



**Universidad de Valladolid**



**ESCUELA DE INGENIERÍAS  
INDUSTRIALES**

**UNIVERSIDAD DE VALLADOLID**

**ESCUELA DE INGENIERÍAS INDUSTRIALES**

**Grado en Ingeniería Mecánica**

**Elaboración del gemelo digital de un  
eyector de vapor mediante técnicas de  
aprendizaje automático**

**Autor:**

**Niño de la Fuente, Javier**

**Tutor(es):**

**Sierra Pallares, José  
Ingeniería Energética y  
Fluidomecánica**

**Valladolid, marzo de 2021.**



## AGRADECIMIENTOS

Quisiera comenzar este trabajo agradeciendo a mis padres y a mi hermana el apoyo brindado durante todos estos años.

De igual forma quiero agradecer al Doctor José Sierra Pallares la ayuda y dedicación ofrecida como tutor a lo largo de los últimos meses, sin las cuales no hubiese sido posible la realización de este proyecto.



## RESUMEN

En la actualidad, la Dinámica de Fluidos Computacional (CFD) es utilizada ampliamente en muchos campos a nivel industrial. Sin embargo, en muchas aplicaciones, la simulación de estos procesos conlleva un gran esfuerzo computacional. Esto hace que esta técnica pierda interés en ocasiones en las que se necesita una rápida disponibilidad de resultados del modelo, como en las aplicaciones de control.

En este trabajo se realiza la implementación y validación del modelo CFD de un eyector de vapor de la literatura mediante el software comercial ANSYS Fluent para posteriormente crear su gemelo digital. Para ello se hará uso de dos herramientas, un Modelo de Orden Reducido (ROM) y una Red Neuronal; comparando las ventajas y desventajas que presentan cada una de estas técnicas.

## PALABRAS CLAVE

CFD, Eyector, Gemelo digital, Red Neuronal, ROM

## ABSTRACT

Currently, Computational Fluid Dynamics (CFD) is widely used in many industrial fields. However, in many applications, the simulation of these processes needs excessive amounts of computational effort. As a consequence, this technique become less interesting on occasions when a quick availability of model results is needed, such as in control applications.

In this project, the model of a vapour ejector from the literature is implemented and validated using the commercial software ANSYS Fluent, and later, creating its digital twin. For that purpose, two tools will be used, a Reduced Order Model (ROM) and a Neural Network comparing advantages and disadvantages that each technique presents.

## KEY WORDS

CFD, Ejector, Digital twin, Neural Network, ROM



## ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN .....	17
1.1	Gemelos digitales .....	19
1.2	Eyectores en la industria.....	20
1.2.1	Ciclos de refrigeración por eyección .....	22
1.3	Justificación del Trabajo de Fin de Grado.....	23
1.4	Estructura de la memoria .....	24
2	ESTADO DEL ARTE.....	25
3	OBJETIVOS .....	29
	DESARROLLO DEL TFG .....	33
4	MODELO COMPUTACIONAL .....	35
4.1	Modelo fluidodinámico.....	37
4.1.1	Ecuaciones de conservación .....	37
4.1.2	Modelos de turbulencia .....	38
4.1.3	Modelado de la capa límite .....	40
4.2	Modelo numérico.....	42
4.2.1	Mallado .....	42
4.2.2	Método de volúmenes finitos.....	43
4.2.3	Algoritmos de resolución .....	44
4.2.4	Esquemas de discretización.....	46
4.3	Herramientas para la creación del gemelo digital .....	48
4.3.1	Redes neuronales .....	48
4.3.2	Modelos de Orden Reducido .....	49
5	IMPLEMENTACIÓN .....	51
5.1	Geometría .....	53
5.2	Mallado .....	54
5.3	Modelo fluidodinámico.....	56
5.3.1	Modelos de ecuaciones.....	57
5.3.2	Fluido de trabajo .....	58
5.3.3	Condiciones de contorno.....	58
5.4	Configuración numérica .....	61
5.4.1	Método de discretización .....	61

---

5.4.2	Criterio de convergencia .....	61
5.4.3	Proceso de cálculo .....	63
5.5	Validación del modelo .....	63
5.6	Creación del gemelo digital .....	65
6	RESULTADOS .....	69
6.1	Independencia de la malla .....	71
6.2	Validación del modelo .....	72
6.3	Red neuronal .....	74
6.4	Modelo de orden reducido .....	77
7	ESTUDIO ECONÓMICO .....	87
7.1	Costes directos .....	89
7.1.1	Costes directos de mano de obra .....	89
7.1.2	Costes directos de material amortizable .....	91
7.1.3	Costes directos de material no amortizable .....	92
7.1.4	Costes directos totales .....	93
7.2	Costes indirectos .....	93
7.3	Costes totales .....	93
8	CONCLUSIONES .....	95
8.1	Trabajos futuros .....	98
	BIBLIOGRAFÍA .....	101



## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Esquema de un eyector [8].	21
Figura 1.2. Ciclo de refrigeración por eyección [9].	22
Figura 4.1. Clasificación de modelos de turbulencia [elaboración propia].	40
Figura 4.2. Descripción de las aproximaciones principales para modelar la capa límite [18].	42
Figura 4.3. Comparativa de una malla estructurada y una no estructurada [18].	43
Figura 4.4. Diagrama de flujo de los algoritmos de resolución (Adaptado de [20]).	45
Figura 4.5. Esquema de funcionamiento de una red neuronal [24].	48
Figura 5.1. Geometría del eyector usado en el modelo.	53
Figura 5.2. Resultado de la división en bloques del modelo computacional.	54
Figura 5.3. Vista general de la malla.	54
Figura 5.4. Detalle de la malla en la zona de la cámara de mezcla y su entrada.	55
Figura 5.5. Detalle de la malla en la unión entre la garganta y el difusor del eyector.	55
Figura 5.6. Detalle de la malla en la garganta de la tobera primaria.	55
Figura 5.7. Detalle de la malla a la salida de la tobera primaria y zona de mezclado.	56
Figura 5.8. Detalle de la configuración del modelo de turbulencia.	57
Figura 5.9. Presión de saturación del vapor de agua en función de la temperatura.	59
Figura 5.10. Monitorización de residuales ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	62
Figura 5.11. Monitorización del error en conservación de la masa ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	62
Figura 5.12. Monitorización de gastos máxicos ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	62
Figura 5.13. Esquema del eyector de vapor con los transductores de presión acoplados [10].	64
Figura 5.14. Esquema de funcionamiento del ciclo de refrigeración utilizado [10].	64
Figura 5.15. Configuración de la fase de diseño de experimentos.	65
Figura 5.16. Configuración para la creación de una red neuronal de diez células.	67
Figura 5.17. Configuración para la creación de un ROM usando como parámetro de construcción un número fijo de modos (10).	67
Figura 6.1. Comparativa del perfil de presión en la pared obtenido con diferentes mallas ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	71
Figura 6.2. Valores de $y^+$ en las paredes obtenidos con la malla intermedia ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	72
Figura 6.3. Perfiles de presión obtenidos de forma experimental y por CFD ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).	73
Figura 6.4. Perfiles de presión obtenidos de forma experimental y por CFD variando la presión de salida del eyector ( $T^a$ entrada primario: 130°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C).	73

Figura 6.5. Influencia del número de células en los resultados de la red neuronal (1). .....	74
Figura 6.6. Influencia del número de células en los resultados de la red neuronal (2). .....	75
Figura 6.7. Red neuronal construida a partir de cinco células.....	75
Figura 6.8. Red neuronal construida a partir de diez células.....	76
Figura 6.9. Influencia del número de modos como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala lineal (30 puntos de aprendizaje). ....	77
Figura 6.10. Influencia del número de modos como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje).....	78
Figura 6.11. Influencia del error relativo máximo permitido como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala lineal (30 puntos de aprendizaje). ....	79
Figura 6.12. Influencia del error relativo máximo permitido como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje). ....	79
Figura 6.13. Comparativa de los resultados del ROM con cada uno de los parámetros de diseño optimizados, escala lineal (30 puntos de aprendizaje).....	80
Figura 6.14. Comparativa de los resultados del ROM con cada uno de los parámetros de diseño optimizados, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje). ....	81
Figura 6.15. Influencia del número de puntos de aprendizaje en los resultados del ROM, escala lineal (Parámetro de diseño óptimo). ....	82
Figura 6.16. Influencia del número de puntos de aprendizaje en los resultados del ROM, escala logarítmica (Parámetro de diseño óptimo). ....	82
Figura 6.17. Contornos de densidad calculados mediante CFD. ....	83
Figura 6.18. Contornos de densidad calculados mediante ROM (200 puntos de entrenamiento). ....	83
Figura 6.19. Contornos de presión calculados mediante CFD. ....	83
Figura 6.20. Contornos de presión calculados mediante ROM (200 puntos de entrenamiento). ....	83
Figura 6.21. Perfil de presión en la pared evaluado con CFD y ROMs entrenados con distinto número de puntos de aprendizaje.....	85
Figura 6.22. Perfil de velocidad en el eje evaluado con CFD y ROMs entrenados con distinto número de puntos de aprendizaje.....	85

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1. Caracterización del parámetro $y^+$ para las distintas zonas de la capa límite [18].....	41
Tabla 4.2. Esquemas de discretización [23].....	47
Tabla 5.1. Propiedades del vapor de agua. ....	58
Tabla 5.2. Resumen condiciones de contorno. ....	60
Tabla 5.3. Factores de sub-relajación utilizados. ....	61
Tabla 6.1. Comparativa del valor del entrainment ratio obtenido con diferentes mallas ( $T^a$ entrada primario: 120°C, $T^a$ entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar). ....	71
Tabla 6.2. Error cometido en el valor del cociente de masas en cada una de las redes neuronales. ....	77
Tabla 7.1. Clasificación de costes. ....	89
Tabla 7.2. Costes anuales para un trabajador. ....	90
Tabla 7.3. Desglose días anuales. ....	90
Tabla 7.4. Actividades realizadas en el proyecto.....	91
Tabla 7.5. Costes directos de mano de obra. ....	91
Tabla 7.6. Costes directos de material amortizable.....	92
Tabla 7.7. Costes directos de material no amortizable.....	92
Tabla 7.8. Costes directos totales. ....	93
Tabla 7.9. Costes indirectos.....	93
Tabla 7.10. Costes totales. ....	93



## ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1.1. Expresión para la determinación del cociente de masas [8].....	21
Ecuación 1.2. Expresión del COP [8]. .....	23
Ecuación 4.1. Ecuación diferencial de conservación de la masa [17]. .....	37
Ecuación 4.2. Ecuación diferencial de conservación de la cantidad de movimiento [17].....	37
Ecuación 4.3. Ecuación diferencial de conservación de la energía [17]. .....	38
Ecuación 4.4. Definición del parámetro adimensional $y^+$ [17]. .....	41
Ecuación 5.1. Ecuación de estado para gases ideales [17]. .....	58
Ecuación 5.2. Expresión de la presión de saturación en función de la temperatura [29].....	59
Ecuación 5.3. Expresión de la temperatura de saturación en función de la presión. 59	
Ecuación 6.1. Expresión para el cálculo del número Mach [17]. .....	84
Ecuación 7.1. Expresión de los cálculos totales [31].....	89



## NOMENCLATURA

### ACRÓNIMOS

CFD	Computational Fluid Dynamics
COP	Coefficient of Performance
DBS	Density-Based Solver
DNS	Direct Numerical Simulation
EPI	Equipo de protección individual
ER	Entrainment ratio (cociente de masas)
EWT	Enhanced Wall Treatment
FOM	Full Order Model
LES	Large Eddy Simulation
MVF	Método de volúmenes finitos
NWF	Non-Equilibrium Wall Function
PBS	Pressure-Based Solver
POD	Proper Orthogonal Decomposition
RANS	Reynolds Averaged Navier-Stokes
ROM	Reduced Order Model
SST	Shear Stress Transport
SVD	Singular Value Decomposition
SWF	Standard Wall Function





## Capítulo 1

# INTRODUCCIÓN



# 1 INTRODUCCIÓN

## 1.1 Gemelos digitales

Un gemelo digital es una representación virtual de un objeto o proceso; de forma que se pueda examinar su diseño, detectar posibles errores y realizar diversos ajustes y cambios probando diferentes escenarios sin riesgos reales. Se pueden crear gemelos digitales para máquinas, edificios, fábricas, ciudades e incluso del planeta [1].

En función del uso al que estén dirigidos existen tres tipos principales [2]:

- De producto: su objetivo es validar de manera virtual el rendimiento de un producto y simular su comportamiento antes de comenzar con su fabricación. De esta forma se pueden llevar a cabo la realización de distintas modificaciones sin incurrir en los costes generados de la fabricación de prototipos, mejorando la calidad final del producto.
- De producción: se busca recrear el funcionamiento de un proceso de fabricación antes de llevarlo a cabo de forma real. De esta forma se pueden evitar los tiempos de inactividad de los equipos hacer predicciones sobre su mantenimiento predictivo.
- De rendimiento: tratan de evaluar la información de una planta para mejorar la toma de decisiones mediante la captura y análisis de datos de las industrias.

No es un término nuevo en la industria ya que se han estado implementando desde hace décadas de una manera más o menos precisa. Sin embargo, esta tecnología ha experimentado un gran auge en los últimos años dentro de la idea de la industria 4.0. Según un estudio del instituto Gartner, la mitad de las empresas de ámbito industrial usarán gemelos digitales en 2021 con el objetivo de aumentar su eficiencia en un 10% [3].

El término gemelo digital apareció por primera vez en la NASA, donde utilizaban maquetas de las primeras cápsulas espaciales sobre el suelo para poder reflejar y diagnosticar posibles problemas en órbita. Esta tecnología también está relacionada con lo que ellos llamaban *tecnologías de emparejamiento* que consiste en *mantener, reparar y operar sobre sistemas sin acceso físico a los mismos* [4].

Para realizar estas recreaciones se hace uso, entre otras herramientas, de simulaciones físicas, análisis de datos e inteligencia artificial. La tendencia actual, con el objetivo de aprovechar todo el potencial de esta tecnología, pasa por el desarrollo de la capacidad de operar de manera autónoma mediante el uso de diversas técnicas de aprendizaje automático [5]. Algunas de éstas son las redes neuronales y los Modelos de Orden Reducido (ROM).

Todos los datos obtenidos se relacionan retroalimentando unos a otros hasta configurar un entorno cambiante capaz de adaptarse a distintas circunstancias o modificaciones que van surgiendo en tiempo real. De esta forma, un gemelo digital es capaz de captar el estado de un proceso y simular gran cantidad de escenarios posibles seleccionando la decisión más adecuada para cada momento [2].

El uso de gemelos digitales permite:

- Evitar la dependencia de creación de prototipos con lo que se reducen los tiempos de desarrollo y se incrementa la calidad del producto o proceso.
- Comprobar si se cumplen las especificaciones de diseño antes de la elaboración de prototipos o la entrada en producción.
- Monitorizar posibles fallos en base a simulaciones de la realidad sin tener que recurrir a ensayos en laboratorio.
- Detectar áreas de mejora en los procesos de fabricación.
- Mejoras del mantenimiento predictivo de la maquinaria y probar distintos modelos de producción sin tener que implementarlos en la realidad.
- Reducir tiempo de inactividad de fábricas y optimizar el consumo de energía.
- La visualización en una única plataforma todos los datos obtenidos a través del Big Data, reduciendo así los costes de administración y dirección de un negocio.

Sin embargo también existen algunas desventajas. La primera de ellas radica en la dificultad de digitalizar los sistemas de una planta. Por otra parte, otro obstáculo es la dificultad en la gestión de gran cantidad de datos en tiempo real que requiere esta tecnología. Este escollo es abordable mediante el Big Data, aunque no todas las empresas pueden asumir este coste [3].

Aparte de la ya mencionada NASA, algunas de las empresas industriales que hacen uso de esta tecnología son Maserati, Rolls Royce, SAP, General Electric y Siemens, entre muchas otras [6].

## 1.2 Eyectores en la industria

Los eyectores son dispositivos formados por una tobera convergente-divergente y un difusor acoplados entre si. En ellos, un flujo a alta presión entra a través de la tobera primaria acelerándose y reduciendo su presión. De esta forma, a la salida de la tobera se genera una depresión, cuya presión es inferior a la del

fluido secundario (corriente de baja presión), que permite succionar dicha corriente a través de una entrada en la cámara de mezcla (figura 1.1).

El fluido que entra por la tobera se denomina fluido primario o motriz ( $m_p$ ), mientras que el absorbido por la depresión creada a la salida de la tobera se denomina fluido secundario o eyectado ( $m_s$ ).

A lo largo de la cámara de mezcla el fluido primario se va frenando mientras que el secundario va ganando velocidad manteniéndose en dos regímenes diferenciados hasta que en una determinada sección las velocidades se igualan y se produce el bloqueo sónico del flujo secundario (sección crítica). A partir de ese momento se inicia el proceso de mezcla de las dos corrientes que avanzan a lo largo del eyector a través de la garganta (zona de sección constante) y posteriormente a través del difusor (zona divergente) donde se va recuperando presión; obteniéndose a la salida del eyector una corriente de presión intermedia [7].

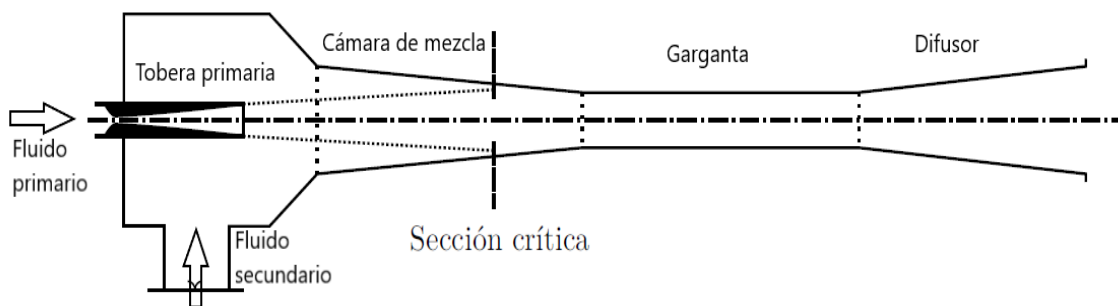


Figura 1.1. Esquema de un eyector [8].

A pesar de la simplicidad de su geometría, se trata de un dispositivo muy complejo debido a las características del flujo que lo atraviesa (fenómenos de mezcla, ondas de choque...). Esto hace que la eficiencia del eyector sea muy sensible a pequeños cambios en la geometría o en las condiciones de operación (condiciones de las corrientes de entrada y contrapresión o *back pressure*). Para evaluar el rendimiento de un eyector se hace uso de un parámetro llamado *entrainment ratio* o cociente de masas (ecuación 1.1), que representa la relación existente entre el flujo secundario y el primario para unas condiciones dadas [8].

$$ER = \frac{\dot{m}_s}{\dot{m}_p} = \frac{\text{gasto másico fluido secundario}}{\text{gasto másico fluido primario}}$$

Ecuación 1.1. Expresión para la determinación del cociente de masas [8].

Las aplicaciones principales de los eyectores en la actualidad corresponden a la generación de vacío y a su inclusión en ciclos de refrigeración.

### 1.2.1 Ciclos de refrigeración por eyección

Con el objetivo de la mejora constante de la eficiencia energética en la industria, en los últimos años se han desarrollado nuevas tecnologías aplicadas a la refrigeración. Una de ellas son los ciclos por eyección de gas.

Los elementos principales en un ciclo de refrigeración convencional son cuatro: compresor, condensador, válvula de expansión y evaporador. En un ciclo por eyección se sustituye el compresor por un eyector y una caldera (Figura 1.2). De esta forma se pasa de obtener la energía de forma mecánica a térmica.

La corriente de alta presión (fluido primario) puede obtenerse de forma prácticamente gratuita haciendo uso del vapor residual de otros procesos industriales o bien a través de un colector solar, ya que sus temperaturas suelen oscilar entre 100 y 200°C. Además de esto, otra de sus ventajas radica en que un eyector no posee partes móviles por lo que sus costes de mantenimiento son casi nulos [8].

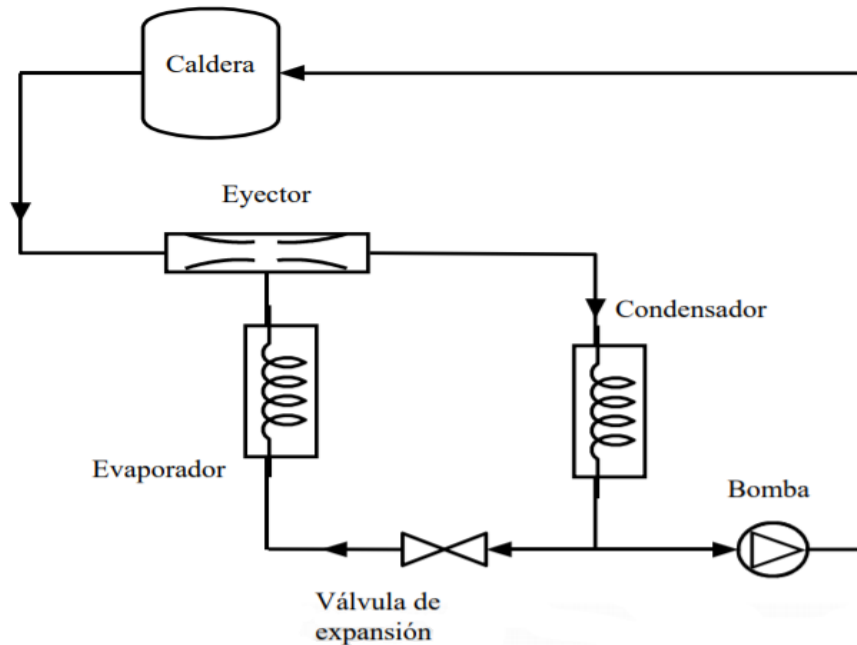


Figura 1.2. Ciclo de refrigeración por eyección [9].

Como puede apreciarse en la imagen anterior, un ciclo por eyección no dista tanto de uno convencional, más allá de la inclusión de los elementos antes citados. Además se pueden diferenciar tres zonas de presión en lugar de las dos que posee uno convencional. Una zona de alta presión que corresponde al fluido primario, presente en la caldera y tobera primaria del eyector; una zona de baja presión que corresponde al fluido secundario, el cual pasa a través de

la válvula de expansión y el condensador; y una zona de presión intermedia obtenida a la salida del eyector y que circula a través del condensador [9].

En vista de lo mencionado anteriormente se demuestra que la capacidad de refrigeración queda determinada en gran medida por el gasto del flujo secundario (ya que es el que pasa por el evaporador), poniendo en evidencia la importancia de la eficiencia de funcionamiento del eyector para conseguir un buen rendimiento global del ciclo. Dicho rendimiento es evaluable a través del *Coefficient of Performance* (COP) que relaciona la potencia frigorífica obtenida en el evaporador con la potencia calorífica aportada al ciclo en la caldera (ecuación 1.2).

$$COP = \frac{Calor_{evaporador}}{Calor_{caldera}} = \frac{\dot{m}_s \cdot \Delta h_{evaporador}}{\dot{m}_p \cdot \Delta h_{caldera}} = ER \cdot \frac{\Delta h_{evaporador}}{\Delta h_{caldera}}$$

Ecuación 1.2. Expresión del COP [8].

