1,01; 4,75]  | [2,42; 4,32]   | 0,48        |
| <b>MGG02</b>                               | 3,37  | 3,34    | [1,00; 4,74]  | [2,41; 4,32]   | 0,48        |
| <b>MGG03</b>                               | 3,37  | 3,34    | [1,01; 4,76]  | [2,40; 4,33]   | 0,48        |

*Tabla 4. Estadísticas de la presión del LNG entrante a los generadores.*

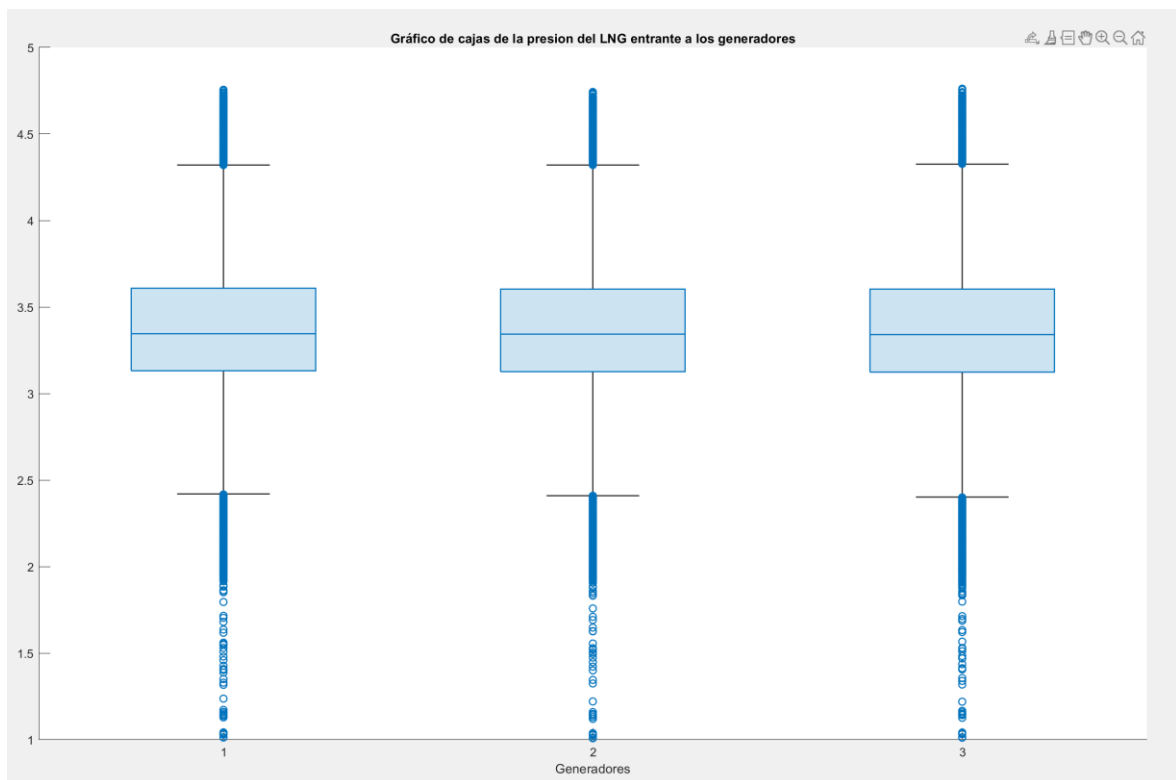


Figura 12. Gráfico de cajas de la presión de LNG a los generadores.

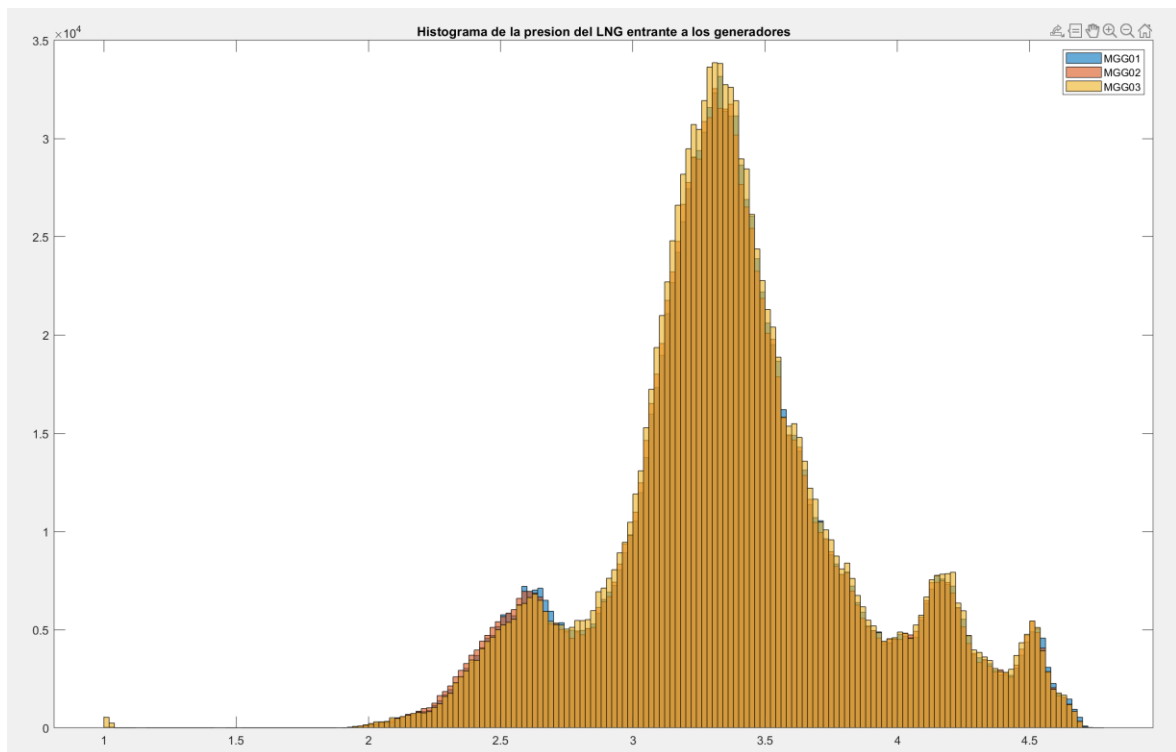


Figura 13. Histograma de la presión del LNG.

Se observa tanto en la Figura 12 y la Figura 13 como en la Tabla 4, la paridad entre los generadores en cuanto a la presión se refiere. Las tres máquinas tienen unas estadísticas prácticamente idénticas, estando los cuartiles contenidos entre 3,1 y 3,6 bares, aunque en la Figura 13 se concentra el grueso de los datos entre 3 y 3,8 bares. De esto se puede inducir la idea de que las redes neuronales obtendrán mejores resultados en regímenes comprendidos en estos rangos. En cuanto al rango de presiones que aportarán resultados pertenecientes al trabajo habitual de los generadores, es igual para todos ellos comprendiendo valores desde 2,41 bares a 4,32 bares.

| Temperatura de entrada LNG a generadores [°C] |       |         |                |                |             |
|-----------------------------------------------|-------|---------|----------------|----------------|-------------|
|                                               | Media | Mediana | Rango dataset  | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                                  | 33,22 | 33,11   | [24,94; 41,88] | [24,94; 41,88] | 3,9         |
| <b>MGG02</b>                                  | 32,83 | 31,65   | [24,46; 42,33] | [24,46; 42,33] | 4,64        |
| <b>MGG03</b>                                  | 33,01 | 32,04   | [25,85; 43,78] | [25,85; 43,28] | 4,11        |

Tabla 5. Estadísticas de la temperatura del LNG entrante a los generadores.

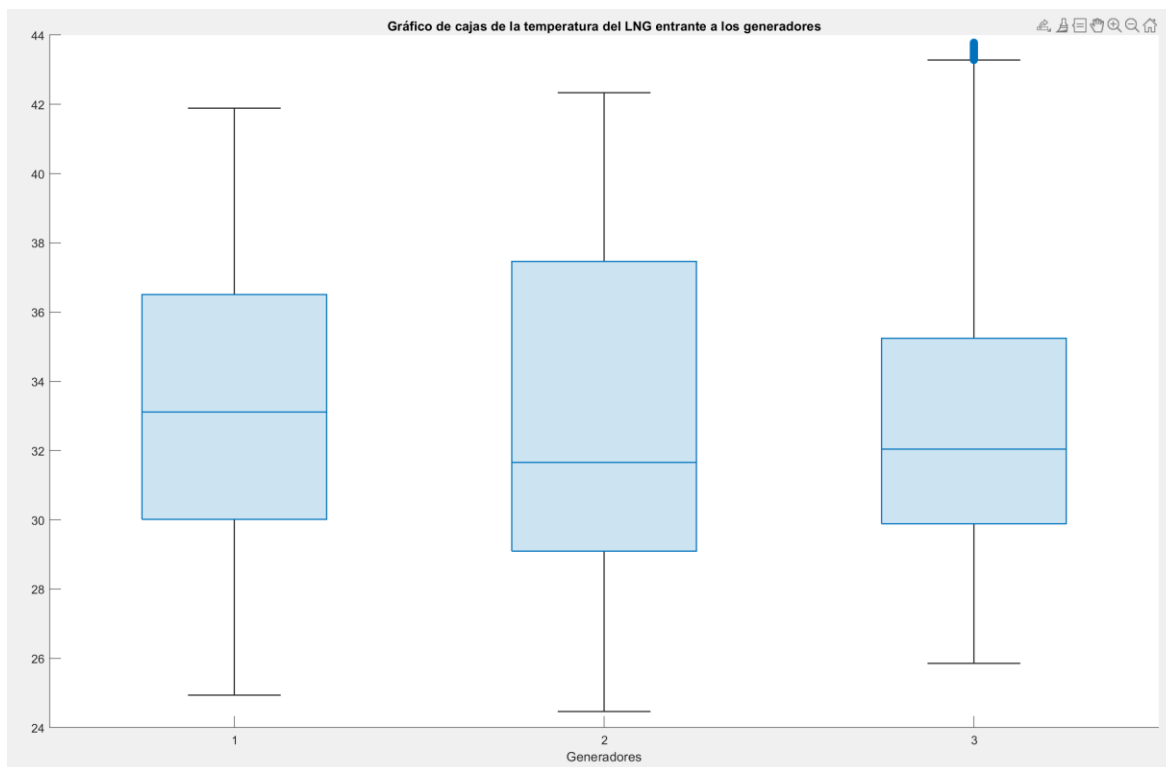
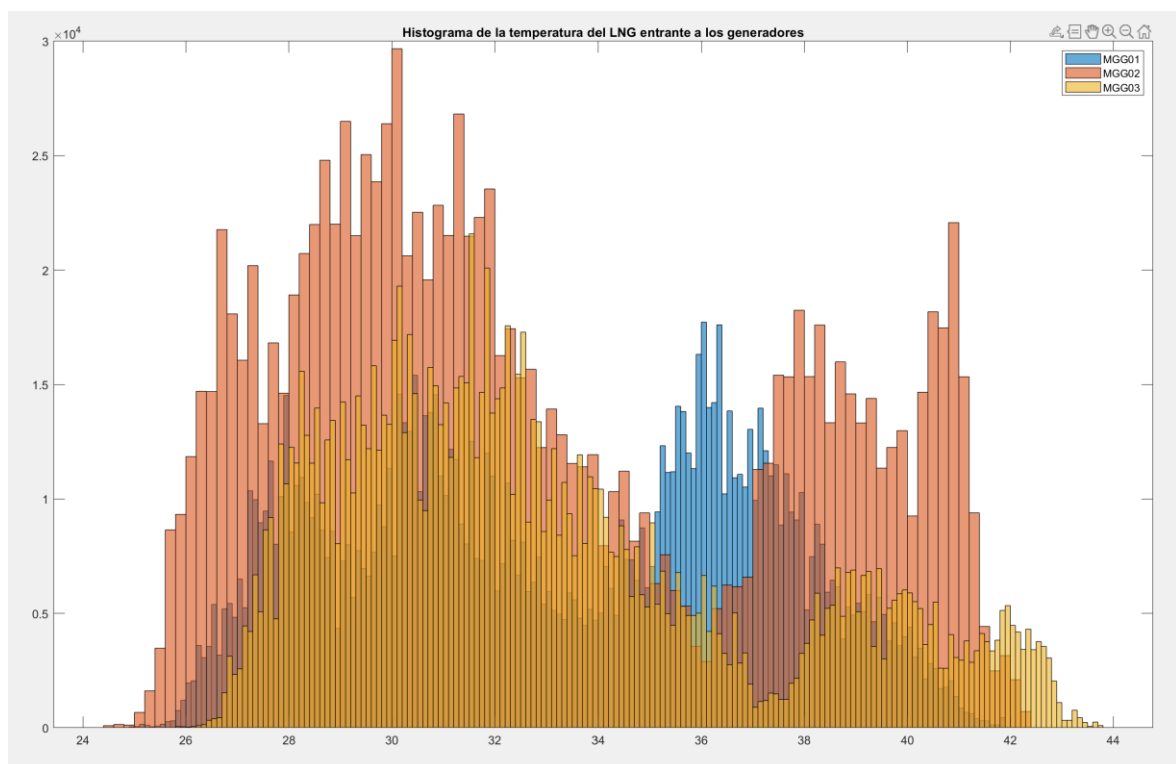


Figura 14. Gráfico de cajas de la temperatura de LNG a los generadores.



*Figura 15. Histograma de la temperatura de LNG a los generadores.*

Observando los datos proporcionados en la Tabla 5, se observa que la variación entre las medias de temperatura entrante de LNG varía en menos de 1°C. También es notable que pese que la temperatura del generador MGG01 tiene la desviación típica más baja y la del MGG02 la más alta, apreciable también en el gráfico de cajas de la Figura 14, mientras que la temperatura de la máquina MGG03 tiene una desviación típica entre ambas anteriores pero los cuartiles más concentrados (Figura 14). Con todo esto, se puede deducir que las redes neuronales obtendrán mejores resultados en el rango de temperaturas entre 26°C y 36°C (Figura 14). Aun así, los resultados serán fiables si las temperaturas de entrada están comprendidas entre 24°C y 43°C aproximadamente.

Al haber realizado el análisis estadístico de los inputs de la generación de energía eléctrica, se pueden extraer algunas conclusiones:

1. Los regímenes de trabajo de los generadores para los cuales las redes neuronales tendrán un entrenamiento más reforzado serán caudales entre 100 y 200 Nm<sup>3</sup>/h, presiones comprendidas entre 3 y 3,8 bares y temperaturas desde 26°C a 36°C.

2. Las redes neuronales serán entrenadas con datos comprendidos en unos rangos (rangos dataset), pero transmitirán seguridad los resultados dentro del rango filtrado limpio de outliers, fuera de estos el aprendizaje correcto no se garantiza. Estos rangos son:
  - i. Caudales de LNG entre 0 Nm<sup>3</sup>/h y 360 Nm<sup>3</sup> aproximadamente para las máquinas MGG01 y MGG02, y entre 66 Nm<sup>3</sup>/h y 215 Nm<sup>3</sup>/h.
  - ii. Presiones del LNG comprendidas entre 2,4 bares y 4,32 bares.
  - iii. Temperaturas del LNG desde 24°C hasta 43°C.
3. Las tres máquinas de generación trabajan en regímenes similares, en concreto en términos de presión de LNG, y con algunas variaciones en términos de caudal y temperatura de combustible.
4. Tanto el caudal como la temperatura de LNG se mantiene relativamente constante a lo largo de los meses, a diferencia de la presión la cual sufre variaciones significativas de mes a mes. Estudio complementario por meses en el ANEXO II. Análisis estadístico por meses

Habiendo obtenido unas conclusiones sobre los inputs de generación eléctrica, se continua con el estudio estadístico de los inputs, pero en este caso del circuito de refrigeración que contribuirá a la distribución de calor de la planta. Se analizarán las temperaturas entrantes a los generadores del líquido de refrigeración contenido en los circuitos de alta temperatura (HT) y de baja temperatura (LT).

| Temperatura de entrada del líquido refrigerante HT [°C] |       |         |                |                |             |
|---------------------------------------------------------|-------|---------|----------------|----------------|-------------|
|                                                         | Media | Mediana | Rango real     | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                                            | 65,89 | 77,69   | [37,09; 89,21] | [37,1; 89,21]  | 15,98       |
| <b>MGG02</b>                                            | 74,19 | 77,63   | [50,16; 86,61] | [63,44; 80,44] | 7,22        |
| <b>MGG03</b>                                            | 72,85 | 77,95   | [39,64; 89,73] | [76,83; 78,96] | 11,56       |

*Tabla 6. Estadísticas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración HT.*

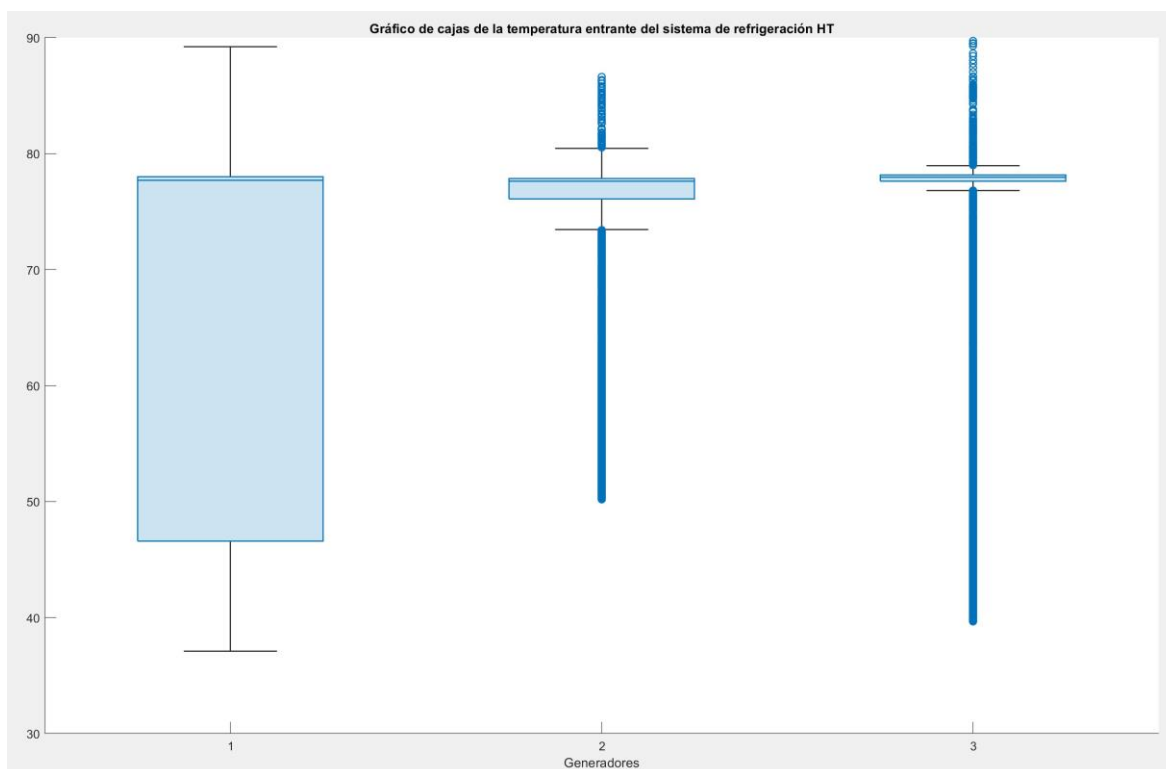


Figura 16. Gráfico de cajas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración HT.

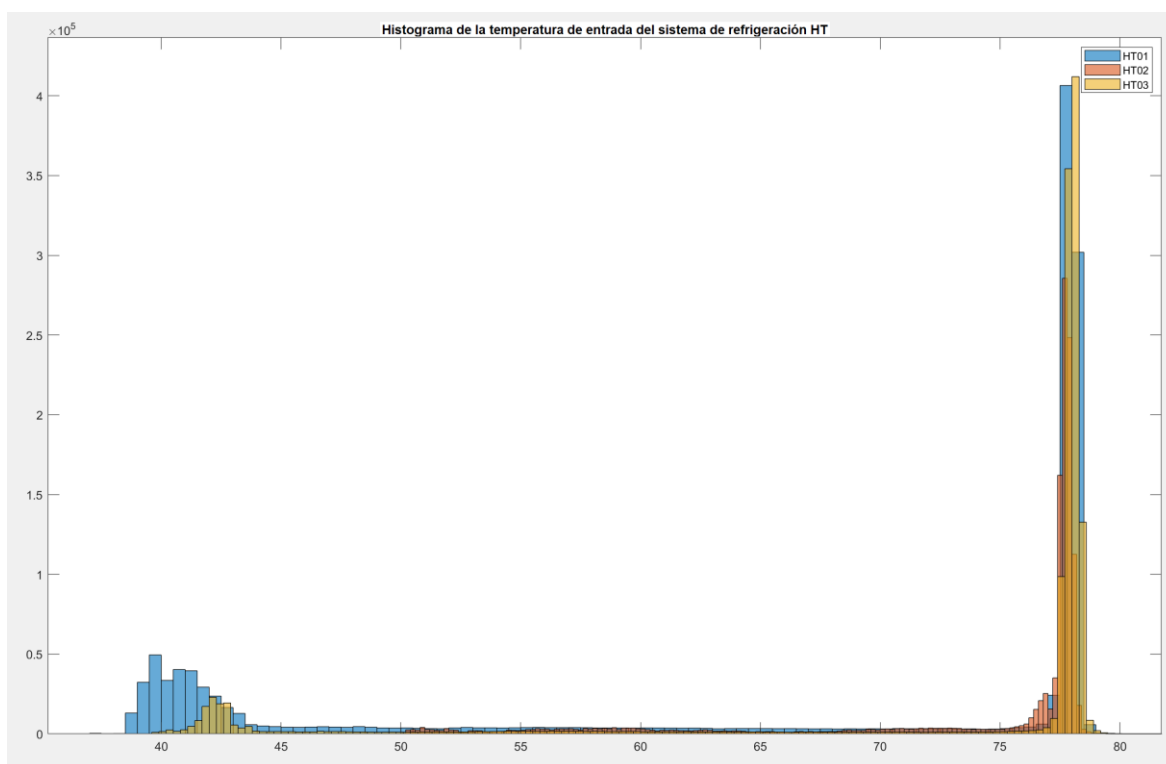


Figura 17. Histograma de la temperatura de entrada del sistema de refrigeración HT.

Salta a la vista en los resultados impresos en la Tabla 6 la diferencia entre las estadísticas de temperatura entre la circulación por los generadores MGG02 y MGG03 y la circulación por el generador MGG01 del circuito de refrigeración de alta temperatura (HT). La diferencia más relevante es el rango de los datos filtrados, el cual se va reduciendo de generador en generador sin grandes diferencias entre el MGG02 y el MGG03. El rango limpio de outliers de la circulación por el MGG01 abarca de 37,1°C a 89,21°C, mientras que la circulación por el MGG02 abarca de 63,4°C a 80°C y por el MGG03 de 76,83°C a 78,96°C (datos de la Tabla 6 y la Figura 16). Por lo que se podría deducir que los datos de circulación por MGG01 son más versátiles y los de MGG02 y MGG03 están más “especializados” en un rango corto de temperaturas.

| Temperatura de entrada del líquido refrigerante LT [°C] |       |         |                |                |             |
|---------------------------------------------------------|-------|---------|----------------|----------------|-------------|
|                                                         | Media | Mediana | Rango real     | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                                            | 49,05 | 49,05   | [38,41; 54,58] | [47,67; 50,44] | 0,58        |
| <b>MGG02</b>                                            | 49,05 | 49,05   | [38,34; 54,69] | [47,68; 50,44] | 0,57        |
| <b>MGG03</b>                                            | 48,79 | 48,9    | [41,11; 52,93] | [47,16; 50,62] | 0,78        |

*Tabla 7. Estadísticas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración LT.*

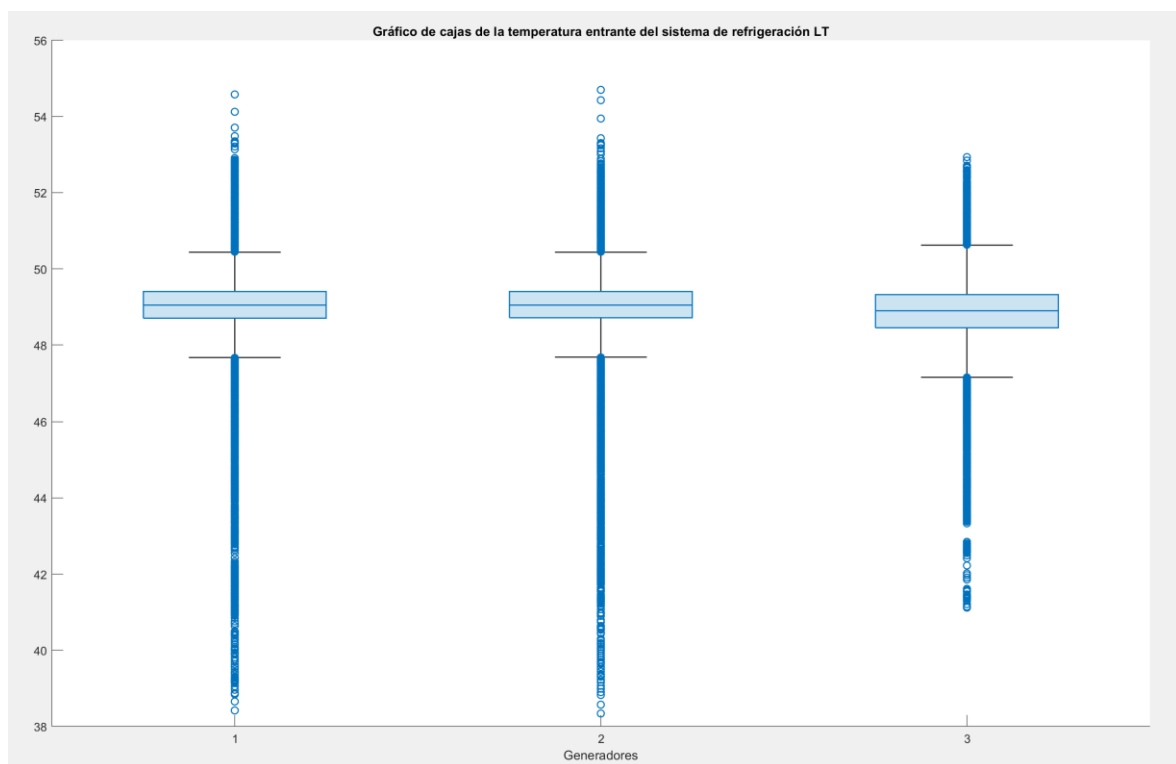


Figura 18. Gráfico de cajas de la temperatura de entrada del sist. de refrigeración LT.

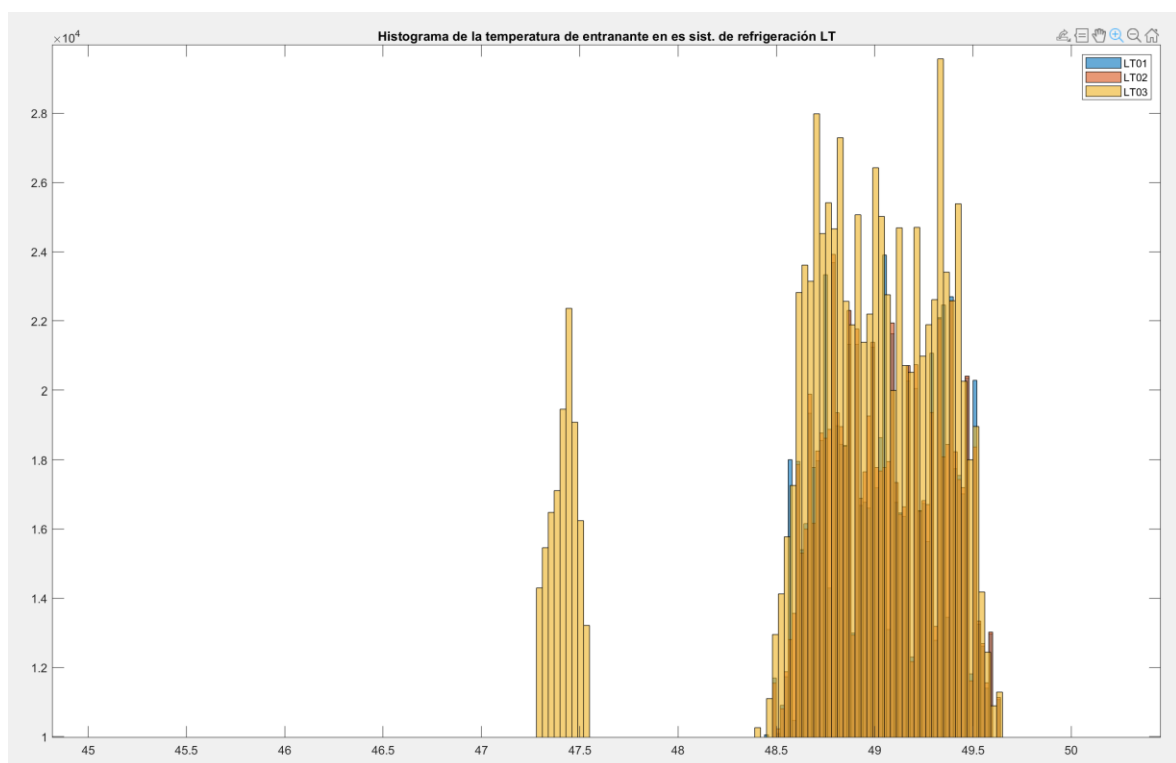


Figura 19. Histograma de la temperatura de entrada del sistema de refrigeración LT.

A diferencia del circuito de refrigeración de alta temperatura, el circuito LT de baja temperatura trabaja en una media y unos rangos prácticamente idéntica en las máquinas MGG01 y MGG02 y muy similar en MGG03. Aunque los rangos del dataset son de unos  $^{\circ}16C$ , el rango de trabajo habitual se encuentra entre  $47,7^{\circ}C$  y  $50,7^{\circ}C$  aproximadamente en la circulación por las tres máquinas, rango que servirá de referencia para el entrenamiento de las redes neuronales.

Tras finalizar el estudio estadístico de los inputs del sistema de refrigeración se ha llegado a algunas conclusiones:

1. Las estadísticas de las temperaturas de entrada en los generadores del circuito de refrigeración de alta temperatura HT varían notablemente entre destinos (máquinas) y a lo largo de los meses. La máquina MGG01 será más versátil a la hora de entrenar las redes neuronales por tener un rango limpio de outliers amplio, desde  $37^{\circ}C$  a  $89^{\circ}C$ . Las máquinas MGG02 y MGG03 trabajan en un rango temperaturas menor, sirviendo como datos de especialización en esos rangos, los cuales son de  $63,4^{\circ}C$  a  $80,4^{\circ}C$  en MGG02 y desde  $76,8^{\circ}C$  a  $78,9^{\circ}C$  en MGG01.
2. Las estadísticas de las temperaturas de entrada de los generadores del circuito de refrigeración de baja temperatura LT se mantienen prácticamente constantes entre destinos y en el tiempo, con la excepción de la circulación por la máquina MGG03 con algunas variaciones entre meses. Los rangos de trabajo habitual de este circuito son similares para los tres destinos, desde  $47^{\circ}C$  a  $51^{\circ}C$  aproximadamente. Estudio complementario por meses en ANEXO II. Análisis estadístico por meses

### ***5.1.3.2 Análisis estadístico de outputs***

En el estudio de las variables de salida u outputs del proceso que se consideran prevalentes a la hora de realizar un estudio estadístico, se distinguirá entre aquellas variables propias del sistema de generación eléctrica, aquellas pertenecientes al trabajo realizado por la máquina de absorción y, por último, las variables de salida del sistema de refrigeración de los generadores.

Las variables de salida más importantes del sistema de generación de energía eléctrica, y de la planta al ser su función principal, son la producción de potencia activa y potencia reactiva por los generadores.

| Potencia Activa generada [kW] |        |         |                  |                |             |
|-------------------------------|--------|---------|------------------|----------------|-------------|
|                               | Media  | Mediana | Rango dataset    | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                  | 345,84 | 499,53  | [-1.185; 925,46] | [-8,28; 925,5] | 307,86      |
| <b>MGG02</b>                  | 413,85 | 540,62  | [-1.185; 909,39] | [-0,29; 909,4] | 287         |
| <b>MGG03</b>                  | 485,99 | 568,47  | [-1.185; 906,32] | [227,5; 899,1] | 251,95      |

Tabla 8. Estadísticas de la potencia activa producida por los generadores.

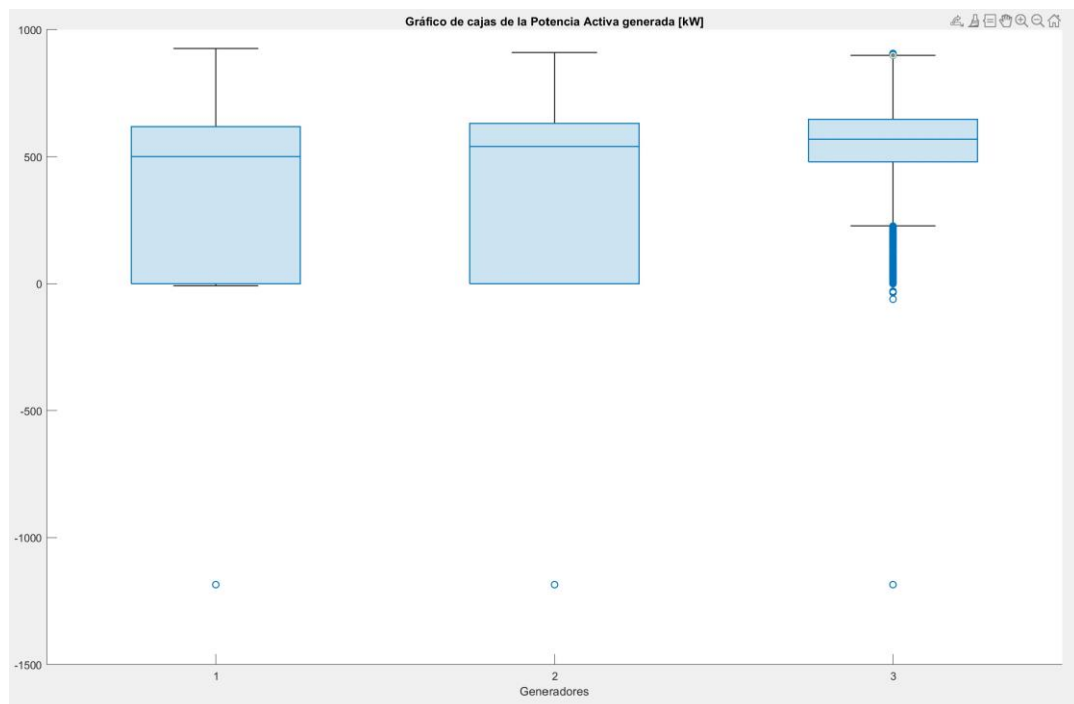


Figura 20. Gráfico de cajas de la producción de potencia activa por los generadores.

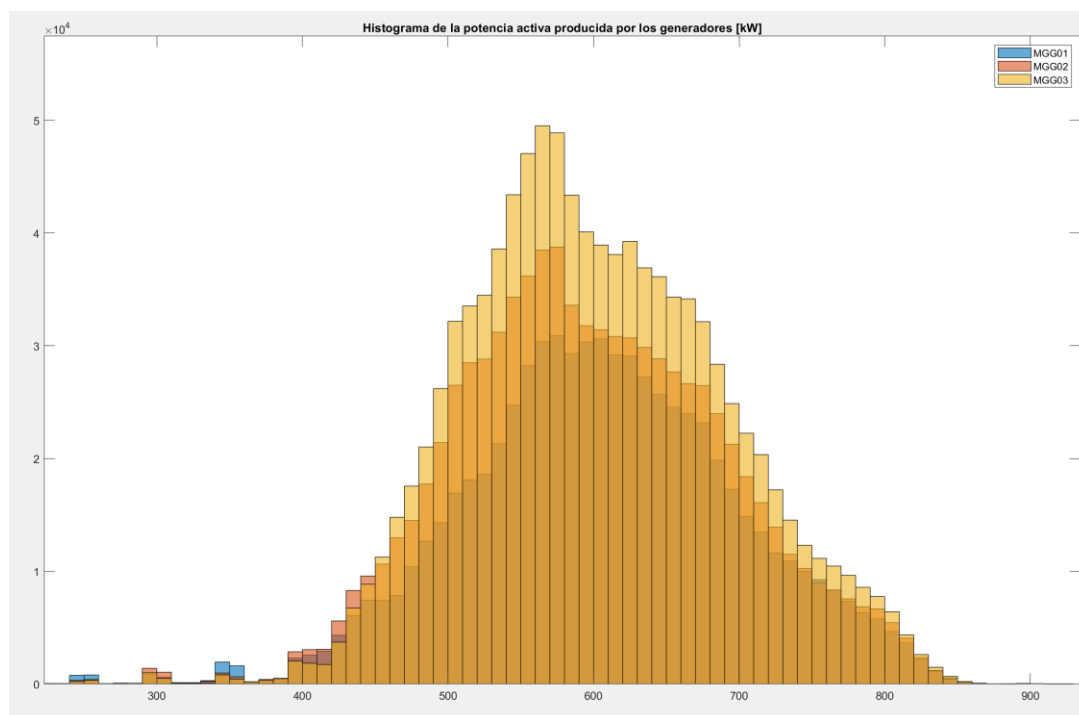


Figura 21<sup>5</sup>. Histograma de la potencia activa producida por los generadores.

| Potencia Reactiva generada [kVar] |        |         |                  |                 |             |
|-----------------------------------|--------|---------|------------------|-----------------|-------------|
|                                   | Media  | Mediana | Rango dataset    | Rango filtrado  | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                      | 124,12 | 177,45  | [-3.370; 505,28] | [-20,47; 505,3] | 116,02      |
| <b>MGG02</b>                      | 143,51 | 185,84  | [-3.370; 426,50] | [-54,98; 426,5] | 102,26      |
| <b>MGG03</b>                      | 171,59 | 202,69  | [-3.370; 622,47] | [62,23; 326,7]  | 93,07       |

Tabla 9. Estadísticas de la potencia reactiva producida por los generadores.

<sup>5</sup> En el histograma se ha ampliado el sector con valores superiores a 0, pero la realidad es que existen 518.600 valores comprendidos entre -10 y 0 kW en MGG01, 374.200 en MGG02 y 249.000 en MGG03.

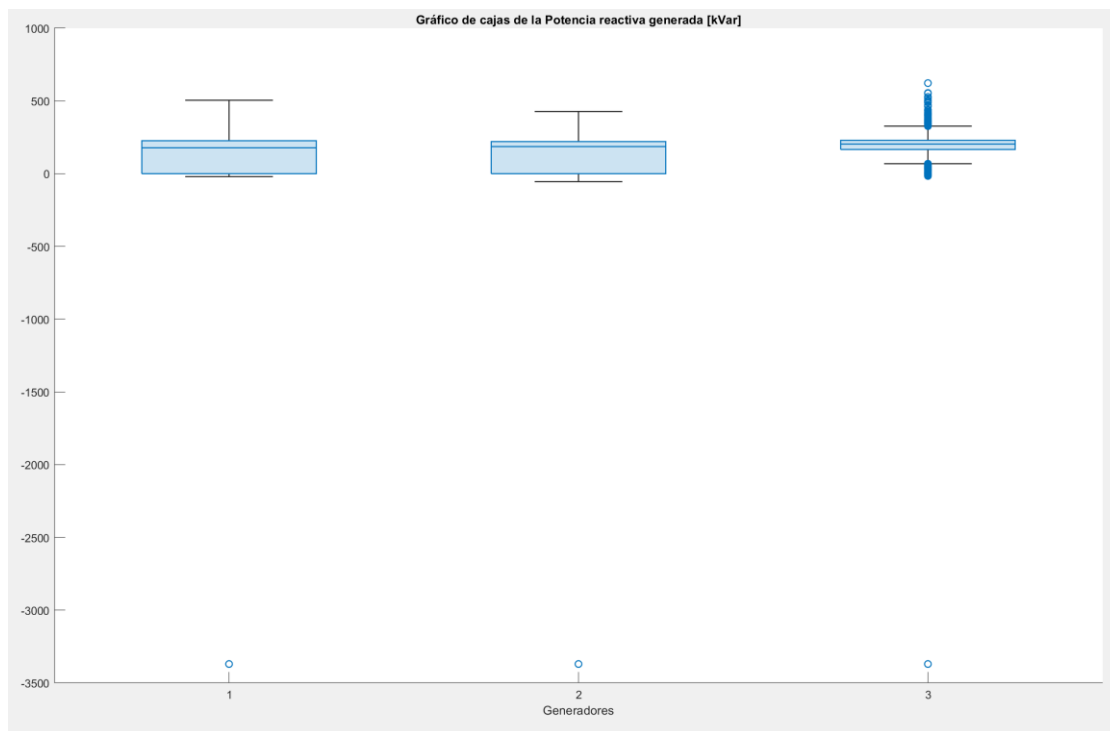


Figura 22. Gráfico de cajas de la producción de potencia reactiva por los generadores.

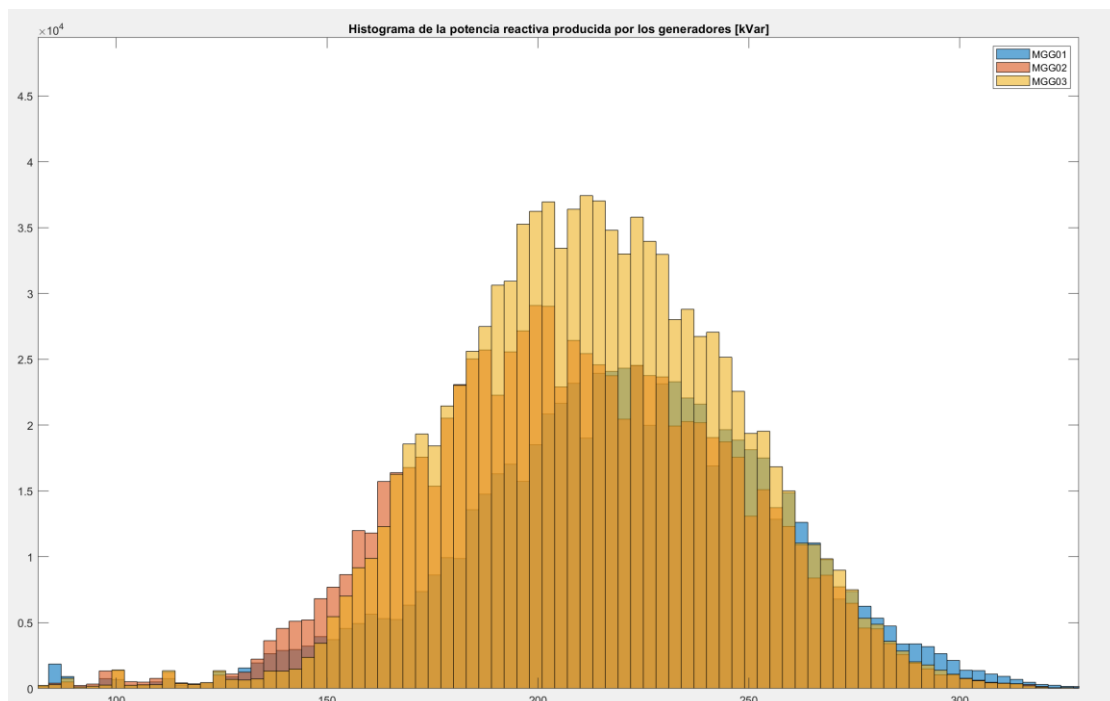


Figura 23<sup>6</sup>. Histograma de la producción de potencia reactiva por los generadores.

<sup>6</sup> En el histograma se ha ampliado el sector con valores superiores a 0, pero la realidad es que existen 519.000 valores comprendidos entre -3 y 0 kVar en MGG01, 374.200 en MGG02 y 133.200 en MGG03.

Lo primero que salta a la vista, tanto en el rango del dataset de la Tabla 8 como en los gráficos de cajas de la Figura 20 y Figura 22, la existencia de un outlier muy alejado del resto de datos con valor de 1.185 kW – 3.370 kVar consumidos por los tres generadores. Este dato se puede haber generado de manera errónea o también pueden ocurrir situaciones excepcionales en las cuales se necesita consumir potencia debido a un exceso en la red. De hecho, en los rangos filtrados de las máquinas MGG01 y MGG02 se encuentran valores negativos pequeños generados, probablemente, en estas situaciones.

También se aprecia un comportamiento similar de los generadores MGG01 y MGG02 en rangos intercuartiles de 0 a 620 kW aproximadamente, mientras que la generación producida en MGG03 es algo más exigente con un rango intercuartil entre 479 y 650 kW.

Del estudio estadístico de los datos de salida del proceso de generación eléctrica en la planta, se han obtenido algunas conclusiones:

1. A lo largo del año, la planta de cogeneración del complejo hotelero H10 tiene una producción de energía eléctrica nula o negativa. Esto tiene como consecuencia la falta de producción térmica al depender de la combustión de la producción eléctrica.
2. Las máquinas MGG01 y MGG02 cubren un rango más amplio de producción de potencia activa y reactiva a diferencia de la máquina MGG03, la cual tiene un menor rango de trabajo habitual y en términos generales es más exigente en la producción de potencia activa.
3. Cuando la planta se encuentra trabajando, su régimen habitual se encuentra entre 400 y 800 kW de potencia activa generada, y entre 125 y 300 kVar de potencia reactiva generada.

Tras analizar las variables de salida del proceso de generación eléctrica, se pasa a estudiar la variable de salida relevante en el proceso de generación de energía térmica, en un primer caso, en forma de frío. Esta variable será la energía térmica evaporada por la máquina de absorción MA701.

| Potencia térmica evaporada MA701 [kW] |         |                  |                |             |
|---------------------------------------|---------|------------------|----------------|-------------|
| Media                                 | Mediana | Rango dataset    | Rango filtrado | Dev. Típica |
| 696,72                                | 705,55  | [-1,39; 1.652,1] | [457,4; 949,9] | 117,22      |

Tabla 10. Estadísticas de la potencia térmica evaporada por MA701.

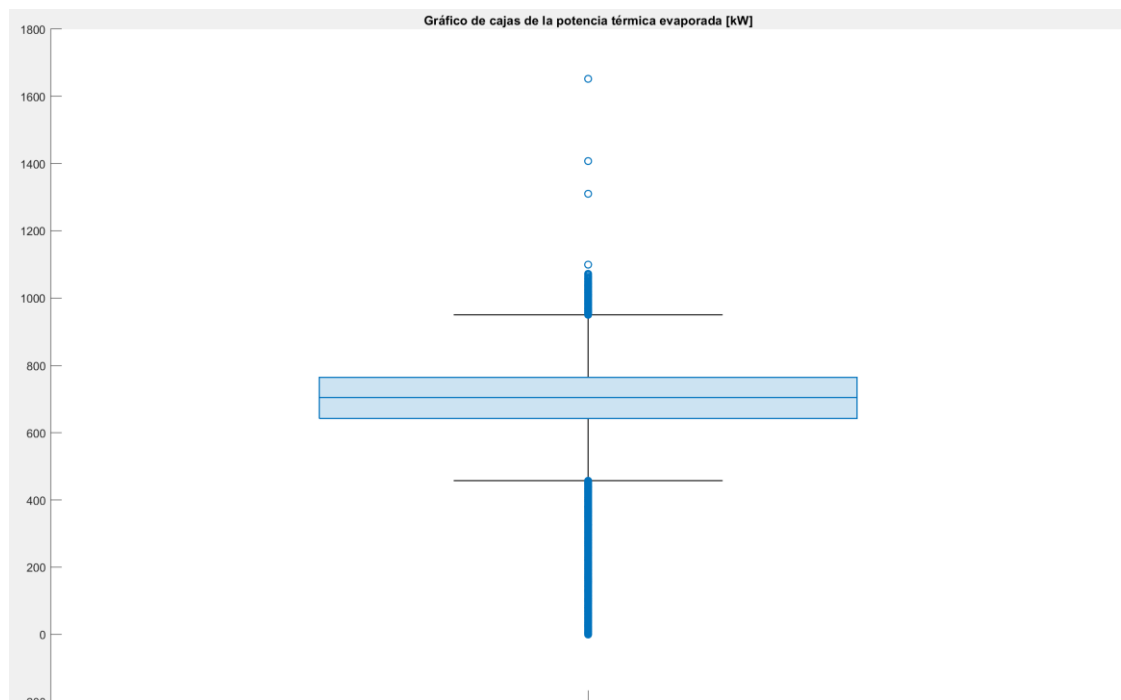
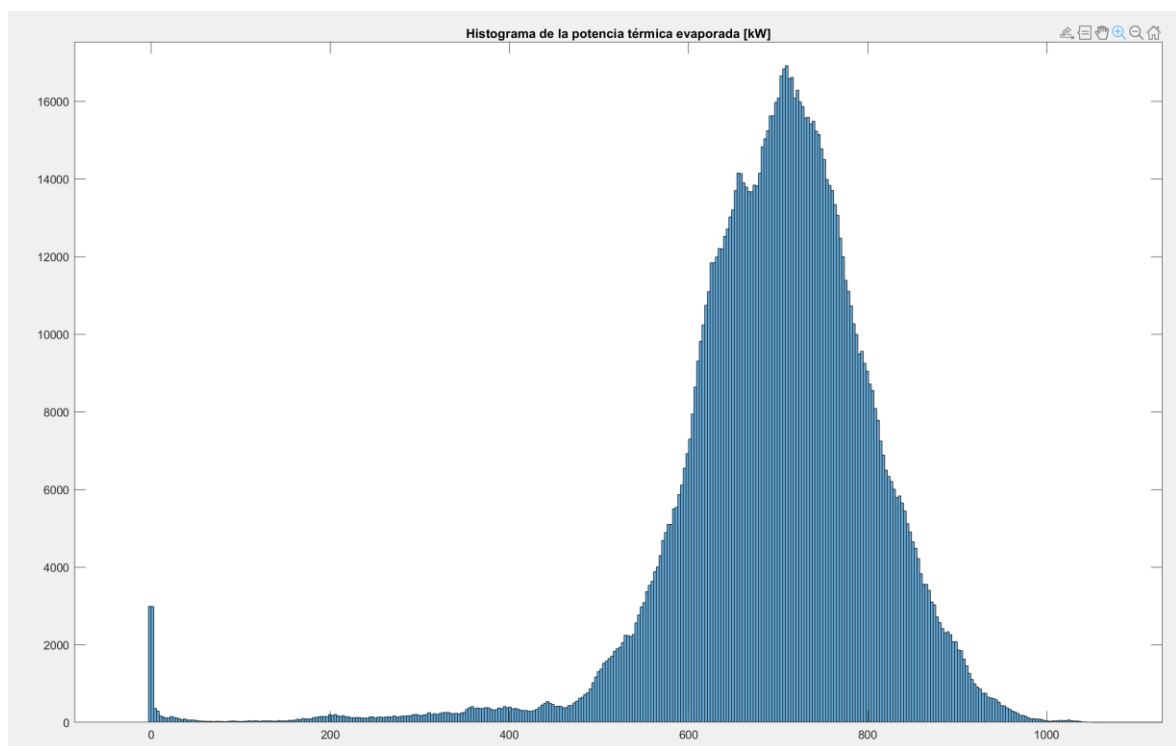


Figura 24. Gráfico de cajas de la potencia térmica evaporada por MA701.



*Figura 25. Histograma de la potencia térmica evaporada por MA701.*

La Tabla 10 muestra que el rango de trabajo habitual evapora entre 457 y 950 kW. También se puede observar en la Figura 24 como, pese a existir numerosos outliers, el rango intercuartil está concentrado entre 640 y 765 kW aproximadamente. Por último, la Figura 25 confirma la cantidad de datos disponibles para el entrenamiento en el rango filtrado.

El segundo paso del estudio de las variables output del proceso de producción de energía térmica, es la obtención de esta en forma de calor a través del sistema de refrigeración de los generadores. A la hora de estudiar estas variables, se emplearán las temperaturas de salida del líquido refrigerante de los generadores, aunque modificando estos para que el resultado sea más informativo. A estas temperaturas de salida se les restará las temperaturas de entrada para analizar el gradiente de temperatura que sufren. Así, la variable que contiene el gradiente de temperatura aportará información sobre la energía térmica absorbida por la refrigeración de los generadores.

| Gradiente de temperatura del líquido refrigerante LT [°C] |       |         |                |                |             |
|-----------------------------------------------------------|-------|---------|----------------|----------------|-------------|
|                                                           | Media | Mediana | Rango real     | Rango filtrado | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                                              | 1,23  | 1,65    | [-5,39; 10,44] | [-3.68; 5,77]  | 1,23        |
| <b>MGG02</b>                                              | 1,75  | 2,24    | [-0,99; 6,52]  | [-0,99; 6,51]  | 1,3         |
| <b>MGG03</b>                                              | 2,31  | 2,41    | [-1,88; 6,75]  | [0.75; 4,02]   | 0,78        |

Tabla 11. Estadísticas de del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT.

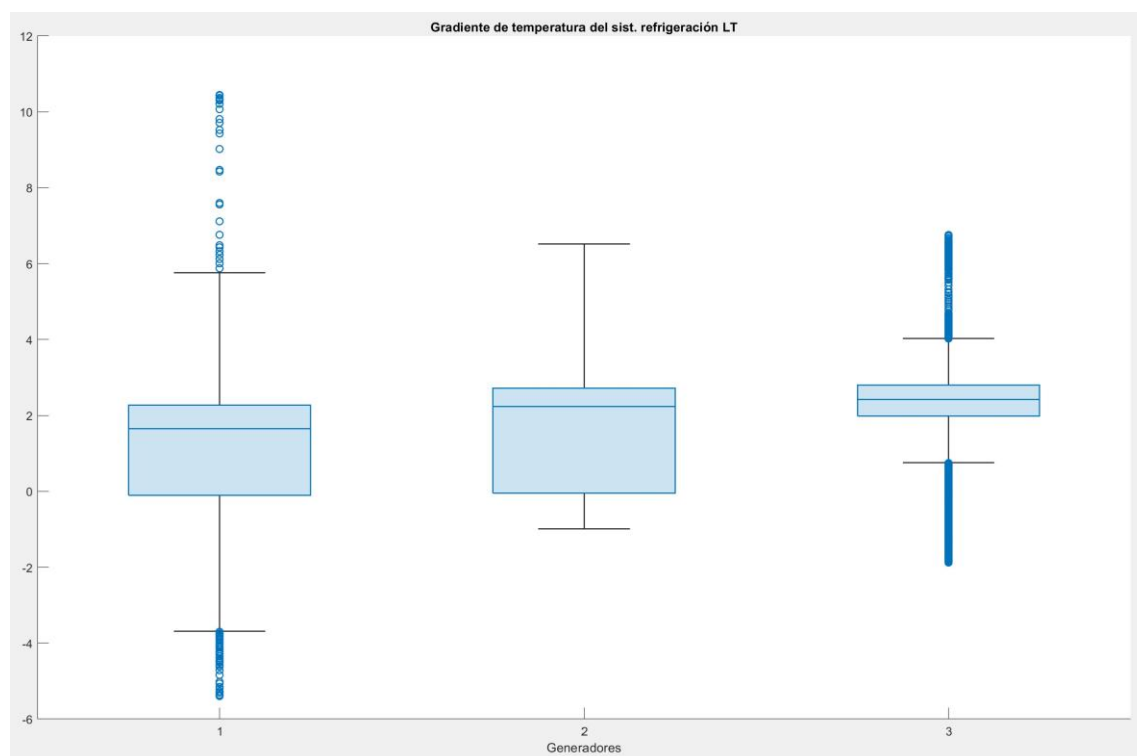


Figura 26. Gráfico de cajas del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT.

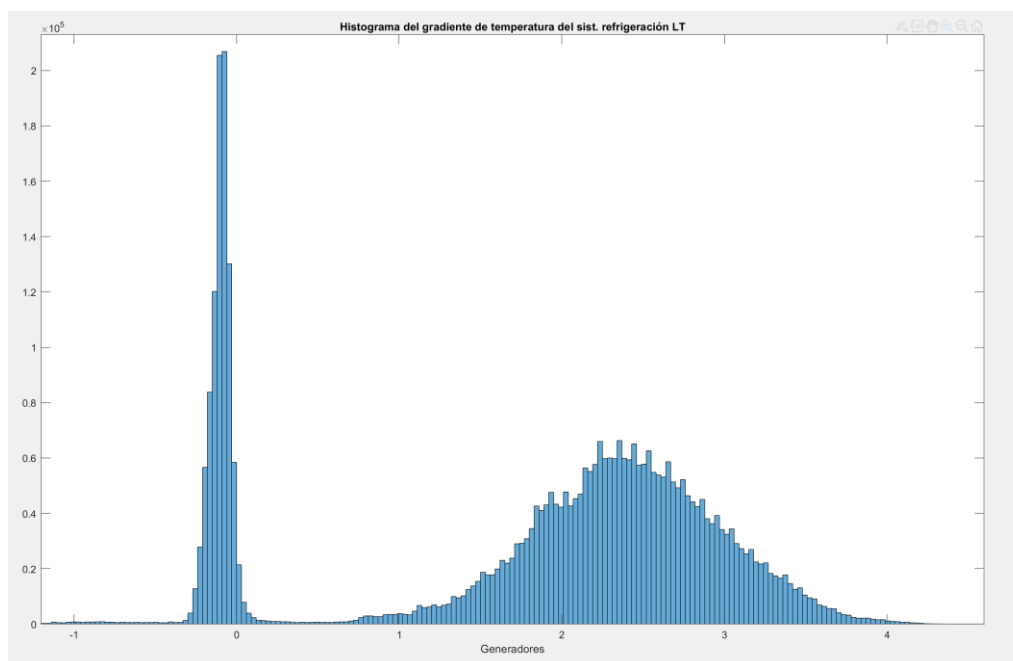


Figura 27. Histograma del gradiente de temperatura, sist. refrigeración LT.

