



Universidad Pública de Navarra
Nafarroako Unibertsitate Publikoa

**ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA AGRONÓMICA Y
BIOCIENCIAS**

***NEKAZARITZAKO INGENIARITZAKO ETA BIOZIENTZIETAKO GOI
MAILAKO ESKOLA TEKNIKO***

MODELIZACIÓN ESTADÍSTICA ESPACIAL DE FLUJO ENTÚNELES DE
VIENTO CON MÚLTIPLES VENTILADORES

presentado por

MIGUEL NAGORE IRIGOYEN

dirigido por

DANIEL ALÁEZ GÓMEZ

GRADO EN CIENCIAS
GRADUA ZIENTZIETAN

Septiembre 2025

INDICE

I.	INDICE DE TABLAS Y FIGURAS	III
II.	LISTA DE ABREVIATURAS.....	V
1.	OBJETIVOS	1
2.	MARCO TEÓRICO.....	1
2.1.	Túnel de Viento	1
2.2.	FAWT	3
2.3.	Control Inverso	5
2.4.	Ecuaciones de la Dinámica de Fluidos.....	5
2.5.	Aprendizaje por Refuerzo.....	7
2.6.	Características del Dataset	8
3.	EQUIPO Y MATERIALES	8
3.1.	Túnel de Viento	9
3.2.	Red de Sensores	10
3.3.	Java-FAWT.....	10
4.	METODOLOGÍA.....	11
4.1.	Valoración de los Ventiladores.....	11
4.2.	Recolección de Datos	12
4.3.	Procesamiento de Datos y Construcción del Dataset	15
5.	PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL.....	16
5.1.	Valoración de los Ventiladores.....	16
5.2.	Recolección de Datos	18
5.3.	Procesamiento de Datos y Construcción del Dataset	20
6.	RESULTADOS.....	29
7.	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	33
8.	REFERENCIAS	34

I. INDICE DE TABLAS Y FIGURAS

Figura 1: Diagrama del ACLA-16. De “ACLA 16” por Instituto Universitario de Microgravedad Ignacio Da Riva, s.f., IDR/UPM.	2
Figura 2: Imagen de un FAWT. Adaptado de Testing a drone in a turbulent flow generated by a Windshaper (2025) por Dantec Dynamics, https://www.dantecdynamics.com/solutions/fluid-mechanics/windshaper/	4
Figura 3: Diagrama del proceso	7
Figura 4: Imagen del túnel de viento utilizado en el proyecto.	9
Figura 5: Red de ventiladores (derecha) y su asignación numérica (izquierda).....	9
Figura 6: Imagen del escáner de presión nano DAQ-LTS 32.....	10
Figura 7: Imagen de la red de tomas dinámicas.	10
Figura 8: Captura del programa con sus partes. a) Controlador manual de los ventiladores. b) Comandos para la gestión de archivos para el control automático. c) Pantalla de visualización de la red de ventiladores. d) Valores de presiones recogidas por los sensores.....	11
Figura 9: Diagrama de todo el equipo.	11
Figura 10: Diagrama sobre el orden de activación de los ventiladores por bloques. a) orden 1234, b) orden 2341 y c) orden 4231.	12
Figura 11: Ejemplo de activación de un ventilador individualmente.....	13
Figura 12: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos en filas. a) Filas sueltas, b) bloques de 2, c) bloques de 3, d) filas alternas. e), f), g) y h) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.	13
Figura 13: Ejemplo de activación de ventiladores en experimentos en columnas. a) Columnas sueltas, b) Columnas pareadas. c) y d) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.....	14
Figura 14: Ejemplo de activación de ventiladores en experimentos en diagonales. a) Diagonales, b) Tridiagonales. c) “Antidiagonales” y d) “Antitridiagonales”. e), f), g) y h) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.....	14
Figura 15: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos a) En aspa, y b) En cruz. b) y d) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.....	14
Figura 16: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos por bloques. a) Todos los ventiladores, b) Ventiladores internos, c) Ventiladores externos, d) Patrones circulares, e) y f) Ajedrezado con valores controlados y aleatorios, respectivamente, g) Variación en filas, h) Variación en columnas e i) Todos con valores aleatorios.....	14
Tabla 1: Distancias de las distintas secciones de la toma de muestras.	15
Figura 17: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 8 cm de distancia.	16
Figura 18: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia.	17

Figura 19: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia, tras separar el túnel de las paredes del laboratorio.	17
Figura 20: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia, alterando el orden de activación. a) orden 1234, b) orden 2341 y c) orden 4231.....	18
Figura 21: Fragmento del archivo utilizado para la automatización del experimento de ventiladores activados individualmente.	19
Figura 22: Fragmento de un archivo con los datos de presiones recogidos. La primera fila corresponde al timestamp, y los valores a continuación a las presiones relativas de las 32 entradas de datos.....	19
Figura 23: Imagen de Excel para la revisión de datos.....	20
Figura 24: Diagrama de clasificación y ordenación de archivos.....	20
Figura 25: Diagrama de flujo del procesamiento	21
Figura 26: Pseudocódigo para la adecuación de datos	22
Figura 27: Pseudocódigo para la agrupación de datos de sensores.	23
Figura 28: Pseudocódigo para el procesamiento de ventiladores individuales.	25
Figura 29: Pseudocódigo para la clasificación de condiciones “controladas” y “aleatorias”.....	26
Figura 30: Pseudocódigo para el procesamiento de experimentos “controlados”.....	28
Figura 31: Pseudocódigo para el procesamiento de experimentos “aleatorios”.....	29
Figura 32: Fragmento del dataset final.....	30
Figura 33: Diagramas de velocidades con una fila de ventiladores activada. Arriba con una potencia del 10%, en el medio con una potencia del 50% y abajo con una potencia del 80%. ..	31
Figura 34: Diagramas de velocidades con filas de ventiladores alternas activadas. Arriba con una potencia del 10%, en el medio con una potencia del 50% y abajo con una potencia del 80%. ..	32

II. LISTA DE ABREVIATURAS

FAWT → *Fan Array Wind Tunnel* -Túnel de viento de múltiples ventiladores.

IDR/UPM → Instituto de Microgravedad Ignacio Da Riva / Universidad Politécnica de Madrid (España).

ONERA → *Office National d'Études et de Recherches Aérospatiales* - Oficina Nacional de Estudios e Investigación Aeroespacial (Francia).

NASA → *National Aeronautics and Space Administration* -Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (EEUU).

DLR → *Deutsches Zentrum für Luft und Raumfahrt* - Centro Aeroespacial Alemán (Alemania).

ETW → *European Transonic Wind Tunnel* - Túnel de Viento Transónico Europeo (Alemania).

CFD → *Computational Fluid Dynamics* - Dinámica de Fluidos Computacional.

SWBLI → *Shock Wave/Boundary Layer Interaction* - Interacción Onda de Choque/Capa Límite.

UAV → *Unmanned Aerial Vehicle* - Vehículo Aéreo no Tripulado (dron).

DNS → *Direct Numerical Simulation* - Simulación Numérica Directa.

Re → Número de Reynolds (adimensional).

PWM → *Pulse Width Modulator* - Modulación por ancho de pulso.

CSV → *Comma-Separated Values* - Valores separados por comas.

1. OBJETIVOS

Este trabajo de Fin de Grado se centra en la construcción de un dataset viable para el entrenamiento de una red neuronal, con el objetivo de un correcto análisis, modelado y control de un Fan Array Wind Tunnel (FAWT). Se parte de un sistema FAWT ya construido, con un programa para su control y toma de datos.

Para este proyecto, se va a dividir el trabajo en cuatro partes:

- 1) Valoración del correcto estado de los ventiladores y sensores del túnel del viento.
- 2) Desarrollo de una metodología para la recopilación de datos, basada en ensayos automatizados.
- 3) Captura de datos significativos y conformes a los patrones esperados.
- 4) Procesamiento y tratamiento de dichos datos para la preparación del dataset.

2. MARCO TEÓRICO

El comportamiento de los flujos de aire y su interacción con objetos sólidos constituye una línea de estudio fundamental en la ingeniería aeronáutica, civil y ambiental. En este contexto, los túneles de viento han facilitado el estudio y comprensión de los fenómenos aerodinámicos, gracias a su capacidad para recrear de manera experimental diversas condiciones de flujo.

Sin embargo, los túneles tradicionales presentan limitaciones al necesitar generar flujos no uniformes. Por esta razón, surgen los túneles FAWT, que emplean matrices de ventiladores para superar dichas limitaciones.

2.1. Túnel de Viento

Un túnel de viento es una herramienta experimental utilizada para estudiar el flujo del aire y su comportamiento al interactuar con objetos situados en su interior. Su funcionamiento consiste en hacer pasar una corriente de aire controlada a través de una sección de prueba donde se sitúa el objeto de estudio. Las características del flujo se recogen con el fin de caracterizar su comportamiento aerodinámico (Fallas-Hernández et al., 2022).

El diseño de un túnel de viento depende del tipo de flujo deseado y de las condiciones de prueba, aunque todos los túneles comparten elementos comunes: una cámara de ensayos (espacio donde se realiza el experimento y se efectúan las mediciones), un sistema de propulsión (ya sea mediante el uso de ventiladores o propulsores), un sistema de acondicionamiento del flujo, y canales de entrada y salida. Del mismo modo, se incorporan sensores y sistemas para la adquisición de datos (Fallas-Hernández et al., 2022).

Los túneles de viento se pueden clasificar de distintas maneras. Según el tipo de circuito, se distinguen los de circuito abierto, que toman aire del ambiente; y los de circuito

cerrado, que recirculan el aire internamente. También pueden diferenciarse según la fuente generadora del flujo, la cual puede ser un ventilador axial central o un arreglo de inyección (Fallas-Hernández et al., 2022).

Otra posible clasificación, ampliamente utilizada, se basa en el intervalo de velocidades:

En primer lugar, se encuentran los túneles subsónicos ($Mach < 0,8$), los más comunes debido a su uso extendido en el análisis de automóviles, aerogeneradores y aeronaves. Un ejemplo de este tipo es el túnel ACLA-16 del IDR/UPM (Madrid) (ver *Figura 1*), especializado en el estudio del flujo de capa límite para ingeniería civil. El túnel empleado en este trabajo también corresponde a esta categoría.

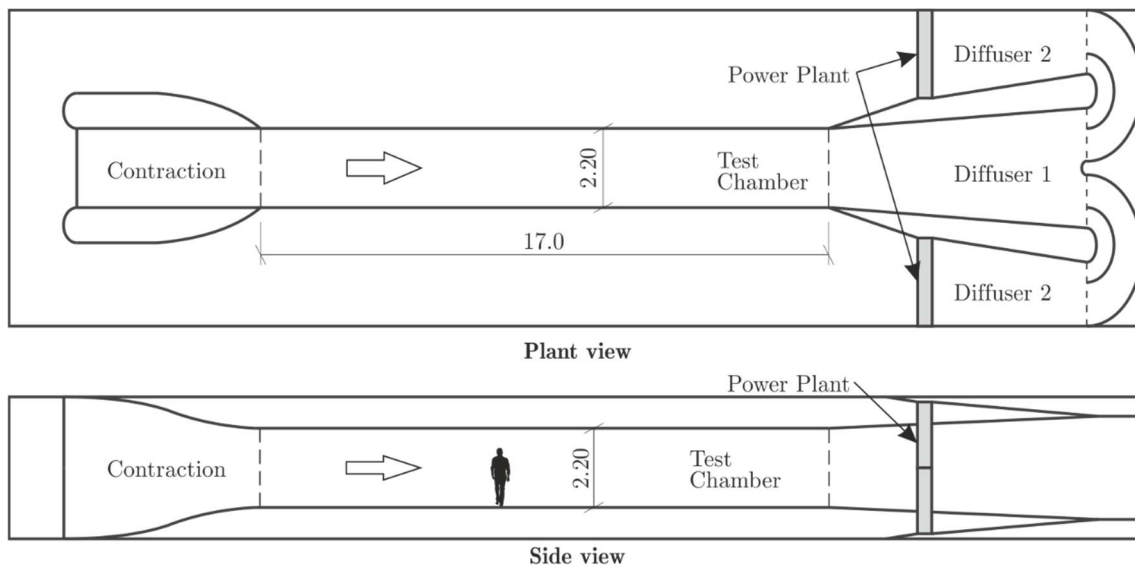


Figura 1: Diagrama del ACLA-16. De “ACLA 16” por Instituto Universitario de Microgravedad Ignacio Da Riva, s.f., IDR/UPM.