Es precisamente la proporcionalidad entre el cociente de masas y el COP la razón del uso limitado en algunas aplicaciones de este tipo de ciclos ya que, dependiendo de las condiciones que se encuentren, los COPs resultantes pueden ser muy inferiores en comparación a otro tipo de ciclos [10]. Así mismo es importante destacar la elección adecuada del refrigerante a utilizar en cada aplicación; pudiéndose emplear tanto refrigerantes inorgánicos, como agua o CO<sub>2</sub> (R744); como orgánicos, siendo el R134a uno de los más usados en la actualidad.

### 1.3 Justificación del Trabajo de Fin de Grado

La motivación de este proyecto es doble:

1. Se pretende profundizar en la comprensión del funcionamiento de los eyectores de gas mediante la modelización de su flujo con el uso de una herramienta CFD.
2. Generar un gemelo digital del eyector, que emule la simulación CFD de la forma más precisa posible.

De esta forma se pondría en disposición un método rápido y flexible con gran utilidad en aplicaciones donde se pretenda realizar simulaciones virtuales en tiempo real, como por ejemplo el control industrial. Además, los gemelos digitales son una de las bases de la industria 4.0, permitiendo con su uso una reducción de costes en una gran diversidad de campos.

## 1.4 Estructura de la memoria

Este trabajo se organiza en los siguientes apartados:

- **Estado del arte:** en el cual se realiza un breve recopilatorio sobre trabajos realizados anteriormente, tanto aplicados a modelos CFD de eyectores; como a la generación de ROMs de una manera más global.
- **Objetivos:** en este capítulo se describen los principales objetivos que se persiguen con la realización de este proyecto.
- **Modelo computacional:** donde se pretende ofrecer una visión más teórica sobre CFD y las distintas posibilidades de configuración que ofrece el software utilizado. Además se realiza una breve descripción sobre las herramientas usadas para la creación del gemelo digital.
- **Implementación:** a lo largo de este capítulo se realiza una descripción detallada del proceso de implementación del modelo y de la configuración del gemelo digital.
- **Resultados:** en el cual se expone una recopilación de los resultados obtenidos destacando la validación del modelo CFD, la optimización de la creación del gemelo digital y su evaluación consiguiente.
- **Estudio económico:** con la realización de este estudio se pretende ofrecer una visión global sobre los costes que conllevaría la realización de este proyecto en una empresa.
- **Conclusiones:** en este capítulo se exponen las principales ideas que se concluyen de la realización de este trabajo, de acuerdo a la formulación de los objetivos realizada previamente. Además se enumeran una serie de recomendaciones para la realización de posibles trabajos relacionados con este campo en el futuro
- **Bibliografía:** en este apartado se enumeran las distintas fuentes consultadas para la realización de este proyecto ordenadas numéricamente por orden de aparición en el texto.



## Capítulo 2

# ESTADO DEL ARTE



## 2 ESTADO DEL ARTE

Dado el auge que ha tenido el uso de eyectores en aplicaciones de refrigeración en los últimos años, se han llevado a cabo multitud de trabajos para comprender y optimizar su funcionamiento. Sin embargo, dado que en estos procesos intervienen flujos altamente compresibles en condiciones supersónicas y en presencia de ondas de choque, su caracterización resulta muy compleja.

Modelos CFD muy diversos han permitido profundizar en el conocimiento sobre el flujo que se experimenta en el interior de los eyectores, exponiendo a continuación algunos de los trabajos realizados en este campo.

En 2007, Sriveerakul et al. [10] plantean un modelo CFD de un eyector de vapor implementado en ANSYS Fluent®; del cual nos serviremos para realizar este trabajo. En él plantean el uso de hipótesis de gas ideal (valiéndose de referencias de trabajos anteriores), modelando la turbulencia según el modelo *Realizable k-ε* y haciendo uso de una función estándar de pared como tratamiento cercano a la pared. Así mismo se hace uso de un algoritmo acoplado implícito (DBS, Density Based Solver).

En 2016, Croquer et al. [11] analizan distintos modelos de turbulencia sobre un eyector de R134a. En él se hace uso de la hipótesis de gas real. Se concluye que, de los modelos comparados, el que ofrece resultados más adecuados es el SST k- $\omega$ . La principal novedad de este trabajo es el uso de un algoritmo de resolución segregado, apoyándose en el algoritmo *acoplado*, ya que históricamente se ha usado un *algoritmo* basado en densidad para resolver este tipo de flujos; aportando varias referencias respaldando los resultados conseguidos con un PBS (Pressure Based Solver). Haciendo uso de ello se consigue una mejora en la estabilidad del proceso de cálculo.

También en ese año, Sierra-Pallares et al. [12] realizan un estudio sobre la generación de entropía en eyectores haciendo uso de un modelo de un eyector de refrigerante R134a mediante ANSYS Fluent®. En él se utiliza un modelo de gas real, el modelo Standard k- $\epsilon$  para la turbulencia, implementando la función estándar de pared para el tratamiento de la capa límite. Además utilizan un algoritmo de resolución basado en densidad (DBS). En el trabajo se determina que la mayor parte de la entropía es generada debido a la disipación viscosa concentrándose en la capa de cortadura a la salida de la tobera y en el tren de ondas de choque.

En 2017, Besagni e Inzoli [13] realizan un modelo CFD de un eyector para analizar varios modelos de turbulencia sobre él. En el trabajo se concluye que el modelo SST k- $\omega$  es el que ofrece los resultados más ajustados, tanto a nivel local en la caracterización del flujo; como de forma global en el rendimiento del eyector.

En 2019, Tolentino Masgo [14] realiza una evaluación de distintos modelos de turbulencia para flujo supersónico en una tobera plana convergente-divergente usando ANSYS Fluent. En este trabajo se concluye que los resultados ofrecidos por el modelo SST  $k-\omega$  son los que se ajustan en mayor medida a los datos experimentales. Dado que las condiciones del flujo son similares a las que se pueden encontrar en un eyector, las conclusiones obtenidas acerca del modelo de turbulencia más adecuado son aplicables en este trabajo.

Esta es solo una pequeña parte de las investigaciones realizadas en este campo; a pesar de ello, es bastante representativa y pone en disposición la información suficiente para poder implementar el modelo del eyector de este trabajo con garantías.

Sin embargo, la implantación de gemelos digitales en CFD es relativamente reciente y no existen muchos trabajos en esta línea.

Uno de ellos, realizado en 2020 por un equipo de trabajo liderado por Haida [15], analiza el funcionamiento de un eyector líquido de R744 ( $\text{CO}_2$ ) usando un modelo de orden reducido (ROM) híbrido; consiguiendo buena correlación con los resultados obtenidos mediante CFD, destacando sobre todo la predicción de los gastos máxicos involucrados (con errores en torno al 10%). Además, consiguieron generar mapas de eficiencia simulando diversas condiciones climáticas para el funcionamiento del eyector.

Otros estudios han sido realizados por Lorenzi et al. en el que se analizan los Modelos de Orden Reducido para CFD en diversas aplicaciones. En 2017 elaboran un ROM para la descripción de la piscina de refrigeración de un reactor nuclear obteniendo también resultados satisfactorios y más precisos que con el uso de modelos unidimensionales. Para ello reprodujeron los campos de velocidad en el interior del eyector para distintas condiciones de funcionamiento, obteniendo errores en la predicción inferiores al 5% [16].

Por todo ello, se considera novedoso e innovador el desarrollo de una metodología de generación de gemelos digitales (ROM) de eyectores de vapor.

## Capítulo 3

# OBJETIVOS



### 3 OBJETIVOS

Los principales objetivos de este Trabajo de Fin de Grado son los siguientes:

- I. **Implementación del modelo del eyector** de vapor expuesto en [10] mediante el software comercial ANSYS® Fluent 2020R2. Para ello se procurará reproducir lo más fielmente posible tanto la geometría como las condiciones de contorno para, de esta forma, conseguir un modelo similar a éste. Además se plantean algunas variaciones sobre el modelo fluidodinámico, analizando las ventajas del modelo implementado frente al usado en la fuente bibliográfica.
- II. **Validación del modelo** con los datos experimentales obtenidos de [10]. Además se analizarán los resultados obtenidos en el modelo implementado reproduciendo algunos de los expuestos en la fuente bibliográfica para realizar una comparación entre ellos.
- III. **Creación y evaluación del gemelo digital** haciendo uso de redes neuronales y Modelos de Orden Reducido a través de ANSYS® 2020R2. Se entrenarán usando como referencia resultados calculados mediante CFD y se optimizarán los parámetros de diseño de cada uno de ellos. Posteriormente se evaluarán los resultados ofrecidos por cada una de estas herramientas.





# DESARROLLO DEL TFG



## Capítulo 4

# MODELO COMPUTACIONAL



## 4 MODELO COMPUTACIONAL

### 4.1 Modelo fluidodinámico

#### 4.1.1 Ecuaciones de conservación

Las ecuaciones que gobiernan el movimiento de un fluido para un determinado volumen de control son [17]:

- Ecuación de conservación de la masa.  
También llamada ecuación de continuidad, es una ecuación escalar. Se aplica a todos los flujos, tanto compresibles como incompresibles.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla(\rho \vec{v}) = 0$$

*Ecuación 4.1. Ecuación diferencial de conservación de la masa [17].*

El primer término de la ecuación hace referencia a la variación temporal de masa del volumen de control, mientras que el segundo; al flujo neto de masa (gasto másico) a través de las superficies de control.

- Ecuación de conservación de la cantidad de movimiento.  
Se trata de una ecuación vectorial que se aplica tanto a flujos compresibles como incompresibles. Por tanto existirán tantas ecuaciones como componentes espaciales tenga el modelo.

$$\frac{\partial \rho \vec{v}}{\partial t} + \nabla(\rho \vec{v} \cdot \vec{v}) = \rho \vec{f}_m - \nabla p + \nabla(\mu \Delta \vec{v})$$

*Ecuación 4.2. Ecuación diferencial de conservación de la cantidad de movimiento [17].*

Los términos a la izquierda de la igualdad hacen referencia respectivamente a la variación temporal de cantidad de movimiento en el volumen de control y al flujo neto de cantidad de movimiento a través de todas las superficies de control.

Los términos a la derecha hacen referencia a las fuerzas resultantes sobre el volumen de control. De izquierda a derecha estos términos indican: la resultante de las fuerzas másicas aplicadas sobre el volumen de control, las fuerzas resultantes debido al gradiente de presiones y, por último, a la fuerza resultante debido a los esfuerzo viscosos en el seno del fluido.

- Ecuación de conservación de la energía.  
Es una ecuación escalar. Solo se aplica cuando están presentes flujos compresibles o se tenga en cuenta el efecto de la temperatura (transferencia de calor).

$$\frac{\partial(\rho h_o)}{\partial t} + \nabla(\rho h_o \vec{v}) = \rho \vec{f}_m \cdot \vec{v} + \nabla(\bar{\tau} \vec{v}) - \nabla \bar{q} + Q_r + Q_q + \frac{\partial P}{\partial t}$$

*Ecuación 4.3. Ecuación diferencial de conservación de la energía [17].*

Los términos a la izquierda de la igualdad hacen referencia respectivamente a la variación temporal de energía en el volumen de control y al flujo convectivo de energía a través de todas las superficies de control.

Los términos a la derecha hacen referencia al trabajo de las fuerzas que actúan sobre el volumen de control y a los distintos mecanismos de transferencia de calor entre el volumen de control y el ambiente. De izquierda a derecha estos términos indican: el trabajo realizado por las fuerzas másicas, el trabajo de las fuerzas viscosas en el seno del fluido, el flujo de calor intercambiado por conducción, el calor debido a la radiación, el calor asociado a reacciones químicas y, por último, el trabajo consecuencia del gradiente espacial y temporal de presiones.

#### 4.1.2 Modelos de turbulencia

El movimiento turbulento se caracteriza por presentar rápidas fluctuaciones temporales y espaciales de las magnitudes fluidas. Estas características se ponen de manifiesto en la inestabilidad en las soluciones de las ecuaciones que participan en la determinación del movimiento del fluido. Posee los siguientes rasgos [17], [18] :

- Posee gran irregularidad tanto espacial como temporal de las variables fluidas. Este tipo de flujos parecen impredecibles, lo que justifica el uso de métodos estadísticos para su estudio.
- Los flujos turbulentos tienen asociado un número de Reynolds alto. La turbulencia suele aparecer consecuencia de una inestabilidad en un flujo laminar. Además, el paso de flujo laminar a turbulento se da a partir de un valor crítico del número de Reynolds.
- Posee gran difusividad. Las fluctuaciones del movimiento turbulento conllevan un aumento de los fenómenos de transporte de masa, cantidad de movimiento y energía.
- Los flujos turbulentos se caracterizan por ser altamente disipativos. La turbulencia necesita de un aporte continuo de energía para mantenerse. Esta energía proviene de la energía cinética del flujo convirtiéndose en energía turbulenta.
- La turbulencia es un fenómeno tridimensional y no estacionario a pesar de que posea condiciones de contorno estacionarias. Las fluctuaciones aleatorias en la vorticidad son un mecanismo importante para el mantenimiento de torbellinos, sobre todo en pequeñas escalas, y no pueden suceder en flujos bidimensionales.

Las fluctuaciones que caracterizan este tipo de flujo conllevan la aparición de remolinos en diversas escalas temporales y espaciales que deben ser resueltas para poder caracterizar el flujo, siendo éste un proceso muy complejo y costoso.

Aunque las ecuaciones definidas anteriormente sean capaces de describir el movimiento turbulento desde un punto de vista teórico, en CFD es necesario complementar estas ecuaciones con leyes fenomenológicas para poder modelar este tipo de flujos correctamente. Los modelos de turbulencia son herramientas matemáticas que ayudan a la caracterización del comportamiento de este tipo de flujos, distinguiéndose tres grandes grupos (figura 4.1) [18], [19], [20]:

- 1) **Simulación numérica directa (DNS, *Direct Numerical Solution*):** Todas las escalas turbulentas se resuelven sin necesidad de implementar un modelo, por lo que la malla debe ser generada con el objetivo de que todas las escalas puedan ser calculadas. Este modelo, aunque no pueda ser considerado propiamente como tal, implica mallados muy densos que conllevan un enorme gasto computacional que no es aplicable en simulaciones reales.
- 2) **Simulación de grandes remolinos (LES, *Large-Eddy Simulation*):** Este modelo permite el cálculo de las grandes escalas de turbulencia mientras que las pequeñas son modeladas, teniendo en cuenta que las mayores escalas poseen mayor energía que las pequeñas. Es por ello que se trata de obtener mayor precisión en los resultados para las escalas más grandes, despreciando los torbellinos más pequeños. A pesar de esta simplificación, este modelo sigue requiriendo de una malla muy refinada además de conllevar un gran gasto computacional, limitando su aplicación a casos específicos.
- 3) **Promediado Reynolds de las ecuaciones de Navier-Stokes (RANS, *Reynolds-Averaged Navier Navier-Stokes*):** Son los métodos más usados en aplicaciones de ingeniería debido a su menor esfuerzo computacional y considerable precisión. Se basan en realizar un promedio de las variables en el tiempo siendo necesario modelar todas las escalas turbulentas. Para ello se dividen las variables fluidas en una parte promediada y otra fluctuante. Dentro de este grupo se incluyen varios subtipos de modelos según las ecuaciones de cierre utilizadas, es decir, las aproximaciones de las que hacen uso.
  - **Modelos de tensiones de Reynolds (RSM, *Reynolds Stress Models*):** Utiliza un modelo de cierre de segundo orden empleando para ello siete ecuaciones adicionales. Esto permite un aumento de la precisión de los resultados a costa de incrementar fuertemente el gasto computacional necesario.

- **Modelos de tensiones algebraicas (ASM, Algebraic Stress Models):** Hace uso de un modelo de cierre de segundo orden. Tratan de modelizar los términos de transporte convectivo y difusivo con el objetivo de reducir el esfuerzo computacional que requiere el modelo anterior.
- **Modelos de viscosidad turbulenta (EVM, Eddy Viscosity Models):** Utilizan un modelo de cierre de primer orden, empleando para ello entre cero y dos ecuaciones adicionales. Se basan en el uso de la aproximación de Boussinesq para modelar las tensiones de Reynolds. Entre ellos destacan los modelos Spalart-Allmaras (una ecuación),  $k-\varepsilon$  (dos ecuaciones) y  $k-\omega$  (dos ecuaciones). Estos dos últimos hacen uso de los conceptos de energía cinética turbulenta ( $k$ ) y la disipación de energía cinética turbulenta ( $\varepsilon$ ) para construir el modelo. Además poseen varios submodelos que incluyen diversas modificaciones en su formulación que permiten que se ajusten en mayor o menor medida a determinados tipos de flujo.

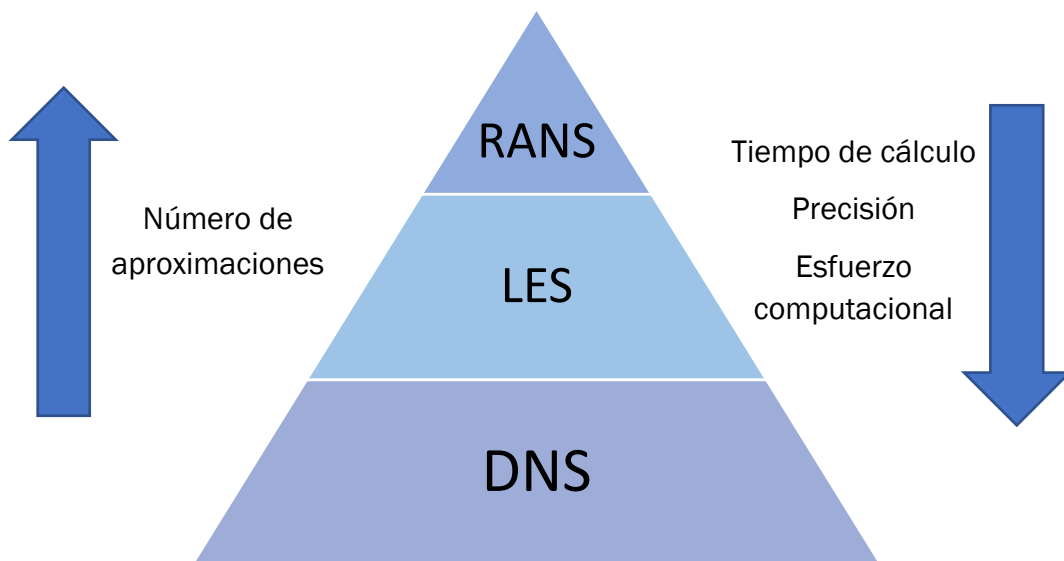


Figura 4.1. Clasificación de modelos de turbulencia [elaboración propia]

#### 4.1.3 Modelado de la capa límite

Dado que las escalas de turbulencia en las zonas próximas a contornos sólidos son muy pequeñas, sería necesario disponer de un mallado muy denso en esas zonas, por lo que el coste computacional se dispara. Es por esta razón por la que la mayoría de modelos RANS hacen uso de un modelo completo de la capa límite [18].

La capa límite se puede dividir en dos partes: una capa límite interna y una capa límite externa. A su vez, en la capa límite interna se diferencian tres zonas:



subcapa laminar, donde los esfuerzos viscosos son dominantes; subcapa de transición, donde tanto la viscosidad turbulenta como la molecular son importantes; y la subcapa logarítmica, donde el flujo es totalmente turbulento y los esfuerzos viscosos pierden importancia frente a los turbulentos [17].

Estas zonas pueden diferenciarse entre sí haciendo uso del parámetro adimensional  $y^+$  (ecuación 4.4). De esta forma las distintas capas se pueden distinguir siguiendo la siguiente tabla.

Capa interna	Subcapa laminar	$y^+ \leq 5$
	Subcapa de transición	$5 > y^+ \leq 30$
	Subcapa turbulenta	$30 > y^+ \leq 300$
Capa externa		$y^+ > 10^4$

Tabla 4.1. Caracterización del parámetro  $y^+$  para las distintas zonas de la capa límite [18].

$$y^+ = \frac{\rho y}{\mu} \sqrt{\tau_p / \rho}$$

Ecuación 4.4. Definición del parámetro adimensional  $y^+$  [17].

Donde  $\rho$  es la densidad del fluido y  $\mu$  su viscosidad dinámica,  $\tau_p$  es el esfuerzo cortante debido a la pared e  $y$  es la distancia entre la pared y el punto a considerar.

Se han desarrollado diversos modelos para aportar las condiciones de contorno necesarias en los contornos de las paredes en flujos turbulentos y poder así modelar la capa límite de forma precisa. Entre ellos destacan dos tipos de aproximaciones (figura 4.2) [18]:

- **Funciones de pared:** se basan en la ley logarítmica que define la subcapa turbulenta. Éstas pueden ser estándar (SWF, Standard Wall Function) o de no equilibrio (NWF, Non-Equilibrium Wall Function). En ambos casos el mallado empleado cerca de la pared no debe ser muy fino.
- **Tratamiento mejorado de pared (EWT, Enhanced Wall Treatment):** combina un modelo de dos zonas para resolver completamente la franja interna de la capa límite. Para hacer uso de este tratamiento es necesario un mallado muy denso en las proximidades de la pared, con valores de  $y^+$  del orden de la unidad.

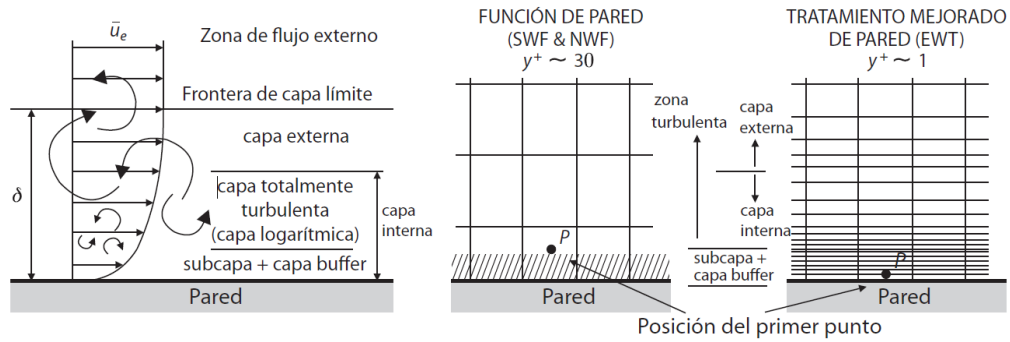


Figura 4.2. Descripción de las aproximaciones principales para modelar la capa límite [18].

## 4.2 Modelo numérico

### 4.2.1 Mallado

La estrategia utilizada en CFD es la de reemplazar un problema definido sobre un dominio continuo por uno discreto; definido mediante una malla. Con este proceso se consigue una discretización espacial donde cada variable del flujo estudiado se almacena en cada uno de los nodos o centroides que forman la malla [18].

Se distinguen dos tipos de mallas según la forma de conexión entre sus celdas: mallas estructuradas y no estructuradas (figura 4.3).

Las mallas estructuradas presentan una distribución ordenada de los nodos, procurando alinear la malla con el flujo que se pretende resolver. Están formadas por elementos en forma de cuadriláteros (2D) o cubos (3D). Este tipo de mallados proporciona la mayor precisión en problemas de CFD, reduciendo el tiempo de cálculo; por lo que suele ser la elección más favorable siempre que la geometría lo permita.

