



Universidad de Jaén

Escuela Politécnica
Superior de Linares

Optimización de un deshidratador solar de alperujo mediante simulación CFD y análisis de datos con Deep Learning

Autor: José Omar Cabrera Escobar

Director de la tesis: Francisco Jurado Melguizo
David Vera Candeas

Departamento: Ingeniería eléctrica

Fecha: 15/04/2024

ISBN:
Licencia CC

RUJJA

AGRADECIMIENTOS

Quisiera expresar mi profundo agradecimiento y aprecio a mis directores, los doctores Francisco Jurado Melguizo y David Vera Candeas. por su amistad y apoyo durante esta investigación

Mi gratitud se extiende de manera especial a mis padres, hermano y hermanas, por su fe inquebrantable en mis capacidades y por estar siempre presentes. Su apoyo ha sido un pilar esencial en mi vida académica.

Además, deseo extender mi agradecimiento a todos los coautores de los artículos presentados, cuya colaboración y virtudes han enriquecido enormemente nuestro trabajo.

Cada uno de ustedes ha jugado un papel esencial en este logro, y les estoy eternamente agradecido.

RESUMEN

Esta investigación presenta una metodología novedosa para mejorar la deshidratación del alperujo de aceituna, integrando técnicas de dinámica de fluidos computacional y aprendizaje automático avanzado. Utilizando la dinámica de fluidos computacional, se determina la velocidad de aire óptima y la altura de la cámara con la que se obtiene las mejores condiciones para la deshidratación del alperujo, con el objetivo de disminuir su contenido de humedad y facilitar su utilización como biomasa.

Se determina la curva del poder calorífico inferior, el análisis elemental de la muestra y la curva de secado del alperujo, experimentalmente en el deshidratador y en un laboratorio respectivamente.

El prototipo fue modelado empleando el software ANSYS, donde el proceso de simulación se desglosó en varias etapas técnicas: diseño del prototipo, generación de la malla, selección de los modelos físicos, asignación de materiales, definición de las condiciones de contorno, ejecución de la simulación y validación de los resultados obtenidos. Mediante este enfoque metodológico, se determinó que la velocidad óptima para la entrada de aire en el proceso de deshidratación es de 0.1 m/s, y la altura más efectiva para la cámara de deshidratación es de 300 mm. Estos parámetros fueron seleccionados basándose en la optimización del rendimiento del deshidratador dentro del entorno simulado.

Simultáneamente, se utilizó un modelo de red neuronal artificial para analizar los datos recogidos del prototipo, identificando que la temperatura exterior y la radiación solar son los factores ambientales que más influyen en la temperatura interna del deshidratador. Este estudio resultó en un modelo predictivo que optimiza el proceso de deshidratación, alcanzando un coeficiente de correlación de 0.970 para la temperatura superior y 0.971 para la temperatura inferior, además de un coeficiente de Willmott de 0.999, lo cual indica una precisión excepcional en las predicciones del modelo en comparación con los datos de prueba. El modelo desarrollado incluye variables como la radiación solar, la temperatura exterior y la humedad del aire, tanto externa como interna. La integración de la dinámica de fluidos computacional y el aprendizaje profundo presenta una metodología prometedora para mejorar los sistemas de deshidratación y para aplicaciones industriales más amplias, ofreciendo mejoras significativas en eficiencia y adaptabilidad.

SUMMARY

This research presents a novel methodology for improving the dehydration of olive pomace, integrating computational fluid dynamics techniques and advanced machine learning. Using computational fluid dynamics, the optimal air velocity and chamber height are determined, achieving the best conditions for the dehydration of the pomace, with the goal of reducing its moisture content and facilitating its use as biomass.

The lower heating value curve, the elemental analysis of the sample, and the drying curve of the olive pomace are determined experimentally in the dehydrator and in a laboratory, respectively.

The prototype was modeled using ANSYS software, where the simulation process was divided into several technical phases: design of the prototype, mesh generation, selection of physical models, material assignment, definition of boundary conditions, execution of the simulation, and validation of results. Through this methodological approach, it was determined that the optimal air inlet speed for the dehydration process is 0.1 m/s, and the most effective chamber height for the dehydration chamber is 300 mm. These parameters were selected based on optimizing the performance of the dehydrator within the simulated environment.

Simultaneously, an artificial neural network model was deployed to analyze data collected from the prototype, identifying external temperature and solar radiation as the environmental factors most significantly impacting the internal temperature of the dehydrator. This investigation yielded a predictive model that optimizes the dehydration process, achieving a correlation coefficient of 0.970 for upper temperature and 0.971 for lower temperature, along with a Willmott coefficient of 0.999, indicating exceptional precision in the model's predictions compared to test data. The developed model incorporates variables such as solar radiation, external temperature, and both external and internal air humidity. The integration of computational fluid dynamics and deep learning presents a promising methodology for enhancing dehydration systems and for broader industrial applications, offering significant improvements in efficiency and adaptability.

CONTENIDO

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 MARCO CONTEXTUAL	12
1.1.1 DESHIDRATACIÓN DEL ALPERUJO	13
1.1.2 DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL	15
1.1.3 DEEP LEARNING	18
1.2 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	20
1.2.1 HIPÓTESIS	20
1.2.2 OBJETIVO GENERAL	20
1.2.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	20
1.2.4 RESULTADOS ESPERADOS	21
1.3 PLANTEAMIENTO METODÓLOGICO GENERAL.....	21
1.3.1 REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE	21
1.3.2 ESTUDIO EMPIRICO	25
1.4 ESTRUCTURA DE LA INVESTIGACIÓN.....	26
1.5 BIBLIOGRAFÍA.....	27
CAPÍTULO 2. SIMULATION OF AN ACTIVE INDIRECT HYBRID DEHYDRATOR USING ANSYS SOFTWARE	31
2.1 INTRODUCCIÓN	33
2.2 METODOLOGÍA	40
2.3 RESULTADOS	45
2.4 DISCUSIÓN.....	48
2.5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	50
2.6 REFERENCIAS.....	51
CAPÍTULO 3. CFD INVESTIGATION OF THE BEHAVIOR OF A SOLAR DRYER FOR THE DEHYDRATION OF OLIVE POMACE	55
Nomenclature	56
3.1 INTRODUCTION	58
3.2 EXPERIMENTAL STUDY.....	61
3.2.1 Drying curve	61
3.2.2 Upper and lower heating values.....	62
3.2.3 Elemental analysis of the sample	63
3.2.4 Prototype.....	63
3.3 MATHEMATICAL MODEL	64
3.3.1 Computational fluid dynamics equations.....	64

3.3.2 Simulation	65
3. 4 RESULTS AND DISCUSSION	67
3.4.1 Validation	67
3.5 CONCLUSIONS	78
3.6 REFERENCES	79
CAPÍTULO 4. OPTIMIZATION OF OLIVE POMACE DEHYDRATION PROCESS THROUGH THE INTEGRATION OF COMPUTATIONAL FLUID DYNAMICS AND DEEP LEARNING	84
4.1 INTRODUCTION	88
4.2 MATERIALS AND METHODS	92
4.3 RESULTS	101
4.6 DISCUSSION	108
4.5 CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS	110
4.6 REFERENCES	112
CAPÍTULO 5. PRINCIPALES RESULTADOS Y DISCUSION INTEGRADA, CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	117
5.1 PRINCIPALES RESULTADOS Y DISCUSION INTEGRADA	118
5.2 CONCLUSIONES	119
5.3 TRABAJOS FUTUROS	119
CURRICULUM VITAE	120

INDICE DE FIGURAS

CAPÍTULO 1

Fig. 1. 1. Prototipo de deshidratador	13
Fig. 1. 2. Tipos de deshidratadores	13
Fig. 1. 3. Metodología de simulación CFD	17

CAPÍTULO 2

Fig. 2. 1. Prototipo	40
Fig. 2. 2. Prototipo con resistencia eléctrica	41
Fig. 2. 3. Prototipo mallado	42
Fig. 2. 4. Propiedades del aire	43
Fig. 2. 5. Modelo de flujo	43
Fig. 2. 6. Condiciones de frontera del modelo	44
Fig. 2. 7. Análisis de convergencia del deshidratador	45
Fig. 2. 8. Temperatura en la cámara de deshidratación.	46
Fig. 2. 9. Análisis de convergencia del deshidratador con resistencia eléctrica.	47
Fig. 2. 10. Temperatura del deshidratador con resistencia eléctrica.	48
Fig. 2. 11. Perfil de velocidades del deshidratador.	49
Fig. 2. 12. Perfil de velocidades del deshidratador con resistencia eléctrica.	50

CAPÍTULO 3

Fig. 3. 1. Olive pomace drying curve	62
Fig. 3. 2. PCI as a function of dehydration time	62
Fig. 3. 3. Prototype in the field	63
Fig. 3. 4. Temperatures obtained by the sensors in the study period.	66
Fig. 3. 5. Humidity obtained by the sensors in the study period.	66
Fig. 3. 6. Direct radiation obtained by the sensors in the study period.	66
Fig. 3. 7. Upper sensor temperature	68
Fig. 3. 8. Lower sensor temperature	69
Fig. 3. 9. Dehydrator temperature with a height of 300 mm	70
Fig. 3. 10. Dehydrator temperature with a height of 350 mm.	70
Fig. 3. 11. Dehydrator temperature with a height of 400 mm.	71
Fig. 3. 12. Dehydrator temperature with a height of 450 mm.	71
Fig. 3. 13. Dehydrator temperature with a height of 500 mm.	72
Fig. 3. 14. Temperature depending on the height of the dehydrator	72
Fig. 3. 15. Velocity inside the dehydrator of 300 mm.	73
Fig. 3. 16. Velocity inside the dehydrator of 350 mm.	74
Fig. 3. 17. Velocity inside the dehydrator of 400 mm.	74
Fig. 3. 18. Velocity inside the dehydrator of 450 mm.	75
Fig. 3. 19. Velocity inside the dehydrator of 500 mm.	75
Fig. 3. 20. Air velocity depending on the height of the dehydrator.	76
Fig. 3. 21. Sample of alperujo to dehydrate	78

CAPÍTULO 4

Fig. 4. 1. CFD methodology used for simulation	93
--	----

Fig. 4. 2. CFD prototype.....	94
Fig. 4. 3. Section view of the mesh	95
Fig. 4. 4. Optimal mesh size	95
Fig. 4. 5. Prototype in the field.	98
Fig. 4. 6. Epochs plot.....	100
Fig. 4. 7. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.05 m/s... 102	
Fig. 4. 8. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.1 m/s..... 102	
Fig. 4. 9. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.2 m/s..... 103	
Fig. 4. 10. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.3 m/s... 103	
Fig. 4. 11. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.4 m/s... 103	
Fig. 4. 12. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.05 m/s	104
Fig. 4. 13. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.1 m/s	104
Fig. 4. 14. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.2 m/s	104
Fig. 4. 15. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.3 m/s	105
Fig. 4. 16. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.4 m/s	105
Fig. 4. 17. Temperature in the dehydration chamber vs inlet velocity	106
Fig. 4. 18. Neural network training process	107
Fig. 4. 19. Plot of the linear regression temperature.....	108
Fig. 4. 20. Plot of the linear regression temperature downwards	108
Fig. 4. 21. Average impact on model output magnitude temp_up and tem_down	108

INDICE DE TABLAS

CAPÍTULO 3

Table 3. 1. Elemental analysis (% weight)	63
---	----

CAPÍTULO

Table 4. 1. Thermal properties of the materials	94
---	----

Table 4. 2. Experimental and simulation temperature results.....	101
--	-----

Table 4. 3. Model error metrics	106
---------------------------------------	-----

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 MARCO CONTEXTUAL

La optimización de procesos en la industria agroalimentaria y de sus subproductos como el alperujo de oliva es una área que despierta un creciente interés debido a su relevancia económica, ambiental y tecnológica, esta investigación mediante la deshidratación del alperujo, busca desarrollar una solución sostenible y eficiente para este residuo.

La Comisión Europea (CE) define al alperujo de oliva como el subproducto sólido resultante de la extracción del aceite de oliva de las aceitunas. Este residuo puede contener restos de pulpa, piel, hueso y algunas cantidades de aceite que no se han podido extraer durante el proceso de producción de aceite de oliva. El alperujo de oliva se utiliza para la obtención de aceite de alperujo de oliva, el cual tiene sus propias características y usos específicos en comparación con el aceite de oliva virgen o virgen extra (*Reglamento de Ejecución - 1348/2013 - EN - EUR-Lex, n.d.*).

La deshidratación solar surge como una tecnología prometedora para el deshidratado del alperujo, ya que ofrece una alternativa sostenible y económicamente viable, que aprovecha la energía renovable para reducir la humedad de este residuo para su posterior uso como biomasa. Este enfoque no solo mejora la gestión del alperujo, sino que también contribuye a la reducción de la huella de carbono asociada a su procesamiento.

Para optimizar el diseño del deshidratador solar, en esta investigación se recurre a herramientas avanzadas como la Simulación de Dinámica de Fluidos Computacional y el análisis de datos mediante técnicas de Deep Learning. La simulación CFD permite modelar y entender el comportamiento del flujo de aire y la transferencia de calor dentro del deshidratador, ofreciendo datos para encontrar un diseño optimizado. Por otro lado, el Deep Learning se aplica para analizar grandes volúmenes de datos derivados de sensores instalados en el prototipo, con el fin de identificar las variables más influyentes y un modelo que permita optimizar el rendimiento del proceso.

Este marco contextual aborda la deshidratación solar del alperujo, la dinámica de fluidos computacional y Deep Learning. A través de esta investigación, se busca no solo avanzar en el conocimiento científico y tecnológico en estas áreas, sino también contribuir con una solución innovadora a la industria oleícola.

El estudio se lo realiza en Jaén - España, en la Fig 1.1., se puede ver el prototipo en el campo.



Fig. 1. 1. Prototipo de deshidratador

1.1.1 DESHIDRATACIÓN DEL ALPERUJO

La deshidratación es un proceso esencial en la postcosecha de productos agrícolas que permite alargar su vida útil, mejorar la calidad, reducir pérdidas durante el almacenamiento y disminuir los costos de transporte al eliminar la mayor parte del agua del producto durante este proceso. La deshidratación se refiere a la eliminación controlada de la humedad de los productos agrícolas bajo ajustes de temperatura y humedad, lo que permite que se sequen relativamente rápido a niveles de humedad adecuados mientras se mantiene una calidad de producto (Saini et al. 2023).

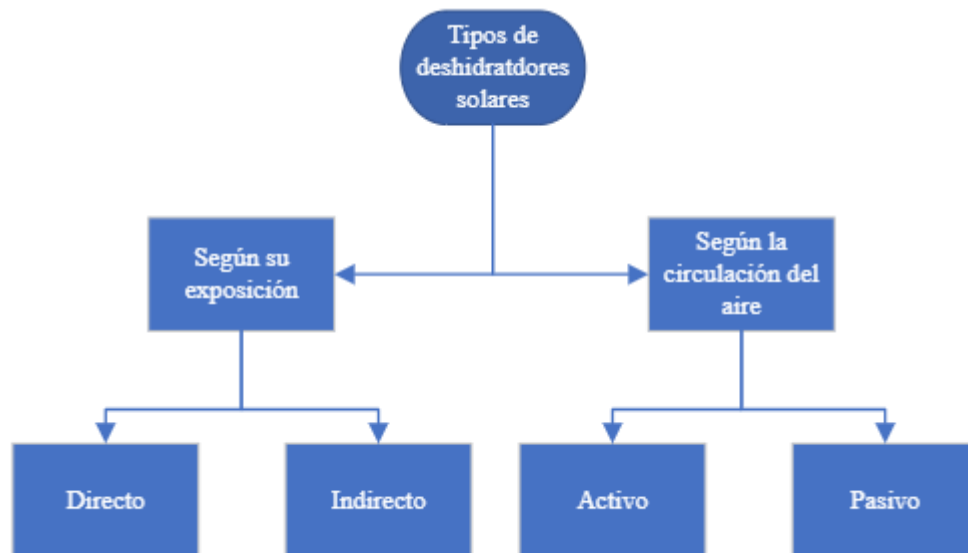


Fig. 1. 2. Tipos de deshidratadores

Deshidratador solar directo: en este tipo de deshidratador la exposición de los productos es directa al sol, el control sobre las condiciones de secado es limitado debido a que depende de las condiciones climáticas.

Deshidratador solar indirecto: en este tipo de deshidratador los productos no están expuestos al sol, el aire es calentado por el sol en un colector que se encuentra separado para luego entrar en la cámara de deshidratación. Esta característica permite mayor control sobre la temperatura y evita que los productos se dañen por los rayos UV.

Deshidratador solar activo: en este tipo de deshidratador la circulación del aire, se da por una fuente externa, que por lo general es un ventilador o soplador, esto hace que el secado sea más rápido y de manera uniforme, además de permitir controlar la temperatura dentro de la cámara de deshidratación.

Deshidratador solar pasivo: en este tipo de deshidratador la circulación del aire se la realiza de forma natural, esto debido a que el aire caliente de menor densidad sube y se genera una circulación natural, no requiere de una fuente externa de energía, pero el tiempo de secado es mayor.

La deshidratación del alperujo es crucial para su conservación, manipulación y posterior procesamiento en productos como alimentos para animales, fertilizantes, o para extracción de compuestos de valor. La deshidratación del alperujo de oliva es un paso crítico en su valorización, ya que es necesario reducir su contenido de humedad a niveles seguros y adecuados para el proceso de valorización. La deshidratación se considera un proceso intensivo en energía, que puede representar más del 15% del consumo energético total en la producción industrial, con una eficiencia energética relativamente baja entre el 25% y el 50% (Abderrahman et al. 2022).

El estudio de la cinética de secado del alperujo de oliva es de vital importancia ya que a partir de ello se conoce cómo varía la humedad y la temperatura en función del tiempo durante el proceso de secado. La cinética de secado y deshidratación del alperujo de oliva se caracteriza por la velocidad a la que se produce la evaporación de la humedad, así como por la influencia de factores como la temperatura del aire de secado y la altura (Meziane 2011).

El uso de la energía solar para la deshidratación ofrece una alternativa sostenible y económica frente a los métodos convencionales que emplean combustibles fósiles, alineándose con las estrategias de energía renovable y reducción de la huella de carbono. La energía solar es ampliamente utilizada en diversas operaciones agrícolas como una fuente renovable, ya sea a través de colectores solares térmicos o paneles solares fotovoltaicos. El uso de la energía solar para el secado de biomasa es una alternativa

atractiva en términos de viabilidad económica, eficiencia energética y adecuación ambiental, considerándose como la alternativa más conveniente a los combustibles fósiles. Los secadores solares reducen el costo de secado mientras se salvaguarda la alta calidad del producto y se minimizan los problemas ambientales mediante el uso de la energía solar como fuente primaria. El secado solar se presenta como una alternativa eficiente a las técnicas de secado industrial (Mellalou et al. 2023).

1.1.2 DINÁMICA DE FLUIDOS COMPUTACIONAL

La simulación mediante Dinámica de Fluidos Computacional se ha consolidado como una herramienta indispensable en el ámbito industrial, ofreciendo ventajas significativas tales como la reducción de costos operacionales en comparación con los métodos experimentales tradicionales y la capacidad para modelar fenómenos físicos de elevada complejidad. Sin embargo, para garantizar la fiabilidad y la precisión de los resultados obtenidos a través de la simulación CFD, es imperativo realizar una validación experimental. Esta etapa de validación consiste en la comparación cuidadosa de los resultados simulados con los datos experimentales obtenidos bajo condiciones controladas, asegurando así que la configuración de los modelos computacionales y los parámetros seleccionados sean los más apropiados para el caso de estudio específico. Este proceso de validación es fundamental para confirmar la aplicabilidad de los modelos de CFD en la predicción precisa de comportamientos fluidodinámicos en escenarios reales, lo cual es crucial para la optimización de diseños y procesos en una variedad de sectores industriales (Tu et al. 2023).

La Dinámica de Fluidos Computacional se ha empleado extensamente para investigar procesos en los que se produce transferencia de masa y calor en el aire. Esta herramienta computacional se ha convertido en un recurso indispensable para analizar y comprender la complejidad inherente a estos fenómenos, permitiendo una exploración detallada de las interacciones entre la masa y el calor en entornos fluidos. Su aplicación abarca una amplia gama de estudios, desde el diseño optimizado de sistemas de ventilación hasta la evaluación de estrategias de enfriamiento en dispositivos electrónicos, destacándose por su capacidad para simular con precisión las condiciones dinámicas de los flujos de aire y sus efectos en la transferencia térmica y de materia (Getahun et al. 2021).

Para la modelización del deshidratador solar, donde ocurren procesos de transferencia de calor y masa, se emplea la ecuaciones de Navier Stockes para continuidad (1) y cantidad de movimiento (2)(Xamán and Gijón-Rivera 2013).

$$\nabla \cdot u = 0 \quad (1)$$

$$\rho \left(\frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla)u \right) = -\nabla p + \mu \nabla^2 u + f \quad (2)$$

Donde: ∇ representa la divergencia del campo de velocidad, u es el vector de velocidad del fluido, ρ es la densidad del fluido, t es el tiempo, p es la presión del fluido, μ es la viscosidad dinámica del fluido y f representa las fuerzas externas.

Para estudiar los cambios de temperatura en el deshidratador se utiliza la ecuación de conservación de la energía (3) (Xamán and Gijón-Rivera 2013).

$$\rho c_p \left(\frac{\partial T}{\partial t} + u \cdot \nabla T \right) = \nabla \cdot (k \nabla T) + \dot{q}$$

Donde: c_p es el calor específico a presión constante, k es la conductividad térmica del material, T es la temperatura y \dot{q} representa las fuentes o sumideros de calor.

Para las simulaciones CFD que se realizan en la investigación se presenta la metodología que se puede ver en la Fig. 1. 3.

Diseño del prototipo: El prototipo es diseñado con las misma dimensiones y características del prototipo físico. Este enfoque asegura una correspondencia directa en términos de atributos estructurales y funcionales, permitiendo una evaluación precisa de las propiedades y el rendimiento bajo condiciones de prueba simuladas y reales.

Mallado del prototipo: En el proceso de preparación del mallado, se emplea Fluent Meshing como herramienta de generación de malla, seleccionando poliedros como los elementos constituyentes (ANSYS, 2023b).

Revisión de la calidad de malla: La calidad de la malla generada se evalúa mediante la métrica de Calidad Ortogonal, que proporciona un criterio cuantitativo para la evaluación de la ortogonalidad entre las caras de los elementos de malla y las direcciones de los gradientes de las variables de interés. Esta métrica es esencial para asegurar la precisión y la estabilidad de las simulaciones, optimizando así la convergencia y la exactitud de los resultados obtenidos (ANSYS, 2023a).

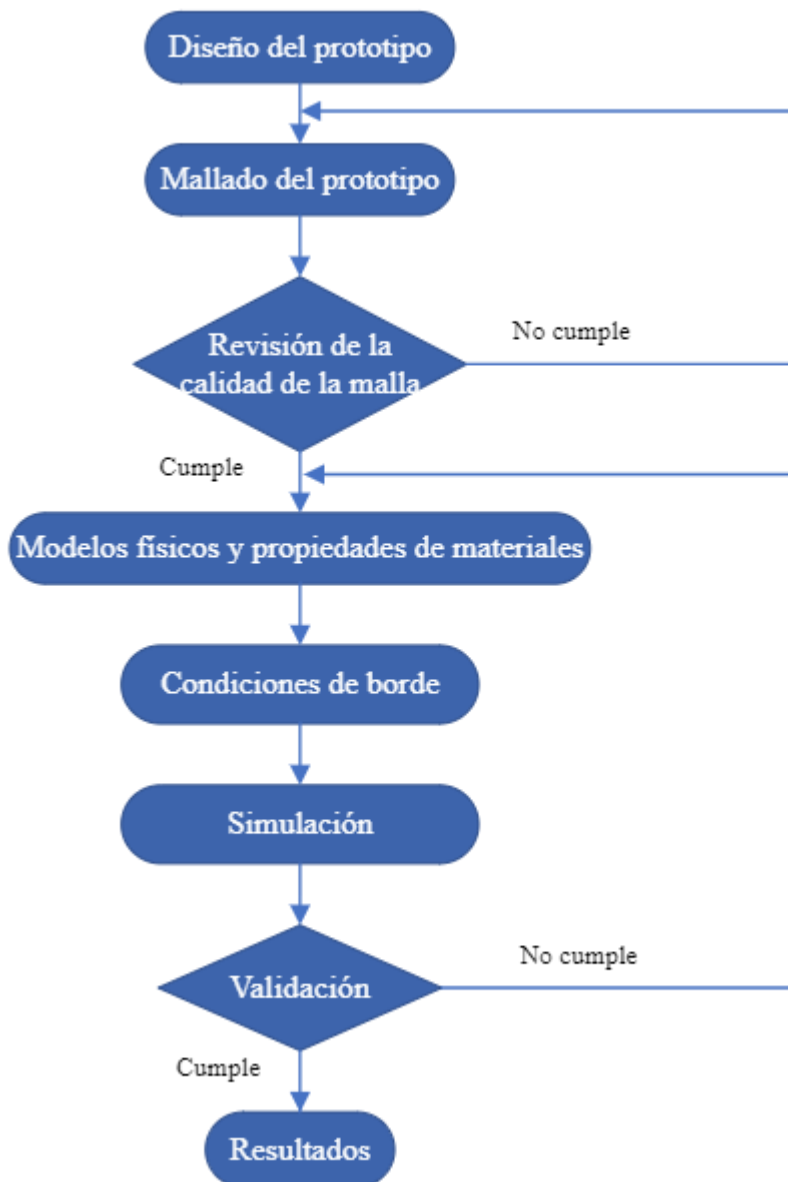


Fig. 1. 3. Metodología de simulación CFD

Modelos físicos y propiedades de materiales: Durante esta fase del proceso, se procede a la selección rigurosa de los modelos físicos, seguida de la asignación de las propiedades materiales requeridas tanto para los sólidos como para los fluidos implicados en el análisis. Esta selección está fundamentada en criterios técnicos que garantizan la representación de los fenómenos físicos en la simulación.