En segundo lugar, se hallan los túneles transónicos ($Mach \approx 0,75-1,3$), cuya configuración es más compleja debido a la aparición de ondas de choque y la necesidad de considerar fenómenos compresibles. Instituciones como ONERA (Francia) o NASA operan túneles de este tipo con paredes adaptativas que permiten el manejo de estas condiciones (Zhao et al., 2023).

Los túneles supersónicos ($Mach 1,2-5$) y los hipersónicos ($Mach > 5$) se utilizan principalmente en investigación aeroespacial. Operan bajo condiciones extremas de presión y temperatura. Un ejemplo notable es el túnel *Ludwig* del DLR (Alemania), así como el túnel criogénico ETW (*European Transonic Wind Tunnel*), que emplea nitrógeno líquido para controlar la temperatura y el número de Reynolds (Ahlefeldt et al., 2023).

Existen también túneles de viento diseñados para funciones específicas. Por ejemplo, los túneles aeroacústicos están dotados de cámaras anecoicas para la medición de ruido de origen aerodinámico, como los del centro IDR/UPM o el túnel CEPRA 19 de ONERA. Por otro lado, los túneles urbanos reproducen condiciones atmosféricas a escala para estudiar ventilación natural, dispersión de contaminantes y efectos térmicos en entornos urbanos, como el túnel ambiental de la Universidad de Ginebra. Esta diversidad muestra

que no es posible aplicar una única clasificación, ya que el diseño de túneles responde a una amplia variedad de campos y condiciones de estudio.

Las investigaciones actuales combinan ensayos físicos en túneles con simulaciones computacionales (CFD), técnicas de optimización geométrica, algoritmos de aprendizaje automático y análisis aeroacústico avanzado (Ahlefeldt et al., 2023). En el ámbito aeroespacial, se abordan temas como la interacción entre ondas de choque y capas límite (SWBLI), los efectos de compresibilidad y la eficiencia energética del diseño del túnel (Sun et al., 2020).

En el campo de la energía eólica, los túneles permiten analizar la interacción entre turbinas en arreglo y caracterizar sus estelas (Fallas-Hernández et al., 2022). En arquitectura, se utilizan para evaluar el confort peatonal, la ventilación cruzada y la estabilidad estructural de edificaciones altas, como ocurre en centros especializados en dinámica de fluidos aplicados a la edificación (Zhao et al., 2023).

2.2. FAWT

En los ensayos aerodinámicos convencionales, los túneles de viento han sido una herramienta fundamental durante décadas. Sin embargo, estos sistemas están diseñados generalmente para producir flujos relativamente uniformes, lo que limita su capacidad para representar condiciones atmosféricas complejas como ráfagas, cizalladuras o turbulencias localizadas. Además, la configuración de un túnel de viento tradicional conlleva un alto coste, una baja flexibilidad para modificar el flujo, y un tiempo de preparación prolongado ante cambios en las condiciones experimentales.

Frente a estas limitaciones, han surgido alternativas de creciente uso en investigación y desarrollo: los FAWT, como el mostrado en la *Figura 2*. Estos sistemas utilizan un conjunto organizado de ventiladores pequeños, dispuestos en una rejilla de varias filas y columnas, que pueden controlarse de manera individual o colectiva para generar un flujo de aire altamente modulable en espacio y tiempo. En lugar de depender de una única fuente de propulsión, los FAWT ofrecen un control distribuido, que permite no solo simular flujos uniformes, sino también estructuras de flujo más realistas, como gradientes de velocidad, zonas de turbulencia o ráfagas localizadas (Dougherty et al., 2017).

El diseño modular de los FAWT proporciona ventajas clave frente a los túneles convencionales. Por un lado, permiten reconfigurar rápidamente el flujo de aire, modificando solo los parámetros de operación de cada ventilador sin necesidad de alterar físicamente el sistema. Por otro lado, su menor coste y portabilidad los convierten en una herramienta más accesible para experimentos en laboratorio o pruebas de prototipos a pequeña escala. Además, gracias al control individualizado de cada elemento de la matriz, es posible programar patrones de velocidad o dirección del flujo que representen con precisión entornos atmosféricos cambiantes, algo especialmente útil en campos como el vuelo autónomo o el diseño de algoritmos de control adaptativo (Dougherty et al., 2019; Stefan-Zavala et al., 2024)



Figura 2: Imagen de un FAWT. Adaptado de *Testing a drone in a turbulent flow generated by a Windshaper* (2025) por Dantec Dynamics, <https://www.dantecdynamics.com/solutions/fluid-mechanics/windshaper/>

En cuanto a sus aplicaciones, los FAWT se han empleado en diversos contextos experimentales. Una de las áreas más activas es el estudio del comportamiento de vehículos aéreos no tripulados (UAV) en condiciones adversas. En este ámbito, los FAWT permiten exponer las aeronaves a condiciones de vuelo realistas, con turbulencias y cambios de dirección que emulan entornos urbanos o situaciones de emergencia. También se han utilizado para validar algoritmos de control robusto, desarrollando escenarios que incluyen perturbaciones aleatorias o patrones de viento repetibles para evaluar la capacidad de adaptación del sistema (Lan et al., 2022). En biología experimental, se han empleado para analizar el comportamiento de insectos o aves pequeñas en vuelo; y en ingeniería atmosférica, para simular condiciones específicas como las que podrían encontrarse en Marte u otros entornos no terrestres.

Desde el punto de vista técnico, el estado del arte en FAWT ha evolucionado significativamente en la última década. Estudios recientes proponen sistemas de modelado del flujo basados en datos, con el objetivo de prescribir perfiles de velocidad promedio en el túnel a partir de combinaciones específicas de ventiladores. A través de métodos estadísticos y técnicas de optimización, se ha logrado generar flujos personalizables con un error medio en velocidad inferior a 1 m/s, validando así la eficacia del enfoque (Stefan-Zavala et al., 2024).

Otros estudios han empleado matrices de hasta 36×36 y han demostrado la capacidad del sistema para generar turbulencias con estructuras controladas. Mediante estrategias como la inyección de vórtices o la generación de perfiles de cizalladura, se ha verificado que los FAWT no solo replican fenómenos complejos, sino que los inducen con alta reproducibilidad, lo cual es esencial en experimentos que requieren condiciones repetibles y no uniformes (Dougherty et al., 2017, 2019).

En comparación con los túneles clásicos, donde el flujo es usualmente uniforme y con escasa manipulación espacial, los FAWT ofrecen un mayor grado de libertad en el diseño del flujo. Esta capacidad resulta crítica en un contexto en el que las aplicaciones aeronáuticas o robóticas requieren ensayos en condiciones más cercanas a su entorno real de operación. Asimismo, los FAWT permiten integrar enfoques experimentales con

técnicas computacionales modernas, como el aprendizaje automático, facilitando el desarrollo de controladores inversos o redes neuronales entrenadas con datos reales.

Resumiendo, los FAWT representan una evolución significativa en el diseño de entornos de prueba aerodinámicos. Su flexibilidad, escalabilidad y capacidad para simular condiciones realistas los posicionan como una herramienta clave en investigación y desarrollo experimental. Pero esa flexibilidad plantea un nuevo reto, determinar qué combinación de ventiladores produce el patrón y efecto buscados. Ante esto, se recurre a estrategias de control inverso, que permiten planificar las condiciones necesarias para conseguir un flujo específico.

2.3. Control Inverso

El concepto de control inverso ofrece una perspectiva alternativa y útil en el diseño de sistemas de control, especialmente en aquellos contextos donde la dinámica interna es compleja o difícil de modelar con precisión. En lugar de partir de una entrada conocida y analizar su efecto sobre el sistema (como en el control directo), el control inverso plantea el problema desde el objetivo final: dado un comportamiento deseado, se trata de determinar qué acciones o entradas son necesarias para alcanzarlo (Jin et al., 2021). Esta estrategia resulta especialmente adecuada en sistemas de varias variables o con comportamiento no lineal, donde las relaciones causa-efecto no son evidentes.

En muchos sistemas físicos reales, obtener un modelo matemático preciso resulta inviable o excesivamente costoso en términos computacionales. Como alternativa, se han desarrollado enfoques basados en datos que permiten aproximar la función inversa del sistema a partir de observaciones. Estos métodos no requieren conocer las ecuaciones exactas que rigen el sistema, sino que se fundamentan en ejemplos empíricos de su comportamiento. Así, es posible construir modelos que relacionan directamente los objetivos deseados con las acciones necesarias para alcanzarlos (Liang et al., 2023).

El control inverso basado en datos ha demostrado su utilidad en campos como la robótica, la navegación autónoma o la ingeniería de sistemas, donde es habitual operar en entornos con alto grado de incertidumbre o difícilmente modelables. Estas estrategias permiten diseñar soluciones prácticas sin necesidad de una caracterización exhaustiva del sistema, y se adaptan bien a situaciones donde la dinámica varía con el tiempo o es parcialmente desconocida.

En el contexto de este trabajo, este enfoque permite abordar el problema de determinar qué combinación de ventiladores debe activarse para generar un patrón de flujo específico.

2.4. Ecuaciones de la Dinámica de Fluidos

El comportamiento del flujo de aire en un túnel de viento se puede determinar utilizando las ecuaciones de Navier Stokes, un conjunto de ecuaciones en derivadas parciales que representan la conservación de masa y momento en un fluido. Se puede expresar en su forma tridimensional mediante

$$\frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla)u = \frac{-1}{\rho} \nabla p + \nu \nabla^2 u + f$$

Donde \mathbf{u} es el vector de velocidad de fluido, p es la presión, ρ es la densidad del fluido, ν es la viscosidad cinemática y \mathbf{f} son posibles fuerzas externas aplicadas.

Se mencionará con mayor detalle posteriormente, pero en este proyecto las medidas tomadas son de presiones en Pascales (Pa). Para poder interpretar correctamente estos datos, es importante saber la relación que existe entre presión y velocidad en dinámica de fluidos.

En un flujo incompresible y sin efectos gravitatorios significativos, esta relación entre presión y velocidad viene expresada en la ecuación de Bernoulli.

$$p = \frac{1}{2} \rho U^2$$

Donde p es la presión, ρ es la densidad del aire y U la velocidad del flujo. A partir de esta misma fórmula, se podría adaptar de manera que obtengamos la velocidad conociendo la medida de presión:

$$U = \sqrt{\frac{2p}{\rho}}$$

Sin embargo, debido a que trabajamos con un FAWT, que cuenta con una alta cantidad de ventiladores, la modelización de nuestro túnel con este método es inviable por diversas razones.

Cada uno de estos ventiladores actúa como una fuente de entrada de flujo, generando interacciones no lineales entre sí, produciendo zonas de interferencia, recirculaciones y efectos de borde. Pero la principal razón para descartar la modelización aplicando las ecuaciones de Navier-Stokes es la gran complejidad computacional (Moin & Mahesh, 1998).