Las estadísticas del gradiente de temperatura del líquido refrigerante al pasar por los generadores en el circuito de baja temperatura pueden ser algo confusas al aparecer numerosos valores negativos, cuando en principio el gradiente debería ser positivo al absorber el calor del motor y aumentar su temperatura. Esto se debe al registro de las temperaturas iniciales y finales cuando el generador se encuentra apagado y el líquido del sistema de refrigeración se encuentra a mayor temperatura que el propio generador. En la Figura 27 se observa cómo hay numerosas mediciones entre 0,25°C y 0°C de gradiente, aunque también se muestran una gran cantidad de datos de gradiente entre 1°C y 4°C. Además, la Tabla 11 registra la media de este gradiente de temperatura entre 1,23°C y 2,31°C en las máquinas generadoras.

| Gradiente de temperatura del líquido refrigerante HT [°C] |       |         |                  |                 |             |
|-----------------------------------------------------------|-------|---------|------------------|-----------------|-------------|
|                                                           | Media | Mediana | Rango real       | Rango filtrado  | Dev. Típica |
| <b>MGG01</b>                                              | 19,29 | 10,02   | [-162,57; 46,25] | [-11,84; 46,25] | 14,7        |
| <b>MGG02</b>                                              | 16,17 | 10,63   | [-197,82; 61,75] | [-12,24; 45,48] | 17,06       |
| <b>MGG03</b>                                              | 13,19 | 8,88    | [-15,89; 47,28]  | [3,23; 15,3]    | 11,08       |

Tabla 12. Estadísticas de del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT.

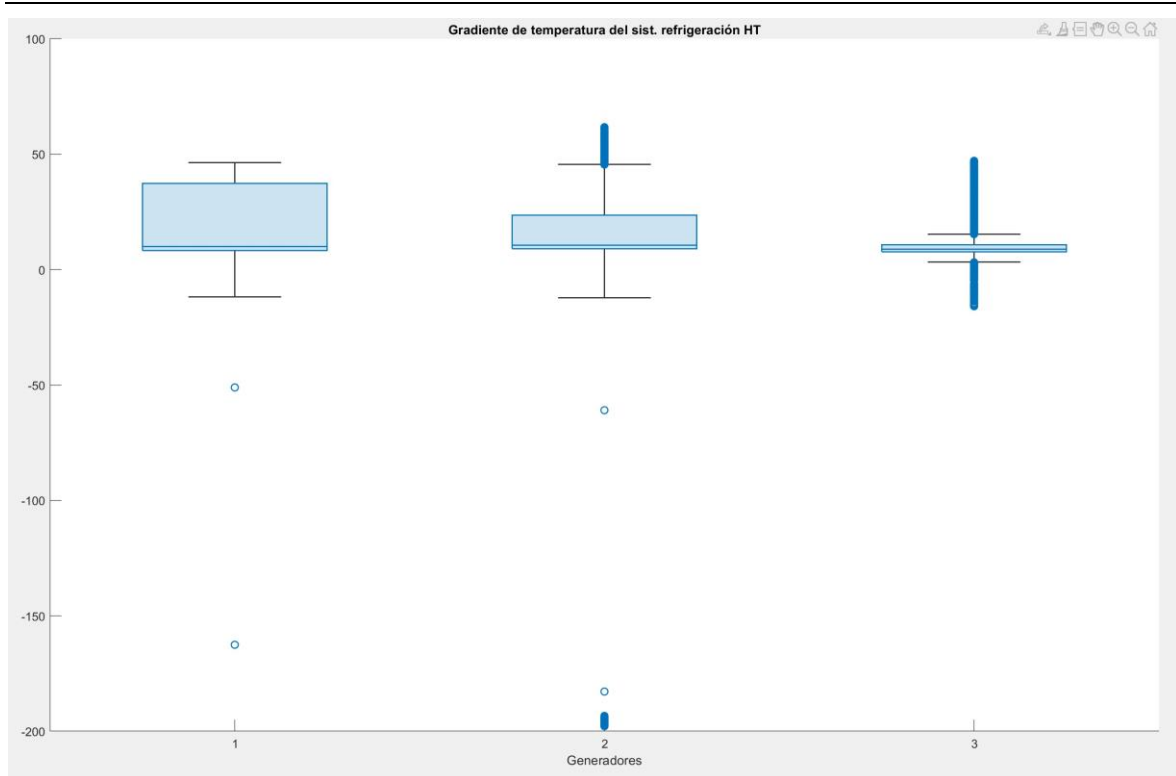


Figura 28. Gráfico de cajas del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT.

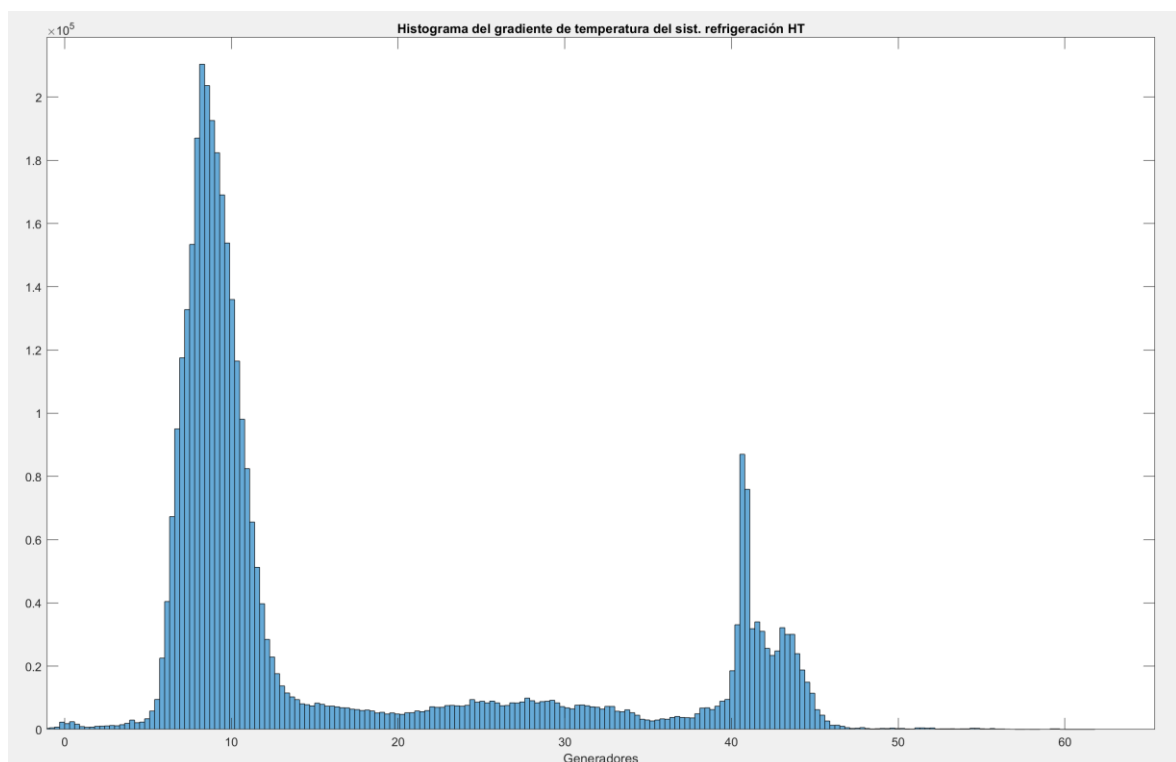


Figura 29. Histograma del gradiente de temperatura, sist. refrigeración HT.

Lo primero que destaca en las estadísticas es el registro de unos valores del gradiente de temperaturas altamente negativos (entre -150°C y -200°C) aunque en la Figura 28 se pueden identificar claramente como mediciones extrañas debidas, seguramente, a un error. Esto produce en la identificación de outliers, los bigotes del gráfico de cajas y bigotes en la Figura 28, una gran distorsión conteniendo valores habituales negativos de hasta -12°C. Por ello, analizando el histograma de la Figura 29, se reconoce un rango habitual los gradientes de temperatura entre 5°C y 50°C.

#### 5.1.4 BÚSQUEDA DE CORRELACIONES

A continuación, se buscarán correlaciones entre variables de entrada y salida para cuan fuerte es su efecto sobre la salida. Se realizará para variables que, intuitivamente, tenga sentido que estén correlacionadas ya que no se trata de hacer el trabajo de las redes neuronales identificando relaciones ocultas. En esta búsqueda se distinguirán los procesos de generación eléctrica y de obtención de energía térmica.

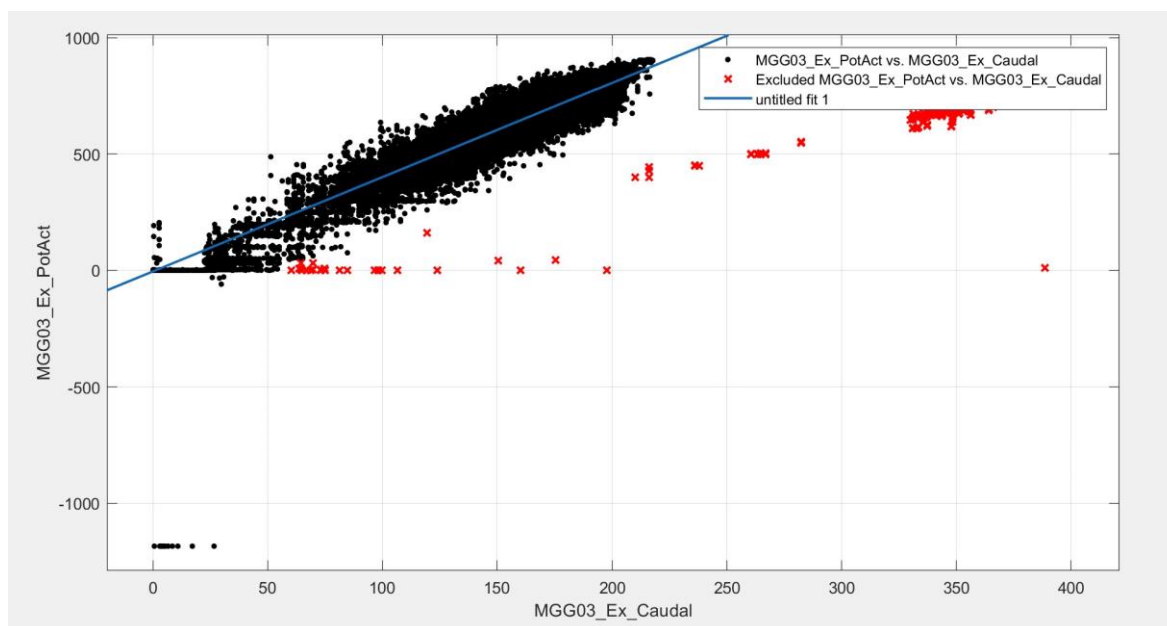
Para ello se utilizará la herramienta *Curve Fitting* de Matlab, la cual busca crear una regresión de características especificadas indicando el factor de correlación  $R^2$ , que mide la intensidad en la correlación, e indicadores de error para observar la fiabilidad de esta aproximación. Para esta aproximación se excluirán datos outliers que compliquen la finalidad de estudio, que es encontrar la correlación de las variables termodinámicas.

En concreto, se buscan regresiones lineales que aporten información sobre la sensibilidad de la salida ante variaciones en la entrada.

$$y = ax + b$$

El resultado será una recta donde “x” hace referencia a los valores de entrada e “y” al resultado aproximado por la recta de regresión de la variable de la salida. El valor “a” de la recta indica la pendiente de la misma y por lo tanto la sensibilidad de la regresión. Los valores de “a” y “b” calculados por la herramienta *Curve Fitting* son obtenidos con un 95% de confianza.

En el desarrollo de la generación de las regresiones lineales no se incluirán figuras sobre la representación gráfica al no considerar que no aportan más información de la que aporta la tabla en la que resumirán los resultados. Por ello, se incluye en la Figura 30 un ejemplo de la regresión lineal calculada para caudal vs potencia activa con los datos del generador MGG03.



*Figura 30. Gráfico de la regresión lineal caudal vs potencia activa.*

#### **5.1.4.1 Correlaciones en la generación de energía eléctrica**

En el proceso de generación eléctrica, se entiende que las variables de entrada son factores importantes en la producción eléctrica al ser el caudal la cantidad de combustible aportado, la presión una medida clave en un proceso de combustión en una máquina volumétrica, y la temperatura de entrada como parte de la energía interna del combustible.

El estudio de correlaciones se realizará únicamente sobre las variables del generador MGG03 al entender que la relación no depende en gran medida de la máquina, que técnicamente son iguales, sino del proceso termodinámico que ocurre en su interior.

| x                  | y = Potencia Activa |           |                         |       |
|--------------------|---------------------|-----------|-------------------------|-------|
|                    | Recta de regresión  | Pendiente | R <sup>2</sup> ajustado | RMSE  |
| <b>Caudal</b>      | y = 251,2x + 486    | 251,2     | 0,994                   | 19,79 |
| <b>Presión</b>     | y = -20,14x + 602,9 | -20,14    | 0,05                    | 87,82 |
| <b>Temperatura</b> | y = -10,92x + 601,7 | -10,92    | 0,014                   | 93,14 |

Tabla 13. Regresiones lineales inputs MGG03 vs Potencia Activa.

Pese a haber hecho una suposición sobre la influencia de todas las variables de entrada en la generación de energía eléctrica, se observa en la Tabla 13 que la única variable que tiene un verdadero efecto sobre la cantidad de potencia activa generada es el caudal de LNG llevado al generador. Esta relación es muy fuerte al resultar en un R<sup>2</sup> de 0,994, muy próximo a la unidad (el valor unidad indica la correlación directa pura). Aun así, se aprecia también que las variables de presión y temperatura tienen algo de influencia sobre el resultado, aunque prácticamente insignificante, con valores de R<sup>2</sup> de 0,05 y 0,014 respectivamente.

| x                  | y = Potencia Reactiva |           |                         |       |
|--------------------|-----------------------|-----------|-------------------------|-------|
|                    | Recta de regresión    | Pendiente | R <sup>2</sup> ajustado | RMSE  |
| <b>Caudal</b>      | y = 88,42x + 171,8    | 88,42     | 0,975                   | 14,23 |
| <b>Presión</b>     | y = -6,98x + 213,1    | -6,98     | 0,042                   | 33,19 |
| <b>Temperatura</b> | y = 5,15x + 213       | 5,15      | 0,023                   | 33,81 |

Tabla 14. Regresiones lineales inputs MGG03 vs Potencia Reactiva.

Al igual que en la generación de potencia activa, la generación de potencia reactiva se ve fuertemente influenciada por el caudal de LNG, con un R<sup>2</sup> de 0,975, mientras que su correlación con la presión y la temperatura de LNG es muy débil.

#### 5.1.4.2 Obtención de energía térmica

En el proceso de obtención de energía térmica se buscarán correlaciones entre la potencia activa generada y el gradiente de temperatura de los circuitos de refrigeración de alta y baja temperatura y entre la temperatura de los gases de escape y la energía térmica evaporada por la máquina de absorción.

La relación de la potencia activa generada con el gradiente de temperatura forma parte del proceso de distribución de calor de la planta. Se intuye que, ante una mayor generación eléctrica, habrá una mayor generación de calor en la combustión y por lo tanto un aumento en el gradiente de temperatura. Al realizar el análisis sobre los circuitos de baja y alta temperatura que pasan por el generador MGG03, se obtienen los siguientes resultados:

| y                         | x = Potencia Activa  |           |                         |       |
|---------------------------|----------------------|-----------|-------------------------|-------|
|                           | Recta de regresión   | Pendiente | R <sup>2</sup> ajustado | RMSE  |
| <b>Gradiente Temp. LT</b> | $y = 0,003x + 0,78$  | 0,003     | 0,8                     | 0,262 |
| <b>Gradiente Temp. HT</b> | $y = 0,011x + 1,453$ | 0,011     | 0,589                   | 0,98  |

Tabla 15. Regresiones lineales Potencia Activa vs Gradiente de temp. del sist. de refrigeración.

Como era de esperar, la potencia activa generada sí tiene un efecto notable en el gradiente de temperatura en los sistemas de refrigeración. Este efecto resulta ser más fuerte en el circuito de baja temperatura, con un R<sup>2</sup> DE 0,8, frente al circuito de alta temperatura con coeficiente de correlación (R<sup>2</sup>) de 0,6.

| y                         | x = Potencia Reactiva |           |                         |       |
|---------------------------|-----------------------|-----------|-------------------------|-------|
|                           | Recta de regresión    | Pendiente | R <sup>2</sup> ajustado | RMSE  |
| <b>Gradiente Temp. LT</b> | $y = 0,009x + 0,64$   | 0,009     | 0,661                   | 0,294 |
| <b>Gradiente Temp. HT</b> | $y = 0,024x + 3,49$   | 0,024     | 0,236                   | 1,52  |

Tabla 16. Regresiones lineales Potencia Reactiva vs Gradiente de temp. del sist. de refrigeración.

La correlación del gradiente de temperatura con la potencia reactiva generada es similar a la correlación con la potencia activa, aunque atenuando los efectos. Estos efectos siguen siendo más notables en el circuito de baja temperatura, aunque menos que los de la potencia activa. También es destacable el RMSE (Root Mean Squared Error) en el circuito de alta temperatura es significativamente más alto, haciendo que este ajuste no se considere bueno.

Por último, se estudia el proceso de obtención de frío buscando la correlación entre la temperatura de los gases de escape y la energía térmica evaporada por la máquina de absorción. Los resultados se encuentran impresos en la Tabla 17.

| y                        | x = Temperatura Gases de Escape |           |             |       |
|--------------------------|---------------------------------|-----------|-------------|-------|
|                          | Recta de regresión              | Pendiente | R2 ajustado | RMSE  |
| <b>Energía evaporada</b> | $y = -4,027x + 2408$            | -4,027    | 0,06        | 100,2 |

Tabla 17. Regresión lineal Temp. gases de escape vs energía evaporada por MA701.

Los resultados (línea de regresión en la Figura 31) indican que no existe una correlación clara al obtener un coeficiente de correlación 0,06, prácticamente nulo, y un RMSE de 100,2. Al no existir esta correlación, deben existir otros factores que influyan en el rendimiento de la máquina MA701.

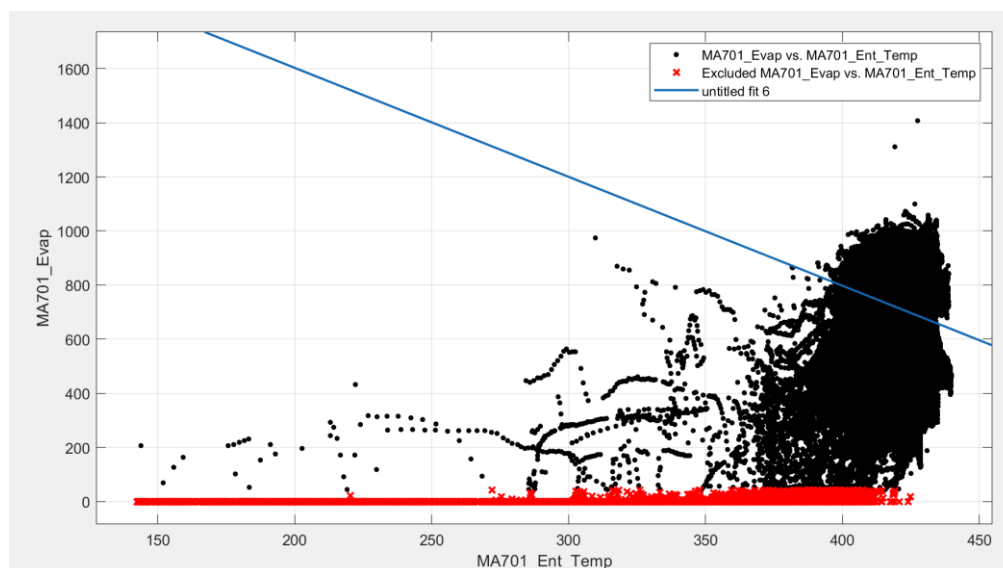


Figura 31. Línea de regresión Temperatura gases de escape vs Energía evaporada en MA701.

Para encontrar una correlación entre variables de entrada y salida del proceso de obtención de energía térmica en forma de frío, se estudia la posible correlación entre la capacidad de la máquina y su energía térmica evaporada. Esta correlación es obvia, pero se necesita demostrar que se poseen datos sobre una variable que afecte al resultado del proceso para el futuro modelado de este.

| y                        | x = Capacidad MA701 |           |             |       |
|--------------------------|---------------------|-----------|-------------|-------|
|                          | Recta de regresión  | Pendiente | R2 ajustado | RMSE  |
| <b>Energía evaporada</b> | $y = 8,23x + 39,1$  | 8,23      | 0,811       | 50,88 |

Tabla 18. Regresión lineal Capacidad MA701 vs energía evaporada por MA701.

Esto queda demostrado con los resultados mostrados en la Tabla 18, donde se observa un coeficiente de correlación de 0,811 entre la capacidad de la máquina de absorción y la energía térmica evaporada por esta.

## **5.2 DESARROLLO DEL MODELADO DE PROCESOS**

Una vez se poseen unos datos contextualizados y analizados, se puede iniciar el desarrollo de los modelos de procesos dentro de la planta. En este apartado se definirán los modelos que se emplearán y se explicará el trabajo llevado a cabo a la hora de entrenar, validar y probar los modelos obtenidos. En él, se buscará desarrollar detalladamente el proceso y justificar las decisiones tomadas.

### **5.2.1 DEFINICIÓN DE LOS MODELOS**

El primer paso en el modelado de procesos es definir que procesos dentro de la planta van a ser modelados y cómo. Al tener un tiempo y unos recursos limitados, no se modelizarán todos los procesos de la planta. Se ha decidido modelar los tres generadores, la circulación del sistema de refrigeración de baja y alta temperatura por los generadores, y la circulación de gases de escape por la máquina de absorción. Además, para finalmente poder crear el simulador del flujo de gases, habrá que modelizar un proceso intermedio: la combinación de los gases de escape. Esta selección se debe a que se han considerado los procesos más interesantes y en los cuales se pueden obtener mejores resultados al ser dependientes muchas de las variables que entran en juego en ellos.

Cada proceso que será modelado consta de unas señales de entrada o inputs y unas señales de salida u outputs y de una red neuronal que simula su comportamiento.

#### **5.2.1.1 Modelado de los generadores**

Cada uno de los generadores será modelado independientemente del resto. Se definirán como inputs el caudal, la presión y la temperatura del gas natural líquido entrante en cada generador. Los outputs serán la potencia activa y reactiva generada y la temperatura de salida de los gases de escape. La estructura del modelado de cada generador seguirá la siguiente estructura:



Figura 32. Estructura de los modelos de los generadores.

### 5.2.1.2 Modelado de la circulación del sistema de refrigeración por los generadores

Debido a que el sistema de refrigeración consta de dos circuitos, de baja (LT) y alta (HT) temperatura, cada uno de ellos será modelizado independientemente. Para cada uno de los circuitos, se definen los inputs como la potencia activa y reactiva generada por los motores, y la temperatura de entrada a cada generador, buscando obtener como output la temperatura de salida del líquido refrigerante de cada uno de los generadores.

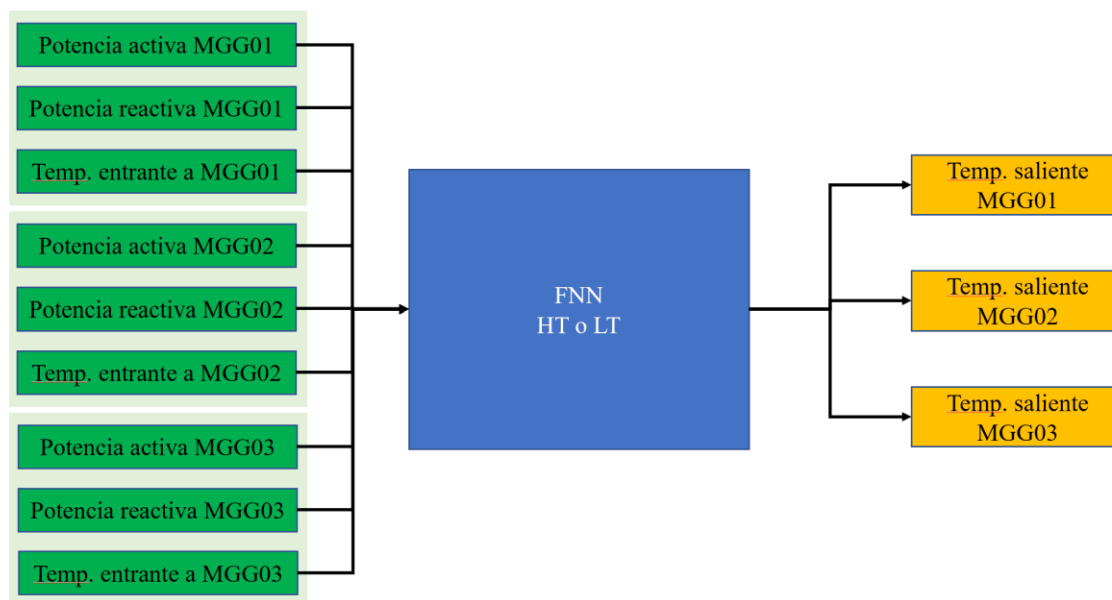


Figura 33. Estructura de los modelos de la circulación del sistema de refrigeración por los generadores

### 5.2.1.3 Modelado del flujo de gases por la máquina de absorción

Para la modelización del flujo de gases por la máquina de absorción, los inputs serán la temperatura de entrada a la máquina de los gases de escape, la capacidad a la que se encuentra y la energía térmica que ha evaporado. Los outputs serán la potencia térmica evaporada y la temperatura y la diferencia de presión de los gases de escape.

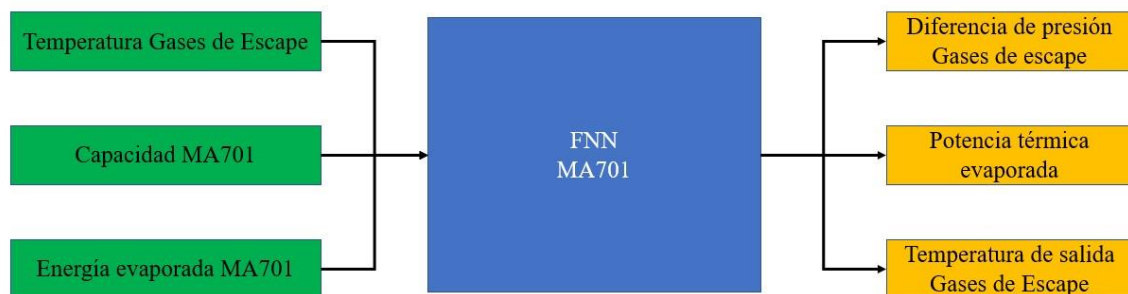


Figura 34. Estructura del modelo del flujo de gases por MA701.

### 5.2.1.4 Modelado de la combinación de gases de escape

Finalmente, el modelo de la combinación de los gases recibirá las temperaturas de los gases de escape provenientes de los generadores, junto con el estado de las válvulas que direccionan estos a la atmósfera o a la máquina de absorción, y devolverá la temperatura del flujo combinado de los gases de escape.

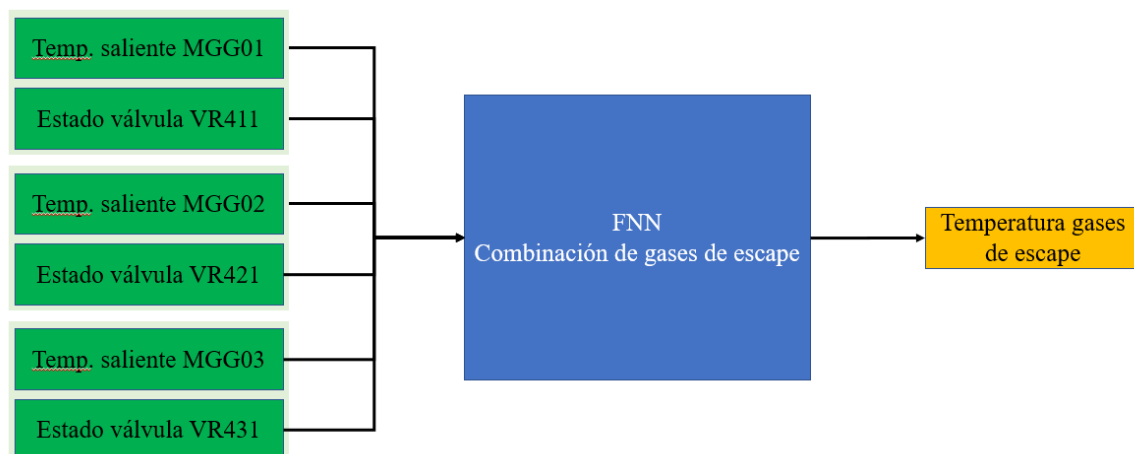


Figura 35. Estructura del modelo de combinación de gases de escape.

### 5.2.2 DEFINICIÓN DE LAS REDES NEURONALES

Para asegurar la obtención de un modelo que resuelva los procesos de la manera buscada, al mismo tiempo que su creación sea óptima y eficiente con los recursos disponibles, es necesario definir los modelos que se van a emplear. Para ello, habrá que definir el tipo de herramienta de modelización que se desea emplear y las características de esta.

A la hora de modelizar procesos, se ha decidido emplear redes neuronales por unas razones ya explicadas anteriormente, pero existen multitud de tipos de redes neuronales. El tipo de red neuronal que mejor se ajusta al empleo que se le dará en este proyecto son las FNN (*Fitting Neural Network*) o red neuronal de ajuste. Estas redes son capaces de predecir la variable de salida de un proceso recibir uno o varios inputs gracias al aprendizaje al que ha sido sometida con datos pasados.

Este tipo de redes neuronales necesita que se establezcan unos parámetros para su futuro entrenamiento. Entre estos parámetros se encuentran el tipo de entrenamiento, el porcentaje de datos empleado al entrenamiento y a la validación y el tamaño de la capa oculta.

El tipo de entrenamiento al que se somete una red neuronal define el algoritmo empleado a la hora de variar el peso y el bias en cada iteración del entrenamiento. Todos los algoritmos buscan mediante diferentes métodos, variar de la manera más eficiente posible estos valores para obtener una red con el mínimo error. Los métodos de entrenamiento más empleados son: Levenberg-Marquardt, normalización Bayesiana y el escalado del gradiente conjugado.

Otro parámetro por definir será el porcentaje de datos empleados para el entrenamiento de la red, ya que este no puede ser del 100%. El entrenamiento necesita un porcentaje de los datos para poder validar que el entrenamiento que ha realizado con una parte de los datos es válido y obtiene resultados fiables.

Finalmente, habrá que especificar el tamaño de la capa oculta de la red. Como se ha mostrado en la Figura 3, cada capa dentro de la red contiene un número de neuronas, las cuales se pueden interpretar como fracciones del comportamiento del proceso, por lo que a priori debería de ser más precisa la red cuanto mayor sea el número de neuronas.

Para poder definir estos parámetros se entrenaron redes neuronales variando el tipo de entrenamiento, el tamaño de la capa oculta y el porcentaje de datos destinados al entrenamiento sobre una muestra del proceso que realiza el generador MGG01 en el mes de octubre para tratar de averiguar la combinación de estas variables que resultase en los mejores resultados. Se hizo variar el tipo de entrenamiento entre el Levenberg-Marquardt y la normalización Bayesiana ya que se observó que el entrenamiento basado en el gradiente conjugado requería de mucho tiempo dando peores resultados que los otros métodos. El tamaño de la capa oculta se varió entre 10, 12, 14 y 16 neuronas, al consumir mucho tiempo un mayor tamaño de la capa oculta. Por último, se entrenaron las redes con el 75, 80, 85 y 90 por ciento de los datos. Se obtuvieron los resultados impresos en la Tabla 19, en la cual se especifica el porcentaje de datos empleados en el entrenamiento, el tipo de entrenamiento como LM (Levenberg-Marquardt) y BR (Normalización Bayesiana), el tamaño de la capa oculta y el RMSE.

| Datos Entrenamiento | Tipo Entrenamiento | Tamaño capa oculta | RMSE    |
|---------------------|--------------------|--------------------|---------|
| 75%                 | LM                 | 10                 | 43,357  |
| 75%                 | LM                 | 12                 | 40,6209 |
| 75%                 | LM                 | 14                 | 42,8291 |
| 75%                 | LM                 | 16                 | 43,7122 |
| 75%                 | BR                 | 10                 | 42,8103 |
| 75%                 | BR                 | 12                 | 41,5583 |
| 75%                 | BR                 | 14                 | 40,7904 |
| 75%                 | BR                 | 16                 | 40,2395 |
| 80%                 | LM                 | 10                 | 42,9502 |
| 80%                 | LM                 | 12                 | 40,7802 |
| 80%                 | LM                 | 14                 | 44,5821 |
| 80%                 | LM                 | 16                 | 43,7013 |
| 80%                 | BR                 | 10                 | 42,5009 |
| 80%                 | BR                 | 12                 | 40,5952 |
| 80%                 | BR                 | 14                 | 41,3861 |
| 80%                 | BR                 | 16                 | 38,1576 |
| 85%                 | LM                 | 10                 | 43,6873 |
| 85%                 | LM                 | 12                 | 43,7471 |
| 85%                 | LM                 | 14                 | 43,7395 |
| 85%                 | LM                 | 16                 | 42,9858 |
| 85%                 | BR                 | 10                 | 40,58   |
| 85%                 | BR                 | 12                 | 40,2113 |
| 85%                 | BR                 | 14                 | 41,0961 |
| 85%                 | BR                 | 16                 | 38,5267 |
| 90%                 | LM                 | 10                 | 45,1809 |
| 90%                 | LM                 | 12                 | 43,1208 |
| 90%                 | LM                 | 14                 | 43,4321 |
| 90%                 | LM                 | 16                 | 41,7912 |
| 90%                 | BR                 | 10                 | 41,3175 |
| 90%                 | BR                 | 12                 | 40,6936 |
| 90%                 | BR                 | 14                 | 39,8423 |
| 90%                 | BR                 | 16                 | 39,435  |

Tabla 19. Resultados de la iteración en el entrenamiento de una red neuronal

Se realizó el mismo estudio para los datos de todos los meses y se comprobó que el resultado más preciso siempre era aquel que había sido entrenado con el 80% de los datos aportados, mediante el método de normalización Bayesiana y con 16 neuronas en la capa oculta.

Basándose en estos resultados, las redes neuronales que modelizarán los procesos serán redes FNN con un entrenamiento basado en el método de normalización Bayesiana utilizando el 80% de los datos para este y con 16 neuronas en la capa oculta.

### 5.2.3 PROCESOS DE ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS

Estando la red neuronal clara, y sus características definidas en el apartado 5.2.2, se da paso al entrenamiento y validación de las redes neuronales para los procesos definidos en el apartado 5.2.1. En este punto del proyecto, todos los datos trabajados anteriormente serán empleados para entrenar las redes neuronales gracias al código “fnngeneral.m” impreso en el ANEXO I. Código fuente. La ejecución de este programa devolverá la red neuronal entrenada para un proceso determinado junto con indicadores que ayudarán a identificar como de bueno ha sido el entrenamiento y, por lo tanto, la utilidad que tendrá en el futuro.

Para ello, en cada proceso se presentará una tabla con los resultados del ajuste de las redes neuronales. En ellas se comprenderá el coeficiente R tanto de los datos de entrenamiento como de los datos utilizados en el test y el RMSE. El valor R indica la relación entre el valor estimado y el valor real, creando una regresión lineal que se incluirá en el desarrollo. El valor de RMSE indica el error medio del entrenamiento.

También se incluirá un histograma de los errores sobre los datos empleados.

$$error = valor\ real\ output - output\ FNN$$

Además, Matlab genera una regresión lineal relacionando el valor real y el output de la red que también se incluirá.

Una vez la red ha realizado un entrenamiento aceptado, se cargarán de nuevo los datos de entrada en la red neuronal, ya entrenada, para representar los resultados frente a los datos de salida reales. Para poder realizar esto, se crea un modelo en Simulink con la correspondiente red, y se introducen los datos en forma de señal. El modelo Simulink transformará los datos de salida en archivos de Matlab y posteriormente se cargarán mediante el código fuente “testingcode.m” (ANEXO I. Código fuente) donde serán representadas. En las pantallas de Simulink también aparecen bloques *Scope* los cuales permiten visualizar la salida a medida que se va ejecutando el modelo.

### 5.2.3.1 Modelización de los generadores

Tras realizar el entrenamiento de las redes neuronales que modeliza el proceso llevado a cabo en cada uno de los generadores de la planta se obtuvieron los siguientes resultados:

|                           | MGG01 | MGG02 | MGG03 |
|---------------------------|-------|-------|-------|
| <b>R Entrenamiento</b>    | 0,989 | 0,993 | 0,991 |
| <b>RMSE Entrenamiento</b> | 34,21 | 26,93 | 27,88 |
| <b>R Test</b>             | 0,988 | 0,933 | 0,992 |
| <b>RMSE Test</b>          | 35,13 | 26,76 | 27,03 |

Tabla 20. Resultados del entrenamiento de los modelos de los generadores.

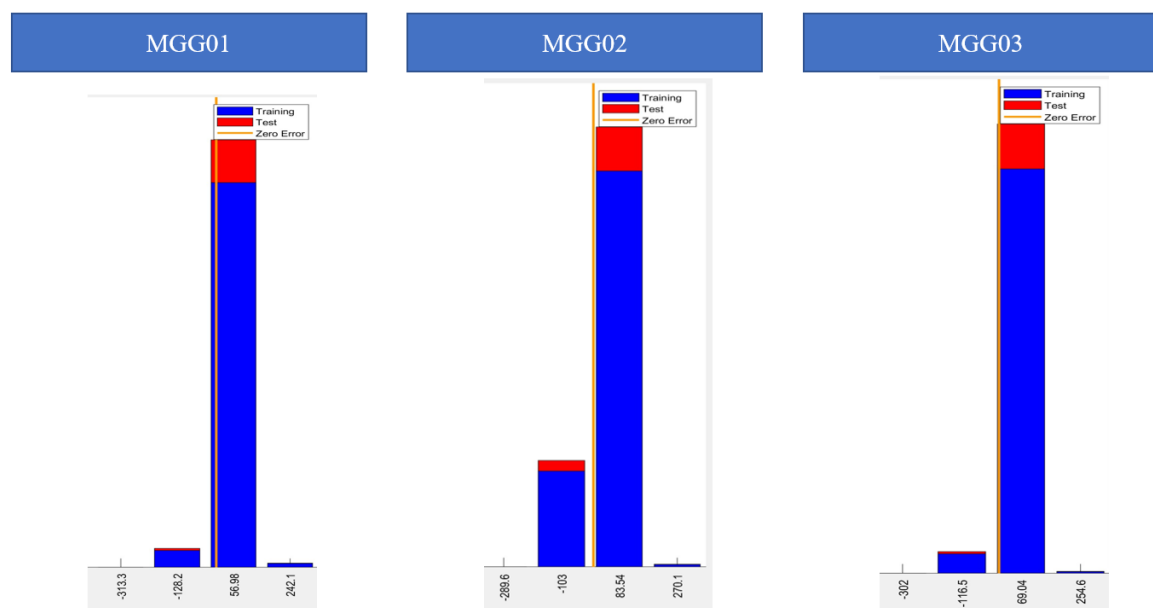
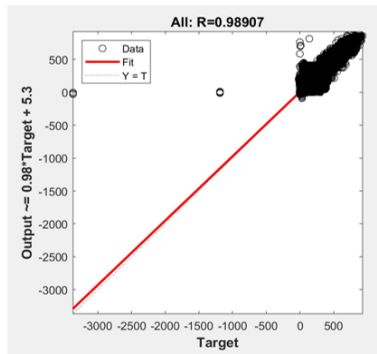
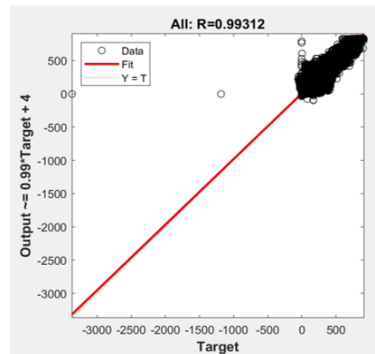


Figura 36. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de los generadores.

MGG01



MGG02



MGG03

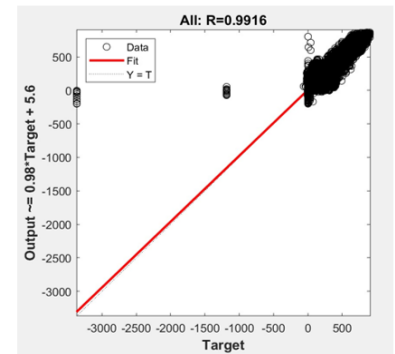


Figura 37. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de los generadores.

El entrenamiento de las redes neuronales encargadas de modelizar los generadores es exitoso al reconocer coeficientes R muy cercanos a la unidad (alrededor de 0,99) y un error medio menor al 1% que genera valores de RMSE similares entre test y entrenamiento. Si el valor del RMSE se distanciase entre estos, la red se diría que está sobreentrenada, ya que se ha ajustado demasiado a los valores de entrenamiento.

Para reconocer la validez de la red de una manera más visual, se harán pasar los datos de nuevo por el modelo de la Figura 38 que contiene las redes de cada generador ya entrenadas, para observar gráficamente cuanto se aproxima a la realidad.

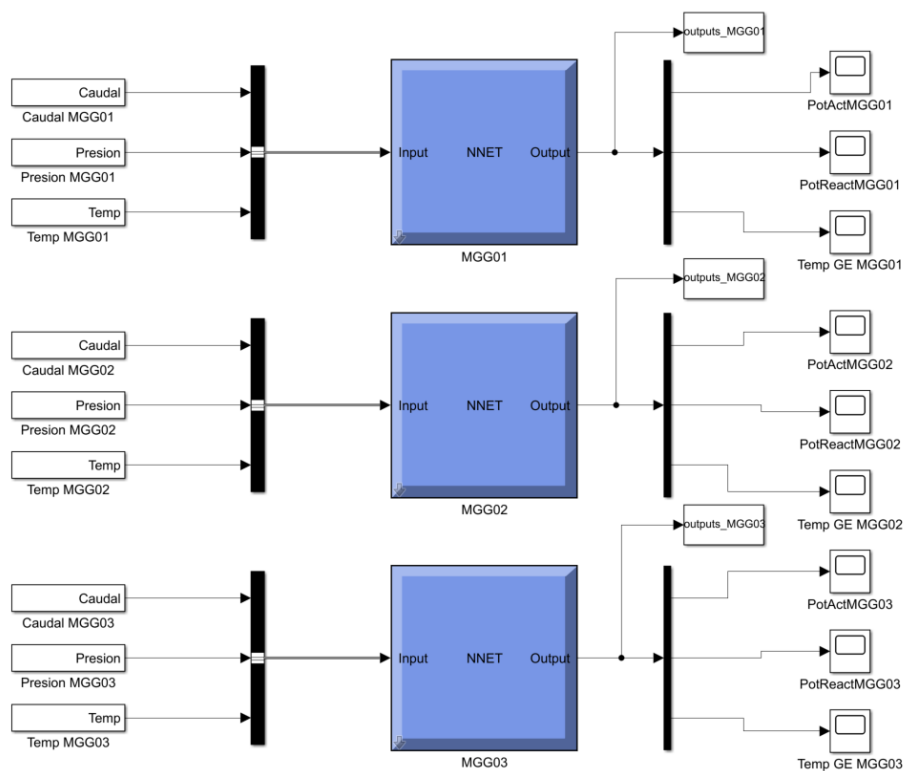
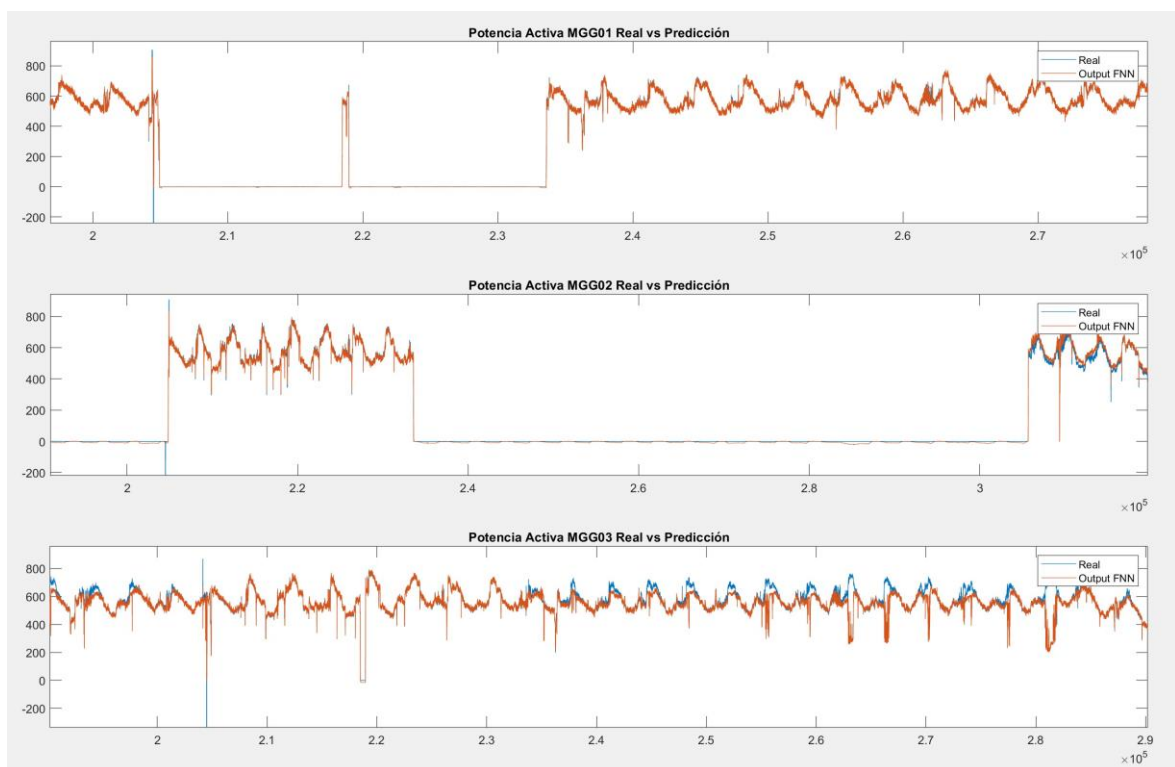


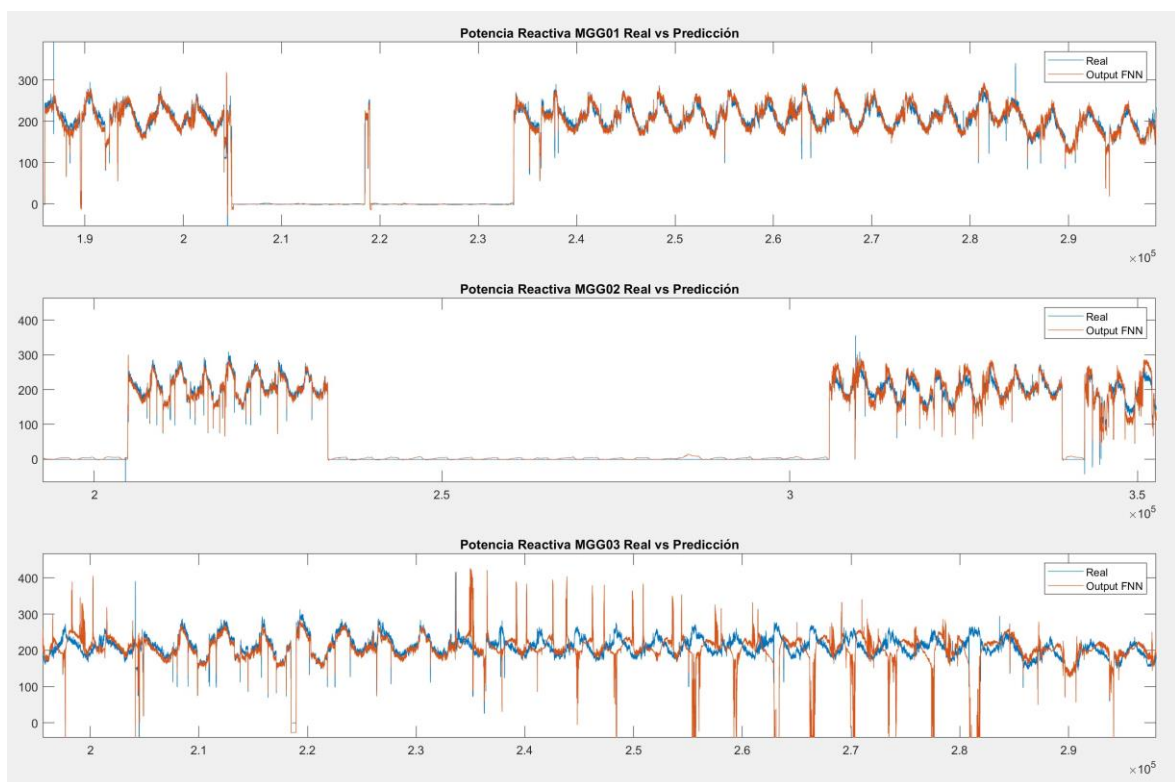
Figura 38. Modelo de los generadores de la planta.



*Figura 39. Potencia activa generada Real vs Output FNN.*

La predicción de potencia activa producida por los generadores es muy similar a la potencia activa real generada. De todas formas, se observa como el modelo no consigue llegar a los extremos locales, al observarse en la Figura 39 como los picos de las gráficas son azules (curva real) y la curva roja no consigue alcanzarlos. Lo positivo de este aspecto es que los puntos extraños no son replicados por la red neuronal, como se puede ver alrededor del instante  $2e+05$  en MGG01, MGG02y en MGG03.

Es importante también destacar como, a primera vista, el modelo del generador MGG03 obtiene peores resultados. Esto se puede deber al hecho de que esta máquina, como se mostraba en la Figura 20, trabaja en un régimen muy concreto en la mayoría de los casos de en torno a los 500 kW (rango intercuartil). En ese régimen se observa que los resultados de este generador son muy buenos, pero cuanto más se alejan las potencias a este, el error crece.



*Figura 40. Potencia reactiva generada Real vs Output FNN.*

Los resultados obtenidos de la potencia reactiva generada son muy parecidos a aquellos de la potencia activa, donde la curva simulada no consigue alcanzar los extremos, aunque evitando los datos extraños.

En este caso, el modelo del generador MGG03 es claramente el modelo que proporciona los resultados, llegando incluso a invertir el comportamiento de la potencia reactiva real generada por este.

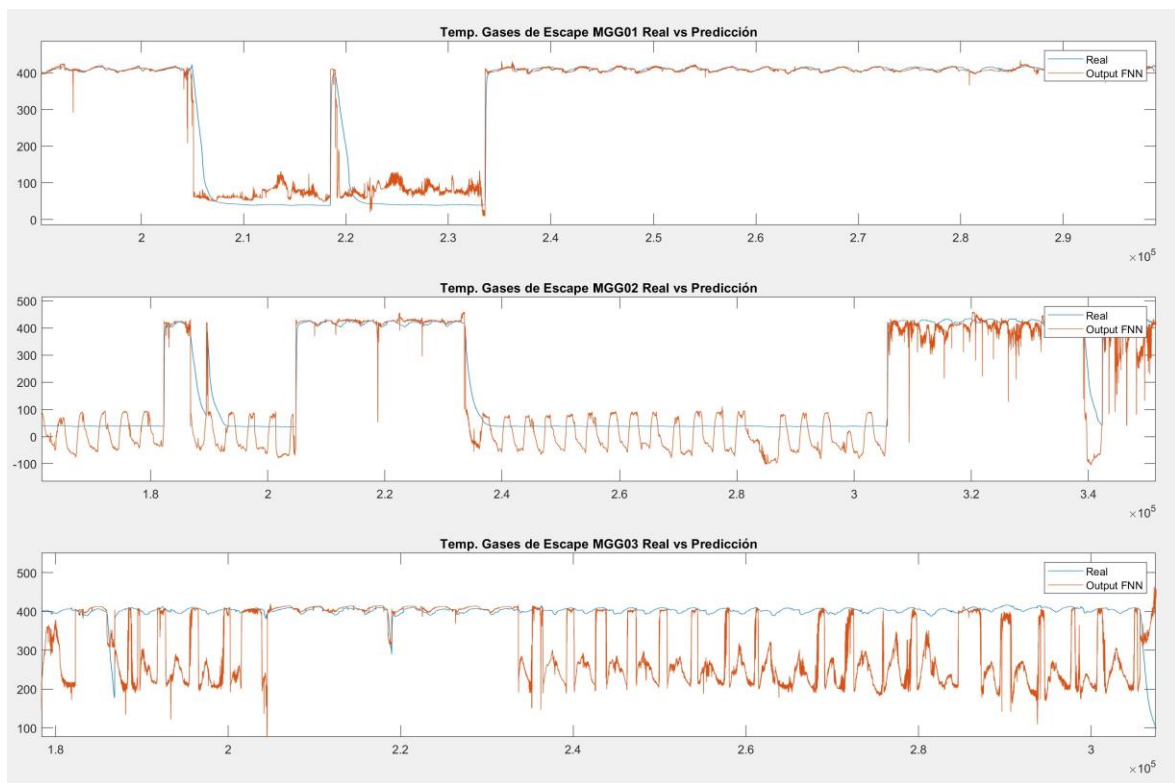


Figura 41. Temperatura de los gases de escape Real vs Output FNN.

Los modelos de los generadores han generado unas temperaturas de los gases de escape que no se esperaban. Mientras que el modelo del generador MGG01 obtiene buenos resultados, aunque con grandes errores en temperaturas entre los 50°C y 100°C, los modelos de MGG02 y MGG03 se alejan notablemente de la realidad. El modelo de la máquina MGG02 produce buenas predicciones en temperaturas superiores a 100°C, pero por debajo de esta los resultados generan unos escalones, llegando a diferencias de más de 100°C de la realidad. Por otro lado, el modelo del generador MGG03, por motivos carentes de explicación, parece simular el comportamiento contrario a la realidad y amplificado, obteniendo resultados claramente no válidos.

### 5.2.3.2 Modelización del sistema de refrigeración

El entrenamiento de las redes neuronales encargadas de modelar los circuitos de alta temperatura (HT) y de baja temperatura (LT) del sistema de refrigeración generaron los siguientes resultados:

|                           | LT    | HT    |
|---------------------------|-------|-------|
| <b>R Entrenamiento</b>    | 0,997 | 0,481 |
| <b>RMSE Entrenamiento</b> | 0,11  | 8,65  |
| <b>R Test</b>             | 0,997 | 0,479 |
| <b>RMSE Test</b>          | 0,11  | 8,69  |

Tabla 21. Resultados del entrenamiento de los modelos del sistema de refrigeración.

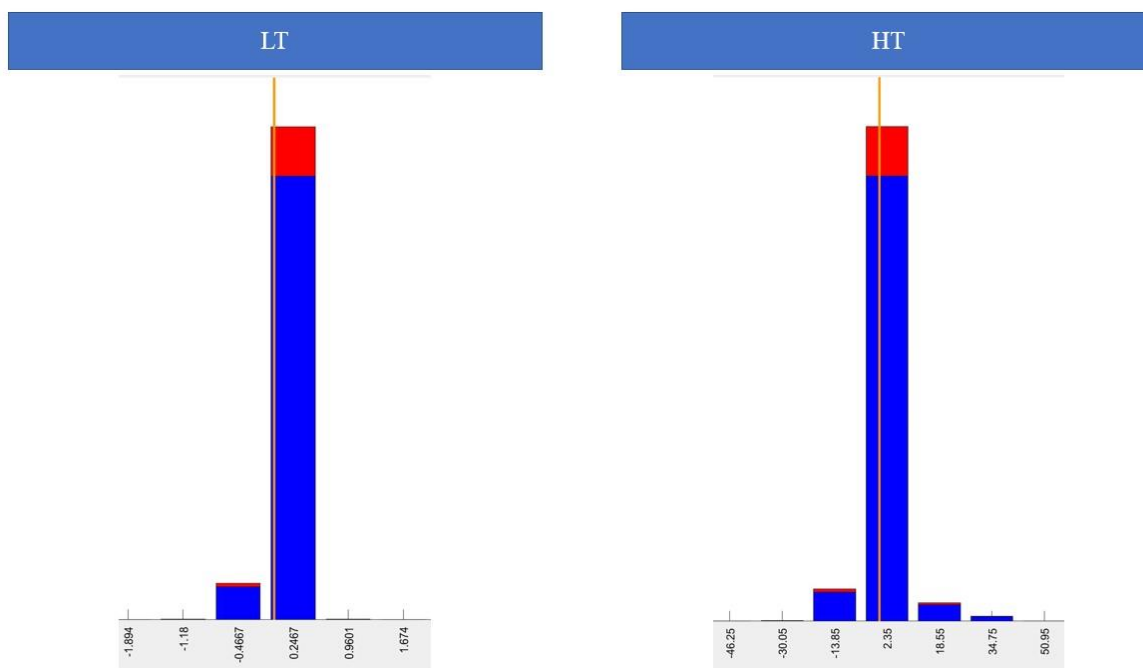
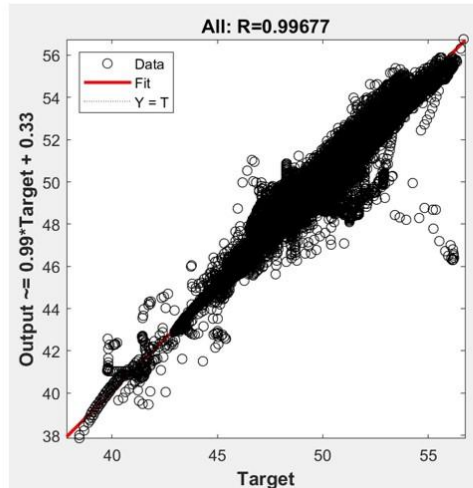


Figura 42. Histograma del error de entrenamiento en la modelización del sistema de refrigeración.