Condiciones de borde: Se procede a la especificación de las condiciones atmosféricas a las cuales estará expuesto el prototipo. Para este propósito, se incorporan en el modelo los parámetros ambientales, tales como temperatura ambiente, radiación solar, humedad ambiente, entre otros. En ciertas instancias, se adoptan suposiciones específicas respecto a ciertas características atmosféricas con el objetivo de simplificar la complejidad del

modelo y facilitar el proceso de simulación. Estas asunciones están diseñadas para optimizar el equilibrio entre la precisión de la simulación y la eficiencia computacional. Simulación: La simulación se ejecuta hasta que los valores de las variables físicas bajo análisis alcanzan un equilibrio, y los residuales convergen satisfactoriamente. Este procedimiento garantiza la obtención de resultados consistentes y fiables, reflejando un adecuado nivel de precisión en la predicción de los fenómenos modelados. La convergencia de los residuales es indicativa de la minimización de errores numéricos en el cálculo, lo cual es crucial para validar la exactitud de las soluciones generadas por la simulación.

Validación: Durante la fase de validación, se procede con un análisis comparativo entre los resultados numéricos obtenidos mediante la simulación y los datos experimentales del prototipo físico. Para que la simulación sea considerada adecuadamente validada y por ende fiable, se establece que el margen de error entre los valores simulados y los valores del prototipo no debe exceder el umbral del 2 % (Hussain et al. 2022) (Mondal et al. 2022). Esta especificación garantiza que la simulación reproduce con fidelidad las condiciones y comportamientos reales del sistema bajo estudio.

Resultados: En la sección de resultados, se exhiben los hallazgos obtenidos a través de la simulación, particularmente mediante la presentación de perfiles de velocidad y temperatura. Se procede a una evaluación exhaustiva de estos resultados, analizando las causas subyacentes y los mecanismos físicos responsables de las distribuciones observadas. Esta exploración permite una comprensión profunda de las dinámicas del sistema, contribuyendo significativamente al conocimiento y la interpretación de los fenómenos simulados (Tegenaw et al. 2019).

1.1.3 DEEP LEARNING

El deep learning o aprendizaje profundo es una subárea de la inteligencia artificial, que emula la arquitectura neuronal del cerebro humano (Lopez-Garcia et al. 2020). A diferencia de los métodos de machine learning en los que se requiere de una ingeniería manual para procesar los datos, el deep learning es capaz de aprender automáticamente a través del procesamiento de grandes cantidades de datos.

Su integración en la ingeniería de alimentos marca un hito significativo, ofreciendo soluciones innovadoras a desafíos inherentes a procesos complejos en este ámbito. La implementación de las ANN ha demostrado ser especialmente eficaz en diversas operaciones de procesamiento de alimentos, resaltando en cinco áreas primordiales: pronóstico de las propiedades fisicoquímicas de los alimentos, optimización de procesos

de secado, modelización de tratamientos térmicos, análisis predictivo del crecimiento microbiano y evaluación cuantitativa de la calidad de los productos alimenticios (Khadir et al. 2021). Debido a su capacidad para manejar eficazmente problemas de regresión con variables continuas y adaptarse para identificar el modelo de regresión más apropiado ya sea este lineal, logarítmico o polinómico, las ANN emergen como herramientas robustas y versátiles en el campo. En escenarios donde se requiere elevar la precisión de las predicciones, las ANN se valen de sus capas ocultas para perfeccionar sus algoritmos predictivos, optimizando así la exactitud y la confiabilidad de los resultados obtenidos (Mavani et al. 2022).

1.2 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

1.2.1 HIPÓTESIS

A continuación, se describen las hipótesis planteadas en este trabajo, que son el foco de los artículos publicados.

Hipótesis 1: Se espera que la variación de la velocidad de entrada del aire en la cámara de deshidratación tenga un efecto significativo en la transferencia de calor y por ende en la temperatura dentro del deshidratador.

Hipótesis 2: La altura de la cámara de deshidratación afecta la transferencia calor dentro del deshidratador.

Hipótesis 3: Se asume que las variables ambientales que mayor influencia tienen en la temperatura dentro de la cámara de deshidratación son la radiación solar y temperatura ambiente.

Hipótesis 4: Se hipotetiza que el uso aprendizaje profundo para analizar los datos recopilados por sensores permitirá desarrollar modelos predictivos precisos del rendimiento del deshidratador solar de alperujo en diversas condiciones operativas, lo que facilitará la optimización continua del sistema y la adaptación a cambios en el entorno

1.2.2 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar una metodología que combine dinámica de fluidos computacional y aprendizaje profundo, con el fin de obtener parámetros óptimos de operación como la velocidad de entrada del aire en la cámara de deshidratación y la altura óptima de la misma

1.2.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Simular con dinámica de fluidos computacional el deshidratador solar de alperujo variando las velocidades de entrada de aire con las condiciones atmosférica de Jaén-España.

Simular con dinámica de fluidos computacional el deshidratador solar de alperujo variando la alturas de la cámara de deshidratación con las condiciones atmosférica de Jaén-España.

Determinar cuáles son las variables que mayor influencia tienen en la temperatura del aire del deshidratador.

Desarrollar un modelo predictivo de la temperatura dentro del deshidratador mediante aprendizaje profundo, con los datos obtenidos por los sensores

1.2.4 RESULTADOS ESPERADOS

Con el alcance de los objetivos planteados, se esperan los siguientes resultados:

- Determinar la velocidad de entrada óptima de aire al deshidratador con las condiciones atmosféricas de Jaén-España.
- Determinar la altura óptima de la cámara de deshidratación con las condiciones atmosféricas de Jaén-España.
- Definir las variables que mayor influencia tienen en la temperatura del deshidratador.
- Definir un modelo predictivo de la temperatura del aire dentro del deshidratador.

1.3 PLANTEAMIENTO METODOLÓGICO GENERAL

Este apartado detalla la metodología aplicada en la investigación, que se centra en el diseño y optimización de un deshidratador de alperujo mediante simulación CFD y análisis de datos con deep learning. Aunque se abordará con mayor profundidad en cada artículo específico, se presentan de manera general las fuentes de información utilizadas, el proceso de revisión del estado del arte en deshidratación solar, las etapas del proceso de simulación CFD, así como el desarrollo del modelo utilizando deep learning.

1.3.1 REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

Se han realizado varias investigaciones de deshidratación de alperujo, se tiene el trabajo realizado por (Montero Puertas 2005) quien desarrolló el diseño y la implementación de un deshidratador híbrido destinado al tratamiento de residuos biomásicos. Este innovador sistema integra una cámara de secado de tipo invernadero, un mecanismo de volteo de material, colectores inflables para la captación de aire, así como ventiladores helicoidales y axiales. Además, incorpora aberturas con mecanismos de accionamiento eléctrico y un sistema de combustión de biomasa. Dada su naturaleza híbrida, el deshidratador requiere tanto de la energía solar como de suministro eléctrico para su operación eficaz, combinando de este modo fuentes de energía renovables y convencionales para optimizar el proceso de secado de residuos biomásicos. (Koukouch et al. 2017) llevaron a cabo un estudio técnico para evaluar la difusividad efectiva de la humedad en residuos de alperujo de aceituna tanto crudo como desaceitado, aplicando el modelo de difusión de Fick para describir el proceso de transferencia de humedad. Para este propósito, se empleó un

secador solar indirecto, operando bajo un régimen de convección forzada. La investigación se centró en analizar el comportamiento de la difusión de humedad a través de muestras con espesores de 0.5, 1.0, y 1.5 cm. Este enfoque permitió obtener una comprensión detallada de cómo la geometría de la muestra influye en la dinámica de secado y en la eficacia de la eliminación de humedad, facilitando así la optimización del proceso de secado para residuos de alperujo de aceituna en aplicaciones industriales y ambientales.

Tulus et al. (2015) introducen un diseño avanzado de secadero rotativo que aprovecha la energía térmica contenida en los gases de escape generados por una turbina de gas para llevar a cabo el proceso de deshidratación. Mediante el empleo de modelos, se logra predecir con precisión las variaciones de temperatura y humedad dentro del secadero a lo largo del proceso. Adicionalmente, se realiza un análisis exhaustivo para evaluar el riesgo potencial de ignición de la biomasa dentro del secadero, considerando las condiciones específicas de operación y las características térmicas de los materiales procesados.

Baysan et al. (2021) efectuaron un proceso de presecado del alperujo de aceituna mediante la implementación de un secador de tambor, el cual se calienta a través de vapor saturado. Para maximizar la eficiencia del proceso y asegurar la calidad del producto final, se llevaron a cabo estudios para determinar las condiciones óptimas de operación, enfocándose en la presión del vapor y la velocidad de rotación del tambor. Mediante este análisis, se estableció un rango de temperaturas superficiales del tambor entre 368 K y 398 K como el más adecuado para el presecado del alperujo de aceituna.

Se han realizado también estudios en los que se intenta explicar la cinética del secado. Para ello se ha realizado la investigación de (Meziane 2011) en la que se estudió exhaustivo sobre la cinética de secado del alperujo empleando un secador de lecho fluidizado, operando a distintas temperaturas de secado, específicamente a 323, 333, 343, y 353 K. Este análisis permitió determinar los valores de difusividad efectiva, considerando variables críticas como la altura de la muestra y la temperatura del aire de secado. También en este mismo tema se tiene la investigación de (Mellalou et al. 2023) quienes llevaron a cabo una evaluación experimental de un sistema de secado en invernadero operando bajo tres modos diferentes: natural, híbrido y híbrido forzado, en condiciones climáticas similares (radiación solar, temperatura y humedad del aire) para el secado y valorización de la misma cantidad de alperujo de aceituna. Se desarrollo un

sistema de invernadero a gran escala que produjera su propia energía para secar el alperujo de aceituna mediante la generación de electricidad a través de paneles fotovoltaicos para satisfacer la energía eléctrica requerida por los componentes del sistema de invernadero, y, por otro lado, se produjo la energía térmica necesaria para el secado del alperujo de aceituna. Con esto se buscó satisfacer completamente las necesidades energéticas del sistema.

En lo que tiene que ver al uso de la dinámica de fluidos computacional en la deshidratación del alperujo no se han realizado investigaciones, pero se han realizado importantes avances con el uso de CFD para la optimización de procesos, en este sentido se tiene el trabajo de (Toghraie et al. 2018) quienes realizan un análisis numérico exhaustivo con el propósito de determinar el impacto de variaciones en parámetros geométricos sobre la eficacia operativa de instalaciones generadoras de energía basadas en chimeneas solares. Se efectúa una evaluación detallada de variables críticas tales como la altura del colector solar, el radio del colector y la altura de la chimenea, con el fin de discernir su influencia directa sobre la eficiencia global del sistema y la capacidad de generación de energía. Paralelamente, se lleva a cabo un estudio profundo de la distribución de temperatura, velocidad del aire y presión a lo largo del sistema, correlacionando estas variables dinámicas con los mencionados parámetros geométricos. El objetivo primordial de este esfuerzo investigativo es la optimización del diseño arquitectónico de la chimenea solar. (Khodabandeh et al. 2019) desarrollaron una investigación centrada en el proceso de secado por pulverización del extracto de *Lonicerae Japonicae Flos*. Dicha investigación se orientó hacia la optimización del mencionado proceso, empleando una metodología híbrida que integra la Dinámica de Fluidos Computacional con técnicas avanzadas de Aprendizaje Profundo por Refuerzo. Este enfoque multidisciplinario permitió modelar y simular el secado por pulverización, facilitando la identificación de parámetros óptimos de operación. Adicionalmente, se implementó un sistema avanzado de medición de temperatura basado en fibra óptica distribuida, el cual proporcionó un análisis del perfil de temperatura dentro de la torre de secado. Esta tecnología permitió una caracterización del campo térmico, crucial para la comprensión de las dinámicas de transferencia de masa y calor durante el proceso de secado. Hemmat Esfe and Toghraie (2022) realizaron un análisis sobre la influencia de la intensidad de la radiación solar en la eficiencia de producción de agua dulce para destiladores solares, que fueron complementados con un Sistema de Enfriamiento

Termoeléctrico (TEC), en regiones caracterizadas por su clima cálido y árido, con especial atención a la provincia de Semnan. Se implementaron simulaciones numéricas en un contexto tridimensional, bajo condiciones de flujo estables y laminar, aplicando la metodología de aire húmedo para la solución de las ecuaciones de continuidad, Navier-Stokes y la concentración de vapor de agua. Los resultados obtenidos establecieron una correlación directa entre la intensidad de la radiación solar incidente y la eficiencia en la producción de agua dulce, evidenciando que incrementos en la intensidad solar conducen a un aumento proporcional en el volumen de agua dulce generada. Adicionalmente, se analizó el efecto de integrar un TEC en una sección específica del vidrio del destilador solar. Esta modificación resultó en un aumento notable de la producción de agua dulce, atribuible principalmente al intensificado gradiente de temperatura y al consiguiente aumento en la convección libre dentro del sistema.

En el uso de Deep Learning en la deshidratación se alperujo no se tiene investigaciones previas, pero se han realizado investigaciones en las que ayudados de esta herramienta optimizan procesos, con enfoque se tiene la investigación realizada por (Tian et al. 2021) quienes con el propósito de predecir la conductividad térmica de nanofluidos híbridos compuestos por óxido de aluminio y óxido de grafeno disueltos en una mezcla de agua y etilenglicol, implementaron una Red Neuronal Artificial configurada con dos capas y dotada de funciones de activación no lineales. El entrenamiento de esta ANN se llevó a cabo utilizando el algoritmo de retro propagación. Se estableció que la configuración óptima para la red incluía una capa oculta compuesta por diez neuronas, junto con una función de transferencia de tangente hiperbólica, seleccionada por su eficacia en la minimización del error de predicción de la red. Los resultados obtenidos confirmaron que la ANN posee la capacidad de predecir de manera precisa la conductividad térmica de dichos nano fluidos, tomando como variables la concentración de las nanopartículas y la temperatura del sistema. (Kaveh et al. 2021) llevaron a cabo una evaluación técnica del rendimiento exergético y las características de secado de cebolla en un secador continuo semi-industrial de múltiples etapas, empleando Redes Neuronales Artificiales como herramienta de análisis. Este estudio se centró en examinar el uso y el consumo específico de energía durante el proceso de secado de rodajas de cebolla, contemplando variables críticas del proceso como la temperatura del aire, la velocidad del aire y la velocidad lineal de la banda transportadora. Mediante el uso de técnicas de inteligencia artificial, se desarrollaron modelos predictivos capaces de estimar con precisión el contenido de

humedad residual, la utilización de energía, la eficiencia exergética, así como otras variables significativas para el proceso de secado de la cebolla. El propósito principal de este análisis fue generar datos y conocimientos que contribuyan a la mejora de la eficiencia energética y a la optimización de los procedimientos de secado dentro del sector de procesamiento de alimentos y bioproductos. Los resultados obtenidos apuntan a una mayor comprensión de la interacción entre los parámetros de secado y su impacto en la eficiencia del proceso, ofreciendo así una base sólida para la implementación de estrategias de optimización en sistemas de secado de múltiples etapas.

1.3.2 ESTUDIO EMPIRICO

Para el estudio empírico sobre la optimización del deshidratador solar de alperujo, se siguió el siguiente procedimiento:

Se diseñó el prototipo de deshidratador solar de alperujo utilizando en el software ANSYS con las dimensiones y materiales del prototipo físico. Los datos de la temperatura interna, temperatura externa, humedad del aire interna, humedad del aire externa, radiación solar y velocidad del viento, fueron obtenidas por sensores que se encuentran en el deshidratador.

Se realizaron pruebas experimentales para recopilar datos bajo diferentes condiciones de operación y ambientales. Estas pruebas incluyen las variaciones en la radiación solar, la velocidad del viento, temperatura ambiente y la humedad del aire. Se registraron los datos recopilados durante un período de tiempo suficiente para capturar variaciones significativas en el rendimiento del deshidratador.

En el estudio CFD, se empleó la simulación para modelar y visualizar los flujos del aire y temperaturas en un entorno tridimensional del deshidratador de alperujo. La metodología incluyó la simulación de procesos de transferencia de masa y calor en el aire, con el objetivo de optimizar la eficiencia del proceso de deshidratación y mejorar la comprensión de los fenómenos físicos involucrados en el sistema. En la validación de la simulación CFD se compararon los datos experimentales con los resultados de la simulación, esto para verificar la precisión y la capacidad para predecir el rendimiento del deshidratador bajo diferentes condiciones, además se realizaron ajustes en el modelo CFD para mejorar su correspondencia con los datos experimentales.

Para el estudio con Deep Learning, los datos ambientales fueron preprocesados y analizados con la biblioteca Pandas de Python para seleccionar variables relevantes.

Posteriormente, se dividió el conjunto de datos en entrenamiento y prueba, se construyó un modelo de regresión utilizando Keras TensorFlow, se entrenó el modelo con el optimizador Adam y se evaluó su rendimiento mediante la minimización del error cuadrático medio. Este enfoque permitió desarrollar un modelo predictivo preciso para optimizar el proceso de deshidratación del alperujo, demostrando la eficacia de la integración de técnicas de aprendizaje profundo en este contexto.

Finalmente se presentan los hallazgos del estudio empírico, incluyendo una descripción detallada de las simulación con CFD y con Deep Learning. Se discutieron los hallazgos y sus implicaciones en el diseño y operación del deshidratador solar de alperujo, así como posibles áreas de investigación futura.

1.4 ESTRUCTURA DE LA INVESTIGACIÓN

La presente investigación consta de cinco capítulos. El capítulo uno es una introducción que establece el marco general del estudio. Esta sección inicial expone la relevancia del tema investigado, formula la hipótesis de trabajo, define el objetivo general junto con los objetivos específicos, y detalla el enfoque metodológico adoptado para conducir la investigación. Además, se proporciona una justificación para la estructura temática adoptada en este trabajo doctoral, la cual se desvía del formato tradicional para adoptar el modelo de compendio de publicaciones. Dicho formato consiste en una serie de artículos científicos que mantienen una coherencia argumental y temática, satisfaciendo simultáneamente los criterios establecidos por la normativa de la Universidad de Jaén para tesis presentadas bajo esta modalidad. Este enfoque permite una presentación integral y estructurada de los hallazgos investigativos, alineados con una línea de investigación consistente y debidamente justificada.

Los capítulos dos, tres y cuatro conforman el estudio empírico de la tesis. El capítulo dos es el artículo científico publicado en la revista Enfoque UTE, en el que simula mediante CFD un deshidratador solar indirecto activo. En el capítulo tres, se tiene el artículo publicado en la revista Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects en el que se trabaja en el prototipo de deshidratador solar de alperujo y se estudia su comportamiento. En el capítulo cuatro, se tiene el artículo publicado en la revista Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects en el que se trabaja en la optimización del deshidratador de alperujo utilizando CFD y Deep Learning. Debido a que estas revista son de alto impacto los artículos se encuentran en inglés.

Tras la presentación de los diversos estudios que componen esta tesis doctoral, el capítulo cinco, ofrece una síntesis exhaustiva de los resultados obtenidos. A continuación, se delinearán las conclusiones primordiales que validan las hipótesis centrales del trabajo y confirman la consecución de los objetivos específicos propuestos inicialmente. Para concluir, este capítulo también adelanta las líneas de investigación futuras que emergen como consecuencia directa de los hallazgos alcanzados, esbozando así posibles direcciones para el desarrollo posterior de la temática abordada.

1.5 BIBLIOGRAFÍA

- Abderrahman, M., Abdelaziz, B., & Abdelkader, O. (2022). Thermal performances and kinetics analyses of greenhouse hybrid drying of two-phase olive pomace: Effect of thin layer thickness. *Renewable Energy*, *199*, 407–418.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.09.012>
- ANSYS. (2023a). *Ansys Fluent Theory Guide* (2023 R1).
- ANSYS. (2023b). *Ansys Fluent Tutorial Guide* (2023 R1).
- Baysan, U., Koç, M., Güngör, A., & Kaymak Ertekin, F. (2021). Pre-drying of 2-Phase Olive Pomace by Drum Dryer to Improve Processability. *Waste and Biomass Valorization*, *12*(5), 2495–2506. <https://doi.org/10.1007/s12649-020-01202-2>
- Getahun, E., Delele, M. A., Gabbiye, N., Fanta, S. W., Demissie, P., & Vanierschot, M. (2021). Importance of integrated CFD and product quality modeling of solar dryers for fruits and vegetables: A review. *Solar Energy*, *220*, 88–110.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.03.049>
- Hemmat Esfe, M., & Toghraie, D. (2022). Numerical study on the effect of solar radiation intensity on the fresh water productivity of solar still equipped with Thermoelectric Cooling System (TEC) for hot and dry areas of Semnan. *Case Studies in Thermal Engineering*, *32*, 101848. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.csite.2022.101848>

- Hussain, F., Jaskulski, M., Piatkowski, M., & Tsotsas, E. (2022). CFD simulation of agglomeration and coalescence in spray dryer. *Chemical Engineering Science*, 247, 117064. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.117064>
- Kaveh, M., Chayjan, R. A., Golpour, I., Poncet, S., Seirafi, F., & Khezri, B. (2021). Evaluation of exergy performance and onion drying properties in a multi-stage semi-industrial continuous dryer: Artificial neural networks (ANNs) and ANFIS models. *Food and Bioproducts Processing*, 127, 58–76. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.02.010>
- Khadir, M. T., Khadir, M. T., & Khadir, M. T. (2021). *Artificial Neural Networks in Food Processing: Modeling and Predictive Control*. <https://doi.org/10.1515/9783110646054>
- Khodabandeh, E., Rozati, S. A., Joshaghani, M., Akbari, O. A., Akbari, S., & Toghraie, D. (2019). Thermal performance improvement in water nanofluid/GNP–SDBS in novel design of double-layer microchannel heat sink with sinusoidal cavities and rectangular ribs. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 136(3), 1333–1345. <https://doi.org/10.1007/s10973-018-7826-2>
- Koukouch, A., Idlimam, A., Asbik, M., Sarh, B., Izrar, B., Bostyn, S., Bah, A., Ansari, O., Zegaoui, O., & Amine, A. (2017). Experimental determination of the effective moisture diffusivity and activation energy during convective solar drying of olive pomace waste. *Renewable Energy*, 101, 565–574. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.09.006>
- Lopez-Garcia, T. B., Coronado-Mendoza, A., & Domínguez-Navarro, J. A. (2020). Artificial neural networks in microgrids: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 95, 103894. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103894>

- Mavani, N. R., Ali, J. M., Othman, S., Hussain, M. A., Hashim, H., & Rahman, N. A. (2022). Application of Artificial Intelligence in Food Industry—a Guideline. *Food Engineering Reviews*, *14*(1), 134–175. <https://doi.org/10.1007/s12393-021-09290-z>
- Mellalou, A., Riad, W., Bacaoui, A., & Outzourhit, A. (2023). Impact of the greenhouse drying modes of two-phase olive pomace on the energy, exergy, economic and environmental (4E) performance indicators. *Renewable Energy*, *210*, 229–250. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.04.074>
- Meziane, S. (2011). Drying kinetics of olive pomace in a fluidized bed dryer. *Energy Conversion and Management*, *52*(3), 1644–1649. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.10.027>
- Mondal, S., Dutta, S., Pande, P., & Naik-Nimbalkar, V. (2022). Intensify staple fibre drying by optimizing air distribution in multistage convective dryer using CFD. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, *173*, 108807. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cep.2022.108807>
- Montero Puertas, I. (2005). *Modelado y construcción de un secadero solar híbrido para residuos biomásicos*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=576&info=resumen&idioma=SPA>
- Reglamento de ejecución - 1348/2013 - EN - EUR-Lex*. (n.d.). Retrieved March 15, 2024, from <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=celex%3A32013R1348>
- Saini, R. K., Saini, D. K., Gupta, R., Verma, P., Thakur, R., Kumar, S., & wassouf, A. (2023). Technological development in solar dryers from 2016 to 2021-A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *188*, 113855. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113855>
- Tegenaw, P. D., Gebrehiwot, M. G., & Vanierschot, M. (2019). On the comparison between computational fluid dynamics (CFD) and lumped capacitance modeling for the

simulation of transient heat transfer in solar dryers. *Solar Energy*, 184, 417–425.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.04.024>

Tian, S., Arshad, N. I., Toghraie, D., Eftekhari, S. A., & Hekmatifar, M. (2021). Using perceptron feed-forward Artificial Neural Network (ANN) for predicting the thermal conductivity of graphene oxide-Al₂O₃/water-ethylene glycol hybrid nanofluid. *Case Studies in Thermal Engineering*, 26, 101055.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.csite.2021.101055>

Toghraie, D., Karami, A., Afrand, M., & Karimipour, A. (2018). Effects of geometric parameters on the performance of solar chimney power plants. *Energy*, 162, 1052–1061.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.08.086>

Tu, Q., Ma, Z., & Wang, H. (2023). Investigation of wet particle drying process in a fluidized bed dryer by CFD simulation and experimental measurement. *Chemical Engineering Journal*, 452, 139200.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cej.2022.139200>

Tulus, V., Boer, D., Cabeza, L., & Guillén-Gosálbez, Gonzalo, Jiménez, L. (2015). Análisis termodinámico de proceso de secado de “alperujo” y posibilidad de ignición en el interior del secadero. *IX Congreso Nacional de Ingeniería Termodinámica: Libro de Actas | IX Congreso Nacional Ingeniería Termodinámica | 3, 4 y 5 de Junio de 2015 | Cartagena, España*, 234–241. <http://www.9cnit.es/>

Xamán, J., & Gijón-Rivera, M. (2013). *Dinámica de fluidos computacional para ingenieros*. 418.