Podemos calcular un coste computacional aproximado teniendo en cuenta el número de Reynolds (Re), un número adimensional que permite estimar el régimen de flujo, que se puede definir como

$$Re = \frac{UL}{\nu}$$

Donde U es la velocidad del aire generada por los ventiladores, L correspondería a la longitud del túnel y ν la viscosidad cinemática del aire (Moin & Mahesh, 1998).

Suponiendo una velocidad media de 5 m/s y una viscosidad media de $1,5 \cdot 10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}$, y sabiendo que la longitud de nuestro túnel es de 0,78 m; podemos calcular un número de Reynolds aproximado:

$$\Re = \frac{5 \cdot 0,78}{1,5 \cdot 10^{-5}} = 260000$$

La resolución directa de las ecuaciones de Navier-Stokes bajo este régimen mediante una Simulación Numérica Directa (DNS) requeriría una malla computacional extremadamente densa, capaz de capturar todas las escalas de la turbulencia. El número total en la malla crece proporcionalmente con $Re^{9/4}$, y el coste computacional total con Re^3 (Moin & Mahesh, 1998).

$$N_{cel} \approx Re^{\frac{9}{4}} \approx 5,6 \cdot 10^{12} \text{ celdas}$$

Este orden de magnitud implica resolver billones de celdas, lo cual resulta claramente inviable con los recursos computacionales disponibles para este estudio. Por tanto, se opta por un enfoque alternativo, basado en un conjunto de datos experimentales y en técnicas de aprendizaje por refuerzo.

2.5. Aprendizaje por Refuerzo

El aprendizaje por refuerzo es una rama del aprendizaje automático donde un sistema (llamado agente) aprende mediante la interacción con un entorno buscando la optimización de las condiciones para alcanzar una recompensa acumulada máxima (Sutton & Barto, 2014, caps. 1 y 3). Un diagrama de las partes involucradas en el proceso se observa en la *Figura 3*.

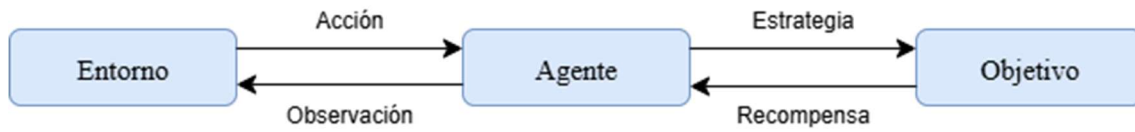


Figura 3: Diagrama del proceso

En el presente caso, el agente es una red neuronal, mientras que el entorno corresponde al túnel de viento FAWT. Las condiciones del flujo varían en función de qué ventiladores están activados y de su respectiva potencia. El objetivo del agente es encontrar la combinación adecuada de ventiladores y potencias para aproximarse lo máximo posible a un patrón de flujo predefinido. La recompensa está asociada al grado de similitud entre el flujo generado y el patrón deseado.

Aunque el aprendizaje por refuerzo tradicional se basa en la exploración activa del entorno, en este estudio se opta por una variante conocida como aprendizaje por refuerzo offline. En este enfoque, el agente no interactúa directamente con el entorno, sino que aprende a partir de un conjunto de datos previamente recopilados (Lange et al., 2012).

Esta modalidad de aprendizaje presenta diversas ventajas. En primer lugar, evita los riesgos físicos y el consumo energético derivados de una exploración real del entorno. En segundo lugar, permite utilizar observaciones experimentales reales, que reflejan el comportamiento turbulento y no lineal del sistema FAWT. Sin embargo, también presenta una limitación importante: el agente solo puede aprender a partir de las situaciones contenidas en el conjunto de datos, lo que restringe su capacidad para generalizar a configuraciones no representadas durante el entrenamiento.

2.6. Características del Dataset

Como ya hemos mencionado, la calidad del conjunto de datos es un factor determinante para el éxito del aprendizaje por refuerzo offline. A diferencia de otros enfoques en los que el agente puede explorar nuevas acciones, en este caso el aprendizaje está limitado a la información contenida en el dataset. Si los datos no representan adecuadamente el comportamiento del sistema o están sesgados hacia ciertos patrones, el agente puede aprender políticas ineficaces o incluso erróneas.

El sistema FAWT considerado está compuesto por 24 ventiladores, cada uno de los cuales puede regularse de forma independiente en un rango de 0 a 100, lo que da lugar a 101 niveles posibles por ventilador. El espacio total de combinaciones posibles asciende entonces a $101^{24} \approx 2,7 \cdot 10^{48}$ configuraciones distintas. Este volumen de combinaciones hace inviable una exploración experimental exhaustiva.

Ante esta realidad, resulta indispensable construir un conjunto de datos suficientemente diverso y representativo. La diversidad implica incluir una amplia gama de combinaciones, que abarquen tanto configuraciones comunes como casos extremos de interés. Un conjunto más amplio mejora la capacidad del agente para inferir patrones y tomar decisiones ante situaciones no contempladas directamente en los datos.

No obstante, la diversidad por sí sola no es suficiente. El dataset debe ser representativo de los estados y objetivos relevantes para los fines del sistema. Por ejemplo, si el objetivo es optimizar la homogeneidad del flujo, deben incluirse ejemplos que generen tanto flujos uniformes como no uniformes, con el fin de que el agente aprenda a diferenciarlos y actuar en consecuencia.

Otra característica esencial es la coherencia entre los datos registrados y la señal de recompensa. Es fundamental que los valores de presión y velocidad estén medidos con la precisión adecuada. Esto requiere sensores correctamente calibrados y datos libres de errores sistemáticos o niveles excesivos de ruido. Una señal de entrenamiento ambigua o contradictoria, derivada de mediciones inexactas, puede reducir significativamente la eficacia del aprendizaje.

Por tanto, el éxito del enfoque propuesto depende en gran medida de la calidad del conjunto de datos utilizado. Para que el agente aprenda políticas útiles y generalizables, se requiere un dataset diverso, representativo, estructurado de forma coherente y técnicamente fiable.

3. EQUIPO Y MATERIALES

Antes de proceder con la descripción del equipo de trabajo, cabe aclarar que toda la información presente en este apartado se ha obtenido directamente al consultar al personal del laboratorio encargada del montaje de este sistema.

3.1. Túnel de Viento

El sistema construido corresponde a un túnel de viento modular de tipo FAWT, tal y como se puede ver en la *Figura 4*. Este se compone de cuatro unidades estructurales independientes, cada una diseñada para alojar un conjunto de seis ventiladores dispuestos en configuración de tres por dos. Las estructuras están fabricadas a partir de chapa de acero galvanizado cortada y plegada por láser. Sobre esta estructura, los ventiladores se fijan en la parte frontal mientras que, en la posterior, se instalan las placas de control y la electrónica asociada.



Figura 4: Imagen del túnel de viento utilizado en el proyecto.

Los ventiladores seleccionados son del modelo Bgears b-Blaster de 140 mm y 12 V, cada uno con un consumo máximo de 33 W, lo que sitúa la potencia aproximada de un módulo en 200 W. La alimentación eléctrica se realiza mediante fuentes de alimentación de ordenador convencionales. Para garantizar un flujo uniforme, el conjunto incluye un enderezador de flujo de panel de aluminio situado tras la matriz de ventiladores. Para poder gestionar eficientemente las órdenes y condiciones, se ha dividido el sistema en cuatro bloques numerados (uno por cada unidad independiente), además de asignarle un número a cada ventilador, tal como muestra la *Figura 5*.

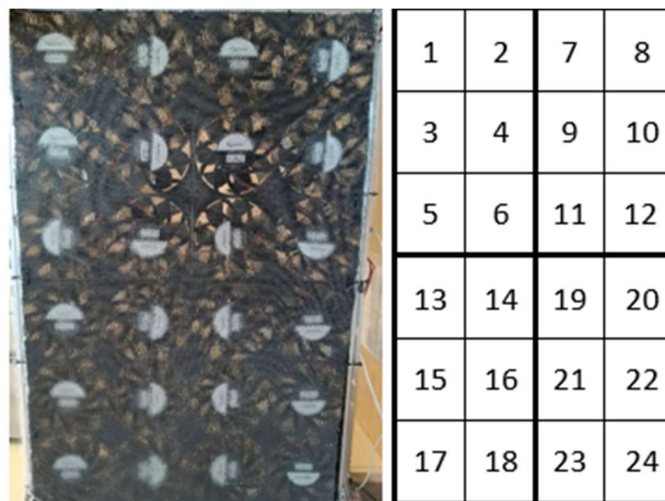


Figura 5: Red de ventiladores (derecha) y su asignación numérica (izquierda)

3.2. Red de Sensores

El túnel se encuentra equipado con un escáner de presión nanoDAQ-LTS 32, como el de la *Figura 6*, que proporciona hasta 32 canales de medida con una precisión de 0,03% FS y transmisión de datos a través de Ethernet. A través de un pitot rake con 24 tomas dinámicas y una estática, los sensores permiten obtener perfiles de velocidad y presión en distintas secciones del túnel, desplazándose a lo largo de su eje longitudinal, esta red se observa en la *Figura 7*. La frecuencia de la toma de datos se puede controlar como variable.



Figura 6: Imagen del escáner de presión nano DAQ-LTS 32.



Figura 7: Imagen de la red de tomas dinámicas.

3.3. Java-FAWT

El control del túnel se realiza mediante el software de código abierto Java-FAWT, basado en una arquitectura cliente-servidor. Cada módulo incorpora una Raspberry Pi Zero 2W, encargada de recibir las órdenes transmitidas por el servidor y transformarlas en señales PWM que regulan la velocidad de los ventiladores. El servidor central, ejecutado en cualquier ordenador con soporte para Java y conexión wifi, coordina de manera inalámbrica todos los módulos.

El programa incluye una interfaz gráfica de usuario que facilita el manejo del sistema, tal y como se muestra en la *Figura 8*. Entre sus funcionalidades se encuentran el control individual o conjunto de los ventiladores, la ejecución de secuencias de velocidad predefinidas a partir de archivos CSV, y la integración directa de datos procedentes de los

sensores de presión. Los registros obtenidos se almacenan automáticamente en archivos para su posterior análisis en documentos de texto, con timestamps para cada conjunto de medidas.