LT



HT

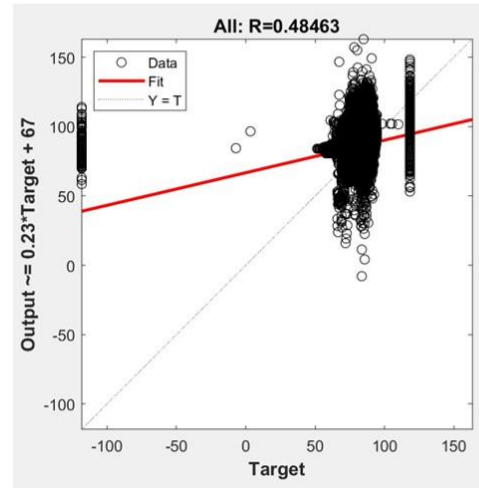


Figura 43. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de los generadores.

El entrenamiento del circuito de baja temperatura del sistema refrigeración genera unos resultados positivos con un coeficiente de regresión R de 0,997 y donde el histograma de la Figura 42 muestra errores bajos. Por otro lado, el éxito del entrenamiento del circuito de alta temperatura no es tan claro, como se puede observar en la regresión mostrada en la Figura 43. Mientras que el valor de R es de 0,48, todavía lejos de la unidad, el histograma de error no muestra errores alarmantes en el entrenamiento, teniendo en cuenta que este circuito maneja temperaturas de salida de más de 80°C. El resultado del RMSE el cual adquiere valores cercanos o iguales en ambos casos demuestra que la red no ha sido sobreentrenada.

Para identificar la validez de estos de manera más práctica, se ensambla el modelo en la herramienta Simulink (Figura 44) y se comparan los resultados con los datos de salida reales.

Para identificar la validez de estos de manera más práctica, se ensambla el modelo en la herramienta Simulink (Figura 44) y se comparan los resultados con los datos de salida reales.

Para identificar la validez de estos de manera más práctica, se ensambla el modelo en la herramienta Simulink (Figura 44) y se comparan los resultados con los datos de salida reales.

Para identificar la validez de estos de manera más práctica, se ensambla el modelo en la herramienta Simulink (Figura 44) y se comparan los resultados con los datos de salida reales.

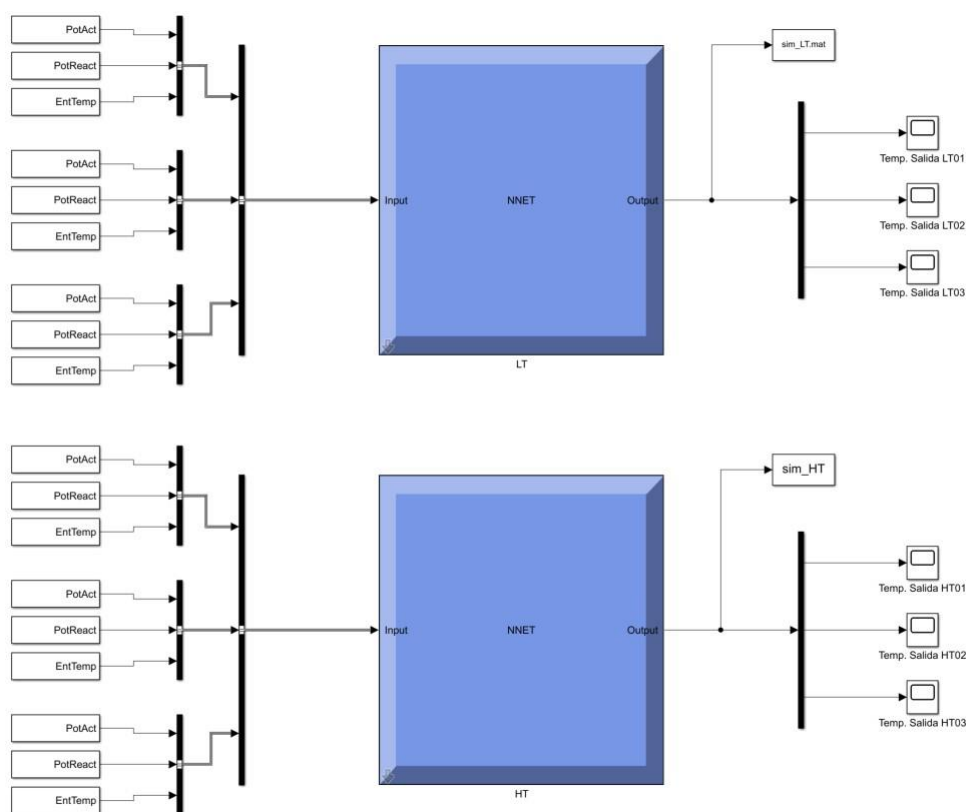


Figura 44. Modelo en Simulink del sistema de refrigeración.

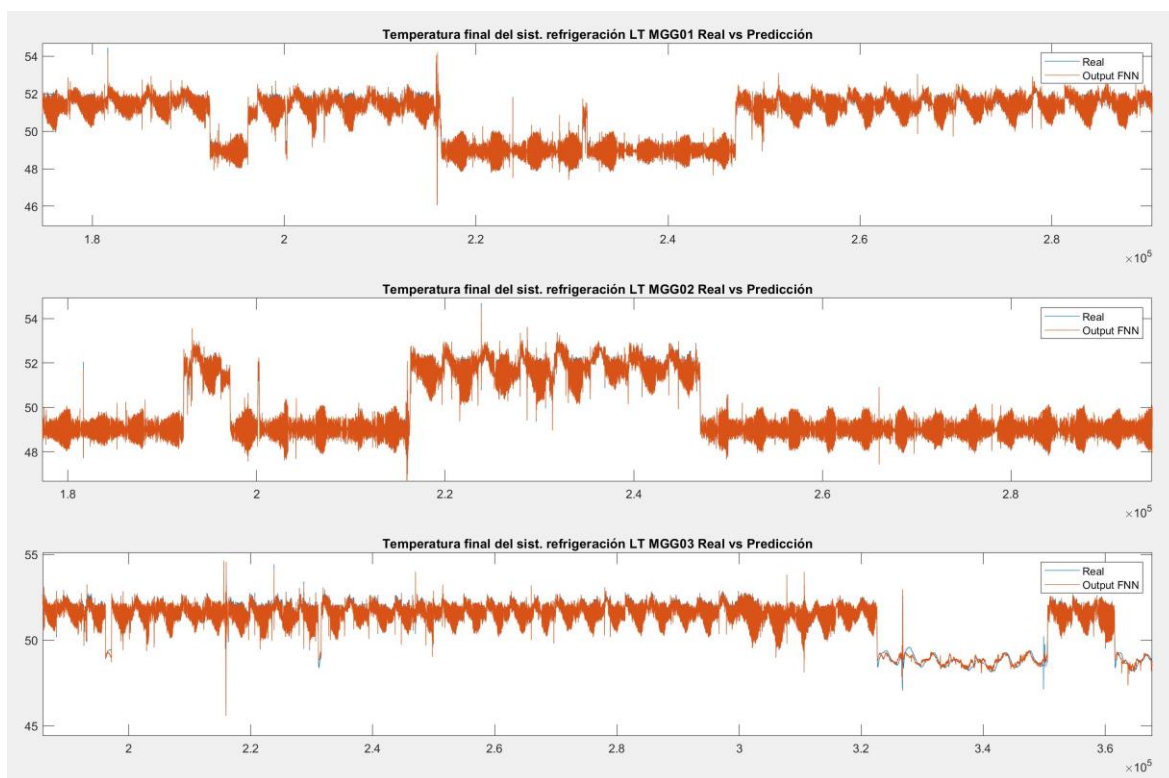


Figura 45. Temperatura saliente de los gases de escape en el sist. refrigeración LT Real vs Output FNN.

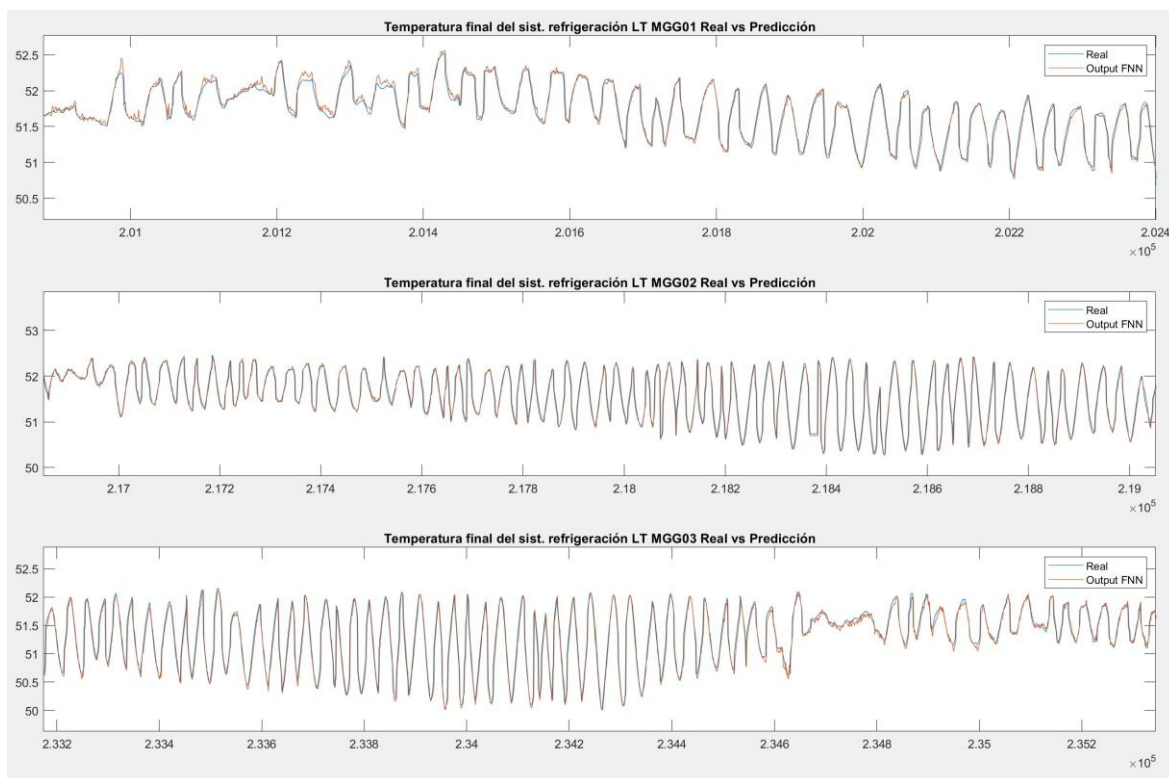
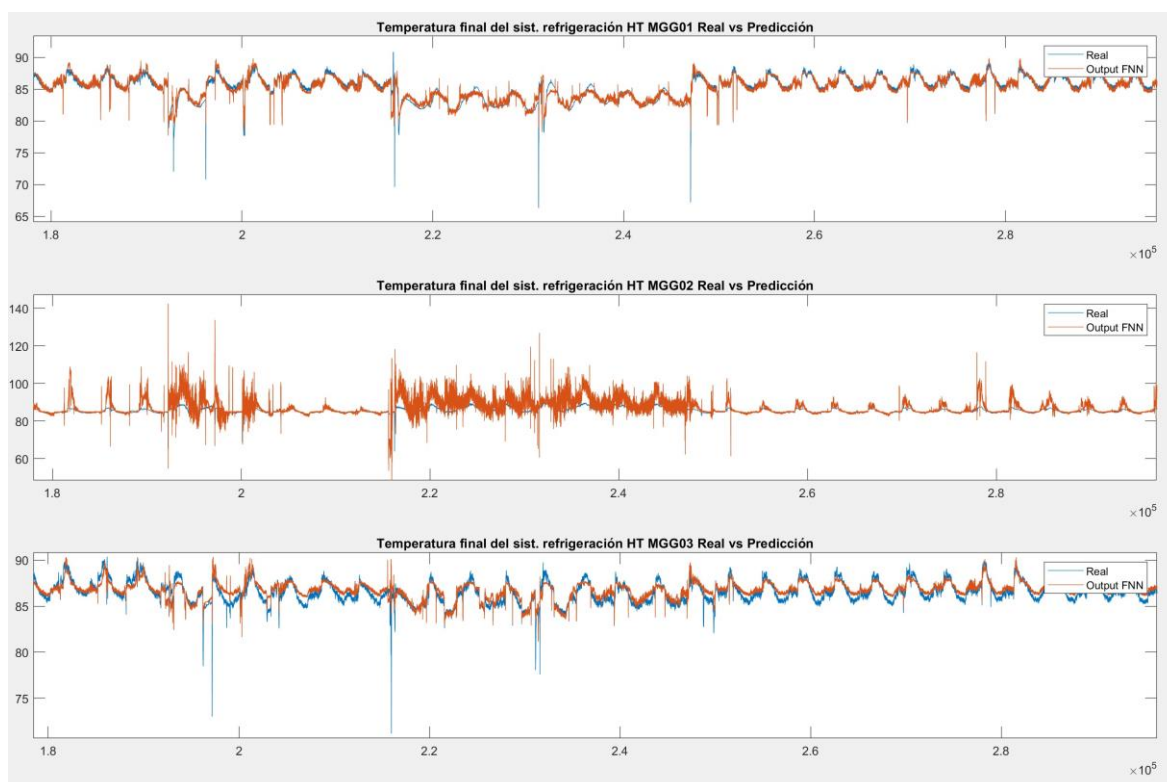
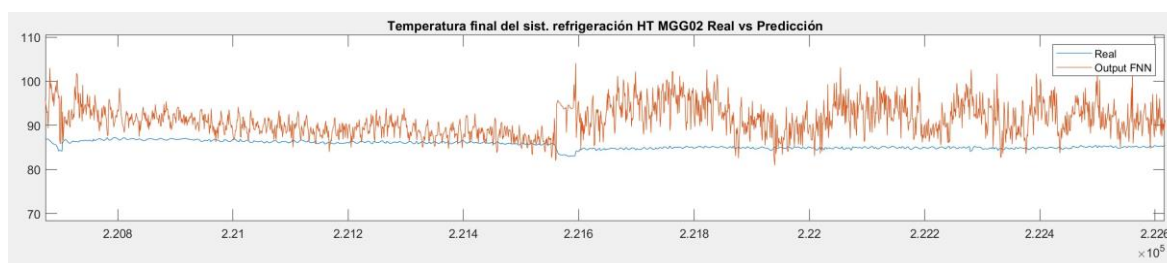


Figura 46. Zoom de la Figura 45.

Como mostraban los indicadores del entrenamiento del circuito de baja temperatura del sistema de refrigeración, los resultados de la temperatura de salida en cada generador en este circuito encajan prácticamente a la perfección con la realidad. Pese a existir dudas, con la información visible en la Figura 45, sobre si puede haber una amplificación en las variaciones de la señal, la Figura 46 niega esto y afirma una recreación casi perfecta de la señal de salida real.



*Figura 47. Temperatura saliente de los gases de escape en el sist. refrigeración LT Real vs Output FNN.*



*Figura 48. Zoom sobre la Figura 47, MGG02.*

Sobre el circuito de alta temperatura, el entrenamiento no ha sido igual de bueno que en el de baja según muestra la Figura 47. Mientras que la temperatura saliente del generador MGG01 y MGG03 es replicada con bastante fiabilidad, aunque con matizaciones, la temperatura proveniente de MGG02 parece amplificar las perturbaciones de la señal original.

La temperatura de salida del generador MGG01 replica de manera precisa la realidad, incluso evitando cambios bruscos extraños (picos) de la temperatura de salida original. Aquella saliente de MGG03 también parece bastante fiable, aunque se aprecia que es incapaz de corregir ante cambios que parecen normales. Por último, en la Figura 48, se confirma la suposición de una amplificación de las perturbaciones en la señal proveniente de MGG02, siendo de hasta 20°C.

### 5.2.3.3 Modelización de la combinación de gases de escape

Al entrenar el proceso de la combinación de gases de escape, paso intermedio entre la expulsión de estos por los generadores y la máquina de absorción, se obtuvieron los siguientes indicadores y gráficas:

|                           | Combinación de GGE <sup>7</sup> |
|---------------------------|---------------------------------|
| <b>R Entrenamiento</b>    | 0,908                           |
| <b>RMSE Entrenamiento</b> | 4,89                            |
| <b>R Test</b>             | 0,903                           |
| <b>RMSE Test</b>          | 4,89                            |

Tabla 22. Resultados del entrenamiento del modelo de combinación de GGE.

<sup>7</sup> GGEE: Gases de escape

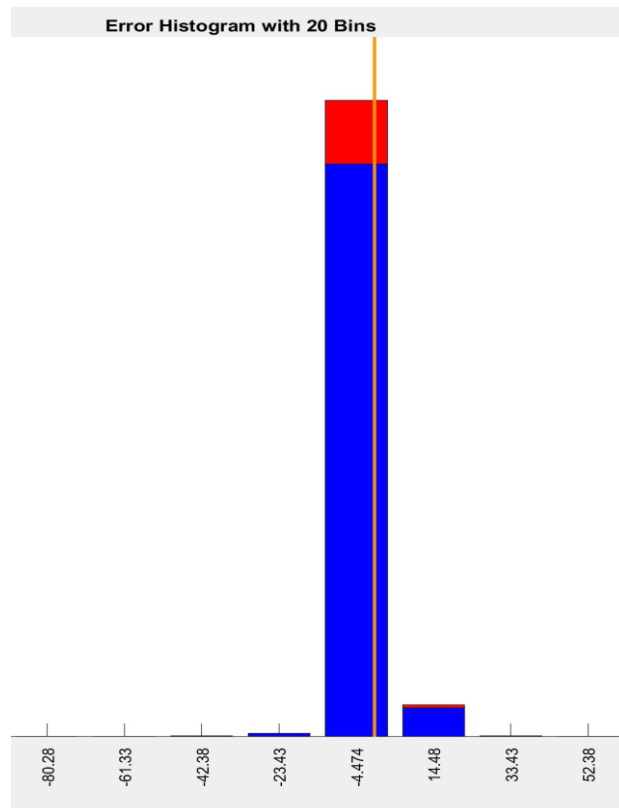


Figura 49. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de la combinación de gases.

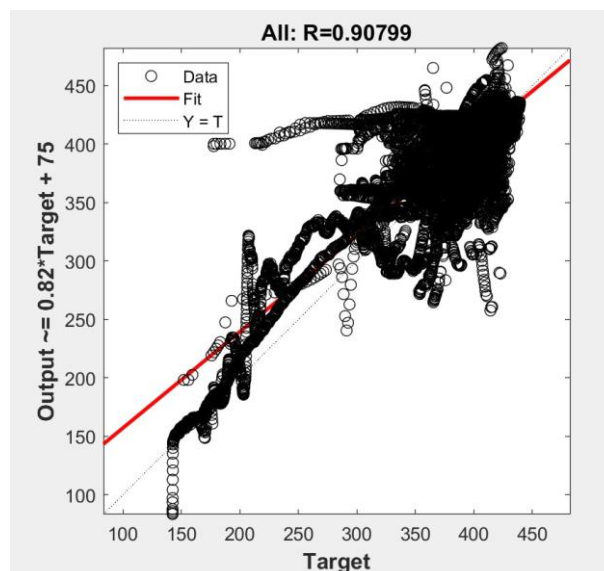
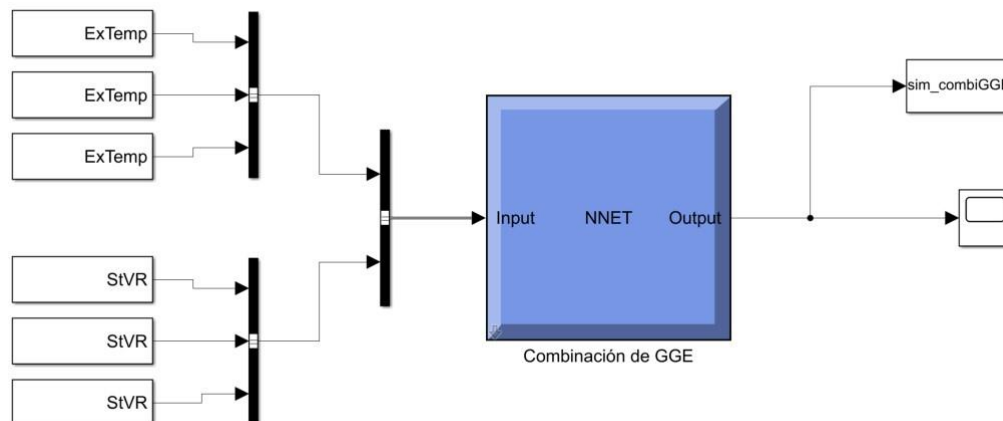


Figura 50. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de la combinación de gases.

Los resultados obtenidos parecen ser razonables para considerar el entrenamiento válido para el modelo, con valores del coeficiente de regresión superiores a 0,9 tanto en el entrenamiento como en el test y muchos de los outputs contenidos en la banda de error cercano a 0. Además el RMSE de entrenamiento y test son muy similares, demostrando que no ha sido sobreentrenada. Aun con esto, la regresión del entrenamiento de la Figura 50, parece tener comportamientos algo aleatorios por lo que será bueno realizar una prueba visual de la respuesta de la red neuronal frente a los datos reales de salida.

Cabe decir que, en un primer momento, el proceso de combinación de gases se planteó con tan solo los inputs de las temperaturas de salida de los generadores de los gases de escape, pero al entrenar la red se obtuvieron malos resultados (valores de R inferiores a 0,5). Ante esto se optó por incluir el estado de las válvulas encargadas de direccionar los gases bien a la atmósfera, o bien a la máquina de absorción. Este movimiento ha mejorado notablemente los resultados, y mirando atrás, es lo más natural. La definición final del modelo se muestra en la Figura 35 y su traducción en la herramienta Simulink se muestra en la Figura 51 a continuación, junto con la visualización gráfica del desempeño de la red.



*Figura 51. Modelo en Simulink del proceso de combinación de gases de escape.*

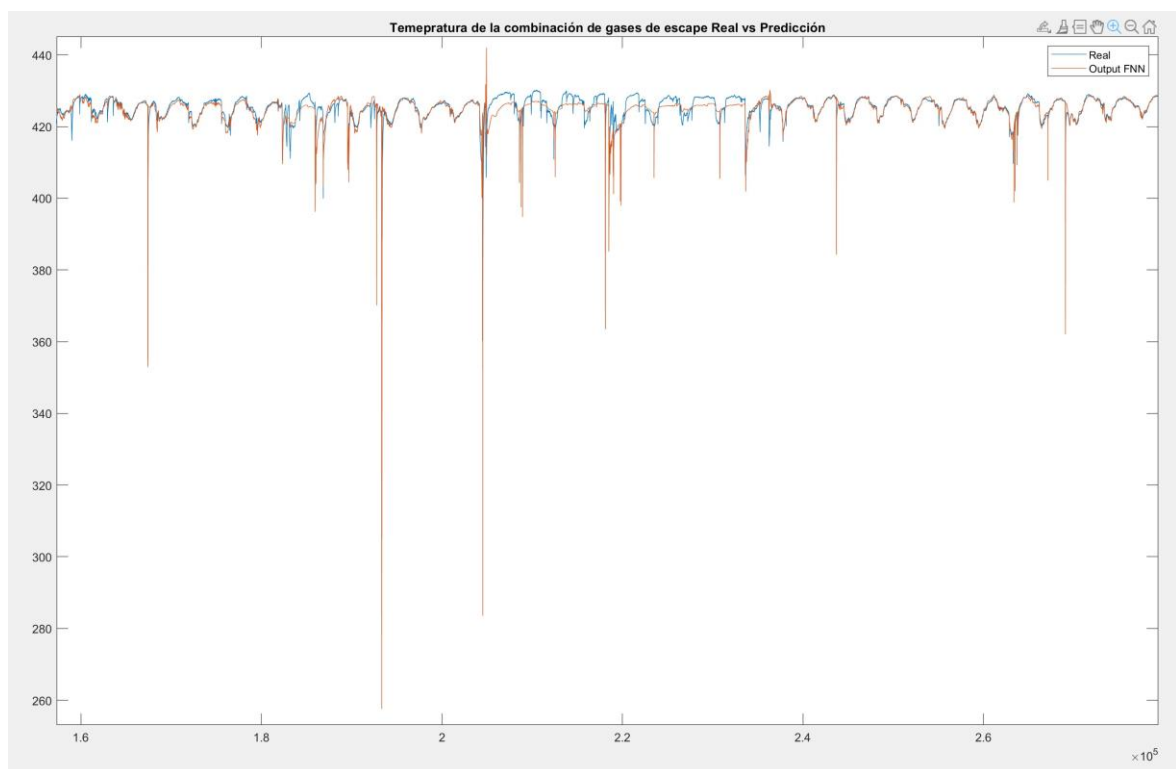


Figura 52. Temperatura tras la combinación de los GGE Real vs Output FNN.

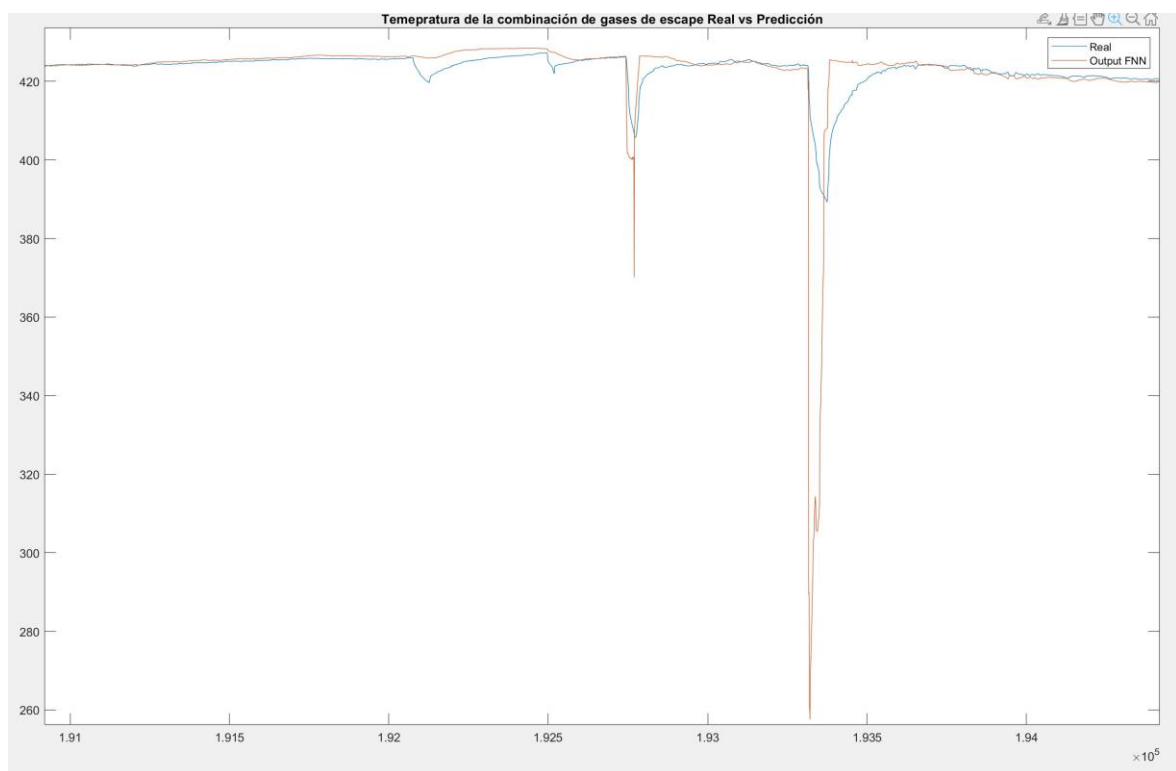


Figura 53. Zoom de la Figura 52.

Pese a tener un comportamiento similar a la realidad en temperaturas alrededor de 420°C, aunque no alcanzando los picos de temperatura en algunos casos, los resultados del modelo de combinación de gases se comportan de manera extraña por debajo de esa temperatura. Se observa en la Figura 53 como cuando la temperatura original baja de los 400°C, la respuesta del modelo amplifica este descenso hasta más de 100°C.

Al no haber realizado previamente un estudio estadístico de la variable representante de la temperatura de la combinación de gases de escape, no se dispone de información para justificar este comportamiento, aunque con bastante seguridad, se podría afirmar que el entrenamiento de este proceso se ha realizado principalmente con datos con un valor cercano a 420°C.

#### **5.2.3.4 Modelización de la máquina de absorción**

Finalmente, se da paso a entrenar el proceso del flujo de gases a través de la máquina de absorción, al poseer los modelos de todos los procesos anteriores involucrados. Ejecutando el código de entrenamiento con las características comunes ya definidas, se obtienen los siguientes resultados:

|                           | MA701 |
|---------------------------|-------|
| <b>R Entrenamiento</b>    | 0,998 |
| <b>RMSE Entrenamiento</b> | 16,44 |
| <b>R Test</b>             | 0,998 |
| <b>RMSE Test</b>          | 16,57 |

*Tabla 23. Resultados del entrenamiento del modelo de la máquina de absorción.*

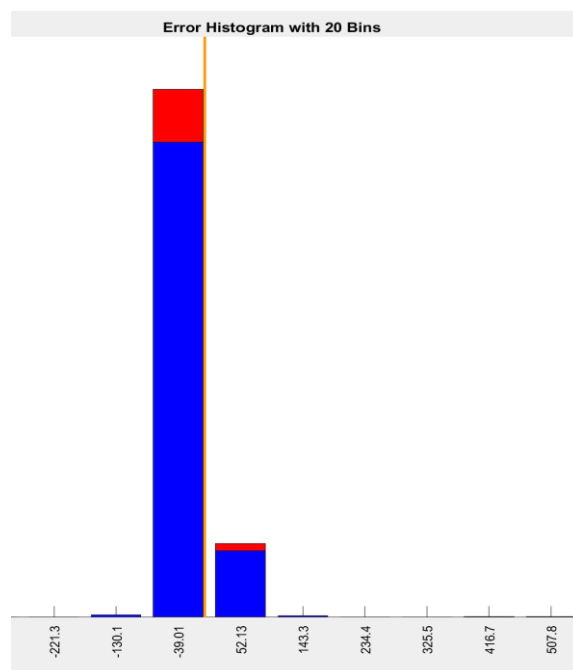


Figura 54. Histograma del error de entrenamiento en la modelización de la máquina de absorción.

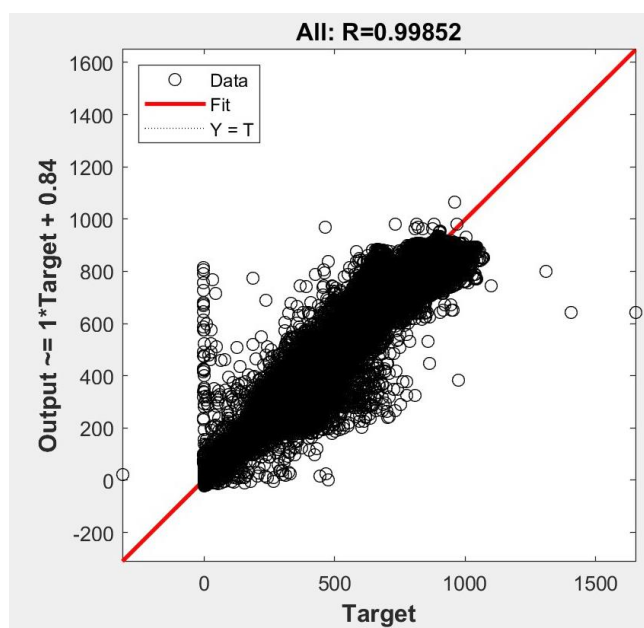
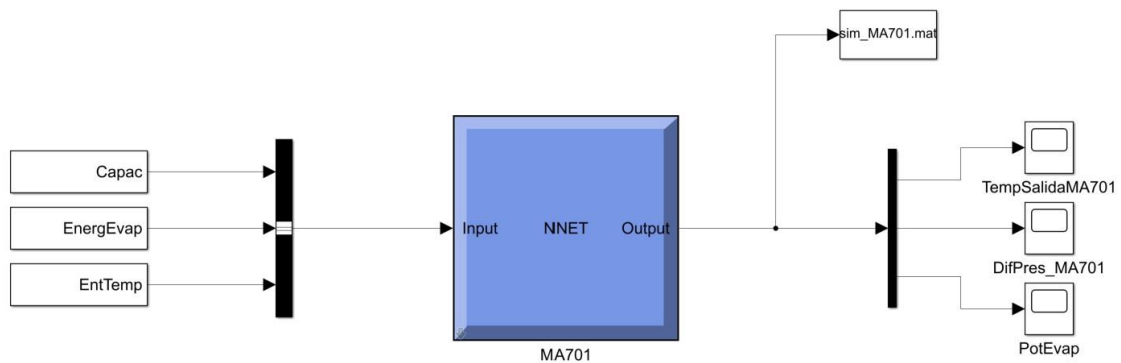


Figura 55. Regresión lineal del entrenamiento en la modelización de la máquina de absorción.

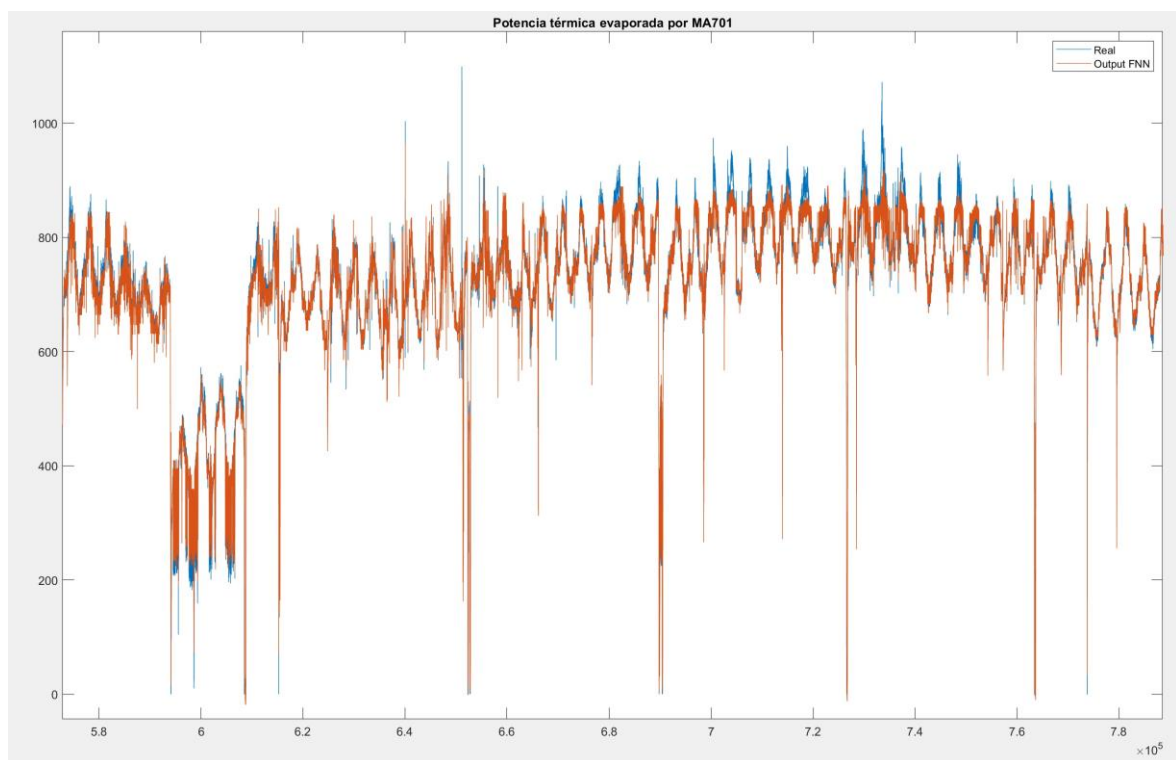
El valor de R obtenido, 0,998, es prácticamente indistinguible de la unidad a efectos prácticos, lo que aporta confianza en el entrenamiento. Por otro lado, los valores de RMSE de entrenamiento y test los separan décimas demostrando un entrenamiento comedido. Finalmente, para terminar de intuir el éxito de la red neuronal, la regresión lineal parece seguir el patrón de puntos concentrados diagonalmente.

Para comprobar esta intuición se revisará el funcionamiento de la red neuronal introduciendo los datos input en esta, y comparando los resultados con los datos output reales. Todo esto se realiza en el modelo creado en la herramienta Simulink mostrado en la Figura 56.



*Figura 56. Modelo en Simulink del proceso de flujo de gases por MA701.*

Pese a que este modelo se ha definido con 3 variables de salida, la temperatura de salida de la máquina de los gases de escape, la diferencia de presión entrada/salida y la potencia térmica evaporada, el único output realmente relevante para el estudio es esta último. Por ello, solo se analizarán los resultados de esta variable significativa.



*Figura 57. Temperatura tras la combinación de los GGE Real vs Output FNN.*

Los resultados mostrados en la Figura 57 son realmente optimistas al reflejar un comportamiento de la red neuronal muy similar a aquel que ocurrió en la realidad. Cabe destacar la falta de “impulso” que sufre esta red al no llegar a los máximos locales que alcanzan los valores reales. Apoyándose en la Figura 24. *Gráfico de cajas de la potencia térmica evaporada por MA701*, es identificable que la red ha sido entrenada sobre todo para potencias comprendidas entre 600 y 800 kW, siendo este el rango intercuartil que refleja el 50% de los datos disponibles. En este rango se observa como el output de la red es muy preciso, perdiendo precisión fuera de este.

## 5.3 *SIMULACIÓN*

El objeto de este apartado es la creación de un simulador sobre los procesos involucrados en el flujo de gases, comprendido desde la entrada del LNG a los generadores hasta la salida de los gases de escape atemperados a la atmósfera tras pasar por la máquina de absorción. Este incluye los modelos obtenidos anteriormente de los generadores, de la combinación de gases de escape y del flujo de estos por MA701.

Para lograr este objetivo se debe diseñar este simulador y tras el ensamblaje, realizar validaciones y pruebas sobre este para asegurar que el trabajo empelado es de utilidad.

Antes de pasar al diseño de este, es necesario aclarar ciertas decisiones que se han tomado en base de los resultados observados en el apartado anterior. El régimen de trabajo en el que se exigirá al simulador ser competente será aquel en el que cada proceso ha sido entrenado con mayor intensidad. Esto se debe a la clara debilidad que se ha observado por parte de las redes neuronales de trabajar fuera de este régimen.

Los rangos definidos sobre los que se entiende que las redes neuronales han tenido un mayor entrenamiento se definirán más adelante a la hora de probar y validar el simulador.

### 5.3.1 DISEÑO

Es fácil de identificar que todos los procesos modelados en el apartado anterior comparten de alguna manera alguna variable de entrada o salida. Por esta razón, los modelos obtenidos anteriormente serán interconectados mediante sus entradas y salidas añadiendo sus respectivas señales de consigna, o ajenas a la planta, para poder realizar el montaje de este.

Este simulador recibirá unas señales de entrada registradas en la Tabla 24 y devolverá una respuesta a estas que se definen en la Tabla 25.

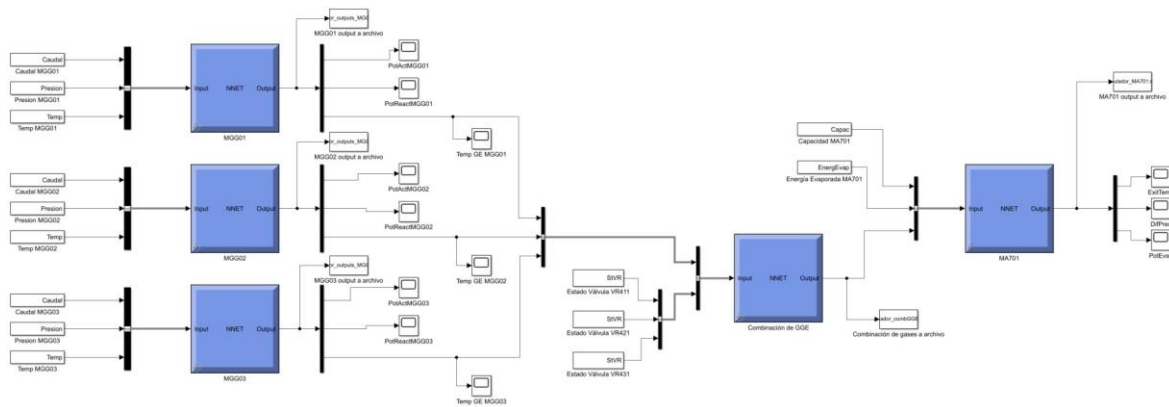
| Señales de entrada          | Modelo          | Procesos involucrados          |
|-----------------------------|-----------------|--------------------------------|
| Caudal LNG                  | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Presión LNG                 | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura LNG             | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Caudal LNG                  | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Presión LNG                 | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura LNG             | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Caudal LNG                  | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Presión LNG                 | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura LNG             | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Estado válvula 411          | Combinación GGE | Distribución de frío           |
| Estado válvula 421          | Combinación GGE | Distribución de frío           |
| Estado válvula 431          | Combinación GGE | Distribución de frío           |
| Capacidad MA701             | MA701           | Distribución de frío           |
| Energía evaporada por MA701 | MA701           | Distribución de frío           |

Tabla 24. Variables de entrada del simulador.

| Señales de salida                  | Modelo          | Procesos involucrados          |
|------------------------------------|-----------------|--------------------------------|
| Potencia Activa por MGG01          | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Potencia Reactiva por MGG01        | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Potencia Activa por MGG02          | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Potencia Reactiva por MGG02        | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Potencia Activa por MGG03          | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Potencia Reactiva por MGG03        | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura GGE salientes de MGG01 | MGG01           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura GGE salientes de MGG02 | MGG02           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura GGE salientes de MGG03 | MGG03           | Generación eléctrica y térmica |
| Temperatura al combinarse los GGE  | Combinación GGE | Distribución de frío           |
| Temperatura de salida de MA701     | MA701           | Distribución de frío           |
| Diferencia de presión MA701        | MA701           | Distribución de frío           |
| Potencia térmica evaporada         | MA701           | Distribución de frío           |

Tabla 25. Variables de salida del simulador.

Tras haber definido las variables de entrada y salida, se procede al montaje del simulador mediante la herramienta Simulink de Matlab, resultando en el siguiente producto.



*Figura 58. Simulador en Simulink de Matlab.*

La Figura 58 muestra el diagrama de bloques del simulador en Simulink y, aunque puede parecer algo mucho más complejo que lo realizado anteriormente, es la concatenación de los modelos realizados en el apartado anterior.

Está formado, al igual que estos, por las redes neuronales, señales de entrada, visualizadores de señales, impresores de la señal a un archivo y bloques encargados de concatenar y separar señales. Las señales de entrada se crean mediante el bloque *Signal Editor*, el cual permite obtener una señal basada en los datos ya trabajados. Para poder concatenar estas señales, ya que los bloques de las redes neuronales solo tienen una entrada, se utiliza el bloque *Bus Creator* encargado de transformar varias señales en una múltiple. Al igual que en la entrada, solo hay una salida en los bloques de redes neuronales, para separar los diversos outputs que pueden generar estas se utiliza el *Demux*. Una vez ejecutado el simulador la señal será guardada en la memoria en un archivo especificado gracias al bloque *To File*, o se puede visualizar mientras la simulación está en curso gracias a los bloques *Scope*.

### 5.3.2 VALIDACIÓN Y PRUEBA DEL SIMULADOR

A la hora de validar el simulador, se utilizarán pequeñas muestras del conjunto de datos trabajados, en la cuales el régimen de trabajo es aquel para el que los modelos han obtenido buenos resultados individualmente. Gracias al estudio estadístico, se han establecido los rangos para los cuales las redes han sido entrenadas con mayor intensidad y, por lo tanto, deberían recrear mejor la realidad. La definición de los rangos de las variables de entrada que se tratarán de identificar en el set de datos completo para obtener las muestras buscadas, son el producto del análisis de las estadísticas de las variables, los histogramas de estas y de los resultados obtenidos en las pruebas de los modelos.

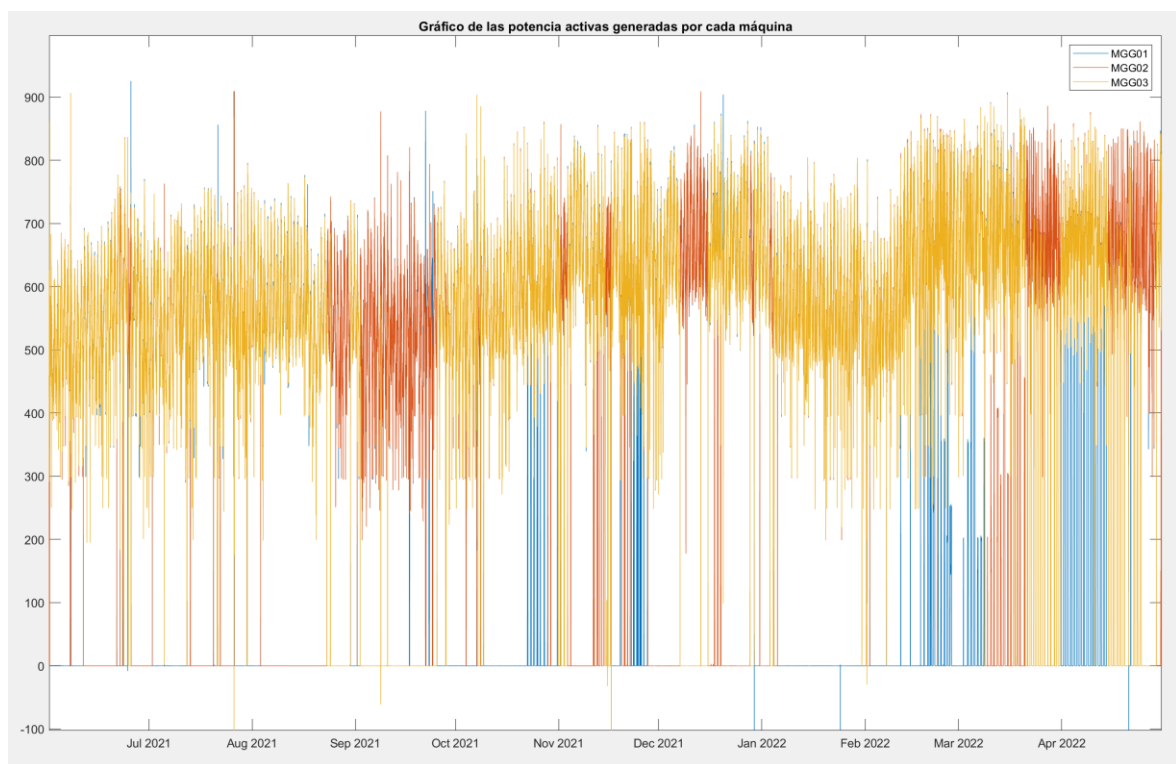
| Rangos de trabajo buscados en las muestras |              |                  |
|--------------------------------------------|--------------|------------------|
| Variable                                   | Valor óptimo | Tolerancia [+/-] |
| Caudal LNG                                 | 150          | 30               |
| Presión LNG                                | 3,4          | 0,5              |
| Temperatura LNG                            | 33           | 4                |
| Estado Válvulas                            | [0, 100] %   |                  |
| Capacidad                                  | [50, 100] %  |                  |

Tabla 26. Rangos de trabajo buscados en las muestras para la prueba del simulador

Es importante aclarar que en la Tabla 26, donde se recogen los rangos de trabajo buscados, no aparece la variable de entrada de la energía evaporada por la máquina de absorción. Esto se debe a que esta variable es la integración de la potencia sobre el tiempo, por lo que no es una consigna sino una acumulación temporal del trabajo realizado.

Con el fin de evaluar la precisión, robustez y sensibilidad del simulador se probará sobre distintos escenarios que incluyan algunas situaciones en el funcionamiento habitual de la planta. Se buscará identificar 4 escenarios: todos los generadores generando, MGG01 desactivado, MGG02 desactivado y MGG03 desactivado.

Para poder extraer muestras de cada escenario, comprendidas dentro del rango buscado, se dibujan gráficamente las variables de entrada, gracias al código “testing.m” impreso en el ANEXO I. *Código fuente*, identificando las características necesarias. Se graficarán las potencias activas producidas por los generadores para identificar los momentos de desconexión de en cada una de ellas.



*Figura 59. Gráfico de las potencias activas generadas por cada máquina.*

Sobre la gráfica representada en la Figura 59 se muestra la variación de la potencia activa producida por cada uno de los generadores a lo largo del tiempo de estudio comprendido en los datos. En ella, se buscarán regímenes de potencia generada habituales alrededor de los 500-600 kW (Figura 20) para cada escenario.

Lo primero que salta a la vista en el gráfico de la potencia activa generada, es la inexistencia de un escenario en el cual los tres generadores se encuentren en funcionamiento (Zoom en la Figura 60). Por ello, este escenario quedará descartado y los escenarios quedarán reducidos a 3, donde en cada uno de ellos se desconecta uno de los generadores.

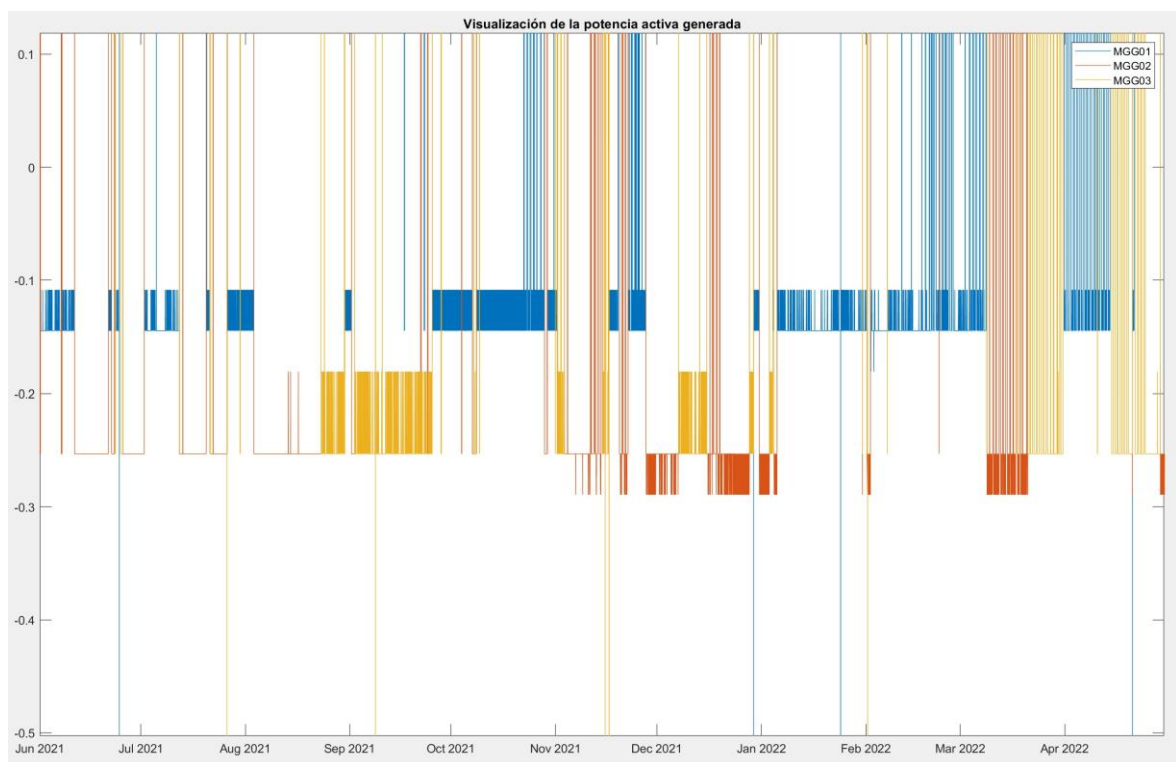
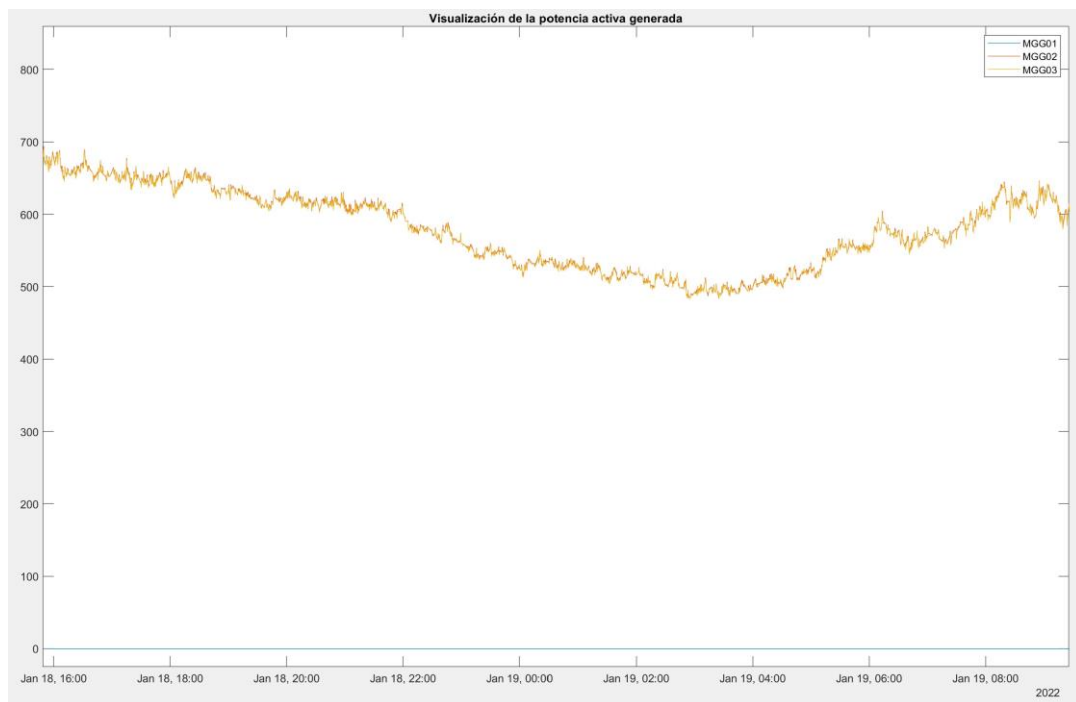


Figura 60. Zoom sobre potencia 0 de la Figura 59.

La muestra que se empleará para el primero de los escenarios, en el cual el generador MGG01 se encuentra desconectado, será entre las 16.00 del 18 de enero de 2022 y las 8.00 del 19 de enero de 2022. En este rango temporal, los generadores MGG02 y MGG03 producen entre 500 y 700 kW de potencia activa y MGG01 se encuentra apagado (Figura 61).



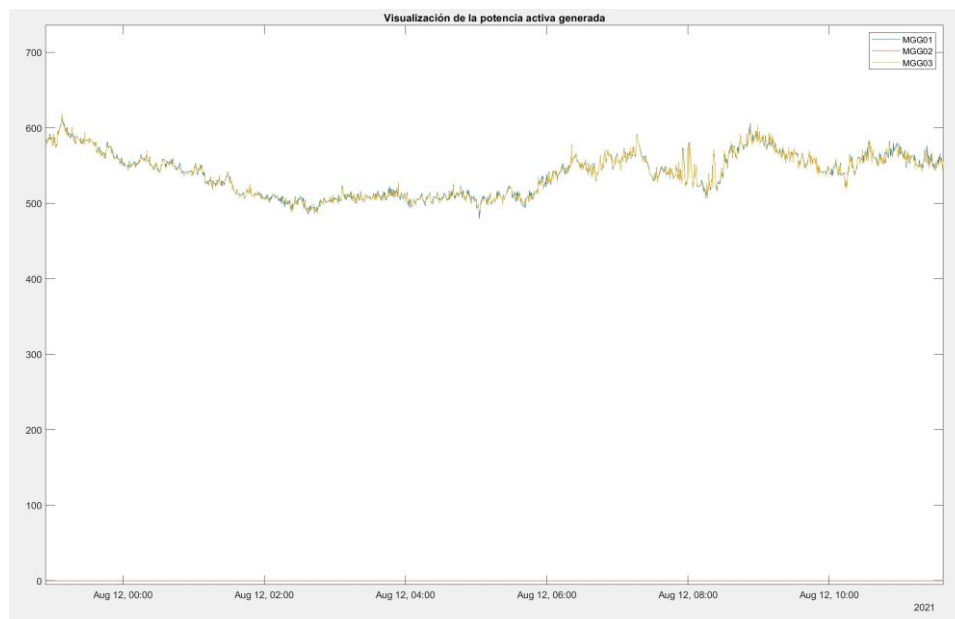
*Figura 61. Potencia Activa real generada en el escenario 1.*

También se comprueba en la Figura 62 como las variables de entrada se encuentran comprendidos en los rangos establecidos en el rango temporal escogido para el escenario 1.