Por el contrario, las mallas no estructuradas no presentan una organización manifiesta de sus elementos ni consideran una dirección de orientación de las celdas. Para su construcción hace uso de elementos con forma de cuadriláteros y triángulos (2D) o de cubos y tetraedros (3D). A pesar de las ventajas que ofrecen las mallas estructuradas, éstas se han ido convirtiendo en el estándar a usar en la industria ya que permiten una generación automática de las mismas sobre geometrías muy complejas. Gracias a esto se consigue un ahorro en el tiempo de construcción de la malla, aunque a costa de una penalización tanto en precisión como en esfuerzo computacional frente a una estructurada.

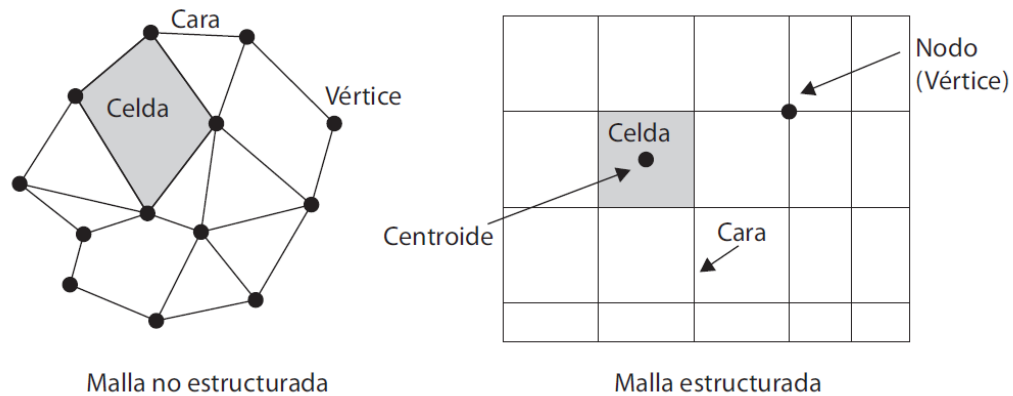


Figura 4.3. Comparativa de una malla estructurada y una no estructurada [18].

#### 4.2.2 Método de volúmenes finitos

Existen diferentes métodos para la realización de la discretización del dominio físico establecido mediante el proceso de mallado. Entre ellos destacan:

- Método de diferencias finitas (MDF)
- Método de elementos finitos (MEF)
- Método de volúmenes finitos (MVF)

De estos tres, el más usado en CFD es el MVF.

El Método de los volúmenes finitos divide el dominio en un número finito de celdas sobre las que se impone la conservación de una determinada variable de manera discreta. Dado que por la construcción de este método se garantiza la conservación de las variables en cada uno de las celdas, éste es idóneo para aplicaciones CFD ya que se debe resolver una ecuación de transporte conservativa [18].

Para realizar este proceso se incluye la ecuación correspondiente para determinar el valor de una variable en una celda en concreto dependiente de los valores que adquiera la variable en las celdas vecinas. Repitiendo este proceso para cada una de las celdas del dominio se obtiene un conjunto de ecuaciones acopladas entre sí.

De esta forma se obtiene un sistema de ecuaciones lineales que deberá resolverse mediante métodos numéricos con un ordenador. Éstos pueden ser directos (de mayor complejidad algorítmica) o iterativos (de menor complejidad), siendo estos últimos los preferidos en CFD. En ellos se parte de una solución inicial que se va refinando en cada iteración hasta llegar a una solución con un error tan pequeño como se desee, siendo necesario fijar un criterio de convergencia. Los métodos iterativos más conocidos son el método de Jacobi y el de Gauss-Seidel [18].

### 4.2.3 Algoritmos de resolución

El software comercial ANSYS Fluent posee dos técnicas de resolución numérica para el Método de los Volúmenes Finitos (MVF) del que hace uso. Ambas técnicas difieren entre sí en la forma en la que llevan a cabo la resolución de las ecuaciones discretizadas, pudiendo realizar estos procesos de forma simultánea (acoplada) o bien secuencialmente (segregada) [21].

- Density Based Solver (DBS): resuelve las ecuaciones de continuidad, conservación de cantidad de movimiento, energía y especies de forma simultánea. A continuación resuelve secuencialmente el resto de ecuaciones escalares.
- Pressure Based Solver (PBS): esta técnica permite elegir si se resuelven las ecuaciones mediante un algoritmo acoplado o bien uno segregado. En el caso del algoritmo acoplado, se resuelve un sistema de ecuaciones formado por las ecuaciones de continuidad y conservación de cantidad de movimiento para posteriormente resolver la ecuación de conservación de la energía y el resto de ecuaciones secuencialmente. En el caso del algoritmo segregado, las ecuaciones que en el anterior caso se resolvían de forma acoplada, pasan a resolverse de forma secuencial (continuidad y cantidad de movimiento) manteniéndose invariable el resto del proceso.

Debido a las características de estas técnicas, el algoritmo acoplado basado en densidad (DBS) se ha utilizado para resolver problemas de flujo compresible, donde la ecuación de la energía no se puede desacoplar del resto de las ecuaciones fundamentales; mientras que los algoritmos basados en presión (PBS) se han utilizado para resolver flujos incompresibles donde no existe esta interdependencia entre las ecuaciones. No obstante, en la actualidad estas técnicas han sido revisadas y cualquiera de estos algoritmos es capaz de resolver la gran mayoría de flujos independientemente de su naturaleza [22], [23].

En la siguiente página se muestra un diagrama de flujo del proceso esquematizado que siguen los distintos algoritmos de resolución de los que dispone Fluent en cada iteración (figura 4.4).

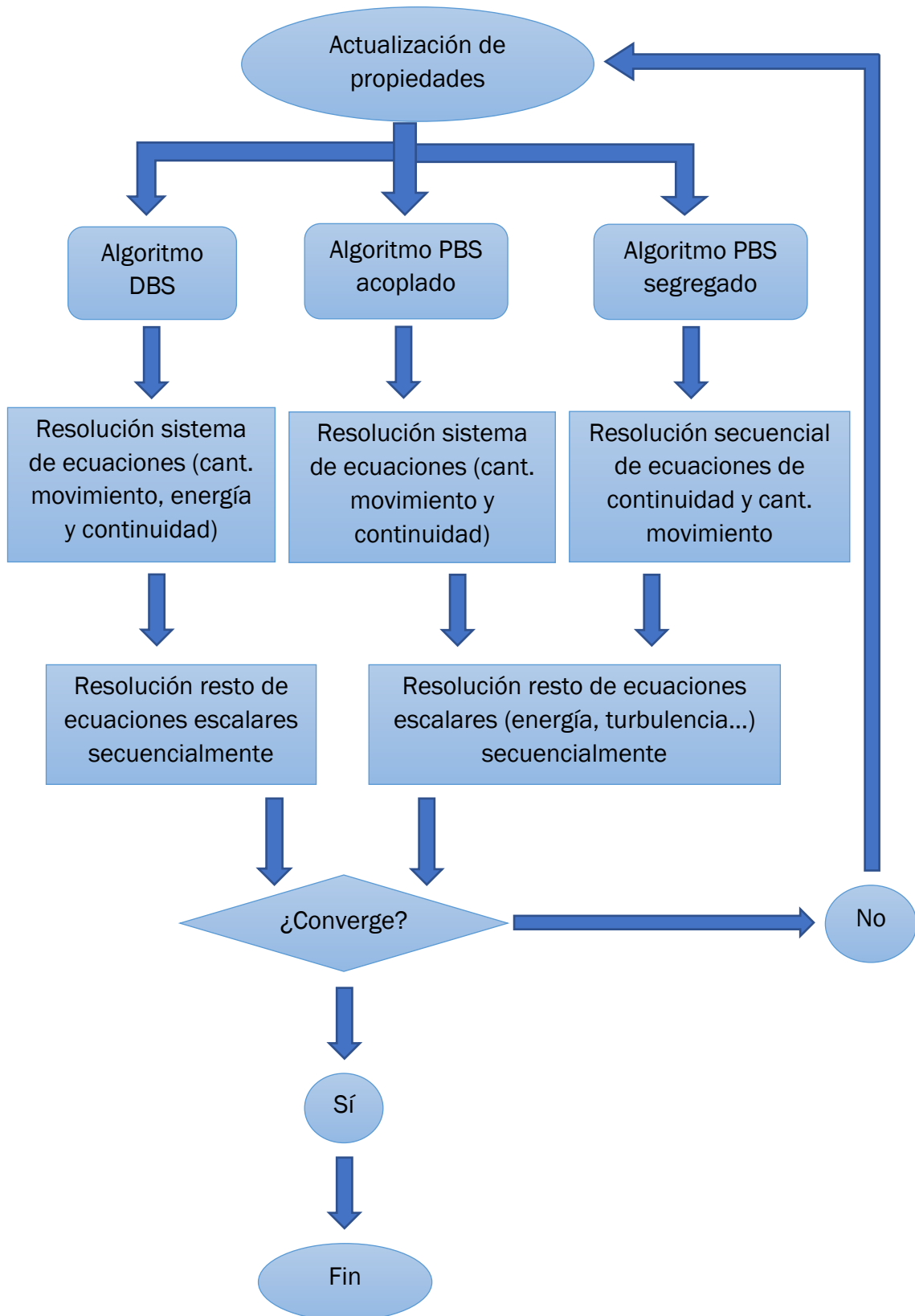


Figura 4.4. Diagrama de flujo de los algoritmos de resolución (Adaptado de [20])

Así mismo, en el caso de los algoritmos basando en presión, para solucionar el problema de no linealidad de las ecuaciones de Navier-Stokes se hace uso de algoritmos presión-velocidad. Son métodos matemáticos iterativos que calculan el campo de velocidades a partir de una suposición del campo de presiones. El software ANSYS® Fluent ofrece los siguientes algoritmos de acoplamiento, siendo el algoritmo *coupled* el usado para configurar el método acoplado del PBS mientras que el resto de ellos son diversas alternativas a usar en el algoritmo segregado basado en presión [18], [22]:

- *Acoplado (coupled)*: Es el algoritmo del que hace uso el método acoplado basado en presión (PBS). Éste realiza una discretización del gradiente de presión.
- SIMPLE: Algoritmo básico para acoplamiento presión-velocidad. Es muy robusto.
- SIMPLEC: Variante del algoritmo SIMPLE que mejora la convergencia.
- SIMPLER: Es un algoritmo mejorado del SIMPLE que hace uso de una ecuación discreta en la resolución en vez de utilizar una corrección para la presión.
- PISO: Resulta en un algoritmo mejorado del SIMPLE, que añade un paso corrector adicional. Es muy usado en flujos transitorios.
- FSM: Se trata de un algoritmo de acoplamiento no iterativo de avance en el tiempo.

#### 4.2.4 Esquemas de discretización

Los esquemas de discretización realizan la transformación de las ecuaciones diferenciales que gobiernan el movimiento del fluido en ecuaciones algebraicas que permiten alcanzar una solución numérica. Se basa en integrar las ecuaciones diferenciales para cada celda, obteniendo un conjunto de ecuaciones discretas [18].

El software comercial ANSYS® Fluent permite elegir los esquemas de discretización espacial, de la presión y del gradiente a utilizar. Una elección u otra influirán en la forma en la que son resueltas las ecuaciones. En la siguiente tabla se realiza un resumen sobre las características que presentan cada uno de los estos esquemas.

Esquema de discretización		Características
Gradiente	Green-Gauss Cell-Based	Media de los valores de los centroides vecinos.
	Green-Gauss Node-Based	Media de los valores de los nodos adyacentes.
	Least Square Cell-Based	Variación lineal de los valores en los centroides vecinos.
Presión	Standard	Esquema predeterminado. Aplicable cuando la variación de presión entre celda es suave.
	Linear	Presión calculada como promedio de los valores en celdas adyacentes.
	Second Order	El valor depende del gradiente aguas arriba.
	Body Force Weighted	Aplicable en casos donde se conocen las fuerzas másicas a priori.
	PRESTO	Balance entre las celdas vecinas.
Espacial	First-Order Upwind	El valor se toma igual al del centro de la celda aguas arriba.
	Power-Law	Interpola el valor de las variables a partir de la solución del modelo unidimensional.
	Second-Order Upwind	El valor depende del gradiente aguas arriba.
	Central-Differencing	Aplicable al modelo LES con buena precisión.
	Bounded Central-Differencing	Esquema predeterminado en LES. Se basa en un esquema de diferencias centradas
	QUICK	El valor se obtiene mediante interpolación basada en tres puntas aguas arriba.
	Third-Order MUSCL	Precisión similar a QUICK pero presenta mejores propiedades. Aplicable a cualquier malla
	HRIC	Esquema específico para problemas multifásicos

Tabla 4.2. Esquemas de discretización [23].

### 4.3 Herramientas para la creación del gemelo digital

Como se mencionó anteriormente en el capítulo 1.1, un gemelo digital puede construirse haciendo uso de diversas herramientas. Una de estas técnicas es por medio del aprendizaje automático o *machine learning*. En este trabajo se hace uso de dos de ellas: redes neuronales y modelos de orden reducido (ROM).

#### 4.3.1 Redes neuronales

Una red neuronal es una técnica matemática que pretende imitar el funcionamiento neuronal del cerebro humano. Para interpolar una determinada función se construye una red de tres capas (entrada, oculta y salida) y se generan una serie de conexiones entre estos niveles.

El número de células o neuronas con las que se construye una red neuronal determina el número de funciones que se utilizarán en la capa oculta. Así mismo, cada una de las conexiones que se establecen entre estos niveles corresponde a una función a la que se le asigna un peso determinado. Estas funciones se construyen mediante un algoritmo de tal forma que se minimice el error cuadrado medio entre los resultados de la interpolación y los puntos conocidos (puntos de diseño) [24].

En la siguiente figura se puede observar un esquema del funcionamiento de una red neuronal formada por cinco neuronas con tres parámetros de entrada y dos de salida.

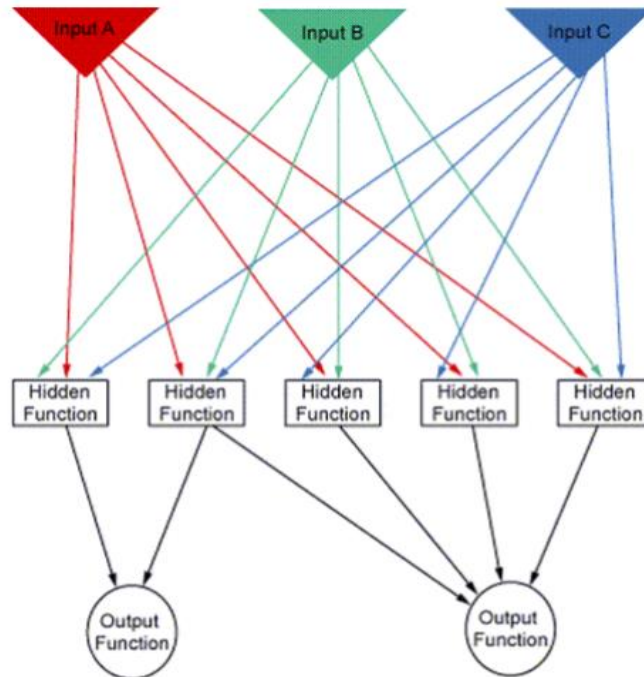


Figura 4.5. Esquema de funcionamiento de una red neuronal [24]



La principal ventaja de las redes neuronales radica en que son una técnica muy potente a la hora de predecir o reproducir el comportamiento de sistemas altamente no lineales. Sin embargo, ofrecen muy poco control de los algoritmos usados para su construcción. Es decir, el sistema actúa como una “caja negra”, realizando una serie de cálculos sobre unas entradas mostrando solo los resultados de las variables de salida.

#### 4.3.2 Modelos de Orden Reducido

Un Modelo de Orden Reducido (ROM) trata de aprender las características físicas presentes en un Modelo de Orden Completo (FOM, *Full Order Model*) para extraer y reproducir de forma genérica su comportamiento.

Un modelo de orden reducido correctamente parametrizado permite una rápida evaluación del modelo explorando la variación del comportamiento del modelo al modificar los parámetros de entrada. De esta forma un ROM puede ser analizado en un entorno independiente del que fue creado prácticamente en tiempo real. Además, debido a que su cálculo solo requiere de expresiones algebraicas sencillas (como sumatorios de vectores o evaluación de superficies de respuesta), este proceso conlleva un gasto computacional infinitamente más pequeño que el necesario para el proceso de construcción del FOM [24].

No obstante, es necesario tener en cuenta el enorme gasto computacional que conlleva el proceso de producción del ROM. Esto es debido al alto número de puntos de diseño necesarios para construir un modelo de orden reducido con precisión, siendo esta cantidad de puntos proporcional al número de parámetros de entrada del modelo.

Para la construcción del Modelo de Orden Reducido, el software comercial ANSYS® hace uso de técnicas matemáticas de reducción aplicadas a la resolución de problemas de CFD. Estas técnicas, denominadas Descomposición Ortogonal Adecuada, POD (*Proper Orthogonal Decomposition*) y POD-Galerkin; han sido utilizadas para la resolución de las ecuaciones de Navier-stokes aplicando el Método de los Volúmenes Finitos (MVF) [25], [26]. La técnica POD se basa en la herramienta algebraica de descomposición de valores propios, SVD (*Singular Value Decomposition*).

A pesar de las evidentes ventajas que ofrece el uso de ROMs, el empleo de uno u otro software posee gran influencia en los resultados obtenidos. Así, su creación a través de ANSYS® supone algunas limitaciones [27]:

- No soporta cambios en la geometría, ya que éstos modificarían la malla del modelo. Por ello, todos los parámetros geométricos de entrada deben ser deshabilitados.
- Se deben definir al menos un parámetro de entrada y otro de salida.

- Dado que se realiza la evaluación de las variables sobre los centroides de las celdas, no es posible obtener resultados sobre los contornos del modelo.
- Solo pueden ser creados para modelos estacionarios.
- No es posible realizar una optimización paramétrica a través de Fluent.
- No se pueden emplear mallas deformadas o móviles.
- No es posible crear definiciones de informe (*reports definitions*) en Fluent para las variables evaluadas por el ROM.
- No es posible la creación de parámetros de salida que involucren informes de flujo o tasas de flujo a través de superficies.

## Capítulo 5

# IMPLEMENTACIÓN



## 5 IMPLEMENTACIÓN

### 5.1 Geometría

Para la realización del modelo del eyector se ha tomado como base el mostrado en Sriveerakul, et al. [10], de esta forma disponemos de una base tanto para la modelización de la geometría como de un intervalo factible para la acotación de las condiciones de contorno. De igual forma tenemos a disposición una serie de datos experimentales que se usarán para la posterior validación del modelo.

El eyector en cuestión se trata de un modelo a escala usado para estudios en laboratorio. Las principales medidas usadas para la creación del modelo CFD se resumen a continuación.

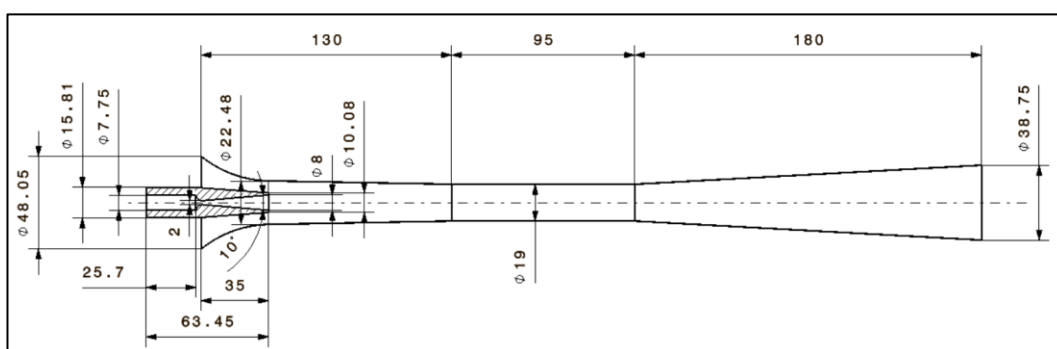


Figura 5.1. Geometría del eyector usado en el modelo.

La implementación del modelo se ha llevado a cabo íntegramente en ANSYS 2020R2 usando para ellos diversos módulos que se ofrecen en su interfaz. Todo ello es coordinado a través de la aplicación *Workbench* que da acceso a cada uno de estos módulos o subprogramas.

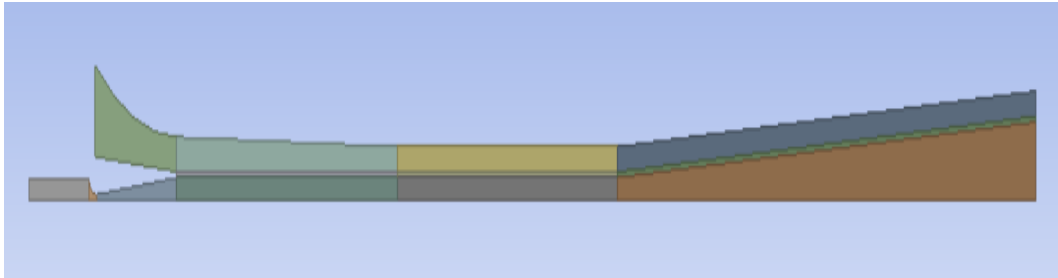
La geometría se ha creado haciendo uso del módulo *Design Modeler*. Para ello se han creado una serie de *sketches* que contienen toda la información necesaria y, posteriormente, se ha dividido en formas geométricas más sencillas; siendo estos *sketches* los que determinarán las superficies que serán objeto del posterior proceso de mallado. Es importante señalar que para evitar errores más adelante con la creación de falsas paredes en las fronteras entre estas superficies hay que activar la opción *share topology* y seleccionar el conjunto de superficies creadas.

También es destacable el hecho de modelar solo un plano de la geometría debido a que presenta axilsimetría. La principal ventaja de esta simplificación es el ahorro en cuanto al coste computacional de las simulaciones ya que, a igual resolución de mallado, el número de elementos se reduce mucho. De igual forma se puede aumentar la resolución de la malla, lo que repercute positivamente en la precisión de los resultados, sin tener un número muy alto de elementos.

El origen de coordenadas del modelo se sitúa sobre el eje de simetría en la entrada de la tobera primaria.

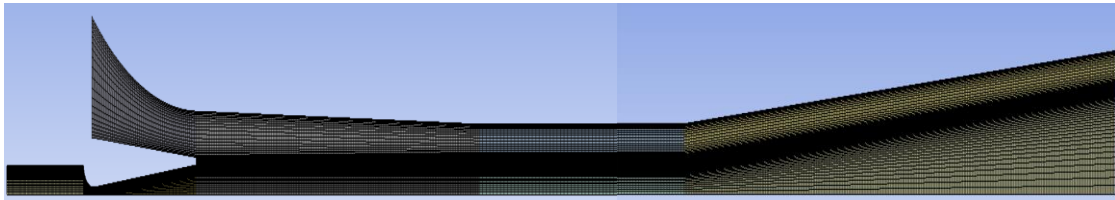
## 5.2 Mallado

Como se puede apreciar en la siguiente imagen, producto de la simplificación de la geometría y de las divisiones de ésta, el dominio de estudio ha quedado dividido en trece superficies diferenciadas que se mallarán con el módulo *Meshing*.



*Figura 5.2. Resultado de la división en bloques del modelo computacional.*

Esta división en varias superficies se ha realizado para poder definir un mallado estructurado de cuadriláteros, procesando cada una de forma independiente. Para ello se ha dividido los lados de cada una de las superficies en el número de segmentos deseado. Hay que tener en cuenta que para conseguir un mallado estructurado, el número de divisiones de lados opuestos debe ser el mismo. En la siguiente figura se puede apreciar una vista general de la malla resultante, compuesta por 44 800 elementos. En ella se puede observar de forma genérica las zonas con mayor y menor densificación.