CAPÍTULO 2. SIMULATION OF AN ACTIVE INDIRECT HYBRID DEHYDRATOR USING ANSYS SOFTWARE

(Publicado en Enfoque UTE, Volumen 12 Número 4, 1 de octubre de 2021,
<https://doi.org/10.29019/enfoqueute.771>)

Simulation of an active indirect hybrid dehydrator using Ansys

José Cabrera¹, Francisco Jurado², David Vera³

1 Universidad de Jaén. Jaén, España. [jce0001@red.ujaen.es, <https://orcid.org/0000-0002-0197-5163>]

2 Universidad de Jaén. Jaén, España. [fjurado@ujaen.es, <https://orcid.org/0000-0001-8122-7415>]

3 Universidad de Jaén. Jaén, España. [dvera@red.ujaen.es, <https://orcid.org/0000-0002-2833-5051>]

ABSTRACT

This research focuses on modeling the operation of a dehydrator under the specific atmospheric conditions of Riobamba, aimed at addressing the challenge of dehydrating fruits and vegetables during periods of excess production when market access is limited. The study devises a methodology that yields a reliable approximation of the operational dynamics. The process initiates with the conceptual design of the dehydrator prototype, followed by the development of a computational mesh. Ensuring a high-quality mesh is crucial, as it significantly influences the accuracy of the simulation. After establishing the mesh, appropriate physical models are selected to simulate the dehydration process accurately. Subsequently, the physical properties and boundary conditions reflective of Riobamba's climate are integrated into the model. This step is vital to ensure that the simulation conditions mirror the real-world environmental influences on the dehydrator. Once the simulation is executed, it is imperative to verify that the curve representing the physical variables under study has reached stability and that the residuals of these variables fall below a pre-established threshold. Meeting these criteria validates the accuracy of the simulation. To further corroborate the simulation results, comparative analysis with data from analogous studies is performed. This validation step is essential to confirm the dehydrator's efficiency and effectiveness within the optimal temperature range required for effective dehydration. Conducting this simulation is crucial to determine the feasibility of the dehydrator design in real-world applications, particularly in the targeted climatic conditions.

Keywords: CFD, Dehydration, hybrid, solar, simulation.

2.1 INTRODUCCIÓN

En la provincia de Chimborazo, Ecuador, tradicionalmente los agricultores se han enfocado en el cultivo de hortalizas y otros productos de corto tiempo de producción. Sin embargo, en años recientes, ha surgido un cambio hacia la plantación de frutales como una opción para diversificar y aumentar los ingresos económicos. Uno de los desafíos con la producción frutícola es su alto contenido de humedad, lo que impide su almacenamiento prolongado sin deterioro, especialmente durante periodos de exceso de producción. Una solución viable es reducir la humedad de las frutas para prolongar su conservación y manejar adecuadamente las condiciones ambientales de los lugares de almacenamiento. Entre las diversas técnicas disponibles, la deshidratación es la más frecuentemente empleada para este propósito.

Deshidratación

La deshidratación es un proceso que consiste en eliminar el agua de los alimentos para prolongar su conservación al inhibir el crecimiento microbiológico. Además, este método ayuda a prevenir reacciones no deseadas (Ibarz & Barbosa-Cánovas, 2000). El contenido de agua en un alimento es un indicador de su susceptibilidad al deterioro (Fito et al., 2001).

La deshidratación se efectúa a temperaturas del aire que oscilan entre 40 y 70°C, según se documenta en investigaciones previas (Mendoza et al. 2020). En determinadas circunstancias, para completar el proceso de deshidratación de manera adecuada, es imprescindible sostener estas condiciones térmicas por un período de 7 horas (Guevara and Salas 2017). Esta especificación temporal es crucial para asegurar la eficacia del proceso y la calidad del producto final deshidratado.

En el caso de los deshidratadores solares, la energía solar constituye la única fuente de energía utilizada, lo cual los cataloga como soluciones altamente sostenibles y ecológicas. Esta característica los hace particularmente atractivos para aplicaciones donde se busca

minimizar el impacto ambiental y promover la utilización de energías renovables. Según el diseño del sistema, la temperatura puede aumentar entre 10 °C y 30 °C (El Hage et al. 2018). Sin embargo, un inconveniente de esta técnica es la variabilidad e imprevisibilidad de la energía solar, lo que puede resultar en un proceso de deshidratación inestable en estos dispositivos.

Dada la inestabilidad de los deshidratadores solares, se están desarrollando deshidratadores que combinan energía solar con otras fuentes de energía controlables para estabilizar el proceso.

La duración de la deshidratación es crucial para la calidad del producto procesado y varía según varios factores: el tipo y tamaño del producto, la temperatura ambiental, la humedad relativa y la velocidad del aire. Productos con un contenido de humedad más alto necesitarán más tiempo para deshidratarse que aquellos con menos humedad. El tamaño del producto también influye, ya que existe una relación directamente proporcional entre el tamaño y el tiempo necesario para la deshidratación. La temperatura del aire es un factor significativo, pues a mayor temperatura, menor será el tiempo requerido para deshidratar. Es importante destacar que existe una temperatura máxima que no debe sobrepasarse para evitar la pérdida de propiedades del producto. La humedad ambiental también afecta la duración del proceso; mayor humedad implica un tiempo de deshidratación más prolongado.

En este estudio se investigarán dos metodologías de deshidratación: la deshidratación solar indirecta pasiva y la deshidratación híbrida indirecta activa. Ambas técnicas integran diversas estrategias de transferencia de calor y masa, proporcionando un enfoque compuesto que optimiza la eficiencia del proceso de deshidratación. La deshidratación solar indirecta pasiva aprovecha la radiación solar reflejada y absorbida por estructuras adyacentes para el secado, mientras que la deshidratación híbrida indirecta activa

combina el uso de energía solar con fuentes de energía adicionales para controlar de manera más efectiva las condiciones ambientales dentro del deshidratador.

La deshidratación solar indirecta pasiva, utiliza la radiación solar para calentar el aire antes de que este entre al deshidratador. La movilidad del aire dentro de la cámara del deshidratador ocurre debido a las diferencias de densidad.

Maiti et al. (2011) desarrollaron un deshidratador solar indirecto que incorpora dos reflectores especialmente diseñados para maximizar la captación de radiación solar. La inclusión de estos reflectores en el diseño del deshidratador permitió un incremento significativo en la eficiencia del sistema, específicamente una mejora del 18.5% en la eficiencia sin carga. Esta modificación en la estructura del deshidratador demostró ser una estrategia efectiva para aumentar la cantidad de energía solar aprovechada, optimizando así el rendimiento general del proceso de deshidratación.

Varun et al. (2012) desarrollaron un deshidratador diseñado específicamente para optimizar el proceso de deshidratación de tomates. Este modelo logró una temperatura media de 45 °C en modo de convección natural y de 40 °C bajo convección forzada. Al comparar los tomates deshidratados con este sistema con aquellos secados mediante deshidratación directa, se observó que los tomates deshidratados con el método indirecto presentaban una calidad superior.

Kabeel and Abdelgaied (2016) desarrollaron un deshidratador novedoso que combina una rueda desecante rotativa y un colector solar. Este diseño permitió tener temperaturas de 65 °C a 82 °C y logró un incremento del 153% de calor útil del sistema.

Simbaña (2016) ejecutó un estudio detallado para investigar y modelar la deshidratación de frutas mediante un prototipo de deshidratador alimentado por energía solar. Los análisis realizados en esta investigación revelaron que las condiciones óptimas para lograr una deshidratación eficiente se alcanzan a una temperatura operativa de 62 °C y con una

velocidad de entrada de aire de 3 m/s. Estos parámetros fueron determinados a través de la modelación y simulación del proceso de deshidratación, utilizando técnicas avanzadas para evaluar el desempeño del sistema y optimizar su eficacia en la preservación de las propiedades deseables de las frutas procesadas.

Yumbillo (2020) diseñó y evaluó un modelo de secador especializado para frutillas, operando bajo condiciones específicas de radiación solar promedio de 500 W/m², una velocidad de entrada de aire de 3 m/s, y expuesto a una presión atmosférica media de 728 mBar. Durante un ciclo de secado de 8 horas, el dispositivo logró mantener una temperatura operativa media en el rango de 45 a 46 °C. Este estudio implicó la calibración del secador para optimizar las condiciones ambientales y operativas, asegurando así la eficacia del proceso de deshidratación en términos de velocidad y uniformidad del secado, al tiempo que se preservaban las cualidades organolépticas y nutritivas de las frutillas.

A partir de los estudios revisados, se nota que la temperatura adecuada para la deshidratación oscila entre 40 °C y 70 °C, y la velocidad de aire más efectiva para el proceso se sitúa generalmente entre 2 m/s y 4 m/s. Por lo tanto, estas condiciones serán las que se apliquen en este trabajo.

La deshidratación híbrida indirecta activa se caracteriza por el empleo de una combinación de energía solar con otras fuentes energéticas adicionales, como la electricidad, la combustión de combustibles fósiles, o un intercambiador de calor. En el contexto de esta investigación, se utilizará energía eléctrica como fuente complementaria para garantizar el mantenimiento de la temperatura del aire dentro del deshidratador en los rangos óptimos recomendados.

Boughali et al. (2009) desarrollaron un modelo en un centro de experimentación de la Universidad de Ouargla, consistente en un deshidratador destinado a productos agrícolas.

Este dispositivo opera con cargas que varían entre 0.04 kg/m^2 y 0.08 kg/m^2 . Se llevaron a cabo ensayos experimentales con y sin carga para analizar su funcionamiento.

López et al. (2013) investigaron un deshidratador que funciona con energía solar y gas, en tres modos operativos: solar, gas y híbrido. Lograron eficiencias del 24%, 86% y 71% en cada modo, en el orden dado, durante fases transitorias. La eficiencia fue influenciada principalmente por la diferencia de temperatura entre el interior y el exterior, la inclinación del colector y el flujo volumétrico de aire. Un beneficio destacado del sistema híbrido es su capacidad para disminuir en un 20% el consumo de gas propano líquido en comparación con sistemas que solo utilizan gas.

Llumiquina y Suquillo (2015) diseñaron y construyeron un modelo de deshidratador que emplea aire forzado y resistencias eléctricas de una potencia de 4 kW, logrando una temperatura de $65 \text{ }^\circ\text{C}$ para la deshidratación. El tiempo necesario para completar el proceso de deshidratación es de 210 minutos. Durante su construcción, se incorporó un material aislante para minimizar las pérdidas de calor en las paredes y aumentar la eficiencia del deshidratador.

Dhanushkodi et al. (2017) llevaron a cabo un análisis experimental sobre el comportamiento de secado utilizando un deshidratador que combina biomasa y energía solar. Se implementaron quince modelos matemáticos distintos para ajustar los datos experimentales obtenidos sobre humedad, temperatura y humedad relativa a diversos modelos empíricos.

Mendoza et al. (2020) investigaron un deshidratador mixto indirecto en la ciudad de Riobamba, destacando el uso de una resistencia eléctrica para alcanzar las temperaturas necesarias para una eficiente deshidratación, dado que la sola energía solar resulta insuficiente. Para uniformizar la temperatura en el deshidratador, implementaron un

ventilador que proporciona un flujo de aire de 1.68 m³/s. Según las simulaciones realizadas con el software SolidWorks, la temperatura del aire alcanza los 50°C.

Modelo matemático

Un modelo matemático constituye una representación formalizada, generalmente en forma de ecuaciones, que describe el comportamiento de un sistema físico mediante la correlación entre variables dependientes e independientes. Por ejemplo, en el ámbito de un deshidratador, las variables dependientes, como la temperatura interna y la velocidad del aire circulante, son modeladas para reflejar cómo estas cambian en respuesta a las condiciones establecidas por las variables independientes. Estas últimas pueden incluir la temperatura ambiente, la presión atmosférica y otros factores ambientales relevantes. La construcción de dicho modelo permite predecir y analizar el comportamiento del sistema bajo diferentes configuraciones y condiciones externas, facilitando así la optimización del diseño y operación del deshidratador.

Estos modelos pueden ser de naturaleza simple y susceptibles de resolverse mediante métodos analíticos, o pueden ser más complejos y emplear ecuaciones diferenciales, como en el caso que nos ocupa. El uso de la simulación mediante dinámica de fluidos computacional (CFD) crea modelos matemáticos basados en ecuaciones diferenciales que requieren técnicas numéricas y el uso de computadoras para solucionar problemas que de otra manera serían irresolubles de forma analítica (Tegenaw et al. 2019).

En este contexto, se implementan tres tipos específicos de ecuaciones diferenciales para modelar el sistema de manera precisa: la ecuación diferencial de la cantidad de movimiento, que describe cómo el momentum de un fluido cambia en respuesta a fuerzas internas y externas; la ecuación diferencial de la continuidad, que asegura la conservación de la masa dentro del sistema; y la ecuación diferencial de la energía, que aborda la conservación y transferencia de energía dentro del sistema. En escenarios donde no se

produce transferencia de calor, la modelización se simplifica al empleo exclusivo de la ecuación de continuidad y la ecuación de cantidad de movimiento, omitiendo la ecuación de energía, ya que la dinámica térmica no influencia directamente los resultados de la simulación. Sin embargo, cuando la simulación involucra transferencia de calor, se utilizan las tres ecuaciones mencionadas.

Se puede modelar un fluido en sus tres dimensiones utilizando las ecuaciones diferenciales de cantidad de movimiento:

$$\rho \frac{Du}{Dt} = -\frac{\partial p}{\partial x} + \rho g_x, \quad (1)$$

$$\rho \frac{Dv}{Dt} = -\frac{\partial p}{\partial y} + \rho g_y, \quad (2)$$

$$\rho \frac{Dw}{Dt} = -\frac{\partial p}{\partial z} + \rho g_z, \quad (3)$$

Donde, g representa la gravedad, p la presión, ρ la densidad, u velocidad en el eje x , v velocidad en el eje y , y w velocidad en el eje z . Utilizando las ecuaciones (1)(2)(3), es posible determinar variables tales como la velocidad y la presión en el sistema (Potter et al., 2015).

La conservación de masa se expresa como:

$$\frac{\partial}{\partial x}(\rho u) + \frac{\partial}{\partial y}(\rho v) + \frac{\partial}{\partial z}(\rho w) = -\frac{\partial \rho}{\partial t}, \quad (4)$$

La ley de conservación de la energía dicta que la energía de un sistema cerrado se mantiene continua a lo largo del tiempo; es decir, no se crea ni se destruye, simplemente cambia. En muchos casos de problemas multifásicos donde hay significativos incrementos de calor, la energía mecánica puede ser ignorada, centrándose en cambio en la difusión del transporte de energía térmica. Esto se justifica por las diferencias de entalpía entre las distintas fases (Pandal Blanco 2019).

Al analizar un sistema real, también es crucial tener en cuenta la transferencia de calor dentro del mismo. Para calcular la temperatura en cualquier lugar dentro del sistema, se emplea una fórmula específica que varía según el material utilizado y el modo en que se transfiere la energía:

$$\rho \frac{\partial u}{\partial t} = k \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) - p \left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right), \quad (5)$$

donde T es la temperatura y k es la conductividad térmica.

2.2 METODOLOGÍA

La creación de la geometría o modelo constituye el primer paso en el proceso de simulación (Misha et al., 2020). Se busca modelar una geometría lo más simplificada posible para reducir el costo computacional durante la simulación. La simplificación se debe efectuar eliminando aquellos detalles que no aportan variaciones significativas al problema multifísico analizado. En este estudio, se utiliza el modelo elaborado en la investigación de Yumbillo (2020). En la Fig. 2.1, se observa el modelo.

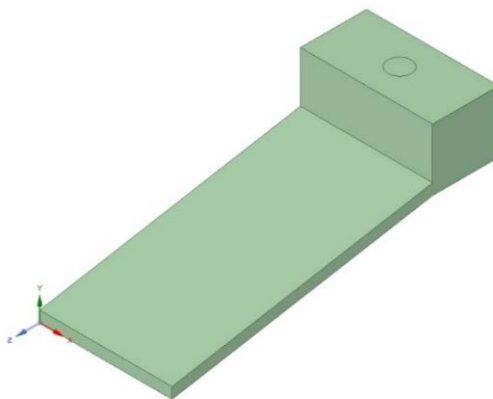


Fig. 2. 1. Prototipo

El prototipo creado por Yumbillo (2020) será modificado mediante la adición de la resistencia eléctrica, misma que facilitará el alcanzar rangos de temperaturas necesarias para el proceso de deshidratación. Esta modificación puede observarse en la Fig.2.2.

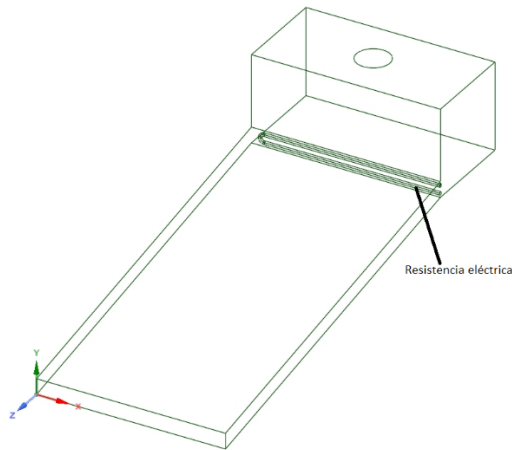


Fig. 2. 2. Prototipo con resistencia eléctrica

El mallado es uno de los aspectos cruciales en el proceso, dado que la precisión de los datos obtenidos dependerá de la calidad del mallado. Se estima que aproximadamente el 50% del tiempo dedicado a una simulación CFD se invierte en la creación de la geometría y el mallado (Versteeg and Malalasekera, 2007).

Una malla de alta calidad no necesariamente implica uniformidad en su estructura; comúnmente, se requieren mallas finas en áreas donde los detalles son más sutiles y difíciles de percibir.

Se utilizó una malla tetraédrica, que ofrece ventajas significativas en aplicaciones de dinámica de fluidos computacional (CFD). En las áreas que necesitan una mayor precisión en la variación de las variables físicas, se implementó un Boundary Layer con cinco capas de transición suave, una tasa de crecimiento de 1.2 y un radio de transición de 0.272. En la Fig.2.3, se puede observar el prototipo mallado con las condiciones detalladas.

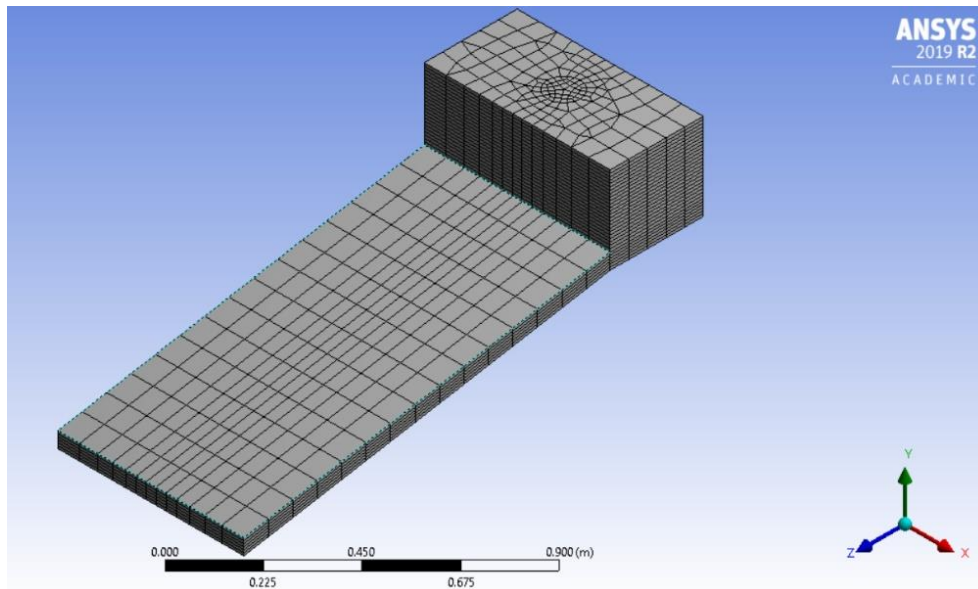


Fig. 2. 3. Prototipo mallado

En el presente estudio, se implementará la métrica de Skewness, ampliamente reconocida en análisis de este tipo. Esta métrica oscila entre 0 y 1, donde 0 denota una malla de calidad óptima y 1 señala una malla inadecuada para realizar simulaciones eficaces. La calidad de la malla tiene una influencia directa y significativa en la precisión de los resultados obtenidos.

En esta etapa del proceso, se seleccionan los modelos o ecuaciones pertinentes para abordar adecuadamente la problemática en cuestión. Para este propósito, se aplican las ecuaciones de Navier-Stokes, y se especifican las propiedades físicas de los volúmenes involucrados. Estas propiedades incluyen la densidad, la viscosidad dinámica, la viscosidad cinemática, y la conductividad térmica, entre otras, para asegurar una modelización precisa del sistema analizado. En la Fig.2.4, se observa las propiedades del aire utilizadas en la simulación.

▼Air

Description	
Gas properties evaluated at 298.15 K and 101325.0 Pa. Liquid properties evaluated at 78.903 K and 101325.0 Pa.	
Molar mass	28.965 kg kmol ⁻¹ ▶
Density, ρ	1.1843 kg m ⁻³ ▶
Specific heat, c _p	1006.3 J kg ⁻¹ C ⁻¹ ▶
Viscosity, μ	1.8448E-05 Pa s ▶
Isotropic thermal conductivity, k	0.026247 W m ⁻¹ C ⁻¹ ▶

Fig. 2. 4. Propiedades del aire

En la Fig.2.5, se muestra el modelo de flujo empleado en la simulación.

▼Flow Model

> Operating Conditions

Buoyancy

Off ▼

▼Turbulence Model

Option

On (Reynolds averaged NS) ▼

> RANS Model

> Energy Model

Next Step ▼

Fig. 2. 5. Modelo de flujo

Las condiciones de contorno son esenciales, ya que establecen las condiciones de frontera requeridas para la resolución de las ecuaciones diferenciales dentro de la simulación. En esta simulación específica, se implementarán condiciones de frontera de tipo pared, junto con condiciones de entrada y salida de flujo, para garantizar la adecuada delimitación del comportamiento del sistema en los límites del dominio computacional. Estas condiciones de frontera se ilustran en la Fig. 2.6. Según los datos recogidos por la estación meteorológica, la presión atmosférica promedio fue de 728.3 mBar, la velocidad del viento promedio de 3.0 m/s, la humedad relativa del 62.9 %, la temperatura media del

aire de 15.3 °C y la radiación solar de 500.6 W/m² (Tiupul and Arévalo, 2019). El flujo de aire utilizado fue de 0.045 m³/s (con una velocidad de entrada de aire de 1.5 m/s), ya que con este flujo se alcanza una temperatura del aire dentro de los rangos óptimos para la deshidratación. Este mismo flujo fue el empleado en el prototipo de Yumbillo (2020) utilizado para validar los resultados.