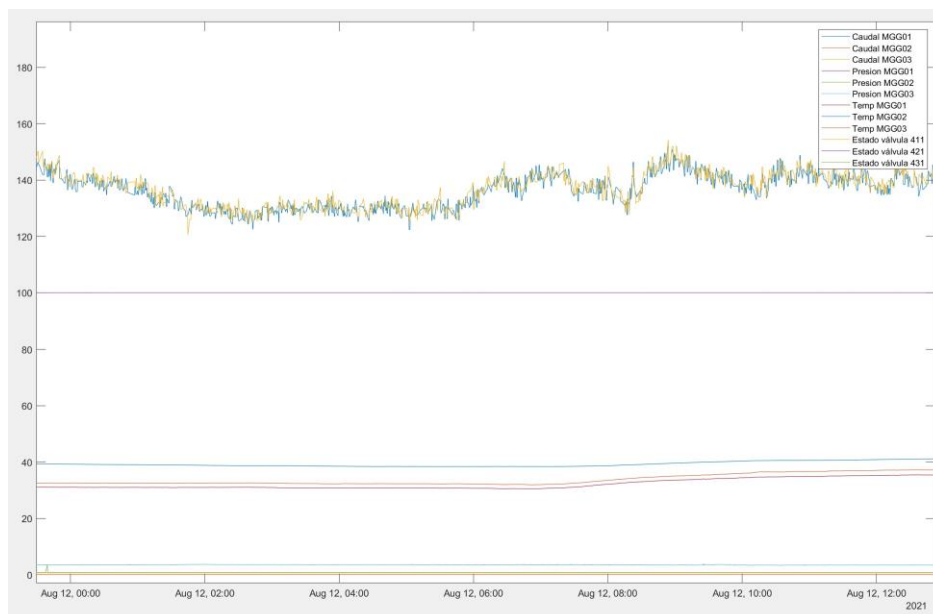


*Figura 62. Variables de entrada del escenario 1.*

En el segundo de los escenarios, la muestra serán los datos comprendidos entre las 00.00 del 12 de agosto de 2021 y las 12.00 del mismo día. Durante este tiempo, se generan potencia de entre 500 y 600 kW por las máquinas MGG01 y MGG03, mientras MGG02 permanece desconectada. Además, se comprueba en la Figura 64 como las variables de entrada permanecen dentro de los rangos establecidos.

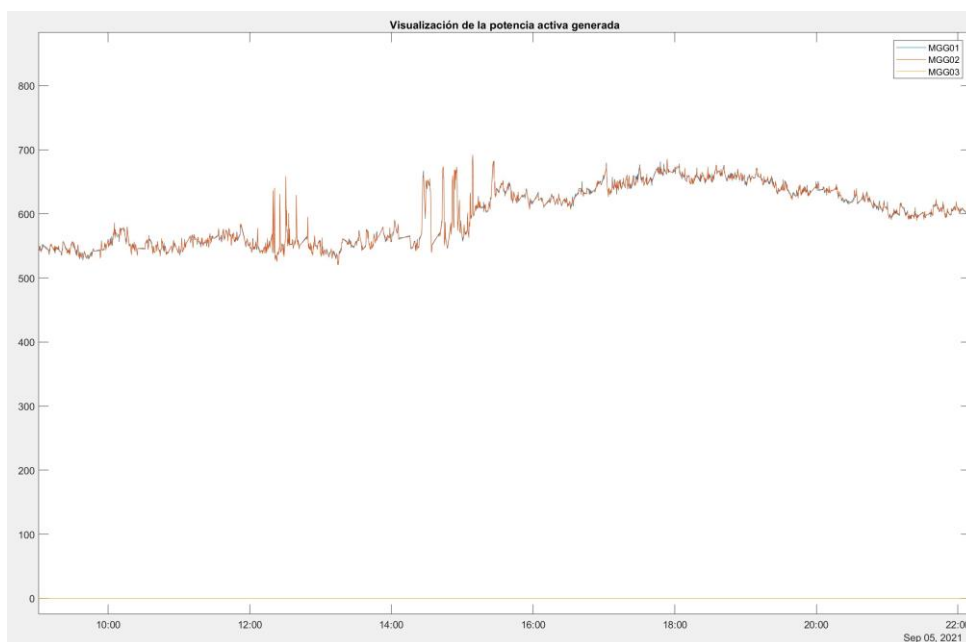


*Figura 63. Potencia Activa generada en el escenario 2.*

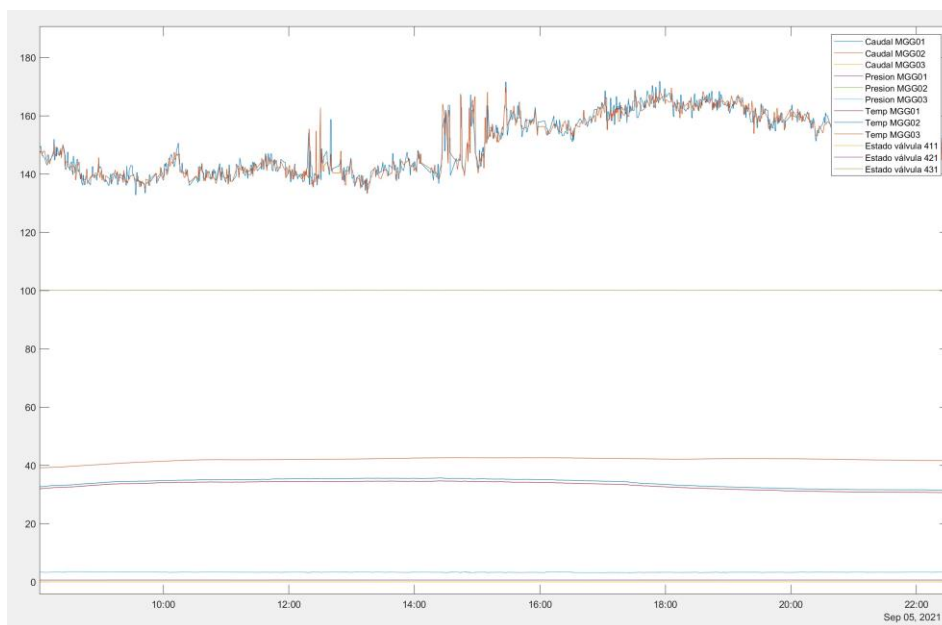


*Figura 64. Variables de entrada del escenario 2.*

El último y tercer escenario, trabajará con los datos del 5 de septiembre de 2021 entre las 8.00 y las 22.00 horas, como muestra. En ella, las máquinas MGG01 y MGG02 se encuentran generando entre 500 y 700 kW de potencia activa, mientras que MGG03 se encuentra apagada. De nuevo, la Figura 66 confirma que las variables de entrada están dentro de los rangos de confianza.



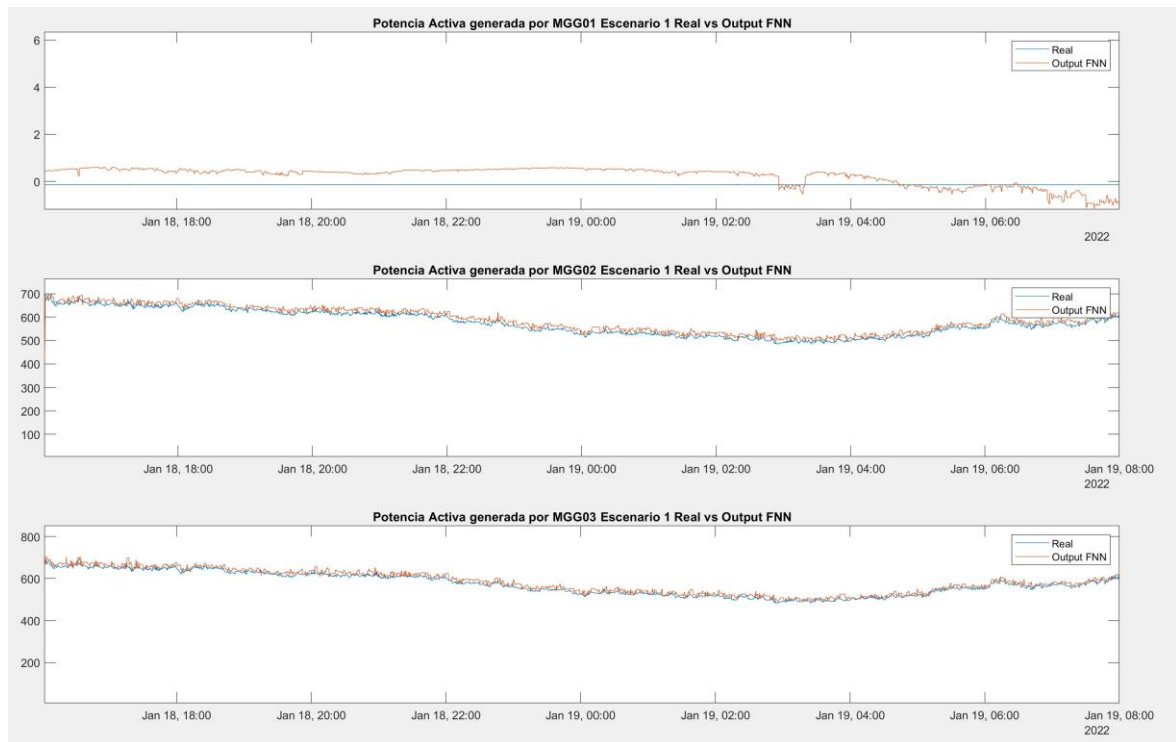
*Figura 65. Potencia Activa generada en el escenario 3.*



*Figura 66. Variables de entrada del escenario 3.*

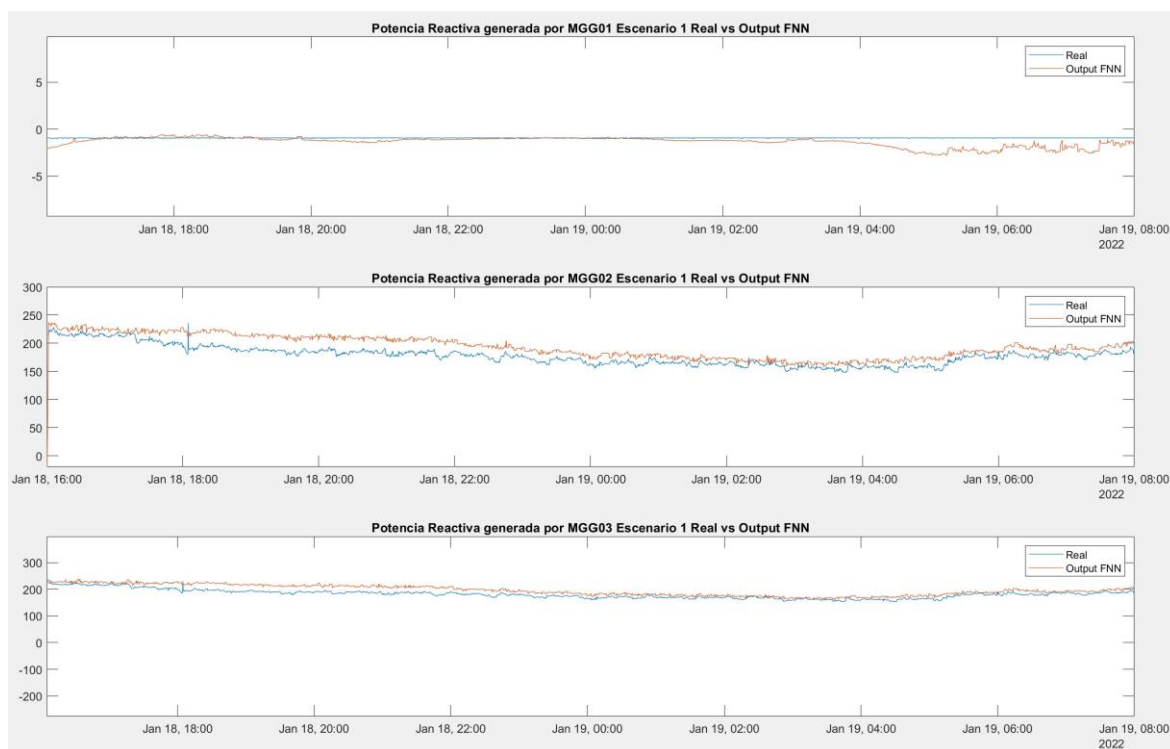
### 5.3.2.1 Prueba del simulador. Escenario 1º

Con la muestra obtenida anteriormente, se realizó la prueba del simulador en el primero de los escenarios, donde la máquina MGG01 se encontraba desconectada. Se obtuvieron los siguientes resultados:



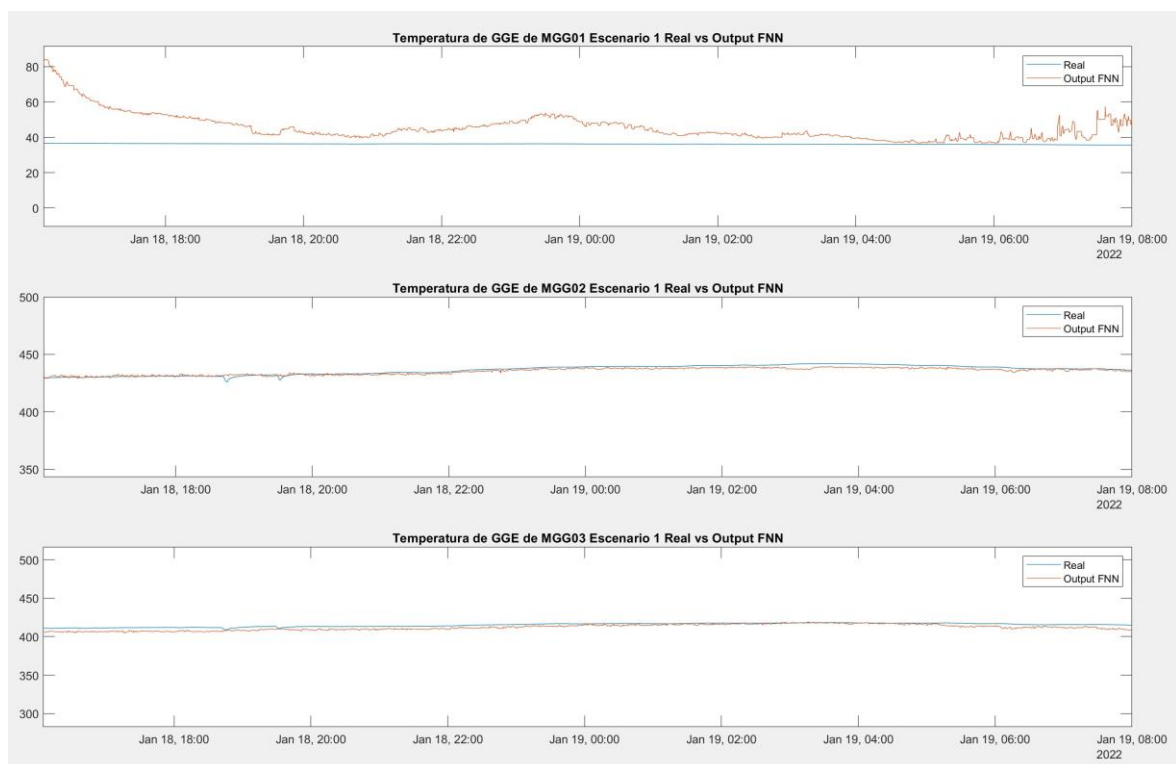
*Figura 67. Potencia activa generada. Escenario 1 Real vs Simulación.*

En la Figura 67 se observa como el simulador ha recreado un comportamiento de los generadores cercano a la realidad con mucha precisión. La respuesta de este sobre las máquinas generando, MGG02 y MGG03, es preciso y limpio con un error muy bajo. En la gráfica los resultados del generador MGG01 parecen distanciarse de la realidad, pero es importante fijarse en la escala la cual ha sido ampliada para apreciar la distancia con el teórico 0, y percatarse que el error es inferior a 1 kW.



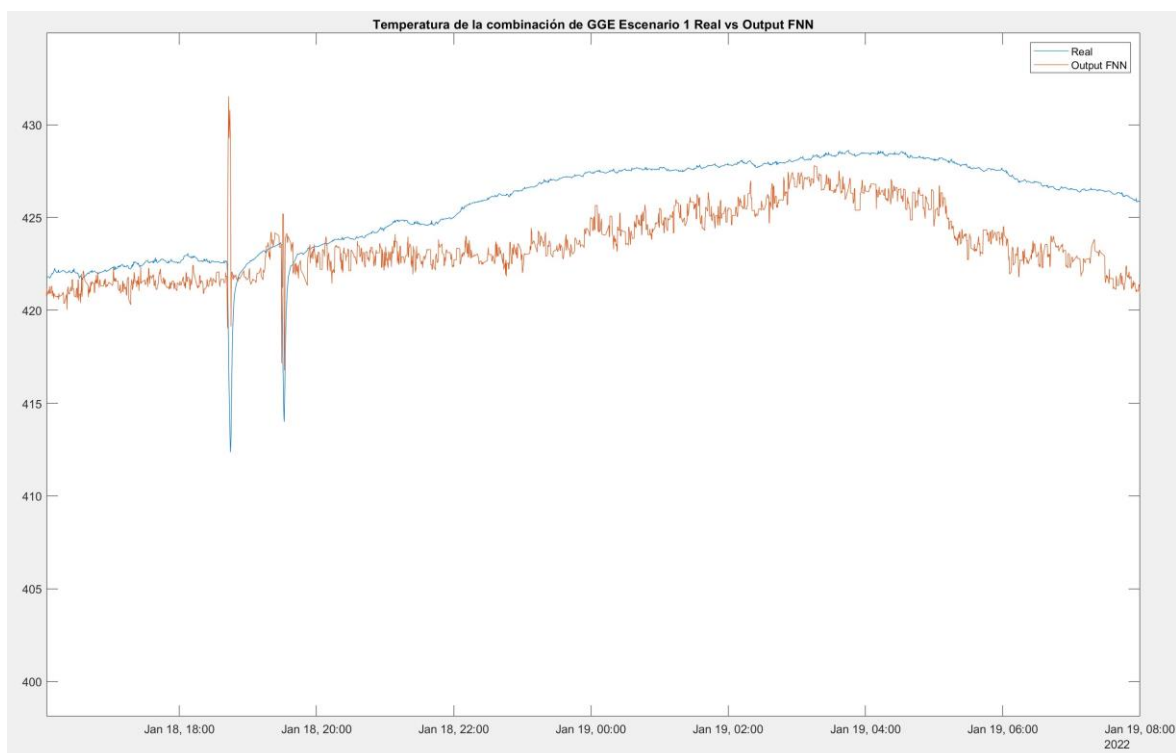
*Figura 68. Potencia activa generada. Escenario 1 Real vs Simulación.*

La respuesta del simulador para la potencia reactiva generada ha sido igualmente buena y precisa que la de la potencia activa. Los resultados de la máquina MGG01 se presentan distanciados menos de 2 kW de la línea de generación nula, pero el error es ínfimo en términos relativos. La curva de la simulación del generador MGG01 presenta un ligero desplazamiento en algunos instantes hacia potencias algo superiores, alrededor de 20 kW más. Por último, la curva de la tercera máquina de generación sufre el mismo efecto que la segunda de estas, aunque los errores no se hacen habitualmente y se mantienen inferiores al 10% en términos generales.



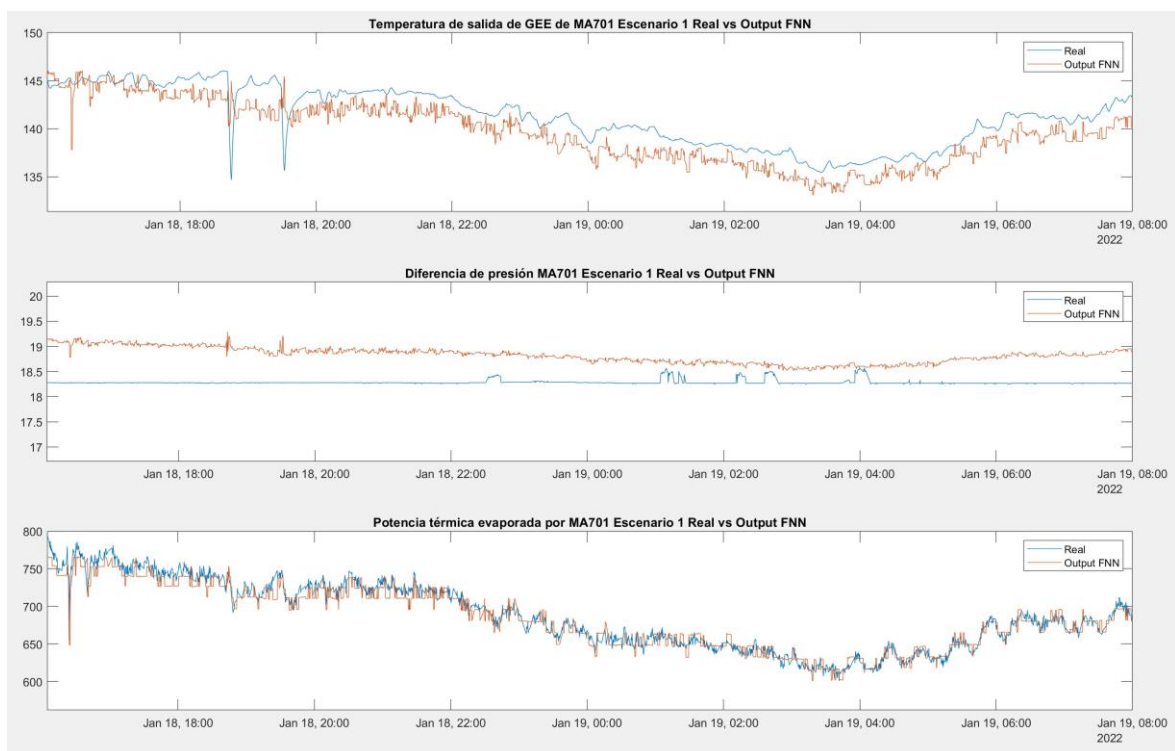
*Figura 69. Temperatura gases de escape. Escenario 1 Real vs Simulación.*

La simulación en el primer escenario ha generado unas temperaturas de los gases de escape significativamente precisas frente a los datos reales para las máquinas en funcionamiento, mientras que las temperaturas simuladas del primer generador distancian notablemente. En la parte superior de la Figura 69, correspondiente a los gases de escape generados por MGG01, se observa como la temperatura simulada comienza duplicando la medida real y, aunque esta diferencia va disminuyendo progresivamente, se encuentran repuntes de hasta el 50% de la medida original. Esto no es un gran problema en una hipotética aplicación del simulador, ya que al ser conscientes de que esa máquina se encuentra apagada, la medida no tiene apenas relevancia y puede ser descartada.



*Figura 70. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 1 Real vs Simulación*

Sobre el paso intermedio del simulador, la combinación de los gases de escape, se acumulan los errores producidos por la simulación de los pasos anteriores. Aún con esto claro, los resultados presentados en la Figura 70 son muy precisos. Se encuentran algunos puntos con un error más notable entre las 18.00 y las 20.00, pero en general la curva simulada sigue el comportamiento de la realidad con errores menores al 1%. Los picos de error parecen amplificar la variación de temperatura original al bajar de los 420°C, como ya se había observado en la prueba individual del modelo de combinación de gases de escape realizada en el apartado anterior.



*Figura 71. Señales de salida de MA701. Escenario 1 Real vs Simulación.*

Como ya se mencionó anteriormente, la variable de salida de la máquina de absorción más relevante es la potencia térmica evaporada, al ser uno de los factores que aportan un carácter sostenible a la planta de cogeneración. La curva generada por la potencia térmica simulada es prácticamente indistinguible de la curva real, siguiendo sus tendencias y sin aparentes signos de inestabilidad o amplificación de variaciones en esta.

Las variables termodinámicas producto de la simulación son relativamente precisas al tener en cuenta que el error medio de la temperatura de salida de los gases está en torno al 1% y el error de la presión no supera el 4%. Es interesante recalcar como los errores en forma de pico observados en la temperatura de la combinación de los gases de escape, tiene su repercusión sobre la temperatura de salida de MA701 con un comportamiento similar.

### 5.3.2.2 Prueba del simulador. Escenario 2º

En el segundo de los escenarios en los que el simulador será probado, el generador MGG02 se encuentra desconectado mientras que el MGG01 y el MGG03 se encargan de la producción de energía eléctrica y térmica de la planta. Introduciendo los datos de entrada obtenidos de la muestra detallada al principio de este apartado, se obtuvieron las siguientes gráficas sobre el comportamiento del simulador.

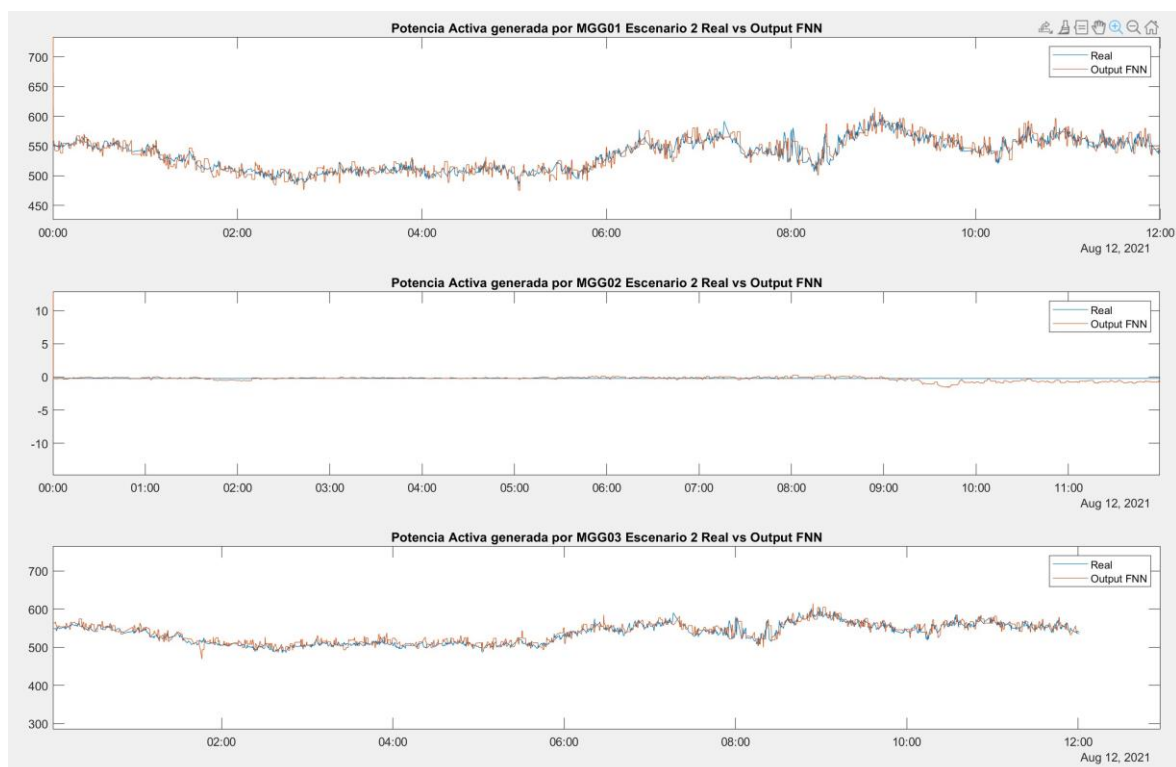
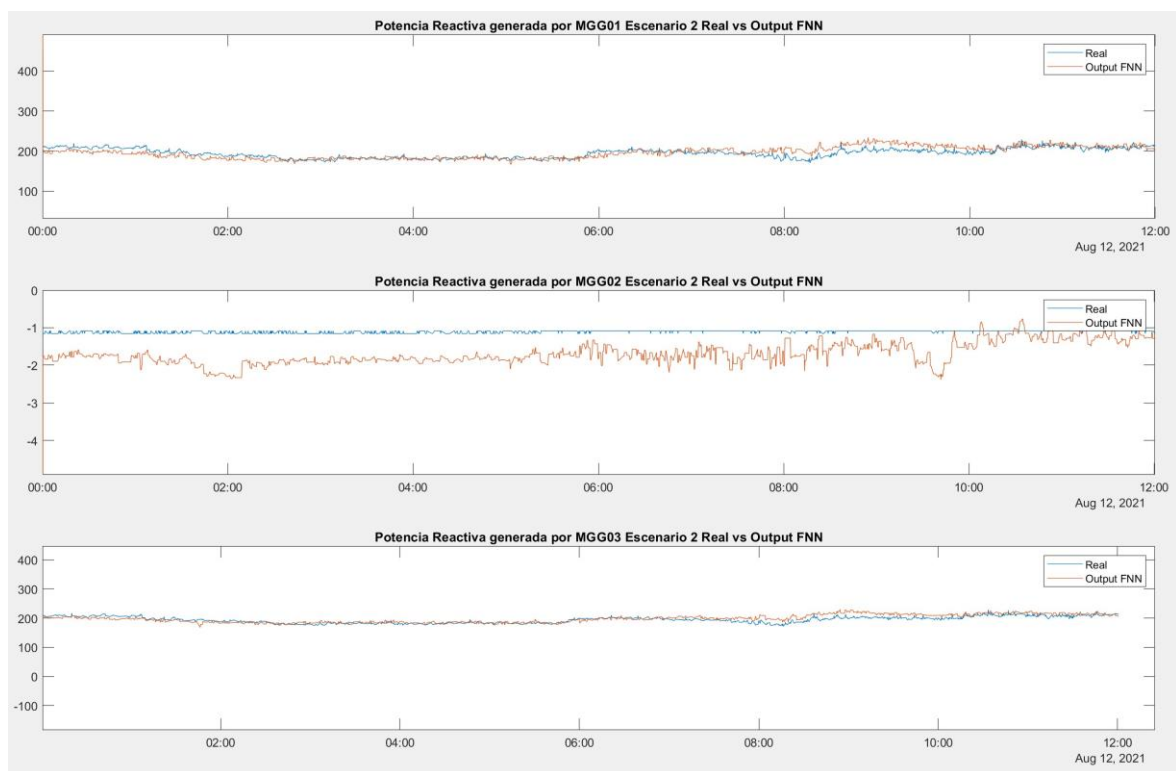


Figura 72. Potencia activa generada. Escenario 2 Real vs Simulación.

La curva simulada de la potencia activa producida por los generadores no deja nada que desear, al observar una réplica de la curva de potencia activa real extremadamente precisa. Las dos máquinas generadoras, MGG01 y MGG03, presentan ligeros errores apreciables en el relieve de la curva de simulación, aunque si esta se suavizase, la línea recrea perfectamente las variaciones del comportamiento real. Por otro lado, la máquina MGG02 que se encuentra apagada, presenta una curva plana solapada sobre la línea de 0 con algunas imperfecciones hacia el final con una relevancia insignificante.



*Figura 73. Potencia reactiva generada. Escenario 2 Real vs Simulación.*

Los resultados obtenidos en la simulación respecto a la potencia reactiva generada son igualmente buenos. Se detectan pequeñas imperfecciones en las curvas simuladas de las máquinas MGG01 y MGG03 entre las 9.00 y las 10.00 horas, aunque sin presentar pruebas de ser un error significativo. Las curvas de potencia activa generada de la máquina MGG02 en estado de desconexión distan 1 kW entre ellas la mayoría del tiempo simulado, aunque no parece descartar la validez de los resultados al ser un error relativo ínfimo y seguir, a gran escala, una tendencia recta cercana al valor teórico de 1kW consumido por la máquina.

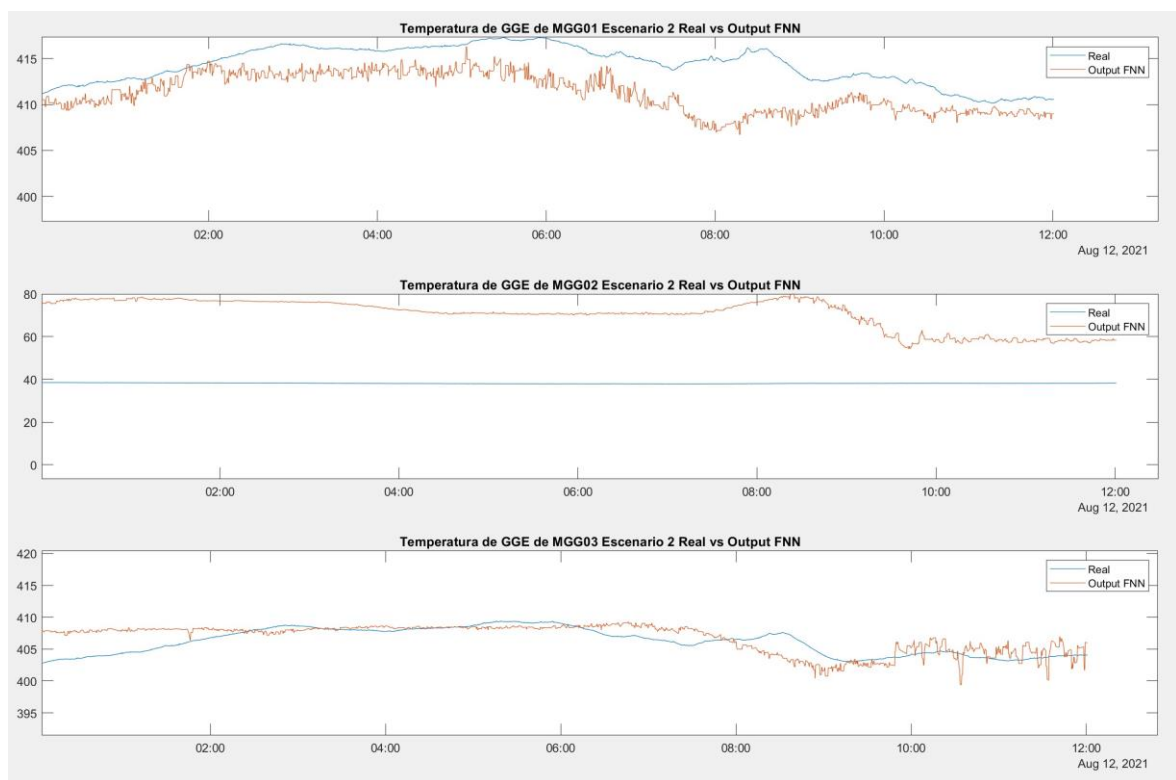
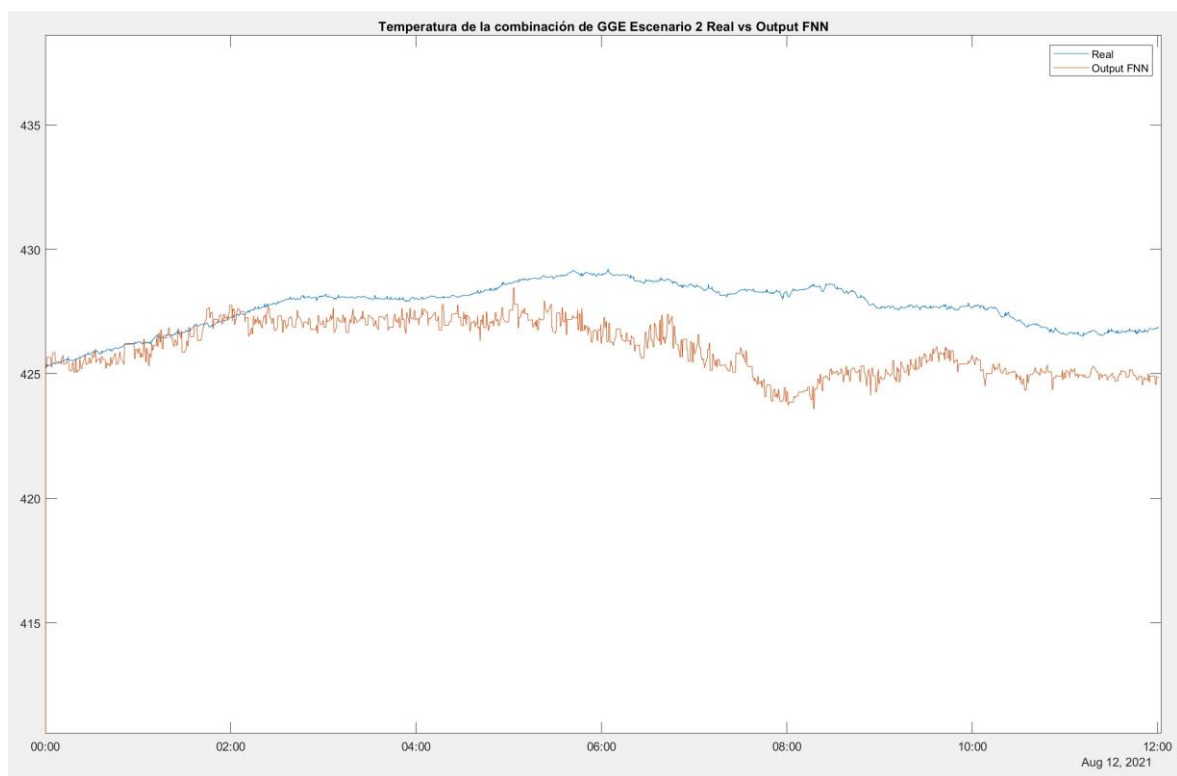


Figura 74. Temperatura gases de escape. Escenario 2 Real vs Simulación.

Los resultados obtenidos respecto a la temperatura de los gases de escape requieren de mayor explicación al no ser fiables en alguno de los casos. La simulación de la salida de gases de escape provenientes del generador MGG01 parecen recrear el comportamiento de la curva real de cierto modo, aunque con visibles distanciamientos de más de 5°C (+1%) alrededor de las 8.00 horas. Al igual que en el primer escenario, los resultados de la máquina que se encuentra apagada, MGG02 en este caso, presenta graves errores en la simulación al duplicar el valor original de la señal la mayoría del tiempo simulado, haciendo de esta una respuesta no válida. Finalmente, la temperatura simulada de los gases de escape del tercer generador parece recrear más fielmente la curva real pese a presentar un error inicial cercano al 1%, adelantarse al descenso real a las 9.00, y mostrar una falta de suavidad entre las 10.00 y 12.00 horas que sí tiene la curva real.



*Figura 75. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 2 Real vs Simulación.*

Basándose en las temperaturas de los gases provenientes de los generadas simuladas en el proceso anterior, la simulación de la temperatura de la combinación de estos se verá sesgada. Comenzando con una curva simulada solapada a la curva real, se observa que sobre las 6.00 estas se comienzan a distanciar hasta los 5°C (+1%). Durante este distanciamiento la curva real sufre un ligero ascenso mientras que la respuesta de la simulada es descender. Pese a ser errores muy bajos y, a gran escala, parecer insignificantes, la contrariedad del comportamiento es algo que no se debe de dejar pasar. Este descenso que conlleva el error mencionado se puede deber a los errores observados en los resultados de la Figura 74.

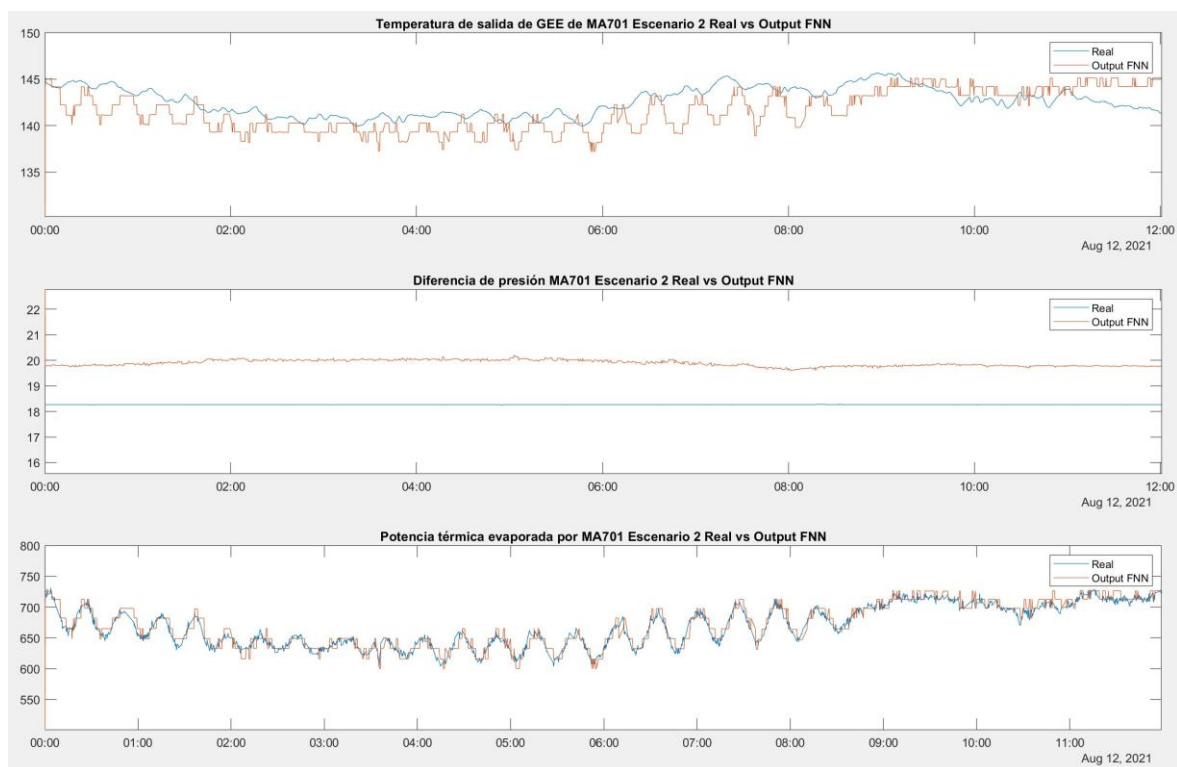


Figura 76. Señales de salida de MA701. Escenario 2 Real vs Simulación.

Las variables de salida del simulador han sido afectadas por todos los errores anteriores conllevando unas consecuencias en sus resultados, mostrados en la Figura 76. El resultado más preocupante es el comportamiento, que ya se ha observado antes en el proyecto, de la inversión del comportamiento real por parte de la simulación de la temperatura de salida. A pesar de ser la tendencia absoluta de esta, acorde con las medidas teóricas, las tendencias locales presentan errores notables al realizar variaciones contrarias a las reales. La curva simulada representando la diferencia de presión entre entrada y salida de la máquina de absorción se encuentra paralela a la curva real distanciada unos 2 bares. Por último, la simulación de la potencia térmica evaporada por MA701 sí que se muestra pareja a la curva real, siendo este el resultado de mayor importancia.

### 5.3.2.3 Prueba del simulador. Escenario 3º

El ultimo escenario en el que se probará el simulador creado será el funcionamiento de la planta con la máquina MGG03 desconectada. Tras ejecutar el simulador en las características destacadas del escenario 3, en el cual los generadores MGG01 y MGG02 se encuentran generando potencia eléctrica y térmica, y con los datos de la muestra obtenida anteriormente, se presentan los resultados.

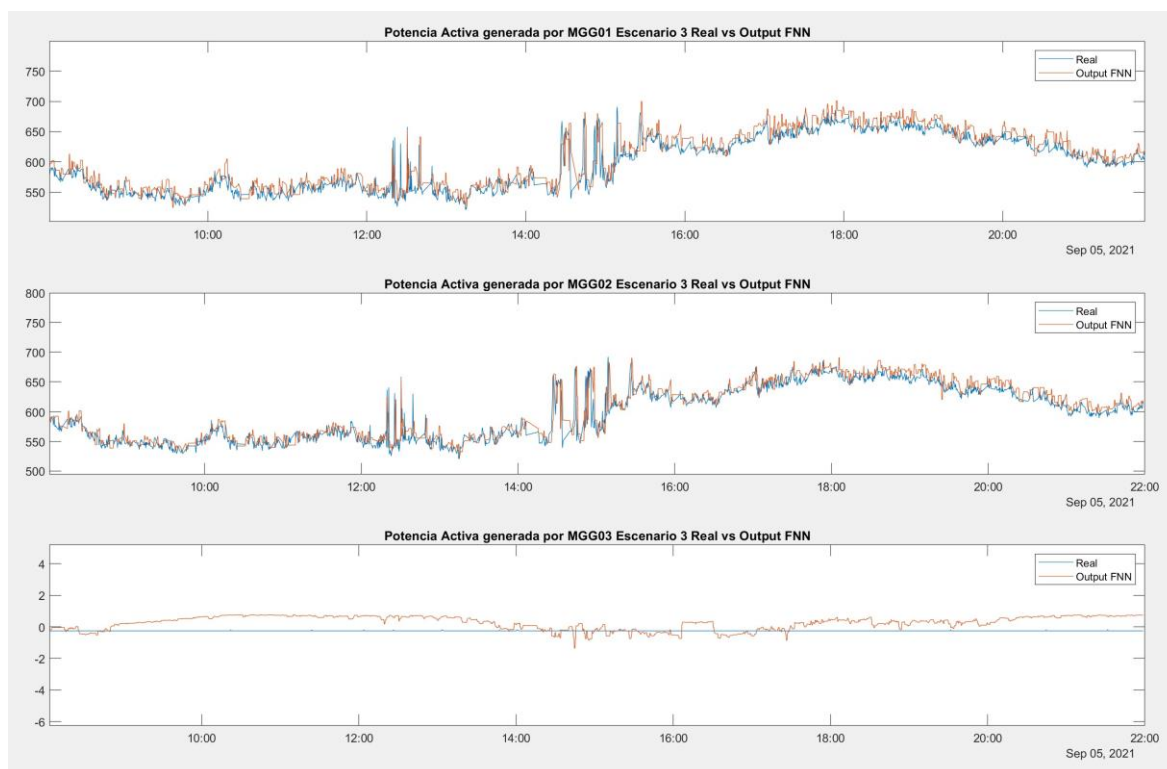
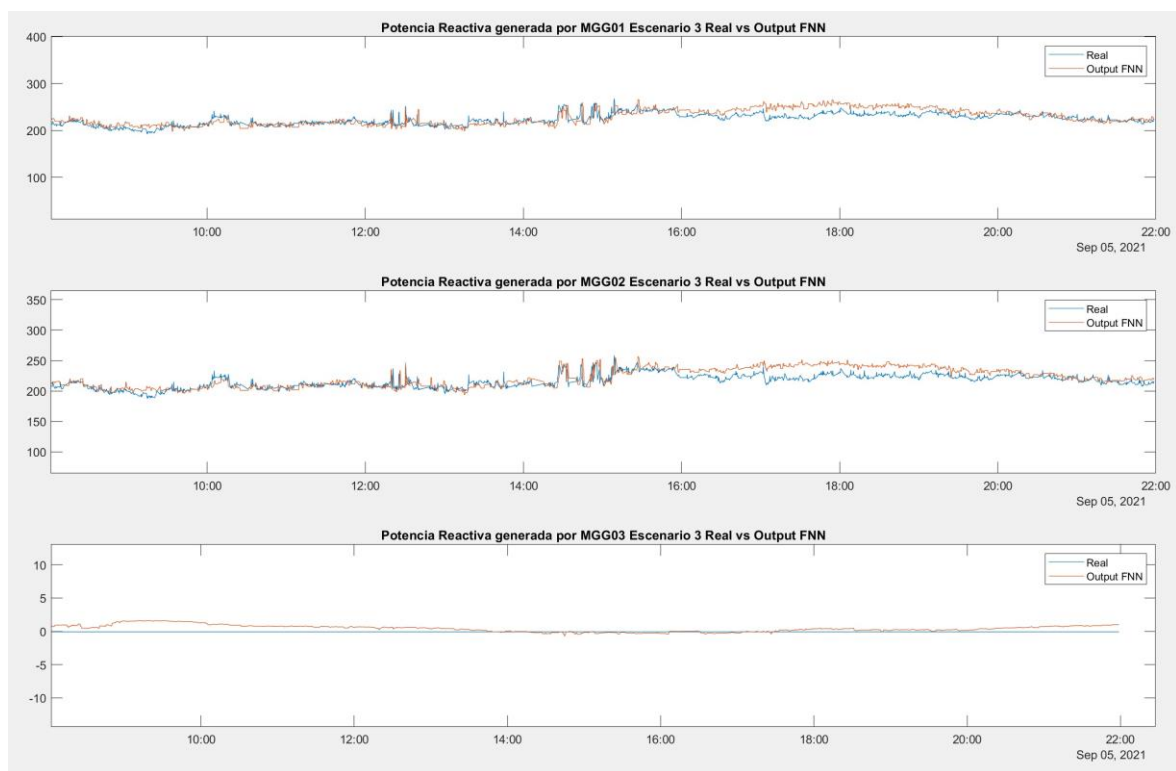


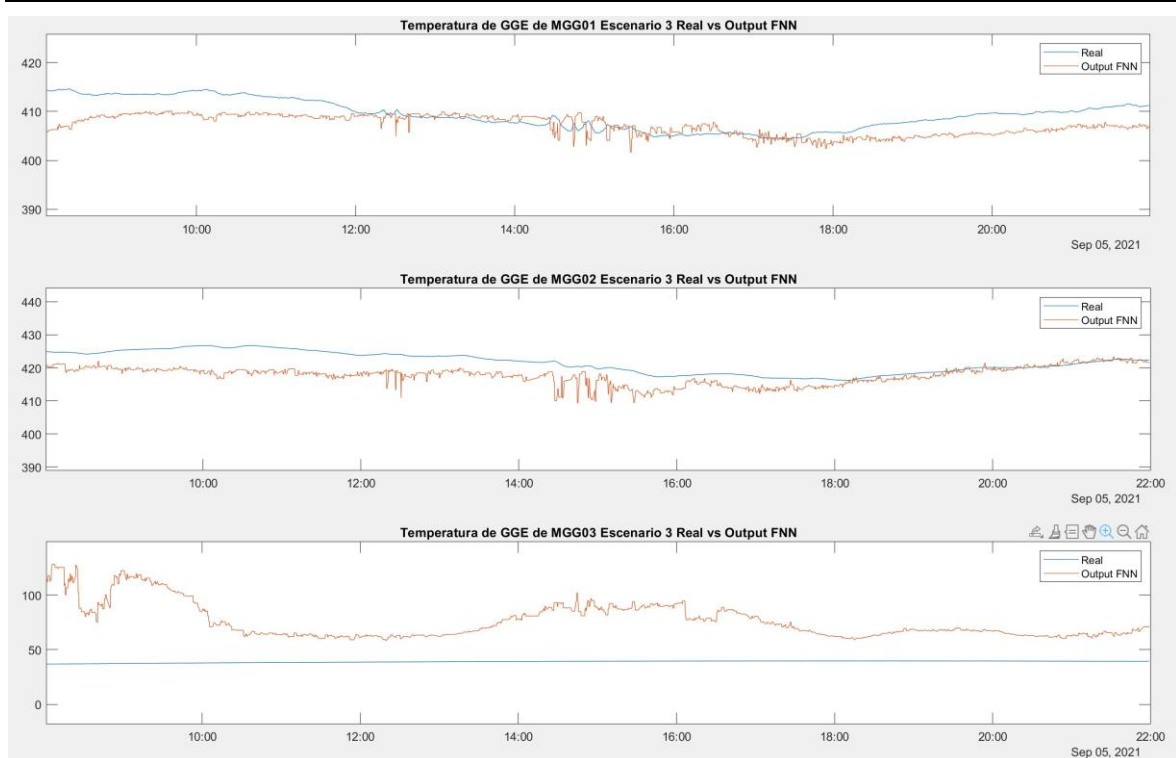
Figura 77. Potencia activa generada. Escenario 3 Real vs Simulación.

Como ya ha sido habitual en los anteriores escenarios, la potencia activa simulada replica con bastante precisión la curva de potencia activa real generada. En las máquinas en funcionamiento se reconoce un buen seguimiento de la tendencia de la curva real y de las variaciones bruscas que esta sufre en numerosos momentos. Al mismo tiempo, se percibe también un cierto sobrepaso respecto a la realidad en las variaciones más pequeñas. Los resultados de la simulación de la máquina desconectada, MGG03 en este caso, vuelve a ser una curva con una media aproximada nula, aunque con ligeros errores que no sobrepasan 1 kW positiva y negativamente.



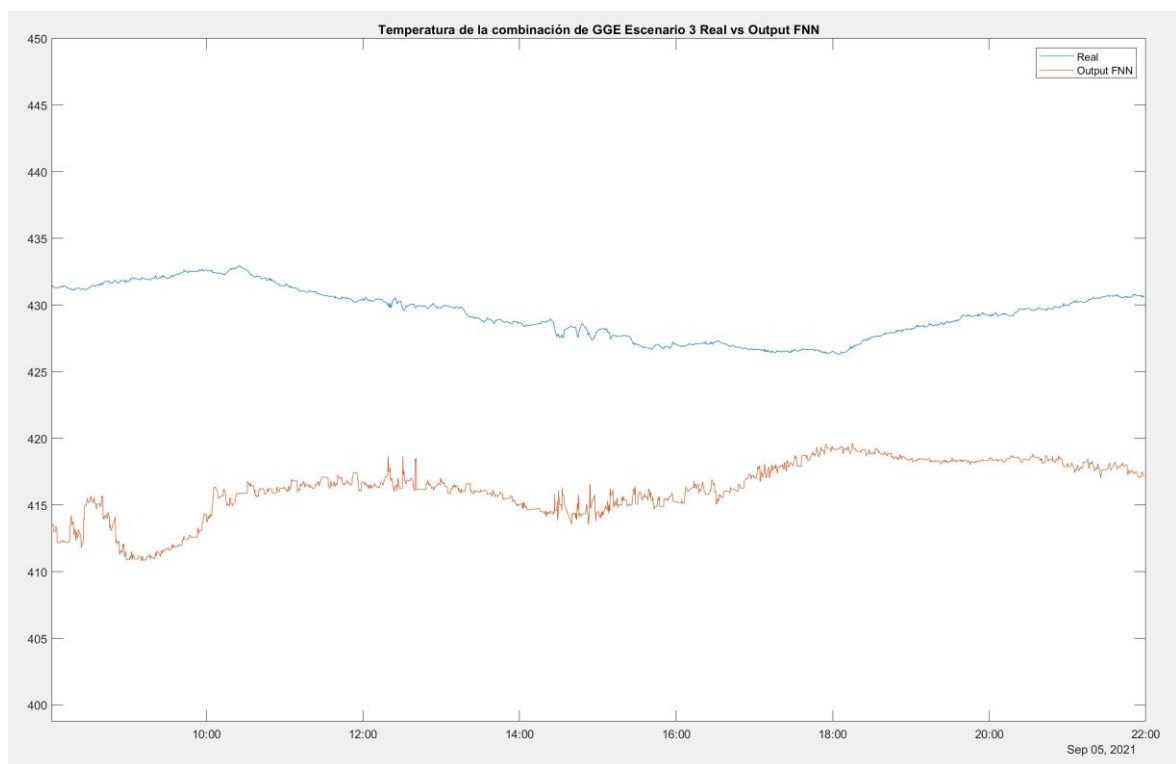
*Figura 78. Potencia reactiva generada. Escenario 3 Real vs Simulación.*

Al igual que en los resultados obtenidos sobre la potencia activa en la simulación de este y otros escenarios, la potencia reactiva simulada también presenta una fiel recreación de la curva real generada en el pasado por la planta en esta situación. Los modelos de los generadores MGG01 y MGG02, en funcionamiento, comienzan siguiendo prácticamente a la perfección la generación real de potencia reactiva que deriva en un ligero distanciamiento de esta entre las 16.00 y las 18.00 horas. La máquina MGG03 presenta una recta de generación de potencia reactiva nula sobre la cual la respuesta simulada comete imperceptibles errores a gran escala, teniendo en cuenta la magnitud habitual de generación.



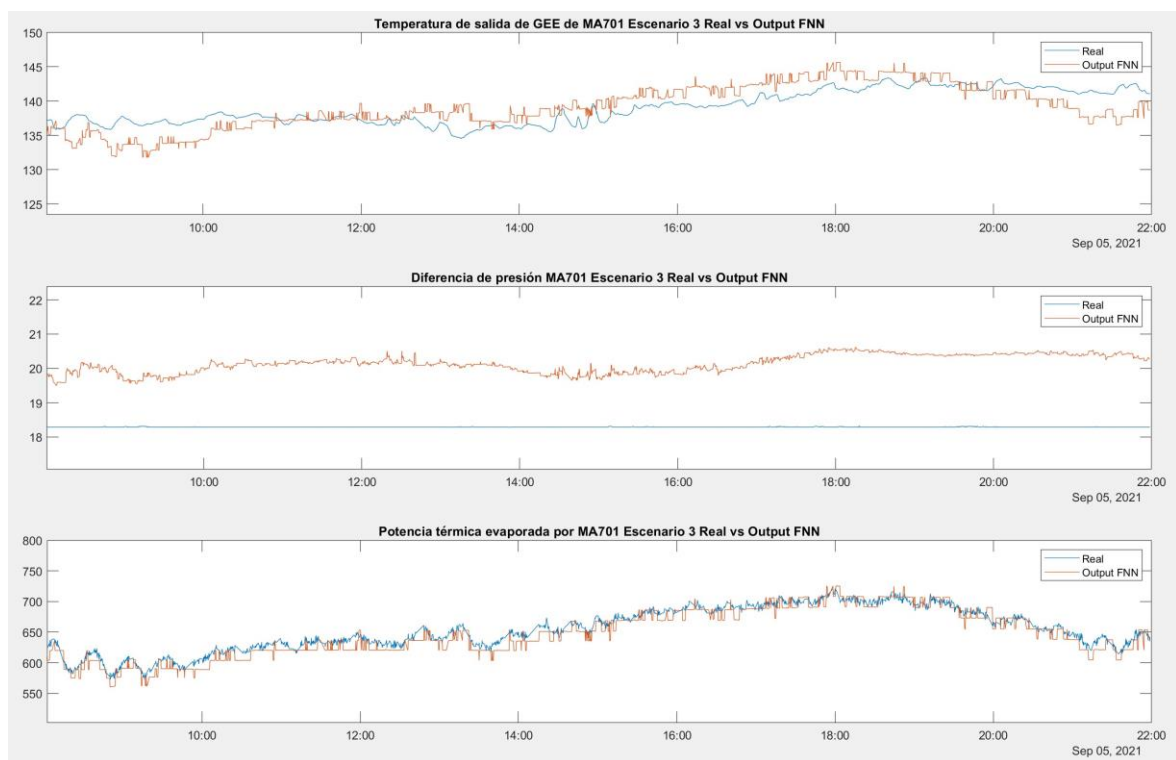
*Figura 79. Temperatura gases de escape. Escenario 3 Real vs Simulación.*

La temperatura simulada de los gases de escape provenientes de los generadores produciendo energía eléctrica, y por lo tanto térmica, parecen crear ruido en la señal de salida al amplificar variaciones, apreciable entre las 14.00 y las 16.00 del tiempo simulado. Sin pasar esto por alto, hacen un seguimiento relativamente preciso teniendo en cuenta que las temperaturas que se manejan son de en torno a los 400°C. De nuevo, la simulación de las temperaturas de los gases del generador desconectado presenta errores muy notables, en este caso, llegando a triplicar la recta real en alguno de los puntos. Este último comportamiento no se llega a comprender del todo, pese haberlo visto ya en los tres escenarios, al tener la curva simulada grandes variaciones mientras que los datos históricos pintan una recta constante.