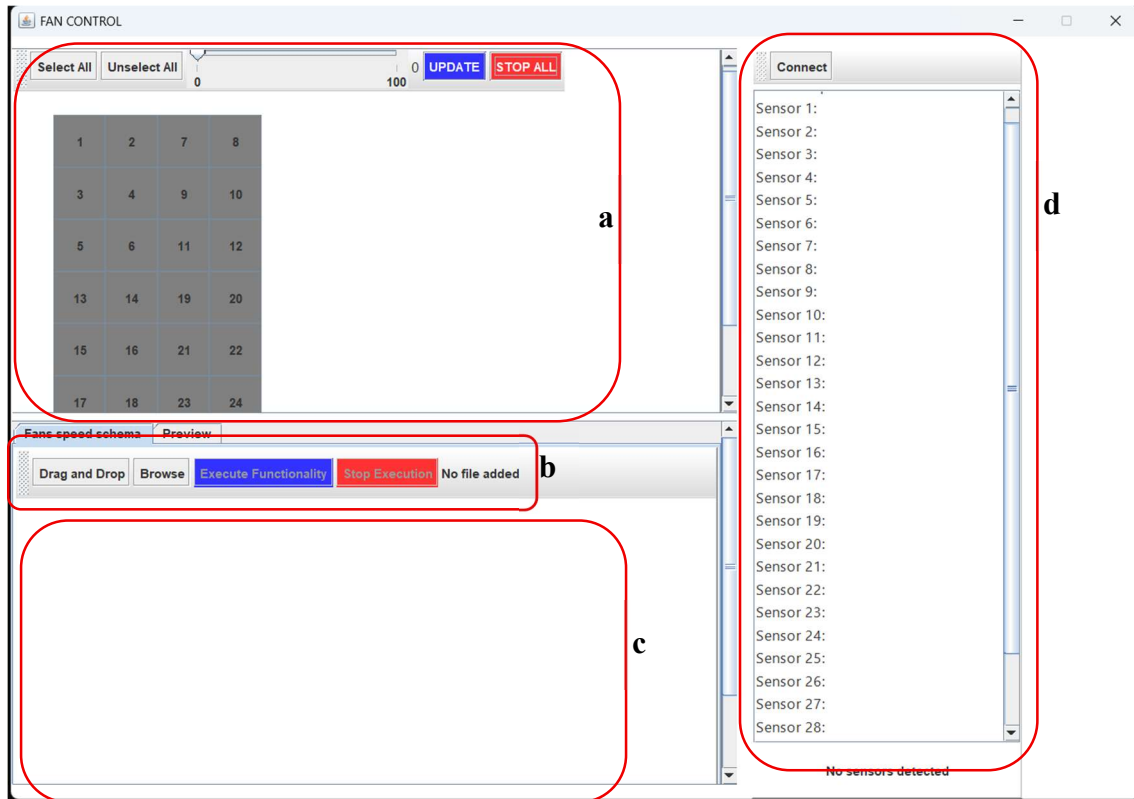


Figura 8: Captura del programa con sus partes. a) Controlador manual de los ventiladores. b) Comandos para la gestión de archivos para el control automático. c) Pantalla de visualización de la red de ventiladores. d) Valores de presiones recogidas por los sensores.

Un resumen gráfico de todo el equipo se puede observar en la Figura 9.

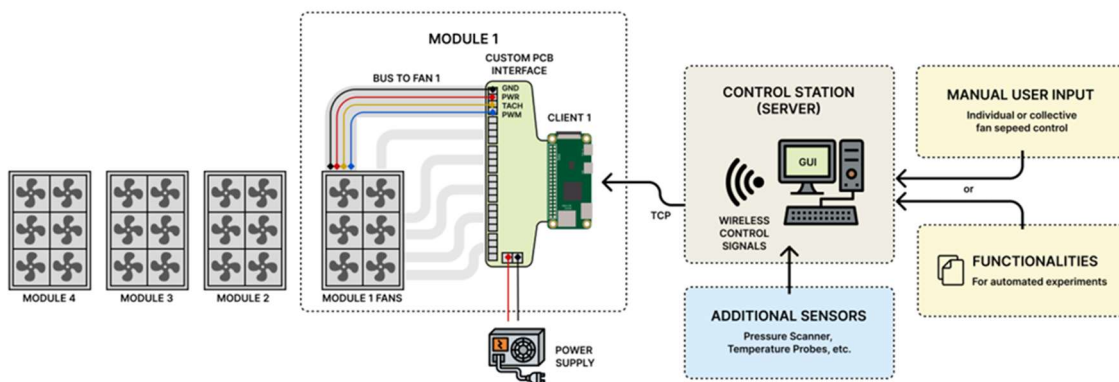


Figura 9: Diagrama de todo el equipo.

4. METODOLOGÍA

4.1. Valoración de los Ventiladores

Previo a la construcción del dataset, ha sido conveniente la valoración de los ventiladores, teniendo en cuenta su condición estándar cuando se realizó el montaje y programación del equipo, con una velocidad a máxima intensidad de al menos 5 m/s (Sola Bienzobas, 2025).

Para ello, se tomaron datos de cada ventilador, aumentando su potencia en saltos del 10%, hasta un máximo del 80%. Para facilitar el estudio de estos datos, se colocó la red de sensores a una distancia de 8 cm de los ventiladores, la cual se consideró lo suficientemente cercana para que aún no se percibieran cambios en la presión por efecto de la difusión.

Será comentado con más detalle en el apartado de *Procedimiento Experimental*, pero en estas condiciones se encontraron datos significativamente más bajos de lo esperado. Ante esto, se consideró que, por la estructura de los ventiladores, era necesario aumentar la separación entre la red de ventiladores y la red de sensores; por lo que se procedió a alejar los sensores a 18 cm.

Con este cambio los datos fueron más favorables, pero no alcanzaron los valores deseados. Planteando posibles causas, se tuvo en consideración una posible interacción debida a tener el túnel de viento cercano a una pared del laboratorio. Para comprobarlo, simplemente se alejó el túnel de las paredes del laboratorio y se repitió la toma de datos.

También se consideró la posibilidad de que el orden de activación de los ventiladores influyera en las presiones resultantes, por un posible descalibrado o pérdida de sensibilidad. Para comprobar esto se tomaron medidas activando los ventiladores según los bloques 1234, 2341 y 4231 (ver *Figura 10 a, b y c* respectivamente). Las imágenes muestran que no parece haber diferencias significativas al alterar el orden de los sensores.

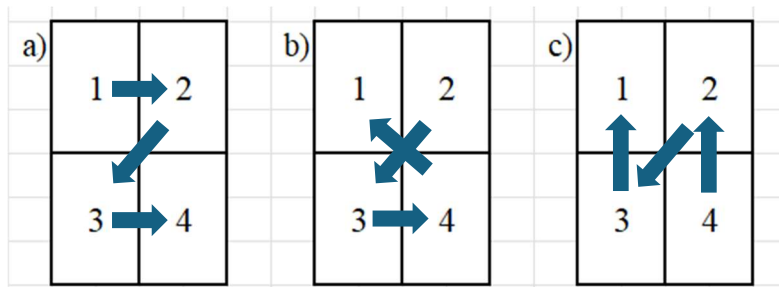


Figura 10: Diagrama sobre el orden de activación de los ventiladores por bloques. a) orden 1234, b) orden 2341 y c) orden 4231.

4.2. Recolección de Datos

Una vez se han encontrado unas condiciones adecuadas para obtener unos resultados representativos, se ha procedido a la obtención de datos para la construcción del dataset. Como ya se ha mencionado previamente, ante la imposibilidad de obtener datos para todas las combinaciones posibles, ha sido necesario definir unas condiciones que permitan inferir patrones útiles para posteriores experimentos.

Para ello, se han considerado las condiciones mostradas en las figuras a continuación (ver *Figuras 11 a 16*), las cuales representan la red de ventiladores. Las casillas en rojo indican ventiladores encendidos, y según la intensidad del color, mayor o menor potencia. Hay que aclarar que estas figuras son solo diagramas para ejemplificar las condiciones de trabajo por lo que los colores indican únicamente la potencia relativa frente al resto de ventiladores, y no un valor concreto.

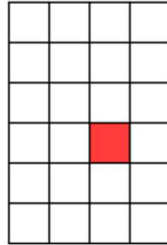


Figura 11: Ejemplo de activación de un ventilador individualmente.

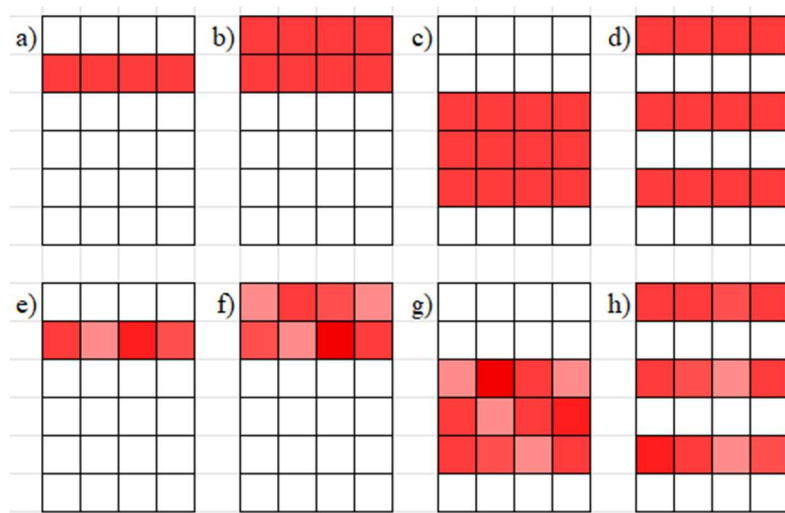


Figura 12: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos en filas. a) Filas sueltas, b) bloques de 2, c) bloques de 3, d) filas alternas. e), f), g) y h) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.

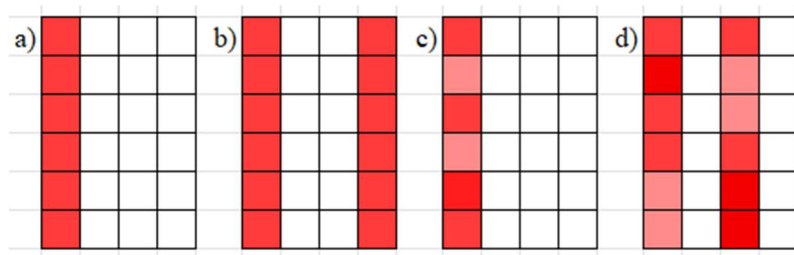


Figura 13: Ejemplo de activación de ventiladores en experimentos en columnas. a) Columnas sueltas, b) Columnas pareadas. c) y d) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.

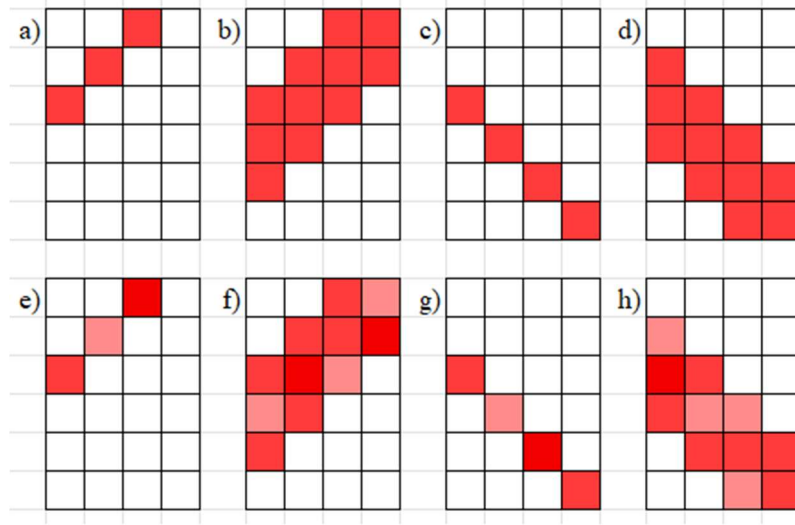


Figura 14: Ejemplo de activación de ventiladores en experimentos en diagonales. a) Diagonales, b) Tridiagonales. c) “Antidiagonales” y d) “Antitridiagonales”. e), f), g) y h) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.

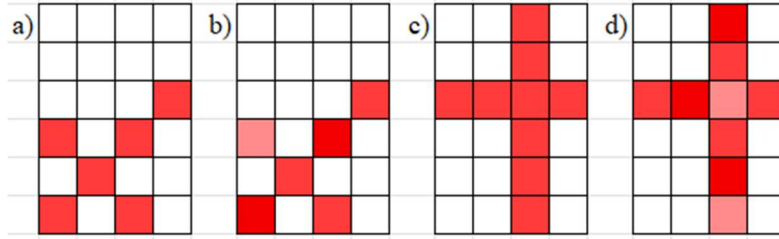


Figura 15: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos a) En aspa, y b) En cruz. b) y d) corresponden a las mismas condiciones respectivamente, pero con valores aleatorios.