*Figura 5.3. Vista general de la malla.*

De igual forma, en las siguientes imágenes se expone dicha malla con mayor detalle para poder apreciar con mayor facilidad sus características (figuras 5.4 a 5.7).

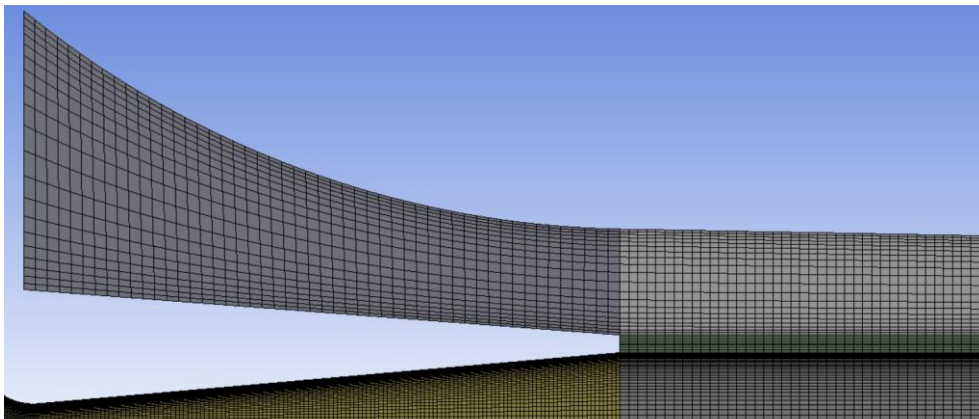


Figura 5.4. Detalle de la malla en la zona de la cámara de mezcla y su entrada.

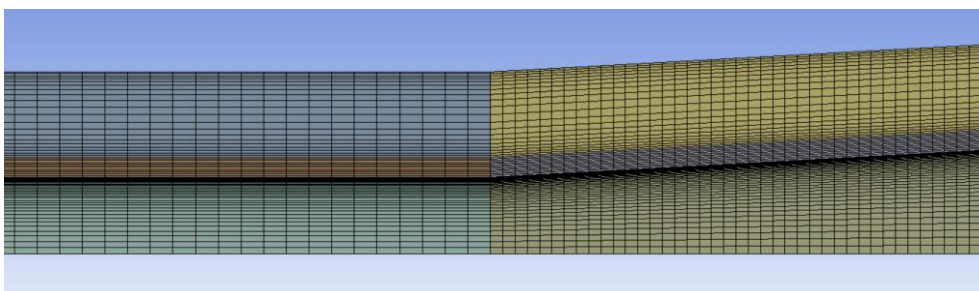


Figura 5.5. Detalle de la malla en la unión entre la garganta y el difusor del eyector.

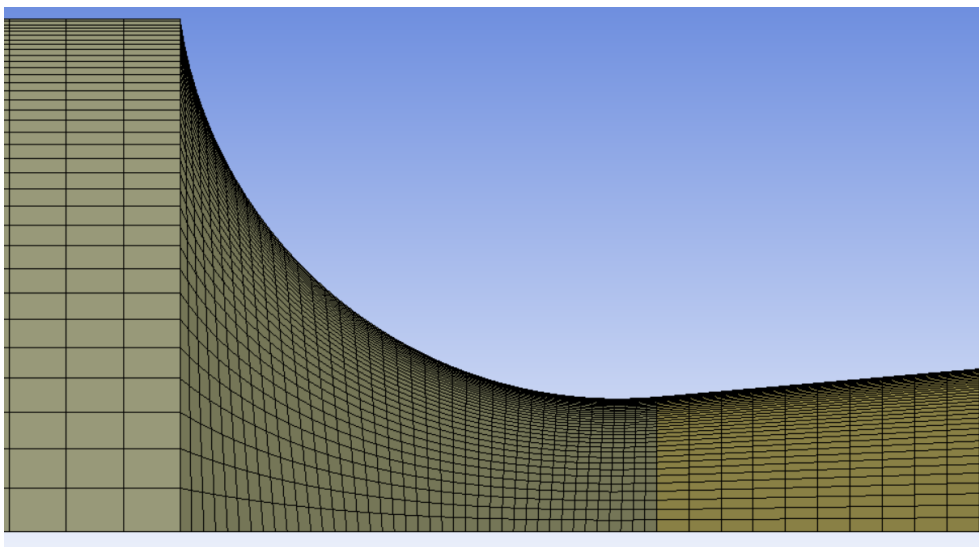


Figura 5.6. Detalle de la malla en la garganta de la tobera primaria.

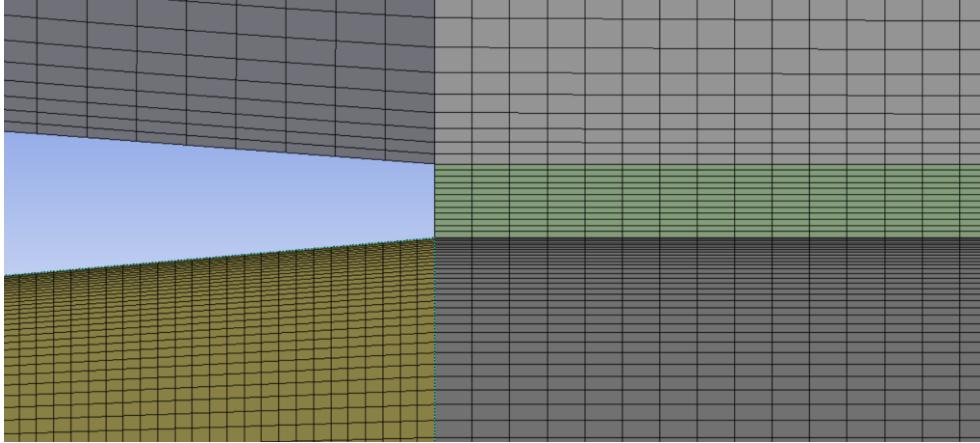


Figura 5.7. Detalle de la malla a la salida de la tobera primaria y zona de mezclado.

A través de ellas se puede observar la tendencia generalista de un mayor densificado en zonas próximas a las paredes así como en la zona de interacción entre el fluido primario y el secundario (zona de mezclado). La gran densificación cerca de las paredes se hace con el objetivo de conseguir un  $y^+$  lo más cerca posible de la unidad, evitando en cualquier caso valores superiores a 5. De igual forma, en las zonas con lados no paralelos entre sí (garganta de la tobera primaria y entrada a cámara de mezcla) ha sido necesario corregir el reparto de las divisiones horizontales en uno de estos lados para corregir la oblicuidad generada si dichas divisiones se realizasen de una manera uniforme.

Si se analiza la malla, ésta presenta una calidad media de los elementos de 0,461 (expresada en tanto por uno) con una desviación típica de 0,272 mientras que posee una *relación de aspecto* media de 6,68 con una desviación típica de 6,58. Es importante destacar que estos valores medios no son representativos de la calidad general del mallado realizado ya que la calidad de ésta se ha visto penalizada en las zonas próximas a la pared con un aumento importante de la *relación de aspecto* debido a la mayor densificación con el objetivo de conseguir el valor de  $y^+$  deseado. Esto resulta tanto en un aumento de este parámetro como en la disminución de la calidad de los elementos de esas zonas ya que la *relación de aspecto* es un parámetro importante a la hora de determinar su calidad.

### 5.3 Modelo fluidodinámico

Para la implementación del modelo CFD se ha usado la aplicación Fluent. En ella se ha configurado todo lo relativo a modelos físicos y matemáticos necesarios para obtener la solución.

Al abrir la aplicación se configura ésta de tal forma que se habiliten tanto las opciones de precisión doble (de tal forma que las variables a lo largo del proceso se almacenarán como doble precisión); como el cálculo en modo



paralelo, con el objetivo de mejorar la velocidad de las simulaciones. Para maximizar el rendimiento del equipo este último parámetro se debe configurar de acuerdo al número de hilos que disponga el procesador con el que se trabaja.

Dentro de la aplicación, en las opciones generales, se selecciona realizar un análisis 2D estacionario con axilsimetría en el que no se tendrá en cuenta la gravedad. La velocidad se formula de forma absoluta y se usara un algoritmo basado en presión (PBS).

### 5.3.1 Modelos de ecuaciones

Por defecto ANSYS Fluent resuelve la ecuación de continuidad y las de cantidad de movimiento (en este caso dos al tratarse de un análisis 2D). Sin embargo, a estas tres ecuaciones hace falta sumarle las relativas a energía (por tratarse de flujo compresible) y las necesarias para modelar la turbulencia. Para estas simulaciones se hará uso del modelo SST k- $\omega$ , que introduce dos ecuaciones adicionales. Dentro de la ventana de configuración del modelo (figura 5.8) se habilitarán las opciones correspondientes para realizar la corrección por bajo número de Reynolds, tener en cuenta el calentamiento viscoso y los fenómenos de compresibilidad, así como la limitación de la producción de energía turbulenta. Los valores de las constantes del modelo se mantienen por defecto. En total serán seis ecuaciones a resolver en cada una de las iteraciones.

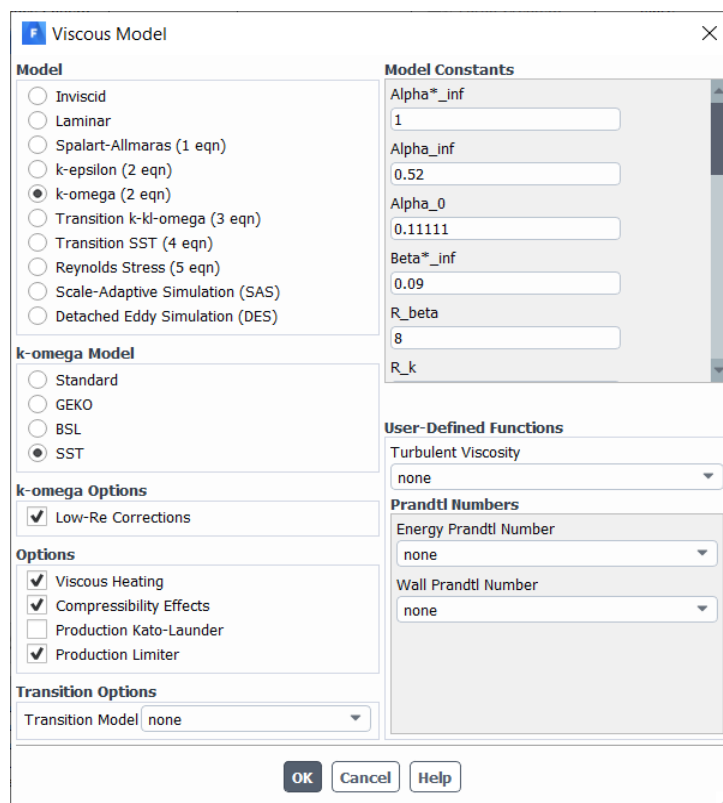


Figura 5.8. Detalle de la configuración del modelo de turbulencia.

### 5.3.2 Fluido de trabajo

El fluido de trabajo es íntegramente agua, presente únicamente en fase gaseosa (vapor de agua), el cual se modela como un gas ideal compresible. Sus propiedades se han tomado de la base de datos de Fluent y se resumen en la siguiente tabla.

Calor específico ( $C_p$ )	2014 [J/kg K]
Conductividad térmica ( $k$ )	0,0261 [W/m K]
Viscosidad ( $\mu$ )	$1,34 \cdot 10^{-5}$ [kg/m s]
Peso molecular	18,01534 [kg/kmol]

Tabla 5.1. Propiedades del vapor de agua.

Al hacer uso de este modelo la densidad no se considera constante y su valor se evalúa implícitamente en todo momento haciendo uso de la ecuación de estado para gases ideales.

$$P = \rho R_g T$$

Ecuación 5.1. Ecuación de estado para gases ideales [17].

Siendo  $P$  y  $T$  la presión y temperatura del fluido en unas determinadas condiciones,  $\rho$  su densidad y  $R_g$  la constante individual del gas en cuestión.

Tras configurar el fluido éste se asigna a cada una de las trece zonas que componen el dominio computacional.

### 5.3.3 Condiciones de contorno

Teniendo en cuenta que se ha realizado la simplificación de la geometría debido a la axilsimetría presente, se hace necesario acotar la parte inferior del dominio como eje. Gracias a ello el programa tiene en cuenta las condiciones de un eje de simetría. Además podemos presentar de manera completa aquellos resultados que incluyan gráficos del eyector.

Por otro lado, se han definido todas las paredes como fijas y adiabáticas (flujo de calor nulo) ya que se trata fundamentalmente de dos procesos de descarga acoplados [28], una tobera y un difusor. De igual forma, y debido a no disponer de datos acerca del material del que está fabricado el conjunto, se mantienen los valores de rugosidad por defecto.

Por último, a la entrada y a la salida del eyector se han colocado condiciones de contorno de presión, en las cuales se han fijado la correspondiente presión y temperatura de saturación. De igual forma las presiones supersónicas se han reducido un 5% respecto a éstas para asegurar el correcto funcionamiento de la simulación. Para finalizar se han establecido las condiciones de contorno

turbulentas fijando la intensidad turbulenta y el ratio de viscosidad turbulenta, siendo estos valores 5% y 10 respectivamente.

Debido a lo expuesto anteriormente se ha hecho necesario disponer de una expresión que relacione presión y temperatura para las condiciones de saturación del vapor de agua (ecuación 5.2).

$$P_{sat} (mbar) = 6,112e^{17,27 T(^{\circ}C)/(237,3+T(^{\circ}C))}$$

Ecuación 5.2. Expresión de la presión de saturación en función de la temperatura [29].

Despejando de la ecuación anterior, se puede obtener una expresión para calcular la temperatura de saturación correspondiente a una presión determinada (ecuación 5.3).

$$T (^{\circ}C) = \frac{237,3 \ln(P_{sat}(mbar)/6,112)}{17,27 - \ln(P_{sat}(mbar)/6,112)}$$

Ecuación 5.3. Expresión de la temperatura de saturación en función de la presión.

Para contrastar su precisión se ha hecho uso de las tablas de propiedades presentes en [30]. Se muestra una comparativa gráfica de ambas opciones en la siguiente figura.

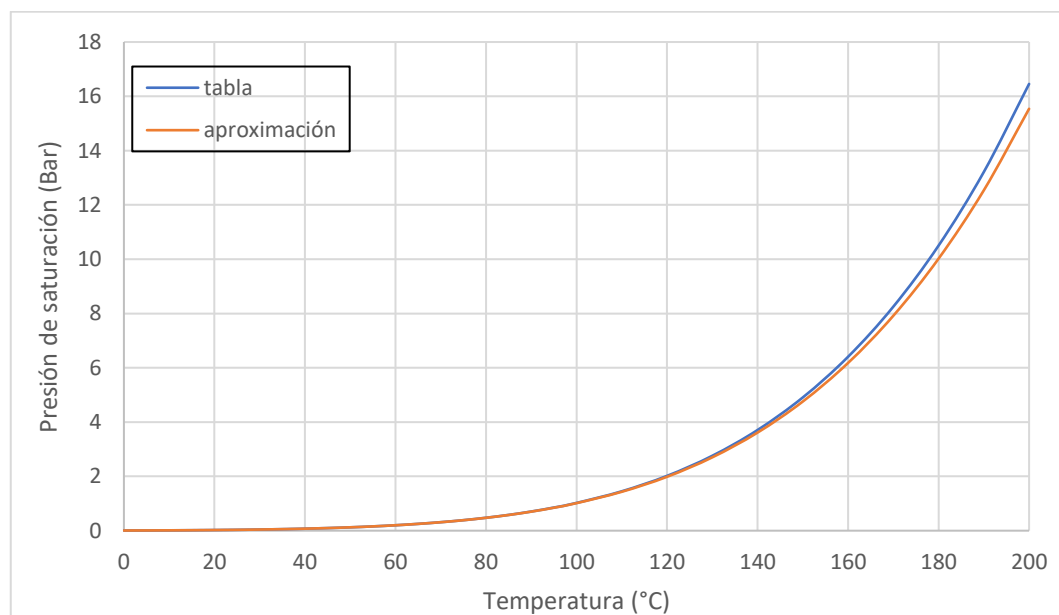


Figura 5.9. Presión de saturación del vapor de agua en función de la temperatura.

Se puede apreciar como la expresión matemática aproxima de forma muy precisa los datos de las tablas de [30], siendo mayor el error cometido según aumenta la temperatura. En el rango representado el error relativo medio cometido es del 0,71%, con un máximo del 5,89%; con lo que podemos concluir que se trata de una aproximación muy acertada. Sin embargo, hay que tener en cuenta que en el intervalo de estudio en las simulaciones no se van a superar los 140 °C. De esta forma se concluye que en este rango (0-140 °C) las

diferencias son mínimas, siendo el error relativo medio cometido del 0,25% con un máximo del 2,61%.

Para asegurar la correcta formulación de los valores de presión introducidos definimos una presión de operación (en el menú condiciones de operación) nula. Este parámetro determina la presión de referencia presente en la simulación. Con ello aseguramos que tanto las presiones de las condiciones de contorno como en los resultados obtenidos se correspondan con presiones absolutas. Esto es muy útil en este caso ya que las presiones de funcionamiento en el interior del eyector son muy pequeñas (inferiores a la atmosférica) por lo que, de no hacerlo, se trabajaría con valores negativos.

Queda claro que, en relación a las condiciones de entrada y de salida del eyector, donde se tiene vapor saturado, las presiones y temperaturas en estas zonas deben quedar relacionadas. Es por ello que se eligen unos parámetros de entrada y el resto de variables son calculadas. En la siguiente tabla se expone un resumen de las condiciones de contorno del modelo implementado.

Temperatura de entrada fluido primario		Parámetro de entrada
Presión de entrada fluido primario		$f(T^a_{\text{entrada primario}})$
Presión supersónica a entrada de fluido primario		$0,95 \cdot P_{\text{entrada primario}}$
Temperatura de entrada fluido secundario		Parámetro de entrada
Presión de entrada fluido secundario		$f(T^a_{\text{entrada primario}})$
Presión supersónica a entrada de fluido secundario		$0,95 \cdot P_{\text{entrada primario}}$
Presión del fluido a la salida		Parámetro de entrada
Temperatura del fluido a la salida		$f(P_{\text{salida}})$
Condiciones de contorno turbulentas en entradas y salida (modelo SST $k-\omega$ )	Intensidad turbulenta	5%
	Ratio de viscosidad turbulenta	10
Paredes		Flujo de calor nulo (adiabáticas)

Tabla 5.2. Resumen condiciones de contorno.

Cabe destacar además que para la posterior configuración de las técnicas de creación del gemelo digital, es necesario disponer de al menos de un parámetro de salida; el cual debe ser creado desde Fluent. Dado que el cociente entre los gastos máscicos del fluido secundario y primario (*entrainment ratio*) es un parámetro muy importante en el diseño y eficiencia de un eyector, se usará éste.

## 5.4 Configuración numérica

### 5.4.1 Método de discretización

Se van a realizar simulaciones pseudo-transitorias donde se usará el esquema de acoplamiento presión velocidad *coupled*. Además se deben configurar los siguientes esquemas de discretización:

- Espacial: *Second Order Upwind*.
- Presión: *Second Order*.
- Gradiente: *Least Squares Cell-Based*.

También se habilita la opción *Warped cell correction*, mejorando así la convergencia para la zona de la garganta primaria.

En la siguiente tabla se resumen los factores de sub-relajación utilizados en las simulaciones que afectan a cada una de las variables presentes en las ecuaciones a resolver.

Variable	Factor de sub-relajación
Presión	0,5
Cantidad de movimiento	0,5
Densidad	1
Fuerzas de volumen	1
Energía cinética turbulenta	0,75
Tasa de disipación específica	0,75
Viscosidad turbulenta	1
Energía	0,75

Tabla 5.3. Factores de sub-relajación utilizados.

### 5.4.2 Criterio de convergencia

Las simulaciones se considerarán convergidas cuando se cumplan varios criterios de forma simultánea. En primer lugar los residuales de todas las ecuaciones deben de estabilizarse por debajo de un valor de  $10^{-6}$ , de esta forma el error cometido se minimiza. Por otro lado se monitorizan los gastos máxicos que entran y salen del dominio, debiéndose cumplir que éstos se mantienen estables para garantizar la convergencia. Además se monitoriza la diferencia neta de estos gastos, debiendo estabilizarse y con un valor inferior a  $10^{-6}$  kg/s.

A continuación se muestran la monitorización de estas variables a lo largo de una simulación en las que es posible apreciar la convergencia de la solución (figuras 5.10 a 5.12).

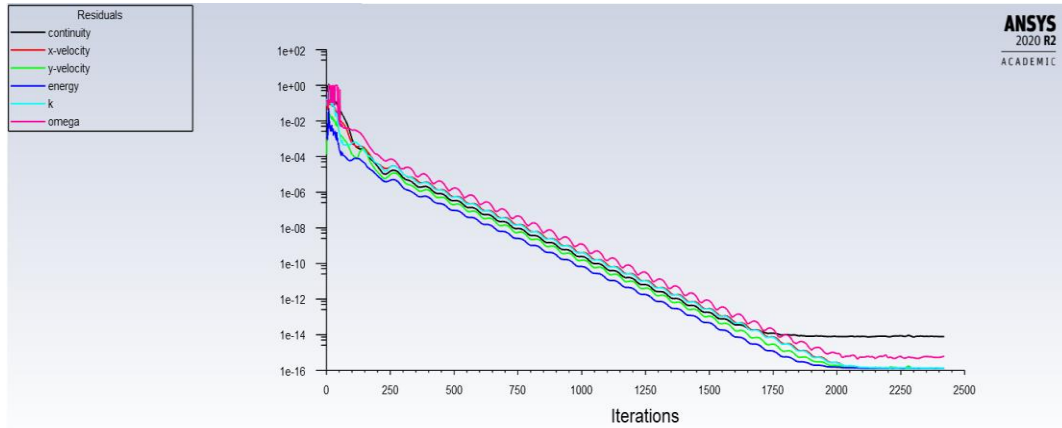


Figura 5.10. Monitorización de residuales ( $T^{\text{a}}$  entrada primario:  $120^{\circ}\text{C}$ ,  $T^{\text{a}}$  entrada secundario:  $10^{\circ}\text{C}$ , presión de salida: 30 mbar).

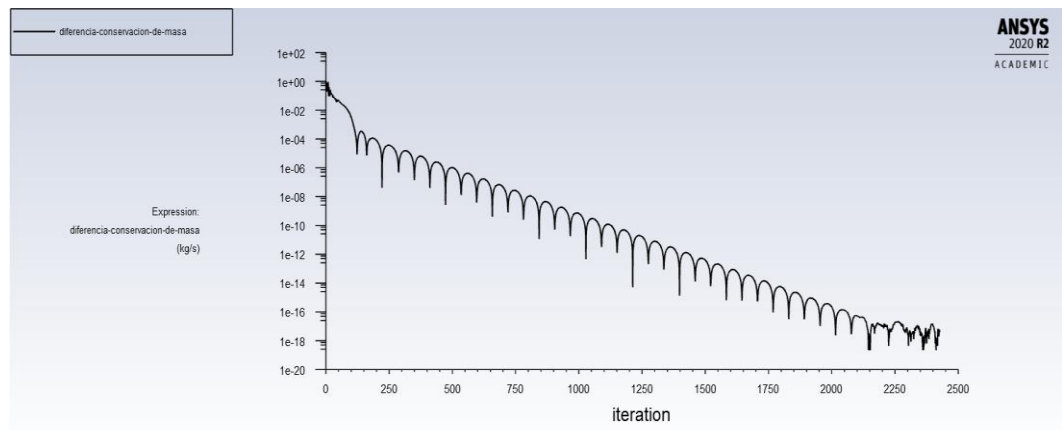


Figura 5.11. Monitorización del error en conservación de la masa ( $T^{\text{a}}$  entrada primario:  $120^{\circ}\text{C}$ ,  $T^{\text{a}}$  entrada secundario:  $10^{\circ}\text{C}$ , presión de salida: 30 mbar).