*Figura 80. Temperatura de la combinación de GGE. Escenario 3 Real vs Simulación.*

En la Figura 80 es apreciable como el error entre los valores reales y la simulación ha aumentado frente a los otros escenarios llegando a superar los 20°C. Siendo conscientes de que el error relativo no es exagerado, la correlación entre el error aumentado en las variables anteriores y el presente en esta gráfica es notable. Al encontrar mayores errores en las simulaciones de las temperaturas de salida de los gases de escape de los generadores, los resultados de la combinación de estos serán también peores. El modelo encargado de generar la señal simulada para esta variable recibe como input las tres señales de temperatura analizadas anteriormente, por ello, se verá fuertemente afectada por la imprecisión de estas.



*Figura 81. Señales de salida de MA701. Escenario 2 Real vs Simulación.*

En la respuesta del modelo de la máquina de absorción, ante la muestra descrita en el escenario 3, se presentan tres variables de salida las cuales son el final del simulador. Los resultados de la temperatura final del flujo de gases que abandonan la planta muestran un seguimiento de la tendencia de la curva real con ligeros errores entre las 8.00 y las 10.00 horas, sobre todo. Como ya es habitual, la diferencia de presión entre la entrada y la salida de MA701 simulada muestra un valor relativamente constante superior en 2 bares a la recta real. Finalmente, la potencia térmica evaporada por este activo describe perfectamente el comportamiento de la curva real, sufriendo ligeros sobrepasos respecto a la realidad en los mínimos locales concretamente.

## Capítulo 6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Se finalizará el estudio de los modelos y el simulador realizando un estudio analítico de los resultados obtenidos por este último en el apartado anterior. En él, se han visualizado las curvas simuladas respecto a las curvas reales de la simulación. Para ir un paso más allá en la interpretación de esas gráficas y conocer cuán preciso ha sido el simulador en los escenarios, se comprenderán en unas tablas los datos estadísticos más relevantes sobre los errores cometidos por este. Estas recogerán el error medio, el error en la posición mediana junto con el rango intercuartil y el valor medio de las medidas obtenidas, con el fin de compactar la información aportada y así facilitar el entendimiento y la comparación del rendimiento.

Todos los datos estadísticos reflejados serán sobre el error porcentual del simulador, para así reflejar el error frente a la magnitud de la variable, ya que no es lo mismo un error de 20 kW sobre una generación de 700 kW que un error de 20°C sobre una medida de temperatura de 10°C. Debido a que el error porcentual es una medida relativa, se incluirá también en las tablas el valor medio de la medida simulada.

$$error \% = \frac{y - y_{sim}}{y}$$

Para poder realizar este análisis se empleó el código “resultsanalysis.m” impreso en el ANEXO I. Código fuente. En él se crean las variables que representan el error porcentual cometido por el simulador en cada variable de salida para cada escenario, y se grafican temporalmente junto con un gráfico de cajas y bigotes (comando `boxchart` de la librería Matlab). Estos aportarán la información necesaria para poder aportar en este capítulo información valiosa sobre la actuación del objetivo del proyecto. Estas gráficas se recogen en el ANEXO III. Análisis estadístico del error en los resultados.

## I. Error del simulador en el Escenario 1.

Al ejecutar el simulador en la situación descrita en el escenario 1, se obtuvieron los resultados mostrados en el apartado Prueba del simulador. *Escenario 1°*, pudiendo comparar de manera visual y burda la precisión y la robustez de la curva simulada frente a la curva real. En él se observaba una buena recreación de los datos históricos por parte de la simulación en las máquinas que se encontraban encendidas (MGG01 y MGG02), mientras que medidas como la temperatura de los gases de escape de la máquina MGG03, desconectada, presentaba una gran diferencia tanto en la magnitud como en la tendencia de la curva simulada frente a la real. También aparecían discrepancias en el proceso de combinación de gases, en la temperatura de salida de los gases de la máquina de absorción y en la diferencia de presión en esta.

Para comprender la precisión de estos observados resultados, se realiza el estudio analítico del error con el fin de confirmar los visualizado anteriormente.

|                            | Potencia Activa |               |               |
|----------------------------|-----------------|---------------|---------------|
|                            | MGG01           | MGG02         | MGG03         |
| Error % medio              | 273,9%          | -2,4%         | -1,8%         |
| Error % mediano            | 377,0%          | 2,4%          | 1,8%          |
| Rango intercuartil error % | [-236; 439] %   | [-3,4; 1,4] % | [-2,8; 0,8] % |
| Valor medio [kW]           | -0,14           | 575,50        | 574,40        |

Tabla 27. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 1.

|                            | Potencia Reactiva |               |               |
|----------------------------|-------------------|---------------|---------------|
|                            | MGG01             | MGG02         | MGG03         |
| Error % medio              | -41,9%            | -8,7%         | -7,8%         |
| Error % mediano            | 27,4%             | 8,2%          | 7,3%          |
| Rango intercuartil error % | [-56; 6] %        | [-11,9; -5,6] | [-11,3; -4,5] |
| Valor medio [kVar]         | -0,95             | 178,15        | 182,24        |

Tabla 28. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 1.

|                                   | Temperatura Gases de Escape |                |             |
|-----------------------------------|-----------------------------|----------------|-------------|
|                                   | MGG01                       | MGG02          | MGG03       |
| <b>Error % medio</b>              | -27,8%                      | 0,3%           | 0,7%        |
| <b>Error % mediano</b>            | -19,0%                      | 0,3%           | 0,8%        |
| <b>Rango intercuartil error %</b> | [-36,5; -12,7] %            | [0,07; 0,04] % | [-0,3; 1] % |
| <b>Valor medio [°C]</b>           | 36,24                       | 436,41         | 414,99      |

*Tabla 29. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 1.*

El modelo encargado de digitalizar los procesos llevados a cabo en los generadores de la planta obtiene como resultado tres variables de salida, sobre las cuales se ha calculado el error medio porcentual y unos rangos de efecto de estos, impresos en las tablas Tabla 27, Tabla 28 y Tabla 29. Apoyándose en el estudio anterior y en las tablas se pueden sacar algunas observaciones sobre la actuación de los modelos de generación en el primer escenario:

- La máquina MGG01 presenta resultados sobre el error porcentual previsiblemente malos. Efecto de que se encuentre desconectada, el valor medio de la potencia activa simulada es de -0,14 kW y -0,95 kVar generados. Debido a su magnitud los errores porcentuales, de la potencia tanto activa como reactiva, cobran valores medios del 274% para la potencia activa y de 41,9% para la potencia reactiva que, traducidos a unidades físicas, se encuentran por debajo de la unidad de potencia generada. Por ello, a pesar de ser aparentemente errores porcentuales de gran magnitud, la diferencia real es insignificante frente a la generación habitual.
- Pese a trabajar con magnitudes similares (575 kW, 180kVar), se obtienen mejores resultados en la simulación de potencia activa de las máquinas generadoras que de potencia reactiva. Tanto en el error medio como en el rango intercuartil del error, se observa una precisión superior, alrededor del 6%, en la producción de potencia activa en ambas máquinas en funcionamiento.

- En cuanto a potencia generada se refiere, el segundo generador obtiene unos resultados que, aun siendo la diferencia inferior al 1%, son peores que aquellos obtenidos por el generador MGG02 en las condiciones simuladas en el primer escenario.
- Los resultados obtenidos en la simulación de la temperatura de los gases de escape muestran un error del 27.8% en aquellos provenientes del generador MGG01, como ya se ha observado en la gráfica de las curvas, que dista claramente del error medio de las máquinas en funcionamiento, el cual se encuentra en el 0,3% para MGG02 y en el 0,7%.

|                            | Temperatura combinación gases de escape |
|----------------------------|-----------------------------------------|
| Error % medio              | 0,5%                                    |
| Error % mediano            | 0,5%                                    |
| Rango intercuartil error % | [-0,3; 1,3] %                           |

Tabla 30. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 1.

El error medio en la simulación de la temperatura de la combinación de los gases de escape es inferior a la unidad (0,5%), con un rango intercuartil de este entre el 0,3% y el 1,3%. Con ello se confirma la insignificancia de este a la hora de aceptar la precisión del simulador.

|                            | Salidas MA701 |               |                    |
|----------------------------|---------------|---------------|--------------------|
|                            | Temp. Salida  | Dif. Presión  | Potencia Evaporada |
| Error % medio              | 1,2%          | -2,9%         | 0,5%               |
| Error % mediano            | 1,2%          | 3,0%          | 0,5%               |
| Rango intercuartil error % | [0,8; 1,6] %  | [-3,6; -2,3]% | [-0,5; 1,4] %      |

Tabla 31. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 1.

Los errores sobre las variables finales del simulador en el primero de los escenarios, efecto del proceso simulado de la máquina de absorción, muestran ser porcentualmente pequeños. Aun considerándose válidos, es destacable la mayor imprecisión apreciable en la diferencia de presión entre entrada y salida de esta, con casi el 3%. Entre ellas, la variable más precisa es la potencia térmica evaporada como ya se había observado en la obtención de los resultados.

## II. Error del simulador en el Escenario 2.

Los resultados obtenidos en la simulación de la planta sobre los datos de la muestra tomada en condiciones descritas en el escenario 2, donde la máquina MGG02 se encontraba desconectada, habían demostrado precisión de manera visual en la potencia generada. La temperatura de los gases de escape emitidos difería enormemente de la realidad en aquellos provenientes del generador desconectado, repercutiendo en la posterior combinación de todos los gases. También se observó el, futuro recurrente, comportamiento contrario a la realidad por la temperatura salida de la máquina de absorción y el constante error en la diferencia de presión en esta.

Con el fin de demostrar las observaciones realizadas en el apartado anterior se realizó un estudio estadístico sobre el error cometido por la simulación sobre el dato real registrado.

|                            | Potencia Activa |                 |               |
|----------------------------|-----------------|-----------------|---------------|
|                            | MGG01           | MGG02           | MGG03         |
| Error % medio              | -0,1%           | -23,8%          | -0,6%         |
| Error % mediano            | -0,1%           | 17,6%           | -0,6%         |
| Rango intercuartil error % | [-1,5; 1,3] %   | [-92,5; 54,1] % | [-1,8; 0,6] % |
| Valor medio [kW]           | 537,11          | -0,25           | 536,38        |

Tabla 32. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 2.

|                            | Potencia Reactiva |                  |               |
|----------------------------|-------------------|------------------|---------------|
|                            | MGG01             | MGG02            | MGG03         |
| Error % medio              | -0,8%             | -51,8%           | -1,9%         |
| Error % mediano            | -0,3%             | -56,5%           | 1,5%          |
| Rango intercuartil error % | [-4,2; 3,1] %     | [-68,4; -36,4] % | [-4,7; 1,4] % |
| Valor medio [kVar]         | 195,12            | -1,11            | 195,33        |

Tabla 33. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 2.

|                            | Temperatura Gases de Escape |                   |               |
|----------------------------|-----------------------------|-------------------|---------------|
|                            | MGG01                       | MGG02             | MGG03         |
| Error % medio              | 0,7%                        | -85,5%            | -0,1%         |
| Error % mediano            | 0,6%                        | -88,3%            | 0,1%          |
| Rango intercuartil error % | [0,4; 0,9] %                | [-100,5; -80,5] % | [-0,4; 0,1] % |
| Valor medio [°C]           | 414,25                      | 38,04             | 406,10        |

Tabla 34. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 2.

En las tablas comprendidas entre la Tabla 32 a la Tabla 34 se muestran las estadísticas sobre el error cometido por el modelo generador. En ellas se diferencia la actuación de cada una de las máquinas generadores, mostrándose en color verde aquellas que se encuentran en funcionamiento en el escenario 2 y en rojo la máquina desconectada (MGG02).

Comparando la precisión entre las variables de salida obtenidas para las distintas máquinas, se hacen notables algunos comportamientos de estos modelos:

- Al igual que en el escenario anterior, el generador que se encuentra desconectado, MGG02 en este caso, obtiene resultados con un error porcentual medio de gran magnitud. Esto puede llevar a definir el modelo como impreciso si no se percatase de la magnitud del valor medio de las medidas simuladas. La combinación del error medio porcentual y el valor medio simulado llevan a la conclusión de un error medio que es fácilmente identificable como insignificante frente a la magnitud de los valores de generación.
- El modelo recrea la generación de potencia activa de manera ligeramente más precisa que como lo hace para la potencia reactiva. Esto ocurre en ambos generadores en funcionamiento.
- Como ya era de esperar, el error porcentual de la máquina desconectada en la temperatura simulada de los gases de escape es de gran magnitud. En este caso, la diferencia con la realidad en términos absolutos difiere unos 30°C, con un error medio porcentual del 88%. El valor que cobra esta variable en etapa de generación se encuentra alrededor de los 400°C, por lo que es fácilmente identificable que la máquina se encuentra en desconexión a pesar del error cometido. Es diferente en las máquinas generadoras, las cuales siguen con precisión el comportamiento real obteniendo errores medios inferiores a la unidad, siendo aquel generado por MGG03 ligeramente inferior.

|                            | Temperatura combinación gases de escape |
|----------------------------|-----------------------------------------|
| Error % medio              | 0,4%                                    |
| Error % mediano            | 0,4%                                    |
| Rango intercuartil error % | [0,2; 0,5] %                            |
| Valor medio [°C]           | 427,68                                  |

Tabla 35. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 2.

La precisión descrita en la Tabla 34 conlleva unos resultados igualmente precisos para la temperatura simulada en la combinación los gases de escape. El error medio es del 0,4% y con el 50% del error (rango intercuartil) comprendido entre el 0,2% y el 0,5%.

|                            | Salidas MA701 |                |                    |
|----------------------------|---------------|----------------|--------------------|
|                            | Temp. Salida  | Dif. Presión   | Potencia Evaporada |
| Error % medio              | 0,7%          | -8,9%          | -0,4%              |
| Error % mediano            | 0,8%          | -8,7%          | -0,3%              |
| Rango intercuartil error % | [-0,1; 1,6] % | [-9,5; -8,3] % | [-1,2; 0,05] %     |
| Valor medio [°C, bar, kW]  | 142,66        | 18,26          | 669,39             |

Tabla 36. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 2.

El modelo de la máquina de absorción obtuvo resultados muy precisos de temperatura de salida, con un error medio del 0,7%, aun habiendo observado un extraño comportamiento que parecía invertir las variaciones de temperatura de la señal teórica. El error constante observado en la visualización de la diferencia de presión en MA701 simulada, se traduce en un error medio del 8,7%, con un rango intercuartil del error compactado entre -9,5% y -8,3%. Por último, la potencia térmica evaporada replica la realidad con un error medio del 0,4% siendo la mitad de los datos de error inferiores al 1%.

### III. Error del simulador en el Escenario 3.

El último de los escenarios recrea situaciones de la planta en las cuales el generador MGG03 se encuentra desconectado y las otras dos máquinas produciendo energía, tanto eléctrica como térmica. En el apartado anterior, donde se graficaron las curvas de simulación, se observó un comportamiento de las potencias simuladas en el modelo de generación similar a los otros escenarios en cuanto a precisión. La temperatura de los gases de escape simulada en los modelos de los generadores en funcionamiento, fruto del mismo modelo, también se mantiene visualmente precisa, con cierto ruido en la señal. La temperatura de estos gases provenientes de la máquina desconecta parecía en cambio presentar resultados aún más inexactos que los escenarios anteriores, lo que repercute a su vez en la simulación de su combinación. Por último, la simulación del modelo de absorción mostraba resultados aparentemente precisos para la temperatura de salida de la máquina, un error constante, ya habitual, en la diferencia de presión de esta, y una gran precisión en cuanto potencia térmica evaporada se refiere.

Para poder materializar lo observado en la prueba del modelo en este escenario, se calcula el error de estas curvas simuladas, obteniendo la siguiente información estadística sobre ellos.

|                            | Potencia Activa |               |               |
|----------------------------|-----------------|---------------|---------------|
|                            | MGG01           | MGG02         | MGG03         |
| Error % medio              | -1,5%           | -0,9%         | 205,4%        |
| Error % mediano            | -1,5%           | -0,1%         | 235,1%        |
| Rango intercuartil error % | [-2,8; -0,2] %  | [-1,9; 0,1] % | [68,9; 358,1] |
| Valor medio [kW]           | 597,18          | 597,09        | -0,25         |

Tabla 37. Error en la simulación de potencia activa generada. Escenario 3.

|                            | Potencia Reactiva |               |                 |
|----------------------------|-------------------|---------------|-----------------|
|                            | MGG01             | MGG02         | MGG03           |
| Error % medio              | -2,0%             | -2,6%         | 704,0%          |
| Error % mediano            | -1,5%             | -2,2%         | 667,8%          |
| Rango intercuartil error % | [-5; 1,2] %       | [-5,4; 0,3] % | [151,4; 1145] % |
| Valor medio [kVar]         | 223,45            | 216,20        | -0,07           |

Tabla 38. Error en la simulación de potencia reactiva generada. Escenario 2.

|                                   | Temperatura Gases de Escape |              |                   |
|-----------------------------------|-----------------------------|--------------|-------------------|
|                                   | MGG01                       | MGG02        | MGG03             |
| <b>Error % medio</b>              | 0,5%                        | 0,9%         | -94,8%            |
| <b>Error % mediano</b>            | 0,7%                        | 0,9%         | -72,2%            |
| <b>Rango intercuartil error %</b> | [0,03; 0,9] %               | [0,3; 1,4] % | [-119,6; -63,2] % |
| <b>Valor medio [°C]</b>           | 409,39                      | 421,62       | 38,90             |

*Tabla 39. Error en la simulación de temperatura de gases de escape. Escenario 3.*

La etapa del simulador encargada de modelar los procesos de los generadores genera estimaciones de potencia activa y reactiva generada además de la temperatura de los gases de escape como consecuencia de la generación. El error que estas han cometido en la simulación del escenario 3 se muestran en las tablas Tabla 37, Tabla 38 y Tabla 39. Estas muestran las estadísticas sobre el error del modelo de cada generador, de las cuales se pueden extraer algunos hechos desarrollables:

- La máquina desconectada MGG03 vuelve a presentar un error medio alto en generación de potencia con un 205% en la simulación de la potencia activa y del 704% en la potencia reactiva. Los valores medios de estas variables son cercanos al 0, por lo que el error absoluto es insignificante pese a su valor porcentual, considerando así la simulación válida. De todas formas, es notablemente superior el error porcentual medio de los resultados de potencia activa, comprendiendo además un amplio rango de error hasta el 1145%.
- No existen grandes diferencias en cuanto a precisión entre la simulación de la generación de potencia activa y de potencia reactiva en el error medio, aunque sí son ligeramente mejores resultados los obtenidos sobre la potencia activa, al comprender el error en un rango más compacto e inferior.
- No se puede definir como superior en términos generales el modelo de ninguno de los dos generadores en funcionamiento al cometer errores similares en la generación de potencia, siendo el segundo de ellos ligeramente más preciso en cuanto a potencia activa y el primero de ellos ser superior en cuanto a potencia reactiva.

- La temperatura simulada de los gases de escape provenientes de MGG03 presentan un error medio del 95%, siendo notable también el rango amplio de error en el que comprende el 50% de los datos observados. Por otro lado, las temperaturas simuladas a partir de los modelos de los generadores en funcionamiento gozan de gran precisión con errores medios porcentuales inferiores a la unidad.

|                            | Temperatura combinación gases de escape |
|----------------------------|-----------------------------------------|
| Error % medio              | 3,0%                                    |
| Error % mediano            | 3,0%                                    |
| Rango intercuartil error % | [2,5; 3,4] %                            |
| Valor medio [°C]           | 429,42                                  |

Tabla 40. Error en la simulación de combinación de gases de escape. Escenario 2.

Como ya se había observado en el apartado anterior, el error cometido en la temperatura de los gases de escape de la máquina desconectada hace que este modelo sufra el error acumulado y disminuya su precisión con un error medio del 3%. Cabe mencionar también que la mitad de los datos observados cometen un error comprendido entre el 2,5% y el 3,4%, valores que siguen aportando confianza en la precisión de este modelo.

|                            | Salidas MA701 |                 |                    |
|----------------------------|---------------|-----------------|--------------------|
|                            | Temp. Salida  | Dif. Presión    | Potencia Evaporada |
| Error % medio              | 0,0%          | -10,2%          | 1,1%               |
| Error % mediano            | -0,4%         | -10,2%          | 1,1%               |
| Rango intercuartil error % | [-1,3; 1,2] % | [-11,5; -9,1] % | [-3; 5] %          |
| Valor medio [°C, bar, kW]  | 139,07        | 18,29           | 653,21             |

Tabla 41. Error en la simulación de la máquina de absorción. Escenario 2.

Las variables termodinámicas del flujo de gases desprendido a la atmósfera al abandonar la planta resultan en una precisión de error medio nulo en la temperatura y en un error del 10,2% en la diferencia de presión de estos. En cuanto a la potencia térmica evaporada en la máquina de absorción, la simulación ha realizado una estimación con un error del 1% con la mitad de los errores cometidos comprendidos entre el -3% y el 5%.

Habiendo realizado el análisis estadístico del error cometido por cada modelo del simulador en tres escenarios diferentes, se han obtenido unas conclusiones fruto de la comparación de estos datos:

- El modelo encargado de recrear el comportamiento de los generadores es preciso a la hora de simular el comportamiento de estos en funcionamiento.
- Este mismo modelo carece de esa precisión en el caso de que la máquina simulada esté desconectada. Teniendo esto en cuenta, no es un resultado alarmante al detectarse su estado de desconexión fácilmente debido a la diferencia entre los valores generados cuando la máquina se encuentra apagada y aquellos en generación.
- No hay diferencias notables en la precisión de los distintos modelos de los generadores.
- El modelo de combinación de gases de escape presenta resultados precisos a pesar del error provisto por parte de la temperatura de los gases provenientes de la máquina en desconexión.
- El modelo de la máquina de absorción MA701 demuestra precisión en la temperatura de los gases que abandonan la planta y en la potencia térmica evaporada, aunque el error medio en la diferencia de presión simulada alcanza el 10% en alguno de los escenarios (3).
- La mayor precisión del conjunto del simulador se observa en el escenario 2 cuando la máquina MGG02 se encuentra desconectada.
- El tercero de los escenarios (MGG03 desconectada) presenta los resultados con la menor precisión en términos generales.

## Capítulo 7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este proyecto parte de la idea de la posibilidad de recrear cualquier proceso que ocurra en el mundo físico, por muy complejo que sea, digitalmente. Se aplicó esta idea a la controversial industria energética con el fin de mejorar la gestión de los activos a través de herramientas de simulación que ayuden a diagnosticar, pronosticar e incluso predecir, obteniendo como resultado el aumento de la eficiencia energética de estas.

Persiguiendo probar esta idea, y con la ayuda de SAMPOL INGENIERÍA Y OBRAS S.A. al no haber sido posible hacer este proyecto sin ellos, se comenzó todo el proceso descrito en esta memoria para alcanzar dicho objetivo. Tras realizar todo el esfuerzo que conlleva trabajar con grandes cantidades de datos, se buscó entender los datos que se utilizarían para el entrenamiento y prueba de las redes neuronales. Estas han sido el alma del proyecto, la cabeza pensante detrás de todas las gráficas y tablas que permiten visualizar y resumir todo el proceso computacional necesario para recrear los procesos de la planta. La creación de los modelos gracias a estas redes han sido el primer paso para el simulador que se utilizaría como prueba de la posibilidad y utilidad de un Digital Twin sobre una planta de cogeneración.

Después de realizar la prueba de los modelos de los procesos de manera individual se negó la invencibilidad de las redes neuronales, al demostrarse que estas solo obtenían resultados precisos en rango de trabajo con los que habían sido entrenados más fuertemente. Por ello, en la posterior prueba del simulador se emplearon muestras comprendidas en estos rangos en diferentes escenarios de funcionamiento, obteniendo unos resultados con errores prácticamente nulos en la mayoría de los casos. Estos han destacado por recrear tendencias y comportamientos, registrados históricamente sobre el funcionamiento real de la planta de manera sorprendentemente precisa, aunque con alguna excepción.

Reconociendo el éxito de la utilización de redes neuronales para recrear una concatenación de procesos físicos, no se debe olvidar que a este simulador final se le han prestado las condiciones favorables para que realice un buen trabajo al tan solo probarlo en rangos específicos.

Al ser consciente de las limitaciones que sufre el simulador aquí diseñado, se pueden plantear soluciones y extensiones para este proyecto que no solo mejoren los resultados, sino que también amplíen el rango versátil de este e incluso hacerlo de una manera óptima. En el estudio actual se han detectado tres principales aspectos que podrían hacer de este algo mejor.

El primero de estos se refiere a la información disponible. Los datos pasados sobre la planta son el combustible de todo el estudio al ser la fuente de conocimiento que posteriormente buscarán recrear los modelos, y la referencia a la hora de comprobar el trabajo. La cantidad de datos que se emplearán para ello es importante al tener más capacidad de entrenamiento, pero la clave se encuentra en el espectro que cubran estos datos. El uso de una gran cantidad de datos que representen todos los posibles regímenes de funcionamiento de la planta haría del simulador una herramienta útil no solo para el trabajo habitual de la planta, sino para conocer y estudiar situaciones que, quizás no ocurran tan frecuentemente, pero se tienen datos suficientes para recrearlas digitalmente.

Conocer cómo se comporta la planta en un amplio régimen otorgará versatilidad y precisión al simulador, pero existe otra manera de aumentar su precisión. incrementar el tamaño de las redes neuronales en las que se basan los modelos hará de estas una herramienta más potente al poder dividir el comportamiento de los procesos en más identificadores de patrones. Una manera cómica de explicarlo es asemejarlo a entregarle cientos de libros a una hormiga, no importa la cantidad de información que se aporte si el receptor no es capaz de saber lo que esta significa.

El último de los aspectos que pueden mejorar la actuación del simulador con las herramientas utilizadas en este estudio es aumentar el número de variables de entrada en los modelos. Las redes neuronales son reconocidas gracias a su capacidad de reconocer patrones que no son intuitivos u obvios, por ello la introducción de variables en procesos que, a priori, no tienen correlación alguna podría mejorar los resultados. Esto conlleva también un mayor grado de interconexión entre los modelos del simulador, relacionando la mayor cantidad posible de variables de entrada y salida de los procesos.

El mundo de las redes neuronales es muchas más complejo y completo que lo explicado en este proyecto. Existen infinitas variantes de las neuronales, aunque como extensión de este proyecto se considera emplear un tipo de redes neuronales muy popular: las RNN o *Recurrent Neural Network*, en concreto las redes LSTM (Long Short-Term Memory).

Las RNN añaden un lazo de retroalimentación entre la capa de salida y las capas ocultas que calcula una salida en función de las variables de entrada y de la predicción anterior. Concretamente, las redes LSTM buscan predecir el valor de la variable de entrada en el instante futuro. La implementación de estas en el simulador sería complementaria. Su función sería predecir la demanda eléctrica por el complejo en los instantes futuros para así calcular, gracias a un modelo inverso del creado aquí para los generadores, el caudal, la temperatura y la presión necesaria y en qué generadores se necesita inyectar para así cubrir esa demanda. Esto no solo ejercería una función de regulación en las señales de consigna de la planta, sino que también podría ser una herramienta en la toma de decisiones al tener una idea de cuál va a ser el funcionamiento necesario de la planta en el futuro.

Como se puede ver, este proyecto podría extenderse infinitivamente al ser las oportunidades que brindan las redes neuronales y el mundo de la Industria 4.0. En este trabajo se considera demostrada la posibilidad de realizar un Digital Twin al haber creado un simulador que recrea el comportamiento real, simplemente y de manera mejorable, con un PC común y con un tiempo y unos recursos limitados. También se considera que la utilidad de este viene definida por su aplicación en todo el ámbito de la Industria 4.0 y, principalmente, por el ahorro de recursos y el ahorro de costes que puede aportar.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] BBVA. (4 de mayo de 2021). *Qué es la cogeneración: la industria frente al espejo de la transición energética*. Artículo: <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-la-cogeneracion-la-industria-frente-al-espejo-de-la-transicion-energetica/>
- [2] Equipo editorial de ProfesionalesHoy. (23 de junio de 2021). *La cogeneración mejorará el precio de la electricidad*. TecnoEnergía. Artículo: <https://profesionaleshoy.es/energia/2021/06/23/la-cogeneracion-mejorara-el-precio-de-la-electricidad/15954>
- [3] Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD). (24 de mayo de 2022). *Objetivos de Desarrollo Sostenible*. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/objetivos-de-desarrollo-sostenible/>
- [4] Hagan, M. y Demuth, B. (2014). *Neural Network Design, 2nd Edition*. Oklahoma State University (Ed.).
- [5] Roca, R. (28 de junio de 2022). *La mitad de la cogeneración se para en España tras la puesta en marcha de la excepción ibérica*. El periódico de la energía. Noticia: <https://elperiodicodelaenergia.com/la-mitad-de-la-cogeneracion-se-para-en-espana-tras-la-puesta-en-marcha-de-la-excepcion-iberica/>
- [6] Cotteler, M. y Sniderman, B. (2017). “*Forces of change: Industry 4.0*”. Deloitte. Informe: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/es/Documents/manufacturing/Deloitte-ES-manufacturing-industria-4.0.pdf>

## ANEXO I. CÓDIGO FUENTE

### procesodatos.m

```
%GasEngineCooling
anos = ["202106",
"202107", "202108", "202109", "202110", "202111", "202112", "202201", "202202", "
202203", "202204"];
tipo = ["DateTime", "MGG01_Caudal", "MGG01_Presion", "MGG01_Temp",
"MGG01_PotAct", "MGG01_PotReact", "MGG02_Caudal", "MGG02_Presion",
"MGG02_Temp", "MGG02_PotAct", "MGG02_PotReact", "MGG03_Caudal",
"MGG03_Presion", "MGG03_Temp", "MGG03_PotAct", "MGG03_PotReact",
"HT01_Pres", "LT01_Pres", "HT02_Pres", "LT02_Pres", "HT03_Pres",
"LT03_Pres", "HT01_ExTemp", "HT01_EntTemp", "LT01_ExTemp",
"LT01_EntTemp", "HT02_ExTemp", "HT02_EntTemp", "LT02_ExTemp",
"LT02_EntTemp", "HT03_ExTemp", "HT03_EntTemp", "LT03_ExTemp",
"LT03_EntTemp"];
nombres = ["aux_GEC1", "aux_GEC2", "aux_GEC3", "aux_GEC4", "aux_GEC5",
"aux_GEC6", "aux_GEC7", "aux_GEC8", "aux_GEC9", "aux_GEC10", "aux_GEC11",
"aux_GEC12", "aux_GEC13", "aux_GEC14", "aux_GEC15", "aux_GEC16",
"aux_GEC17", "aux_GEC18", "aux_GEC19", "aux_GEC20", "aux_GEC21",
"aux_GEC22", "aux_GEC23", "aux_GEC24", "aux_GEC25", "aux_GEC26",
"aux_GEC27", "aux_GEC28", "aux_GEC29", "aux_GEC30", "aux_GEC31",
"aux_GEC32", "aux_GEC33", "aux_GEC34"];
machines = ["MGG01", "MGG02", "MGG03"]
leng = length(anos);
long = length(tipo);
lang = length(machines);

for z=1:long
    eval(strcat(tipo(z), "=[];"));
end

for y=1:leng
    filename = "C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\02_Program\DATA
v2\rawdata\Gas_Engines_Cooling\GasEnginesCooling_202106.csv";
    filename = strrep(filename, "202106", anos(y));
    [aux_GEC1, aux_GEC2, aux_GEC3, aux_GEC4, aux_GEC5, aux_GEC6,
aux_GEC7, aux_GEC8,aux_GEC9, aux_GEC10, aux_GEC11, aux_GEC12,aux_GEC13,
aux_GEC14, aux_GEC15, aux_GEC16, aux_GEC17,aux_GEC18, aux_GEC19,
aux_GEC20, aux_GEC21, aux_GEC22, aux_GEC23, aux_GEC24, aux_GEC25,
aux_GEC26, aux_GEC27, aux_GEC28, aux_GEC29, aux_GEC30, aux_GEC31,
aux_GEC32, aux_GEC33, aux_GEC34] = lectura_GasEngineCooling(filename);
    for z=1:long
        eval(strcat(tipo(z), anos(y), " = ", nombres(z), ";"));
        eval(strcat("clear ",nombres(z),";"));
        eval(strcat(tipo(z), "= [", tipo(z),";",strcat(tipo(z),
anos(y)),"];"));
        if tipo(z)~= "DateTime"
            eval(strcat("data",tipo(z),anos(y), " =
datastats(",tipo(z),anos(y),");"))
```

```

eval(strcat("data",tipo(z)," = datastats(",tipo(z),");"))
end
end
lengthcooling=length(MGG01_PotAct);
clear tipo, clear nombres;
display('GasEnginesCooling cargado');

%Engines & MA701
tipo = ["DateTime_Ex", "MGG01_Ex_Caudal", "MGG01_Ex_Presion",
"MGG01_Ex_Temp", "MGG01_Ex_PotAct", "MGG01_Ex_PotReact",
"MGG02_Ex_Caudal", "MGG02_Ex_Presion", "MGG02_Ex_Temp",
"MGG02_Ex_PotAct", "MGG02_Ex_PotReact", "MGG03_Ex_Caudal",
"MGG03_Ex_Presion", "MGG03_Ex_Temp", "MGG03_Ex_PotAct",
"MGG03_Ex_PotReact", "MGG01_DifPres", "MGG01_ExitTemp", "MGG02_DifPres",
"MGG02_ExitTemp", "MGG03_DifPres",
"MGG03_ExitTemp", "EX01_VR", "EX02_VR", "EX03_VR", "MA701_Ent_Temp",
"MA701_Exit_Temp", "MA701_DifPres", "MA701_Capac", "MA701_Evap_Int",
"MA701_Evap"];
nombres = ["aux_MAE1", "aux_MAE2", "aux_MAE3", "aux_MAE4", "aux_MAE5",
"aux_MAE6", "aux_MAE7", "aux_MAE8", "aux_MAE9", "aux_MAE10", "aux_MAE11",
"aux_MAE12", "aux_MAE13", "aux_MAE14", "aux_MAE15", "aux_MAE16",
"aux_MAE17", "aux_MAE18", "aux_MAE19", "aux_MAE20", "aux_MAE21",
"aux_MAE22", "aux_MAE23", "aux_MAE24", "aux_MAE25", "aux_MAE26",
"aux_MAE27", "aux_MAE28", "aux_MAE29", "aux_MAE30", "aux_MAE31"];
long = length(tipo);

for z=1:long
    eval(strcat(tipo(z), "=[];"));
end

for y=1:leng
    filename = "C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\02_Program\DATA
v2\rawdata\Engines_and MA701\EngMA701_202106.csv";
    filename = strrep(filename, "202106", anos(y));
    [aux_MAE1, aux_MAE2, aux_MAE3, aux_MAE4, aux_MAE5, aux_MAE6,
aux_MAE7, aux_MAE8,aux_MAE9, aux_MAE10, aux_MAE11, aux_MAE12,aux_MAE13,
aux_MAE14, aux_MAE15, aux_MAE16, aux_MAE17,aux_MAE18, aux_MAE19,
aux_MAE20, aux_MAE21, aux_MAE22, aux_MAE23, aux_MAE24, aux_MAE25,
aux_MAE26, aux_MAE27, aux_MAE28, aux_MAE29, aux_MAE30, aux_MAE31] =
lectura_exhaust(filename);
    for z=1:long
        eval(strcat(tipo(z), anos(y), " = ", nombres(z), ";"));
        eval(strcat("clear ",nombres(z),";"));
        eval(strcat(tipo(z), "= [", tipo(z),";",strcat(tipo(z),
anos(y)),"];"));
        if tipo(z)~= "DateTime_Ex"
            eval(strcat("data",tipo(z),anos(y), " =
datastats(",tipo(z),anos(y),");"))
            eval(strcat("data",tipo(z), " = datastats(",tipo(z),");"))
        end
    end
end
lengthexhaust=length(MGG01_Ex_PotAct);

```

```
clear tipo, clear nombres;
display('Engine_and_MA701 cargado');

%% Additional variables definition
HT01_DifTemp = HT01_ExTemp-HT01_EntTemp;
HT02_DifTemp = HT02_ExTemp-HT02_EntTemp;
HT03_DifTemp = HT03_ExTemp-HT03_EntTemp;
LT01_DifTemp = LT01_ExTemp-LT01_EntTemp;
LT02_DifTemp = LT02_ExTemp-LT02_EntTemp;
LT03_DifTemp = LT03_ExTemp-LT03_EntTemp;

input1=[MGG01_Ex_Caudal, MGG01_Ex_Presion, MGG01_Ex_Temp];
output1=[MGG01_Ex_PotAct, MGG01_Ex_PotReact, MGG01_ExitTemp];
input2=[MGG02_Ex_Caudal, MGG02_Ex_Presion, MGG02_Ex_Temp];
output2=[MGG02_Ex_PotAct, MGG02_Ex_PotReact, MGG02_ExitTemp];
input3=[MGG03_Ex_Caudal, MGG03_Ex_Presion, MGG03_Ex_Temp];
output3=[MGG03_Ex_PotAct, MGG03_Ex_PotReact, MGG03_ExitTemp];
inputht=[MGG01_PotAct, MGG01_PotReact, HT01_EntTemp, MGG02_PotAct,
MGG02_PotReact, HT02_EntTemp, MGG03_PotAct, MGG03_PotReact,
HT03_EntTemp];
outputht=[HT01_ExTemp, HT02_ExTemp, HT03_ExTemp];
inputLT=[MGG01_PotAct, MGG01_PotReact, LT01_EntTemp, MGG02_PotAct,
MGG02_PotReact, LT02_EntTemp, MGG03_PotAct, MGG03_PotReact,
LT03_EntTemp];
outputLT=[LT01_ExTemp, LT02_ExTemp, LT03_ExTemp];
inputcg=[MGG01_ExitTemp, MGG02_ExitTemp, MGG03_ExitTemp, EX01_VR,
EX02_VR, EX03_VR];
outputcg=[MA701_Ent_Temp];
inputMA=[MA701_Capac, MA701_Evap_Int, MA701_Ent_Temp];
outputMA=[MA701_Exit_Temp, MA701_DifPres, MA701_Evap];
%% Statitisttics representation
%Caudal
%figure();hold off;boxchart([MGG01_Ex_Caudal, MGG02_Ex_Caudal,
MGG03_Ex_Caudal]); title("Gráfico de cajas del caudal de LNG entrante a
los generadores");xlabel("Generadores")
%figure();hold off;histogram([MGG01_Ex_Caudal, MGG02_Ex_Caudal,
MGG03_Ex_Caudal]); title("Histograma del caudal de LNG entrante a los
generadores")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Ex_Caudal); hold on;
histogram(MGG02_Ex_Caudal); hold on;
histogram(MGG03_Caudal);title("Histograma del caudal de LNG entrante a
los generadores"); legend("MGG01", "MGG02", "MGG03")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Caudal202106);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202107);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202108);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202109);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202110);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202111);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202112);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202201);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202202);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202203);hold
on;histogram(MGG01_Caudal202204);hold on;title("Histograma del caudal de
LNG a MGG01por meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-
```

```

2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-
2022")
%figure();hold off;histogram(MGG02_Caudal202106);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202107);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202108);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202109);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202110);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202111);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202112);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202201);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202202);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202203);hold
on;histogram(MGG02_Caudal202204);hold on;title("Histograma del caudal de
LNG a MGG02 por meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-
2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-
2022")
%figure();hold off;histogram(MGG03_Caudal202106);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202107);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202108);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202109);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202110);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202111);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202112);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202201);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202202);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202203);hold
on;histogram(MGG03_Caudal202204);hold on;title("Histograma del caudal de
LNG a MGG03 por meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-
2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-
2022")

%Temp
%figure();hold off;histogram(LT01_EntTemp202106);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202107);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202108);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202109);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202110);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202111);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202112);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202201);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202202);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202203);hold
on;histogram(LT01_EntTemp202204);hold on;title("Histograma de la
temperatura de entrada en el sist. de refrigeración LT en MGG01 por
meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-
2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(LT02_EntTemp202106);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202107);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202108);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202109);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202110);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202111);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202112);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202201);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202202);hold

```

```
on;histogram(LT02_EntTemp202203);hold
on;histogram(LT02_EntTemp202204);hold on;title("Histograma de la
temperatura de entrada en el sist. de refrigeración LT en MGG02 por
meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-
2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(LT03_EntTemp202106);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202107);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202108);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202109);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202110);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202111);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202112);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202201);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202202);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202203);hold
on;histogram(LT03_EntTemp202204);hold on;title("Histograma de la
temperatura de entrada en el sist. de refrigeración LT en MGG03 por
meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-
2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(LT01_EntTemp); hold on;
histogram(LT02_EntTemp); hold on;
histogram(LT03_EntTemp);title("Histograma del EntTemp de LNG entrante a
los generadores"); legend("LT01", "LT02", "LT03")

%PotAct
%figure();hold off;boxchart([MGG01_Ex_PotAct, MGG02_Ex_PotAct,
MGG03_Ex_PotAct]); title("Gráfico de cajas de la Potencia Activa
generada");xlabel("Generadores")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Ex_PotAct); hold on;
histogram(MGG02_Ex_PotAct); hold on;
histogram(MGG03_PotAct);title("Histograma de la potencia activa producida
por los generadores"); legend("MGG01", "MGG02", "MGG03")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Ex_PotAct202106);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202107);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202108);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202109);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202110);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202111);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202112);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202201);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202202);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202203);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotAct202204);hold on;title("Histograma de la pot.
activa generada por MGG01 por meses");legend("06-2021","07-2021","08-
2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-
2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(MGG02_Ex_PotAct202106);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202107);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202108);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202109);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202110);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202111);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202112);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202201);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202202);hold
```

```
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202203);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotAct202204);hold on;title("Histograma de la pot.
activa generada por MGG02 por meses");legend("06-2021","07-2021","08-
2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-
2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(MGG03_Ex_PotAct202106);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202107);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202108);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202109);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202110);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202111);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202112);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202201);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202202);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202203);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotAct202204);hold on;title("Histograma de la pot.
activa generada por MGG03 por meses");legend("06-2021","07-2021","08-
2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-
2022","04-2022")

%PotReact
%figure();hold off;boxchart([MGG01_Ex_PotReact, MGG02_Ex_PotReact,
MGG03_Ex_PotReact]); title("Gráfico de cajas de la Potencia reactiva
generada [kVar]");xlabel("Generadores")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Ex_PotReact); hold on;
histogram(MGG02_Ex_PotReact); hold on;
histogram(MGG03_PotReact);title("Histograma de la potencia reactiva
producida por los generadores [kVar]"); legend("MGG01", "MGG02", "MGG03")
%figure();hold off;histogram(MGG01_Ex_PotReact202106);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202107);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202108);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202109);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202110);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202111);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202112);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202201);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202202);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202203);hold
on;histogram(MGG01_Ex_PotReact202204);hold on;title("Histograma de la
pot. reactiva generada por MGG01 por meses ");legend("06-2021","07-
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(MGG02_Ex_PotReact202106);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202107);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202108);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202109);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202110);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202111);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202112);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202201);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202202);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202203);hold
on;histogram(MGG02_Ex_PotReact202204);hold on;title("Histograma de la
pot. reactiva generada por MGG02 por meses ");legend("06-2021","07-
```

```
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(MGG03_Ex_PotReact202106);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202107);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202108);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202109);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202110);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202111);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202112);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202201);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202202);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202203);hold
on;histogram(MGG03_Ex_PotReact202204);hold on;title("Histograma de la
pot. reactiva generada por MGG03 por meses");legend("06-2021","07-
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
```

```
%MA701_Evap
%figure(); hold off; boxchart(MA701_Evap); title("Gráfico de cajas de la
potencia térmica evaporada [kW]")
%figure(); hold off; histogram(MA701_Evap); title("Histograma de la
potencia térmica evaporada [kW]")
%figure();hold off;histogram(MA701_Evap202106);hold
on;histogram(MA701_Evap202107);hold on;histogram(MA701_Evap202108);hold
on;histogram(MA701_Evap202109);hold on;histogram(MA701_Evap202110);hold
on;histogram(MA701_Evap202111);hold on;histogram(MA701_Evap202112);hold
on;histogram(MA701_Evap202201);hold on;histogram(MA701_Evap202202);hold
on;histogram(MA701_Evap202203);hold on;histogram(MA701_Evap202204);hold
on;title("Histograma de la potencia térmica evaporada por MA701 por
meses");legend("06-2021","07-2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-
2021","12-2021","01-2022","02-2022","03-2022","04-2022")
```

```
%LT, HT
%figure(); hold off; boxchart([LT01_DifTemp, LT02_DifTemp,
LT03_DifTemp]);xlabel("Generadores"); title("Gradiente de temperatura del
sist. refrigeración LT")
%figure(); hold off; boxchart([HT01_DifTemp, HT02_DifTemp,
HT03_DifTemp]);xlabel("Generadores"); title("Gradiente de temperatura del
sist. refrigeración HT")
%figure();hold off;histogram(LT01_DifTemp202106);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202107);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202108);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202109);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202110);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202111);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202112);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202201);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202202);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202203);hold
on;histogram(LT01_DifTemp202204);hold on;title("Histograma del gradiente
de temp. en MGG01, sist. refrigeración LT ");legend("06-2021","07-
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(LT02_DifTemp202106);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202107);hold
```

```
on;histogram(LT02_DifTemp202108);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202109);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202110);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202111);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202112);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202201);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202202);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202203);hold
on;histogram(LT02_DifTemp202204);hold on;title("Histograma del gradiente
de temp. en MGG02, sist. refrigeración LT ");legend("06-2021","07-
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
%figure();hold off;histogram(LT03_DifTemp202106);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202107);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202108);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202109);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202110);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202111);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202112);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202201);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202202);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202203);hold
on;histogram(LT03_DifTemp202204);hold on;title("HHistograma del gradiente
de temp. en MGG03, sist. refrigeración LT ");legend("06-2021","07-
2021","08-2021","09-2021","10-2021","11-2021","12-2021","01-2022","02-
2022","03-2022","04-2022")
%figure(); hold off; histogram([HT01_DifTemp, HT02_DifTemp,
HT03_DifTemp]);xlabel("Generadores"); title("Histograma del gradiente de
temperatura del sist. refrigeración HT")
```

### lectura\_exhaust.m

```
function [DateTimel, MGG01_MiniELCORCaudalCorregido,
MGG01_MiniELCORPresion, MGG01_MiniELCORTemperatura,
MGG01_PotActAnalogico_PLC, MGG01_PotReactAnalogico_PLC,
MGG02_MiniELCORCaudalCorregido, MGG02_MiniELCORPresion,
MGG02_MiniELCORTemperatura, MGG02_PotActAnalogico_PLC,
MGG02_PotReactAnalogico_PLC, MGG03_MiniELCORCaudalCorregido,
MGG03_MiniELCORPresion, MGG03_MiniELCORTemperatura,
MGG03_PotActAnalogico_PLC, MGG03_PotReactAnalogico_PLC,
DPT411Analogico_PLC, TT411Analogico_PLC, DPT421Analogico_PLC,
TT421Analogico_PLC, DPT431Analogico_PLC, TT431Analogico_PLC,
VR411_RAnalogico_PLC, VR421_RAnalogico_PLC, VR431_RAnalogico_PLC,
TT401Analogico_PLC, TT402Analogico_PLC, DPT401Analogico_PLC,
MA701_DatosCoolingCapacity, MA701_Evap_Int_RAnalogico,
MA701_Evap_RAnalogico] = importfile(filename, dataLines)
%% Input handling
% If dataLines is not specified, define defaults
if nargin < 2
    dataLines = [2, Inf];
end
%% Setup the Import Options and import the data
opts = delimitedTextImportOptions("NumVariables", 40, "Encoding", "UTF-
8");
% Specify range and delimiter
```

```

opts.DataLines = dataLines;
opts.Delimiter = ",";
% Specify column names and types
opts.VariableNames = ["DateTime1", "MGG01_MiniELCORCaudalCorregido",
"MGG01_MiniELCORPresion", "MGG01_MiniELCORTemperatura",
"MGG01_PotActAnalogico_PLC", "MGG01_PotReactAnalogico_PLC",
"MGG02_MiniELCORCaudalCorregido", "MGG02_MiniELCORPresion",
"MGG02_MiniELCORTemperatura", "MGG02_PotActAnalogico_PLC",
"MGG02_PotReactAnalogico_PLC", "MGG03_MiniELCORCaudalCorregido",
"MGG03_MiniELCORPresion", "MGG03_MiniELCORTemperatura",
"MGG03_PotActAnalogico_PLC", "MGG03_PotReactAnalogico_PLC",
"DPT411Analogico_PLC", "TT411Analogico_PLC", "DPT421Analogico_PLC",
"TT421Analogico_PLC", "DPT431Analogico_PLC", "TT431Analogico_PLC",
"VR411_RAnalogico_PLC", "VR421_RAnalogico_PLC", "VR431_RAnalogico_PLC",
"TT401Analogico_PLC", "TT402Analogico_PLC", "DPT401Analogico_PLC",
"MA701_DatosCoolingCapacity", "MA701_Evap_Int_RAnalogico",
"MA701_Evap_RAnalogico", "Var32", "Var33", "Var34", "Var35", "Var36",
"Var37", "Var38", "Var39", "Var40"];
opts.SelectedVariableNames = ["DateTime1",
"MGG01_MiniELCORCaudalCorregido", "MGG01_MiniELCORPresion",
"MGG01_MiniELCORTemperatura", "MGG01_PotActAnalogico_PLC",
"MGG01_PotReactAnalogico_PLC", "MGG02_MiniELCORCaudalCorregido",
"MGG02_MiniELCORPresion", "MGG02_MiniELCORTemperatura",
"MGG02_PotActAnalogico_PLC", "MGG02_PotReactAnalogico_PLC",
"MGG03_MiniELCORCaudalCorregido", "MGG03_MiniELCORPresion",
"MGG03_MiniELCORTemperatura", "MGG03_PotActAnalogico_PLC",
"MGG03_PotReactAnalogico_PLC", "DPT411Analogico_PLC",
"TT411Analogico_PLC", "DPT421Analogico_PLC", "TT421Analogico_PLC",
"DPT431Analogico_PLC", "TT431Analogico_PLC", "VR411_RAnalogico_PLC",
"VR421_RAnalogico_PLC", "VR431_RAnalogico_PLC", "TT401Analogico_PLC",
"TT402Analogico_PLC", "DPT401Analogico_PLC",
"MA701_DatosCoolingCapacity", "MA701_Evap_Int_RAnalogico",
"MA701_Evap_RAnalogico"];
opts.VariableTypes = ["datetime", "double", "double", "double", "double",
"double", "double", "double", "double", "double", "double", "double", "double",
"double", "double", "double", "double", "double", "double", "double",
"double", "double", "double", "double", "double", "double", "double",
"double", "double", "double", "double", "double", "string", "string",
"string", "string", "string", "string", "string", "string"];
% Specify file level properties
opts.ImportErrorRule = "omitrow";
opts.MissingRule = "omitrow";
opts.ExtraColumnsRule = "ignore";
opts.EmptyLineRule = "read";
% Specify variable properties
opts = setvaropts(opts, ["Var32", "Var33", "Var34", "Var35", "Var36",
"Var37", "Var38", "Var39", "Var40"], "WhitespaceRule", "preserve");
opts = setvaropts(opts, ["Var32", "Var33", "Var34", "Var35", "Var36",
"Var37", "Var38", "Var39", "Var40"], "EmptyFieldRule", "auto");
opts = setvaropts(opts, "DateTime1", "InputFormat", "yyyy-MM-dd
HH:mm:ss.SSS");
% Import the data
tbl = readtable(filename, opts);
%% Convert to output type
DateTime1 = tbl.DateTime1;

```

```
MGG01_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG01_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG01_MiniELCORPresion = tbl.MGG01_MiniELCORPresion;
MGG01_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG01_MiniELCORTemperatura;
MGG01_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG01_PotActAnalogico_PLC;
MGG01_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG01_PotReactAnalogico_PLC;
MGG02_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG02_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG02_MiniELCORPresion = tbl.MGG02_MiniELCORPresion;
MGG02_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG02_MiniELCORTemperatura;
MGG02_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG02_PotActAnalogico_PLC;
MGG02_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG02_PotReactAnalogico_PLC;
MGG03_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG03_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG03_MiniELCORPresion = tbl.MGG03_MiniELCORPresion;
MGG03_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG03_MiniELCORTemperatura;
MGG03_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG03_PotActAnalogico_PLC;
MGG03_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG03_PotReactAnalogico_PLC;
DPT411Analogico_PLC = tbl.DPT411Analogico_PLC;
TT411Analogico_PLC = tbl.TT411Analogico_PLC;
DPT421Analogico_PLC = tbl.DPT421Analogico_PLC;
TT421Analogico_PLC = tbl.TT421Analogico_PLC;
DPT431Analogico_PLC = tbl.DPT431Analogico_PLC;
TT431Analogico_PLC = tbl.TT431Analogico_PLC;
VR411_RAnalogico_PLC = tbl.VR411_RAnalogico_PLC;
VR421_RAnalogico_PLC = tbl.VR421_RAnalogico_PLC;
VR431_RAnalogico_PLC = tbl.VR431_RAnalogico_PLC;
TT401Analogico_PLC = tbl.TT401Analogico_PLC;
TT402Analogico_PLC = tbl.TT402Analogico_PLC;
DPT401Analogico_PLC = tbl.DPT401Analogico_PLC;
MA701_DatosCoolingCapacity = tbl.MA701_DatosCoolingCapacity;
MA701_Evap_Int_RAnalogico = tbl.MA701_Evap_Int_RAnalogico;
MA701_Evap_RAnalogico = tbl.MA701_Evap_RAnalogico;
End
```

### lectura\_GasEngineCooling.m

```
function [DateTime, MGG01_MiniELCORCaudalCorregido,
MGG01_MiniELCORPresion, MGG01_MiniELCORTemperatura,
MGG01_PotActAnalogico_PLC, MGG01_PotReactAnalogico_PLC,
MGG02_MiniELCORCaudalCorregido, MGG02_MiniELCORPresion,
MGG02_MiniELCORTemperatura, MGG02_PotActAnalogico_PLC,
MGG02_PotReactAnalogico_PLC, MGG03_MiniELCORCaudalCorregido,
MGG03_MiniELCORPresion, MGG03_MiniELCORTemperatura,
MGG03_PotActAnalogico_PLC, MGG03_PotReactAnalogico_PLC,
PT312Analogico_PLC, PT313Analogico_PLC, PT322Analogico_PLC,
PT323Analogico_PLC, PT332Analogico_PLC, PT333Analogico_PLC,
TT311Analogico_PLC, TT312Analogico_PLC, TT313Analogico_PLC,
TT314Analogico_PLC, TT321Analogico_PLC, TT322Analogico_PLC,
TT323Analogico_PLC, TT324Analogico_PLC, TT331Analogico_PLC,
TT332Analogico_PLC, TT333Analogico_PLC, TT334Analogico_PLC] =
importfile(filename, dataLines)
%% Input handling
% If dataLines is not specified, define defaults
if nargin < 2
    dataLines = [1, Inf];
end
%% Setup the Import Options and import the data
```



```

opts.ExtraColumnsRule = "ignore";
opts.EmptyLineRule = "read";

% Specify variable properties
opts = setvaropts(opts, ["Var2", "Var3", "Var4", "Var5", "Var6", "Var7",
"Var8", "Var9", "Var10", "Var11", "Var12", "Var13", "Var14", "Var15",
"Var16", "Var17", "Var18", "Var19", "Var20", "Var21", "Var37", "Var38",
"Var45", "Var46", "Var47", "Var48", "Var49", "Var50", "Var51", "Var52",
"Var53", "Var54", "Var67", "Var68", "Var69", "Var70", "Var71", "Var72",
"Var73", "Var74", "Var75"], "WhitespaceRule", "preserve");
opts = setvaropts(opts, ["Var2", "Var3", "Var4", "Var5", "Var6", "Var7",
"Var8", "Var9", "Var10", "Var11", "Var12", "Var13", "Var14", "Var15",
"Var16", "Var17", "Var18", "Var19", "Var20", "Var21", "Var37", "Var38",
"Var45", "Var46", "Var47", "Var48", "Var49", "Var50", "Var51", "Var52",
"Var53", "Var54", "Var67", "Var68", "Var69", "Var70", "Var71", "Var72",
"Var73", "Var74", "Var75"], "EmptyFieldRule", "auto");
opts = setvaropts(opts, "DateTime", "InputFormat", "yyyy-MM-dd
HH:mm:ss.SSS");
% Import the data
tbl = readtable(filename, opts);
%% Convert to output type
DateTime = tbl.DateTime;
MGG01_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG01_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG01_MiniELCORPresion = tbl.MGG01_MiniELCORPresion;
MGG01_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG01_MiniELCORTemperatura;
MGG01_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG01_PotActAnalogico_PLC;
MGG01_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG01_PotReactAnalogico_PLC;
MGG02_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG02_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG02_MiniELCORPresion = tbl.MGG02_MiniELCORPresion;
MGG02_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG02_MiniELCORTemperatura;
MGG02_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG02_PotActAnalogico_PLC;
MGG02_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG02_PotReactAnalogico_PLC;
MGG03_MiniELCORCaudalCorregido = tbl.MGG03_MiniELCORCaudalCorregido;
MGG03_MiniELCORPresion = tbl.MGG03_MiniELCORPresion;
MGG03_MiniELCORTemperatura = tbl.MGG03_MiniELCORTemperatura;
MGG03_PotActAnalogico_PLC = tbl.MGG03_PotActAnalogico_PLC;
MGG03_PotReactAnalogico_PLC = tbl.MGG03_PotReactAnalogico_PLC;
PT312Analogico_PLC = tbl.PT312Analogico_PLC;
PT313Analogico_PLC = tbl.PT313Analogico_PLC;
PT322Analogico_PLC = tbl.PT322Analogico_PLC;
PT323Analogico_PLC = tbl.PT323Analogico_PLC;
PT332Analogico_PLC = tbl.PT332Analogico_PLC;
PT333Analogico_PLC = tbl.PT333Analogico_PLC;
TT311Analogico_PLC = tbl.TT311Analogico_PLC;
TT312Analogico_PLC = tbl.TT312Analogico_PLC;
TT313Analogico_PLC = tbl.TT313Analogico_PLC;
TT314Analogico_PLC = tbl.TT314Analogico_PLC;
TT321Analogico_PLC = tbl.TT321Analogico_PLC;
TT322Analogico_PLC = tbl.TT322Analogico_PLC;
TT323Analogico_PLC = tbl.TT323Analogico_PLC;
TT324Analogico_PLC = tbl.TT324Analogico_PLC;
TT331Analogico_PLC = tbl.TT331Analogico_PLC;
TT332Analogico_PLC = tbl.TT332Analogico_PLC;
TT333Analogico_PLC = tbl.TT333Analogico_PLC;
TT334Analogico_PLC = tbl.TT334Analogico_PLC;