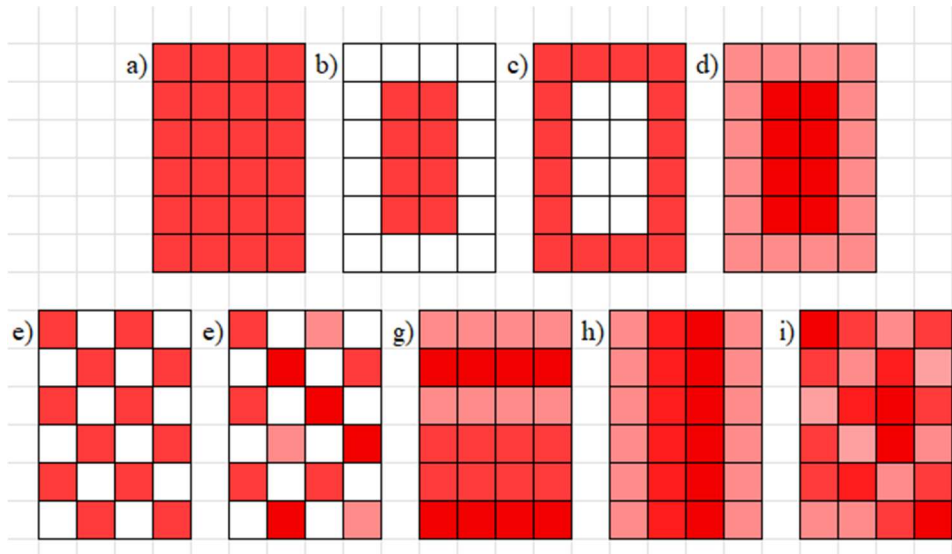


Figura 16: Ejemplos de activación de ventiladores en experimentos por bloques. a) Todos los ventiladores, b) Ventiladores internos, c) Ventiladores externos, d) Patrones circulares, e) y f)

Ajedrezado con valores controlados y aleatorios, respectivamente, g) Variación en filas, h) Variación en columnas e i) Todos con valores aleatorios.

Con estas condiciones se tienen datos donde los ventiladores interaccionan según filas, columnas, diagonales y más condiciones útiles. Para cada disposición de ventiladores se han tomado datos para potencias desde 10% a 80%, en intervalos de 10%. Además para todas ellas se han añadido condiciones aleatorias, útiles para captar alguna posible interacción que se pudiera pasar por alto en el planteamiento. Para cada una de estas condiciones se han tomado medidas durante 15 segundos para tener unos valores estadísticamente representativos, ya que para tener no desbordar la matriz se ha programó la frecuencia de toma de datos a una toma por segundo (Montgomery, 2020). Las condiciones no aleatorias se han tomado con un gradiente ascendente de potencias, y siempre dejando al menos 10 segundos cuando se cambiaba de disposición de ventiladores, para estabilizar el flujo de aire dentro de la sala y así evitar medidas anómalas.

Como el modelo busca poder determinar el valor de las velocidades del flujo del aire a lo largo de todo el túnel, se han tomado estas medidas a distintas distancias entre la matriz de ventiladores y la de sensores, tal y como aclara la *Tabla 1*. Se puede suponer que el proceso de difusión es gradual, por lo que entre una distancia y otra se encontrarán estados intermedios, en los cuales no suceden cambios bruscos en cuanto al comportamiento del aire.

D0	D1	D2	D3	D4	D5	D6
18 cm	28 cm	38 cm	48 cm	58 cm	68 cm	78 cm

Tabla 1: Distancias de las distintas secciones de la toma de muestras.

4.3. Procesamiento de Datos y Construcción del Dataset

Al terminar la toma de datos, se ha acabado con 1500 condiciones medidas para cada distancia, con unas 15 repeticiones de cada una; cantidad que se ha considerado aceptable para el entrenamiento del modelo. Pero antes de ello, se ha debido realizar un procesamiento de estos datos, emparejando inputs y outputs, y eliminando posibles medidas aberrantes.

Se ha partido de un archivo de texto (.txt) con los datos recogidos de los sensores. Estos datos se han organizado en una matriz de 24 columnas, eliminando los 7 datos extra debidos al equipo. Posteriormente, a cada fila de la matriz se le ha asignado las respectivas condiciones de la matriz de ventiladores, así como la distancia entre ambas matrices en el momento del experimento. Finalmente, se han eliminado las filas correspondientes a aquellas medidas tomadas con todos los ventiladores apagados. Esta matriz de datos se ha guardado como un archivo de valores separados por comas (CSV), y es esta matriz la que se usará para el entrenamiento de la red neuronal.

5. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

5.1. Valoración de los Ventiladores

Se ha procedido a valorar la condición de la matriz de ventiladores tal y como se ha explicado en la metodología, activándolos individual y progresivamente a una distancia inicial de 8 cm entre la matriz de ventiladores y los sensores. Los datos en estas condiciones quedan reflejados en la *Figura 17*.

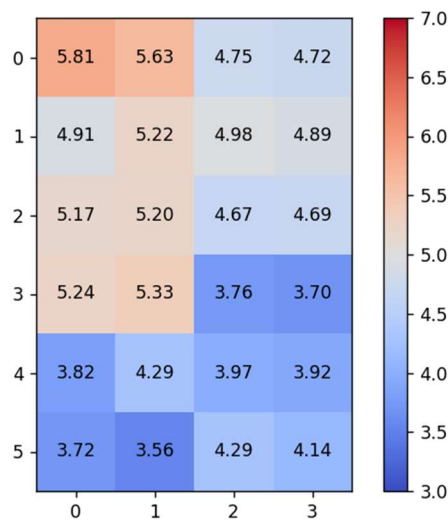


Figura 17: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 8 cm de distancia.

Este primer diagrama muestra un perfil de presiones muy poco satisfactorias, con una gran cantidad de ventiladores por debajo de 4 m/s, cuando lo esperado sería de 5-6 m/s. Ante estas condiciones se valoró una serie de posibles causas por las cuales se debía esto.

Una de ellas fue un posible problema de la alimentación, ya que aparentemente hay bloques de ventiladores con menor potencia de manera general. Sin embargo, esa hipótesis se pudo descartar al considerar que había dos fuentes de alimentación, una alimentando a los bloques de la derecha y otra a los de la izquierda, lo cual no concuerda con que los bloques inferiores estén peor alimentados como podrían sugerir los datos.

Otra posible causa de estas bajas presiones se debe a la estructura de los ventiladores mismos, con una circunferencia metálica en el centro de la cara del ventilador. Esto se pudo comprobar simplemente alejando la matriz de sensores, hasta una distancia de 18 cm. Se volvieron a tomar medidas en estas condiciones, consiguiendo la situación reflejada en la *Figura 18*.

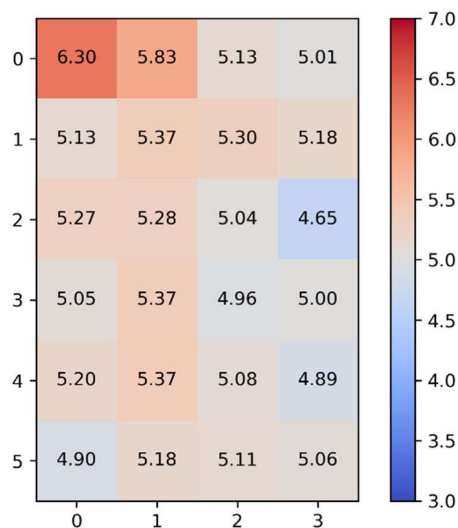


Figura 18: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia.

Con esta modificación se han obtenido unos datos mucho más satisfactorios, con tan solo tres ventiladores por debajo de los 5 m/s. Buscando más modos de mejorar estos datos, se valoró el posible efecto de tener el FAWT próximo a la pared del laboratorio, por lo que se procedió a repetir la toma de medidas tras desplazar el túnel, separándolo de la pared. Estos datos quedan reflejados en la Figura 19.

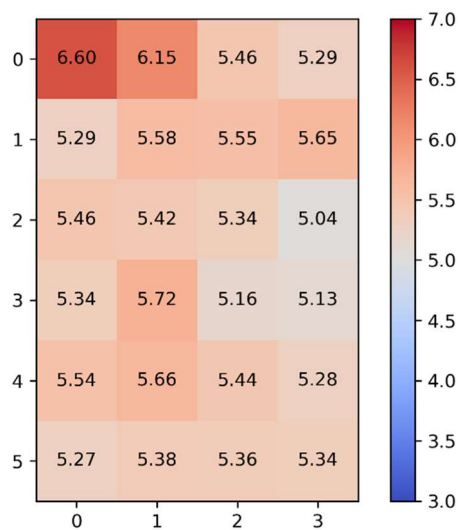


Figura 19: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia, tras separar el túnel de las paredes del laboratorio.

Además, se consideró que podía surgir una variación de los datos en función del orden de activación, por lo que se tomó medidas con distintos órdenes. Estos datos se reflejan en la Figura 20.

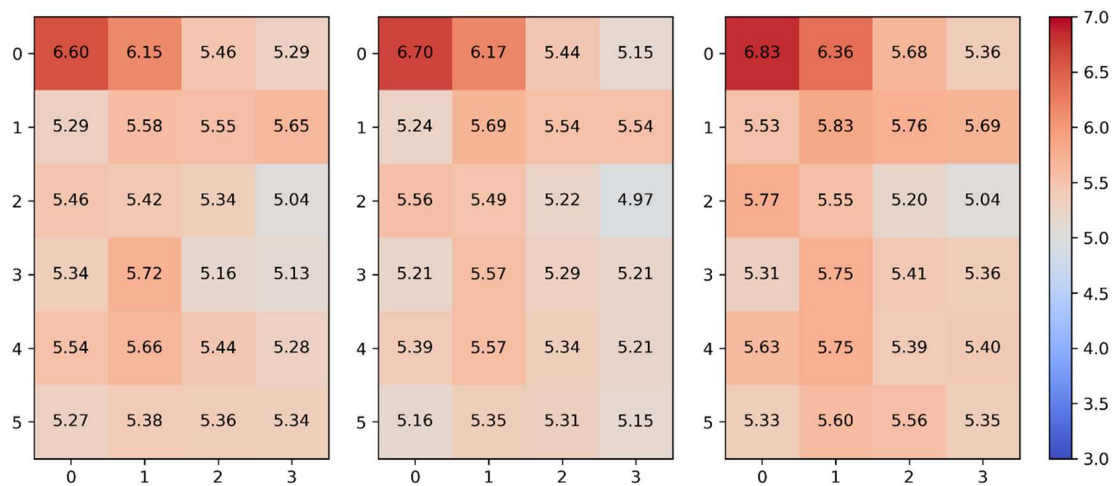


Figura 20: Diagrama de velocidades (m/s) al 80% de potencia y 18 cm de distancia, alterando el orden de activación. a) orden 1234, b) orden 2341 y c) orden 4231.

Valorando todas estas posibles adaptaciones, se concluyó que era la separación del túnel parecía favorecer los datos medidos, y que la alteración del orden de activación de los ventiladores no influía de manera significativa en los resultados. Con ello, se tomaron las medidas pertinentes para la toma de datos.

5.2. Recolección de Datos

Conociendo las condiciones adecuadas para realizar la toma de datos, se procedió a la experimentación y recolección. Para ello, se preparó un archivo CSV con las condiciones de ventiladores, preparando archivos distintos para experimentos distintos. En estos archivos, cada fila corresponde a un comando, donde el primer valor determinaba la duración del comando (en milisegundos), y los siguientes las potencias relativas de los 24 ventiladores, según la numeración ya mencionada en la Figura 5. Un ejemplo de uno de estos archivos se puede ver en la Figura 21.