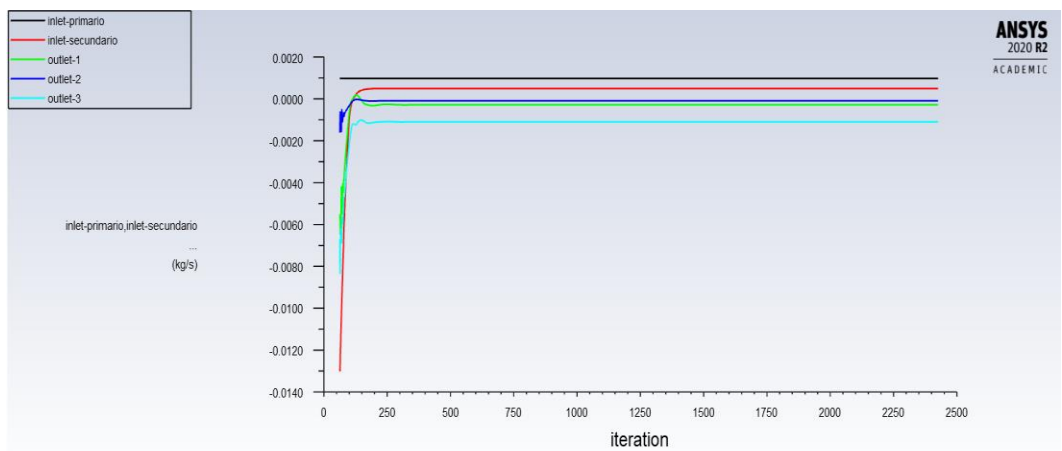


Figura 5.12. Monitorización de gastos máxicos ( $T^{\text{a}}$  entrada primario:  $120^{\circ}\text{C}$ ,  $T^{\text{a}}$  entrada secundario:  $10^{\circ}\text{C}$ , presión de salida: 30 mbar).

Como se puede apreciar en este ejemplo, los gastos másicos alcanzan un valor contante rápidamente (en torno a 300 iteraciones), mientras que los residuales y el error en la conservación de la masa tardan más tiempo en converger; llegando a esta situación prácticamente de forma simultánea (en torno a 2200 iteraciones). En ambos casos esta situación se da con valores muy inferiores al umbral fijado de  $10^{-6}$ . Este patrón de convergencia se observa en las distintas simulaciones realizadas, alterándose la iteración en la que se produce y los valores alcanzados en los residuales.

### 5.4.3 Proceso de cálculo

Antes de comenzar el cálculo iterativo de la simulación es necesario ajustar la configuración para el método pseudo-transitorio. Esta configuración se realiza para garantizar la mejor convergencia posible en el proceso.

- Time Step Method: *Automatic*.
- Length Scale Method: *Conservative*.
- Time Scale Factor: 1.

Las distintas simulaciones se llevan a cabo en su mayoría haciendo uso de un ordenador portátil ASUS ROG GL552VW-DM142T equipado con un procesador Intel Core i7 6700HQ @3,2GHz de frecuencia máxima y 16 GB @2,1 GHz de memoria RAM. Dicho procesador cuenta con 4 núcleos y 8 hilos de procesamiento. Para algunas de las simulaciones más exigentes se hará uso de una estación de trabajo remota ubicada en la Universidad de Valladolid y que permite acelerar el proceso de cálculo debido a que está equipada con un procesador AMD Ryzen 9, que dispone de 12 núcleos y 24 hilos de procesamiento.

Con la malla descrita anteriormente y, dependiendo de las condiciones de contorno; el proceso necesita entre 1500 y 5000 iteraciones para llegar a converger lo que, con el equipo usado, lleva un tiempo aproximado de entre 8 y 20 minutos.

## 5.5 Validación del modelo

Para comparar los resultados calculados mediante CFD con los obtenidos de forma experimental por el modelo real se hará uso de los datos aportados en Sriveerakul, et al. [10]. De esta forma se podrá proceder a la validación del modelo implementado mediante la medición de la presión en distintos puntos a lo largo de la longitud del eyector. Para ello se colocan doce transductores de presión absoluta a lo largo de la pared exterior del eyector, permitiendo realizar las mediciones necesarias para la posterior validación del modelo (figura 5.13).

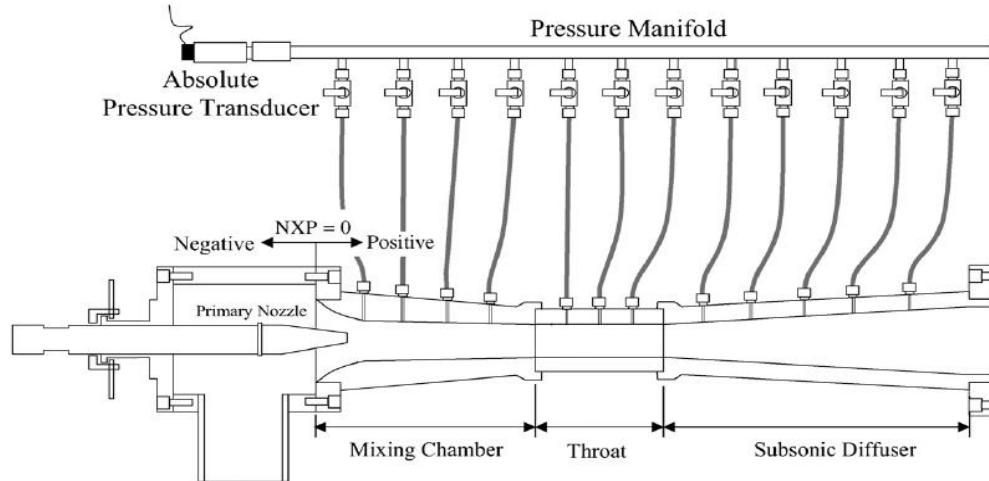


Figura 5.13. Esquema del eyector de vapor con los transductores de presión acoplados [10].

Para realizar el experimento integraron el eyector modelado en un ciclo de refrigeración por eyección de vapor permitiendo así el control sobre las condiciones de entrada y salida del eyector. Para ello se hizo uso de los siguientes componentes: calentador eléctrico, evaporador, condensador, tanque de recepción, sistema de bombeo; además del eyector y el colector de presión mencionados anteriormente. En la siguiente figura se muestra un esquema del montaje realizado.

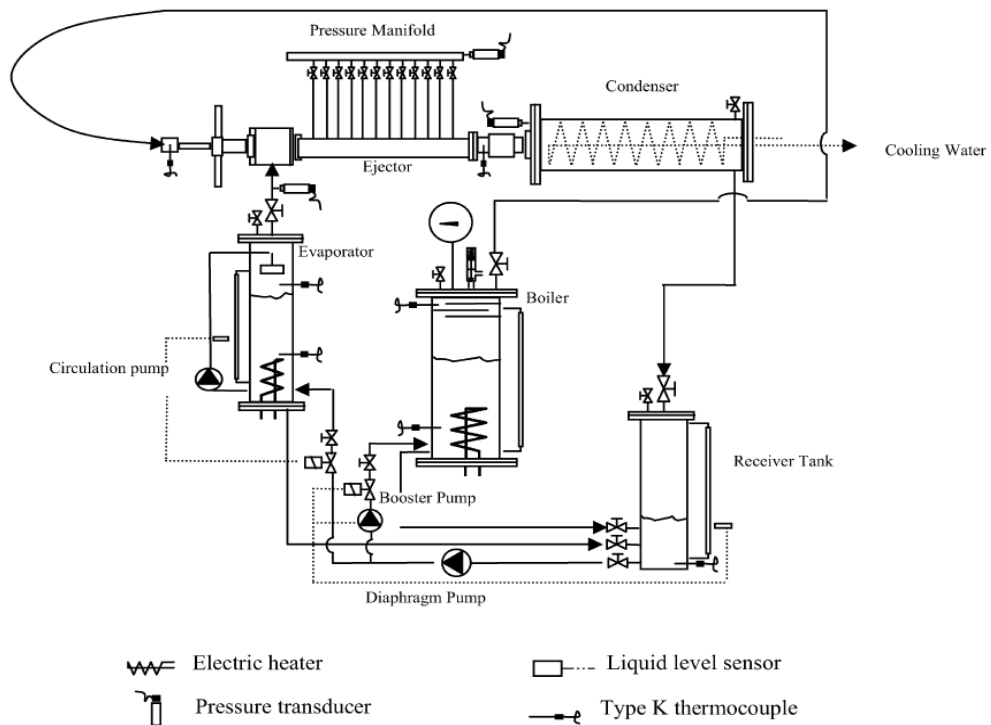


Figura 5.14. Esquema de funcionamiento del ciclo de refrigeración utilizado [10].



## 5.6 Creación del gemelo digital

Para la creación de la Red Neuronal y del ROM se hará uso de las herramientas *Response Surface* y *3D ROM* presentes en *Workbench* que forman parte del paquete denominado *DesignXplorer*. Ambas necesitan de una primera etapa de entrenamiento, denominada diseño de experimentos, para luego poder generar cada una de ellas. Con el objetivo de eliminar las posibles diferencias entre los dos métodos, los puntos de entrenamiento serán comunes para ambos.

A la hora de generar los puntos de diseño se debe especificar el rango de valores que tomarán las variables de entrada, además del número de puntos y el método de discretización de dichos rangos para la generación de los puntos (figura 5.15).

- Método: Cubos latinos.
- Tipo de muestras: Definidas por el usuario.
- Rango de temperatura de entrada del fluido primario: 120-140°C.
- Rango de temperatura de entrada del fluido secundario: 5-15°C.
- Rango de presión del fluido a la salida: 3000-6000 Pa.

El número de puntos de aprendizaje se determina de acuerdo al número de variables de entrada del modelo, debiendo ser diez veces superior a éste. De esta forma, y teniendo en cuenta que se dispone de tres variables de entrada, se debe generar un experimento de treinta puntos de entrenamiento como mínimo.

	A	B
1	Property	Value
2	[-] Design Points	
3	Preserve Design Points After DX Run	<input checked="" type="checkbox"/>
4	Retain Data for Each Preserved Design Point	<input type="checkbox"/>
5	[-] Failed Design Points Management	
6	Number of Retries	0
7	[-] Design of Experiments	
8	Design of Experiments Type	Latin Hypercube Sampling Design
9	Samples Type	User-Defined Samples
10	Random Generator Seed	0
11	Number of Samples	30
12	[-] Design Point Report	
13	Report Image	None

Figura 5.15. Configuración de la fase de diseño de experimentos.

Dado que cada punto de aprendizaje será entrenado mediante una simulación CFD, será necesario fijar un número de iteraciones para cada simulación que asegure la convergencia de cada una de ellas. Esto es debido a que no se ha establecido un criterio de parada de la simulación ya que la convergencia se determina de manera subjetiva por el usuario. Teniendo en cuenta esto se ha optado por realizar 4000 iteraciones en cada simulación; ya que, aunque no se alcance la convergencia completa en la totalidad de simulaciones, en aquellas en las que no se ha producido, esta situación se encuentra cerca de alcanzarse y el error cometido es mínimo. Esto nos permite un ahorro de tiempo considerable en el proceso de entrenamiento sin apenas perder precisión.

Para poder crear el modelo de orden reducido es necesario introducir en la consola de Fluent el siguiente comando [24]:

```
define models addon 11
```

Una vez realizado este paso se hace visible una nueva opción en el menú *models* donde se podrá configurar el ROM. En la pestaña *setup* se eligen las variables que se quieren incluir en el ROM y las zonas donde se evalúan. En la pestaña *evaluate* será donde se introduzcan los parámetros de entrada (condiciones de contorno) para realizar la evaluación una vez creado el modelo. Las variables incluidas se especifican a continuación:

- Static pressure.
- Density.
- Static temperatura.
- Axial velocity.
- Radial velocity.

Como se ha expuesto anteriormente, para crear la red neuronal hay que hacer uso de la herramienta *Response Surface*. Para ello es necesario seleccionar el tipo de superficie de respuesta, en este caso, *Neural Network*; y especificar el número de células que se usarán para construir la Red Neuronal. Este número debe oscilar entre 1 y 10 (figura 5.16).

Properties of Outline A2: Response Surface		
	A	B
1	Property	Value
2	[-] Design Points	
3	Preserve Design Points After DX Run	<input checked="" type="checkbox"/>
4	Retain Data for Each Preserved Design Point	<input type="checkbox"/>
5	[-] Failed Design Points Management	
6	Number of Retries	0
7	[-] Meta Model	
8	Response Surface Type	Neural Network
9	Number of Cells	10
10	[-] Refinement	
11	Refinement Type	Manual
12	[-] Verification Points	
13	Generate Verification Points	<input checked="" type="checkbox"/>
14	Number of Verification Points	8
15	[-] Design Point Report	
16	Report Image	None

Figura 5.16. Configuración para la creación de una red neuronal de diez células.

Para la construcción del ROM es necesario especificar el método de construcción, pudiéndose elegir entre un número fijo de modos (*Fixed Number of Modes*) o bien mediante precisión fija (*Fixed Accuracy*). Para el primero de ellos será necesario especificar el número de modos (entre 1 y 20) mientras que en el segundo caso se fija el máximo error relativo permitido (entre 0,25 y  $10^{-8}$ ) (figura 5.17).

Properties of Outline : ROM Builder		
	A	B
1	Property	Value
2	[-] Design Points	
3	Preserve Design Points After DX Run	<input checked="" type="checkbox"/>
4	Retain Data for Each Preserved Design Point	<input type="checkbox"/>
5	[-] Failed Design Points Management	
6	Number of Retries	0
7	[-] ROM Builder	
8	Solver System	Fluid Flow (Fluent) (FFF 1)
9	Construction Type	Fixed Number of Modes
10	Number of Modes	10
11	[-] Verification Points	
12	Generate Verification Points	<input checked="" type="checkbox"/>
13	Number of Verification Points	8
14	[-] Design Point Report	
15	Report Image	None

Figura 5.17. Configuración para la creación de un ROM usando como parámetro de construcción un número fijo de modos (10).

Para optimizar los resultados de ambas técnicas se realizará una comparativa de cada uno de ellas, variando sus parámetros de construcción hasta encontrar sus valores óptimos. Además se simularán mediante CFD una serie de puntos de verificación para evaluar posteriormente junto con los puntos de aprendizaje la bondad de ajuste que presenta cada una de las herramientas y la configuración específica realizada sobre ellas. Para el análisis de este gemelo digital se han establecido un total de ocho puntos que se generan de forma automática.

## Capítulo 6

# RESULTADOS



## 6 RESULTADOS

### 6.1 Independencia de la malla

Con el objetivo de conseguir un modelo que no dependa de la malla utilizada en el proceso, se realiza una comparativa de los resultados arrojados por mallas compuestas por distinto número de elementos pero manteniendo su estructura.

En la siguiente tabla se puede observar los valores ofrecidos por distintas mallas del valor del *entrainment ratio*.

Malla	Número de elementos	Entrainment ratio
Gruesa	9600	0,49095
Intermedia	44 800	0,50183
Fina	53 180	0,50243

Tabla 6.1. Comparativa del valor del *entrainment ratio* obtenido con diferentes mallas ( $T^{\circ}$  entrada primario: 120°C,  $T^{\circ}$  entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).

Para complementar los resultados anteriores se grafica el perfil de presión en la pared para cada uno de las mallas.

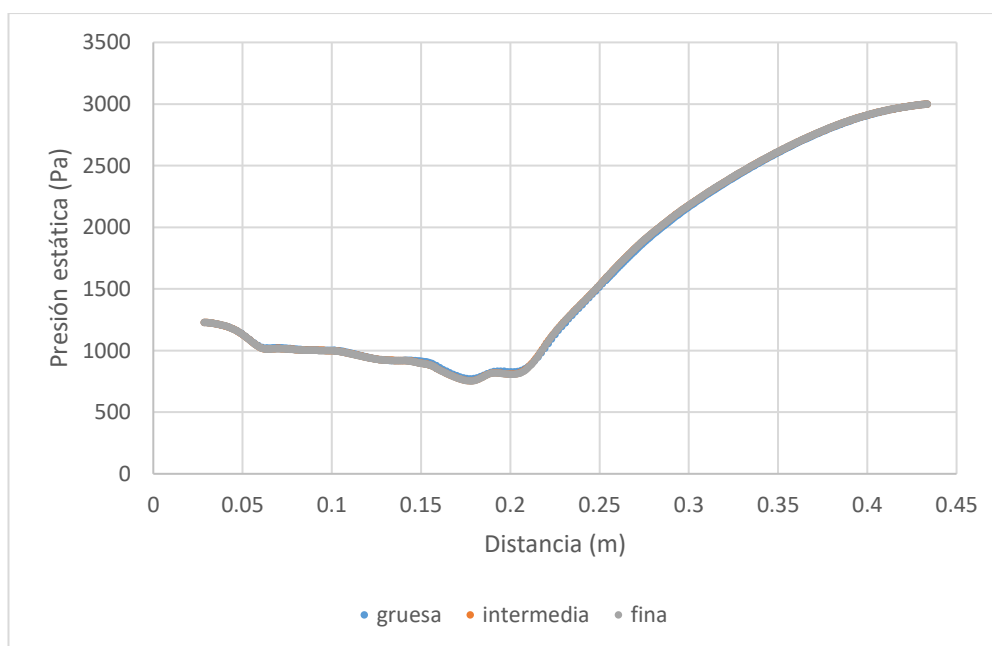


Figura 6.1. Comparativa del perfil de presión en la pared obtenido con diferentes mallas ( $T^{\circ}$  entrada primario: 120°C,  $T^{\circ}$  entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).

A la vista las comparativas expuestas se puede afirmar que se consiguen unos resultados independientes de la malla ya con la malla más gruesa, ya que no existe una tendencia de cambio en los resultados al refinar en mayor medida la malla. Entre los valores obtenidos para el *entrainment ratio* existe una

diferencia del 2,2% entre la malla más gruesa y más fina, mientras que, los perfiles de presión se encuentran prácticamente superpuestos. Basándose en estos resultados sería conveniente el uso de la malla más gruesa, sin embargo, ésta no cumple los criterios de  $y^+$  establecidos por lo que se refina dicha malla hasta lograr el objetivo. La malla intermedia cumple con los criterios establecidos por lo que se procede a usar dicha malla para las simulaciones del modelo. En la siguiente figura se muestra la evolución del parámetro  $y^+$  a lo largo de la pared del eyector para la malla intermedia (44 800 celdas).

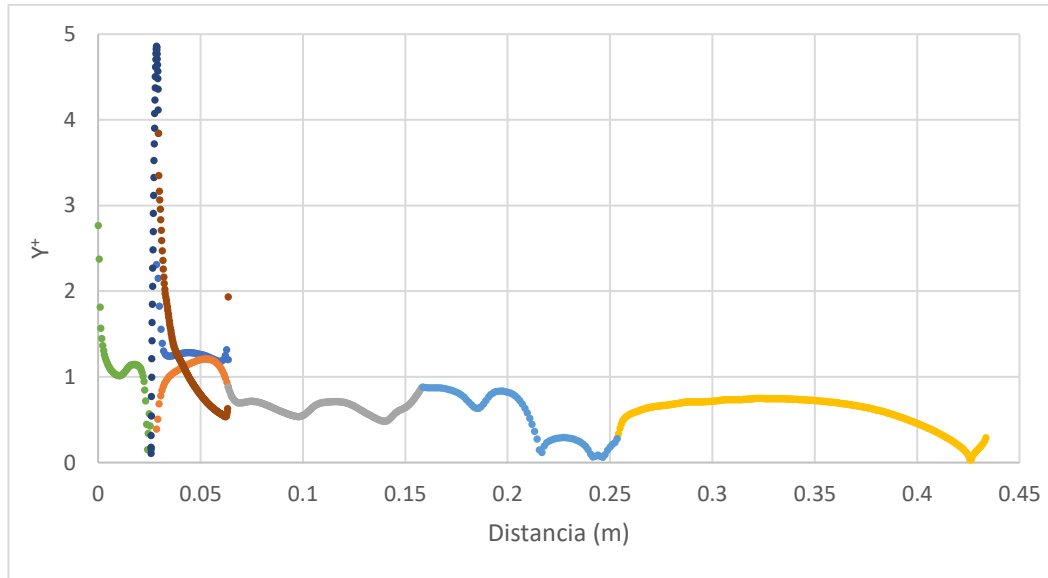


Figura 6.2. Valores de  $y^+$  en las paredes obtenidos con la malla intermedia ( $T^a$  entrada primario: 120°C,  $T^a$  entrada secundario: 10°C, presión de salida: 30 mbar).

## 6.2 Validación del modelo

Haciendo uso de los datos experimentales obtenidos a través de [10] se realiza una comparativa gráfica con los resultados arrojados por el CFD usando la malla que se concluyó a utilizar en el apartado anterior. Para asegurar la validación del modelo implementado se compara los perfiles de presión en la pared según diferentes condiciones de contorno (figura 6.3 y 6.4).



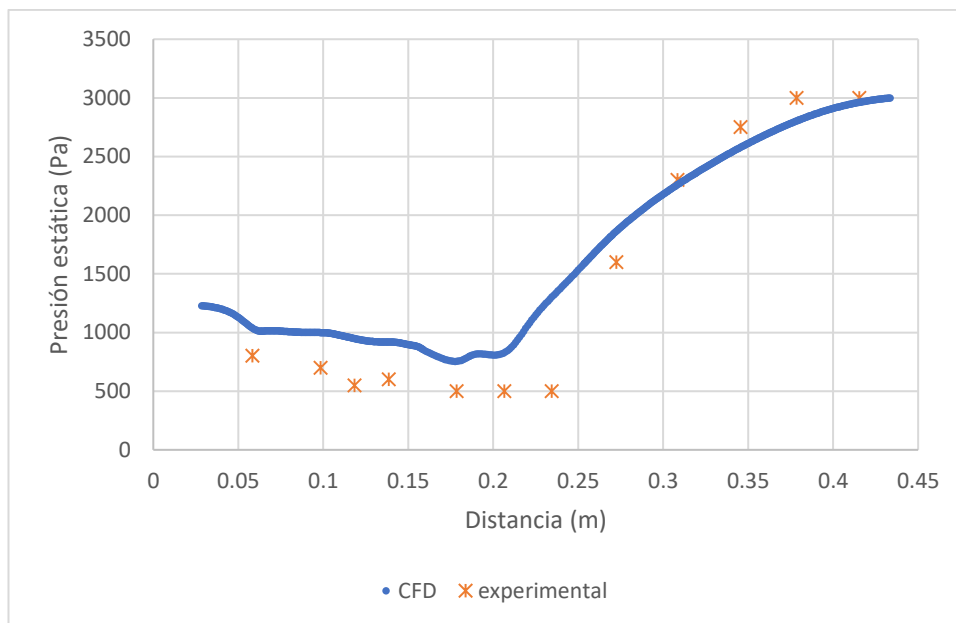


Figura 6.3. Perfiles de presión obtenidos de forma experimental y por CFD ( $T^{\circ}$  entrada primario:  $120^{\circ}\text{C}$ ,  $T^{\circ}$  entrada secundario:  $10^{\circ}\text{C}$ , presión de salida: 30 mbar).