```

end

### fnn\_general.m

```
%% Ask for values
prompt = 'Máquina de estudio en formato MGG0x: \n';
machine = input(prompt, 's');
prompt = 'Año y mes de estudio en formato YYYYMMMGG03: \n';
anomes = input(prompt, 's');
prompt = 'Tipo de entrenamiento para la red neuronal: (trainlm, traingd,
traingdm, trainbr, treainsgc) \n';
trainFcn = input(prompt, 's');
prompt = 'Tamaño de la capa oculta: \n';
hiddenLayerSize = input(prompt);
prompt = 'Inputs: \n';
Inputs = input(prompt, 's');
prompt = 'Outputs: \n';
Outputs = input(prompt, 's');

eval(strcat('DateTimes = DateTime_Ex', anomes, ';''));
eval(strcat('Caudal = ', machine, '_Ex_Caudal', anomes, ';''));
eval(strcat('Presion = ', machine, '_Ex_Presion', anomes, ';''));
eval(strcat('Temp = ', machine, '_Ex_Temp', anomes, ';''));
eval(strcat('PotAct = ', machine, '_Ex_PotAct', anomes, ';''));
eval(strcat('PotReac = ', machine, '_Ex_PotReact', anomes, ';''));
eval(strcat('DifPres = ', machine, '_DifPres', anomes, ';''));
eval(strcat('ExitTemp = ', machine, '_ExitTemp', anomes, ';''));
%% Fitting Neural Network
eval(strcat('x =transpose(', Inputs, ');'));
eval(strcat('t =transpose(', Outputs, ');'));
% x = Inputs';
% t = Outputs';
% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'treainsgc' uses less memory. Suitable in low memory situations.
%trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.
% Create a Fitting Network
%hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize, trainFcn);
% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 80/100;
net.divideParam.valRatio = 10/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;
% Train the Network
[net, tr] = train(net, x, t);
% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t, y);
performance = perform(net, t, y);
% View the Network
view(net)
% Plots
```

```
% Uncomment these lines to enable various plots.
figure, plotperform(tr)
figure, plottrainstate(tr)
figure, ploterrhist(e)
figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
%% Output 1: Electrical Active Power
figure;
plot(DateTimes, [Caudal, Presion, Temp]);
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Electrical Active Power Production [kVAre]');
hold on;
plot(DateTimes,y(1,:)', 'r.'), legend('Caudal','Presion', 'Temperatura',
'Potencia Activa Esperada');
figure;
plot(DateTimes, t(1,:), 'b', DateTimes, y(1,:)', 'r. ');
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Potencia Activa Generada'), legend('Real','Calculated');
%% Output 2: Electrical Reactive Power
figure;
plot(DateTimes, [Caudal, Presion, Temp]),
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Electrical Reactive Power Production [kVAre]'),
hold on,
plot(DateTimes,y(2,:)', 'r.'), legend('Caudal','Presion', 'Temperatura',
'Potencia Reactiva Esperada'),
figure;
plot(DateTimes, t(2,:), 'b', DateTimes, y(2,:)', 'r.'),
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Potencia Reactiva Generada'), legend('Real','Calculated'),
%% Output 3: Pressure difference
figure;
plot(DateTimes, [Caudal, Presion, Temp]),
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Input 3'),
hold on,
plot(DateTimes,y(3,:)', 'r.'), legend('Caudal', 'Presion', 'Temperatura',
'Input 3'),
figure;
plot(DateTimes, t(3,:), 'b', DateTimes, y(3,:)', 'r.'),
grid, xlabel('Time'), ylabel('Values'), title('Fitting Neural Network:
Input 3'), legend('Real','Calculated'),
```

### testing.m

```
%% Scenario 1 variables
%Inputs
s1_MGG01_Caudal = MGG01_Ex_Caudal(847655:850126);
s1_MGG01_Presion = MGG01_Ex_Presion(847655:850126);
s1_MGG01_Temp = MGG01_Ex_Temp(847655:850126);
s1_MGG02_Caudal = MGG02_Ex_Caudal(847655:850126);
s1_MGG02_Presion = MGG02_Ex_Presion(847655:850126);
s1_MGG02_Temp = MGG02_Ex_Temp(847655:850126);
s1_MGG03_Caudal = MGG03_Ex_Caudal(847655:850126);
s1_MGG03_Presion = MGG03_Ex_Presion(847655:850126);
```

```
s1_MGG03_Temp = MGG03_Ex_Temp(847655:850126);
s1_EX01_VR = EX01_VR(847655:850126);
s1_EX02_VR = EX02_VR(847655:850126);
s1_EX03_VR = EX03_VR(847655:850126);
s1_MA701_Capac = MA701_Capac(847655:850126);
s1_MA701_Energ = MA701_Evap_Int(847655:850126);

lengths1 = length(s1_MGG01_Caudal);

s1_DateTime = DateTime_Ex(847655:850126);

%Outputs
s1_MGG01_PotAct = MGG01_Ex_PotAct(847655:850126);
s1_MGG01_PotReact = MGG01_Ex_PotReact(847655:850126);
s1_MGG01_ExTemp = MGG01_ExitTemp(847655:850126);
s1_MGG02_PotAct = MGG02_Ex_PotAct(847655:850126);
s1_MGG02_PotReact = MGG02_Ex_PotReact(847655:850126);
s1_MGG02_ExTemp = MGG02_ExitTemp(847655:850126);
s1_MGG03_PotAct = MGG03_Ex_PotAct(847655:850126);
s1_MGG03_PotReact = MGG03_Ex_PotReact(847655:850126);
s1_MGG03_ExTemp = MGG03_ExitTemp(847655:850126);
s1_MA701_EntTemp = MA701_Ent_Temp(847655:850126);
s1_MA701_ExTemp = MA701_Exit_Temp(847655:850126);
s1_MA701_DifPres = MA701_DifPres(847655:850126);
s1_MA701_Evap = MA701_Evap(847655:850126);

%% Scenario 2 variables
%Inputs
s2_MGG01_Caudal = MGG01_Ex_Caudal(264020:265951);
s2_MGG01_Presion = MGG01_Ex_Presion(264020:265951);
s2_MGG01_Temp = MGG01_Ex_Temp(264020:265951);
s2_MGG02_Caudal = MGG02_Ex_Caudal(264020:265951);
s2_MGG02_Presion = MGG02_Ex_Presion(264020:265951);
s2_MGG02_Temp = MGG02_Ex_Temp(264020:265951);
s2_MGG03_Caudal = MGG03_Ex_Caudal(264020:265951);
s2_MGG03_Presion = MGG03_Ex_Presion(264020:265951);
s2_MGG03_Temp = MGG03_Ex_Temp(264020:265951);
s2_EX01_VR = EX01_VR(264020:265951);
s2_EX02_VR = EX02_VR(264020:265951);
s2_EX03_VR = EX03_VR(264020:265951);
s2_MA701_Capac = MA701_Capac(264020:265951);
s2_MA701_Energ = MA701_Evap_Int(264020:265951);

lengths2 = length(s2_MGG01_Caudal);

s2_DateTime = DateTime_Ex(264020:265951);

%Outputs
s2_MGG01_PotAct = MGG01_Ex_PotAct(264020:265951);
s2_MGG01_PotReact = MGG01_Ex_PotReact(264020:265951);
s2_MGG01_ExTemp = MGG01_ExitTemp(264020:265951);
s2_MGG02_PotAct = MGG02_Ex_PotAct(264020:265951);
s2_MGG02_PotReact = MGG02_Ex_PotReact(264020:265951);
s2_MGG02_ExTemp = MGG02_ExitTemp(264020:265951);
s2_MGG03_PotAct = MGG03_Ex_PotAct(264020:265951);
```

```
s2_MGG03_PotReact = MGG03_Ex_PotReact(264020:265951);
s2_MGG03_ExTemp = MGG03_ExitTemp(264020:265951);
s2_MA701_EntTemp = MA701_Ent_Temp(264020:265951);
s2_MA701_ExTemp = MA701_Exit_Temp(264020:265951);
s2_MA701_DifPres = MA701_DifPres(264020:265951);
s2_MA701_Evap = MA701_Evap(264020:265951);

%% Scenario 3 variables
%Inputs
s3_MGG01_Caudal = MGG01_Ex_Caudal(353565:355715);
s3_MGG01_Presion = MGG01_Ex_Presion(353565:355715);
s3_MGG01_Temp = MGG01_Ex_Temp(353565:355715);
s3_MGG02_Caudal = MGG02_Ex_Caudal(353565:355715);
s3_MGG02_Presion = MGG02_Ex_Presion(353565:355715);
s3_MGG02_Temp = MGG02_Ex_Temp(353565:355715);
s3_MGG03_Caudal = MGG03_Ex_Caudal(353565:355715);
s3_MGG03_Presion = MGG03_Ex_Presion(353565:355715);
s3_MGG03_Temp = MGG03_Ex_Temp(353565:355715);
s3_EX01_VR = EX01_VR(353565:355715);
s3_EX02_VR = EX02_VR(353565:355715);
s3_EX03_VR = EX03_VR(353565:355715);
s3_MA701_Capac = MA701_Capac(353565:355715);
s3_MA701_Energ = MA701_Evap_Int(353565:355715);

lengths3 = length(s3_MGG01_Caudal);

s3_DateTime = DateTime_Ex(353565:355715);

%Outputs
s3_MGG01_PotAct = MGG01_Ex_PotAct(353565:355715);
s3_MGG01_PotReact = MGG01_Ex_PotReact(353565:355715);
s3_MGG01_ExTemp = MGG01_ExitTemp(353565:355715);
s3_MGG02_PotAct = MGG02_Ex_PotAct(353565:355715);
s3_MGG02_PotReact = MGG02_Ex_PotReact(353565:355715);
s3_MGG02_ExTemp = MGG02_ExitTemp(353565:355715);
s3_MGG03_PotAct = MGG03_Ex_PotAct(353565:355715);
s3_MGG03_PotReact = MGG03_Ex_PotReact(353565:355715);
s3_MGG03_ExTemp = MGG03_ExitTemp(353565:355715);
s3_MA701_EntTemp = MA701_Ent_Temp(353565:355715);
s3_MA701_ExTemp = MA701_Exit_Temp(353565:355715);
s3_MA701_DifPres = MA701_DifPres(353565:355715);
s3_MA701_Evap = MA701_Evap(353565:355715);

%% Data Load
load('C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
1\s1_MGG01.mat');
load('C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
1\s1_MGG02.mat');
load('C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
1\s1_MGG03.mat');
load('C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
1\s1_combGGE.mat');
load('C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
1\s1_MA701.mat');
```

```
s1_MGG01 = transpose(s1_MGG01);
s1_MGG02 = transpose(s1_MGG02);
s1_MGG03 = transpose(s1_MGG03);
s1_combGGE = transpose(s1_combGGE);
s1_MA701 = transpose(s1_MA701);

load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
2\s2_MGG01.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
2\s2_MGG02.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
2\s2_MGG03.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
2\s2_combGGE.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
2\s2_MA701.mat");

s2_MGG01 = transpose(s2_MGG01);
s2_MGG02 = transpose(s2_MGG02);
s2_MGG03 = transpose(s2_MGG03);
s2_combGGE = transpose(s2_combGGE);
s2_MA701 = transpose(s2_MA701);

load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
3\s3_MGG01.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
3\s3_MGG02.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
3\s3_MGG03.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
3\s3_combGGE.mat");
load("C:\Users\diefu\iCloudDrive\DFA\TFG\05_Simulator\Scenario
3\s3_MA701.mat");

s3_MGG01 = transpose(s3_MGG01);
s3_MGG02 = transpose(s3_MGG02);
s3_MGG03 = transpose(s3_MGG03);
s3_combGGE = transpose(s3_combGGE);
s3_MA701 = transpose(s3_MA701);

%% Results visualization
figure();
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime, [s1_MGG01_PotAct, s1_MGG01(:,2)]);
title("Potencia Activa generada por MGG01 Escenario 1 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime, [s1_MGG02_PotAct, s1_MGG02(:,2)]);
title("Potencia Activa generada por MGG02 Escenario 1 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime, [s1_MGG03_PotAct, s1_MGG03(:,2)]);
title("Potencia Activa generada por MGG03 Escenario 1 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");

figure();
```

```
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime, [s1_MGG01_PotReact, s1_MGG01(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG01 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime, [s1_MGG02_PotReact, s1_MGG02(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG02 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime, [s1_MGG03_PotReact, s1_MGG03(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG03 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime, [s1_MGG01_ExTemp, s1_MGG01(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG01 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime, [s1_MGG02_ExTemp, s1_MGG02(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG02 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime, [s1_MGG03_ExTemp, s1_MGG03(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG03 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
plot(s1_DateTime, [s1_MA701_EntTemp, s1_combGGE(:,2)]);  
title("Temperatura de la combinación de GGE Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime, [s1_MA701_ExTemp, s1_MA701(:,2)]);  
title("Temperatura de salida de GEE de MA701 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime, [s1_MA701_DifPres, s1_MA701(:,3)]);  
title("Diferencia de presión MA701 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime, [s1_MA701_Evap, s1_MA701(:,4)]);  
title("Potencia térmica evaporada por MA701 Escenario 1 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime, [s2_MGG01_PotAct, s2_MGG01(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG01 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime, [s2_MGG02_PotAct, s2_MGG02(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG02 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime, [s2_MGG03_PotAct, s2_MGG03(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG03 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime, [s2_MGG01_PotReact, s2_MGG01(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG01 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime, [s2_MGG02_PotReact, s2_MGG02(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG02 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");
```

```
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime, [s2_MGG03_PotReact, s2_MGG03(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG03 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime, [s2_MGG01_ExTemp, s2_MGG01(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG01 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime, [s2_MGG02_ExTemp, s2_MGG02(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG02 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime, [s2_MGG03_ExTemp, s2_MGG03(:,4)]);  
title("Temperatura de GGE de MGG03 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
plot(s2_DateTime, [s2_MA701_EntTemp, s2_combGGE(:,2)]);  
title("Temperatura de la combinación de GGE Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime, [s2_MA701_ExTemp, s2_MA701(:,2)]);  
title("Temperatura de salida de GEE de MA701 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime, [s2_MA701_DifPres, s2_MA701(:,3)]);  
title("Diferencia de presión MA701 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime, [s2_MA701_Evap, s2_MA701(:,4)]);  
title("Potencia térmica evaporada por MA701 Escenario 2 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime, [s3_MGG01_PotAct, s3_MGG01(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG01 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime, [s3_MGG02_PotAct, s3_MGG02(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG02 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime, [s3_MGG03_PotAct, s3_MGG03(:,2)]);  
title("Potencia Activa generada por MGG03 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime, [s3_MGG01_PotReact, s3_MGG01(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG01 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime, [s3_MGG02_PotReact, s3_MGG02(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG02 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime, [s3_MGG03_PotReact, s3_MGG03(:,3)]);  
title("Potencia Reactiva generada por MGG03 Escenario 3 Real vs Output  
FNN");legend("Real", "Output FNN");  
  
figure();
```

```
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime, [s3_MGG01_ExTemp, s3_MGG01(:,4)]);
title("Temperatura de GGE de MGG01 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime, [s3_MGG02_ExTemp, s3_MGG02(:,4)]);
title("Temperatura de GGE de MGG02 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime, [s3_MGG03_ExTemp, s3_MGG03(:,4)]);
title("Temperatura de GGE de MGG03 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");

figure();
plot(s3_DateTime, [s3_MA701_EntTemp, s3_combGGE(:,2)]);
title("Temperatura de la combinación de GGE Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");

figure();
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime, [s3_MA701_ExTemp, s3_MA701(:,2)]);
title("Temperatura de salida de GEE de MA701 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime, [s3_MA701_DifPres, s3_MA701(:,3)]);
title("Diferencia de presión MA701 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime, [s3_MA701_Evap, s3_MA701(:,4)]);
title("Potencia térmica evaporada por MA701 Escenario 3 Real vs Output
FNN");legend("Real", "Output FNN");
```

## resultsanalysis.m

```
%% Scenario 1
%PotAct
s1_error_MGG01_PotAct = s1_MGG01_PotAct(4:end)-s1_MGG01(4:end,2);
s1_errorel_MGG01_PotAct = (s1_MGG01_PotAct(4:end)-
s1_MGG01(4:end,2))./s1_MGG01_PotAct(4:end);
s1_error_MGG02_PotAct = s1_MGG02_PotAct(4:end)-s1_MGG02(4:end,2);
s1_errorel_MGG02_PotAct = (s1_MGG02_PotAct(4:end)-
s1_MGG02(4:end,2))./s1_MGG02_PotAct(4:end);
s1_error_MGG03_PotAct = s1_MGG03_PotAct(4:end)-s1_MGG03(4:end,2);
s1_errorel_MGG03_PotAct = (s1_MGG03_PotAct(4:end)-
s1_MGG03(4:end,2))./s1_MGG03_PotAct(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG01_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG01 Escenario
1");
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG02_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG02 Escenario
1");
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG03_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG03 Escenario
1");

s1_MGG01_PotAct_mederrel = mean(s1_errorel_MGG01_PotAct);
s1_MGG02_PotAct_mederrel = mean(s1_errorel_MGG02_PotAct);
s1_MGG03_PotAct_mederrel = mean(s1_errorel_MGG03_PotAct);
```

```
%PotReact
s1_error_MGG01_PotReact = s1_MGG01_PotReact(4:end)-s1_MGG01(4:end,3);
s1_errorel_MGG01_PotReact = (s1_MGG01_PotReact(4:end)-
s1_MGG01(4:end,3))./s1_MGG01_PotReact(4:end);
s1_error_MGG02_PotReact = s1_MGG02_PotReact(4:end)-s1_MGG02(4:end,3);
s1_errorel_MGG02_PotReact = (s1_MGG02_PotReact(4:end)-
s1_MGG02(4:end,3))./s1_MGG02_PotReact(4:end);
s1_error_MGG03_PotReact = s1_MGG03_PotReact(4:end)-s1_MGG03(4:end,3);
s1_errorel_MGG03_PotReact = (s1_MGG03_PotReact(4:end)-
s1_MGG03(4:end,3))./s1_MGG03_PotReact(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG01_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG01 Escenario
1");
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG02_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG02 Escenario
1");
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG03_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG03 Escenario
1");

s1_MGG01_PotReact_mederrel = mean(s1_errorel_MGG01_PotReact);
s1_MGG02_PotReact_mederrel = mean(s1_errorel_MGG02_PotReact);
s1_MGG03_PotReact_mederrel = mean(s1_errorel_MGG03_PotReact);

%TempGGE
s1_error_MGG01_ExTemp = s1_MGG01_ExTemp(4:end)-s1_MGG01(4:end,4);
s1_errorel_MGG01_ExTemp = (s1_MGG01_ExTemp(4:end)-
s1_MGG01(4:end,4))./s1_MGG01_ExTemp(4:end);
s1_error_MGG02_ExTemp = s1_MGG02_ExTemp(4:end)-s1_MGG02(4:end,4);
s1_errorel_MGG02_ExTemp = (s1_MGG02_ExTemp(4:end)-
s1_MGG02(4:end,4))./s1_MGG02_ExTemp(4:end);
s1_error_MGG03_ExTemp = s1_MGG03_ExTemp(4:end)-s1_MGG03(4:end,4);
s1_errorel_MGG03_ExTemp = (s1_MGG03_ExTemp(4:end)-
s1_MGG03(4:end,4))./s1_MGG03_ExTemp(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG01_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG01 Escenario
1");
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG02_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG02 Escenario
1");
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MGG03_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG03 Escenario
1");

s1_MGG01_ExTemp_mederrel = mean(s1_errorel_MGG01_ExTemp);
s1_MGG02_ExTemp_mederrel = mean(s1_errorel_MGG02_ExTemp);
s1_MGG03_ExTemp_mederrel = mean(s1_errorel_MGG03_ExTemp);

figure();
```

```
subplot(3,1,1); boxchart([s1_errorel_MGG01_PotAct,
s1_errorel_MGG02_PotAct, s1_errorel_MGG03_PotAct]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual potencia activa Escenario
1");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,2); boxchart([s1_errorel_MGG01_PotReact,
s1_errorel_MGG02_PotReact, s1_errorel_MGG03_PotReact]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual potencia reactiva Escenario
1");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,3); boxchart([s1_errorel_MGG01_ExTemp,
s1_errorel_MGG02_ExTemp, s1_errorel_MGG03_ExTemp]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual temperatura GEE Escenario
1");xlabel("Generadores");

%Temp_combGGE
s1_error_MA701_EntTemp = s1_MA701_EntTemp(4:end)-s1_combGGE(4:end,2);
s1_errorel_MA701_EntTemp = (s1_MA701_EntTemp(4:end)-
s1_combGGE(4:end,2))./s1_MA701_EntTemp(4:end);

figure();plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MA701_EntTemp); title("Error
porcentual de la temperatura de la combinación de GGE. Escenario 1");

s1_MA701_EntTemp_mederrel = mean(s1_errorel_MA701_EntTemp);

figure();
boxchart(s1_errorel_MA701_EntTemp);title("Gráfico de cajas del error
porcentual temp. combinación GGE Escenario 1");

%MA701
s1_error_MA701_ExTemp = s1_MA701_ExTemp(4:end)-s1_MA701(4:end,2);
s1_errorel_MA701_ExTemp = (s1_MA701_ExTemp(4:end)-
s1_MA701(4:end,2))./s1_MA701_ExTemp(4:end);
s1_error_MA701_DifPres = s1_MA701_DifPres(4:end)-s1_MA701(4:end,3);
s1_errorel_MA701_DifPres = (s1_MA701_DifPres(4:end)-
s1_MA701(4:end,3))./s1_MA701_DifPres(4:end);
s1_error_MA701_Evap = s1_MA701_Evap(4:end)-s1_MA701(4:end,4);
s1_errorel_MA701_Evap = (s1_MA701_Evap(4:end)-
s1_MA701(4:end,4))./s1_MA701_Evap(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MA701_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura de salida de MA701. Escenario
1");
subplot(3,1,2); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MA701_DifPres);
title("Error porcentual de la diferencia de presión en MA701. Escenario
1");
subplot(3,1,3); plot(s1_DateTime(4:end), s1_errorel_MA701_Evap);
title("Error porcentual de la potencia térmica evaporada. MA701 Escenario
1");

s1_MA701_ExTemp_mederrel = mean(s1_errorel_MA701_ExTemp);
s1_MA701_DifPres_mederrel = mean(s1_errorel_MA701_DifPres);
s1_MA701_Evap_medereel = mean(s1_errorel_MA701_Evap);

figure();
```

```
subplot(3,1,1); boxchart(s1_errorel_MA701_ExTemp);title("Gráfico de cajas  
del error porcentual temp. salida MA701 Escenario 1");  
subplot(3,1,2); boxchart(s1_errorel_MA701_DifPres);title("Gráfico de  
cajas del error porcentual diferencia de presión MA701 Escenario 1");  
subplot(3,1,3); boxchart(s1_errorel_MA701_Evap);title("Gráfico de cajas  
del error porcentual potencia térmica evaporada MA701 Escenario 1");
```

```
s1_MGG01_PotAct_mean = mean(s1_MGG01_PotAct);  
s1_MGG02_PotAct_mean = mean(s1_MGG02_PotAct);  
s1_MGG03_PotAct_mean = mean(s1_MGG03_PotAct);  
s1_MGG01_PotReact_mean = mean(s1_MGG01_PotReact);  
s1_MGG02_PotReact_mean = mean(s1_MGG02_PotReact);  
s1_MGG03_PotReact_mean = mean(s1_MGG03_PotReact);  
s1_MGG01_ExTemp_mean = mean(s1_MGG01_ExTemp);  
s1_MGG02_ExTemp_mean = mean(s1_MGG02_ExTemp);  
s1_MGG03_ExTemp_mean = mean(s1_MGG03_ExTemp);  
s1_MA701_EntTemp_mean = mean(s1_MA701_EntTemp);  
s1_MA701_ExTemp_mean = mean(s1_MA701_ExTemp);  
s1_MA701_DifPres_mean = mean(s1_MA701_DifPres);  
s1_MA701_Evap_mean = mean(s1_MA701_Evap);
```

```
%% Scenario 2
```

```
%PotAct
```

```
s2_error_MGG01_PotAct = s2_MGG01_PotAct(4:end)-s2_MGG01(4:end,2);  
s2_errorel_MGG01_PotAct = (s2_MGG01_PotAct(4:end)-  
s2_MGG01(4:end,2))./s2_MGG01_PotAct(4:end);  
s2_error_MGG02_PotAct = s2_MGG02_PotAct(4:end)-s2_MGG02(4:end,2);  
s2_errorel_MGG02_PotAct = (s2_MGG02_PotAct(4:end)-  
s2_MGG02(4:end,2))./s2_MGG02_PotAct(4:end);  
s2_error_MGG03_PotAct = s2_MGG03_PotAct(4:end)-s2_MGG03(4:end,2);  
s2_errorel_MGG03_PotAct = (s2_MGG03_PotAct(4:end)-  
s2_MGG03(4:end,2))./s2_MGG03_PotAct(4:end);
```

```
figure();  
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG01_PotAct);  
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG01 Escenario  
2");  
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG02_PotAct);  
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG02 Escenario  
2");  
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG03_PotAct);  
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG03 Escenario  
2");
```

```
s2_MGG01_PotAct_mederrel = mean(s2_errorel_MGG01_PotAct);  
s2_MGG02_PotAct_mederrel = mean(s2_errorel_MGG02_PotAct);  
s2_MGG03_PotAct_mederrel = mean(s2_errorel_MGG03_PotAct);
```

```
%PotReact
```

```
s2_error_MGG01_PotReact = s2_MGG01_PotReact(4:end)-s2_MGG01(4:end,3);  
s2_errorel_MGG01_PotReact = (s2_MGG01_PotReact(4:end)-  
s2_MGG01(4:end,3))./s2_MGG01_PotReact(4:end);  
s2_error_MGG02_PotReact = s2_MGG02_PotReact(4:end)-s2_MGG02(4:end,3);
```

```
s2_errorel_MGG02_PotReact = (s2_MGG02_PotReact(4:end) -
s2_MGG02(4:end,3))./s2_MGG02_PotReact(4:end);
s2_error_MGG03_PotReact = s2_MGG03_PotReact(4:end)-s2_MGG03(4:end,3);
s2_errorel_MGG03_PotReact = (s2_MGG03_PotReact(4:end) -
s2_MGG03(4:end,3))./s2_MGG03_PotReact(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG01_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG01 Escenario
2");
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG02_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG02 Escenario
2");
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG03_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG03 Escenario
2");

s2_MGG01_PotReact_mederrel = mean(s2_errorel_MGG01_PotReact);
s2_MGG02_PotReact_mederrel = mean(s2_errorel_MGG02_PotReact);
s2_MGG03_PotReact_mederrel = mean(s2_errorel_MGG03_PotReact);

%TempGGE
s2_error_MGG01_ExTemp = s2_MGG01_ExTemp(4:end)-s2_MGG01(4:end,4);
s2_errorel_MGG01_ExTemp = (s2_MGG01_ExTemp(4:end)-
s2_MGG01(4:end,4))./s2_MGG01_ExTemp(4:end);
s2_error_MGG02_ExTemp = s2_MGG02_ExTemp(4:end)-s2_MGG02(4:end,4);
s2_errorel_MGG02_ExTemp = (s2_MGG02_ExTemp(4:end)-
s2_MGG02(4:end,4))./s2_MGG02_ExTemp(4:end);
s2_error_MGG03_ExTemp = s2_MGG03_ExTemp(4:end)-s2_MGG03(4:end,4);
s2_errorel_MGG03_ExTemp = (s2_MGG03_ExTemp(4:end)-
s2_MGG03(4:end,4))./s2_MGG03_ExTemp(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG01_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG01 Escenario
2");
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG02_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG02 Escenario
2");
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MGG03_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG03 Escenario
2");

s2_MGG01_ExTemp_mederrel = mean(s2_errorel_MGG01_ExTemp);
s2_MGG02_ExTemp_mederrel = mean(s2_errorel_MGG02_ExTemp);
s2_MGG03_ExTemp_mederrel = mean(s2_errorel_MGG03_ExTemp);

figure();
subplot(3,1,1); boxchart([s2_errorel_MGG01_PotAct,
s2_errorel_MGG02_PotAct, s2_errorel_MGG03_PotAct]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual potencia activa Escenario
2");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,2); boxchart([s2_errorel_MGG01_PotReact,
s2_errorel_MGG02_PotReact, s2_errorel_MGG03_PotReact]);title("Gráfico de
```

```
cajas del error porcentual potencia reactiva Escenario
2");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,3); boxchart([s2_errorel_MGG01_ExTemp,
s2_errorel_MGG02_ExTemp, s2_errorel_MGG03_ExTemp]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual temperatura GEE Escenario
2");xlabel("Generadores");

%Temp_combGGE
s2_error_MA701_EntTemp = s2_MA701_EntTemp(4:end)-s2_combGGE(4:end,2);
s2_errorel_MA701_EntTemp = (s2_MA701_EntTemp(4:end)-
s2_combGGE(4:end,2))./s2_MA701_EntTemp(4:end);

figure();plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MA701_EntTemp); title("Error
porcentual de la temperatura de la combinación de GGE. Escenario 2");

s2_MA701_EntTemp_mederrel = mean(s2_errorel_MA701_EntTemp);

figure();
boxchart(s2_errorel_MA701_EntTemp);title("Gráfico de cajas del error
porcentual temp. combinación GGE Escenario 2");

%MA701
s2_error_MA701_ExTemp = s2_MA701_ExTemp(4:end)-s2_MA701(4:end,2);
s2_errorel_MA701_ExTemp = (s2_MA701_ExTemp(4:end)-
s2_MA701(4:end,2))./s2_MA701_ExTemp(4:end);
s2_error_MA701_DifPres = s2_MA701_DifPres(4:end)-s2_MA701(4:end,3);
s2_errorel_MA701_DifPres = (s2_MA701_DifPres(4:end)-
s2_MA701(4:end,3))./s2_MA701_DifPres(4:end);
s2_error_MA701_Evap = s2_MA701_Evap(4:end)-s2_MA701(4:end,4);
s2_errorel_MA701_Evap = (s2_MA701_Evap(4:end)-
s2_MA701(4:end,4))./s2_MA701_Evap(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MA701_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura de salida de MA701. Escenario
2");
subplot(3,1,2); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MA701_DifPres);
title("Error porcentual de la diferencia de presión en MA701. Escenario
2");
subplot(3,1,3); plot(s2_DateTime(4:end), s2_errorel_MA701_Evap);
title("Error porcentual de la potencia térmica evaporada. MA701 Escenario
2");

s2_MA701_ExTemp_mederrel = mean(s2_errorel_MA701_ExTemp);
s2_MA701_DifPres_mederrel = mean(s2_errorel_MA701_DifPres);
s2_MA701_Evap_medereel = mean(s2_errorel_MA701_Evap);

figure();
subplot(3,1,1); boxchart(s2_errorel_MA701_ExTemp);title("Gráfico de cajas
del error porcentual temp. salida MA701 Escenario 2");
subplot(3,1,2); boxchart(s2_errorel_MA701_DifPres);title("Gráfico de
cajas del error porcentual diferencia de presión MA701 Escenario 2");
subplot(3,1,3); boxchart(s2_errorel_MA701_Evap);title("Gráfico de cajas
del error porcentual potencia térmica evaporada MA701 Escenario 2");
```

```
s2_MGG01_PotAct_mean = mean(s2_MGG01_PotAct);
s2_MGG02_PotAct_mean = mean(s2_MGG02_PotAct);
s2_MGG03_PotAct_mean = mean(s2_MGG03_PotAct);
s2_MGG01_PotReact_mean = mean(s2_MGG01_PotReact);
s2_MGG02_PotReact_mean = mean(s2_MGG02_PotReact);
s2_MGG03_PotReact_mean = mean(s2_MGG03_PotReact);
s2_MGG01_ExTemp_mean = mean(s2_MGG01_ExTemp);
s2_MGG02_ExTemp_mean = mean(s2_MGG02_ExTemp);
s2_MGG03_ExTemp_mean = mean(s2_MGG03_ExTemp);
s2_MA701_EntTemp_mean = mean(s2_MA701_EntTemp);
s2_MA701_ExTemp_mean = mean(s2_MA701_ExTemp);
s2_MA701_DifPres_mean = mean(s2_MA701_DifPres);
s2_MA701_Evap_mean = mean(s2_MA701_Evap);

%% Scenario 3
%PotAct
s3_error_MGG01_PotAct = s3_MGG01_PotAct(4:end)-s3_MGG01(4:end,2);
s3_errorel_MGG01_PotAct = (s3_MGG01_PotAct(4:end)-
s3_MGG01(4:end,2))./s3_MGG01_PotAct(4:end);
s3_error_MGG02_PotAct = s3_MGG02_PotAct(4:end)-s3_MGG02(4:end,2);
s3_errorel_MGG02_PotAct = (s3_MGG02_PotAct(4:end)-
s3_MGG02(4:end,2))./s3_MGG02_PotAct(4:end);
s3_error_MGG03_PotAct = s3_MGG03_PotAct(4:end)-s3_MGG03(4:end,2);
s3_errorel_MGG03_PotAct = (s3_MGG03_PotAct(4:end)-
s3_MGG03(4:end,2))./s3_MGG03_PotAct(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG01_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG01 Escenario
3");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG02_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG02 Escenario
3");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG03_PotAct);
title("Error porcentual de la potencia activa simulada. MGG03 Escenario
3");

s3_MGG01_PotAct_mederrel = mean(s3_errorel_MGG01_PotAct);
s3_MGG02_PotAct_mederrel = mean(s3_errorel_MGG02_PotAct);
s3_MGG03_PotAct_mederrel = mean(s3_errorel_MGG03_PotAct);

%PotReact
s3_error_MGG01_PotReact = s3_MGG01_PotReact(4:end)-s3_MGG01(4:end,3);
s3_errorel_MGG01_PotReact = (s3_MGG01_PotReact(4:end)-
s3_MGG01(4:end,3))./s3_MGG01_PotReact(4:end);
s3_error_MGG02_PotReact = s3_MGG02_PotReact(4:end)-s3_MGG02(4:end,3);
s3_errorel_MGG02_PotReact = (s3_MGG02_PotReact(4:end)-
s3_MGG02(4:end,3))./s3_MGG02_PotReact(4:end);
s3_error_MGG03_PotReact = s3_MGG03_PotReact(4:end)-s3_MGG03(4:end,3);
s3_errorel_MGG03_PotReact = (s3_MGG03_PotReact(4:end)-
s3_MGG03(4:end,3))./s3_MGG03_PotReact(4:end);

figure();
```

```
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG01_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG01 Escenario
3");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG02_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG02 Escenario
3");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG03_PotReact);
title("Error porcentual de la potencia reactiva simulada. MGG03 Escenario
3");

s3_MGG01_PotReact_mederrel = mean(s3_errorel_MGG01_PotReact);
s3_MGG02_PotReact_mederrel = mean(s3_errorel_MGG02_PotReact);
s3_MGG03_PotReact_mederrel = mean(s3_errorel_MGG03_PotReact);

%TempGGE
s3_error_MGG01_ExTemp = s3_MGG01_ExTemp(4:end)-s3_MGG01(4:end,4);
s3_errorel_MGG01_ExTemp = (s3_MGG01_ExTemp(4:end)-
s3_MGG01(4:end,4))./s3_MGG01_ExTemp(4:end);
s3_error_MGG02_ExTemp = s3_MGG02_ExTemp(4:end)-s3_MGG02(4:end,4);
s3_errorel_MGG02_ExTemp = (s3_MGG02_ExTemp(4:end)-
s3_MGG02(4:end,4))./s3_MGG02_ExTemp(4:end);
s3_error_MGG03_ExTemp = s3_MGG03_ExTemp(4:end)-s3_MGG03(4:end,4);
s3_errorel_MGG03_ExTemp = (s3_MGG03_ExTemp(4:end)-
s3_MGG03(4:end,4))./s3_MGG03_ExTemp(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG01_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG01 Escenario
3");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG02_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG02 Escenario
3");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MGG03_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura GGE simulada. MGG03 Escenario
3");

s3_MGG01_ExTemp_mederrel = mean(s3_errorel_MGG01_ExTemp);
s3_MGG02_ExTemp_mederrel = mean(s3_errorel_MGG02_ExTemp);
s3_MGG03_ExTemp_mederrel = mean(s3_errorel_MGG03_ExTemp);

figure();
subplot(3,1,1); boxchart([s3_errorel_MGG01_PotAct,
s3_errorel_MGG02_PotAct, s3_errorel_MGG03_PotAct]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual potencia activa Escenario
3");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,2); boxchart([s3_errorel_MGG01_PotReact,
s3_errorel_MGG02_PotReact, s3_errorel_MGG03_PotReact]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual potencia reactiva Escenario
3");xlabel("Generadores");
subplot(3,1,3); boxchart([s3_errorel_MGG01_ExTemp,
s3_errorel_MGG02_ExTemp, s3_errorel_MGG03_ExTemp]);title("Gráfico de
cajas del error porcentual temperatura GEE Escenario
3");xlabel("Generadores");

%Temp_combGGE
```

```
s3_error_MA701_EntTemp = s3_MA701_EntTemp(4:end)-s3_combGGE(4:end,2);
s3_errorel_MA701_EntTemp = (s3_MA701_EntTemp(4:end)-
s3_combGGE(4:end,2))./s3_MA701_EntTemp(4:end);

figure();plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MA701_EntTemp); title("Error
porcentual de la temperatura de la combinación de GGE. Escenario 3");

s3_MA701_EntTemp_mederrel = mean(s3_errorel_MA701_EntTemp);

figure();
boxchart(s3_errorel_MA701_EntTemp);title("Gráfico de cajas del error
porcentual temp. combinación GGE Escenario 3");

%MA701
s3_error_MA701_ExTemp = s3_MA701_ExTemp(4:end)-s3_MA701(4:end,2);
s3_errorel_MA701_ExTemp = (s3_MA701_ExTemp(4:end)-
s3_MA701(4:end,2))./s3_MA701_ExTemp(4:end);
s3_error_MA701_DifPres = s3_MA701_DifPres(4:end)-s3_MA701(4:end,3);
s3_errorel_MA701_DifPres = (s3_MA701_DifPres(4:end)-
s3_MA701(4:end,3))./s3_MA701_DifPres(4:end);
s3_error_MA701_Evap = s3_MA701_Evap(4:end)-s3_MA701(4:end,4);
s3_errorel_MA701_Evap = (s3_MA701_Evap(4:end)-
s3_MA701(4:end,4))./s3_MA701_Evap(4:end);

figure();
subplot(3,1,1); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MA701_ExTemp);
title("Error porcentual de la temperatura de salida de MA701. Escenario
3");
subplot(3,1,2); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MA701_DifPres);
title("Error porcentual de la diferencia de presión en MA701. Escenario
3");
subplot(3,1,3); plot(s3_DateTime(4:end), s3_errorel_MA701_Evap);
title("Error porcentual de la potencia térmica evaporada. MA701 Escenario
3");

s3_MA701_ExTemp_mederrel = mean(s3_errorel_MA701_ExTemp);
s3_MA701_DifPres_mederrel = mean(s3_errorel_MA701_DifPres);
s3_MA701_Evap_medereel = mean(s3_errorel_MA701_Evap);

figure();
subplot(3,1,1); boxchart(s3_errorel_MA701_ExTemp);title("Gráfico de cajas
del error porcentual temp. salida MA701 Escenario 3");
subplot(3,1,2); boxchart(s3_errorel_MA701_DifPres);title("Gráfico de
cajas del error porcentual diferencia de presión MA701 Escenario 3");
subplot(3,1,3); boxchart(s3_errorel_MA701_Evap);title("Gráfico de cajas
del error porcentual potencia térmica evaporada MA701 Escenario 3");

s3_MGG01_PotAct_mean = mean(s3_MGG01_PotAct);
s3_MGG02_PotAct_mean = mean(s3_MGG02_PotAct);
s3_MGG03_PotAct_mean = mean(s3_MGG03_PotAct);
s3_MGG01_PotReact_mean = mean(s3_MGG01_PotReact);
s3_MGG02_PotReact_mean = mean(s3_MGG02_PotReact);
s3_MGG03_PotReact_mean = mean(s3_MGG03_PotReact);
s3_MGG01_ExTemp_mean = mean(s3_MGG01_ExTemp);
s3_MGG02_ExTemp_mean = mean(s3_MGG02_ExTemp);
```

```
s3_MGG03_ExTemp_mean = mean(s3_MGG03_ExTemp);  
s3_MA701_EntTemp_mean = mean(s3_MA701_EntTemp);  
s3_MA701_ExTemp_mean = mean(s3_MA701_ExTemp);  
s3_MA701_DifPres_mean = mean(s3_MA701_DifPres);  
s3_MA701_Evap_mean = mean(s3_MA701_Evap);
```

## ANEXO II. ANÁLISIS ESTADÍSTICO POR MESES

### I. Análisis estadístico de los datos de las variables de entrada por meses.

#### Caudal de LNG.

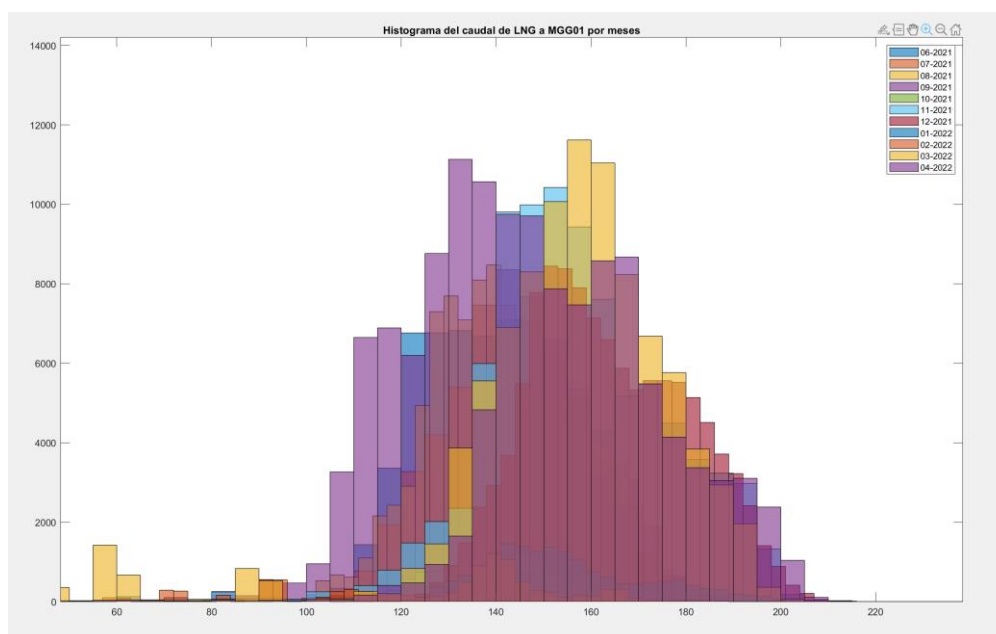


Figura 82. Histograma del caudal de LNG en el generador MGG01 por meses

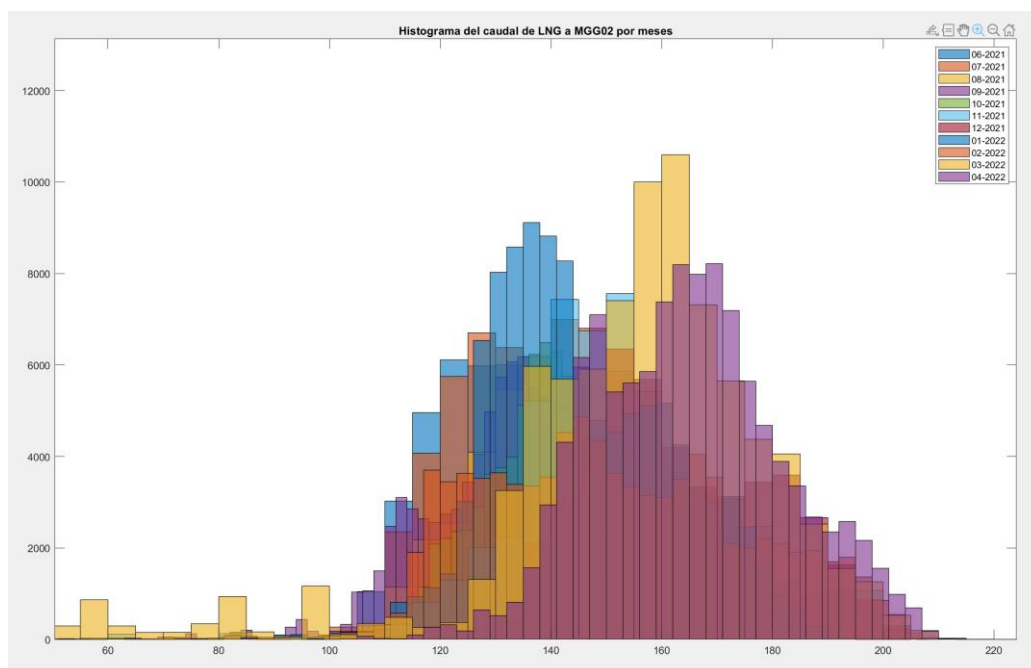


Figura 83. . Histograma del caudal de LNG en el generador MGG02 por meses

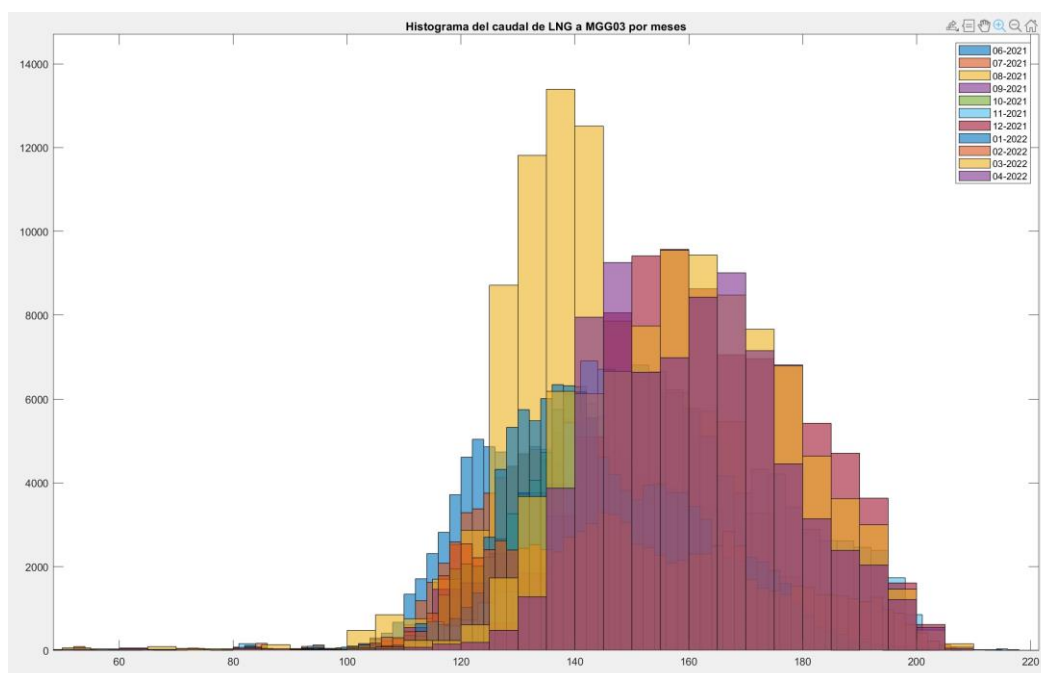


Figura 84. Histograma del caudal de LNG en el generador MGG03 por meses

De este análisis se puede deducir que todas las máquinas emplean un caudal de LNG similar en todos los meses con una variación aproximada de 20 Nm<sup>3</sup>/h entre ellos, siendo la máquina MGG02 la que sufre mayor variación de caudal de suministro de gas.

## Presión LNG

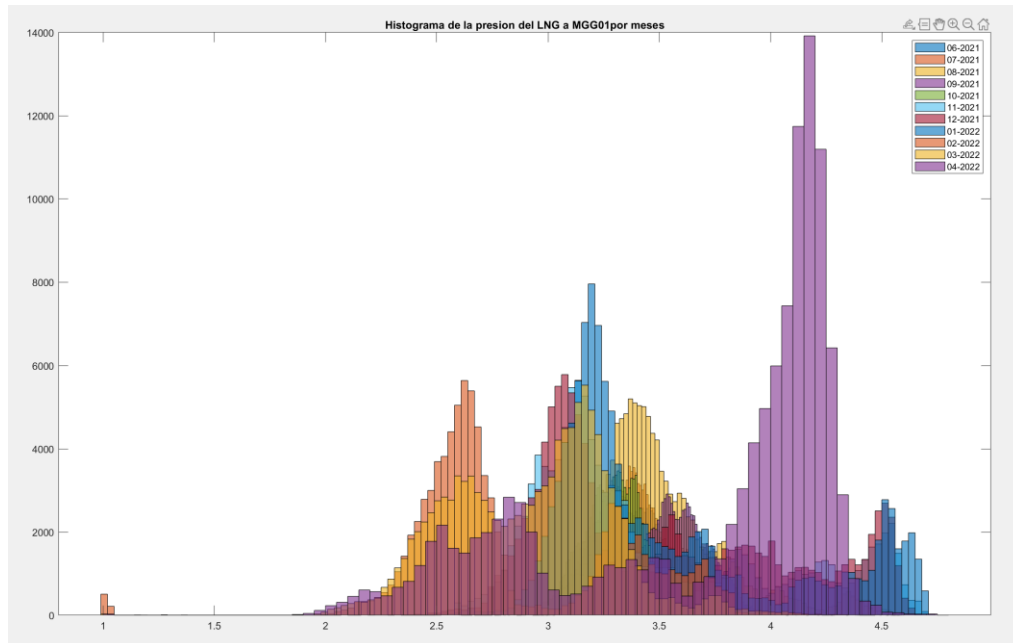


Figura 85. . Histograma de la presión del LNG en el generador MGG01 por meses.

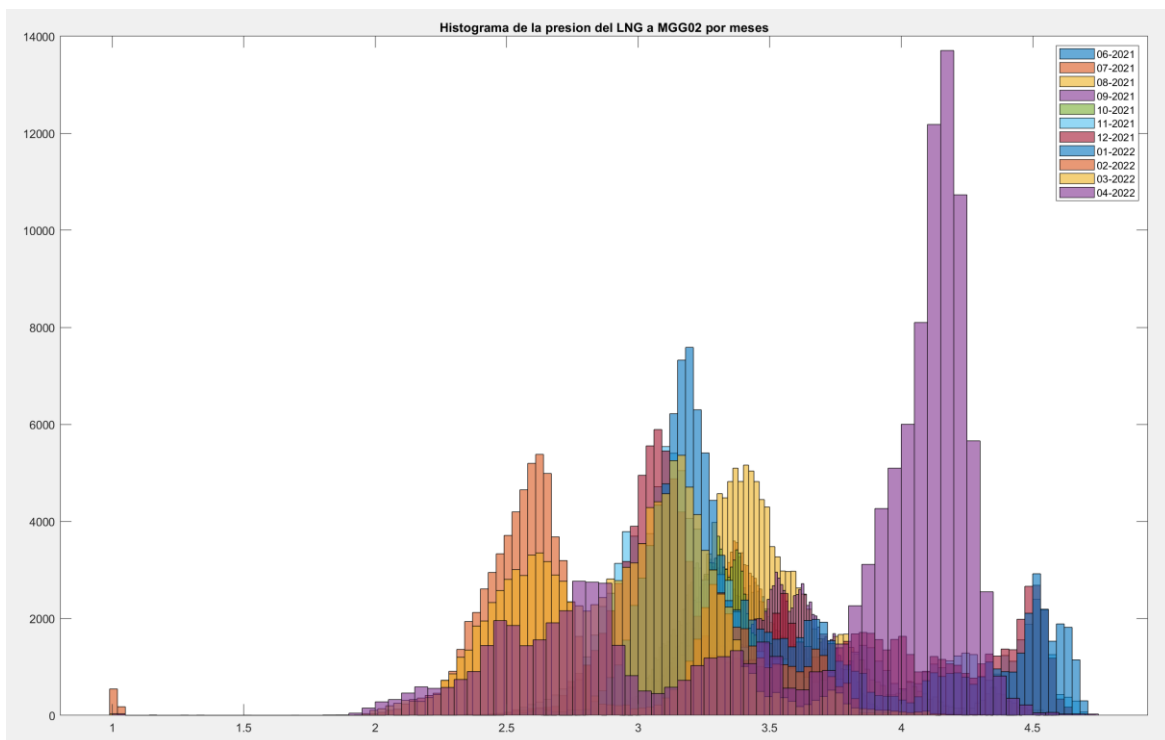
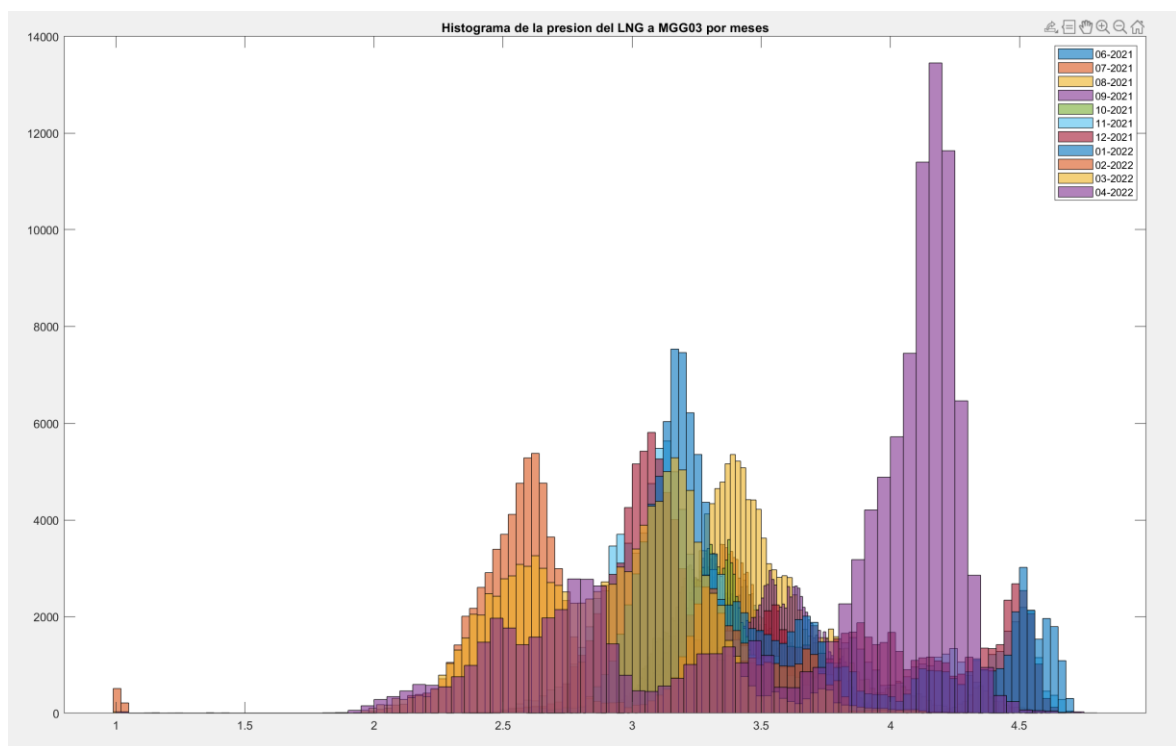


Figura 86. Histograma de la presión del LNG en el generador MGG02 por meses.



*Figura 87. Histograma de la presión del LNG en el generador MGG03 por meses.*

Es apreciable en los histogramas de presión del LNG entrante a los generadores por meses, como existe una gran variación en las mediciones a lo largo de los meses variando la media de los estos de 2,5 bares a 4,18 bares, una diferencia notable en un set de datos cuyo rango es de 1 a 4,75 bares.