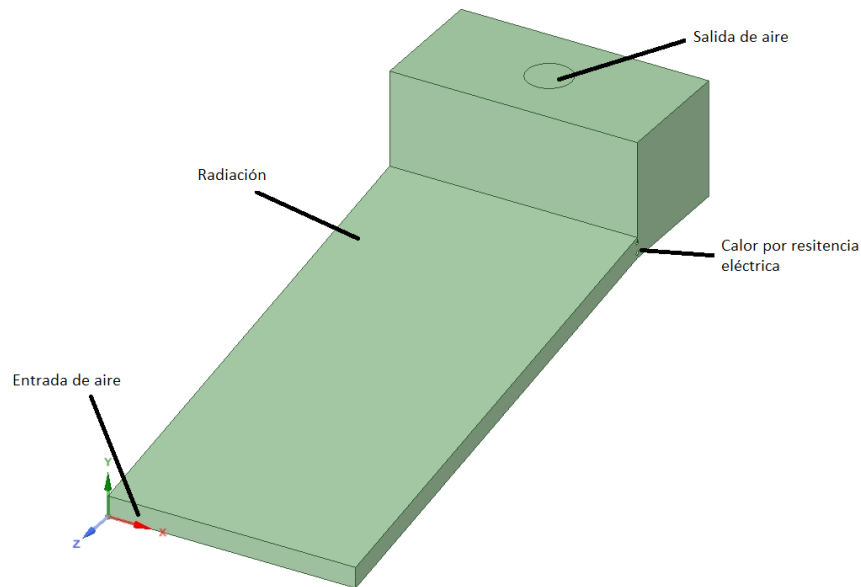


Fig. 2. 6. Condiciones de frontera del modelo

Durante la simulación, el software lleva a cabo un procedimiento iterativo que persiste hasta alcanzar la convergencia de los residuos, la estabilización de las variables físicas, y la minimización del error en el balance de masa. Este proceso asegura que la solución obtenida sea precisa y confiable dentro de los criterios de convergencia preestablecidos. En esta fase del proceso se procede a la elaboración de los informes técnicos necesarios, los cuales serán sujetos a validación posterior. Específicamente, se generarán informes detallados acerca de la temperatura en la cámara de deshidratación, los cuales podrán ser especificados en puntos concretos, áreas o volúmenes, de acuerdo con los requisitos del estudio. Estos documentos proporcionarán una base para la evaluación exhaustiva del desempeño del sistema bajo estudio.

Durante la etapa de post-procesamiento, los informes de temperatura generados son comparados y analizados en relación con los datos obtenidos en la investigación de Yumbillo (2020). En caso de identificar una discrepancia que exceda el 5% entre estos datos y los resultados de la simulación, se clasificará la simulación como incorrecta. Esta situación demandaría una revisión en la fase de selección de modelos y ajuste de propiedades físicas, con el objetivo de rectificar cualquier error identificado y asegurar la precisión del modelo simulado.

2.3 RESULTADOS

Un criterio clave para elegir el tamaño adecuado de la malla es realizar un análisis de convergencia de malla, como se muestra en la Fig. 2.7. En este gráfico, se observa que la estabilización ocurre alrededor de los 20,000 elementos, lo que indica que este tamaño sería apropiado para la malla. Aumentar el tamaño de la malla más allá de este punto ofrece resultados similares, pero incrementa el costo computacional y, por consiguiente, el tiempo de simulación. Utilizar una malla de aproximadamente 20,000 elementos permite realizar eficientemente la simulación de un deshidratador solar sin resistencia eléctrica en el software ANSYS.

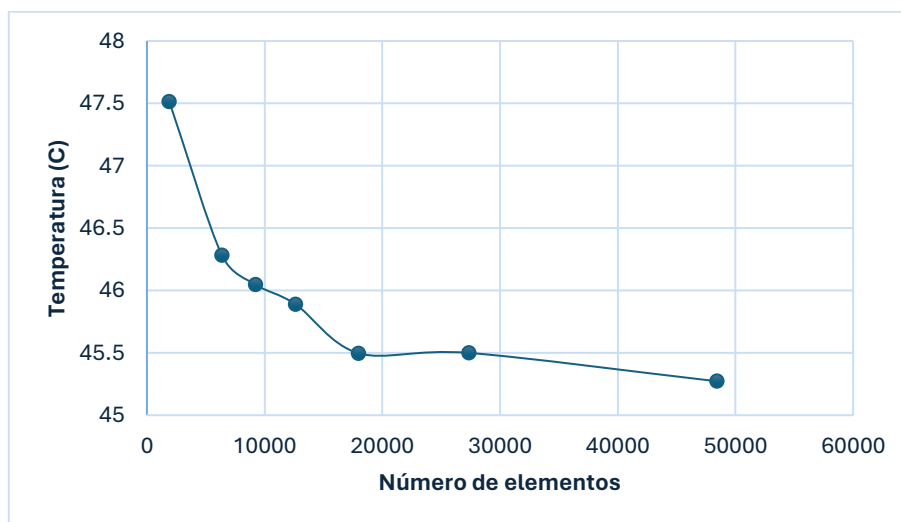


Fig. 2. 7. Análisis de convergencia del deshidratador.

Durante la simulación, un aspecto crucial es la calidad de la malla, pues de esta depende la fiabilidad de la simulación. En este estudio se aplicó la métrica de Skewness para evaluar la malla. Estos indicadores sugieren que la malla es de buena calidad y adecuada, permitiendo avanzar a la siguiente fase del proceso.

Para asegurar la precisión de una simulación, es esencial que los residuos converjan a un valor de 0.0001, recomendado por expertos en el campo. Además, es crucial que las variables físicas como la temperatura y la velocidad se estabilicen. En este estudio, estas condiciones se alcanzaron en la iteración número 262.

En conclusión, los resultados de la temperatura dentro de la cámara de deshidratación del deshidratador solar sin resistencia eléctrica se muestran en la Fig.2.8. Se observa que la temperatura máxima alcanzada fue de 49.854 °C, la temperatura promedio fue de 45.272 °C, y la temperatura mínima registrada fue de 36.977 °C.

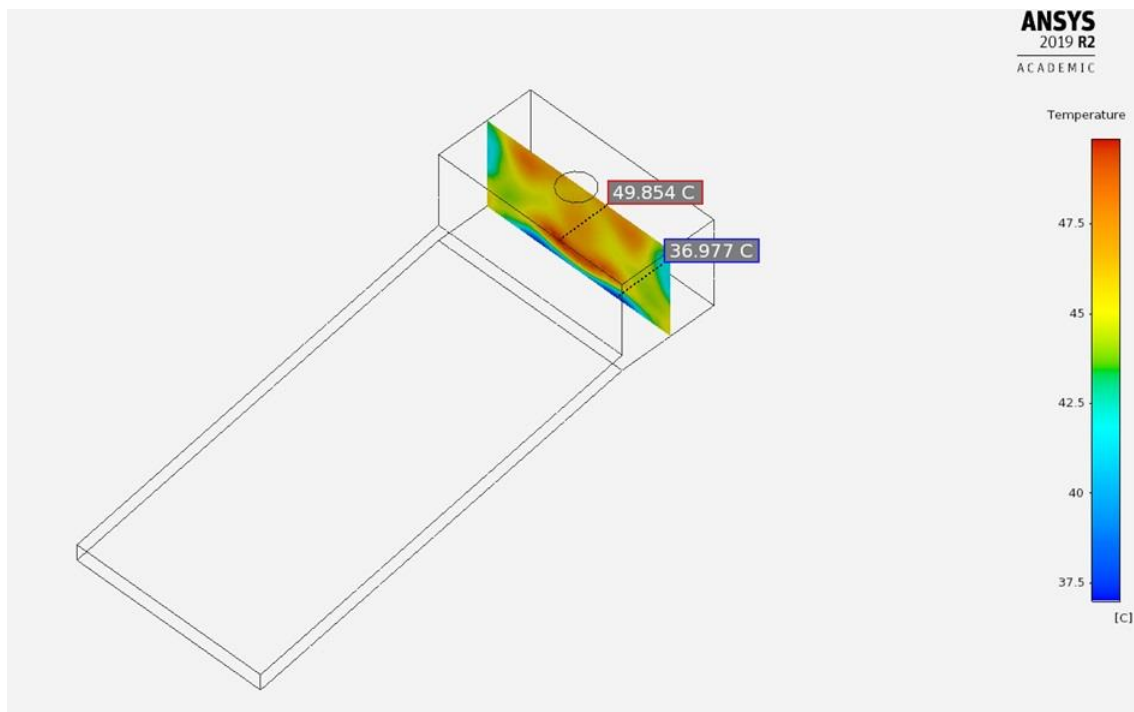


Fig. 2. 8. Temperatura en la cámara de deshidratación.

Simulación del deshidratador solar con resistencia eléctrica.

La simulación del deshidratador solar con resistencia eléctrica se ejecutó replicando las condiciones operativas del deshidratador solar indirecto pasivo. A estas condiciones se

añadió una resistencia eléctrica, para alcanzar la temperatura objetivo. Además, se estableció una velocidad de entrada de aire de 2 m/s en el deshidratador, asegurando así la homogeneidad de las condiciones de operación y la eficacia del proceso de deshidratación simulado.

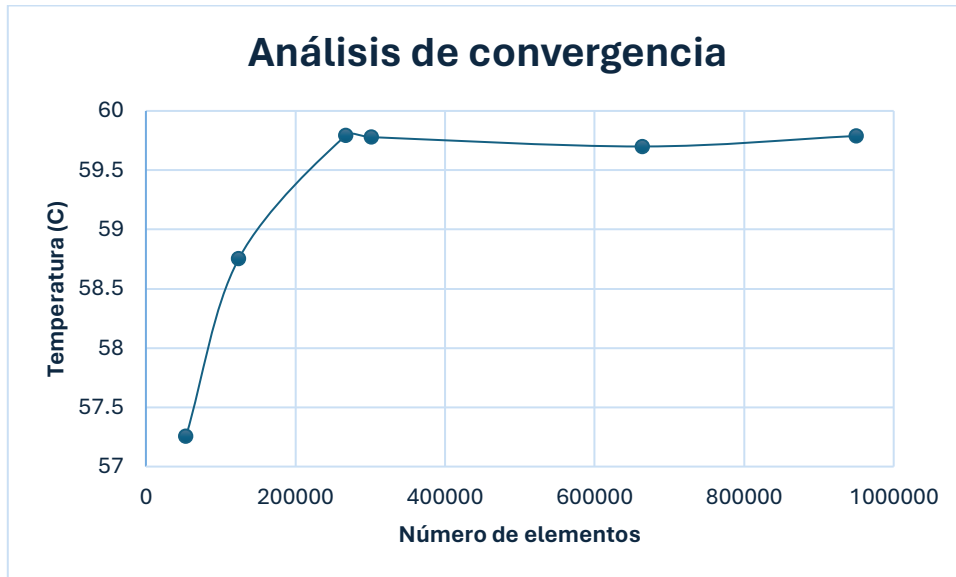


Fig. 2. 9. Análisis de convergencia del deshidratador con resistencia eléctrica.

El análisis de convergencia de temperatura mostrado en la Fig. 2.9 indica que la malla se estabiliza alrededor de los 300,000 elementos, lo cual sugiere que este es un tamaño adecuado para la malla. Se ha determinado que el incremento en el tamaño de la malla conduce a una estabilización en la respuesta de la variable física estudiada, lo que justifica la selección de este punto específico para obtener resultados consistentes en la simulación. En el contexto de la simulación del deshidratador solar con resistencia eléctrica, se aplicó la métrica Skewness para evaluar la calidad de la malla, de manera similar a lo realizado en la simulación del deshidratador solar sin resistencia eléctrica.

Para garantizar la precisión de la simulación, es imperativo que los residuales converjan hacia un valor objetivo de 0.0001, recomendación sustentada por expertos en la materia. Adicionalmente, es crucial que las variables físicas, tales como la temperatura y la

velocidad, alcancen una estabilidad adecuada. En este caso particular, dicha estabilidad se logró en la iteración número 255, asegurando la fiabilidad de los resultados simulados. En la Fig.2.10 se presentan los resultados de temperatura dentro del deshidratador, donde se registran temperaturas que van desde un máximo de 65.854°C, un promedio de 59.779°C, hasta un mínimo de 47.211°C. Es notable la uniformidad de la temperatura del deshidratador, atribuible al uso de un ventilador en el deshidratador con resistencia eléctrica, que contribuye a homogeneizar la temperatura en todo el espacio.

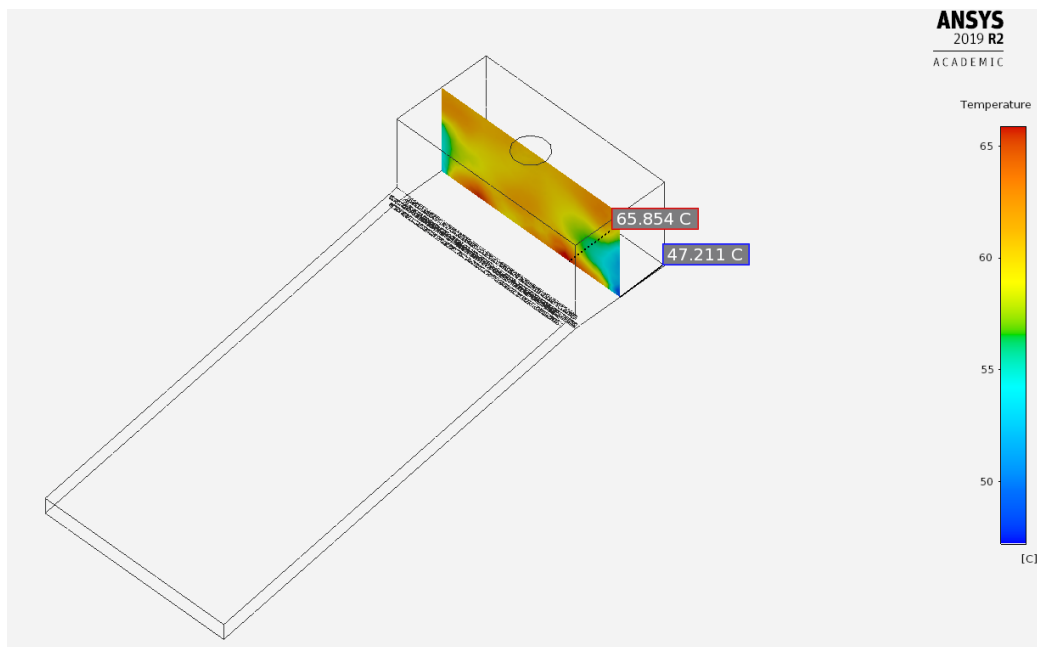


Fig. 2. 10. Temperatura del deshidratador con resistencia eléctrica.

2.4 DISCUSIÓN

Al comparar las velocidades del aire en el deshidratador solar sin resistencia eléctrica, mostradas en la Fig.2.11, con las del deshidratador con resistencia eléctrica en la Fig.2.12, se nota una mayor uniformidad en las velocidades dentro del deshidratador híbrido. Esta configuración promueve una deshidratación más uniforme del producto, lo que resulta en una reducción del desperdicio y una mejora en la calidad del proceso. La homogeneidad en el perfil de velocidades se alcanza mediante la colocación estratégica de dos resistencias que alteran el flujo de laminar a turbulento. Un flujo turbulento es deseable ya que genera variaciones mínimas de velocidad dentro del deshidratador, contribuyendo

a mantener temperaturas óptimas y un perfil de velocidad más constante en la cámara de deshidratación, como se ilustra en las figuras pertinentes.

Es crucial reconocer que lograr una temperatura completamente uniforme representa un desafío debido a las fuerzas de corte que surgen cuando el aire circula a través del deshidratador, influenciadas por factores como la densidad, velocidad, diámetro y viscosidad del fluido.

El empleo de un ventilador en el deshidratador con resistencia eléctrica posibilita un control más efectivo sobre la velocidad del aire, facilitando así la gestión óptima de la transferencia de calor por convección forzada y asegurando un flujo de aire constante. Esto se traduce en productos de superior calidad. Incrementar la velocidad del aire en este deshidratador mejora la eficiencia de la transferencia de calor al producto, reduciendo así el tiempo necesario para la deshidratación. Cabe destacar que un incremento en la velocidad del aire puede reducir la temperatura del mismo, evidenciando una relación inversamente proporcional entre ambas variables.

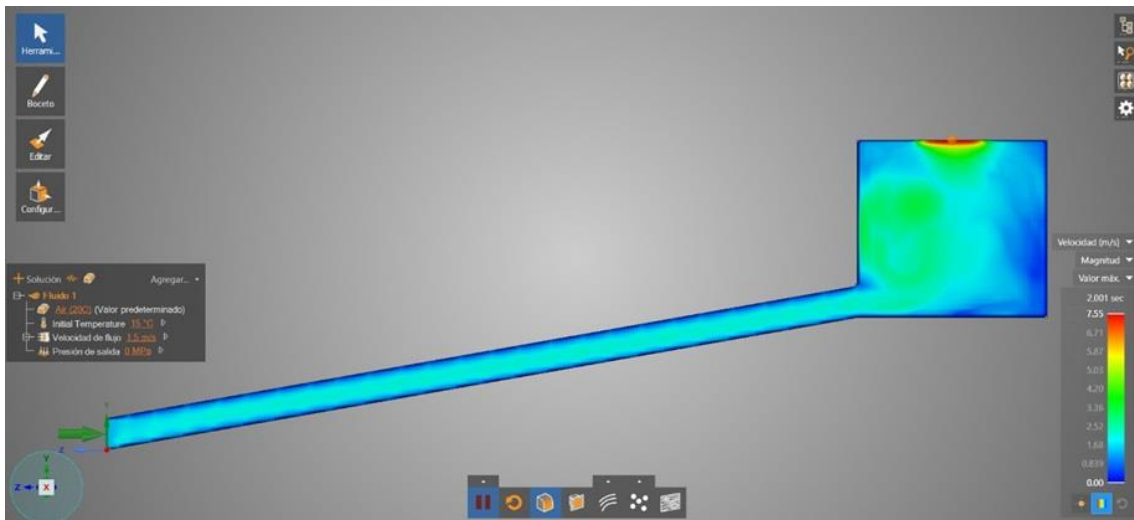


Fig. 2. 11. Perfil de velocidades del deshidratador.

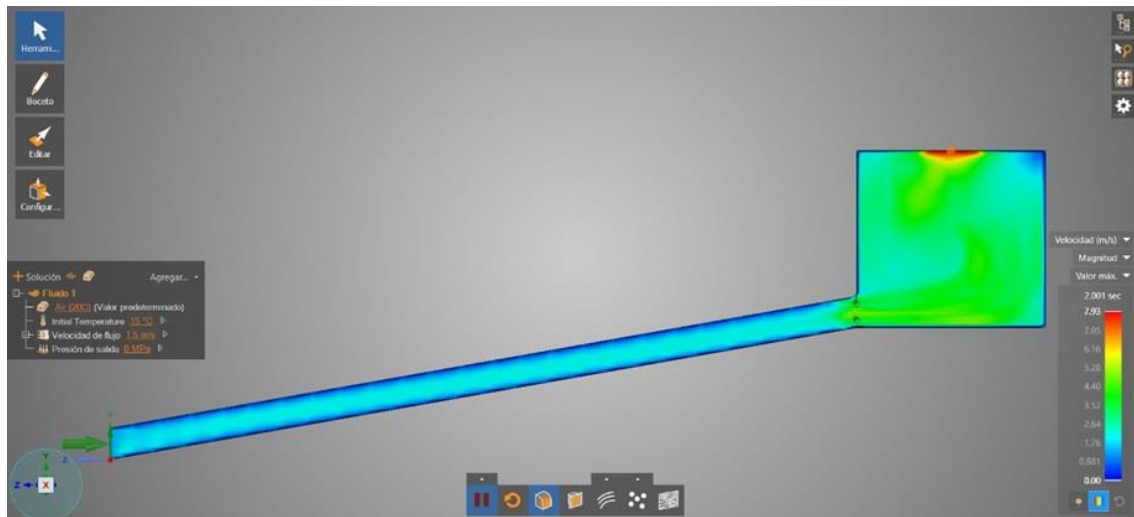


Fig. 2. 12. Perfil de velocidades del deshidratador con resistencia eléctrica.

En el estudio de Yumbillo 2020, se desarrolló un prototipo de deshidratador solar indirecto pasivo que logró una temperatura media de 45.460°C . En esta investigación actual, mediante simulación se obtuvo una temperatura promedio de 45.272°C , resultando en un MAPE de 0.413%, lo cual está por debajo del 5% sugerido como límite para validar los resultados de un estudio.

2.5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El deshidratador con resistencia eléctrica fue simulado en el software ANSYS con las condiciones de la ciudad de Riobamba, demostrando que las técnicas de simulación computacional y experimentación son complementarias y efectivas para el desarrollo de prototipos eficientes. Se determinó que el tamaño óptimo de la malla para la simulación del deshidratador sin resistencia eléctrica es de 48,327 elementos, mientras que para el deshidratador con resistencia eléctrica se requieren 282,880 elementos.

Con un MAPE de solo 0.413%, la metodología empleada fue validada, lo que facilita la simulación de un prototipo con ayuda de resistencias eléctricas para alcanzar la temperatura óptima de deshidratación. Las temperaturas operativas registradas para el deshidratador solar indirecto pasivo fueron de un mínimo de 36.977°C , un promedio de 45.272°C y un máximo de 49.854°C . Considerando que el prototipo de Yumbillo (2020)

registró una temperatura media de 45.460°C, la simulación se considera validada dentro de un margen de error de 0.41%.

Las temperaturas para el deshidratador con resistencia eléctrica fueron de un mínimo de 47.211°C, un promedio de 59.779°C, y un máximo de 65.854°C. Al emplear una velocidad de entrada de aire de 2 m/s, se logra elevar la temperatura del deshidratador, permitiendo la reducción de la velocidad del aire para alcanzar temperaturas por encima de los 70°C.

Se observó que el deshidratador con resistencia eléctrica ofrece una distribución de temperatura más uniforme en comparación con el deshidratador sin resistencia eléctrica. Desde el punto de vista de la transferencia de calor, el deshidratador con resistencia eléctrica facilita una transferencia de calor más eficaz al producto mediante convección forzada, proporcionando una superior homogeneidad en la temperatura dentro de la cámara de deshidratación en contraste con el deshidratador solar que opera mediante convección natural. Esto resulta en un aumento de la temperatura dentro del deshidratador, beneficiando especialmente a pequeños productores.

Esta simulación asegura un diseño óptimo para el deshidratador, adaptado a las condiciones climáticas específicas de la región donde se implementará la tecnología de deshidratación.

2.6 REFERENCIAS

Almada, M., Stella; M., Machaín-Singer; M., Pulfer, J. C. (2005). *Guía de uso de secaderos solares para frutas, legumbres, hortalizas, plantas medicinales y carnes.*

Unesco.