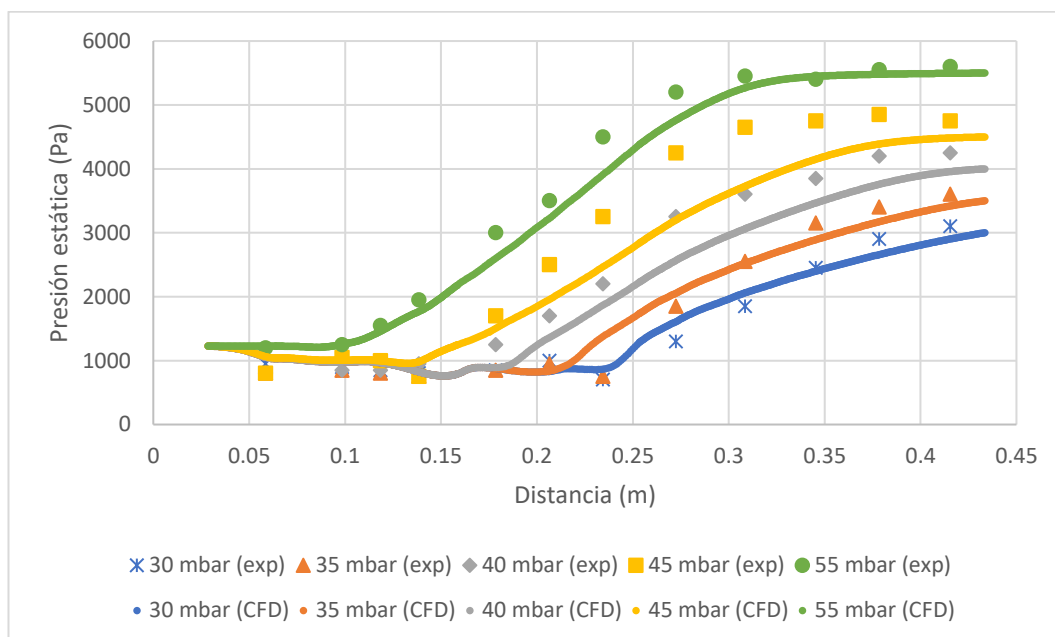


Figura 6.4. Perfiles de presión obtenidos de forma experimental y por CFD variando la presión de salida del eyector ( $T^{\circ}$  entrada primario:  $130^{\circ}\text{C}$ ,  $T^{\circ}$  entrada secundario:  $10^{\circ}\text{C}$ ).

En las figuras anteriores se puede observar que los resultados calculados por CFD concuerdan en tendencia con los experimentales, aun con un cierto grado de error. También se aprecia como los perfiles se asemejan más en las zonas próximas a las entradas y salidas mientras que en la zona media del eyector el error cometido crece. De igual forma es complicado asegurar si el error pertenece a la parte del CFD o si por el contrario es un error cometido en la lectura de los datos experimentales ya que, al estar involucradas presiones

absolutas muy bajas, es difícil calibrar correctamente los transductores colocados [10].

### 6.3 Red neuronal

Con el objetivo de optimizar el funcionamiento de la red neuronal se realiza un análisis de la bondad de ajuste para determinar el valor más adecuado para el número de células que la compondrá. Observando las siguientes imágenes (figuras 6.5 y 6.6) se puede deducir que cualquier red neuronal construida con al menos tres células aportará buenos resultados, salvo en el caso de ocho células, en el que el error se dispara; ya que tanto el coeficiente de determinación como los errores permanecen más o menos constantes. Por otra parte, no se aprecia una tendencia clara en la calidad de la red neuronal con el aumento del número de células por lo que se considera que el número óptimo de éstas no se puede deducir de antemano y se hace necesario esta prueba para encontrarlo.

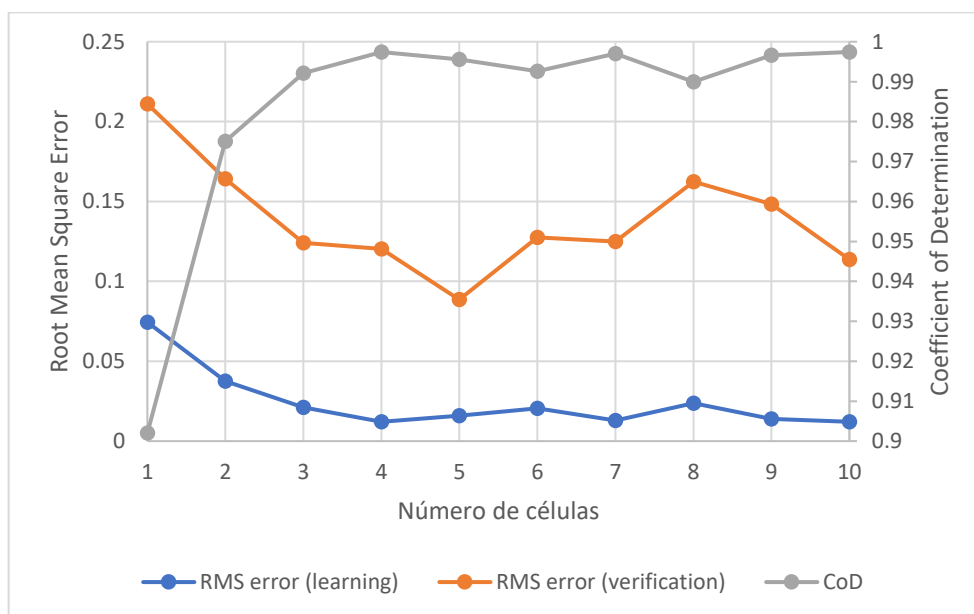


Figura 6.5. Influencia del número de células en los resultados de la red neuronal (1).

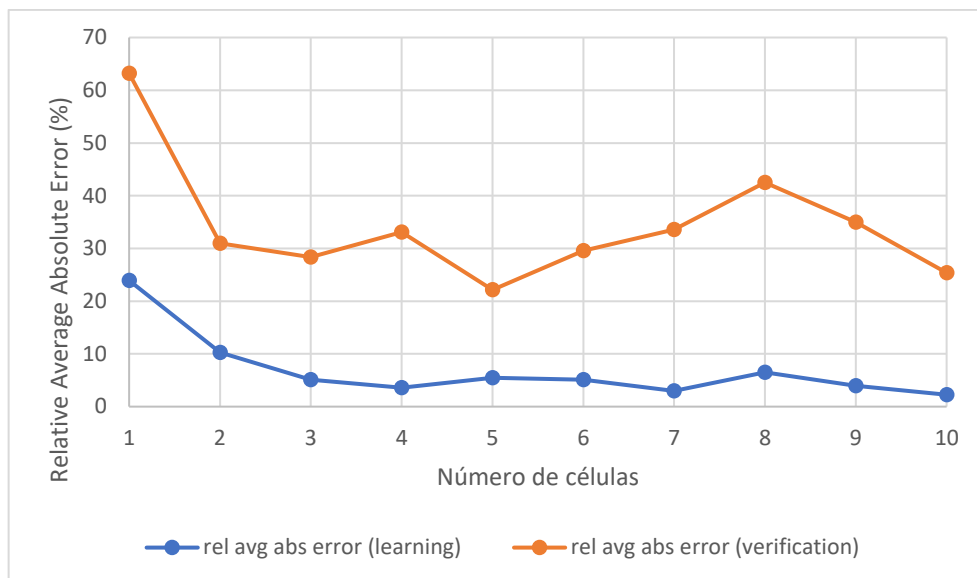


Figura 6.6. Influencia del número de células en los resultados de la red neuronal (2).

A la vista de estos resultados parece correcto afirmar que tanto una red neuronal construida a partir de cinco células como de diez arrojará los resultados más ajustados. Con el objetivo de decantarse por una de ellas se realizan sendas gráficas comparando los valores obtenidos mediante CFD y la red neuronal del parámetro *entrainment ratio* (cociente de masas) frente a la presión aguas abajo del eyector para distintas condiciones de entrada (figuras 6.7 y 6.8).

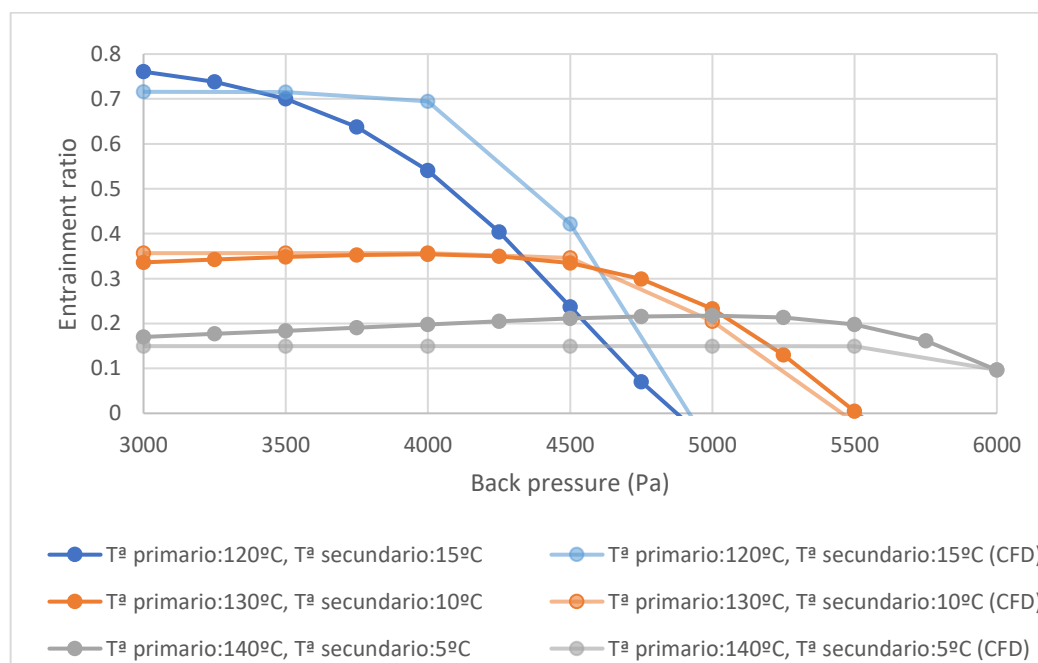


Figura 6.7. Red neuronal construida a partir de cinco células.

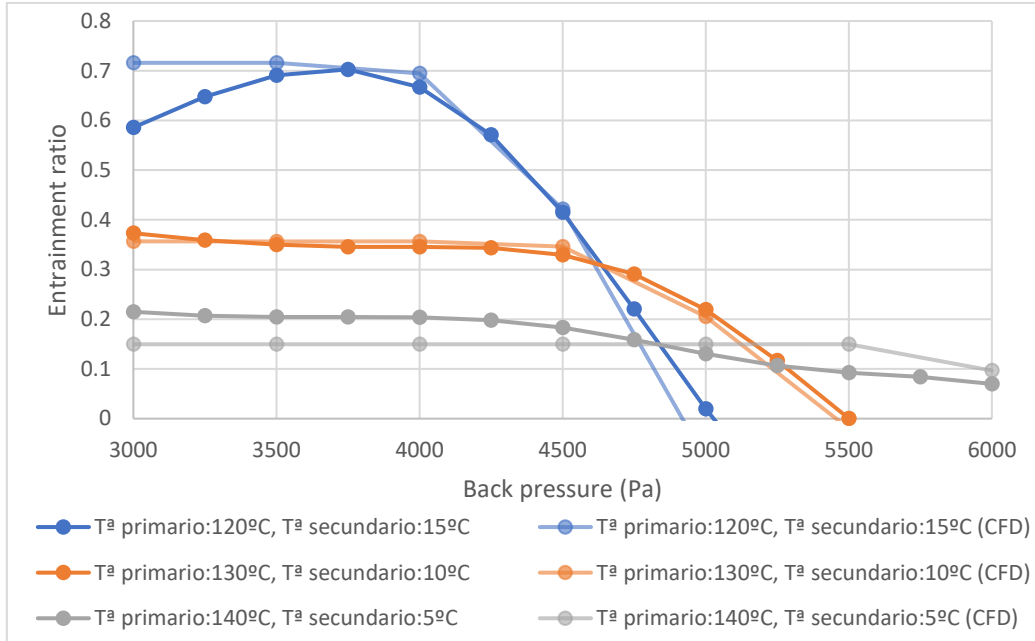


Figura 6.8. Red neuronal construida a partir de diez células.

Como se aprecia en las gráficas, ambas redes neuronales ofrecen resultados similares aunque las zonas donde se comete mayor error respecto a los resultados de CFD difieran una de la otra. En ambos casos la red neuronal es capaz de predecir fielmente el valor del parámetro en la segunda serie de resultados. Sin embargo, ambas pierden precisión en la predicción de las otras series, siendo la de cinco células de mejor calidad para la primera y la de diez células ligeramente más adecuada para la tercera.

Atendiendo a estos resultados y a la cuantificación del error cometido, tanto relativo como absoluto, en la siguiente tabla (tabla 6.2); es posible determinar que la red neuronal construida a partir de 5 células ofrece unos resultados ligeramente de mayor calidad. Además se puede concluir que una red neuronal es una herramienta útil a la hora de predecir el valor del cociente de masas para unas condiciones de funcionamiento dadas dentro de un intervalo de confianza acotado por el error descrito.

Condiciones de entrada	Error relativo		Error absoluto	
	5 células	10 células	5 células	10 células
Primario: 120°C Secundario: 15°C	6,76%	17,54%	0,0581	0,0819
Primario: 130°C Secundario: 10°C	4,29%	5,18%	0,0143	0,0160
Primario: 140°C Secundario: 5°C	31,08%	26,82%	0,0444	0,0401
<b>Media</b>	<b>14,04%</b>	<b>16,51%</b>	<b>0,0389</b>	<b>0,0460</b>

Tabla 6.2. Error cometido en el valor del cociente de masas en cada una de las redes neuronales.

## 6.4 Modelo de orden reducido

Siendo el objetivo la optimización del diseño del ROM se realiza un análisis de la bondad de ajuste para determinar el valor más adecuado de cada uno de los parámetros de construcción.

En las siguientes imágenes (figuras 6.9 y 6.10) se realiza una comparativa de la bondad de ajuste; tanto de los puntos de aprendizaje, como de los de verificación generados. Se puede apreciar una tendencia de mejora en la bondad de ajuste de las distintas variables con el incremento del número de modos para ambos tipos de puntos. Es apreciable también el hecho de que la densidad, presión y temperatura se consiguen ajustar de una forma bastante fiel, sin embargo, tanto la velocidad axial como la radial se predicen peor; teniendo esta última un error mucho más alto que el resto de las variables.

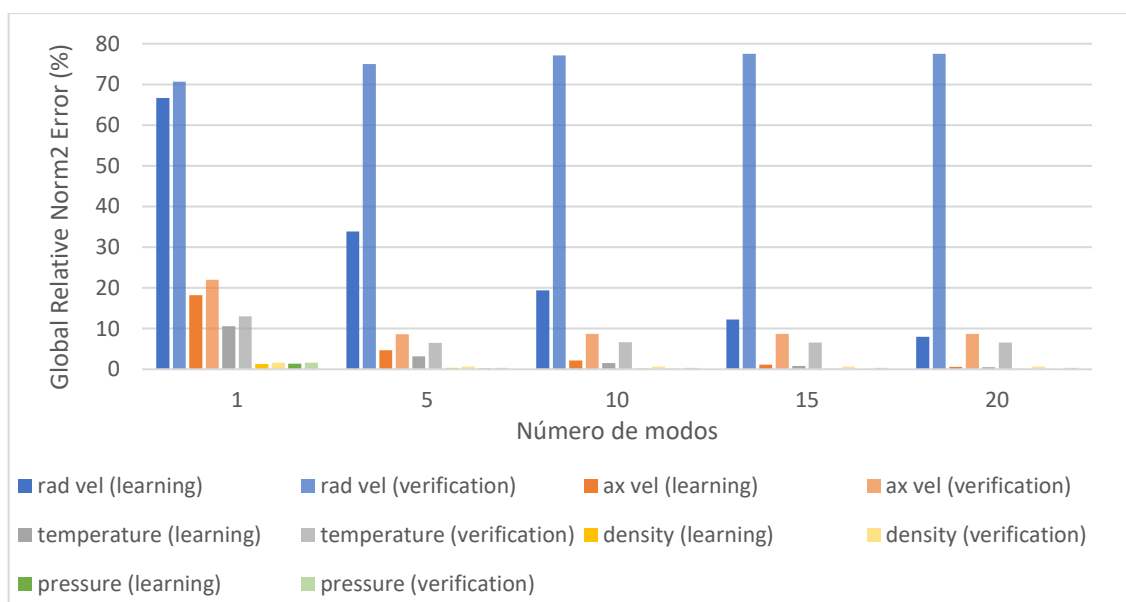


Figura 6.9. Influencia del número de modos como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala lineal (30 puntos de aprendizaje).

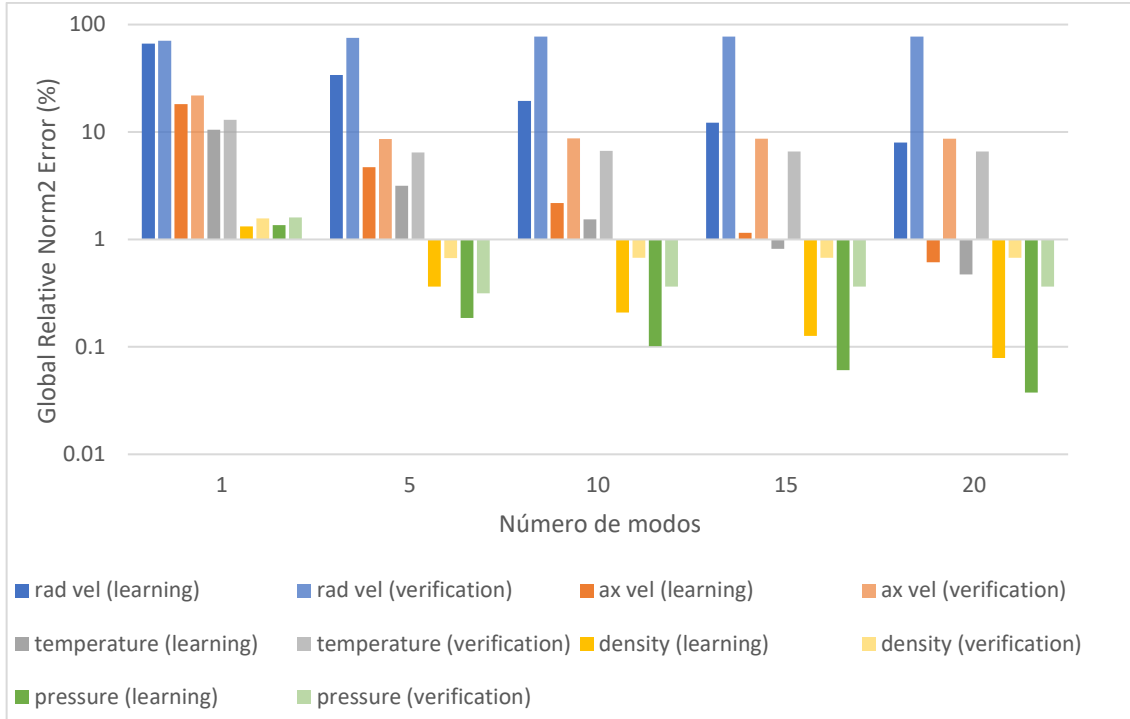


Figura 6.10. Influencia del número de modos como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje).

En el caso de usar el máximo error relativo permitido como parámetro, la tendencia es similar al caso anterior; mejorando la bondad de ajuste al disminuir el error permitido. Sin embargo, en este caso, los puntos de verificación ofrecen resultados similares al variar el parámetro de diseño. Por otra parte, es conveniente señalar que al disminuir mucho el error permitido la calidad del modelo se mantiene constante. Este hecho ocurre para errores relativos menores de  $10^{-6}$ . En cualquier caso, y observando las imágenes siguientes (figuras 6.11 y 6.12) vuelve a quedar patente la buena correlación que existe para las tres variables antes mencionadas (presión, densidad y temperatura) además de conseguir una mejor predicción para la velocidad axial que en el anterior caso.

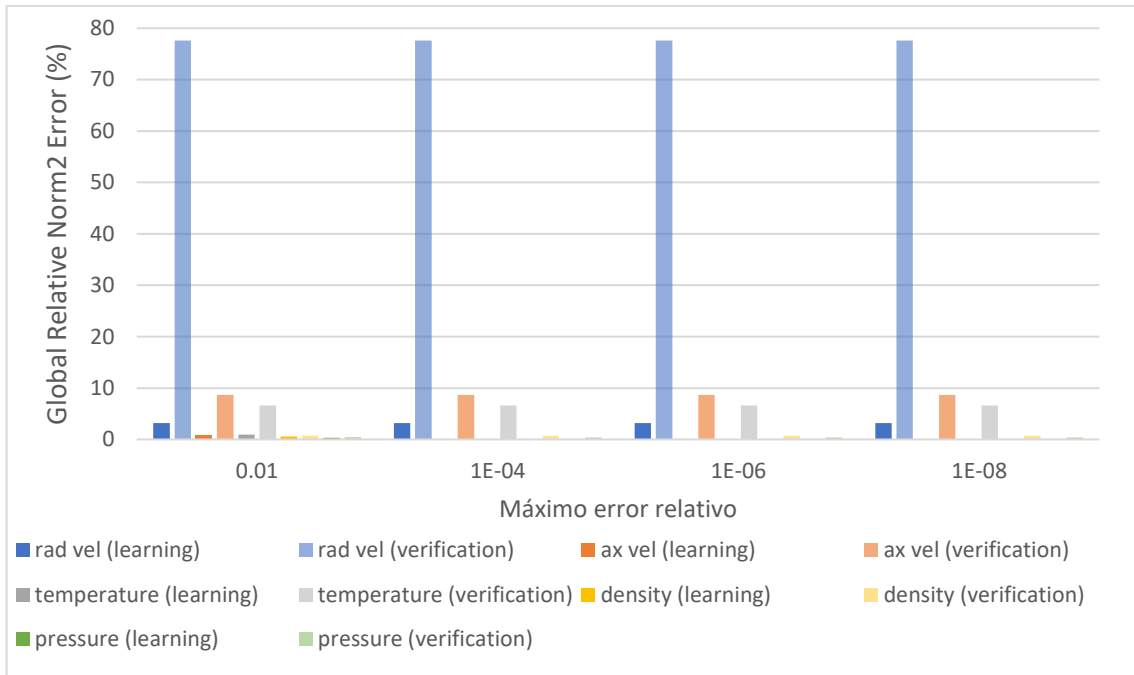


Figura 6.11. Influencia del error relativo máximo permitido como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala lineal (30 puntos de aprendizaje).