Lo primero para la toma de datos es la conexión con las Raspberry Pi para poder enviar los comandos, esto se realizó a través de una conexión inalámbrica utilizando el programa PuTTY. Las medidas se reciben mediante una conexión ethernet al escáner de presión, el cual da medidas de la presión diferencial de cada una de las 32 tomas (aunque en esta disposición solo se están midiendo las 24 primeras entradas) frente a una toma estática. Además, se utiliza un servidor web para una configuración inicial del sensor y poder tararlo a cero al inicio de cada experimento.

Una vez se tiene conexión tanto para el envío de comandos como para el registro de datos, se puede proceder a la experimentación. Cabe mencionar que durante la toma de datos ha sido frecuente la desconexión con los ventiladores, por lo que la mayor parte de los experimentos se han guardado en diversos archivos de datos. Un ejemplo de estos archivos se muestra en la Figura 22. Estos archivos de datos quedan guardados en la carpeta *pressure files* de Java-FAWT, guardados con el número de archivo dentro de la carpeta (por ejemplo, el primer archivo de datos quedará guardado como '1', y el quinto como '5').

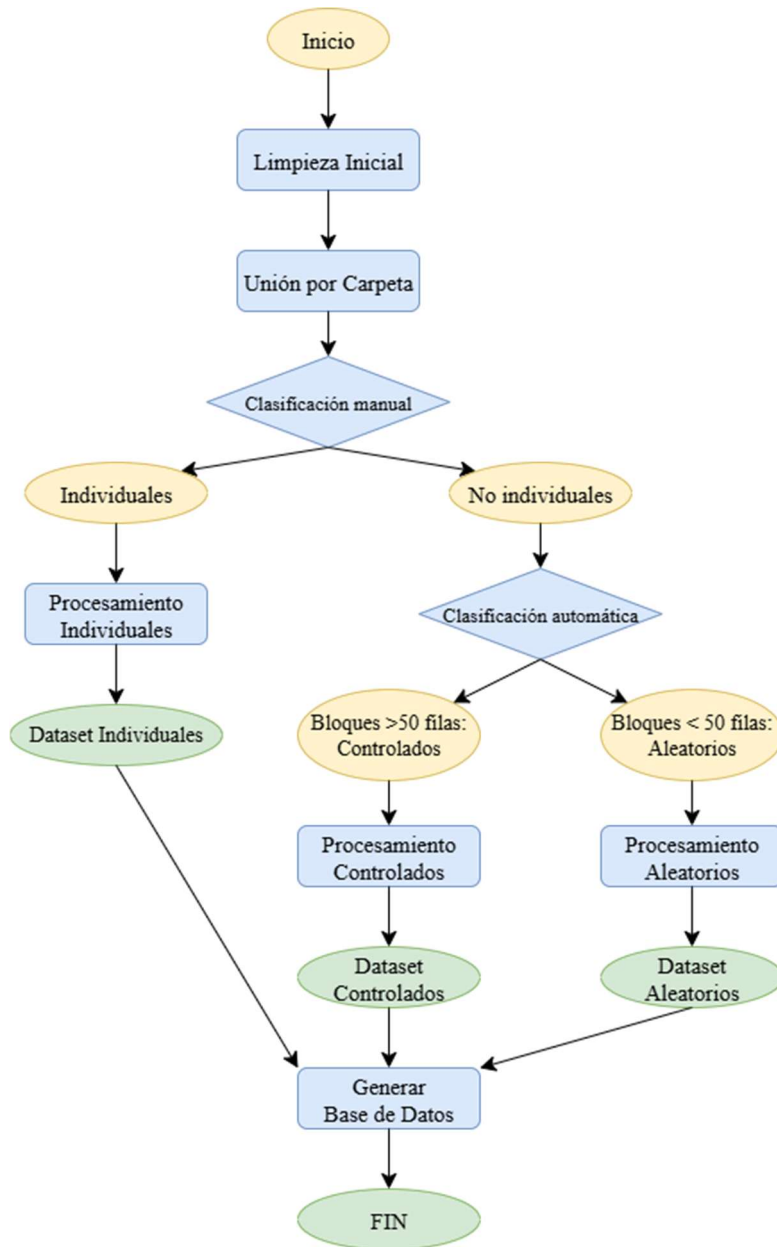


Figura 25: Diagrama de flujo del procesamiento

El primer paso del procesamiento ha consistido en una reestructuración de los archivos de datos de modo que pudiesen ser tratados con facilidad. Además, como ya se ha mencionado previamente, la red de sensores se compone de 24 ventiladores, mientras que el equipo recibe 32 entradas de datos, por lo que se quieren eliminar las últimas columnas de datos. Este paso se explica mediante el pseudocódigo de la Figura 26.

INICIAR

carpeta_entrada ← "ruta de entrada"

carpeta_salida ← "ruta de salida"

PARA CADA archivo EN carpeta_entrada Y SUS SUBCARPETAS HACER

SI archivo NO TERMINA EN ".txt" ENTONCES

CONTINUAR

FIN_SI

```

ruta_entrada ← unir_path(carpeta_entrada, archivo)
ruta_salida ← generar_ruta_salida(carpeta_salida, archivo)

lineas ← leer_lineas(ruta_entrada)
datos_limpios ← lista_vacía

PARA CADA linea EN lineas HACER
    linea ← quitar_espacios(linea)

    SI linea ESTÁ VACÍA ENTONCES
        CONTINUAR
    FIN_SI

    partes ← reemplazar(linea, ";", ",")
    partes ← dividir(partes, ",")

    numeros ← lista_vacía
    es_valido ← VERDADERO

    PARA CADA p EN partes HACER
        SI es_numero(p) ENTONCES
            añadir(convertir_a_float(p), numeros)
        SINO
            es_valido ← FALSO
            SALIR_DEL_BUCLE
        FIN_SI
    FIN_PARA

    SI es_valido Y longitud(numeros) = 32 ENTONCES
        añadir(numeros, datos_limpios)
    FIN_SI
FIN_PARA

df ← crear_tabla(datos_limpios)
df_sensores ← seleccionar_columnas(df, 0 HASTA 23)
guardar_como_csv(df_sensores, ruta_salida)

mostrar("archivo de sensores limpiado → guardado en " + ruta_salida)
FIN_PARA
FIN

```

Figura 26: Pseudocódigo para la adecuación de datos

Posteriormente, se agruparon los datos de un mismo experimento, que por los problemas de conexión ya mencionados se encontraban en archivos separados. Esto se consiguió con el pseudocódigo mostrado en la *Figura 27*.

```

INICIAR
    input_root ← "ruta de entrada"
    output_root ← "ruta de salida"

```

```

PARA CADA dirpath, dirnames, filenames EN recorrer_directorio(input_root) HACER
    txt_files ← [f PARA f EN filenames SI f TERMINA EN ".txt"]

    SI txt_files ESTÁ VACÍO ENTONCES
        CONTINUAR
    FIN_SI

    combined_content ← ""

    PARA CADA fname EN txt_files HACER
        contenido ← leer_archivo(unir_path(dirpath, fname), encoding="utf-8")
        combined_content ← combined_content + contenido + "\n"
    FIN_PARA

    folder_name ← obtener_nombre_carpeta(dirpath)
    output_dir ← unir_path(output_root, ruta_relativa(dirpath, input_root))
    crear_directorio(output_dir, exist_ok=VERDADERO)
    output_file ← unir_path(output_dir, folder_name + ".txt")

    escribir_archivo(output_file, combined_content, encoding="utf-8")
FIN_PARA
FIN

```

Figura 27: Pseudocódigo para la agrupación de datos de sensores.

En este punto se han preparado todos los datos de presiones recogidos; tras lo cual, se ha procedido al emparejamiento entre los datos recogidos y los comandos de ventiladores utilizados. Para ello, manualmente se ha distinguido entre dos tipos de archivos: aquellos donde se activan los ventiladores de manera individual y ordenada, y aquellos con experimentos de varios ventiladores.

Para el procesamiento de los ventiladores “individuales”, se ha procedido al procesamiento tal y como se desarrolla en la *Figura 28*.

```

INICIAR
    headers ← ["distancia (cm)"] + ["ventilador 1" ... "ventilador 24"] + ["sensor 1" ... "sensor 24"]

    sensor_file ← "ruta del archivo de datos"

    sensor_data ← leer_csv(sensor_file, columnas=0..23)
    num_rows ← numero_filas(sensor_data)

    array ← matriz_ceros(num_rows, 49)
    array[:,0] ← 78
    array[:,25:] ← sensor_data

    max_indices ← indice_maximo(sensor_data, por_fila=VERDADERO)
    all_less_than_3 ← condicion_todas(sensor_data < 3, por_fila=VERDADERO)

    array[:,1:25] ← 0
    valid_rows ← NO all_less_than_3

```

```

PARA CADA fila EN valid_rows HACER
    array[fila, 1 + max_indices[fila]] ← 1
FIN_PARA

vent_on_mask ← existe(array[:, 1:25] > 0, por_fila=VERDADERO)
array ← filtrar(array, vent_on_mask)

vent_on_indices ← indice_maximo(array[:, 1:25], por_fila=VERDADERO)
sensor_values ← valor(array, fila=TODAS, columna=25 + vent_on_indices)

sort_order ← ordenar_por((sensor_values, vent_on_indices))
array ← reordenar(array, sort_order)

PARA j DESDE 0 HASTA 23 HACER
    vent_on_rows ← posiciones_donde(array[:, 1+j] = 1)

    SI vent_on_rows ESTÁ VACÍO ENTONCES
        CONTINUAR
    FIN_SI

    sensor_vals ← array[vent_on_rows, 25+j]

    idx_10 ← posiciones_donde(sensor_vals ENTRE 3 Y 8)
    n_10 ← tamaño(idx_10)

    total_rows ← tamaño(vent_on_rows)
    group_size ← techo(total_rows / 8)

    asignar(array, vent_on_rows[idx_10], 1+j, 10)

    idx_rest ← diferencia_conjunto(0...total_rows-1, idx_10)
    rest_rows ← vent_on_rows[idx_rest]
    rest_sensor_vals ← sensor_vals[idx_rest]
    order ← ordenar(rest_sensor_vals)
    rest_rows ← rest_rows[order]

    n_10_needed ← max(0, group_size - n_10)
    idx_10_extra ← rest_rows[0 : n_10_needed]
    asignar(array, idx_10_extra, 1+j, 10)

    remaining_rows ← rest_rows[n_10_needed:]
    n_remaining ← tamaño(remaining_rows)

    k ← 1
    PARA val EN {20,30,40,50,60,70,80} HACER
        start ← (k-1)*group_size
        end ← min(k*group_size, n_remaining)

        SI start ≥ end ENTONCES
            BREAK
        FIN_SI

```

```

    asignar(array, remaining_rows[start:end], 1+j, val)
    k ← k+1
  FIN_PARA
FIN_PARA

df ← crear_tabla(array, columnas=headers)
output_file ← reemplazar_extension(sensor_file, "_dataset.csv")
guardar_como_csv(df, output_file)
FIN

```

Figura 28: Pseudocódigo para el procesamiento de ventiladores individuales.

De este modo ya se han emparejado los datos de los sensores con la configuración de ventiladores individuales y generado un dataset para cada distancia a la que se han tomado medidas.