## Temperatura LNG

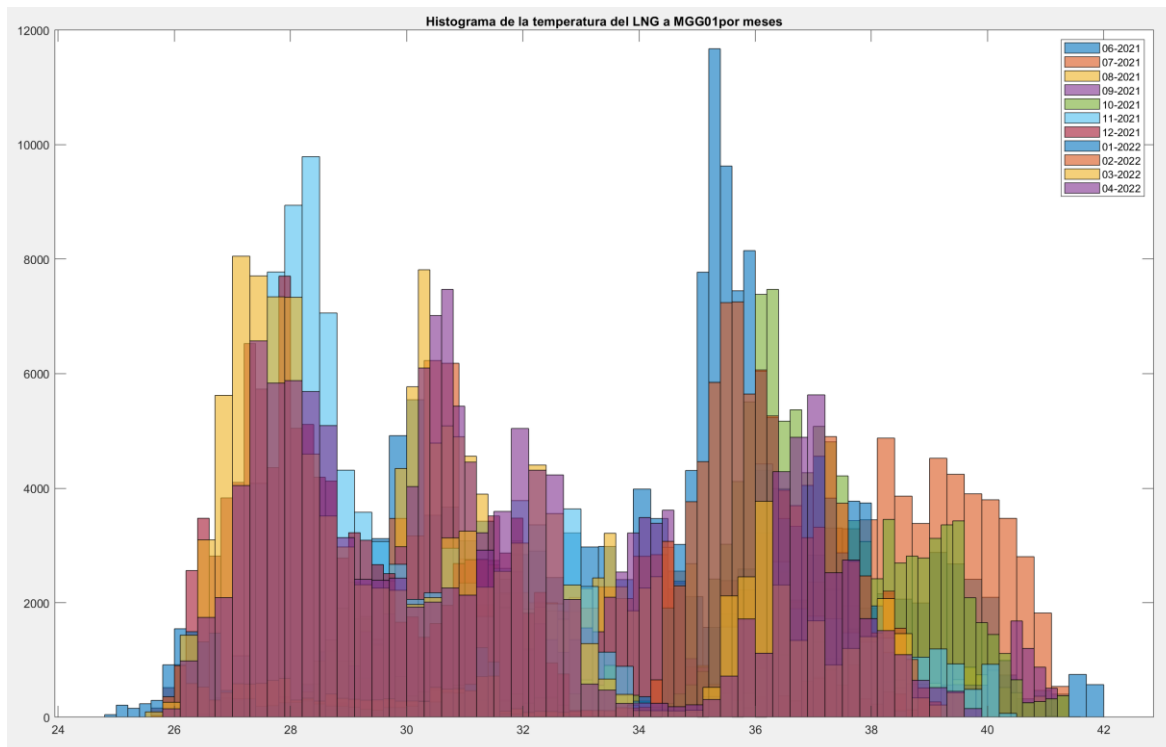


Figura 88. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG01 por meses.

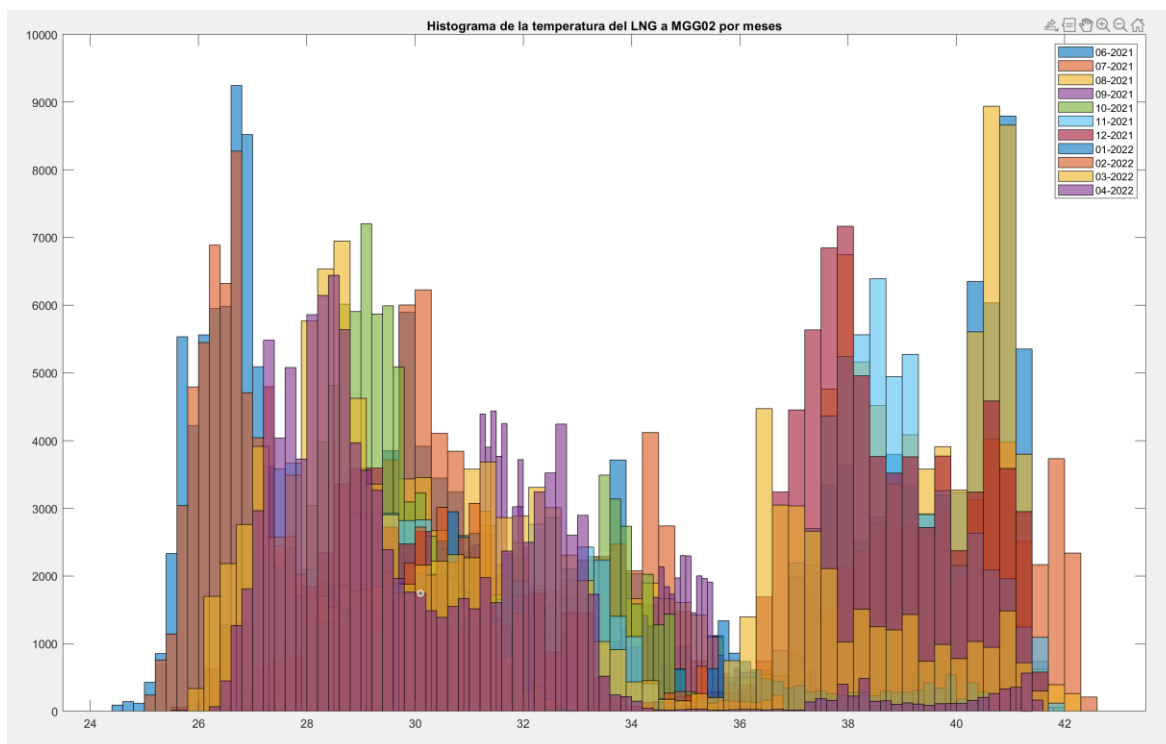


Figura 89. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG02 por meses.

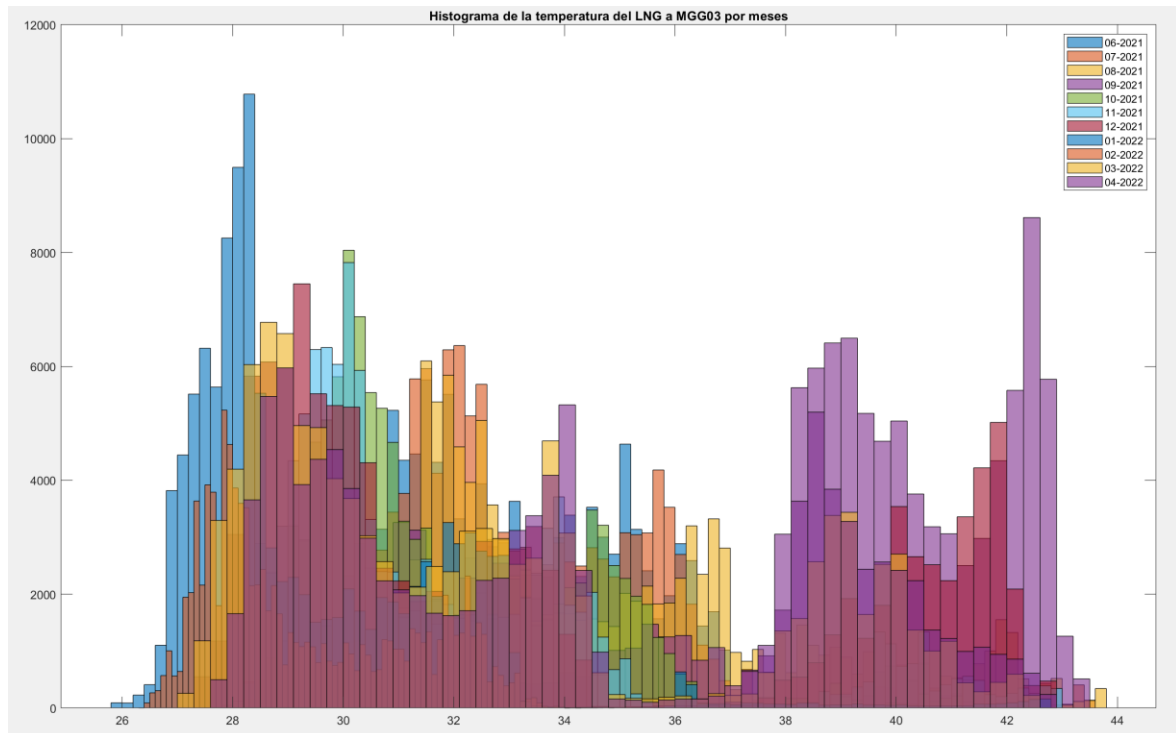


Figura 90. Histograma de la temperatura del LNG en el generador MGG03 por meses.

De los histogramas reflejados en la Figura 88, Figura 89 y Figura 90, se acepta la idea de que la temperatura de gas natural líquido entrante a los generadores no varía significativamente a lo largo de los meses, siendo la temperatura del caudal del generador MGG01 el más homogéneo temporalmente.

## Temperatura de entrada del líquido refrigerante HT

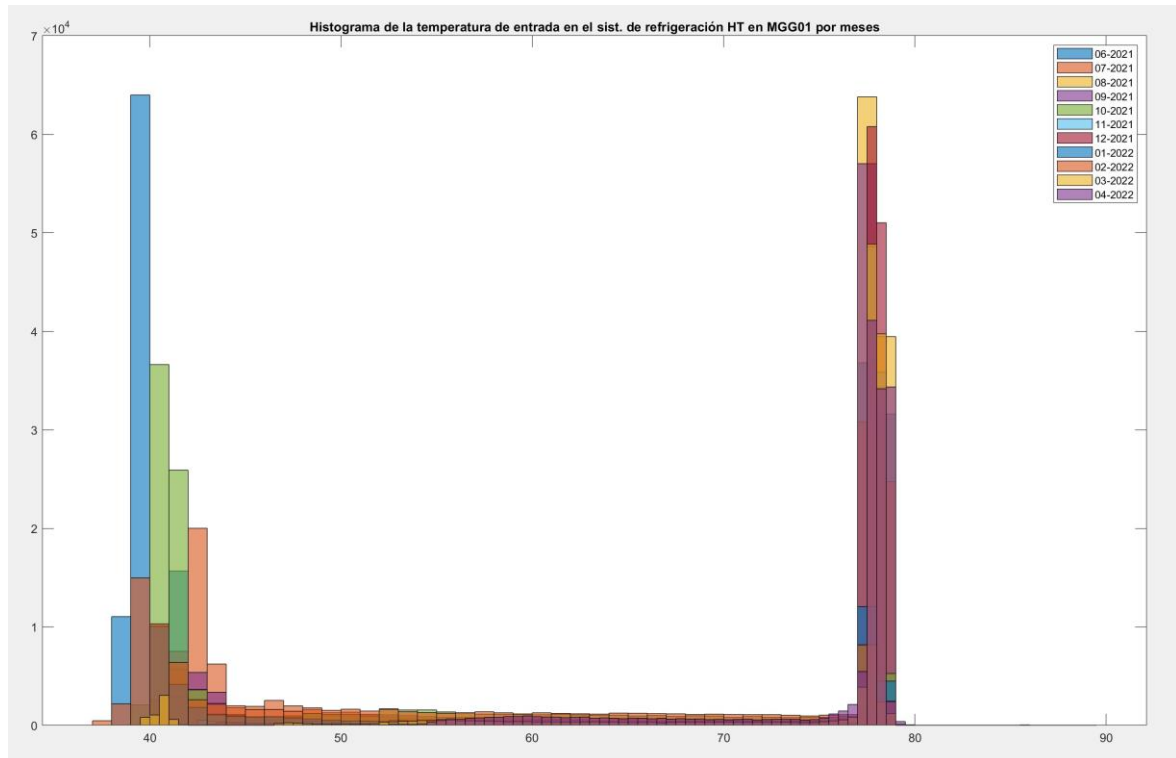


Figura 91. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG01 por meses.

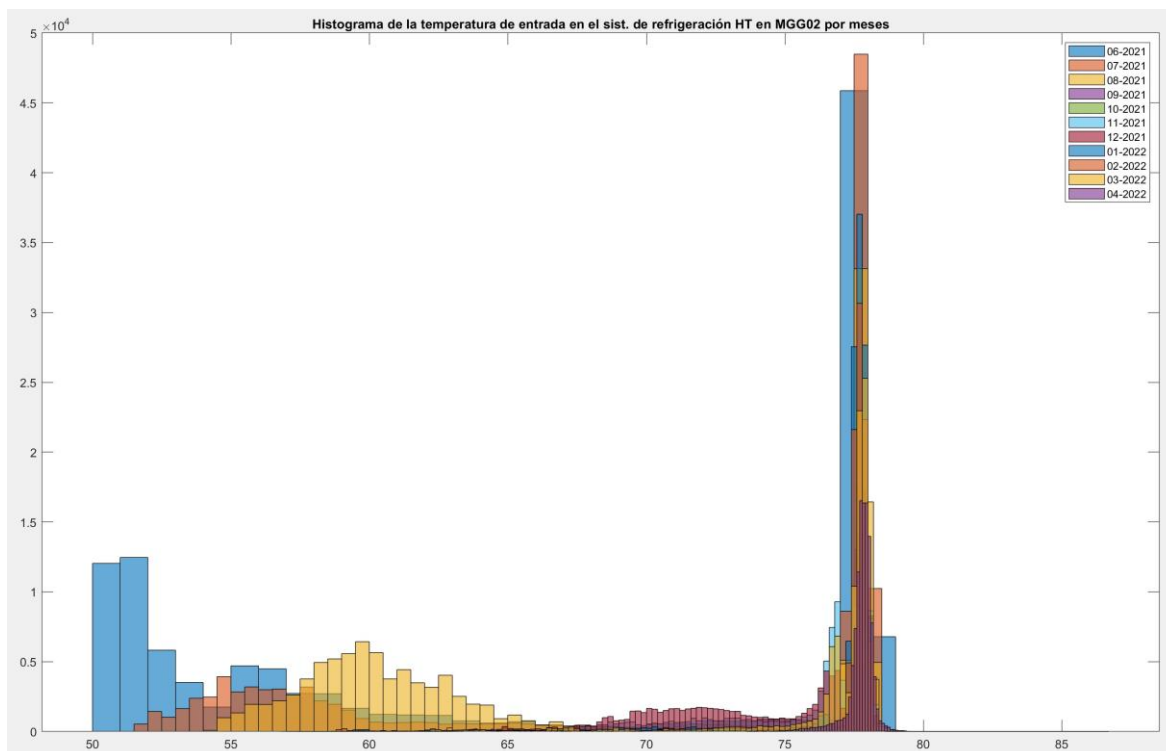


Figura 92. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG02 por meses.

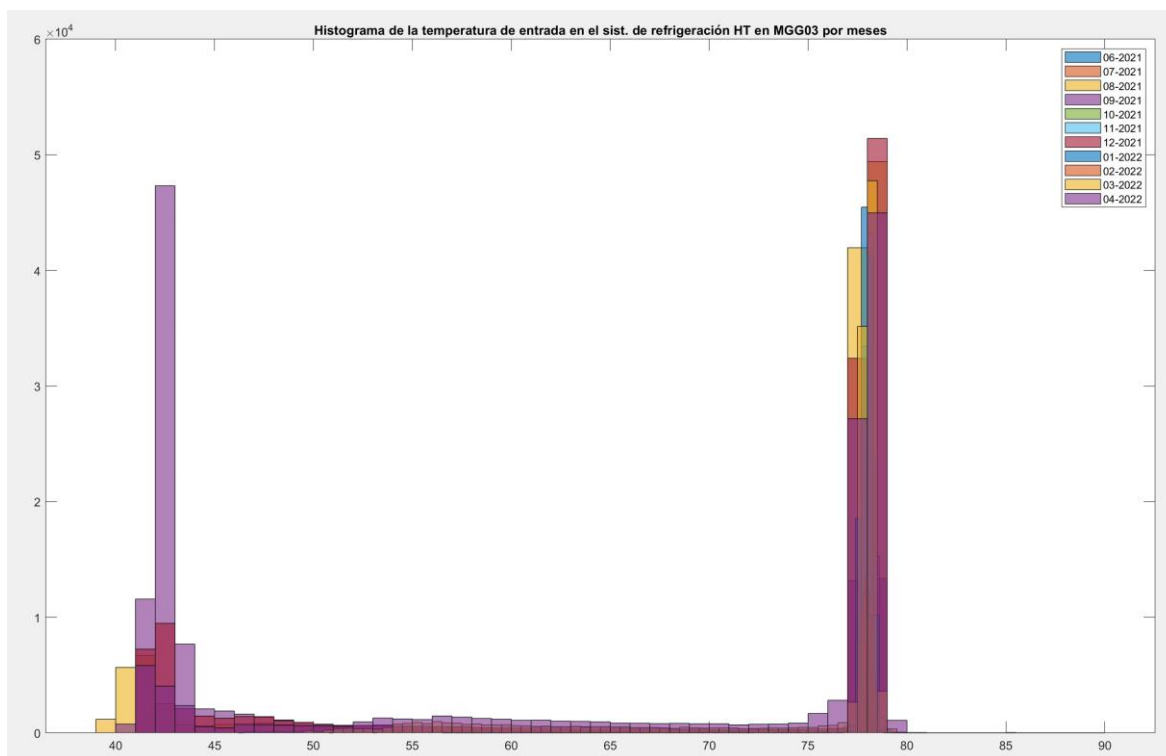
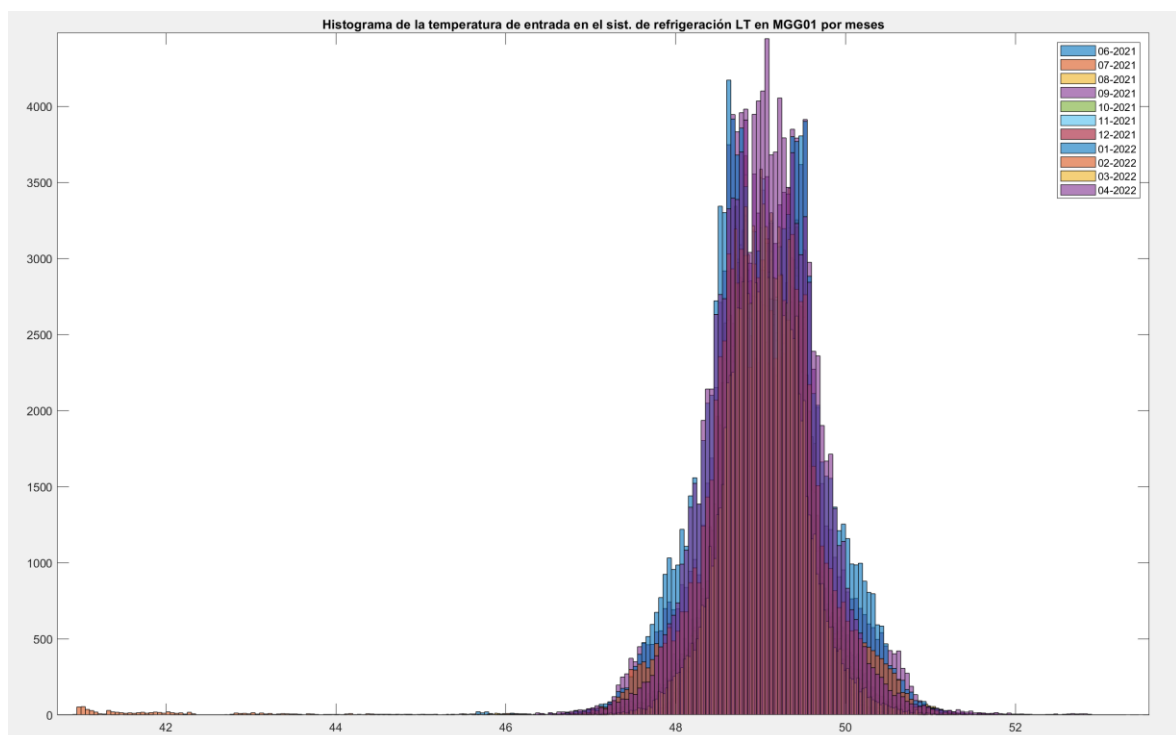


Figura 93. Figura 94. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración HT a MGG03 por meses.

Como se esperaba, existe una diferencia notable en la temperatura de entrada del líquido refrigerante del circuito de alta temperatura al depender de dos factores principales: la utilización del generador, ya que si este no es necesario y no está produciendo energía eléctrica, no se calentará y por lo tanto el agua circulante no aumentará su temperatura; y de la temperatura del agua corriente circulando por el intercambiador de calor, al sufrir el líquido una mayor o menor disminución de su temperatura dependiendo de la diferencia que exista entre este y el agua corriente.

### Temperatura de entrada del líquido refrigerante LT



*Figura 95. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG01 por meses.*

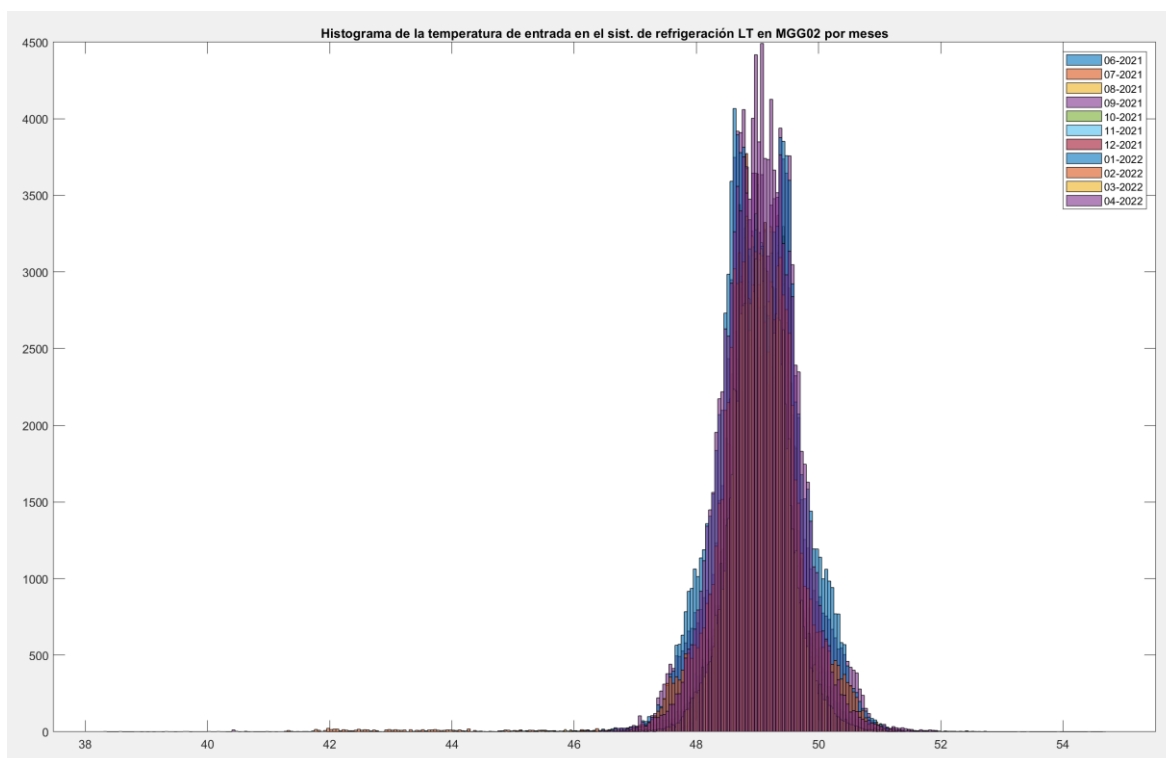


Figura 96. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG02 por meses.

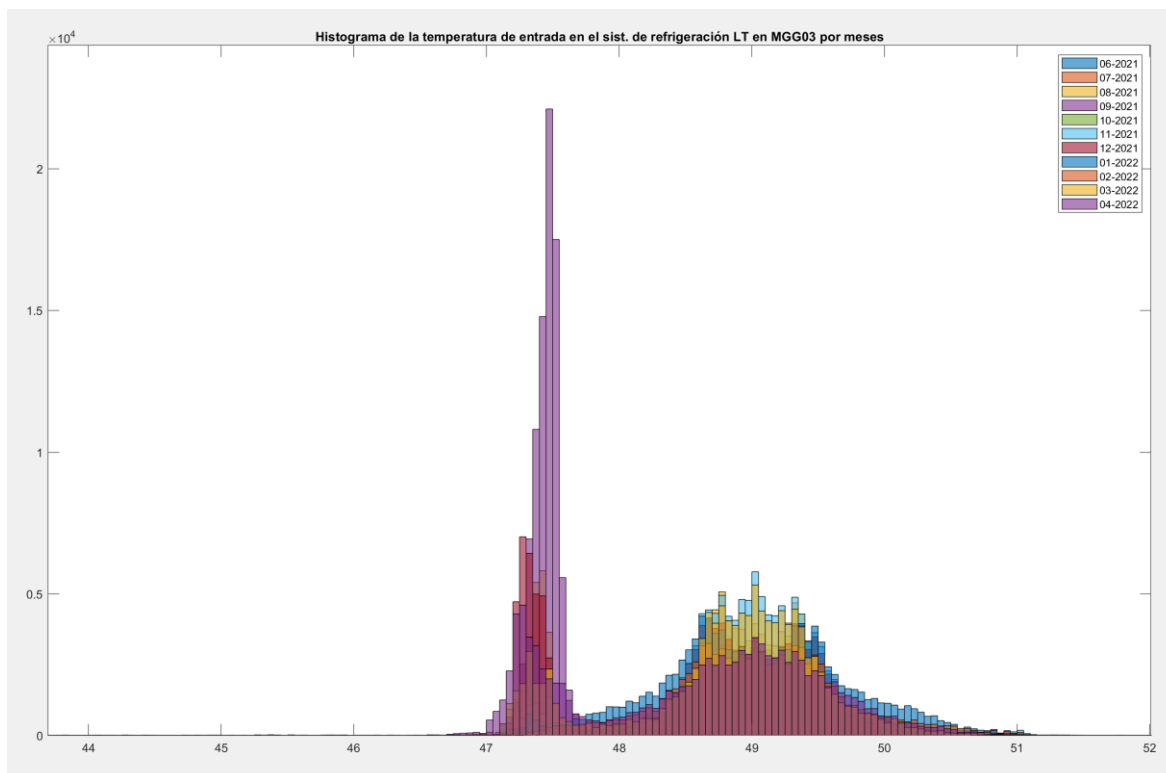


Figura 97. Histograma de la temp. de entrada del sist. de refrigeración LT a MGG03 por meses.

De nuevo, a diferencia de en el circuito de alta temperatura, en el circuito de baja temperatura LT la temperatura de entrada del líquido refrigerante se mantiene relativamente constante entre meses y estaciones, con la excepción de la temperatura de entrada en la circulación por la máquina MGG03 la cual sufre algunas variaciones, sobre todo en el mes de septiembre.

## II. Análisis estadístico de las variables de los datos de salida por meses.

### Potencia Activa y Reactiva

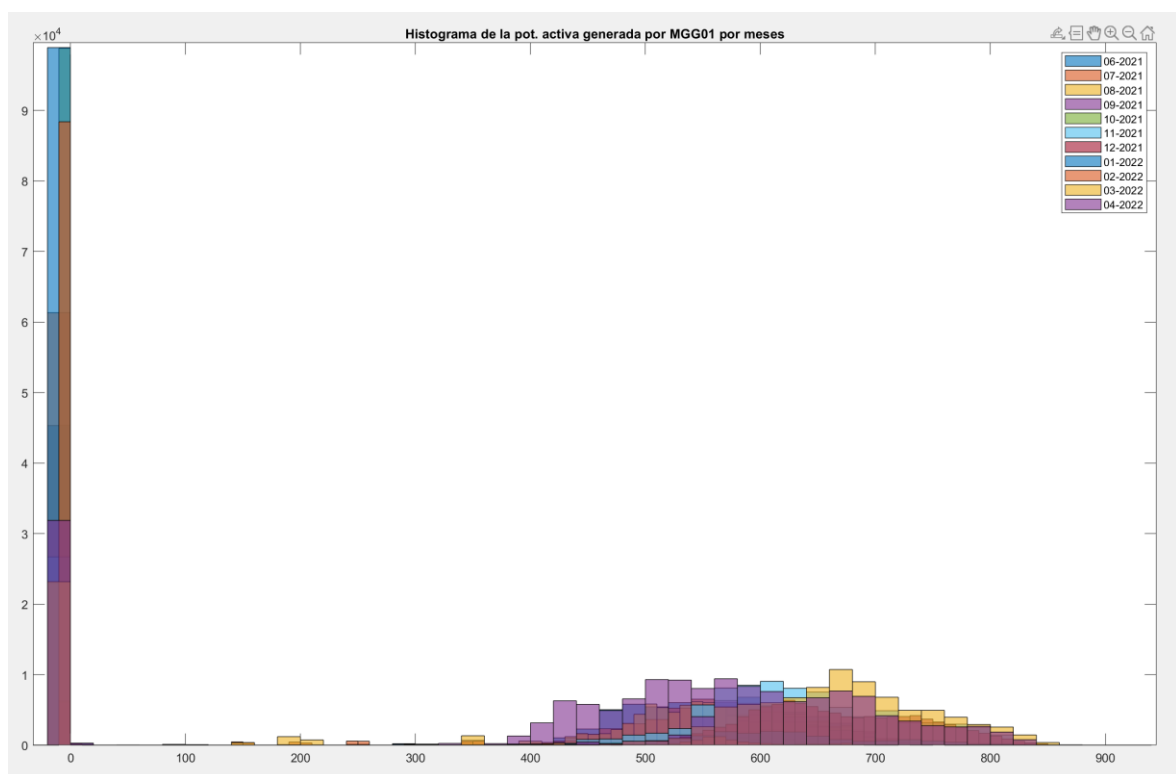


Figura 98. Histograma de la potencia activa generada por MGG01 por meses.

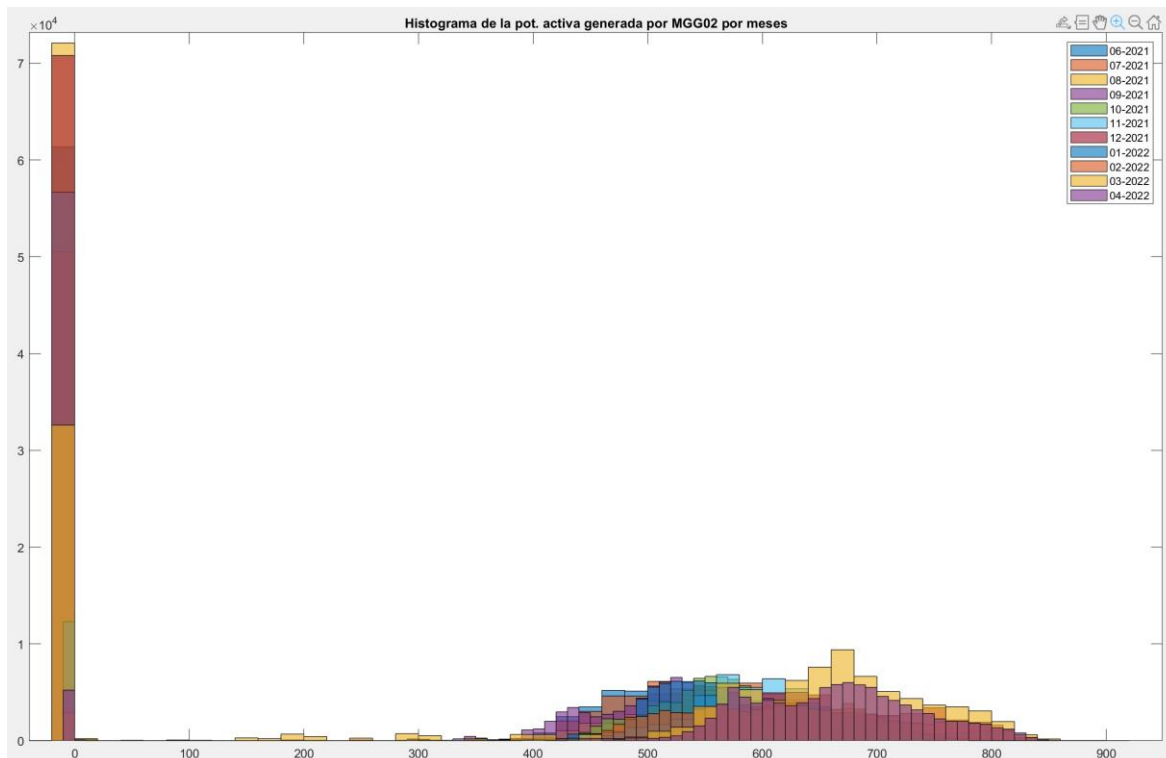


Figura 99. Histograma de la potencia activa generada por MGG02 por meses.

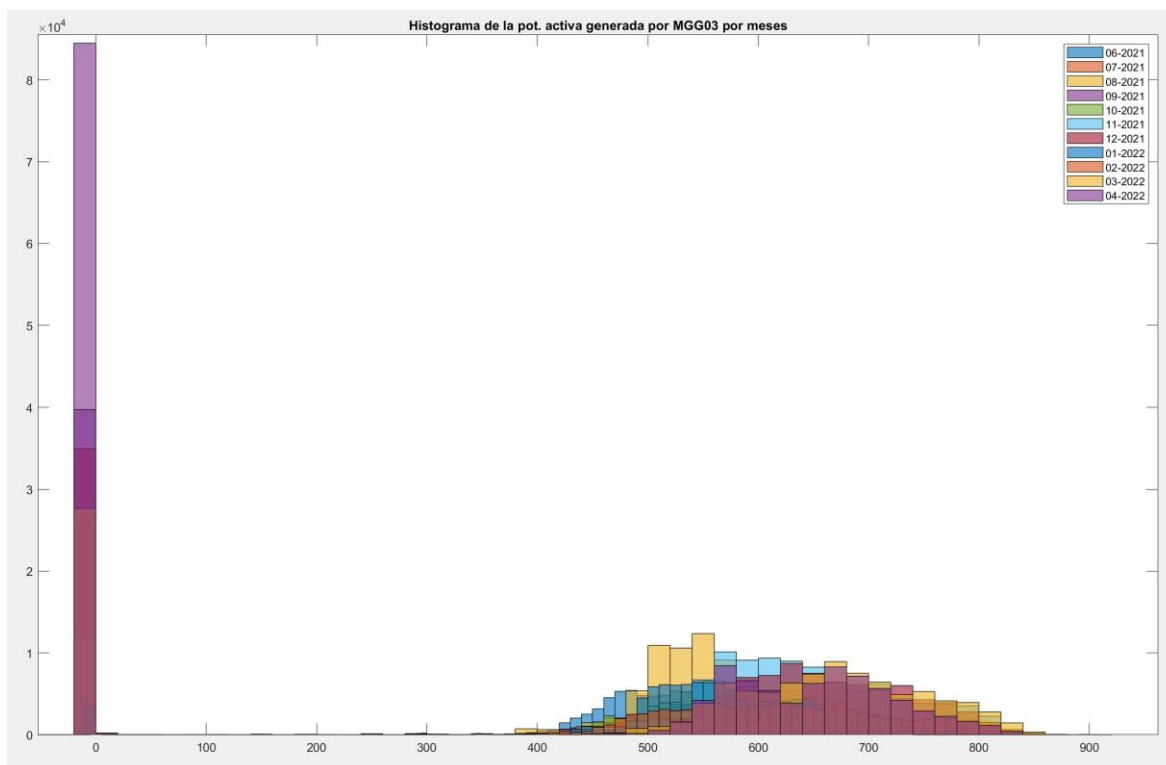


Figura 100. Histograma de la potencia activa generada por MGG03 por meses.

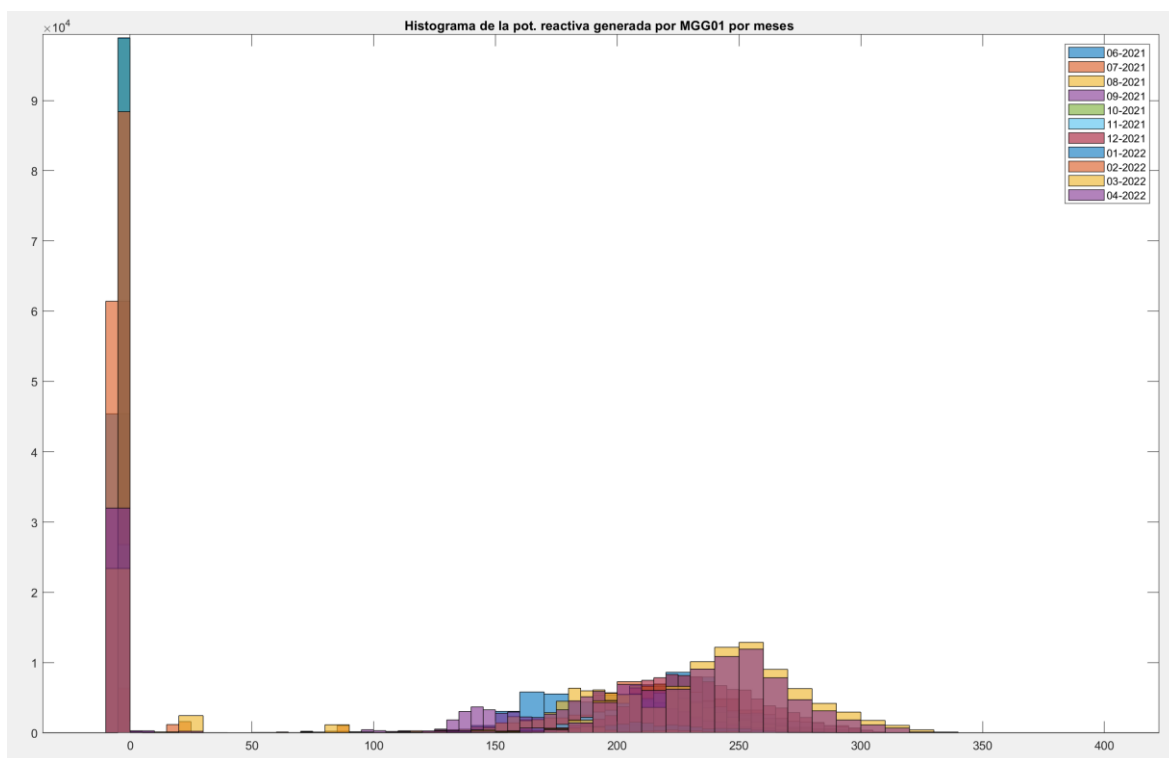


Figura 101. Histograma de la potencia reactiva generado por MGG01 por meses.

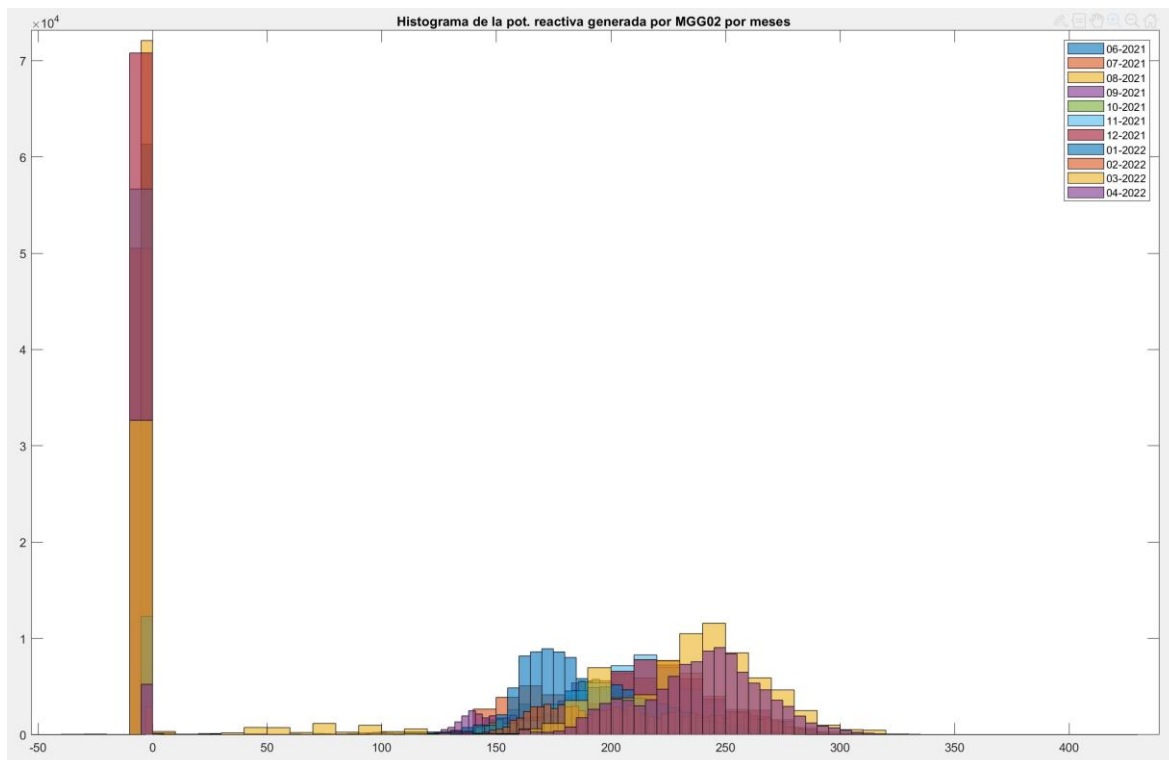


Figura 102. Histograma de la potencia reactiva generada por MGG02 por meses.

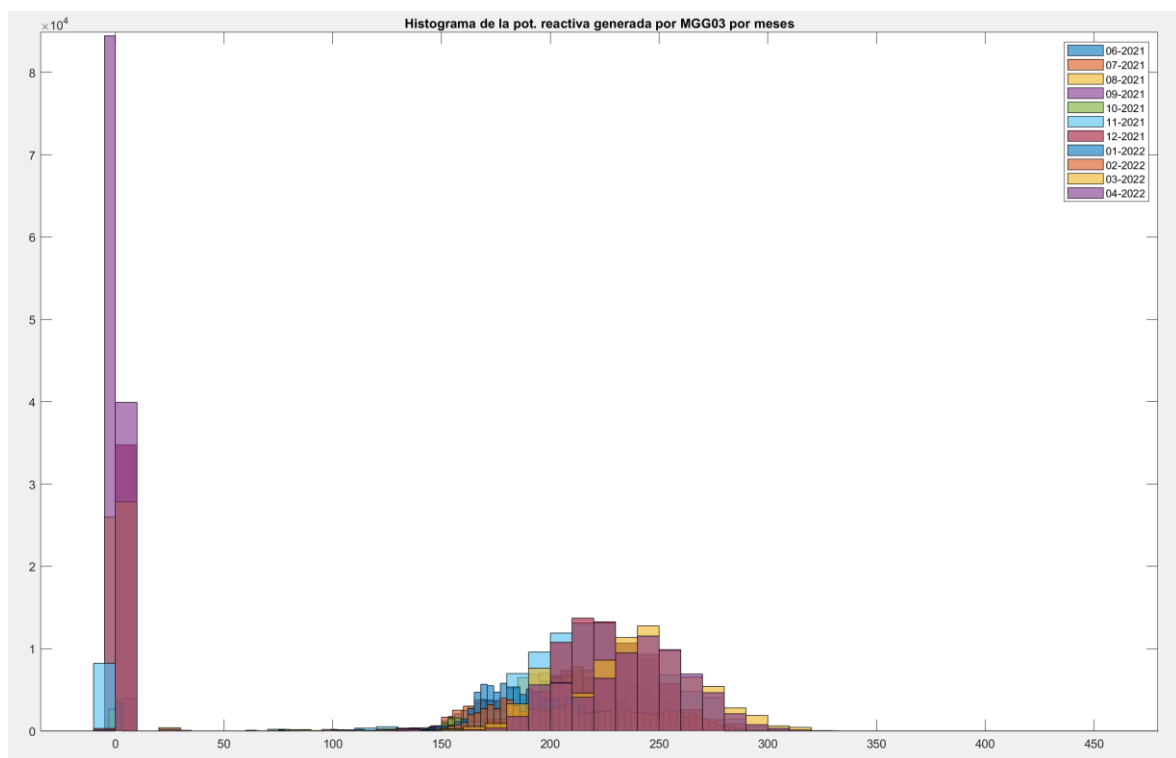
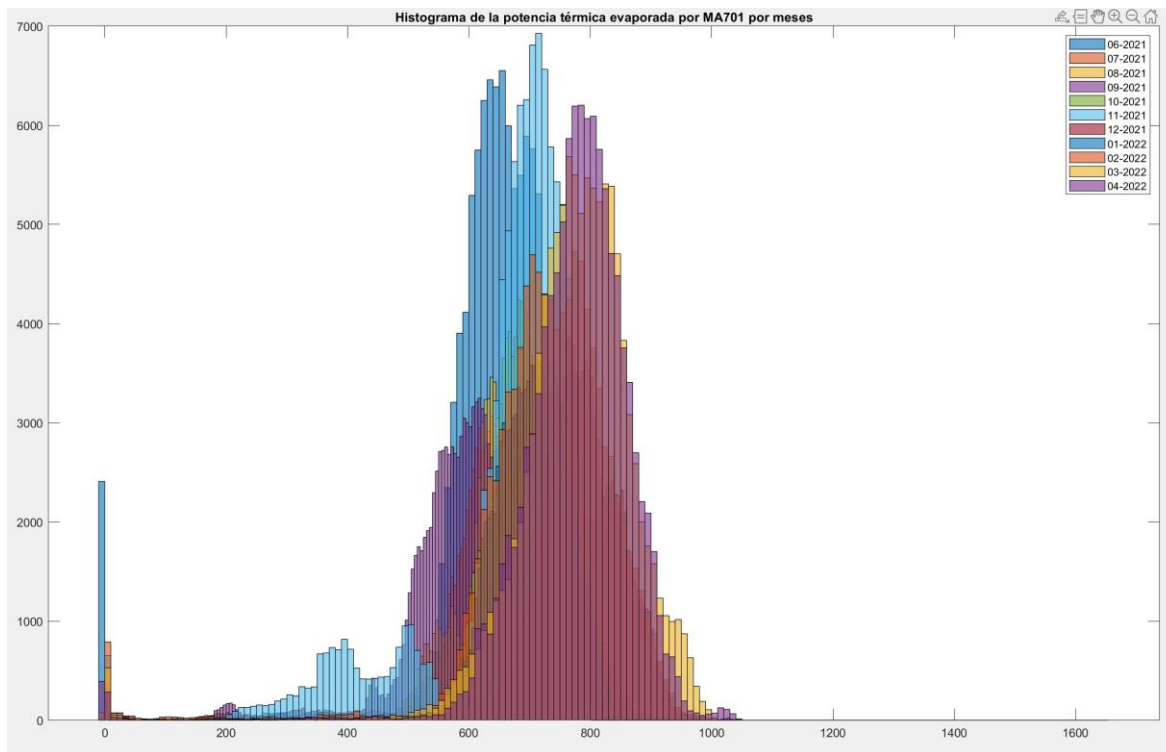


Figura 103. Histograma de la potencia reactiva generada por MGG03 por meses.

En el histograma de la Figura 21 y de la Figura 23 no se muestran los valores nulos de generación de potencia activa para un resultado más visual (especificación en Notas 5 y 6). En el estudio mensual de la potencia generada en los generadores por meses cobra más importancia al notarse que en todas las máquinas existen meses en los cuales no generan apenas potencia activa, o incluso llega a consumirse. Esto se puede deber a que la planta de cogeneración alimenta un complejo hotelero que en los meses de menos turismo requerirá de menos recursos o incluso este se encuentre cerrado, generando simplemente para mantenimiento o consumiendo en apoyo de la red.

## Potencia Térmica evaporada



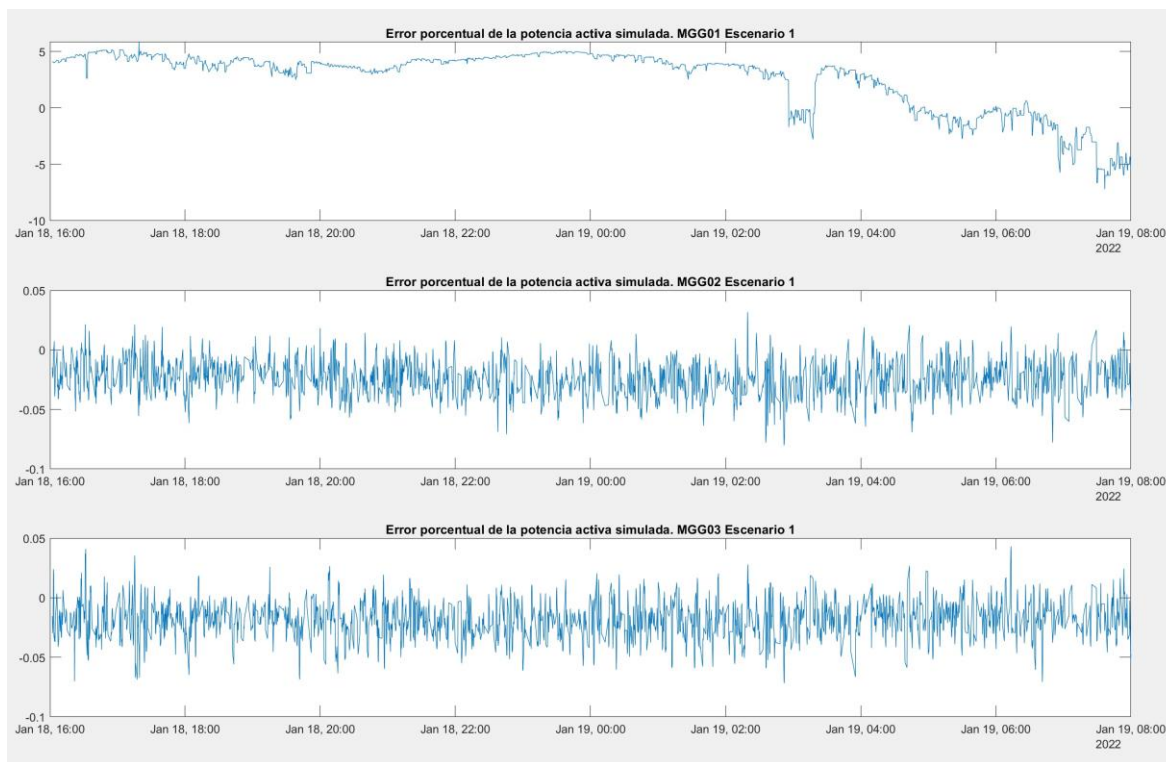
*Figura 104. Histograma de la potencia térmica evaporada por MA701 por meses.*

En la Figura 104, en la cual se muestra el histograma diferenciando los datos por meses, se ve un claro desplazamiento hacia la derecha (aumento de generación frigorífica) en los meses de verano, probando la diferencia estacional en el funcionamiento de esta planta.

## ANEXO III. ANÁLISIS ESTADÍSTICO DEL ERROR EN LOS RESULTADOS

En este Anexo se pintarán las gráficas empleadas para la obtención de los datos sobre el error cometido por el simulador que completan las tablas del Capítulo 6. Entre estas gráficas se encuentran gráficos de cajas y bigotes sobre el error porcentual, y gráficos representando este error porcentual a lo largo del tiempo en cada escenario

### Escenario 1



*Figura 105. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 1.*

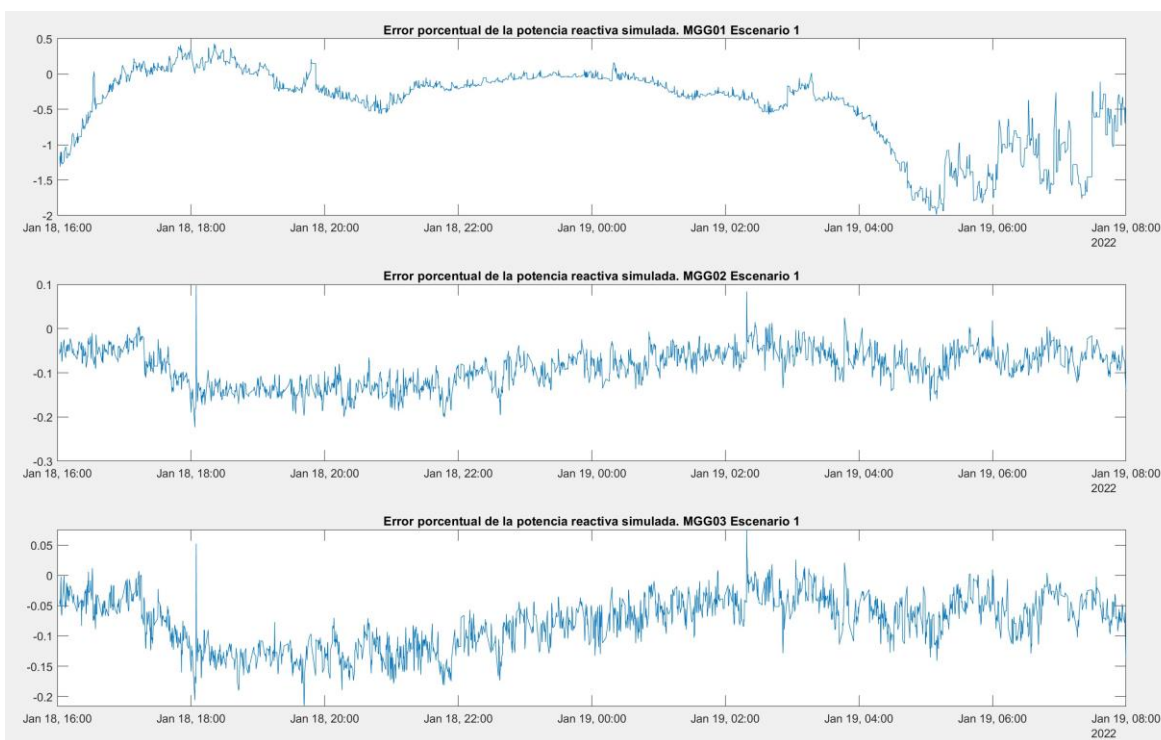


Figura 106. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 1.

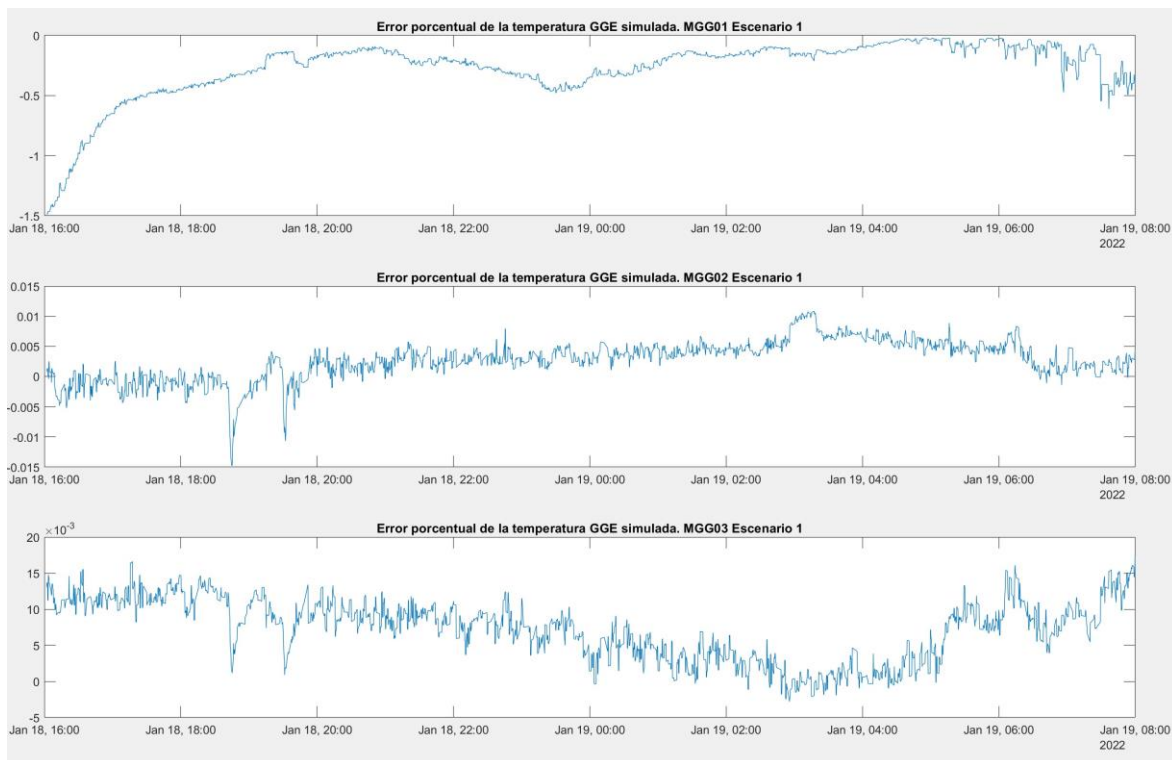


Figura 107. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 1.

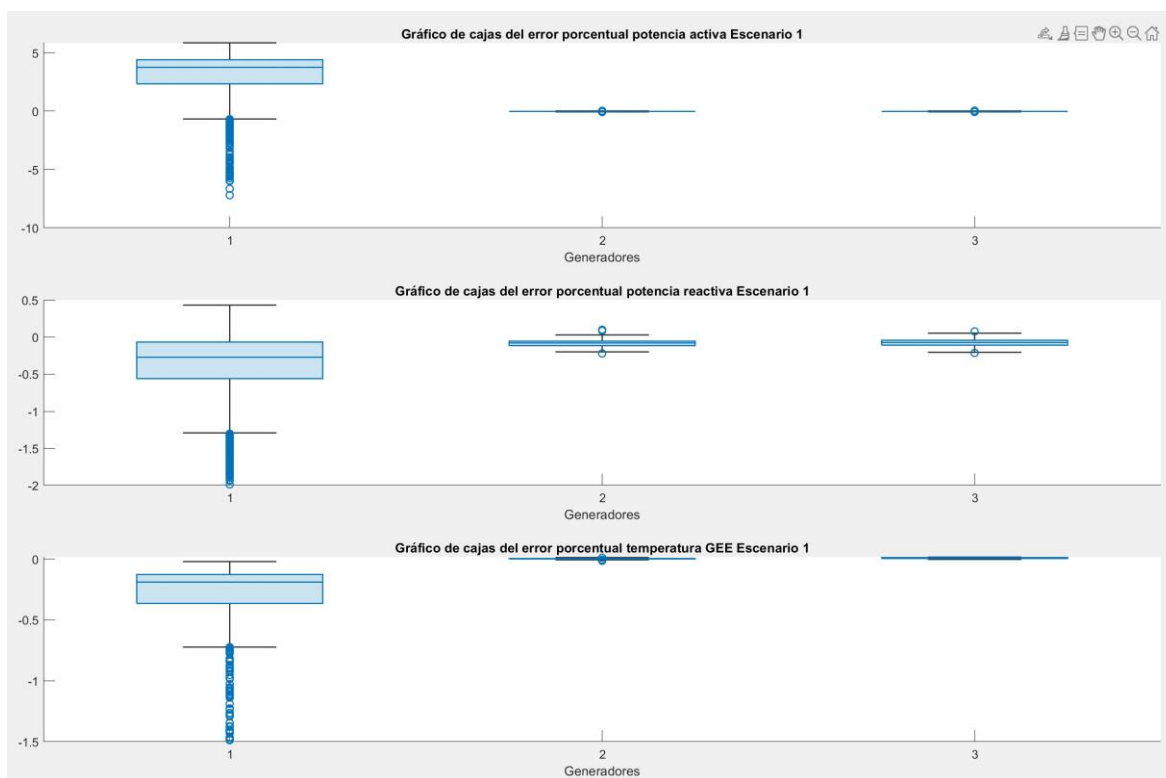


Figura 108. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 1.