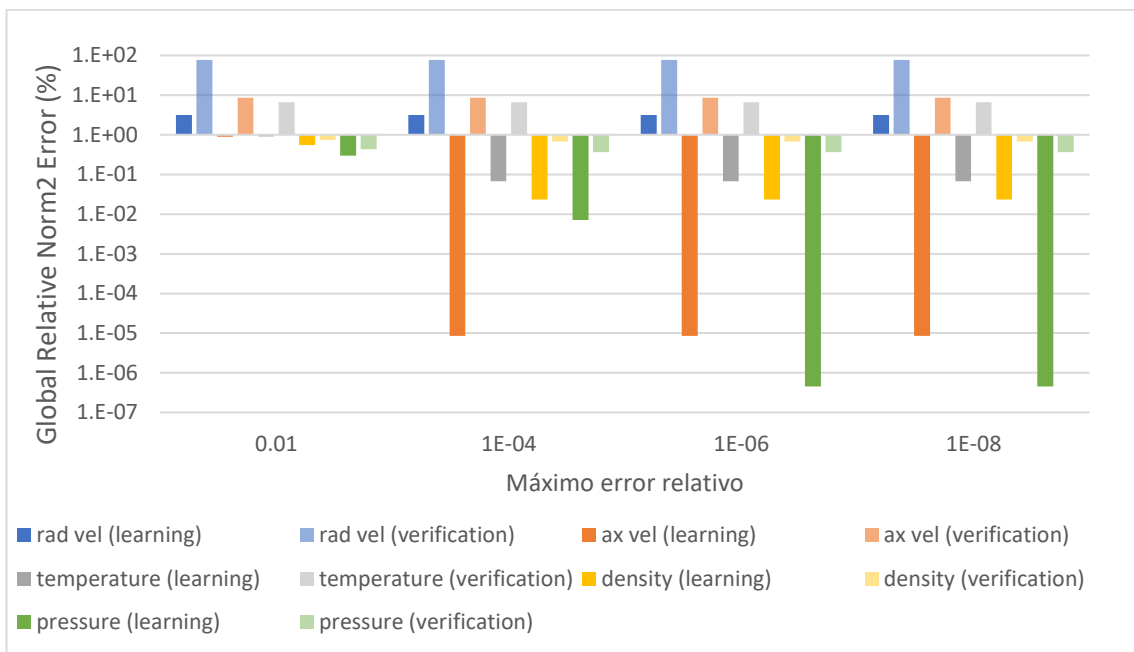


Figura 6.12. Influencia del error relativo máximo permitido como parámetro de diseño en los resultados del ROM, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje).

Del análisis realizado hasta aquí se puede concluir los valores óptimos para cada uno de los parámetros de diseño:

- Número de modos: 20.
- Error relativo máximo permitido:  $\leq 10^{-6}$ .

Para determinar cuál de ellos ofrece la mejor calidad, se realiza una nueva comparativa con los resultados de la bondad de ajuste para cada uno de los casos. Observando las siguientes imágenes (figuras 6.13 y 6.14) se puede determinar que ambos ofrecen resultados excepcionalmente buenos para predecir densidad y presión, además de para los puntos de aprendizaje de los casos de temperatura y velocidad axial (con errores que tienden prácticamente a cero). Sin embargo, para los puntos de verificación de estas dos últimas variables, el error crece ligeramente, situándose en el rango del 5-10%. Lo mismo ocurre para los puntos de aprendizaje de la velocidad radial, mientras que; en el caso de los de verificación, el error se dispara.

Atendiendo a esto se puede concluir que el ROM predice de manera más o menos fidedigna el comportamiento del modelo usando cualquiera de los dos parámetros aunque, para el caso del máximo error permitido, la bondad de ajuste es ligeramente superior. De esta forma se determina usar este parámetro para la construcción del ROM.

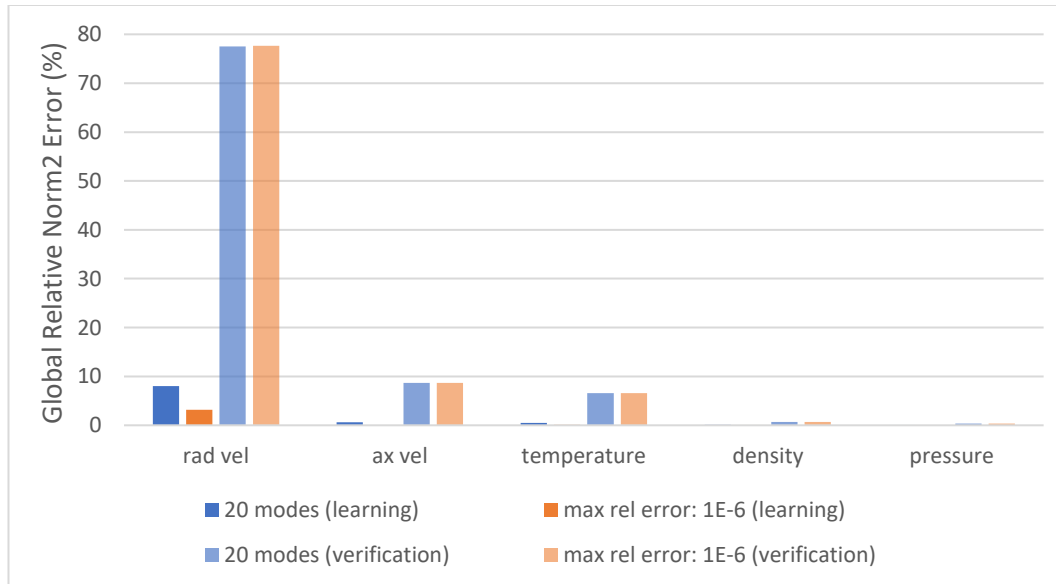


Figura 6.13. Comparativa de los resultados del ROM con cada uno de los parámetros de diseño optimizados, escala lineal (30 puntos de aprendizaje).



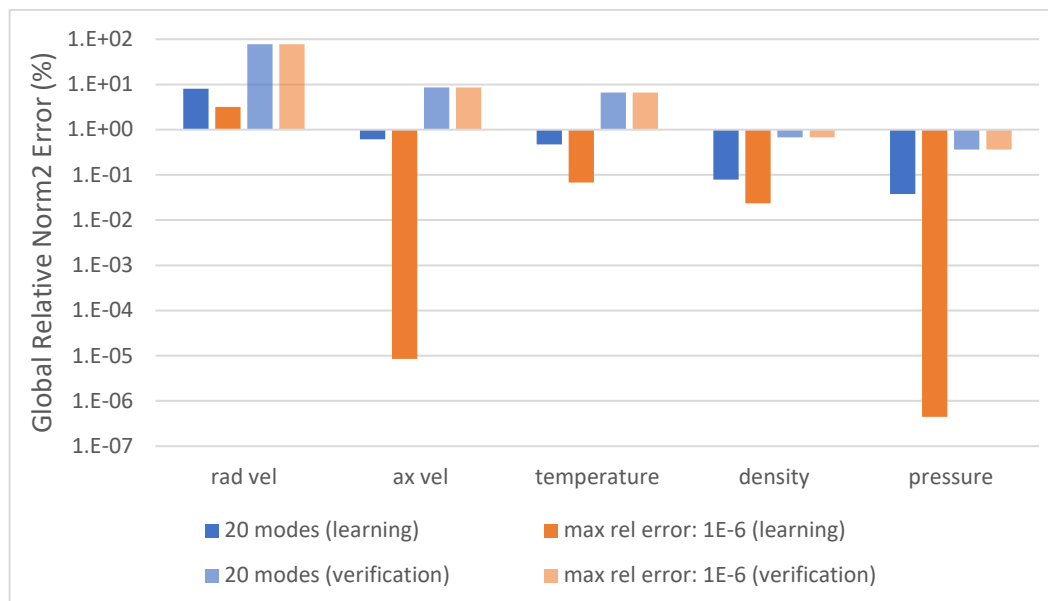


Figura 6.14. Comparativa de los resultados del ROM con cada uno de los parámetros de diseño optimizados, escala logarítmica (30 puntos de aprendizaje).

A diferencia del caso de la red neuronal, en el que un aumento de los puntos de aprendizaje no se traduce en una mejora de los resultados, al entrenar en mayor medida el ROM si se producen unas diferencias apreciables. En las siguientes imágenes (figuras 6.15 y 6.16) se muestra una comparativa de los resultados de la bondad de ajuste para diferentes modelos cuyo parámetro de diseño se establece el determinado con anterioridad (error relativo máximo permitido:  $10^{-6}$ ) pero en los que se modifica el número de puntos de entrenamiento usados en su construcción, siendo éstos 30, 60 y 200 puntos respectivamente.

A través de ellos se puede observar la mejora de calidad del modelo al aumentar el número de puntos de entrenamiento, apreciable sobre todo para los puntos de verificación de las velocidades y la temperatura. En el resto de variables los errores cometidos son inferiores al 1%, a pesar de que en el caso de los puntos de aprendizaje de la velocidad axial y la presión; el aumento del número de puntos de entrenamiento no supone una mejora de los resultados, sino todo lo contrario. En cualquier caso, los errores cometidos siguen siendo muy próximos a cero por lo que se puede determinar la mejora de la calidad del modelo al aumentar el número de puntos de aprendizaje.

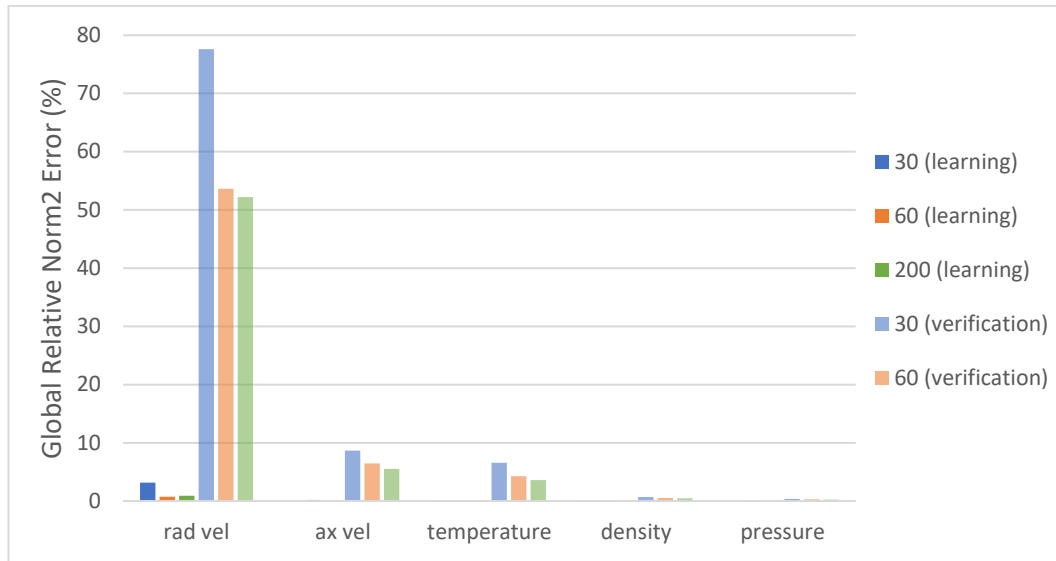


Figura 6.15. Influencia del número de puntos de aprendizaje en los resultados del ROM, escala lineal (Parámetro de diseño óptimo).

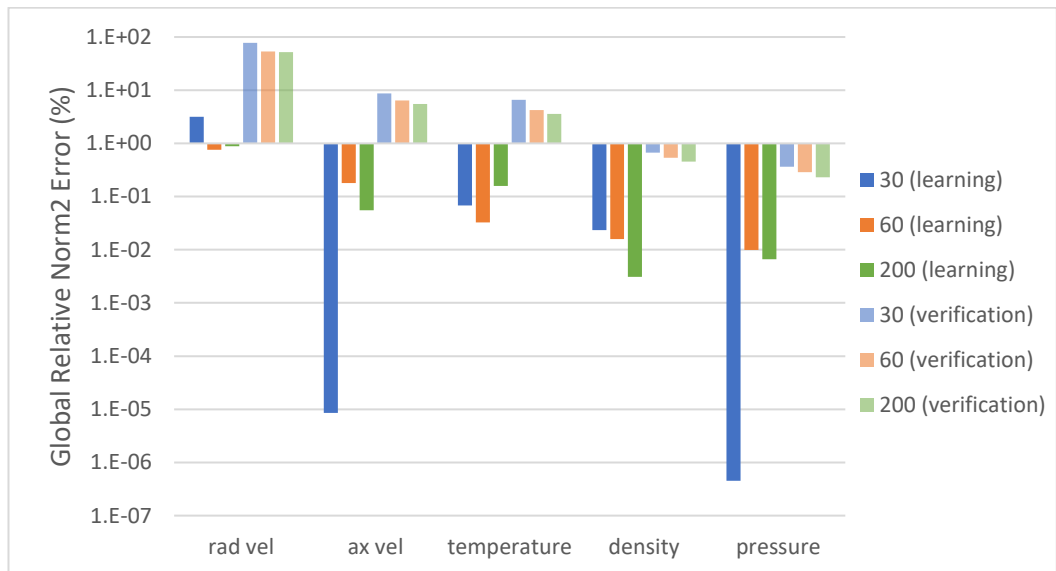


Figura 6.16. Influencia del número de puntos de aprendizaje en los resultados del ROM, escala logarítmica (Parámetro de diseño óptimo).

Además del análisis de la bondad de ajuste necesario para evaluar la calidad del ROM realizado hasta el momento, se lleva a cabo una comparación de los resultados calculados mediante CFD y ROM haciendo uso de sendos mapas de contorno del modelo para la densidad (figuras 6.17 y 6.18) y la presión estática (figuras 6.19 y 6.20). Para ello se hará uso de la herramienta de evaluación de ROM que posee Fluent.

Observando los contornos obtenidos para ambas variables se pone de manifiesto una buena correlación entre los resultados del ROM con respecto a los conseguidos por CFD. Es apreciable el hecho de que el ROM es capaz de predecir con bastante exactitud el tren de ondas de choque generado a la

salida de la tobera primaria así como acotar la zona de mezcla resultante de la interacción de ambas corrientes. Es por ello que el uso de esta herramienta permite predecir el funcionamiento del eyector con considerable precisión a pesar de las diferencias que se pueden apreciar tanto en la localización de estos fenómenos como en el rango de valores de presión y densidad obtenidos sobre todo en la zona de mezcla; siendo dichas diferencias, las responsables de las variaciones en los resultados aguas abajo obtenidos con el Modelo de Orden Reducido (ROM).

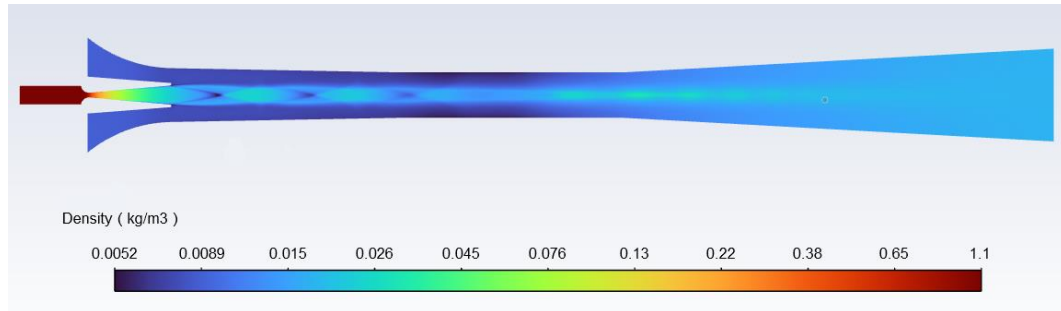


Figura 6.17. Contornos de densidad calculados mediante CFD.

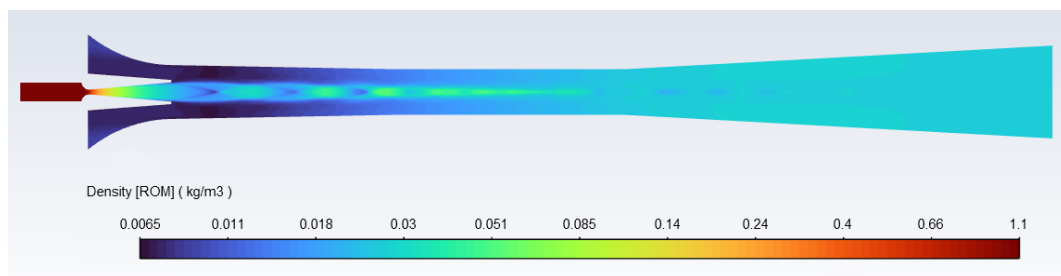


Figura 6.18. Contornos de densidad calculados mediante ROM (200 puntos de entrenamiento).

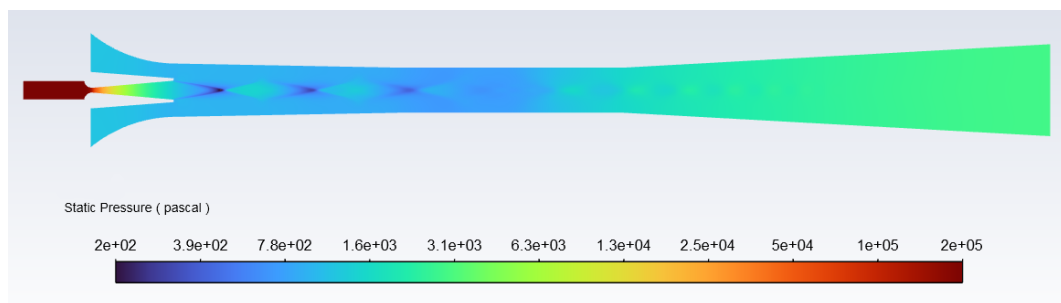


Figura 6.19. Contornos de presión estática calculados mediante CFD.

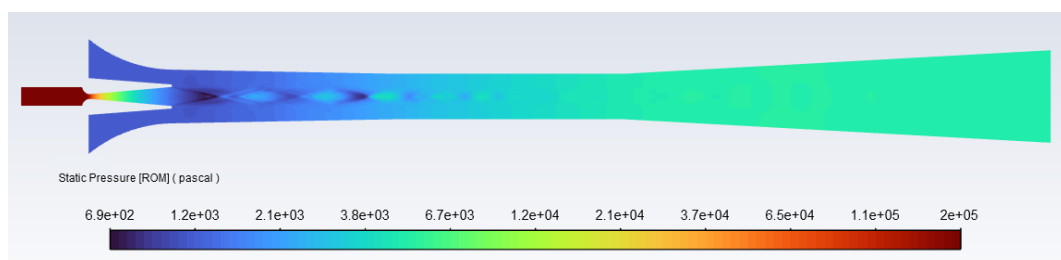


Figura 6.20. Contornos de presión estática calculados mediante ROM (200 puntos de entrenamiento).

Así mismo, se realiza una evaluación de los perfiles de presión en la pared y del número de Mach en el eje para asegurar la validación del modelo; contrastando los resultados obtenidos mediante CFD y dos modelos ROM entrenados con distinto número de puntos (30 y 200 respectivamente).

La obtención del perfil de presión es inmediata, ya que es una de las variables calculadas mediante el ROM (presión estática). Sin embargo para la obtención del número de Mach es necesario un procesado de los resultados obtenidos. Para ello se hace uso de la expresión que define esta variable adimensional (ecuación 6.1).

$$M = V/a = \bar{V}/a = \sqrt{V_{ax}^2 + V_{rad}^2} / \sqrt{\gamma RT}$$

*Ecuación 6.1. Expresión para el cálculo del número Mach [17].*

Siendo  $V_{ax}$ ,  $V_{rad}$  y  $T$  respectivamente las variables velocidad axial, velocidad radial y temperatura estática evaluadas mediante el ROM. El resto de variables se han tomado como constantes siendo el valor para la constante individual gaseosa ( $R$ ) de 461,5 J/kg K y para el coeficiente de dilatación adiabática ( $\gamma$ ) de 1,325.

Destaca el hecho de que, para ambas variables, los perfiles ofrecidos por ambos ROM sean similares. De este hecho se entiende que las mejoras producidas en la bondad de ajuste al aumentar el número de puntos de entrenamiento se producen en zonas localizadas del interior del eyector y no en sus zonas limítrofes (paredes y eje).

En cuanto al perfil de presión (figura 6.21) se observa una muy buena correlación entre CFD y ROM, siendo únicamente cuantificables las diferencias en la zona media del eyector (zona de mezclado) en la cual están presentes condiciones supersónicas del flujo.

Esta tendencia vuelve a quedar patente en el caso del perfil de velocidad (figura 6.22), en el que tanto al inicio como al final del eyector ambos perfiles coinciden prácticamente. Sin embargo vuelve a ser en la zona intermedia donde se aprecian las mayores diferencias. Observando con mayor detenimiento se puede apreciar que el ROM es capaz de predecir el tren de ondas de choque que ocurre en la cámara de mezcla, sin embargo, no es capaz de situarlas espacialmente con total precisión. Estas diferencias en el perfil de velocidad, y en concreto en la localización de las ondas de choque, podrían explicar las diferencias existentes en el perfil de presión. En cualquier caso y a pesar de las diferencias evidentes se puede concluir el ROM entrenado es capaz de predecir las condiciones de funcionamiento con bastante precisión.

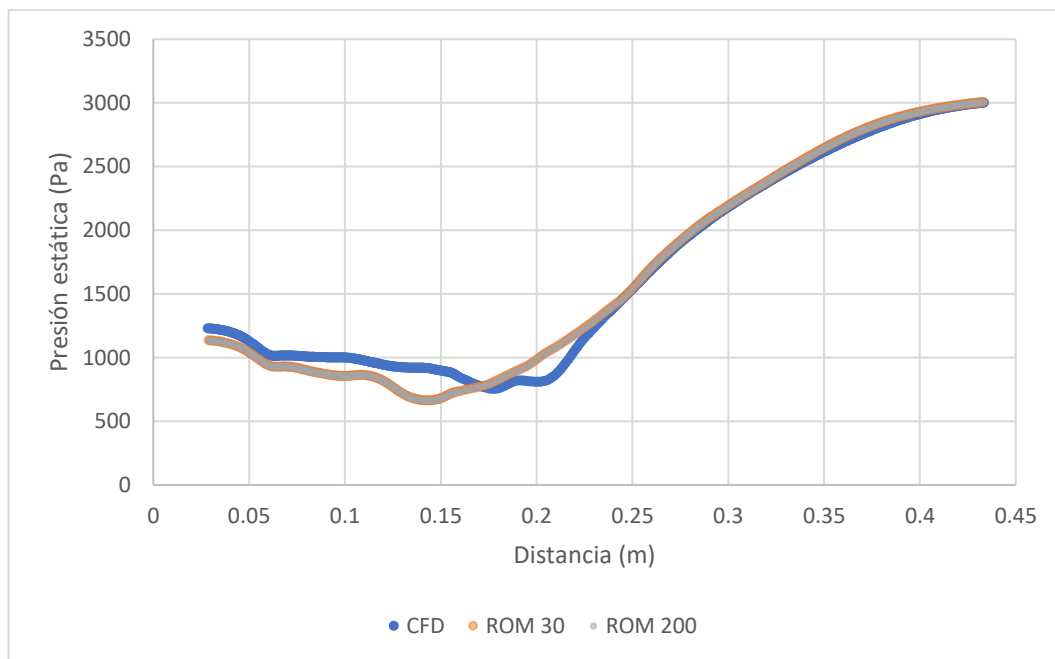


Figura 6.21. Perfil de presión estática en la pared evaluado con CFD y ROMs entrenados con distinto número de puntos de aprendizaje.