Continuando con los experimentos de múltiples ventiladores, cabe considerar una subdivisión interna: datos con condiciones “controladas”, es decir, con potencias progresivas dentro de una misma configuración de ventiladores; y datos con condiciones aleatorizadas. Para facilitar el procesamiento posterior, se ha considerado la clasificación en estos dos grupos un paso necesario, y el proceso para ello se desarrolla en el pseudocódigo de la *Figura 29*.

```

INICIAR
  headers ← ["distancia (cm)"] + ["ventilador 1" ... "ventilador 24"] + ["sensor 1" ... "sensor 24"]

  sensor_file ← "ruta del archivo de datos"

  sensor_data ← leer_csv(sensor_file, columnas=0..23)
  num_rows ← numero_filas(sensor_data)

  array ← matriz_ceros(num_rows, 49)
  array[:,0] ← 78
  array[:,25:] ← sensor_data

  array[:,1:25] ← 1

  mask ← condicion_todas(array[:,25:] < 3, por_fila=VERDADERO)
  array[mask,1:25] ← 0

  is_all_ones ← condicion_todas(array[:,1:25] = 1, por_fila=VERDADERO)
  diff ← diferencia_consecutiva(convertir_a_entero(is_all_ones))

  block_starts ← calcular_inicios(diff, is_all_ones, num_rows)
  block_ends ← calcular_finales(diff, is_all_ones, num_rows)

  controlados_rows ← lista_vacia
  aleatorios_rows ← lista_vacia

  PARA CADA (start, end) EN emparejar(block_starts, block_ends) HACER

```

```

SI end - start > 50 ENTONCES
  añadir_rango(controlados_rows, start, end)
  añadir(controlados_rows, -1)
SINO
  añadir_rango(aleatorios_rows, start, end)
  añadir(aleatorios_rows, -1)
FIN_SI
FIN_PARA

FUNCION insert_full_zero_rows(df, rows)
  result ← lista_vacía
  PARA CADA idx EN rows HACER
    SI idx = -1 ENTONCES
      añadir(result, fila_ceros(numero_columnas(df)))
    SINO
      añadir(result, fila(df, idx))
    FIN_SI
  FIN_PARA
  RETORNAR crear_tabla(result, columnas=df.columnas)
FIN_FUNCION

df ← crear_tabla(array, columnas=headers)
df_controlados ← insert_full_zero_rows(df, controlados_rows)
df_aleatorios ← insert_full_zero_rows(df, aleatorios_rows)

base, ext ← separar_extension(sensor_file)
controlados_file ← base + "_controlados" + ext
aleatorios_file ← base + "_aleatorios" + ext

guardar_como_csv(df_controlados, controlados_file)
guardar_como_csv(df_aleatorios, aleatorios_file)
FIN

```

Figura 29: Pseudocódigo para la clasificación de condiciones “controladas” y “aleatorias”.

Una vez separados, se ha procedido al tratamiento de los datos en condiciones controladas y aleatorias tal y como se detalla en la *Figura 30* y *Figura 31*, respectivamente.

```

INICIAR
  headers ← ["distancia (cm)"] + ["ventilador 1" ... "ventilador 24"] + ["sensor 1" ... "sensor 24"]

  data_file ← "ruta del archivo de datos"

  data_array ← leer_csv_como_matriz(data_file, delimitador=";", omitir_encabezado=1)

  data_array[:,1:25] ← convertir_a_entero(data_array[:,25:49] > 3)

  PARA i DESDE 0 HASTA numero_filas(data_array)-1 HACER
    vent_on ← suma(data_array[i,1:25]) > 0
    threshold ← 2 SI vent_on SINO 3
    sensor_active ← data_array[i,25:49] > threshold
  FIN

```

```

    data_array[i,1:25] ← convertir_a_entero(sensor_active)
FIN_PARA

zero_row_mask ← condicion_todas(data_array = 0, por_fila=VERDADERO)
block_indices ← posiciones_donde(zero_row_mask)
block_starts ← insertar(block_indices+1, al_inicio=0)
block_ends ← añadir(block_indices, numero_filas(data_array))

FUNCION process_block(block)
    SI numero_filas(block) = 0 ENTONCES
        RETORNAR block
    FIN_SI

    vent_patterns ← convertir_a_entero(block[:,1:25] > 0)
    general_pattern ← patron_mas_frecuente(vent_patterns, por_columna=VERDADERO)
    block[:,1:25] ← general_pattern

    sensor_sums ← suma(block[:,25:49], por_columna=VERDADERO)
    max_vent_idx ← indice_maximo(sensor_sums)

    vent_on_rows ← posiciones_donde(block[:,1+max_vent_idx] = 1)
    SI tamaño(vent_on_rows) = 0 ENTONCES
        RETORNAR block
    FIN_SI

    sensor_vals ← block[vent_on_rows,25+max_vent_idx]
    idx_10 ← posiciones_donde(sensor_vals ENTRE 3 Y 8)
    n_10 ← tamaño(idx_10)
    total_rows ← tamaño(vent_on_rows)
    group_size ← techo(total_rows / 8)

    asignar(block, vent_on_rows[idx_10], 1+max_vent_idx, 10)

    idx_rest ← diferencia_conjunto(0..total_rows-1, idx_10)
    rest_rows ← vent_on_rows[idx_rest]
    rest_sensor_vals ← sensor_vals[idx_rest]
    order ← ordenar(rest_sensor_vals)
    rest_rows ← rest_rows[order]

    n_10_needed ← max(0, group_size - n_10)
    idx_10_extra ← rest_rows[0:n_10_needed]
    asignar(block, idx_10_extra, 1+max_vent_idx, 10)

    remaining_rows ← rest_rows[n_10_needed:]
    n_remaining ← tamaño(remaining_rows)

    PARA k, val EN ENUMERAR({20,30,40,50,60,70,80}, inicio=1) HACER
        start ← (k-1)*group_size
        end ← min(k*group_size, n_remaining)
        SI start ≥ end ENTONCES
            BREAK
    FIN_SI

```



```

    asignar(block, remaining_rows[start:end], 1+max_vent_idx, val)
FIN_PARA

PARA CADA row_idx EN vent_on_rows HACER
    val ← block[row_idx, 1+max_vent_idx]
    on_vents ← posiciones_donde(block[row_idx, 1:25] = 1)
    asignar(block, row_idx, 1+on_vents, val)
FIN_PARA

vent_values ← maximo(block[:, 1:25], por_fila=VERDADERO)
sort_idx ← ordenar(vent_values)
block_sorted ← block[sort_idx]
RETORNAR block_sorted
FIN_FUNCION

PARA CADA (start,end) EN emparejar(block_starts, block_ends) HACER
    block ← data_array[start:end]
    data_array[start:end] ← process_block(block)
    data_array ← eliminar_filas(data_array, condicion_todas(data_array=0,
por_fila=VERDADERO))
FIN_PARA

df ← crear_tabla(data_array, columnas=headers)
base, ext ← separar_extension(data_file)
output_file ← base + "_dataset" + ext
guardar_como_csv(df, output_file)
FIN

```

Figura 30: Pseudocódigo para el procesamiento de experimentos “controlados”.

```

INICIAR
    headers ← ["distancia (cm)"] + ["ventilador 1" ... "ventilador 24"] + ["sensor 1" ... "sensor
24"]

    sensor_file ← "ruta del archivo de sensores"
    vent_file ← "ruta del archivo de ventiladores"

    sensor_df ← leer_csv(sensor_file, encabezado=VERDADERO)
    sensor_data ← seleccionar_columnas(sensor_df, ultimas=24)
    num_rows ← numero_filas(sensor_data)

    vent_data ← leer_csv(vent_file, delimitador=";", encabezado=FALSO)
    vent_data ← eliminar_columna(vent_data, indice=0)

    array ← matriz_ceros(num_rows, 49)
    array[:,0] ← 18
    array[:,25:] ← sensor_data

    current_row ← 0
    PARA CADA vent_row EN vent_data HACER

```

```

block_rows ← lista_vacía

MIENTRAS current_row < num_rows Y NO condicion_todas(array[current_row,25:] = 0)
HACER
    añadir(block_rows, current_row)
    current_row ← current_row + 1
FIN_MIENTRAS

SI block_rows NO ESTÁ VACÍO ENTONCES
    asignar(array, block_rows, columnas=1..24, valor=vent_row)
FIN_SI

current_row ← current_row + 1
FIN_PARA

array ← eliminar_filas(array, condicion_todas(array[:,25:] = 0, por_fila=VERDADERO))

df ← crear_tabla(array, columnas=headers)

base, ext ← separar_extension(sensor_file)
output_file ← base + "_processed.csv"

guardar_como_csv(df, output_file)
FIN

```

Figura 31: Pseudocódigo para el procesamiento de experimentos “aleatorios”.

Ahora ya se ha conseguido tener dataset para todas las condiciones experimentales realizadas. Finalmente, se han agrupado todos en un mismo dataset.

Como en el tiempo de este trabajo no se ha podido valorar la idoneidad de este dataset para entrenar a la red neuronal, se ha considerado generar dos dataset, uno completo con todos los datos experimentales, y uno excluyendo los experimentos aleatorios, en caso de que su inclusión pudiese incluir demasiada variabilidad en los datos, al ser condiciones muy dispersas y en algunos casos extremas.

6. RESULTADOS

El principal resultado del trabajo se trata del dataset ya construido. Un archivo CSV donde se recoge en cada fila la distancia entre la red de ventiladores y la de sensores, las condiciones de los 24 ventiladores (según el orden ya explicado en la *Figura 7*) y las medidas de los 24 sensores correspondientes. En la *Figura 32* se muestra un ejemplo de como se presentan estos datos. Cabe aclarar que estos datos están destinados al entrenamiento de una red neuronal y no al estudio y observación directo, por lo que la estructura prioriza la simplicidad ante la estética.