<http://www.unesco.org/new/fileadmin/MULTIMEDIA/FIELD/Montevideo/pdf/ED-Guiasecaderosolar.pdf>

Boughali, S.; Benmoussa, H.; Bouchekima, B.; Mennouche, D. (2009). Crop drying by indirect active hybrid solar – Electrical dryer in the eastern Algerian Septentrional

- Sahara. *Solar Energy*, 83(12): 2223–2232.
<https://doi.org/10.1016/j.solener.2009.09.006>
- Dhanushkodi, S.; Wilson, V. H.; Sudhakar, K. (2017). Mathematical modeling of drying behavior of cashew in a solar biomass hybrid dryer. *Resource-Efficient Technologies*, 3: 359-364. <https://doi.org/10.1016/j.reffit.2016.12.002>
- El Hage, H.; Herez, A.; Ramadan, M.; Bazzi, H.; Khaled, M. (2018). An investigation on solar drying: A review with economic and environmental assessment. *Energy*, 157: 815-829. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.05.197>
- Fito, P.; Andrés, A.; Barat, J.; & Albors, A. (2001). Introducción al secado de alimentos por aire caliente. Universitat Politècnica de València.
https://gdocu.upv.es/alfresco/service/api/node/content/workspace/SpacesStore/e8b523c5-4970-4ae6-b2a3-86f576e81359/TOC_4092_02_01.pdf?guest=true
- Guevara, A.; Salas, J. (2017). Diseño y construcción de un deshidratador solar para fresa. *Jovenes en a Ciencia*, 03(1): 114-119.
- Ibarz, A.; Barbosa-Cánovas, G. (2000). *Operaciones unitarias en la ingeniería de alimentos*: Mundi-Prensa.
- Kabeel, A. E., Abdelgaied, M. (2016). Performance of novel solar dryer. *Process Safety and Environmental Protection*, 102: 183–189.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2016.03.009>
- Llumiquinga, P.; Suquillo, B. (2015). Diseño y construcción de un prototipo de deshidratador de frutas de capacidad de 12 Kg con circulación de aire forzado utilizando resistencias eléctricas. Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito.
<http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/5081/1/UPS-CYT00109.pdf>
- López, E., Méndez, L.; Rodríguez, J. (2013). Efficiency of a hybrid solar-gas dryer. *Solar Energy*, 93: 23–31. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.01.027>

- Maiti, S.; Patel, P.; Vyas, K.; Eswaran, K.; Ghosh, P. K. (2011). Performance evaluation of a small scale indirect solar dryer with static reflectors during non-summer months in the Saurashtra region of western India. *Solar Energy*, 85(11): 2686–2696. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2011.08.007>
- Martínez, J.; Vidal, R.; Grado, J.; & Gándara, J. (2013). Deshidratación de alimentos utilizando energía solar térmica. *Cultura Científica y Tecnológica*, 50: 99–107. <http://148.210.132.19/ojs/index.php/culcyt/article/view/932/868>
- Mendoza, J.; Insuasti, R.; Barrera, O.; & Navarro, M. (2020). *Design and simulation of an Indirect Mixed*: 107-124. <https://doi.org/10.18502/keg.v5i2.6227>
- Misha, S.; Abdullah, A. L.; Tamaldin, N.; Rosli, M. A. M.; Sachit, F. A. (2020). Simulation CFD and experimental investigation of PVT water system under natural Malaysian weather conditions. *Energy Reports*, 6: 28-44. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egyr.2019.11.162>
- Pandal Blanco, A. (2019). *Modelado euleriano de flujo bifasico para el calculo CFD de chorros diesel*: Editorial Reverte. <https://elibro.net/es/lc/unir/titulos/171243>
- Potter, M. C.; Wiggert, D. C.; Ramadan, B. H. (2015). *Mecánica de Fluidos* . CENGAGE Learning.
- Simbaña, R. (2016). Análisis y simulación del proceso de deshidratado de frutas utilizando un prototipo deshidrtador con energía solar. Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito. <http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/5081/1/UPS-CYT00109.pdf>
- Tegenaw, P. D.; Gebrehiwot, M. G.; & Vanierschot, M. (2019). On the comparison between computational fluid dynamics (CFD) and lumped capacitance modeling for the simulation of transient heat transfer in solar dryers. *Solar Energy*, 184: 417-425. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.04.024>

- Tiupul, P., & Arévalo, M. (2019). *Anuario climatológico año 2019*. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.
- Varun, Sunil, Sharma, A.; Sharma, N. (2012). Construction and Performance Analysis of an Indirect Solar Dryer Integrated with Solar Air Heater. *Procedia Engineering*, 38: 3260-3269. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.06.377>
- Versteeg, H.; Malalasekera, W. (2007). *An Introduction to Computational Fluid Dynamics*: Pearson Prentice Hall.
- Yumbillo, B. (2020). *Diseño de un prototipo de un secador solar para frutilla (Fragaria vesca) utilizando modelos matemáticos*. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

**CAPÍTULO 3. CFD INVESTIGATION OF THE BEHAVIOR OF A SOLAR
DRYER FOR THE DEHYDRATION OF OLIVE POMACE**

(Publicado en Energy Sources Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects,
Volumen 26, Número 1, 13 de diciembre de 2023,
<https://doi.org/10.1080/15567036.2023.2292242>)

CFD investigation of the behavior of a solar dryer for the dehydration of olive pomace

José Cabrera-Escobar^a, David Vera^a, Francisco Jurado^a, and Raúl Cabrera-Escobar^b

^aDepartment of Electrical Engineering, Universidad de Jaén, Jaén, España.

^bMechanical Faculty, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador

ABSTRACT

This study investigates the efficacy of a solar dryer in diminishing the moisture content of olive pomace via the utilization of renewable solar energy. The significance of this research lies in its potential to augment the energy value of olive pomace by reducing its moisture content, thereby rendering it more suitable for biomass applications. Throughout a 12-day period, the dehydration process exhibited a reduction in moisture content from 67.34% to 40.73%. In addition, both the lower heating value and the elemental composition of the olive pomace were determined experimentally using the solar dehydrator and in a controlled laboratory environment. Computational fluid dynamics analyses were conducted using ANSYS Student software to explore the effects of varying the height of the dehydration chamber. The results indicate that the optimal chamber height for effective dehydration is 300 mm. This finding underscores the importance of chamber dimensions in enhancing the efficiency of solar-powered dehydration processes.

Keywords: Dehydration, olive pomace, prototype, CFD, clean energy

Nomenclature

SCA	Cooperative Society
H	Moisture content in olive pomace sample [% by weight]
P	Sample weight of olive pomace [kg]
PCS	Higher calorific power [kJ/kg]
PCI	Lower heating value [kJ/kg]
CFD	Computational Fluid Dynamics
t	Time [s]
u	x component of velocity [m/s]
v	y component of velocity [m/s]

w	z component of velocity [m/s]
P	Pressure [Pa]
U	Specific internal energy [J/kg]
T	Temperature [K]
K	Thermal conductivity [W/m.k]
I	Radiation intensity [W/m ²]
a	Absorption coefficient [1/m]
n	Refractive index
\vec{r}	Position vector
\vec{s}	Director vector
\vec{s}'	Scattering direction vector
s	Path length
DO	Discrete Ordinates Radiation Model

Greek letters

ρ	Densidad [kg/m ³]
σ	Stefan-Boltzmann constant [5.67x10 ⁻⁸ W/m ² .K ⁴]
σ_s	Scattering coefficient [m ⁻¹]
Φ	Phase function
Ω'	Solid angle [Degrees]

Subscripts

i	Wet
f	Dry

3.1 INTRODUCTION

Food dehydration is a technique that prolongs shelf life while consuming energy (Amouiri and Belhamri, 2022). Traditionally, this process has relied heavily on electrical energy. However, a sustainable option that avoids greenhouse gas emissions involves the use of solar energy, which can be harnessed either directly or indirectly (Barghi Jahromi et al. 2022). Solar drying is particularly prevalent in Mediterranean regions (EL-Mesery, 2022). Olive oil production is a significant agricultural activity within the European Union, predominantly taking place in the Mediterranean region (Fernández-Lobato et al. 2022). Spain, Italy, Greece, and Portugal account for 95% of the olive oil produced in Europe (Patsios et al. 2021). However, this industry faces ecological challenges, particularly with managing its byproducts (Delisi et al. 2018). One such byproduct is olive pomace, which typically has a moisture content of 70 to 80% (Lama-Muñoz et al. 2019). This paste-like substance, rich in oil, carbohydrates, phenolic compounds, and proteins, is produced in vast amounts, with Spain alone generating nearly four million tons annually (Ruiz-Méndez et al. 2013). By lowering the moisture content of the olive pomace, oil can be extracted using hexane reduction techniques, enabling direct marketing by oil mills for increased profitability. Moreover, dried olive pomace serves as a valuable energy resource, potentially for direct marketing or use in generating electricity or heat at the oil mills themselves, enhancing its energy potential. Utilizing dehydrated olive pomace as biomass could contribute to reducing greenhouse gas emissions. Additionally, the water recovered from the dehydration process could be repurposed for industrial oil extraction or irrigating nearby olive groves, further enhancing environmental sustainability.

Extensive research has been conducted on the dehydration of alperujo. Montero et al. (2015) concentrated their efforts on the design and construction of a hybrid dehydrator

specifically for biomass waste. Their innovative system incorporated a greenhouse-type drying chamber, a material turner for even distribution and exposure, an inflatable air collector system, both helical and axial fans for effective air movement, electrical openings for controlled environmental management, and a feature for biomass combustion. This multifaceted hybrid system not only harnessed solar energy but also relied on electrical energy for its operation, reflecting a dual-energy approach to dehydration. In a subsequent study, Koukouch et al. (2017) delved into the effective diffusivity of moisture in both raw and deoiled olive pomace. They applied the Fick diffusion model to elucidate the mechanisms of moisture transfer within the material, using an indirect solar dryer enhanced with forced convection. Their experimental setup tested various sample thicknesses, specifically 0.5, 1.0, and 1.5 cm, to assess the impact of material dimension on drying efficiency. This approach facilitated a comprehensive understanding of the drying kinetics applicable to olive pomace under varying operational conditions.

Tulus et al. (2015) developed an innovative approach by introducing a rotary dryer that utilizes the exhaust gases from a gas turbine for the purpose of dehydration. In their research, they conducted predictive analyses on the internal temperatures and humidity levels within the dryer, and also evaluated the potential risk of biomass ignition during operation. In a separate study, Baysan et al. (2021) utilized a drum dryer, which was heated by saturated steam, to pre-dry olive pomace. Through their experimental work, they determined the optimal conditions for drum pressure and rotational settings, achieving drum surface temperatures ranging from 368 to 398 Kelvin. These findings provide essential parameters for enhancing the efficiency and safety of drying processes in biomass treatment applications.

Hernández Espinoza et al. (2019) examined the processes of storage, drying, and pelletizing of byproducts from olive processing, aiming to repurpose them as biomass for both industrial and household use. Their pilot system incorporates a drying trommel that utilizes exhaust gases and rotates the material to enhance dehydration. Aguado et al. (2022) explored the potential of an integrated gasification plant designed to produce electrical energy from wet alperujo. In their study, alperujo was dried to a moisture content of 12.5% using hot exhaust gases emitted at a temperature of 573 Kelvin.

Mellalou et al. (2023) conducted an experimental study on the drying kinetics of two-phase pomace using a hybrid forced convection dehydrator. The study revealed that the drying curves exhibit dynamic behavior, characterized by a time-dependent and progressively decreasing drying rate. To quantitatively describe these observed drying dynamics, a mathematical model was developed. This model employed MATLAB's curve fitting tool to accurately represent the empirical data gathered during the drying process. This analytical approach enabled the precise characterization of the drying kinetics, facilitating a deeper understanding of the process variables and their impact on drying efficiency.

The objective of this project is to investigate the dehydration behavior of alperujo, particularly emphasizing the reduction of its humidity levels due to its potential as a renewable energy source. In this study, we employ a solar-powered dehydrator and utilize CFD to ascertain the most effective chamber height for dehydration. Experimentally, we determine the drying curve, the lower heating value, and conduct an elemental analysis of the alperujo sample. These analyses are conducted to assess the prototype's efficiency in dehydrating alperujo, with an aim to ensure that the solution is both feasible and practical for small-scale olive oil producers, enhancing the sustainability of their operations.

3.2 EXPERIMENTAL STUDY

The olive pomace utilized in this research was procured from SCA Santo Tomás, located in Santo Tomé, Spain. This cooperative contributed a total of 140 kilograms of olive pomace to the study, exhibiting substantial support and interest in the project. This collaboration reflects the cooperative's aspiration to explore alternative processing methods for this byproduct, acknowledging its considerable potential. Their generous donation underscores a commitment to innovative research and sustainable practices in the management of agricultural waste.

3.2.1 Drying curve

The methodology utilized in the drying analysis of the olive pomace was an indirect approach, necessitated by the lack of sensors capable of continuous moisture content monitoring. To evaluate the moisture content within the samples, the water content of the original sample was determined by desiccating the sample to complete dryness in an oven maintained within a temperature range of 358 to 363 Kelvin. Following the desiccation process, the weight of the completely dried sample was recorded. Subsequently, equation (1) was employed to compute the percentage of humidity based on the weight difference between the original and dried samples. This indirect method provides a reliable estimate of moisture content for the purposes of the study:

$$H = \left(\frac{P_i - P_f}{P_i} \right) 100 \quad (1)$$

Utilizing this analytical methodology, it was determined that the initial moisture content of the sample, quantified as a percentage by weight, amounted to 67.34%. This measurement provides a baseline for assessing the dehydration efficiency of subsequent processes. Fig.3.1, illustrates the reduction in moisture content over a period of 12 days. From the 12th day onward, the moisture level of the product stabilizes and shows no significant changes.

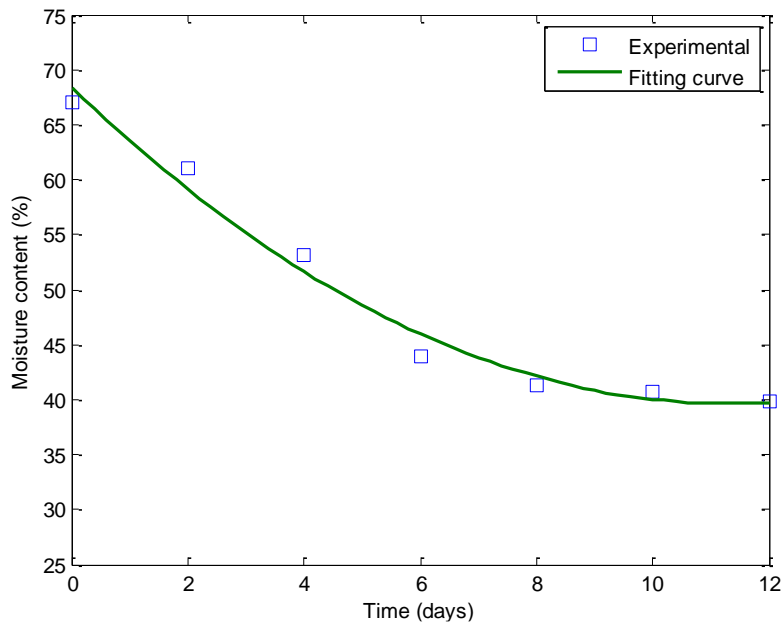


Fig. 3. 1. Olive pomace drying curve

3.2.2 Upper and lower heating values

To measure the PCS (higher heating value), a bomb calorimeter was utilized, revealing that the PCS for the olive pomace sample is 4616.61 kcal/kg. This value is used to calculate the PCI (lower heating value). Fig.3.2, displays the changes in the PCI during the dehydration process of the olive pomace, showing that by day 12, the PCI attains a value of 9756.12 kJ/kg.

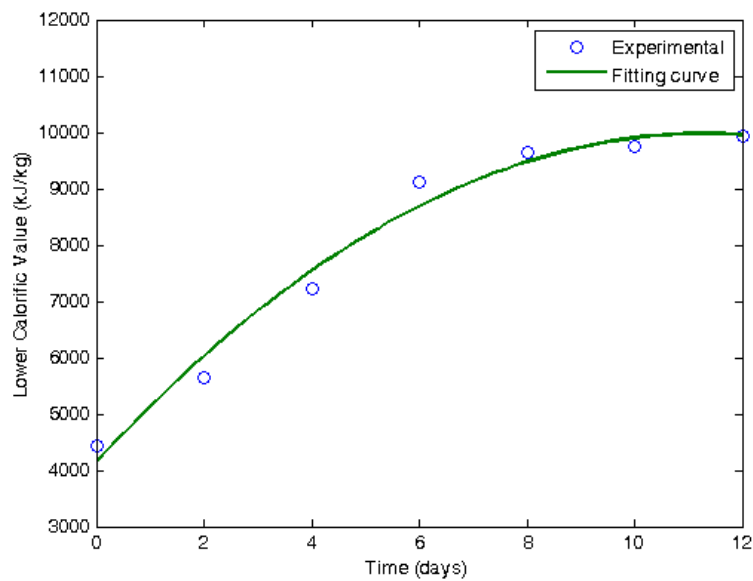


Fig. 3. 2. PCI as a function of dehydration time.

3.2.3 Elemental analysis of the sample

The elemental composition of this residue is detailed in Table 3.1. This analysis was conducted by the technical services at the University of Jaén.

Table 3. 1. Elemental analysis (% weight)

	C	H	N	O	S
Sample	43,9632	6,4306	1,2296	48,2748	0,1018

3.2.4 Prototype

The prototype is situated in Jaén, Spain. The experiment took place outdoors, as depicted in Fig.3.3. Conducted in February, the experiment experienced temperatures varying from 273 to 288 K, and the average solar irradiance was between 500 and 600 W/m² at an inclination angle of 18 degrees.



Fig. 3. 3. Prototype in the field

During the construction of the prototype, various materials were meticulously selected for their specific properties and intended functions within the assembly. Stainless steel was utilized for the structural framework due to its durability and corrosion resistance. White polyethylene was chosen for its insulative properties and used to line the interior of the chamber, effectively minimizing thermal loss. The upper section of the prototype was constructed using tempered glass, which not only allows for solar radiation

penetration but also provides robustness and safety. The thermal characteristics of these materials, including thermal conductivity, specific heat capacity, and thermal expansion coefficients, are comprehensively detailed in Table 2, providing a quantitative basis for understanding their contributions to the overall thermal performance of the prototype.

3.3 MATHEMATICAL MODEL

3.3.1 Computational fluid dynamics equations

Continuity differential equation

The continuity differential equation (2) is derived from the law of conservation of energy at an infinitesimal level and connects the properties of density and velocity (Potter et al., 2015).

$$\frac{D\rho}{Dt} + \rho \nabla \cdot \vec{V} = 0 \quad (2)$$

where: $\vec{V} = u \hat{i} + v \hat{j} + w \hat{k}$

Differential momentum equation

The momentum differential equation is instrumental in computing the velocity and pressure fields at any specified point within the system under analysis. In three-dimensional contexts, this equation is decomposed into three distinct component equations, each corresponding to one of the spatial dimensions: x (3), y (4), and z (5). These component equations facilitate a detailed assessment of the velocity vector components along each axis, thereby allowing for a comprehensive evaluation of the dynamic fluid behavior in response to imposed boundary conditions and forces within the modeled environment:

$$\frac{Du}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + g_x + \nu \nabla^2 u \quad (3)$$

$$\frac{Dv}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} + g_y + \nu \nabla^2 v \quad (4)$$

$$\frac{Dw}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} + g_z + \nu \nabla^2 w \quad (5)$$

Differential energy equation

Given that the problem involves heat transfer, it is essential to employ the differential energy equation (6).

$$\rho \frac{DU}{Dt} = K \nabla^2 T - p \nabla \cdot \vec{V} \quad (6)$$

DO Model Equation

The Discrete Ordinates (DO) model is applied to account for the impact of solar radiation on the dehydrator. This model not only handles radiative heat transfer between the various surfaces in the prototype but also allows for the definition of semitransparent surfaces. This feature is crucial as the upper part of the dehydrator incorporates a semitransparent material, specifically glass (Ansys Fluent Theory Guide, 2022)(Keshtkar et al. 2020).

$$\frac{\partial(I(\vec{r}, \vec{s}))}{\partial s} = an^2 \frac{\sigma T^4}{\pi} + \frac{\sigma_s}{4\pi} \int_0^{4\pi} I(\vec{r}, \vec{s}) \Phi(\vec{s}, \vec{s}') d\Omega' - (a + \sigma_s) I(\vec{r}, \vec{s}) \quad (7)$$

3.3.2 Simulation

The simulation was executed utilizing the Computational Fluid Dynamics software ANSYS Fluent. The prototype was conceptualized and constructed in SpaceClaim, a 3D modeling platform. Subsequent to design, the model was meshed using Fluent Meshing, which is integrated within the ANSYS Fluent environment. The mesh comprised 145,028 polyhedral elements, facilitating a comprehensive and detailed representation of the flow domain to ensure accurate simulation of fluid dynamics and heat transfer characteristics. This meticulous meshing strategy enhances the precision of the numerical analysis by effectively capturing the complex interactions within the modeled system.

Initial and boundary conditions

The drying operation took place from February 2 to 14, 2023, aligning with the conclusion of the olive harvest season. Fig.3.4, Fig.3.5, and Fig.3.6 below display the temperature, humidity, and radiation graphs respectively, recorded over this period.

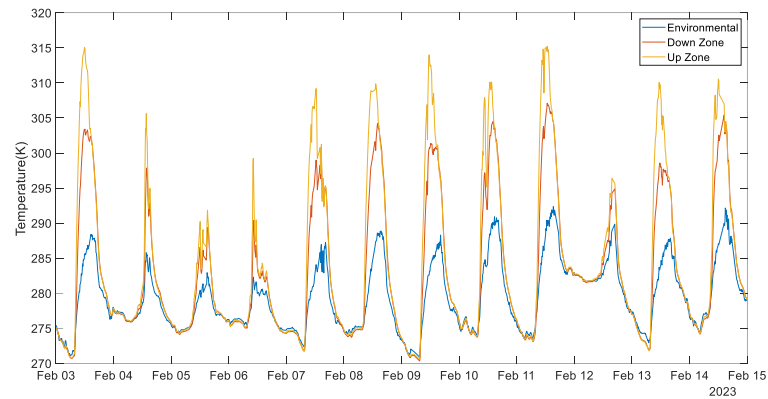


Fig. 3. 4. Temperatures obtained by the sensors in the study period.

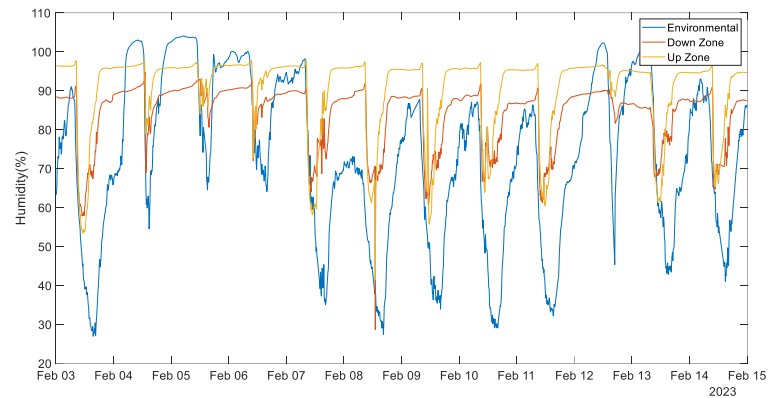


Fig. 3. 5. Humidity obtained by the sensors in the study period.

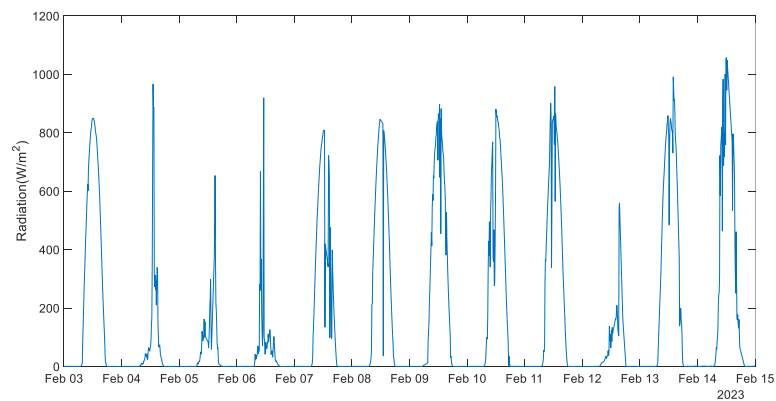


Fig. 3. 6. Direct radiation obtained by the sensors in the study period.

To streamline the simulation process in ANSYS Fluent, the following factors were considered:

- The Boussinesq approximation is utilized to account for variations in air density caused by temperature changes within the dehydration chamber, as these changes do not surpass the recommended 20% threshold (ANSYS, 2023b, 2023a).
- The sidewalls experience convection and are analyzed using a heat transfer coefficient set at $5 \text{ W/m}^2\text{K}$.
- The bottom wall, which contacts the ground, is treated as adiabatic (Iranmanesh et al. 2020).
- The analysis is conducted under steady-state conditions.
- Given the minimal air velocity, the flow is considered to be laminar (Mirzaee et al. 2023).
- For coupling speed and pressure, the SIMPLE algorithm was employed (Sileshi et al. 2022).

3. 4 RESULTS AND DISCUSSION

3.4.1 Validation

To ascertain the precision of the simulation, empirical data collected from two strategically placed temperature sensors at the upper and lower sections of the dehydration chamber were employed, alongside measurements from a solar irradiance meter. The temperature data captured by the prototype's sensors were methodically compared to the outputs generated by the simulation. Fig.3.7 and Fig.3.8 depict the temperature profiles corresponding to different levels of solar irradiance, as recorded by the prototype and as modeled within ANSYS Student software. This comparative analysis serves to validate the simulation's accuracy in replicating the thermal behavior under varied solar conditions. The MAPE calculations yielded results of 1.39% for the upper

sensor and 0.37% for the lower sensor. According to various researchers, a MAPE value under 2% indicates a satisfactory simulation (Hussain et al. 2022; Mondal et al. 2022; Tegenaw et al. 2019). Consequently, the simulation data can be considered a reliable approximation of actual conditions.