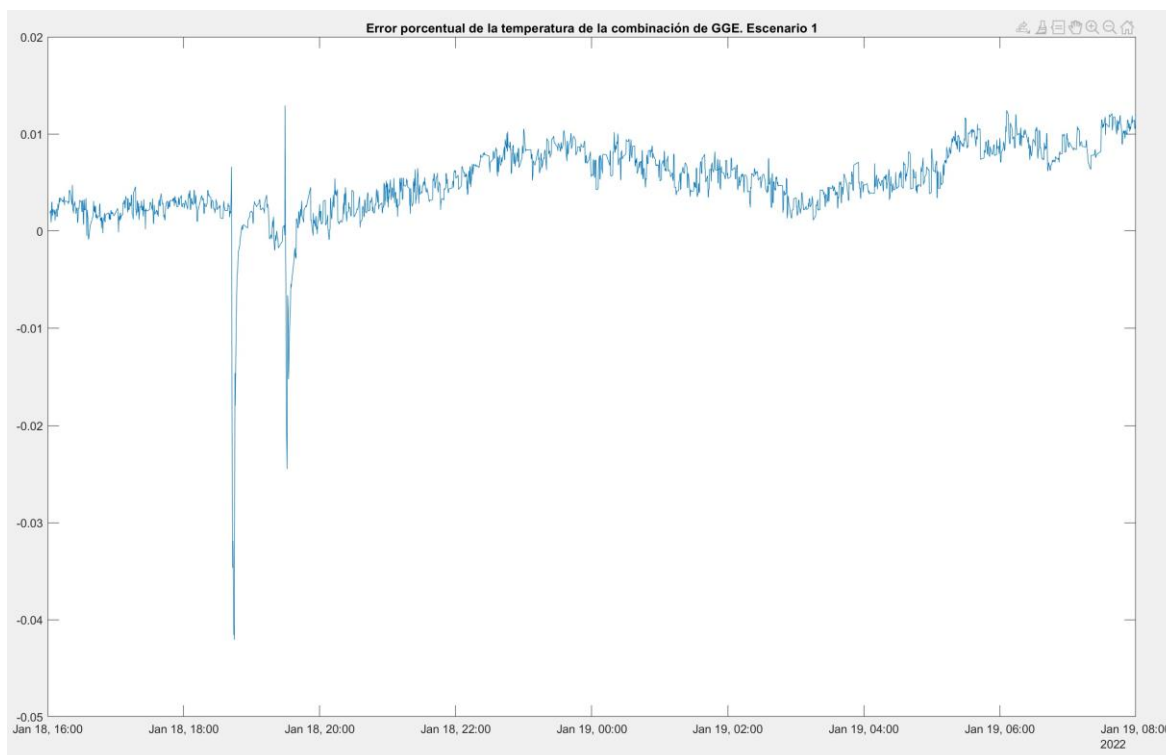


Figura 109. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 1.

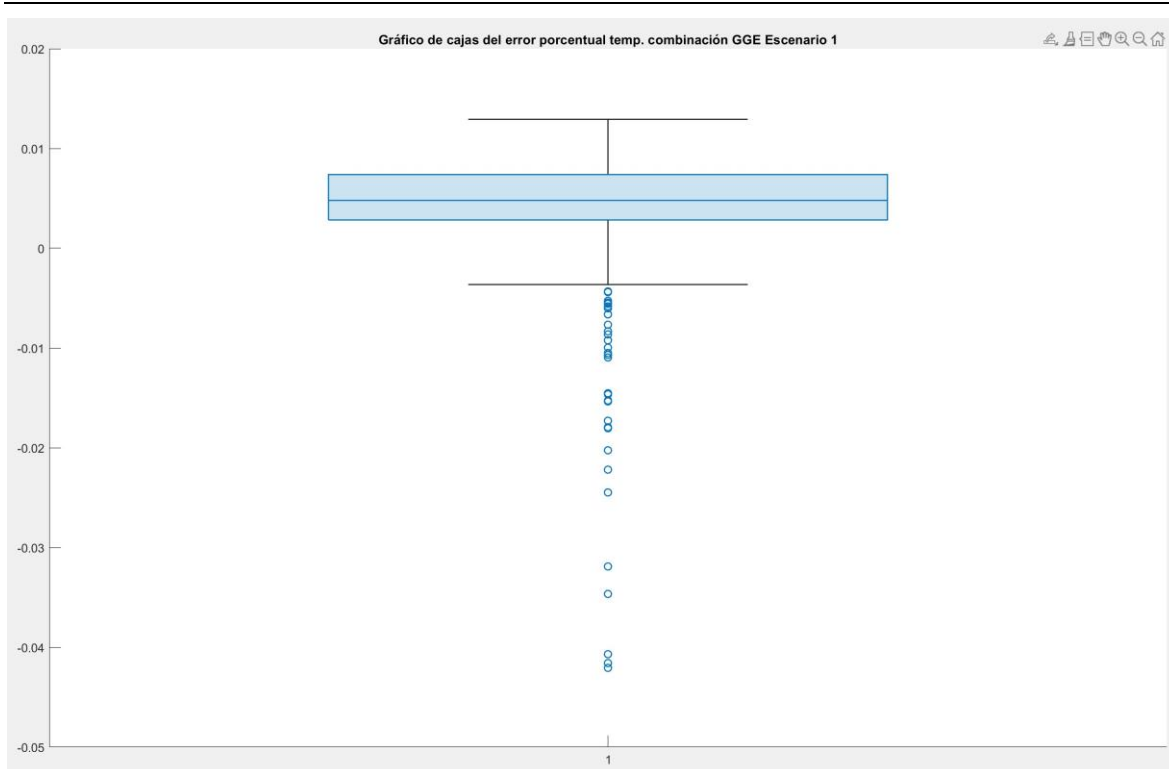


Figura 110. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 1.

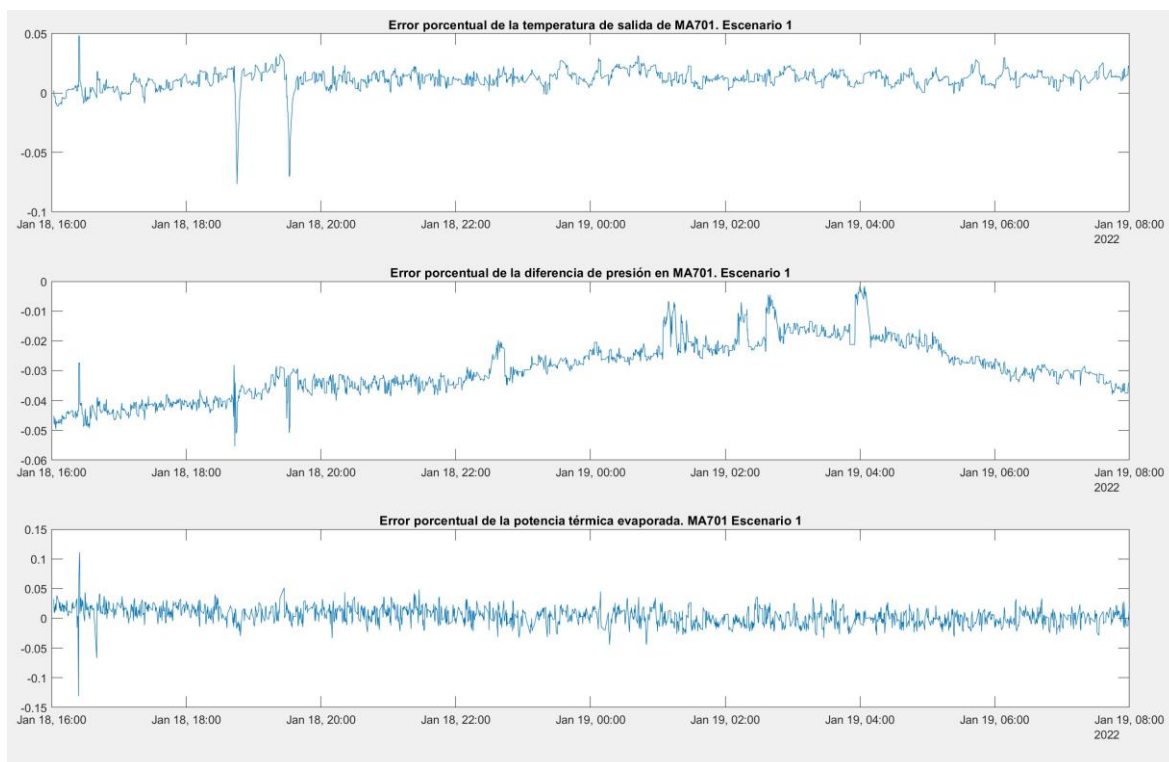


Figura 111. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 1.

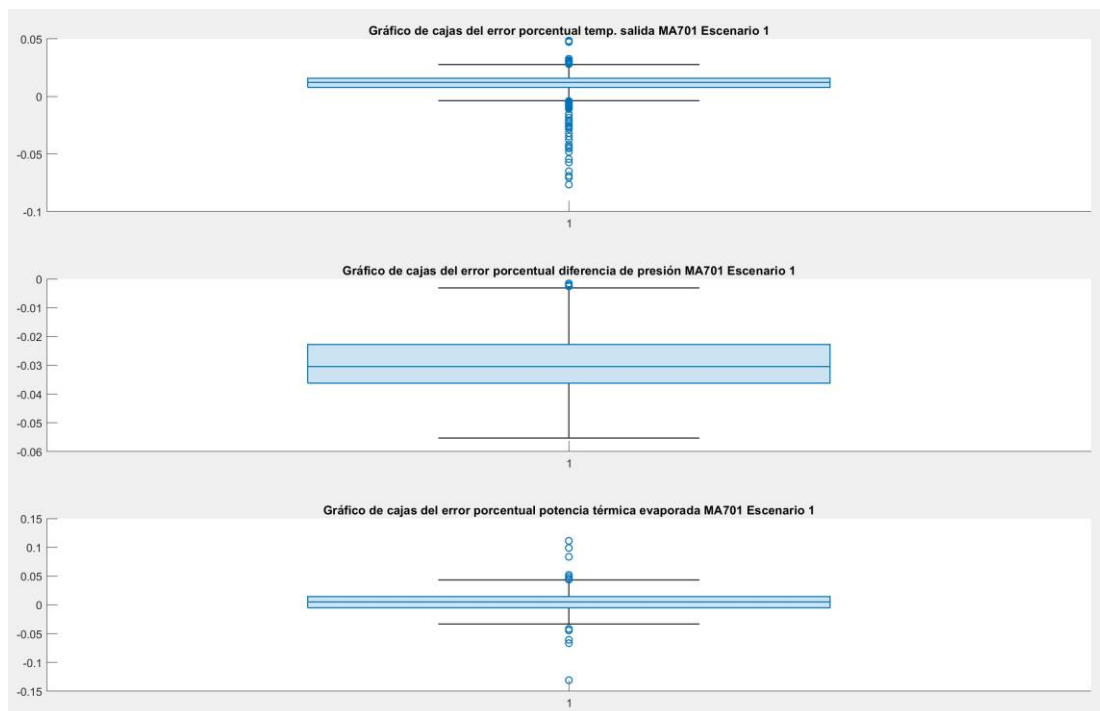


Figura 112. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 1.

## Escenario 2

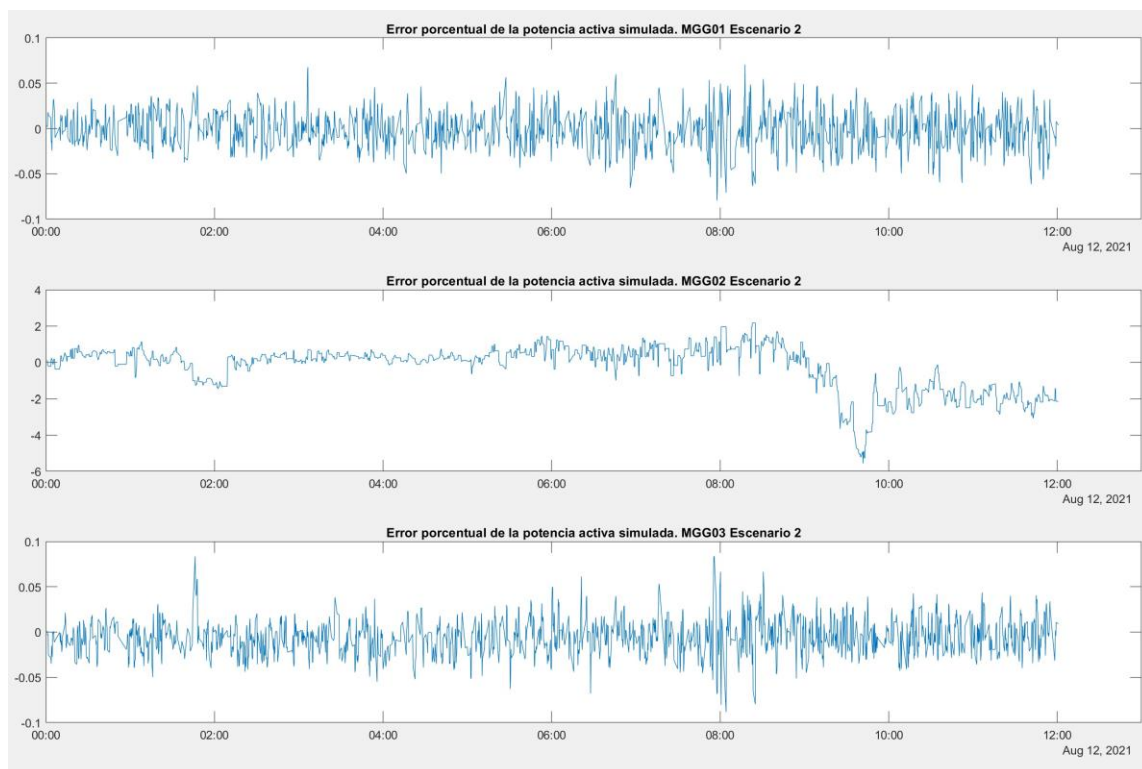


Figura 113. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 2.

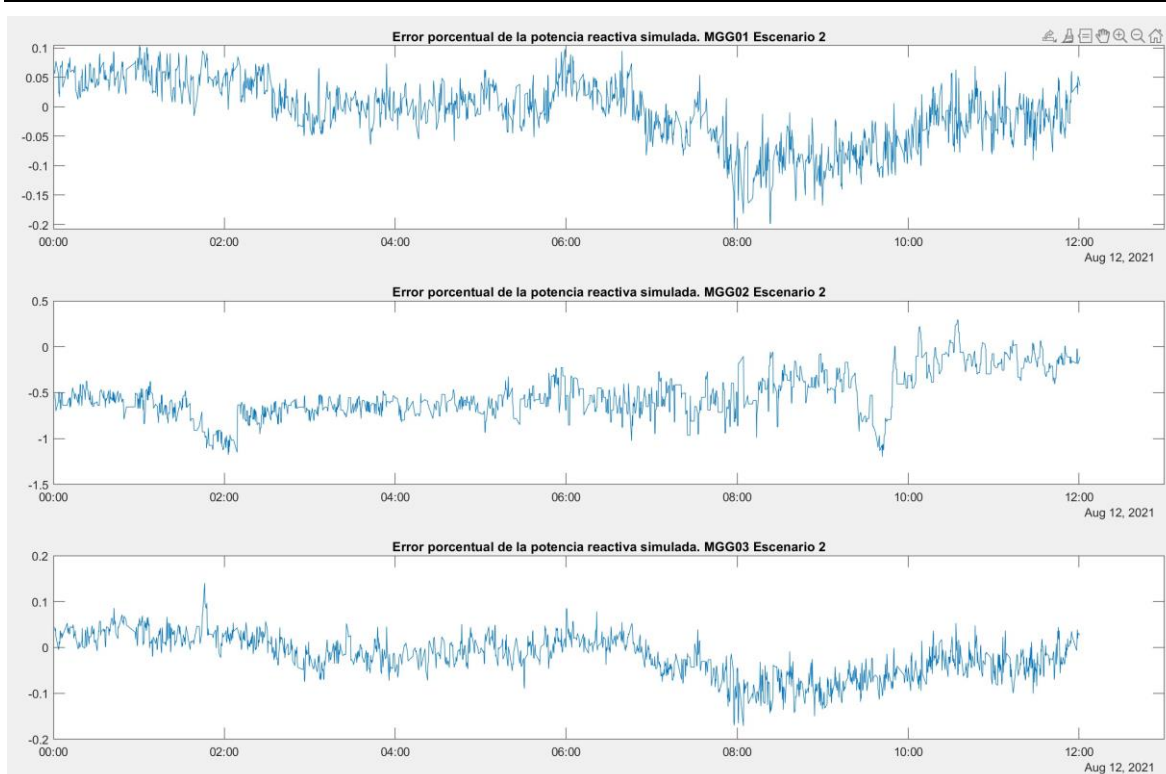


Figura 114. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 2.

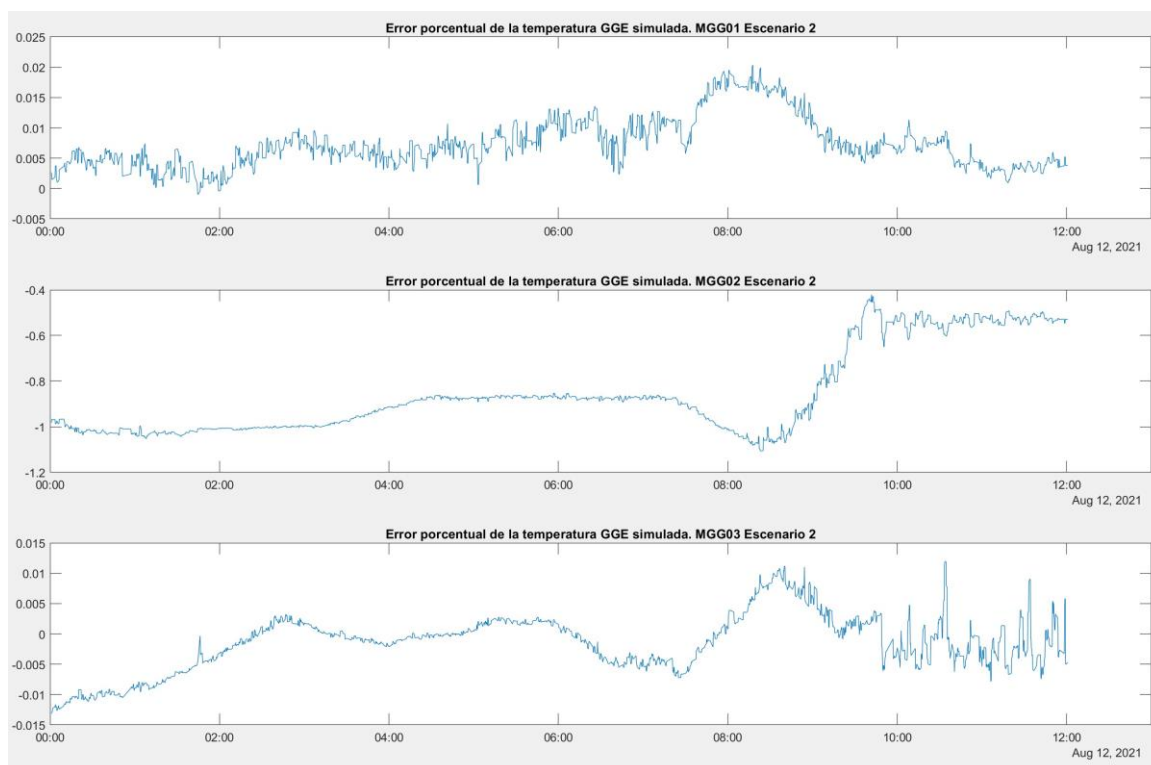


Figura 115. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 2.

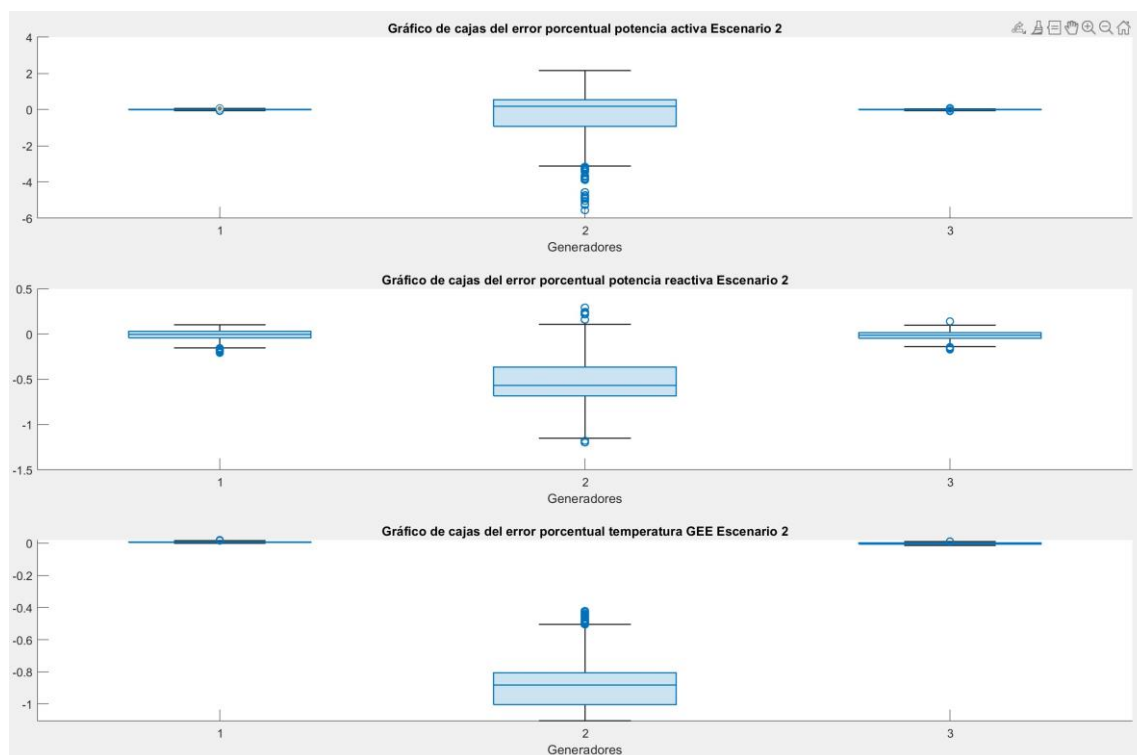


Figura 116. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 2.

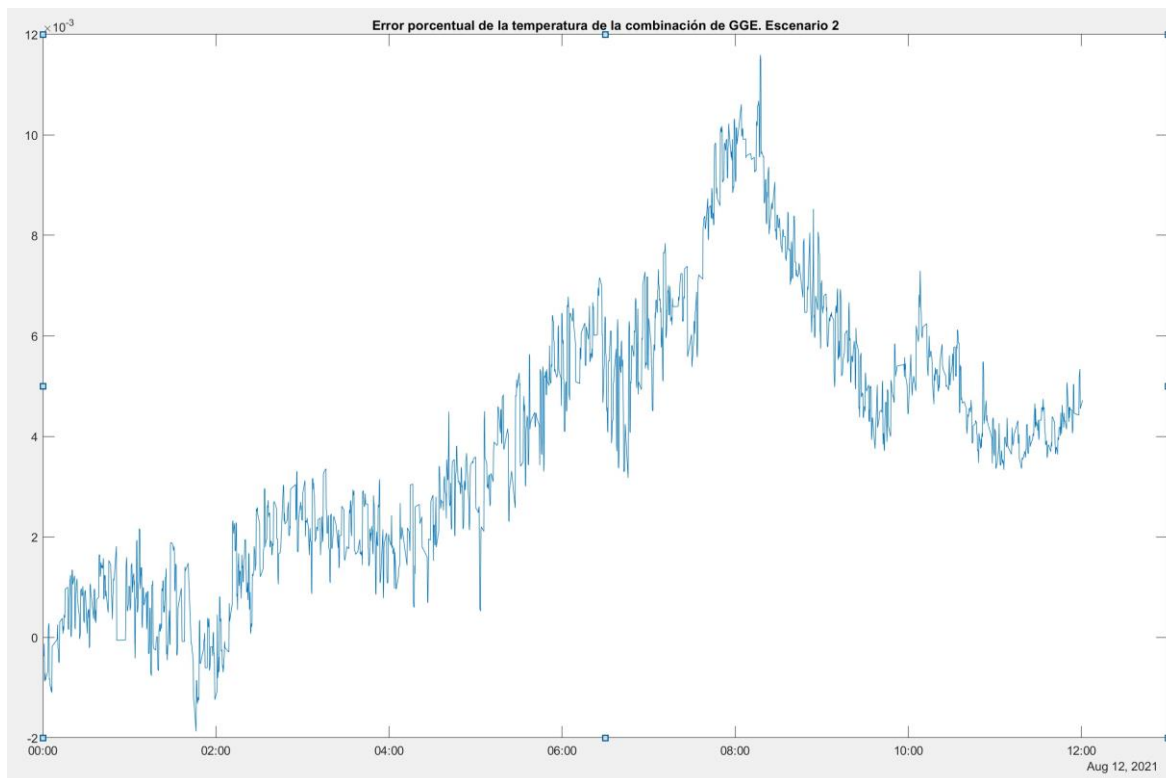


Figura 117. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 2.

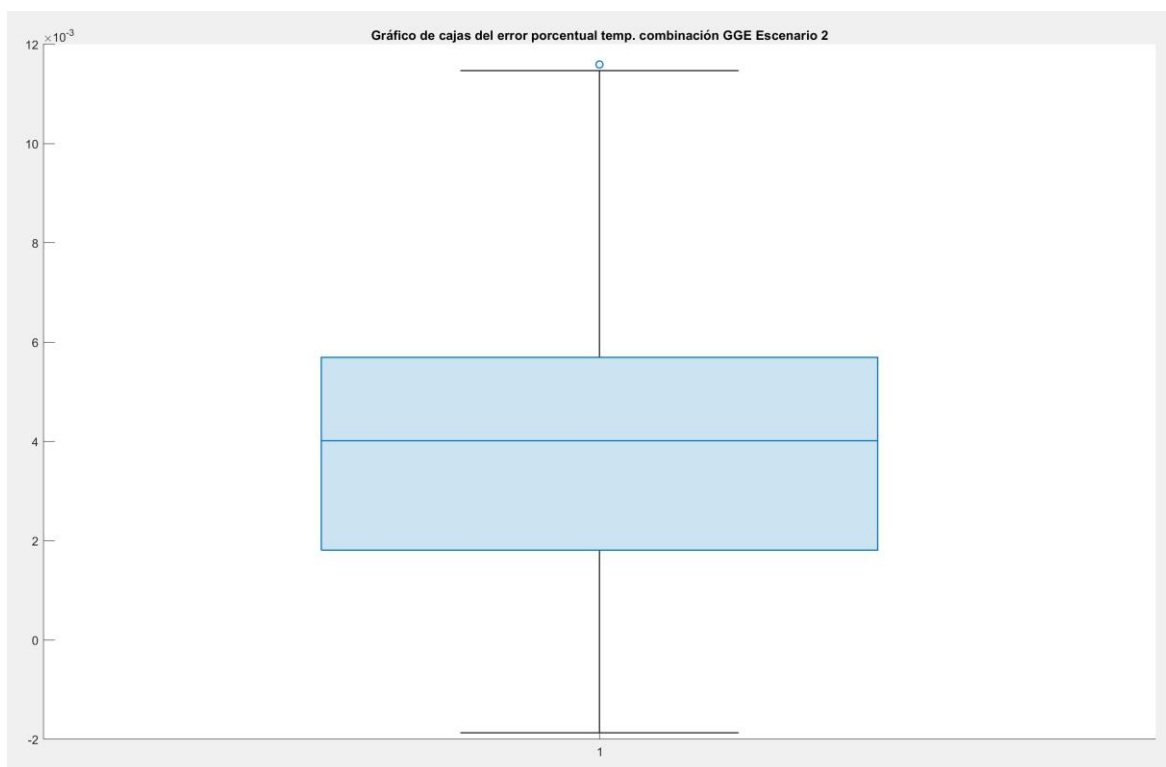


Figura 118. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 2.

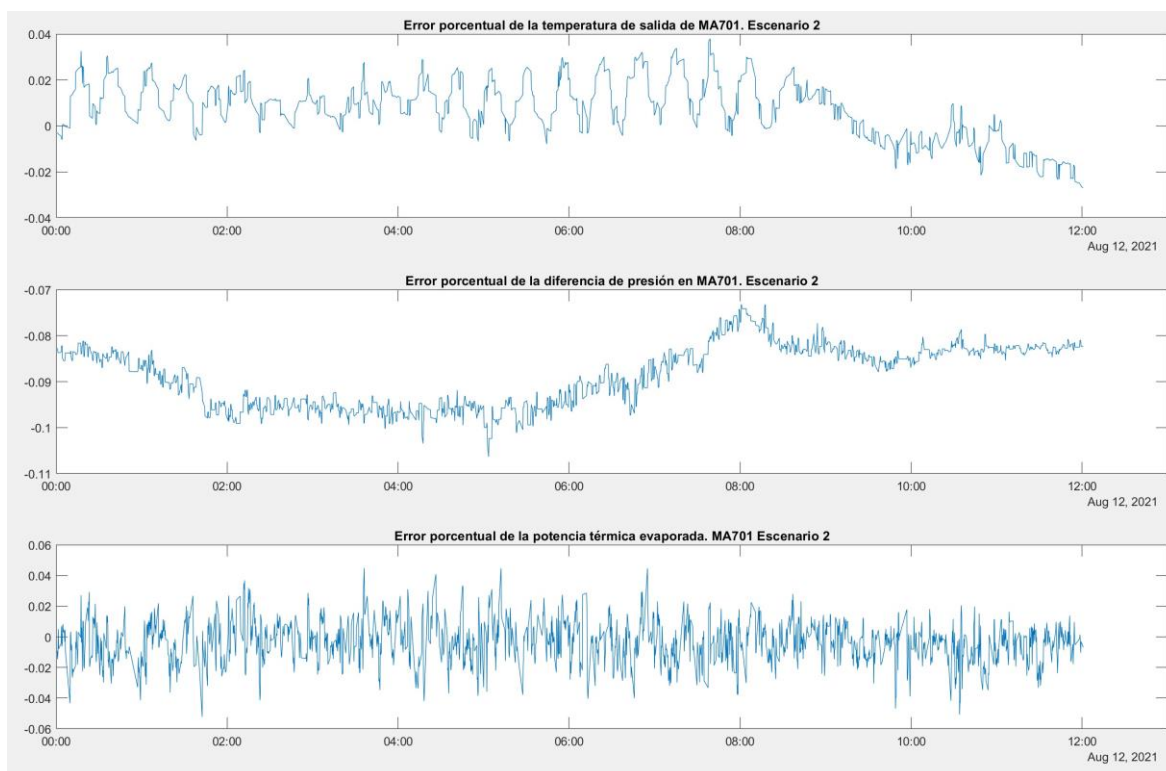


Figura 119. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 2.

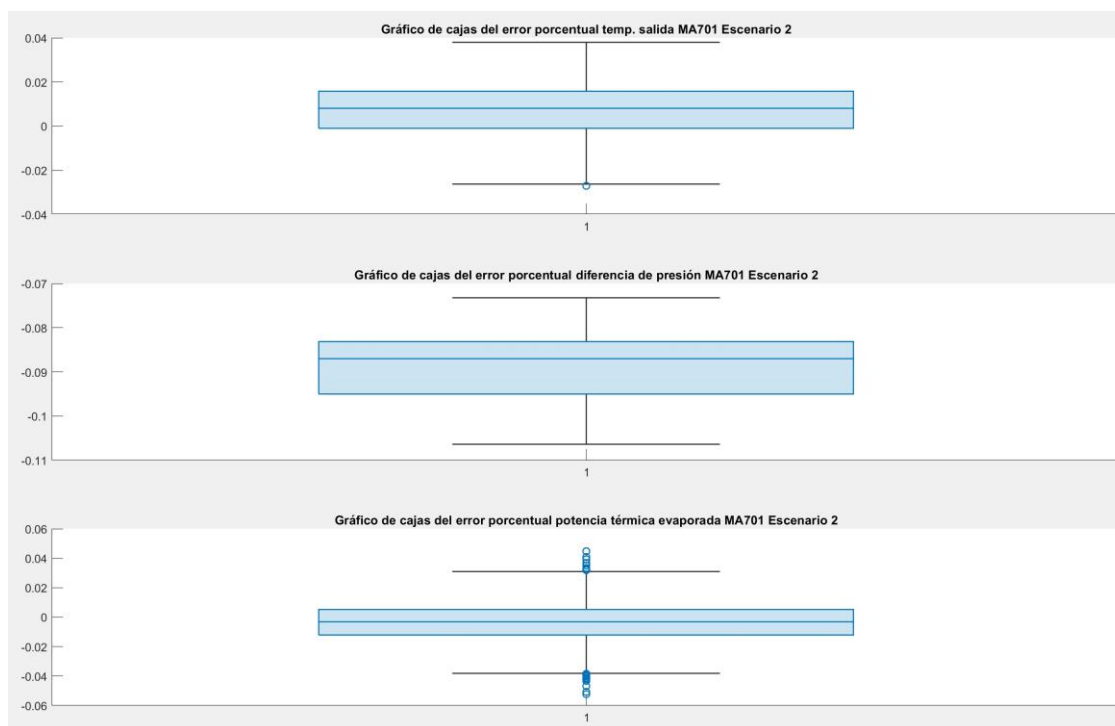


Figura 120. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 2.

### Escenario 3

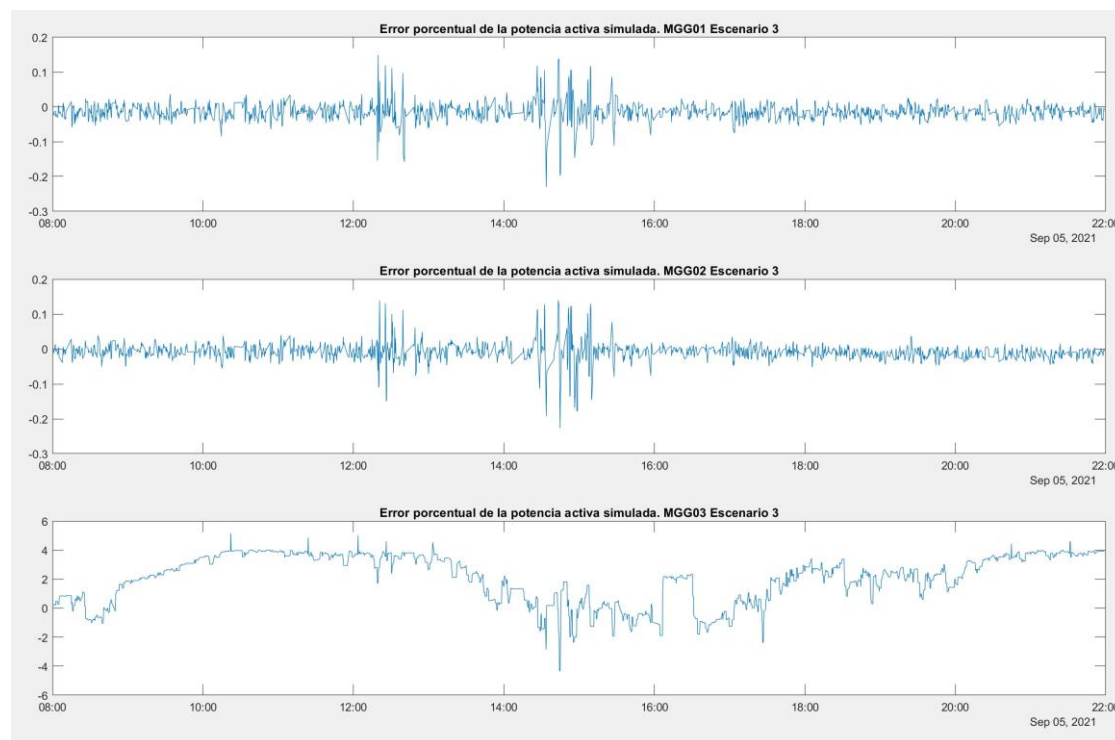


Figura 121. Gráfica error porcentual en la potencia activa. Escenario 3.

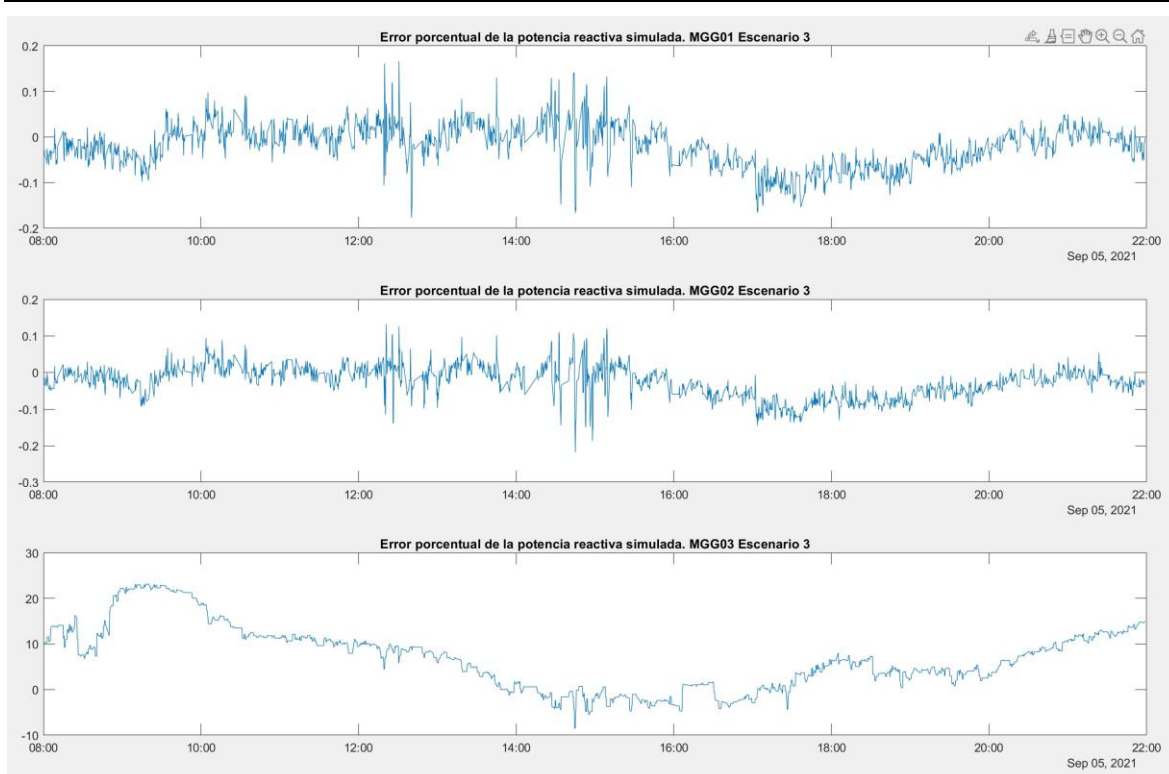


Figura 122. Gráfica error porcentual en la potencia reactiva. Escenario 3.

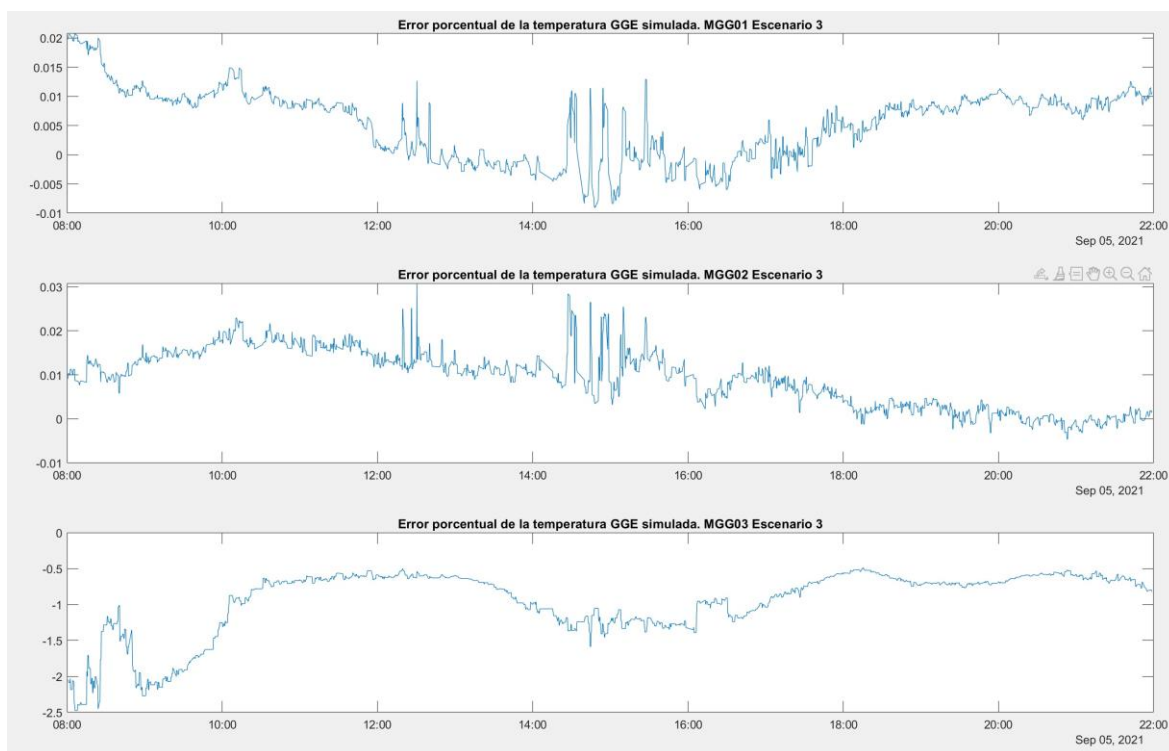


Figura 123. Gráfica error porcentual en la temp. de los gases de escape. Escenario 3.

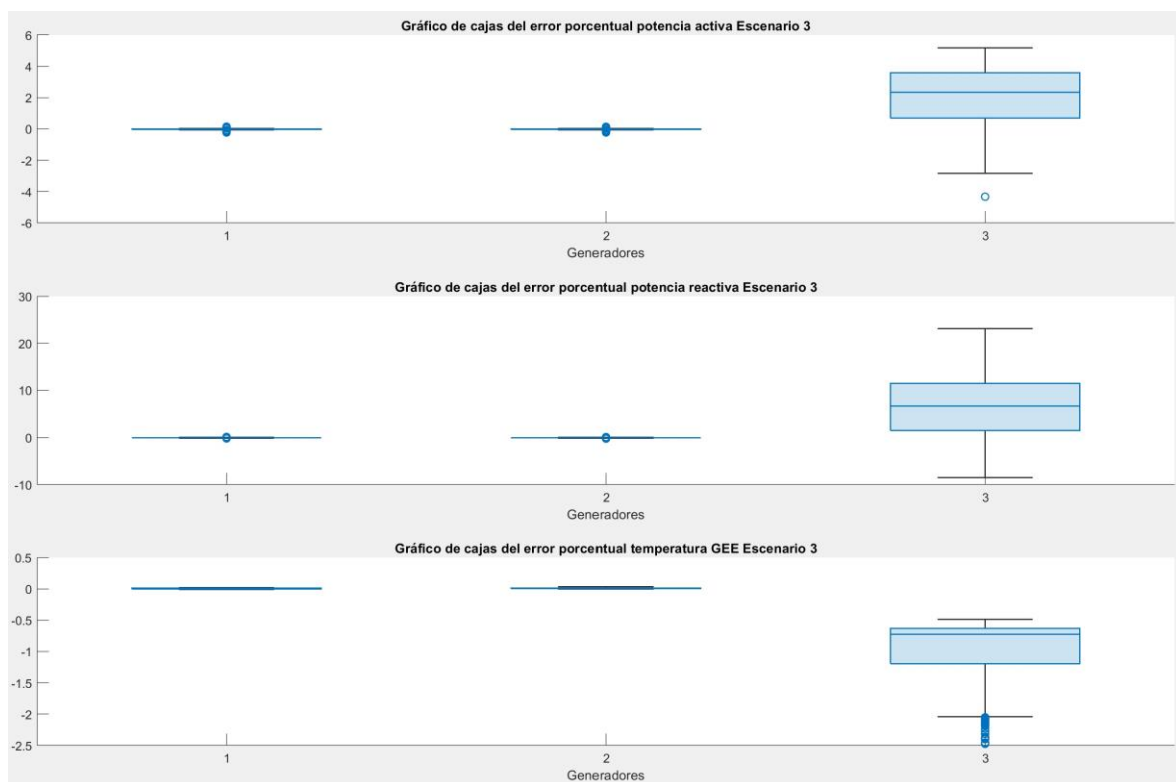


Figura 124. Gráfico de cajas del error porcentual de los modelos de los generadores. Escenario 3.

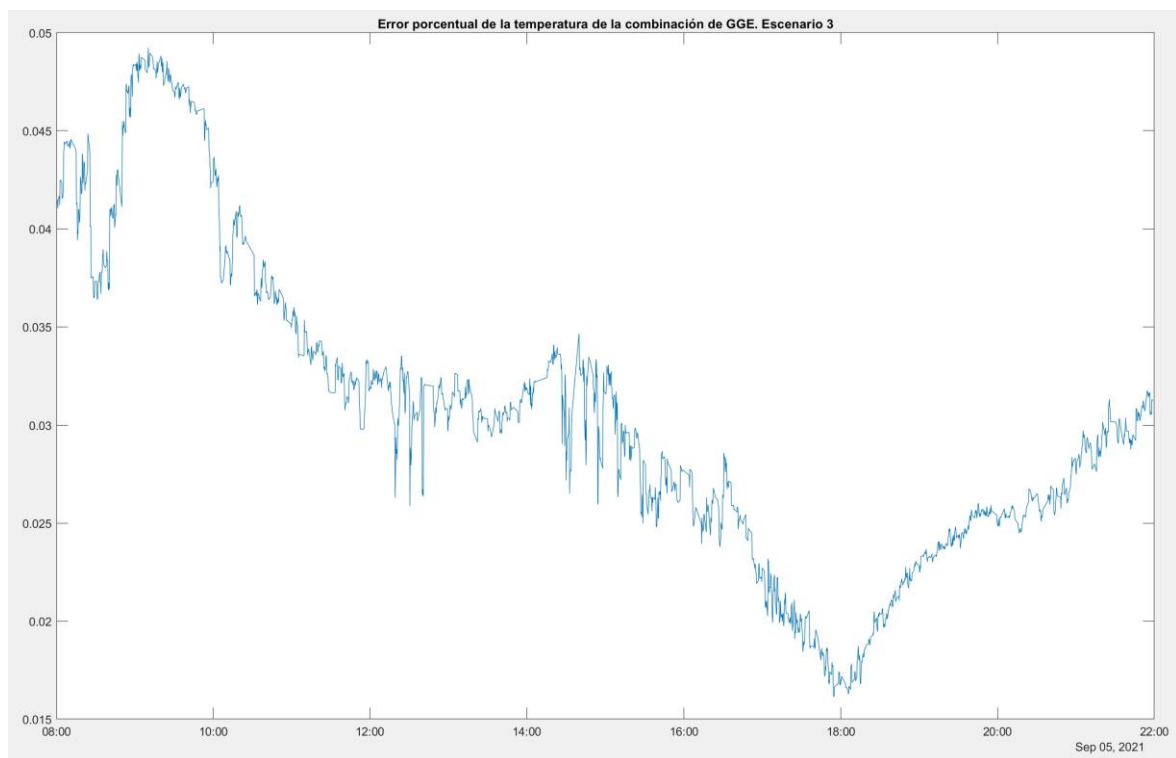


Figura 125. Gráfica error porcentual en la temp. de la combinación de GGE. Escenario 3.

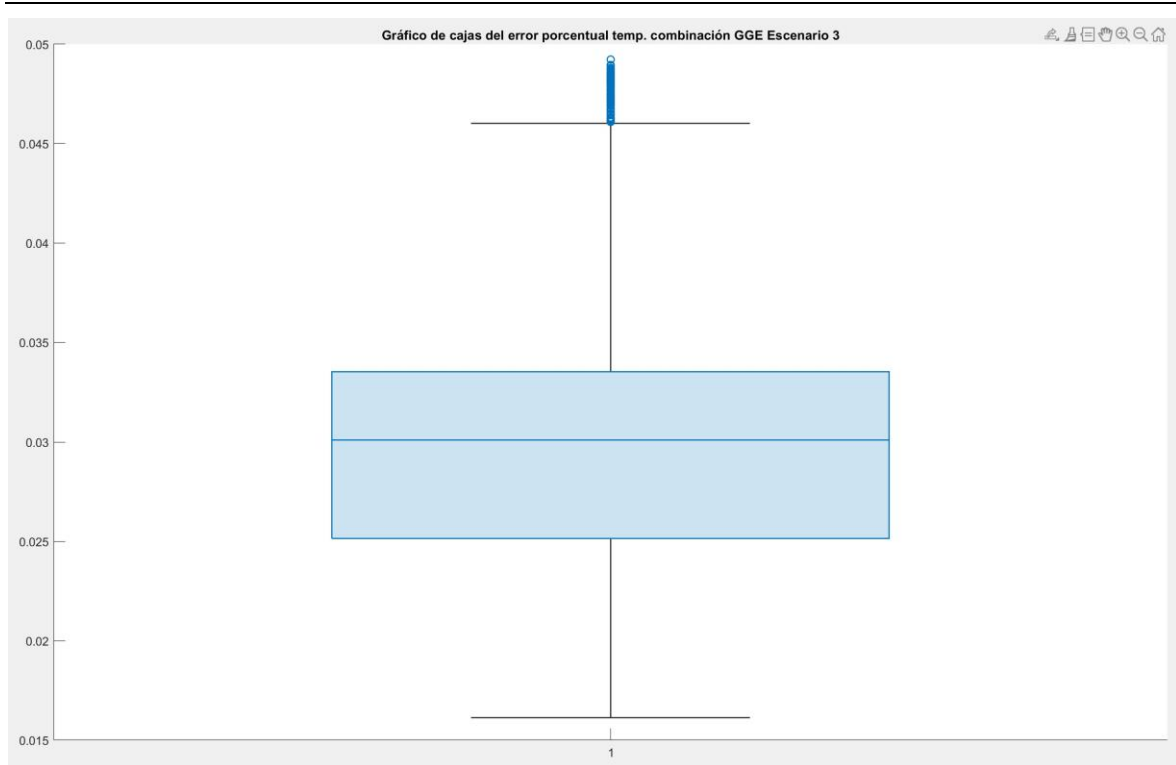


Figura 126. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de combinación de GGE. Escenario 3.

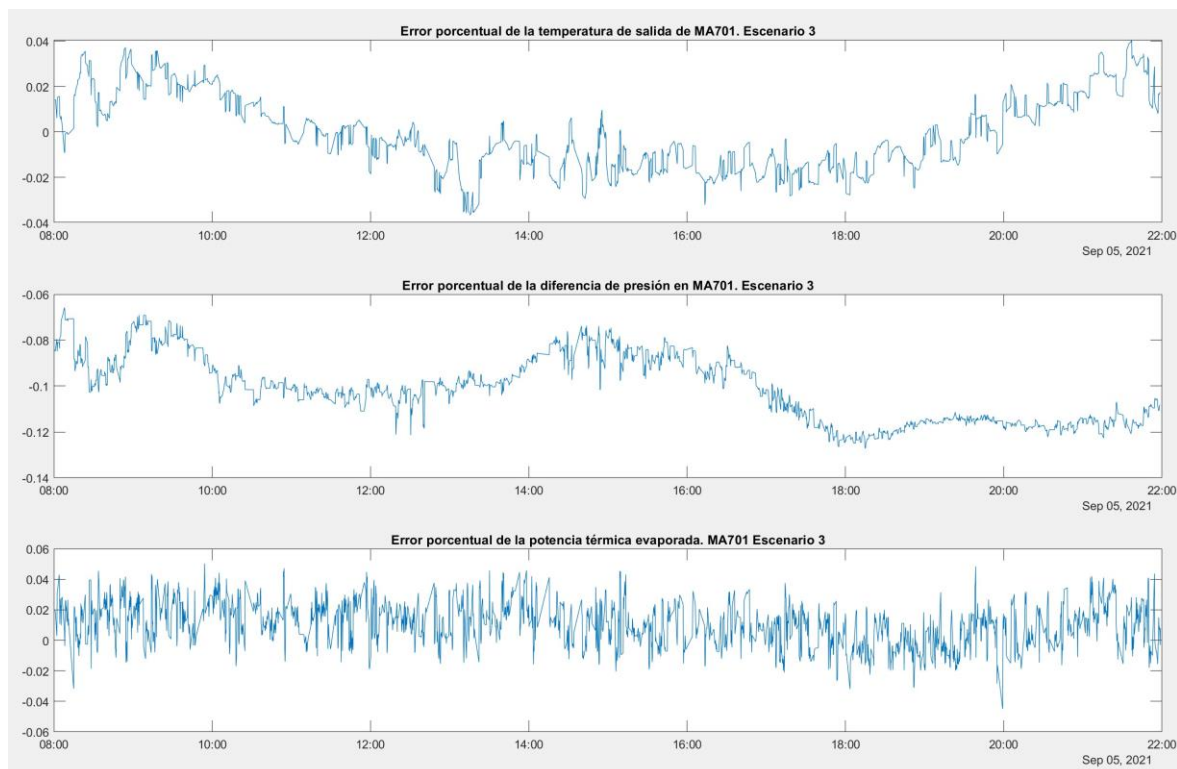


Figura 127. Gráfica error porcentual en el modelo de MA701. Escenario 3.

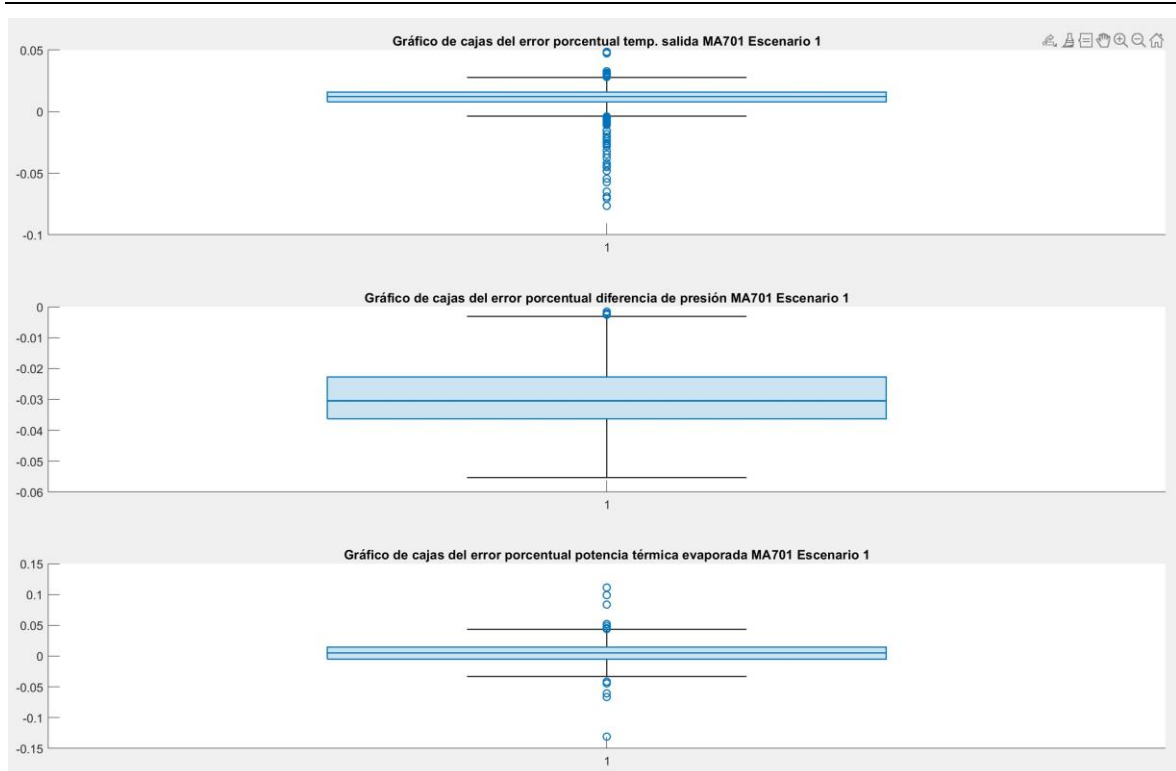


Figura 128. Gráfico de cajas del error porcentual del modelo de MA701. Escenario 3.