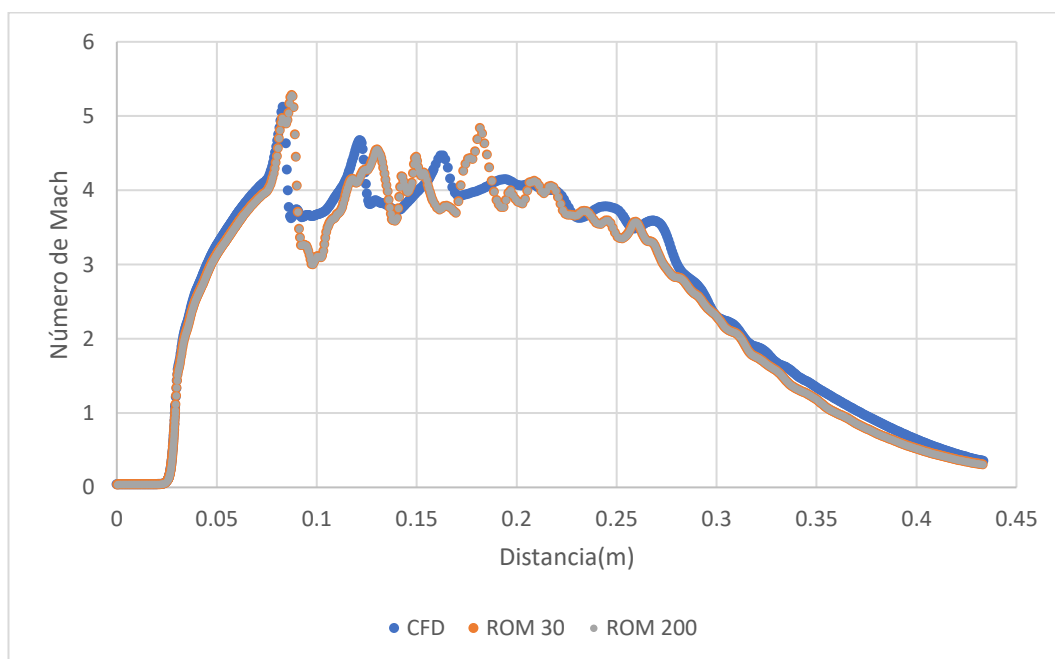


Figura 6.22. Perfil de velocidad en el eje evaluado con CFD y ROMs entrenados con distinto número de puntos de aprendizaje.



## Capítulo 7

# ESTUDIO ECONÓMICO





## 7 ESTUDIO ECONÓMICO

Con la elaboración de este estudio se pretende evaluar la viabilidad económica del proyecto realizado, determinando los costes necesarios para llevarlo a cabo. Los costes totales (CT) resultan de la suma de los costes directos (CD) y los costes indirectos (CI) [31].

$$CT = CD + CI$$

*Ecuación 7.1. Expresión de los cálculos totales [31]*

Los costes directos son aquellos que están directamente asociados a la elaboración de un producto o servicio, tales como la materia prima, la mano de obra, los equipos y el gasto energético.

Por otro lado, los costes indirectos son aquellos que afectan al conjunto del proceso productivo de la empresa y no se asocian directamente a la elaboración de un producto en concreto, como pueden ser los costes comerciales, financieros, de explotación, de administración y de dirección [32].

En la siguiente tabla se resume una clasificación de los costes tenidos en cuenta en este proyecto.

Costes directos	Costes indirectos
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mano de obra</li> <li>- Material amortizable</li> <li>- Material no amortizable</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Explotación</li> <li>- Administración y dirección</li> </ul>

*Tabla 7.1. Clasificación de costes.*

### 7.1 Costes directos

Los costes directos comprenden los costes de mano de obra y de material, tanto amortizable como no amortizable.

#### 7.1.1 Costes directos de mano de obra

Los costes directos de mano de obra son aquellos que son directamente conmutables a los trabajadores que forman parte del proyecto. Éstos se pueden desglosar en las siguientes categorías:

- Salario bruto de los empleados.
- Coste de la seguridad social para la empresa (entre 32 y 38% del salario bruto) [33].
- Reconocimientos médicos.
- Formación en prevención de riesgos laborales y adquisición de EPIs.
- Absentismo laboral (entre 7,5 y 15% del salario bruto) [34].

En la siguiente tabla se detallan los costes que supone el trabajo de un ingeniero durante un año.

Salario bruto	30 000,00 €/año
Seguridad social (35%)	10 500,00 €/año
Reconocimiento médico	100,00 €/año
Prevención de riesgos laborales	450,00 €/año
Absentismo laboral (10%)	3000,00 €/año
<b>Total</b>	<b>44 050,00 €/año</b>

Tabla 7.2. Costes anuales para un trabajador.

Teniendo en cuenta que a lo largo de un año hay 219 días laborables (tabla 7.3) y, estableciendo una jornada laboral de 8 horas diarias, se obtiene que un ingeniero trabaja 1752 horas al año. Esto se traduce en que el coste de mano de obra unitaria es de 25,14 €/hora.

Días Laborables	219
Fines de semana	104
Días festivos	14
Vacaciones	22
Días de asuntos personales	6
<b>Totales</b>	<b>365</b>

Tabla 7.3. Desglose días anuales.

En la siguiente tabla (tabla 7.4) se hace un desglose de las distintas actividades realizadas a lo largo del proyecto y el tiempo necesario para llevarlas a cabo. En ella se especifican tanto las horas invertidas por el ingeniero como el tiempo de uso de los equipos.

Fase	Actividad	Horas empleadas	
		Ingeniero	Equipo
Investigación previa	Planificación de tareas	50	-
	Estudios preliminares	100	150
Preprocesado	Implementación del modelo	180	110
	Configuración gemelo digital	80	50
Procesado	Resolución computacional	90	700
Postprocesado	Procesamiento y evaluación de resultados	150	60
Documentación	Elaboración de documentos	120	120
<b>Total</b>		<b>770</b>	<b>1190</b>

Tabla 7.4. Actividades realizadas en el proyecto.

Así, teniendo en cuenta el número de horas trabajadas por el ingeniero y su coste unitario asociado, se puede calcular el coste de mano de obra (tabla 7.5).

Horas totales trabajadas	770 horas
Coste por hora trabajada	25,14€/hora
<b>Costes totales de mano de obra</b>	<b>19 357,80 €</b>

Tabla 7.5. Costes directos de mano de obra.

Los costes directos de mano de obra ascienden a un total de **diecinueve mil trescientos cincuenta y siete con ochenta euros**.

### 7.1.2 Costes directos de material amortizable

Los costes de material amortizable hacen referencia a la depreciación que sufren por el uso los equipos y software utilizados para la realización de este proyecto [32]. Para calcularlos se considerará una amortización lineal de los bienes a partir de la inversión inicial teniendo en cuenta su tiempo de uso para llevar a cabo este trabajo (tabla 7.6).

Los bienes que se han necesitado para la realización del proyecto se enumeran a continuación:

- Ordenador portátil ASUS ROG GL552VW-142T.
- Periféricos: ratón inalámbrico, impresora láser a color y ventilador de soporte para el portátil.
- Licencia software de ANSYS 2020R2.

Se supone un periodo de amortización de cuatro años para todos ellos. Por tanto, y teniendo en cuenta las 1752 horas laborables anuales, se tiene una vida útil de 7008 horas. Así mismo se considera un valor residual para los bienes tangibles del 5% [35].

Bienes	Inversión inicial	Valor residual	Coste unitario de amortización	Tiempo de uso	Coste de amortización
Ordenador portátil	1280,00 €	64,00 €	0,1716 €/hora	1180 horas	202,49 €
Impresora	350,00 €	17,50 €	0,0469 €/hora	10 horas	0,47 €
Ratón	25,00 €	1,25 €	0,0034 €/hora	1180 horas	4,01 €
Ventilador	45,00 €	2,25 €	0,0060 €/hora	1180 horas	7,08 €
ANSYS 2020R2	16 400,00 €	0,00 €	2,3138 €/hora	860 horas	989,87 €
<b>Total</b>	<b>18 100,00 €</b>		<b>Total</b>		<b>2203,92 €</b>

Tabla 7.6. Costes directos de material amortizable.

Los costes directos de material amortizable ascienden a **dos mil doscientos tres con noventa y dos euros**.

### 7.1.3 Costes directos de material no amortizable

Los costes de material no amortizable hacen referencia a los costes derivados de la realización del proyecto entre los que se incluye el coste de la electricidad utilizada por los equipos. Para ello se ha tenido en cuenta el tiempo total de uso (1190 horas), su consumo (150 W) y el precio medio de la electricidad (0,12 €/Kwh). Un resumen de estos costes se incluye en la siguiente tabla.

Material de representación grafica	135,00 €
Encuadernación	40,00 €
Electricidad	21,42 €
<b>Total</b>	<b>196,42 €</b>

Tabla 7.7. Costes directos de material no amortizable.

Los costes directos de material no amortizable ascienden a **ciento noventa y seis con cuarenta y dos euros**.

### 7.1.4 Costes directos totales

En la siguiente tabla se resumen los costes directos totales.

Costes directos de mano de obra	19 357,80 €
Costes directos de material amortizable	2203,92 €
Costes directos de material no amortizable	196,42 €
<b>Total</b>	<b>21 758,14 €</b>

Tabla 7.8. Costes directos totales.

Los costes directos ascienden a un total de **veintiún mil setecientos cincuenta y ocho con catorce euros**.

### 7.2 Costes indirectos

Los costes indirectos comprenden aquellos que son consecuencia de la actividad de la empresa, no siendo éstos atribuibles a una actividad en concreto. Están compuestos por los costes de explotación (electricidad, calefacción, ventilación, etc.) y los costes de administración y dirección (tabla 7.9).

Costes de explotación	174,64 €
Costes de administración y dirección	229,71 €
<b>Total</b>	<b>404,35 €</b>

Tabla 7.9. Costes indirectos.

Los costes indirectos ascienden a **cuatrocientos cuatro con treinta y cinco euros**.

### 7.3 Costes totales

Los costes totales del proyecto resultan de la suma de los costes directos y los costes indirectos y se resumen en la tabla a continuación.

Costes directos	21 758,14 €
Costes indirectos	404,35 €
<b>Costes totales</b>	<b>22 162,49 €</b>

Tabla 7.10. Costes totales.

Los costes totales ascienden a **veintidós mil ciento sesenta y dos con cuarenta y nueve euros**.



## Capítulo 8

# CONCLUSIONES





## 8 CONCLUSIONES

Las principales conclusiones extraídas de este Trabajo de Fin de Grado son las siguientes:

- I. **Se ha efectuado la implementación del modelo del eyector con éxito**, procurando mantener al máximo la fidelidad con la geometría (dificultad debido a la falta de alguna de las cotas para la construcción del modelo). En este caso se ha usado un algoritmo basado en presión (PBS) en lugar de un algoritmo basado en densidad (DBS) del que se hace uso en [10]. Con esto se consigue un modelo en el cual:
  - Se consigue una mejora de la estabilidad y convergencia durante el proceso de cálculo.
  - Se acelera la velocidad de convergencia del proceso; pasando, según los valores citados en la fuente, de en torno a unas 8500 iteraciones máximas a un rango de entre 1500 a 5000 iteraciones.
  - Al hacer uso de un algoritmo basado en presión (PBS), se reduce el tiempo de cálculo necesario para completar cada iteración al desacoplar alguna de las ecuaciones.
  - Todo ello reduce el tiempo empleado en el proceso de cálculo. Sin tener en cuenta la influencia del tipo de algoritmo en el tiempo que conlleva cada iteración, esta reducción de tiempo se estima que tenga un valor del 41% en el peor de los casos.
- II. **Se ha validado el modelo implementado** con los datos experimentales disponibles. De igual forma se han conseguido resultados muy similares a los obtenidos en [10]. Así se puede concluir que:
  - Se ha conseguido mantener la calidad de los resultados reduciendo de forma considerable el tiempo de cálculo.
  - Las fuentes de error que se consideran en la bibliografía son igualmente aplicables en este caso, achacando la diferencia en los resultados a las mediciones experimentales. De igual forma, las características del modelo implementado también tienen su influencia de cara a la determinación del error obtenido en las simulaciones.
- III. **Se ha hecho uso de una Red Neuronal y un ROM para la construcción del gemelo digital**, analizando la bondad de ajuste en cada uno de los casos para lograr la optimización de los parámetros de diseño. Se concluye que:
  - Los valores óptimos para la construcción del gemelo digital dependerán del rango de valores usados para el entrenamiento

y posterior evaluación. Esto se traduce en que los resultados expuestos en este trabajo no son extrapolables a otros casos si no se mantienen los rangos de operación de las variables de entrada.

- Para el caso de la Red Neuronal, se puede concluir que es una herramienta útil para predecir el funcionamiento del eyector de una forma global mediante la evaluación del parámetro *entrainment ratio*, sin embargo no es posible conocer el funcionamiento del eyector de forma interna. Por otro lado, con esta técnica no ha sido posible predecir de forma totalmente precisa los valores de este parámetro, consiguiendo mejores o peores resultados según determinadas condiciones (con errores que oscilan entre un 7% y un 31% en su estimación).
- Para el caso del ROM, se concluye que es una herramienta útil para la predicción del funcionamiento interno del eyector ya que aporta perfiles muy similares a los calculados mediante CFD. De esta forma se consigue mantener la precisión del FOM disminuyendo considerablemente el tiempo de cálculo. Sin embargo, su principal inconveniente reside en la imposibilidad de conocer los valores para el *entrainment ratio* debido a las limitaciones del software utilizado (ANSYS Fluent) dificultando la comparación con los resultados obtenidos a través de la red neuronal.
- El uso de un mayor número de puntos de aprendizaje para la construcción del ROM resulta en una mejora de las capacidades de predicción del modelo (incremento de la bondad de ajuste de los puntos de verificación).
- En ambos casos, una vez realizado el proceso de entrenamiento, se consiguen resultados de forma casi instantánea lo que lo convierte en una herramienta muy útil para situaciones de control.
- Ambas técnicas aportan resultados complementarios por lo que resulta idóneo para la generación del gemelo digital. De esta forma, el uso combinado de ellas ofrece resultados globales.

## 8.1 Trabajos futuros

Algunas de las propuestas a realizar en el futuro de acuerdo a la línea de investigación de este Trabajo de Fin de Grado son las siguientes:

- I. Mejoras en el modelo implementado. Esto conlleva a una reducción del error cometido en el entrenamiento de puntos mediante CFD. Para ello:

- Utilización de un esquema de discretización de tercer orden.
  - Plantear un modelo bifásico en lugar de uno monofásico (considerar condensación).
  - Uso de un modelo de gas real en lugar de utilizar la hipótesis de gas ideal.
  - Considerar flujo de calor a través de las paredes.
  - Mejorar el modelado de las paredes (material, rugosidad...).
- II. Mejorar la precisión del gemelo digital haciendo uso de un mayor número de puntos de entrenamiento (para el caso del ROM) así como generarlos a partir de datos experimentales.
- III. Llevar a cabo la creación y evaluación del gemelo digital haciendo uso de diferente software con el objetivo de:
- Superar las limitaciones existentes en ANSYS (sobre todo en el caso del ROM).
  - Realizar una comparación de los resultados que ofrecen cada uno de ellos y verificar los resultados conseguidos con el gemelo digital creado con ANSYS.



## BIBLIOGRAFÍA

- [1] Siemens, «Digitalización en la industria: Gemelos con potencial,» 2021. [En línea]. Disponible en: <https://new.siemens.com/global/es/empresa/la-revista/industria/gemelo-digital.html>. [Último acceso: 11 febrero 2021].
- [2] Business Insider, «Gemelo digital: qué es y por qué podría revolucionar el sector industrial en los próximos años,» 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.businessinsider.es/gemelo-digital-revolucionara-sector-industrial-389497>. [Último acceso: 11 febrero 2021].
- [3] Instituto tecnológico de Aragón [ITA], «Gemelo digital para industria y procesos logísticos,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.itainnova.es/blog/logistica/gemelo-digital-para-industria-y-procesos-logisticos/>. [Último acceso: 11 febrero 2021].
- [4] Eco Inteligencia, «¿Qué son los gemelos digitales?,» 2019. [En línea]. Disponible en: <https://www.ecointeligencia.com/2019/04/gemelos-digitales/>. [Último acceso: 11 febrero 2021].
- [5] Dynatec, «Gemelos digitales una tecnología disruptiva clave en la industria 4.0,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://dynatec.es/2020/03/16/gemelos-digitales-una-tecnologia-disruptiva-clave-en-la-industria-4-0/>. [Último acceso: 11 febrero 2021].
- [6] C. del Bosque Peón, Los gemelos digitales en la Industria 4.0. Trabajo de Fin de Grado, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2019.
- [7] T. Sriveerakul, S. Chunnanond y K. Aphornratana, «Performance prediction of steam ejector using computational fluid dynamics: Part 2. Flow structure of a steam ejector influenced by operating pressures and geometries,» *International Journal of Thermal Sciences*, nº 46, pp. 823-833, 2007.
- [8] J. García del Valle, Eyectores para aplicaciones frigoríficas. Tesis doctoral, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2014.
- [9] F. J. Rey Martínez, J. F. San José, E. Velasco, A. Tejero González and M. A. Chicote, Ingeniería Térmica, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2014.

- [10] T. Sriveerakul, S. Chunnanond and K. Aphornratana, "Performance prediction of steam ejector using computational fluid dynamics: Part 1. Validation of the CFD results," *International Journal of Thermal Sciences*, no. 46, pp. 812-822, 2007.
- [11] S. Croquer, S. Poncet y Z. Aidoun, «Turbulence modeling of a single-phase R134a supersonic ejector. Part 1: Numerical benchmark,» *Internacional Journal of Refrigeration*, nº 61, pp. 140-152, 2016.
- [12] J. Sierra-Pallares, J. García del Valle, P. García Carrascal y F. Castro Ruiz, «A computational study about the types of entropy generation in three different R134a ejector mixing chambers,» *Internacional Journal of Refrigeration*, nº 63, pp. 199-213, 2016.
- [13] G. Besagni y F. Inzoli, «Computational fluid-dynamics modeling of supersonic ejectors: Screening of turbulence modeling approaches,» *Applied Thermal Engineering*, nº 117, pp. 122-144, 2017.
- [14] S. L. B. Tolentino Masgo, «Evaluación de modelos de turbulencia para el flujo de aire en una tobera plana,» *INGENIUS*, nº 22, pp. 25-37, 2019.
- [15] M. Haida, J. Smolka, A. Hafner, M. Palacz, Z. Ostrowski, J. Bodys, E. K. Kriezi, S. Försterling, A. J. Nowak and K. Banasiak, "Performance operation of liquid ejectors for a R744 integrated multi-ejector supermarket system using a hybrid ROM," *Internacional Journal of Refrigeration*, no. 110, pp. 58-74, 2020.
- [16] S. Lorenzi, A. Cammi, L. Luzzi y G. Rozza, «A reduced order model for investigating the dynamics of the Gen-IV LFR coolant pool,» *Applied Mathematical Modelling*, nº 46, pp. 263-284, 2017.
- [17] A. Crespo Martínez, *Mecánica de fluidos*, Madrid: Paraninfo, 2014.
- [18] J. M. Fernández Oro, *Técnicas numéricas en ingeniería de fluidos. Introducción a la dinámica de fluidos computacional (CFD) por el método de volúmenes finitos*, Barcelona: Reverté, 2012.
- [19] Engineering Simulation and Scientific Software [ESSS], «Flujo turbulento,» 2016. [En línea]. Disponible en: <https://www.esss.co/es/blog/flujo-turbulento/>. [Último acceso: 27 febrero 2021].
- [20] ANSYS, «ANSYS FLUENT 12.0 Theory Guide,» 2009. [En línea]. Disponible en: [https://www.afs.enea.it/project/neptunius/docs/fluent/html/th/main\\_pre.htm](https://www.afs.enea.it/project/neptunius/docs/fluent/html/th/main_pre.htm). [Último acceso: 9 diciembre 2020].

- [21] ANSYS, «ANSYS FLUENT 12.0 User's Guide,» 2009. [En línea]. Disponible en: [https://www.afs.enea.it/project/neptunius/docs/fluent/html/ug/main\\_pre.htm](https://www.afs.enea.it/project/neptunius/docs/fluent/html/ug/main_pre.htm). [Último acceso: 9 diciembre 2020].
- [22] ANSYS, «ANSYS Fluent 2020R2 User's Guide,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://ansyshelp.ansys.com/>. [Último acceso: 26 noviembre 2020].
- [23] S. Sanz Hernán, Validación de un modelo de turbulencia simplificado para la caracterización térmica de edificaciones. Trabajo de Fin de Grado, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2018.
- [24] ANSYS, «DesignXplorer 2020R2 User's Guide,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://ansyshelp.ansys.com/>. [Último acceso: 9 enero 2021].
- [25] S. Lorenzi, A. Cammi, L. Luzzi y G. Rozza, «POD-Galerkin method for finite volume approximation of Navier–Stokes and RANS equations,» *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, n° 311, pp. 151-179, 2016.
- [26] L. Vergari, A. Cammi y S. Lorenzi, «Reduced order modeling approach for parametrized thermal-hydraulics problems: inclusion of the energy equation in the POD-FV-ROM method,» *Progress in Nuclear Energy*, n° 118, pp. 1-14, 2020.
- [27] ANSYS, «ANSYS Fluent Theory Guide,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://ansyshelp.ansys.com/>. [Último acceso: 26 noviembre 2020].
- [28] A. Melgar Bachiller, Máquinas Térmicas, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2019.
- [29] Tu Tiempo, «Parámetros de humedad,» 2020. [En línea]. Disponible en: <https://www.tutiempo.net/meteorologia/ecuaciones.html>. [Último acceso: 7 diciembre 2020].
- [30] F. J. Rey Martínez, E. Velasco, J. F. San José, A. Tejero González, M. A. Chicote and P. Galindo, Tablas,gráficas, ecuaciones, prácticas y problemas de: Termodinámica Técnica y Transmisión de Calor, Valladolid: Universidad de Valladolid, 2018.
- [31] J. I. González Gómez, «Los costes. Concepto y clasificación,» 2005. [En línea]. Disponible en: [http://ocw.uniovi.es/pluginfile.php/3088/mod\\_resource/content/1/Clasificacion\\_de\\_costes.pdf](http://ocw.uniovi.es/pluginfile.php/3088/mod_resource/content/1/Clasificacion_de_costes.pdf). [Último acceso: 24 febrero 2021].
- [32] A. Cabrera Bautista, Economía de la empresa, Madrid: SM, 2009.

- [33] Expansión, «¿Cómo se calculan las cotizaciones a la Seguridad Social?,» 2021. [En línea]. Disponible en: <https://www.expansion.com/economia-para-todos/impuestos/como-se-calculan-las-cotizaciones-a-la-seguridad-social.html#:~:text=El%20trabajador%20abona%20alrededor%20del,del%20sector%20y%20del%20convenio.> [Último acceso: 28 febrero 2021].
- [34] El Financiero, «Ausentismo laboral cuesta 7.3% de la nómina a empresas,» 2014. [En línea]. Disponible en: [https://www.elfinanciero.com.mx/economia/ausentismo-laboral-cuesta-de-la-nomina-a-empresas.](https://www.elfinanciero.com.mx/economia/ausentismo-laboral-cuesta-de-la-nomina-a-empresas) [Último acceso: 28 febrero 2021].
- [35] Diccionario financiero, «Valor residual,» 2021. [En línea]. Disponible en: [https://www.mytriplea.com/diccionario-financiero/valor-residual/.](https://www.mytriplea.com/diccionario-financiero/valor-residual/) [Último acceso: 28 febrero 2021].