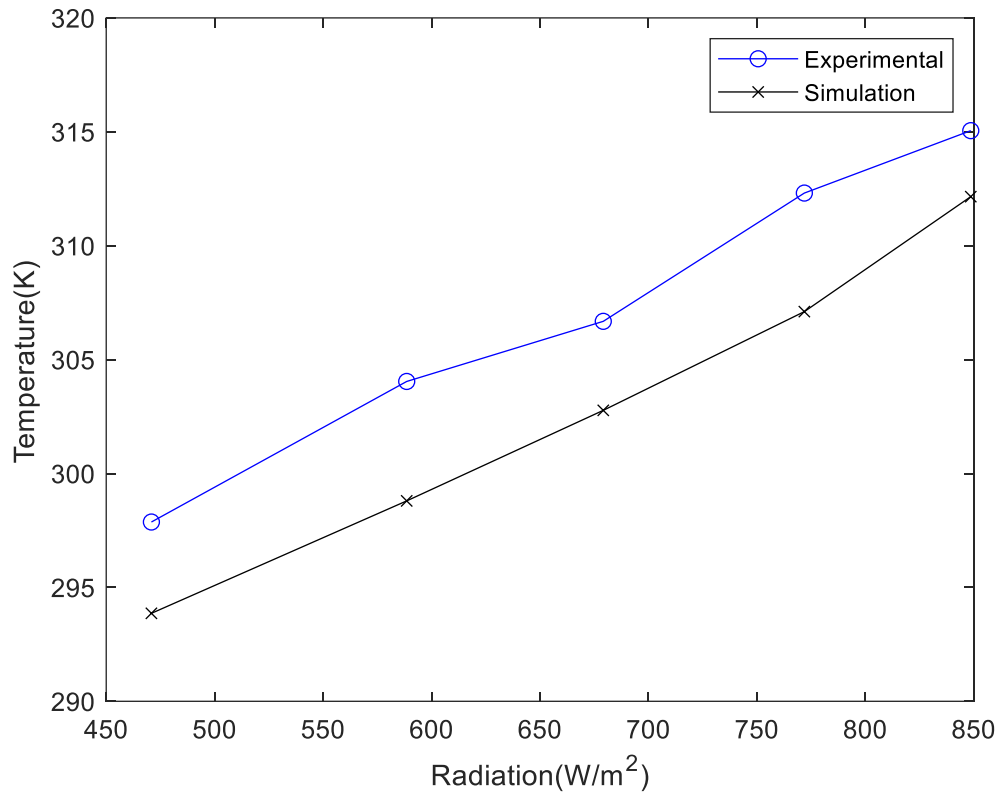


Fig. 3. 7. Upper sensor temperature

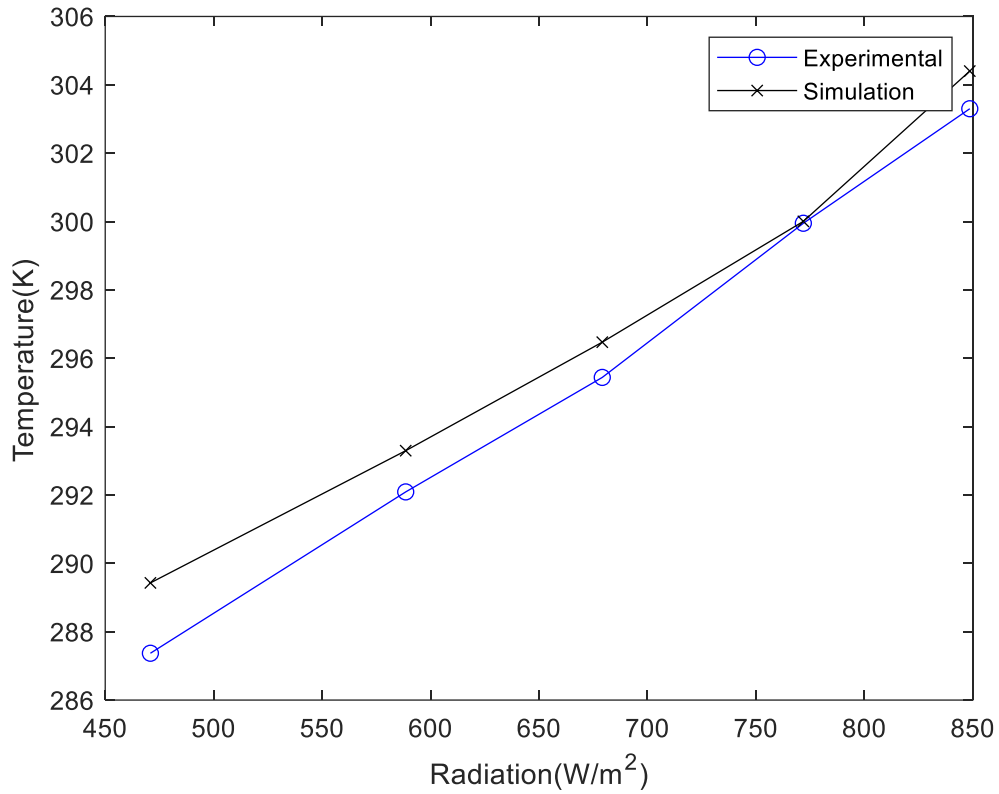


Fig. 3. 8. Lower sensor temperature

Fig.3.9, Fig.3.10, Fig.3.11, Fig.3.12, and Fig.3.13, display the temperatures within the dehydration chamber, aiming to identify the optimal chamber temperature. For clearer interpretation, Fig.3.14, correlates the prototype's height with the average temperature inside the dehydration chamber.

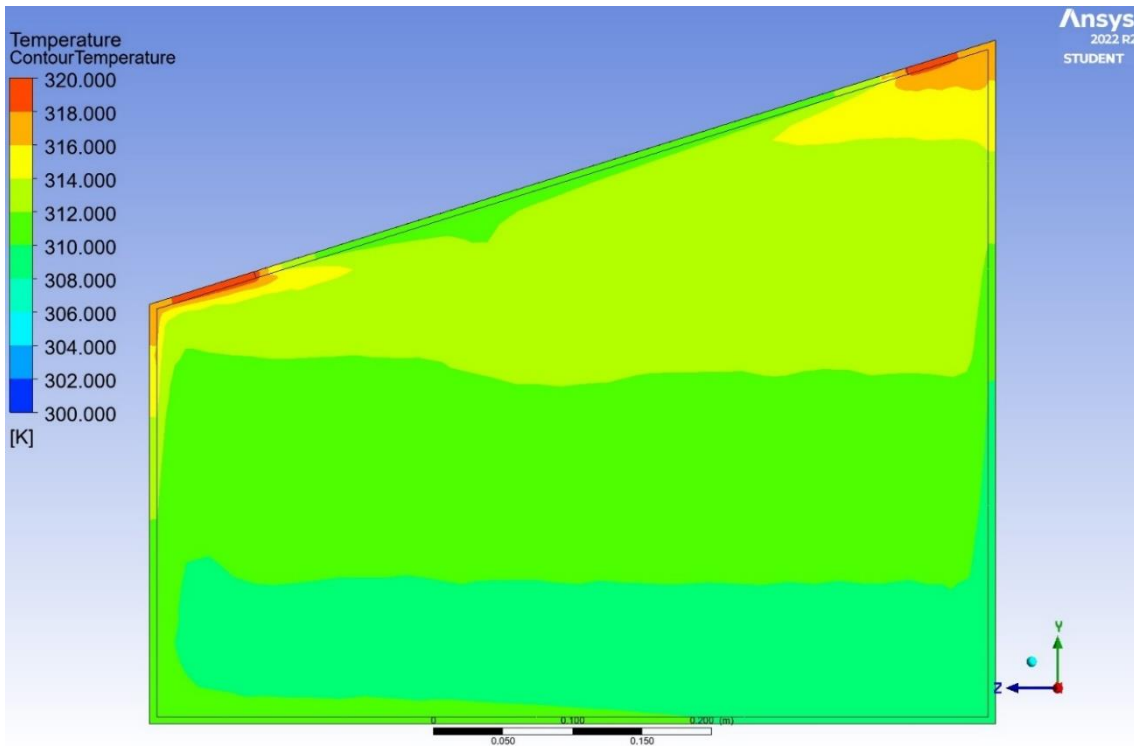


Fig. 3. 9. Dehydrator temperature with a height of 300 mm

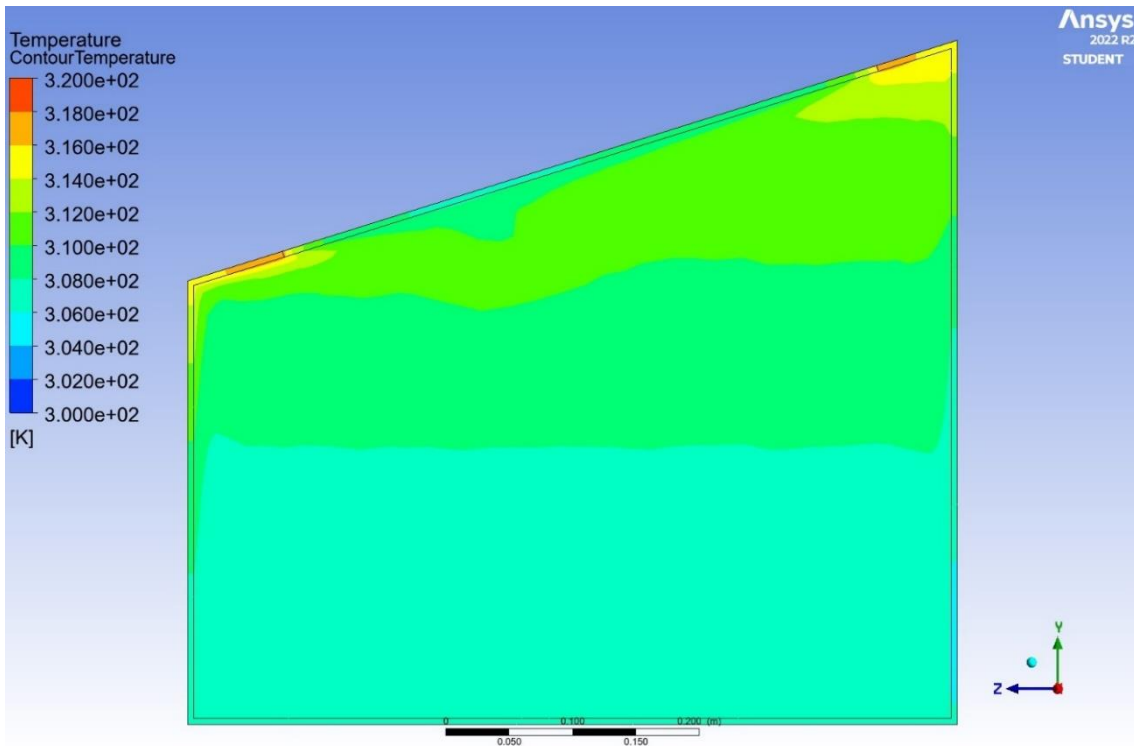


Fig. 3. 10. Dehydrator temperature with a height of 350 mm.

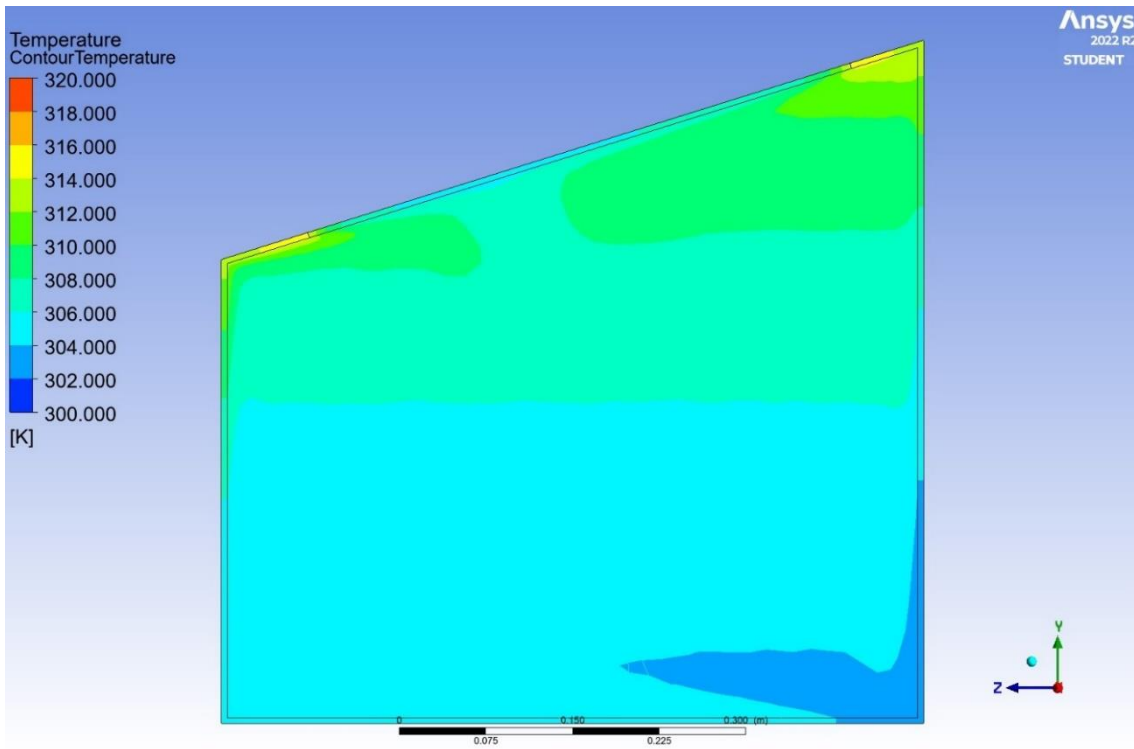


Fig. 3. 11. Dehydrator temperature with a height of 400 mm.

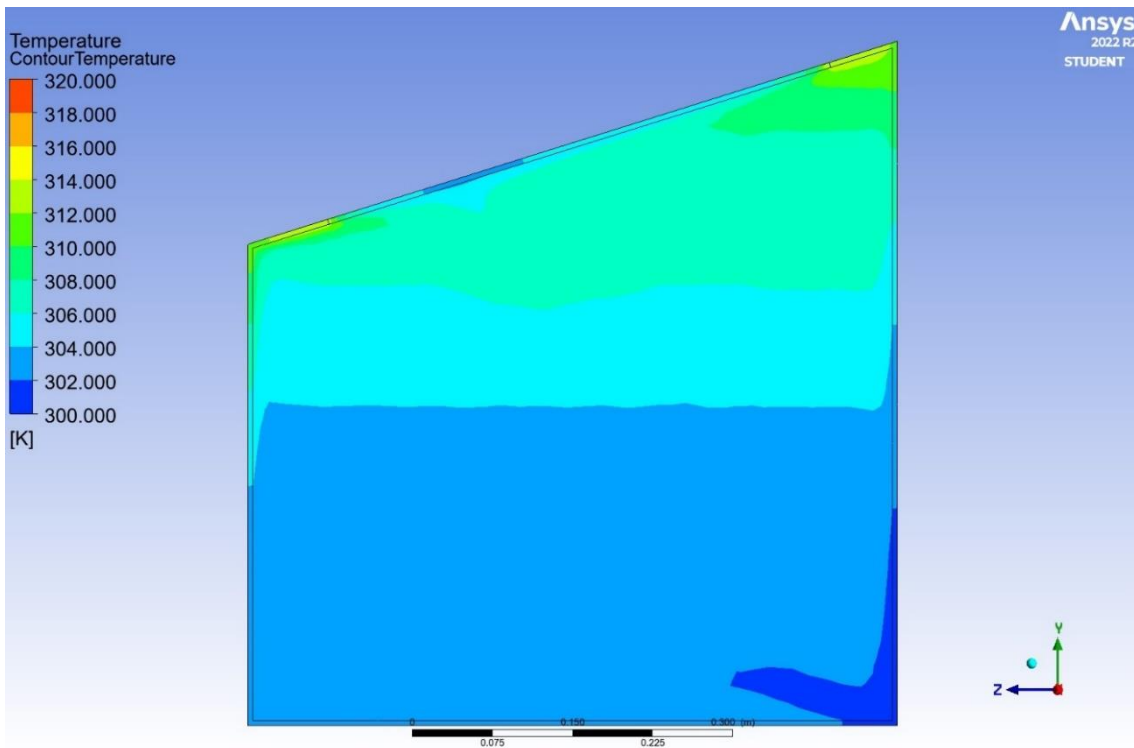


Fig. 3. 12. Dehydrator temperature with a height of 450 mm.

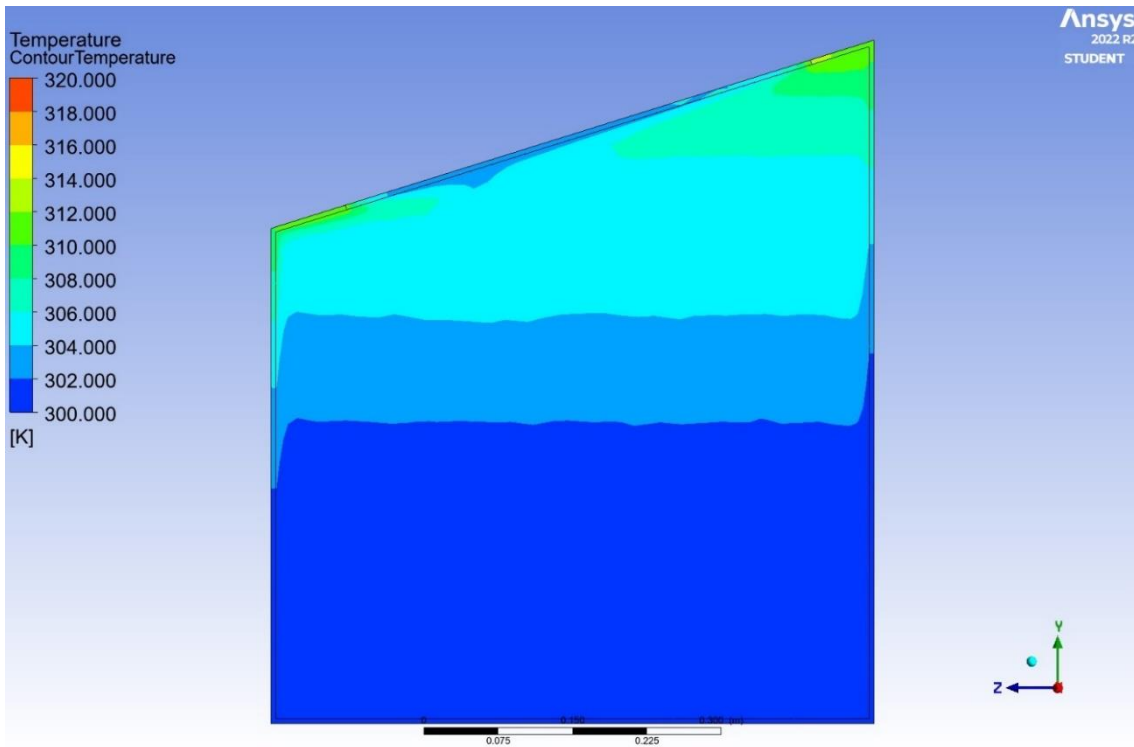


Fig. 3. 13. Dehydrator temperature with a height of 500 mm.

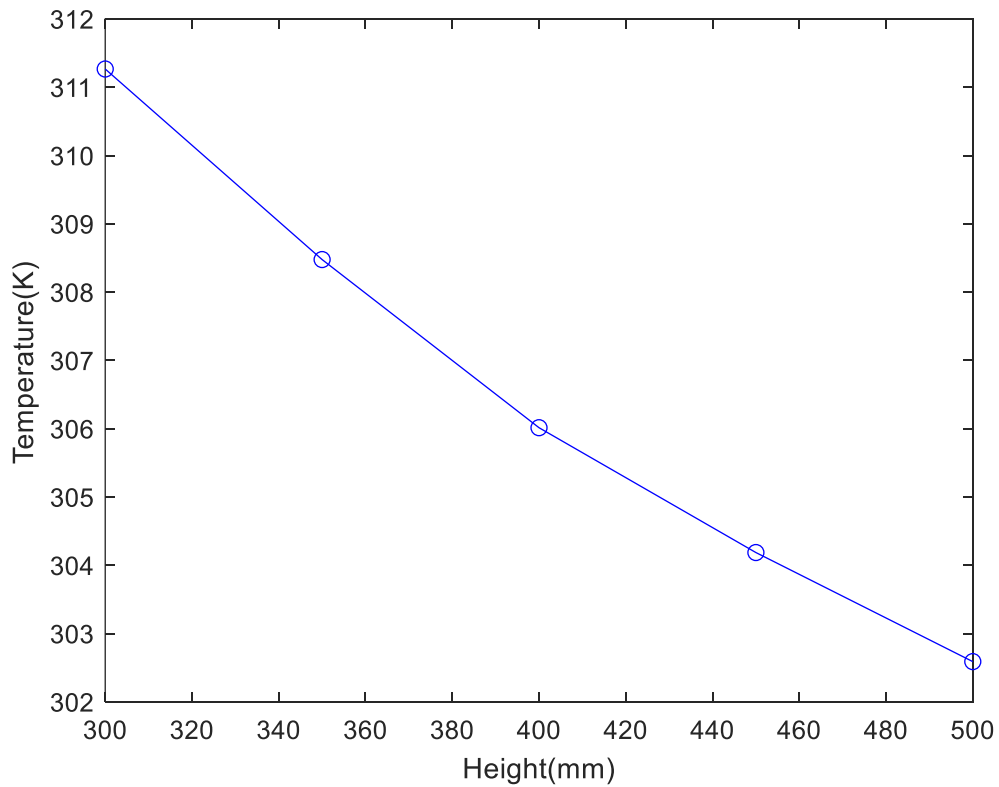


Fig. 3. 14. Temperature depending on the height of the dehydrator

Fig.3.15, Fig.3.16, Fig.3.17, Fig.3.18 and Fig.3.19, show the air velocities within the dehydration chamber, aiming to establish the optimal temperature for the chamber. To

streamline the analysis, Fig.3.20, graphically represents the correlation between the vertical height of the prototype and the mean temperature recorded within the dehydration chamber. This visual mapping facilitates a clearer understanding of how spatial dimensions within the prototype influence thermal dynamics, critical for optimizing the dehydration process.

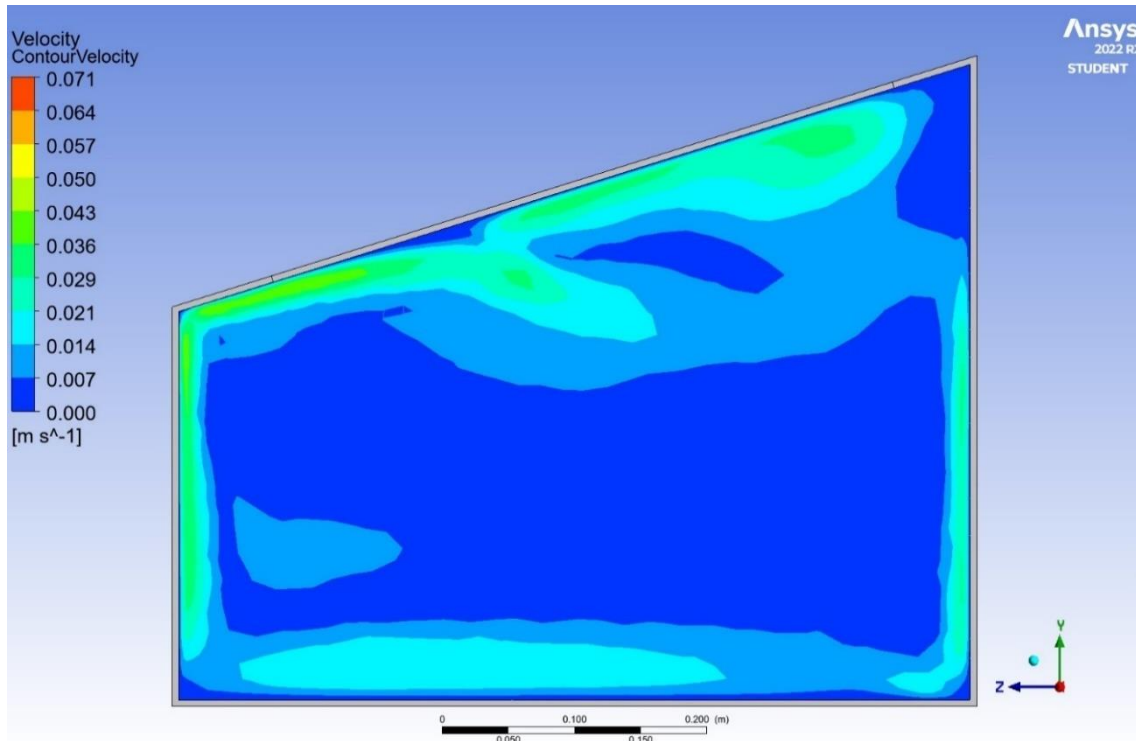


Fig. 3. 15. Velocity inside the dehydrator of 300 mm.