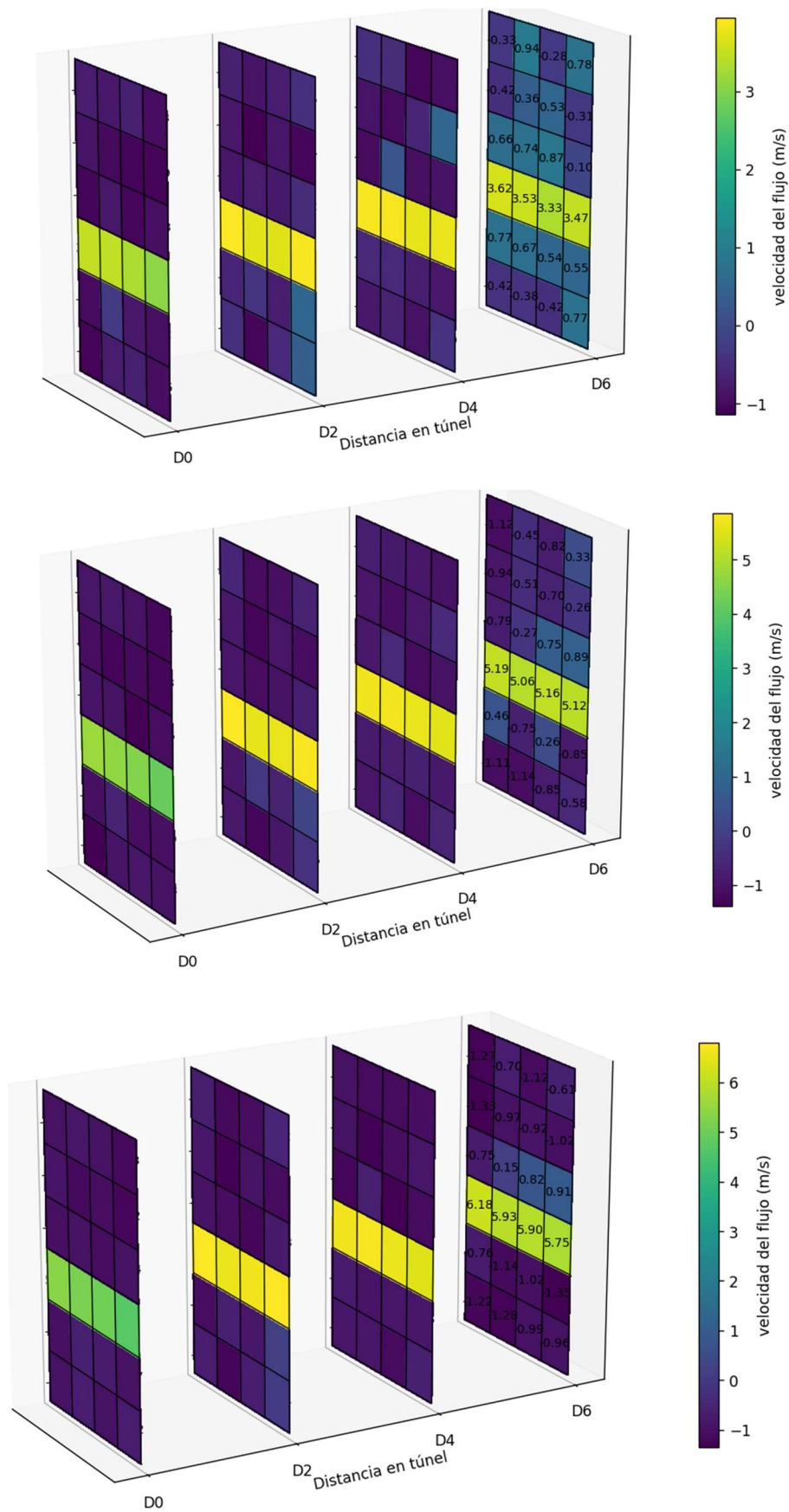


Figura 33: Diagramas de velocidades con una fila de ventiladores activada. Arriba con una potencia del 10%, en el medio con una potencia del 50% y abajo con una potencia del 80%.

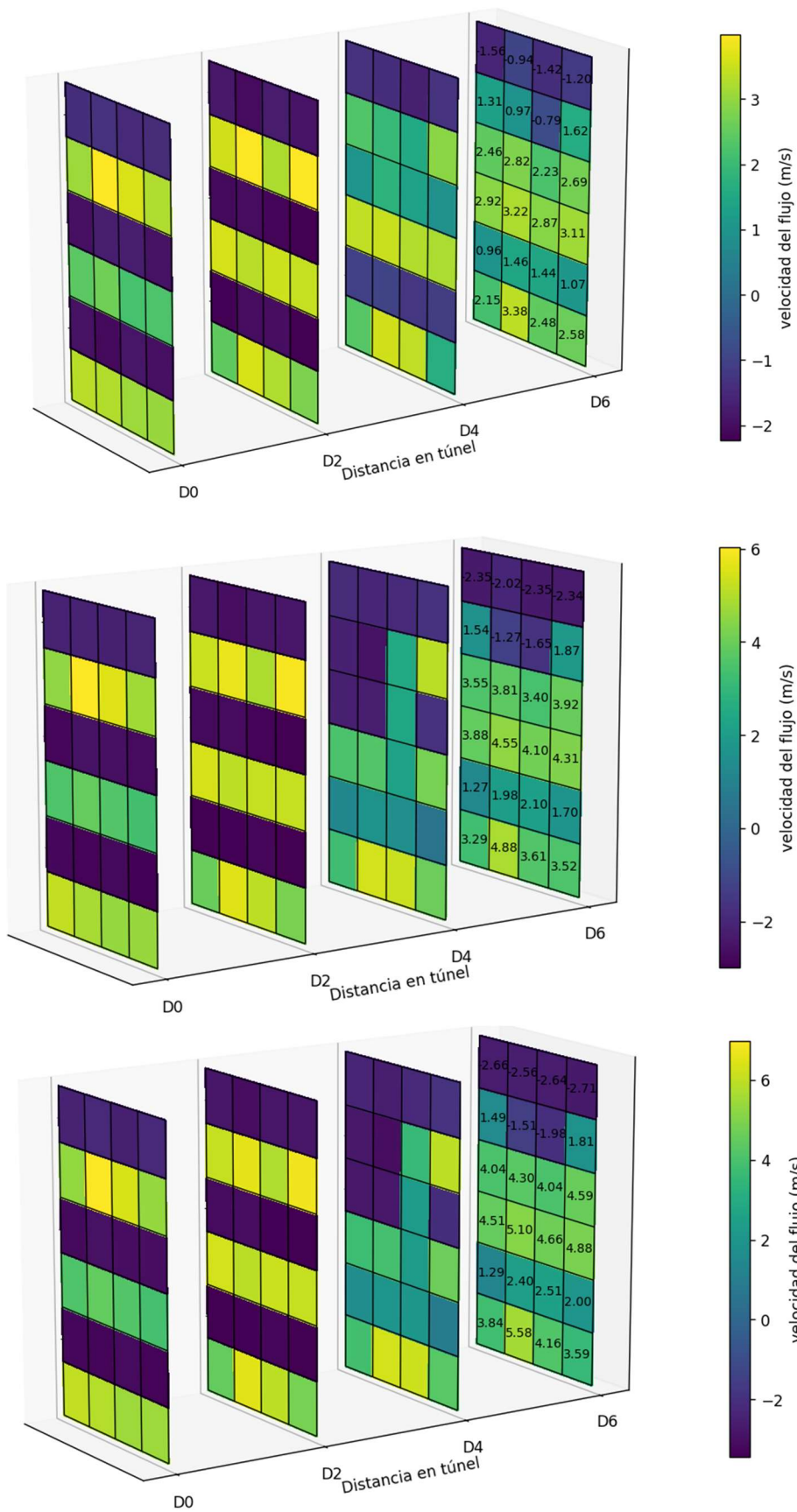


Figura 34: Diagramas de velocidades con filas de ventiladores alternas activadas. Arriba con una potencia del 10%, en el medio con una potencia del 50% y abajo con una potencia del 80%.

7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El trabajo desarrollado ha permitido generar un dataset estructurado a partir de los ensayos experimentales realizados en el túnel de viento, con el propósito de ser empleado en la modelización del FAWT mediante técnicas de aprendizaje automático.

Se ha conseguido diseñar y ejecutar una metodología experimental que ha incluido tanto la activación individual de ventiladores como configuraciones múltiples en condiciones controladas y aleatorias. A partir de estos ensayos se ha desarrollado un procedimiento de procesamiento y depuración de datos. Este procedimiento ha contemplado la limpieza de datos redundantes, la agrupación de archivos dispersos y el emparejamiento entre señales de sensores y estados de los ventiladores, obteniéndose como resultado un archivo en formato CSV sencillo y homogéneo que integra la información necesaria para aplicaciones posteriores.

De manera complementaria, el análisis preliminar del flujo en el túnel ha puesto de manifiesto fenómenos coherentes con la dinámica esperada: la difusión progresiva en condiciones de baja potencia, el aumento de velocidad con la potencia suministrada y la aparición de vórtices y zonas de baja presión en configuraciones alternas. Estas observaciones refuerzan la validez de los datos registrados.

Como líneas de continuidad, el siguiente paso sería adaptar el dataset a una red neuronal que ya ha sido desarrollada por otros miembros del equipo, evaluando su comportamiento mediante métricas de validación y pruebas de generalización. Este proceso permitirá comprobar la capacidad real del dataset para modelizar el FAWT. Asimismo, resultaría conveniente implementar mejoras en el sistema experimental, entre ellas garantizar la estabilidad de la conexión con las Raspberry (por ejemplo, mediante la incorporación de una segunda interfaz ethernet) y automatizar la recogida de datos de manera que las configuraciones de ventiladores queden registradas de forma simultánea a las mediciones de los sensores, reduciendo así la necesidad de procesamiento posterior.

En conjunto, el presente trabajo sienta una base experimental y metodológica sólida para el empleo de técnicas de inteligencia artificial en la modelización del FAWT, y abre el camino hacia futuros desarrollos orientados a optimizar tanto la calidad del dataset como la fiabilidad de su aplicación en entornos de aprendizaje automático.

8. REFERENCIAS

- Ahlefeldt, T., Ernst, D., Goudarzi, A., Raumer, H.-G., & Spehr, C. (2023). Aeroacoustic testing on a full aircraft model at high Reynolds numbers in the European Transonic Windtunnel. *Journal of Sound and Vibration*, 566, 117926. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2023.117926>
- Dougherty, C., Stefan-Zavala, A., Renn, P., & Gharib, M. (2019). *Fan array wind tunnels: Turbulence on-demand*. Q20.006. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019APS..DFDQ20006D>
- Dougherty, C., Veismann, M., & Gharib, M. (2017). *Fan array wind tunnel: A multifunctional, complex environmental flow manipulator*. E25.003. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2017APS..DFDE25003D>
- Fallas-Hernández, E., Padilla-Barrientos, J. A., Richmond-Navarro, G., & Jiménez-Ceciliano, M. (2022). Principales túneles de viento en la investigación sobre energía eólica alrededor del mundo. *Revista Tecnología en Marcha*. <https://doi.org/10.18845/tm.v35i3.5711>
- Jin, W., Kulić, D., Mou, S., & Hirche, S. (2021). Inverse optimal control from incomplete trajectory observations. *The International Journal of Robotics Research*, 40(6-7), 848-865. <https://doi.org/10.1177/0278364921996384>
- Lan, M., Wang, Y., Dong, X., Yang, F., Zheng, N., Wang, Y., Ma, H., & Zhang, X. (2022). Controllable fabrication of sulfur-vacancy-rich Bi₂S₃ nanorods with efficient near-infrared light photocatalytic for nitrogen fixation. *APPLIED SURFACE SCIENCE*, 591, 153205. <https://doi.org/10.1016/j.apsusc.2022.153205>
- Lange, S., Gabel, T., & Riedmiller, M. (2012). Batch Reinforcement Learning. En M. Wiering & M. Van Otterlo (Eds.), *Reinforcement Learning* (Vol. 12, pp. 45-73). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-27645-3_2
- Liang, Z., Hao, W., & Mou, S. (2023). *A Data-Driven Approach for Inverse Optimal Control* (No. arXiv:2304.00100). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.00100>
- Moin, P., & Mahesh, K. (1998). DIRECT NUMERICAL SIMULATION: A Tool in Turbulence Research. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 30(Volume 30, 1998), 539-578. <https://doi.org/10.1146/annurev.fluid.30.1.539>
- Montgomery, D. C. (2020). *Design and analysis of experiments* (Tenth edition, EMEA edition). Wiley.
- Sola Bienzobas, F. (2025). *Remote Control of a Fan Array Wind Tunnel*. Universidad Pública de Navarra.
- Stefan-Zavala, A. A., Scherl, I., Mandralis, I., Brunton, S. L., & Gharib, M. (2024). *Data-Driven Modeling for On-Demand Flow Prescription in Fan-Array Wind Tunnels* (No. arXiv:2412.12309). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.12309>

Sun, Z., Miao, X., & Jagadeesh, C. (2020). Experimental investigation of the transonic shock-wave/boundary-layer interaction over a shock-generation bump. *Physics of Fluids*, 32(10). <https://doi.org/10.1063/5.0018763>

Sutton, R. S., & Barto, A. (2014). *Reinforcement learning: An introduction* (Nachdruck). The MIT Press.

Zhao, Y., Chew, L. W., Fan, Y., Gromke, C., Hang, J., Yu, Y., Ricci, A., Zhang, Y., Xue, Y., Fellini, S., Mirzaei, P. A., Gao, N., Carpentieri, M., Salizzoni, P., Niu, J., & Carmeliet, J. (2023). Fluid tunnel research for challenges of urban climate. *Urban Climate*, 51, 101659. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101659>