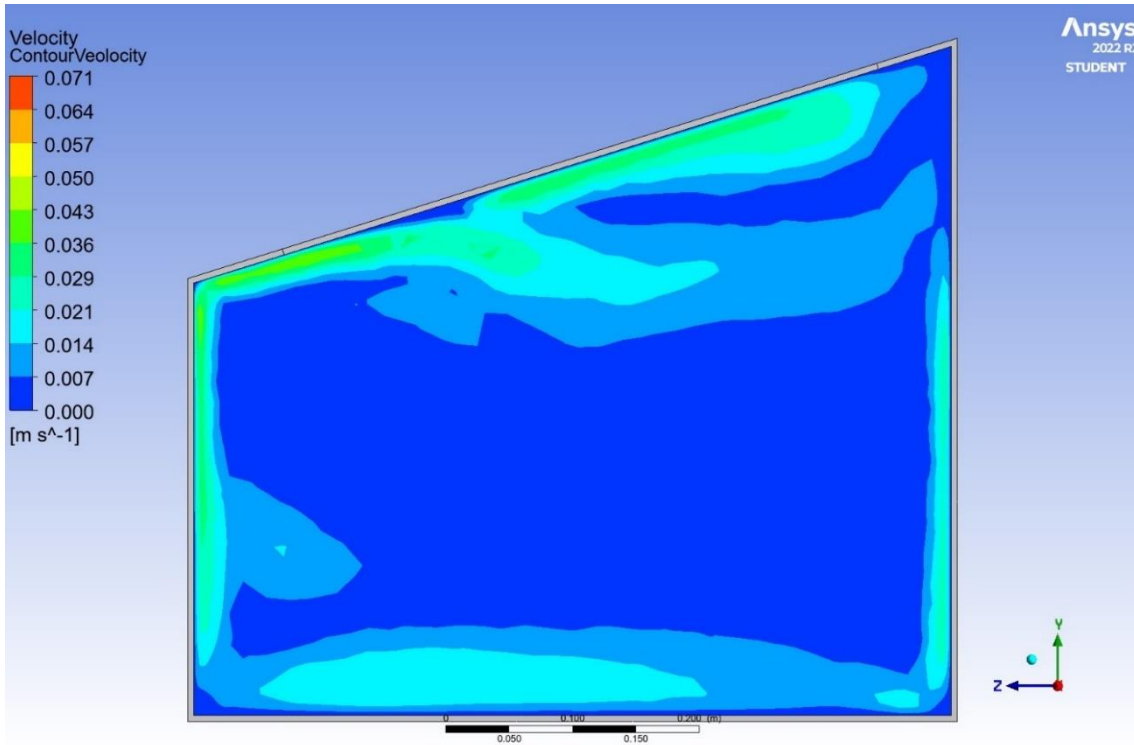


Fig. 3. 16. Velocity inside the dehydrator of 350 mm.

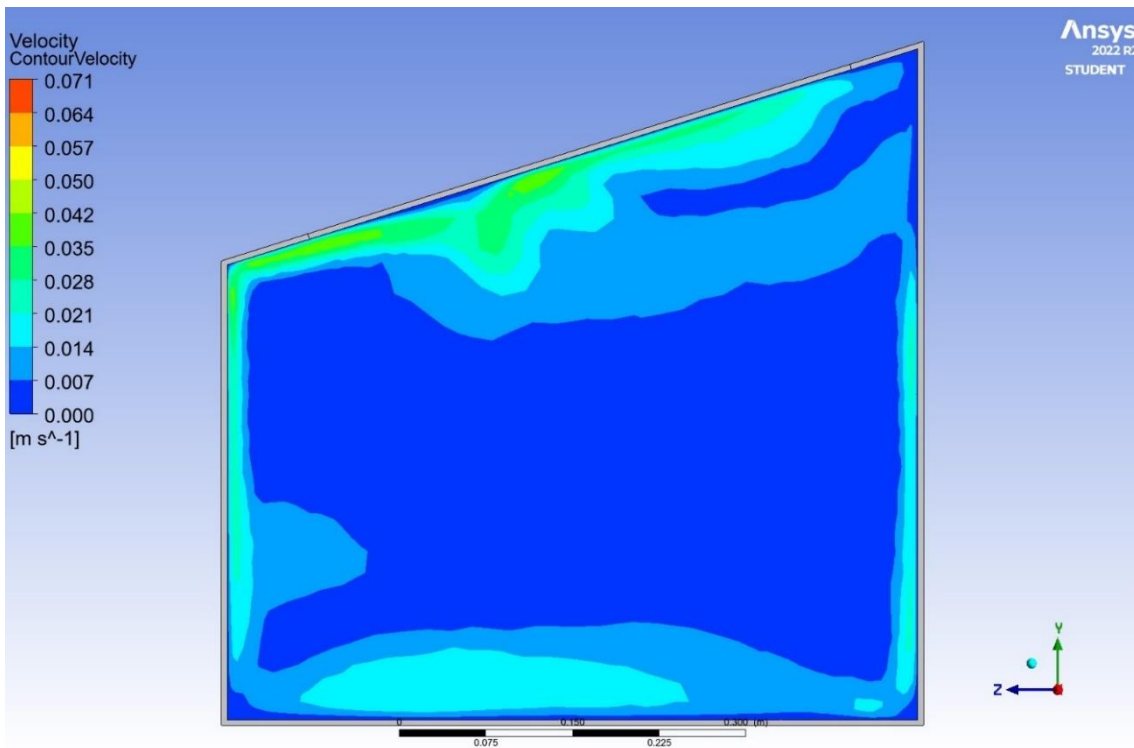


Fig. 3. 17. Velocity inside the dehydrator of 400 mm.

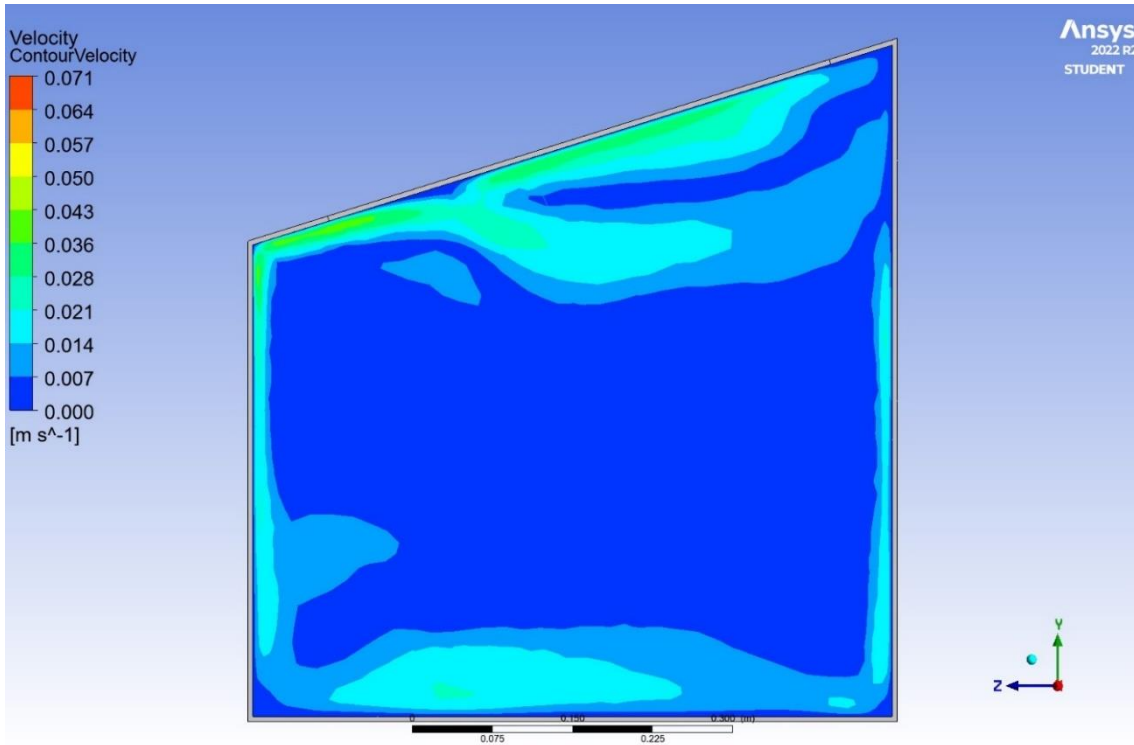


Fig. 3. 18. Velocity inside the dehydrator of 450 mm.

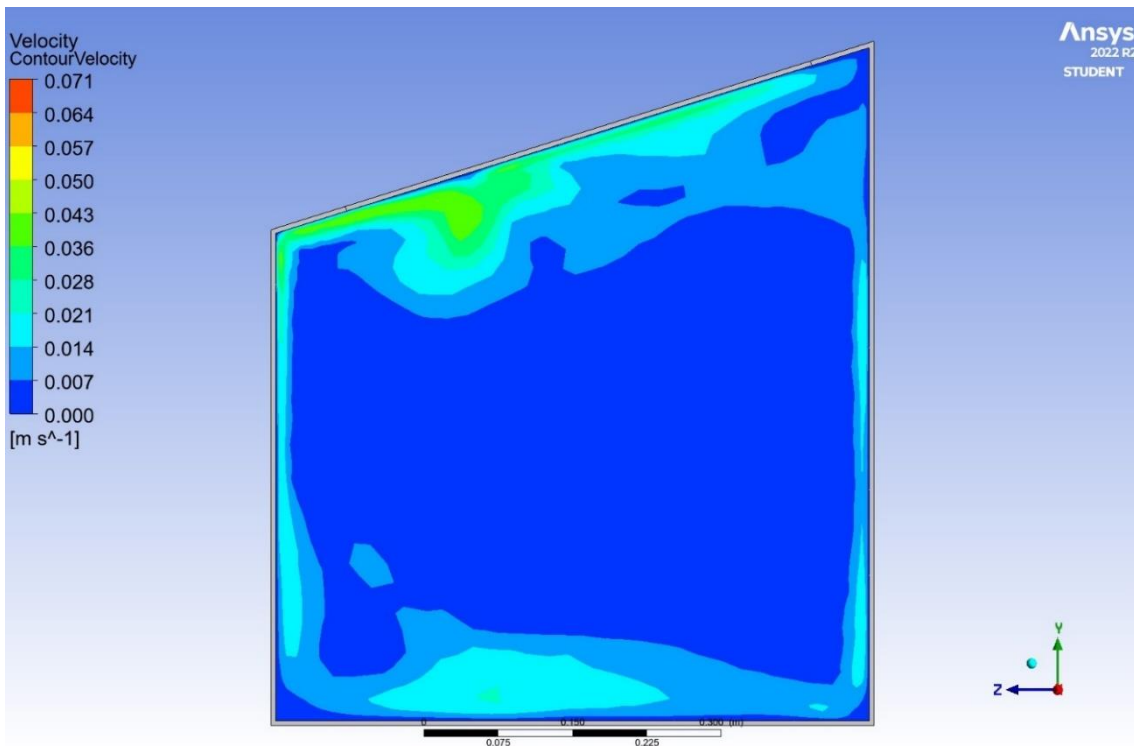


Fig. 3. 19. Velocity inside the dehydrator of 500 mm.

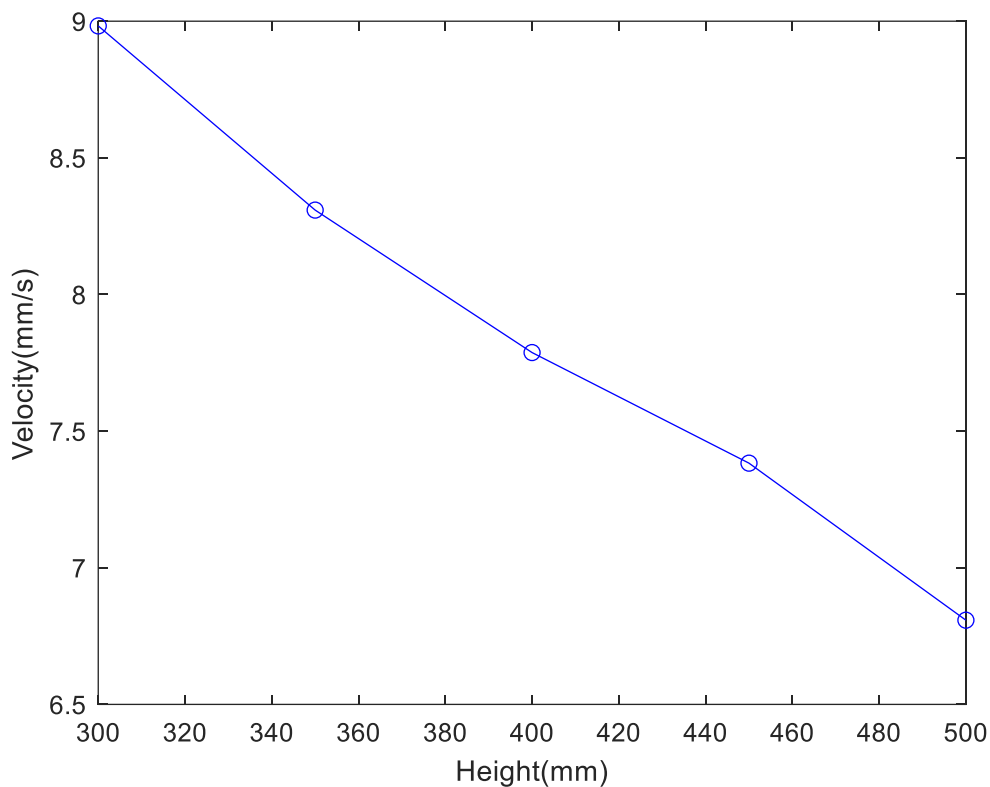


Fig. 3. 20. Air velocity depending on the height of the dehydrator.

Fig.3.9, Fig.3.10, Fig.3.11, Fig.3.12, Fig.3.13 and Fig.3.14 demonstrate that lower heights in the dehydration chamber correspond to higher temperatures, although there is a minimum height requirement necessary for effective dehydration. A similar pattern is evident in Fig.3.15, Fig.3.16, Fig.3.17, Fig.3.18, Fig.3.19 and Fig.3.20, where reducing the chamber height increases the air velocity inside, which in turn accelerates the dehydration process. This increase in air speed enhances the heat transfer to the product being dehydrated. However, just like temperature, the chamber must maintain a minimum height that depends on the volume of product being dehydrated.

Within the dehydration chamber, the air velocities are typically subdued, attributable to the stratification of air temperatures, where colder air resides in the lower segment and warmer air occupies the upper section. This thermal arrangement stabilizes the air column, minimizing the kinetic activity of air particles induced by density differentials.

In contrast, an inverse configuration, wherein hotter air is positioned at the bottom and cooler air at the top, would provoke a disparity in air densities. This discrepancy would catalyze a more dynamic air movement, resulting in elevated air particle velocities due to the enhanced convective currents that occur when warmer, less dense air rises, displacing the denser, cooler air above. This phenomenon significantly influences the efficiency of heat and mass transfer processes within the chamber.

A substantial technical obstacle in attaining effective dehydration of olive pomace is the presence of residual olive oil remaining after the extraction of virgin oil. This residual oil constitutes approximately 5% of the total weight of the pomace. During the dehydration process, the inherent stratification of the olive pomace leads to the ascension of oil, which is less dense than water and other constituent elements, to the upper layers of the substrate. Consequently, it creates an impermeable barrier at these upper levels, significantly hindering the evaporation of water from the lower strata. This phenomenon poses challenges to efficient moisture removal from the pomace, necessitating innovative solutions to overcome this barrier to enhance dehydration efficiency.

This issue has been delineated through comparative analysis with drying experiments involving other types of biomass, such as wet olive pruning, which lack oil content. It has been observed that a predominant factor impeding water dehydration in olive pomace is the stratification of residual oil. This residual oil tends to accumulate in the upper layers of the dryer, creating a barrier that significantly slows the evaporation process. This phenomenon is visually documented and can be referenced in Fig.3.21, which illustrates the distribution and impact of oil accumulation within the dryer setup.



Fig. 3. 21. Sample of alperujo to dehydrate.

3.5 CONCLUSIONS

The drying dynamics of alperujo were systematically analyzed, revealing several critical insights: a moisture reduction curve from 67.34% to 40.73%, a curve depicting the lower heating value, and an elemental analysis of the olive pomace sample obtained from the oil mill. These evaluations were methodically conducted both in a solar dehydrator and a controlled laboratory setting.

The functional performance of the solar dehydrator was scrutinized using CFD, which leveraged differential equations to model momentum, mass conservation, and energy transfer dynamics within the system. The research particularly emphasized the impact of varying the height of the dehydration chamber. It was noted that decreasing the chamber height led to higher internal temperatures and increased air velocities, enhancing the dehydration efficiency. The optimal height for the dehydration chamber was established at 300 mm, although this dimension can vary according to the volume and characteristics of the specific product being dehydrated. This finding underscores the importance of adaptable chamber dimensions in optimizing dehydration processes.

The proposed solar dehydrator for olive pomace is a simple, direct, and cost-effective solution that operates without any moving parts. This device facilitates the removal of

moisture from various biomass sources, enabling the collection of condensed water which can be reused in diverse industrial applications.

A considerable technical challenge elucidated from the experimental findings is the presence of residual olive oil, constituting approximately 5% by weight of the pomace, which substantially hinders water evaporation and its subsequent recovery. This issue stems from the stratification phenomenon observed in the alperujo, wherein the less dense olive oil migrates to the upper strata, forming an impermeable barrier. This barrier effectively restricts the evaporation of substantial water volumes, thereby complicating the dehydration process and impacting the efficiency of moisture removal.

3.6 REFERENCES

- Aguado, R., Vera, D., Jurado, F., & Beltrán, G. (2022). An integrated gasification plant for electric power generation from wet biomass: toward a sustainable production in the olive oil industry. *Biomass Conversion and Biorefinery*. <https://doi.org/10.1007/s13399-021-02231-0>
- Amouri, R., & Belhamri, A. (2022). CFD investigations on the behavior of a solar dryer used for medicinal herbs dehydration under climatic conditions of Constantine, Algeria. *Materials Today: Proceedings*, 51, 2123–2130. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.12.475>
- ANSYS. (2023a). *Ansys Fluent Theory Guide* (2023 R1).
- ANSYS. (2023b). *Ansys Fluent Tutorial Guide* (2023 R1).
- Ansys Fluent Theory Guide*. (2022). <http://www.ansys.com>
- Barghi Jahromi, M. S., Kalantar, V., Samimi Akhijahani, H., & Kargarsharifabad, H. (2022). Recent progress on solar cabinet dryers for agricultural products equipped with energy

- storage using phase change materials. *Journal of Energy Storage*, 51, 104434.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104434>
- Baysan, U., Koç, M., Güngör, A., & Kaymak Ertekin, F. (2021). Pre-drying of 2-Phase Olive Pomace by Drum Dryer to Improve Processability. *Waste and Biomass Valorization*, 12(5), 2495–2506. <https://doi.org/10.1007/s12649-020-01202-2>
- Delisi, R., Ciriminna, R., Arvati, S., Meneguzzo, F., & Pagliaro, M. (2018). Olive biophenol integral extraction at a two-phase olive mill. *Journal of Cleaner Production*, 174, 1487–1491. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.278>
- EL-Mesery, H. S. (2022). Improving the thermal efficiency and energy consumption of convective dryer using various energy sources for tomato drying. *Alexandria Engineering Journal*, 61(12), 10245–10261.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.03.076>
- Fernández-Lobato, L., Aguado, R., Jurado, F., & Vera, D. (2022). Biomass gasification as a key technology to reduce the environmental impact of virgin olive oil production: A Life Cycle Assessment approach. *Biomass and Bioenergy*, 165, 106585.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2022.106585>
- Hernández Espinoza, D. A., Gabriel Buguña, D., & Universitat Autònoma de Barcelona. Departament d'Enginyeria Química, B. i Ambiental. (2019). Estudio de los procesos de almacenaje, secado y peletización de desechos del procesado de la oliva para su reutilización como biocombustible de uso industrial y domiciliario. *TDX (Tesis Doctorals En Xarxa)*. <https://www.tdx.cat/handle/10803/667352>
- Hussain, F., Jaskulski, M., Piatkowski, M., & Tsotsas, E. (2022). CFD simulation of agglomeration and coalescence in spray dryer. *Chemical Engineering Science*, 247, 117064. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.117064>

- Iranmanesh, M., Samimi Akhijahani, H., & Barghi Jahromi, M. S. (2020). CFD modeling and evaluation the performance of a solar cabinet dryer equipped with evacuated tube solar collector and thermal storage system. *Renewable Energy*, *145*, 1192–1213.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.06.038>
- Keshtkar, M., Eslami, M., & Jafarpur, K. (2020). Effect of design parameters on performance of passive basin solar stills considering instantaneous ambient conditions: A transient CFD modeling. *Solar Energy*, *201*, 884–907.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.03.068>
- Koukouch, A., Idlimam, A., Asbik, M., Sarh, B., Izrar, B., Bostyn, S., Bah, A., Ansari, O., Zegaoui, O., & Amine, A. (2017). Experimental determination of the effective moisture diffusivity and activation energy during convective solar drying of olive pomace waste. *Renewable Energy*, *101*, 565–574.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.09.006>
- Lama-Muñoz, A., Rubio-Senent, F., Bermúdez-Oria, A., Fernández-Bolaños, J., Prior, Á. F., & Rodríguez-Gutiérrez, G. (2019). The use of industrial thermal techniques to improve the bioactive compounds extraction and the olive oil solid waste utilization. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, *55*, 11–17.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ifset.2019.05.009>
- Mellalou, A., Riad, W., Bacaoui, A., & Outzourhit, A. (2023). Experimental investigations on drying kinetics and modeling of two-phase olive pomace dried in a hybrid solar greenhouse dryer. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, *148*(12), 5471–5483.
<https://doi.org/10.1007/s10973-023-12063-x>
- Mirzaee, P., Salami, P., Samimi Akhijahani, H., & Zareei, S. (2023). Life cycle assessment, energy and exergy analysis in an indirect cabinet solar dryer equipped with phase

- change materials. *Journal of Energy Storage*, 61, 106760.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.est.2023.106760>
- Mondal, S., Dutta, S., Pande, P., & Naik-Nimbalkar, V. (2022). Intensify staple fibre drying by optimizing air distribution in multistage convective dryer using CFD. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, 173, 108807.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cep.2022.108807>
- Montero Puertas, I. (2005). *Modelado y construcción de un secadero solar híbrido para residuos biomásicos*.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=576&info=resumen&idioma=SPA>
- Patsios, S. I., Kontogiannopoulos, K. N., & Baniyas, G. F. (2021). Chapter 5 - Environmental impact assessment in agri-production: a comparative study of olive oil production in two European countries. In D. Bochtis, C. Achillas, G. Baniyas, & M. Lampridi (Eds.), *Bio-Economy and Agri-production* (pp. 83–116). Academic Press.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-819774-5.00005-9>
- Potter, M. C., Wiggert, D. C., & Ramadan, B. (2015). *Mecánica de Fluidos* (Cuarta Edición). CENGAGE Learning.
- Ruiz-Méndez, M. V, Romero, C., Medina, E., García, A., de Castro, A., & Brenes, M. (2013). Acidification of Alperujo Paste Prevents Off-Odors During Their Storage in Open Air. *Journal of the American Oil Chemists' Society*, 90(3), 401–406.
<https://doi.org/10.1007/s11746-012-2172-1>
- Sileshi, S. T., Hassen, A. A., & Adem, K. D. (2022). Simulation of mixed-mode solar dryer with vertical air distribution channel. *Heliyon*, 8(11), e11898.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e11898>
- Tegenaw, P. D., Gebrehiwot, M. G., & Vanierschot, M. (2019). On the comparison between computational fluid dynamics (CFD) and lumped capacitance modeling for the

simulation of transient heat transfer in solar dryers. *Solar Energy*, 184, 417–425.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.04.024>

Tulus, V., Boer, D., Cabeza, L., & Guillén-Gosálbez, Gonzalo, Jiménez, L. (2015). Análisis termodinámico de proceso de secado de “alperujo” y posibilidad de ignición en el interior del secadero. *IX Congreso Nacional de Ingeniería Termodinámica: Libro de Actas | IX Congreso Nacional Ingeniería Termodinámica | 3, 4 y 5 de Junio de 2015 | Cartagena, España*, 234–241. <http://www.9cnit.es/>

**CAPÍTULO 4. OPTIMIZATION OF OLIVE POMACE DEHYDRATION
PROCESS THROUGH THE INTEGRATION OF COMPUTATIONAL FLUID
DYNAMICS AND DEEP LEARNING**

(Publicado en Energy Sources Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects,
Volumen 46, Número 1, 2 de abril de 2024,
<https://doi.org/10.1080/15567036.2024.2331563>)

Optimization of olive pomace dehydration process through the integration of computational fluid dynamics and deep learning.

José Cabrera-Escobar^a, David Vera^a, Francisco Jurado^a, Manolo Córdova-Suárez^b, Gonzalo Santillán-Valdiviezo^b, Antonio Rodríguez-Orta^c and Raúl Cabrera-Escobar^a

^aDepartment of Electrical Engineering, Universidad de Jaén, Jaén, España.

^bFaculty of Engineering, Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba, Ecuador

^cDepartment of Electronic Engineering, Computer Systems and Automation, Universidad de Huelva, Huelva, España

ABSTRACT

This study introduces an innovative approach to augmenting the dehydration process of olive pomace by integrating computational fluid dynamics and deep learning techniques. Utilizing CFD, the research identifies the optimal air entry speed for a passive direct solar dehydrator tailored for olive pomace, effectively reducing its moisture content for subsequent use as biomass. The prototype was simulated using ANSYS software, encompassing stages such as prototype design, mesh generation, physical model selection, material assignment, boundary condition simulation, and validation of simulation results against empirical data from the actual prototype. The optimal air inlet velocity was determined to be 0.1 m/s. Furthermore, a deep learning framework, specifically an artificial neural network, was deployed to analyze sensor data from the prototype, pinpointing solar radiation and ambient temperature as critical determinants of the internal temperature of the dehydration chamber. The resultant predictive model demonstrated significant efficacy in optimizing the dehydration process, evidenced by correlation coefficients of 0.970 and 0.971 for upper and lower temperatures, respectively, and a Willmott coefficient of 0.999, underscoring the model's high predictive accuracy. Essential variables incorporated into the model included solar radiation, ambient temperature, and humidity levels both inside and outside the chamber. The synergistic application of CFD and deep learning illustrates a potent methodology for enhancing dehydration systems for olive pomace, potentially revolutionizing industry practices.

Keywords: CFD, dryer, deep learning, olive pomace, solar.

Nomenclature

CFD	Computacional fluid dynamics
ANN	Artificial neural network
t	Time [s]
u	x velocity [m/s]
v	y velocity [m/s]
w	z velocity [m/s]
P	Pressure [Pa]
U	Specific internal energy [J/kg]
T	Temperature [K]
K	Thermal conductivity [W/m.k]
I	Radiation intensity [W/m ²]
a	Absorption coefficient [1/m]
n	Refractive index
\vec{r}	Position vector
\vec{s}	Director vector
\vec{s}'	Scattering direction vector
\mathcal{L}	Path length
DO	Discrete ordinates radiation model
V	Velocity [m/s]
D_h	Hydraulic diameter [m]
Nu	Nusselt number
L	Characteristic length [m]
h	Convective coefficient [W/m ² .K]
g	Gravity [m/s ²]
Gr	Grashof number
Re	Reynolds number
Pr	Número de Pranddtl
y	Temperature prediction [K]
W	Layer weight matrix
X	Input vector
b	Bias

MSE	Mean square error
R^2	Determination coefficient
RMSE	Root mean square error
SV	Standard deviation
MLR	Multiple linear regression model
Temp_up	Temperature at the top of the prototype [K]
Temp_down	Temperature at the bottom of the prototype [K]
Wet_up	Humidity in the upper area of the prototype [%]
Wet_down	humidity in the lower area of the prototype [%]
Wet env	Ambient humidity [%]
Rad	Radiation [W/m^2]
temp_env	Ambient temperature [K]
r	Pearson correlation coefficient
d	Willmott's concordance index
i	Iteration number
F	All Feature Set
v(S)	Feature subset without feature i
S	Number of features in S
F	Total number of features

Letras griegas

ρ	Density [kg/m^3]
σ	Stefan-Boltzmann constant [$5.67 \times 10^{-8} W/m^2.K^4$]
σ_s	Scattering coefficient [m^{-1}]
Φ	Phase function
Ω'	Solid angle [Degrees]
μ	Dynamic viscosity [Pa.s]
β	Coefficient of thermal expansion [1/K]
α	Thermal diffusivity [m^2/s]
ω	Kinematic viscosity [m^2/s]
ϕ_i	SHAP value of characteristic i

Subíndices

s	Surface
∞	Ambient

4.1 INTRODUCTION

Olive oil production is predominantly focused in the Mediterranean region of Europe, where the climate is highly suitable for cultivating olives. Specifically, Spain is responsible for about 60% of global olive oil production, according to (Lama-Muñoz et al. 2019).

Throughout its history, production has experienced significant transformations. With the introduction of new production techniques, various types of waste and excess materials have surfaced, posing environmental challenges while simultaneously offering opportunities for energy generation.

Since the 1960s, olive oil extraction processes utilizing continuous methods known as three-phase systems have produced oil, water, and olive pomace with approximately 45% moisture. In the 1990s, a newer, two-phase system was introduced that generates oil and a byproduct of olive pomace (Alburquerque et al. 2009); both systems employ horizontal centrifugal decanters for separation (Soberón et al. 2019). Olive pomace, with its high moisture content of about 70%, is produced in greater quantities than alpechín and poses more significant environmental challenges (Cruz-Peragón et al. 2006; García-Maraver et al. 2012). It is estimated that each ton of processed olives results in 850 kg of olive pomace (Ghilardi et al. 2020), necessitating considerable energy resources for drying due to the pomace's high moisture content.

This byproduct poses a significant environmental challenge yet also presents a substantial opportunity for energy generation as biomass. Typically, this material (extracted from the olive pit) is transported from oil mills to industrial facilities where it undergoes moisture reduction using drying trommels and extraction of residual oil via hexane separation. Once it is dehydrated and the remaining oil is extracted, the olive pomace achieves a

calorific value of 4500 kcal/kg when dry.

An artificial neural network is a mathematical model designed to process information in a way that mimics the neural structure of the human brain (Lopez-Garcia et al. 2020). This modeling technique is well-suited for addressing complex issues in food engineering and has been applied to a range of food processing applications. These applications fall into five key areas of recent technological advancements: prediction of food properties, food drying, modeling of thermal processes, microbial growth, and quality assessment. Liu et al. 2021 explored the use of single-layer ANNs and Multiple Linear Regression (MLR), both of which are statistical methods appropriate for defining linear relationships between input and output variables for comparative analysis. The aim of linear regression is to identify the best approach for minimizing the total squared differences between predicted and observed values. Various methods can be employed to conduct linear regression, including least squares, gradient descent, and ridge regression. ANNs are capable of handling regression challenges involving continuous variables due to their complex and adaptable algorithms. Depending on the requirements, the optimal regression model—be it linear, logarithmic, or polynomial—can be selected. If the initial predictions are not sufficiently accurate, the network might incorporate hidden layers to improve both the precision and accuracy of its forecasts (Khadir et al. 2021; Mavani et al. 2022). A method to assess the efficacy of single-layer perceptrons versus linear regression models involves applying both to the same dataset to compare metrics like precision and mean square error. For a deeper analysis, the dataset could be divided into training and testing subsets. Using the training set, both a single-layer perceptron and a linear regression model can be developed and subsequently evaluated on the testing set. Adjustments might also be made to the number of neurons in the perceptron's output layer, the activation function, or the learning rate to explore the influence of these variables on

model performance.

Currently, olive pomace is dried using the gases generated from combustion, subsequently utilized as biomass for electricity generation (Lama-Muñoz et al. 2019). An instance of this application is seen at the Valoriza facility in Linares (Vera-Candeas, 2013), where the integration of oil extraction, olive pomace drying, and cogeneration occurs. In this setup, the pomace is dried using gases emitted by three gas engines that also produce electricity. The dried residue, along with the oil remaining from the extracted pomace, fuels a biomass facility consisting of a pomace boiler and a gas turbine.

There is also a study (Meziane 2011) that investigated the drying kinetics of olive pomace using a fluidized bed dryer at varying temperatures (323, 333, 343, and 353 K). The findings from this study allowed for the determination of effective diffusivity relative to the sample height and air temperature.

Kodabandeh et al. (2019) conducted a detailed investigation into the spray drying of *Lonicerae japonica* Flos extract, enhancing the process by integrating computational fluid dynamics and deep reinforcement learning for improved efficiency. Additionally, the study employed a distributed fiber optic temperature measurement system to monitor the temperature distribution within the drying tower. The objective was to refine the efficiency of the spray drying process, potentially improving the quality of the products produced.

Tian et al. (2021) employed a two-layer artificial neural network (ANN) with nonlinear functions to predict the thermal conductivity of aluminum oxide-graphene oxide hybrid nanofluids in a water-ethylene glycol mixture. The ANN was trained using the back propagation algorithm, determining that a hidden layer with ten neurons and a hyperbolic tangent transfer function minimized network error effectively. The results indicated that the ANN was capable of accurately predicting the thermal conductivity of the nanofluids

based on nanoparticle concentration and temperature, showcasing its utility and precision in modeling the thermal conductivity of such fluids in this research.

Kaveh et al. (2021) conducted an evaluation of the exergetic performance and drying characteristics of onions in a multistage semiindustrial continuous dryer using artificial neural networks. This study focused on analyzing energy use and specific energy consumption during the drying process of onion slices. Various drying parameters, such as air temperature, air velocity, and linear belt speed, were analyzed. Intelligent methods were employed to predict moisture content, energy utilization, exergetic efficiency, and other related variables in the onion drying process. The goal was to gather insights to enhance energy efficiency and optimize drying processes in the food and bioproducts processing industry.

Benhamza et al. (2021) conducted a study to determine the most effective layer thickness for drying two-phase olive pomace in a hybrid greenhouse-type dryer. The thicknesses tested were 2, 4, and 6 cm, assessing both the effective diffusivity and the drying kinetics. The moisture content of the pomace samples decreased from 54% to 20% by weight. In a separate study in 2023, Mellalou et al. explored the use of olive pomace as biofuel, employing a greenhouse-type dryer that utilized natural, hybrid, and forced hybrid drying methods. This research measured the energy and exergetic efficiencies of the drying system and noted the drying kinetics; in this setup, the moisture content of the olive pomace was reduced from 54% to 4% by weight.

Cabrera-Escobar et al. (2024) conducted a performance analysis of a solar dryer for olive pomace, focusing on efficiency metrics and environmental condition impacts. They focused on measuring the decrease in moisture content throughout the drying process, creating a lower heating value curve, and conducting an elemental analysis of the sample. Additionally, the study utilized computational fluid dynamics to investigate the impact of

varying the height of the dehydration chamber, concluding that the ideal height is 300 mm. These results are crucial for assessing the energy potential of olive pomace as biomass and the effectiveness of using a solar dryer for its dehydration.

To enhance the efficiency of the dehydration process for olive pomace, a systematic optimization approach is employed, it is crucial to understand the best settings for factors such as temperature, pomace thickness, and air entry speed into the dehydration chamber. While studies have been done on temperature and thickness, the air entry speed remains less explored. This speed is vital as it directly affects the heat transfer to the olive pomace, making it a key focus of this research, which uses computational fluid dynamics to identify the optimal air entry speed for maintaining the right temperature inside the dehydration chamber. Additionally, artificial neural networks have been employed to analyze and optimize various process variables, though they have not previously been used for the dehydration of olive pomace. Through ANNs, data from sensors in the physical prototype are processed to identify critical variables affecting the chamber's temperature. Furthermore, the research entails the development of a predictive model designed to optimize the dehydration process. This model incorporates advanced statistical methods to evaluate its accuracy, utilizing error metrics such as the coefficient of correlation, MSE, and absolute percentage error. These metrics provide quantitative assessments of the model's predictive performance relative to observed data. The input variables integral to this model encompass solar radiation, ambient temperature, and humidity levels, both inside and outside the dehydration chamber. These variables are critical determinants of the dehydration dynamics and are used to calibrate the model for enhanced predictive reliability and operational optimization.

4.2 MATERIALS AND METHODS

Computational fluid dynamics study

CFD simulation enjoys widespread application across various industries, primarily due to its cost-effectiveness compared to experimental methods and its capability to model complex physical phenomena. However, it is essential for CFD simulations to undergo experimental validation to ensure that the models and parameters used are suitable for the specific case study (Tu et al. 2023). This technique has been extensively utilized to analyze processes involving mass and heat transfer in air (Getahun et al. 2021; Tegenaw et al. 2019). The methods employed are illustrated in Fig. 4.1.

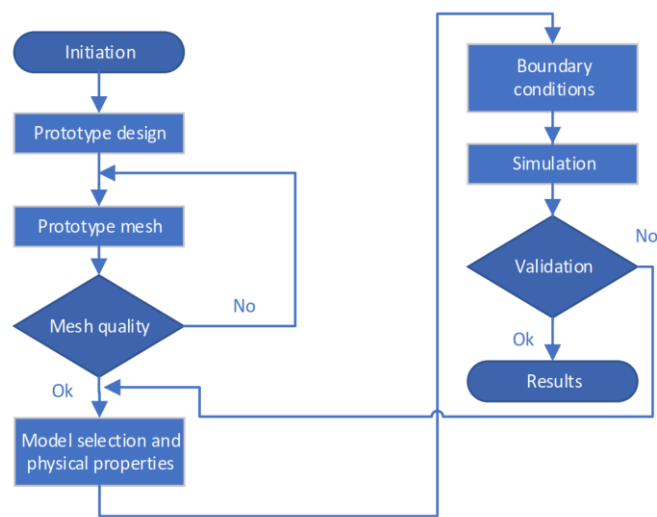


Fig. 4. 1. CFD methodology used for simulation.

The physical model is constructed with dimensions identical to the prototype shown in Fig.4.2. The dehydrator prototype was designed using the ANSYS Student software, and the material properties utilized in its construction are detailed in Table 1.

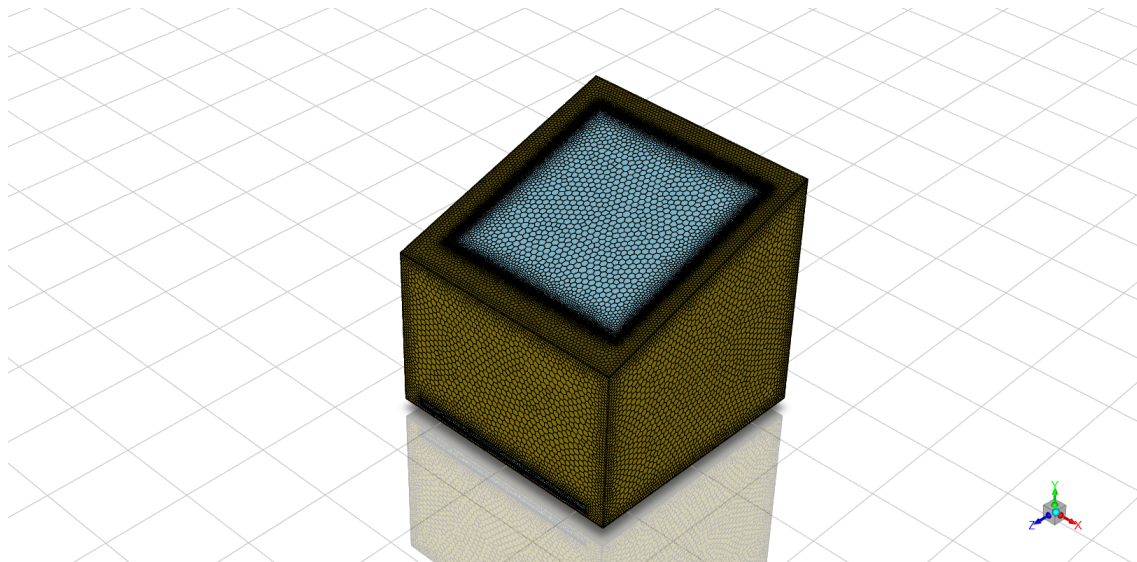


Fig. 4. 2. CFD prototype

Table 4. 1. Thermal properties of the materials

Materials	Density (kg/m ³)	Thermal Conductivity (W/(m.k))	Specific Heat (J/(kg.k))
Tempered glass	2464.9	720	1.0073
White polyethylene	940	2300	0.42
Stainless steel	7930	500	15.5

The Fluent Meshing tool was employed for meshing, producing polyhedral elements as depicted in Fig.4.3. Orthogonal quality was the criterion used to assess the mesh quality. The mesh consisted of 169,436 cells, which was determined to be the ideal cell count because the temperature showed stabilization at this number, as illustrated in Fig.4.4.

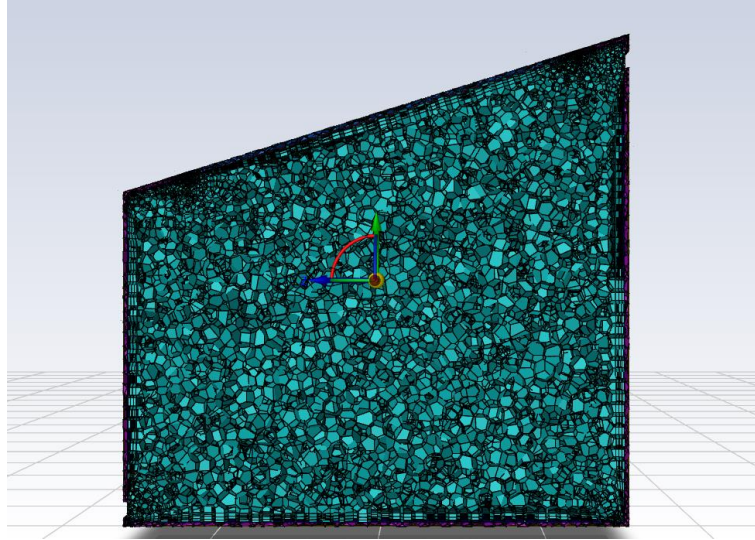


Fig. 4. 3. Section view of the mesh

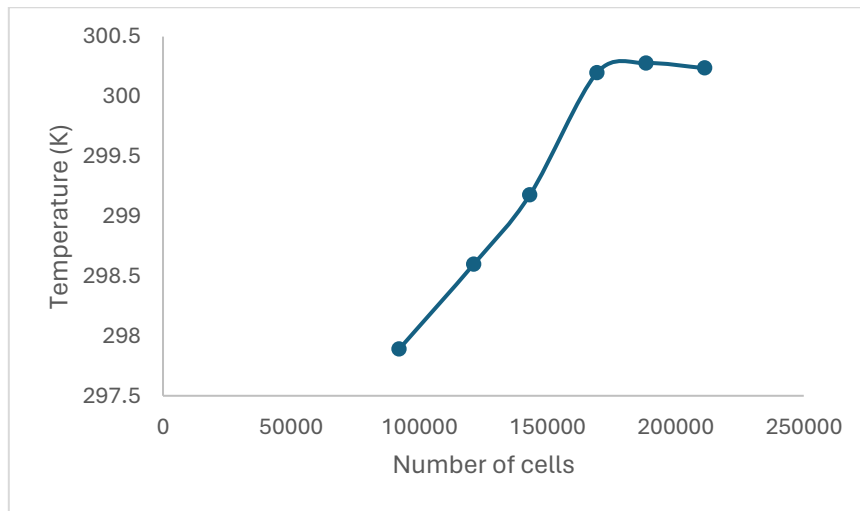


Fig. 4. 4. Optimal mesh size

In the CFD simulation, the phenomena being studied are represented by mathematical formulations, typically partial differential equations (Xamán and Gijón-Rivera 2013), which are used to analyze dehydrators where heat and mass transfer take place. These include the continuity differential equation (1), momentum differential equations (2,3,4), and the energy differential equation (5):

$$\frac{D\rho}{Dt} + \rho \nabla \cdot \vec{V} = 0 \quad (1)$$

where: $\vec{V} = u \hat{i} + v \hat{j} + w \hat{k}$

$$\frac{Du}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} + g_x + \nu \nabla^2 u \quad (2)$$

$$\frac{Dv}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial y} + g_y + \nu \nabla^2 v \quad (3)$$

$$\frac{Dw}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} + g_z + \nu \nabla^2 w \quad (4)$$

$$\rho \frac{DU}{Dt} = K \nabla^2 T - p \nabla \cdot \vec{V} \quad (5)$$

The numerical solution of the equations within the software employs the SIMPLE algorithm (Benhamza et al. 2021), and PRESTO is the method used for the spatial discretization of pressure (ANSYS, 2023b). The airflow within the dehydration chamber is considered laminar since the Reynolds number is below 2000. The Reynolds number is calculated using the specified equation (6):

$$\text{Re} = \frac{\rho V D_h}{\mu} \quad (6)$$

To model the impact of solar radiation, the Discrete Ordinates (DO) model is utilized (ANSYS, 2023a). This model facilitates the computation of solar radiation on semi-transparent walls, as detailed in equation (7).

$$\frac{\partial(I(\vec{r}, \vec{s}))}{\partial s} = a n^2 \frac{\sigma T^4}{\pi} + \frac{\sigma_s}{4\pi} \int_0^{4\pi} I(\vec{r}, \vec{s}') \Phi(\vec{s}, \vec{s}') d\Omega' - (a + \sigma_s) I(\vec{r}, \vec{s}) \quad (7)$$

Since the dehydrator is exposed to external conditions, it is essential to determine the convective heat transfer coefficient. This is achieved by using the Nusselt number, a dimensionless parameter that quantifies the extent of heat transfer via convection and is linked to the convective coefficient via equation (8):

$$Nu = \frac{hL}{K} \quad (8)$$

Given that the heat transfer from the dehydrator to its surrounding environment happens through natural convection, the Nusselt number is represented by equation (9):

$$Nu = C \times Gr^m \text{Pr}^n \quad (9)$$

In this context, C , m , and n represent constants. The Grashof number is specified in equation (10), and the Prandtl number is described in equation (11).

$$Gr = \frac{g\beta(T_s - T_\infty)}{\omega} \quad (10)$$

$$Pr = \frac{\omega}{\alpha} \quad (11)$$

To facilitate a more efficient and manageable simulation process, the following assumptions were established:

In the simulation of air behavior, the Boussinesq approximation is utilized, which is a valid approach when the variations in air density due to temperature fluctuations are less than 20%. This approximation simplifies the Navier-Stokes equations by treating the density as constant for all terms except those involving buoyant forces (Cabrera-Escobar et al. 2024; ANSYS, 2023a). Additionally, a steady-state analysis was performed (Misha et al. 2019).

The boundary conditions are detailed as follows:

Top-tempered glass: Radiation was applied to the top glass, utilizing the Discrete Ordinates (DO) radiation model.

Basis of the prototype: The influences of convection and radiation are disregarded for this surface, which is assumed to be adiabatic (Anand et al. 2020).

The convective heat transfer coefficient for the sidewalls was measured at 3.2 W/m²K.

Air inlet: examined at velocities of 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, and 0.4 meters per second.

Pressure at the air outlet: atmospheric pressure (Amouiri and Belhamri 2022).

The prototype is strategically positioned in Jaén, Spain. The experimental setup was conducted in an outdoor environment, with the specific location and setup details visually documented in Fig.4.5. It ran from November through February, during this period,

temperatures varied from 273 to 288 Kelvin. The average solar irradiance was between 500 and 600 W/m², and the setup was inclined at an angle of 18 degrees.



Fig. 4. 5. Prototype in the field.

Artificial neural network model

This research took a thorough approach, utilizing a methodological framework to develop a dependable model for predicting temperatures within a dehydration chamber, based on the effects of various environmental elements. Environmental sensors were thoughtfully positioned within the specified research area to gather the required data. These sensors tracked key metrics like humidity, temperature, and radiation. Data were systematically recorded at fixed intervals and saved in a CSV file for subsequent analysis. The Python pandas library facilitated the importation of the data. The dataset was then examined to identify pertinent features. The variables included were humidity at the top and bottom of the prototype, surrounding humidity, ambient temperature, and solar radiation. Furthermore, the temperature inside the dehydration chamber was identified as the dependent variable for regression analysis.

To assess the model's effectiveness, the dataset was partitioned into training and test sets using the `train_test_split` function from the scikit-learn library. Eighty percent of the data was allocated to the training set for model training, with the remaining twenty percent forming the test set. The regression model was constructed using the Keras TensorFlow library, which features a sequence of layers. The first layer was densely arranged and

included the five variables being studied, targeting the dehydration chamber's temperature as the output variable.

The mathematical operations performed in the dense layer are represented by Equation (12):

$$y = W \cdot X + b \quad (12)$$

In the training phase, the model undergoes optimization and training through the use of the Adam optimizer, set at a learning rate of 0.005, to reduce the MSE loss function, as depicted in Equation (13).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (13)$$

The training phase consists of iteratively tweaking the model parameters using the training data to enhance its performance. Different metrics assess the model's effectiveness, including the R^2 score, which quantifies the percentage of variance in the dependent variable that the model explains. The R^2 scores for both the training and testing sets are computed to gauge how well the model can generalize to new, unseen data. The Root Mean Squared Error for the model is calculated as indicated in Equation (14):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

Pearson's correlation coefficient and Wilmot's concordance index were employed to measure the model's accuracy and its correlation with observed temperature readings, with bootstrap values determined by equations (15) and (16). These metrics are crucial for offering quantitative evaluations of the model's performance from diverse perspectives. They help in assessing the degree to which a model's predictions correspond to actual observed values.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (15)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^n [(Y_i - \bar{Y}) + (X_i - \bar{X})]^2} \quad (16)$$

To analyze the outcomes of the neural network, I utilize SHAP (Shapley Additive exPlanations), which is grounded in game theory. SHAP values indicate the impact of each feature on the model's predictions, and the method of computing these values is illustrated in Equation (17).

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq F \setminus \{i\} | F| - |S| - 1} (v(S \cup \{i\}) - v(S)) \quad (17)$$

During training, the loss values were graphed over the number of epochs needed to determine Temp_up. In a subsequent approach, after several trials, it became necessary to split the data into two random sets to effectively calibrate the model, as depicted in Fig.4.6a and Fig.4.6b. This division was crucial for monitoring the training progress and analyzing participant behaviors. Such graphical depictions helped clarify the model's performance dynamics and its path to stabilization. As the training progresses, a reduction in the MSE loss function is anticipated, signifying the model's learning and adaptation from the data to minimize the differences between the actual outcomes and its predictions. Eventually, the loss curve is expected to level off, suggesting that the model has reached its optimal learning threshold with the available data and settings.

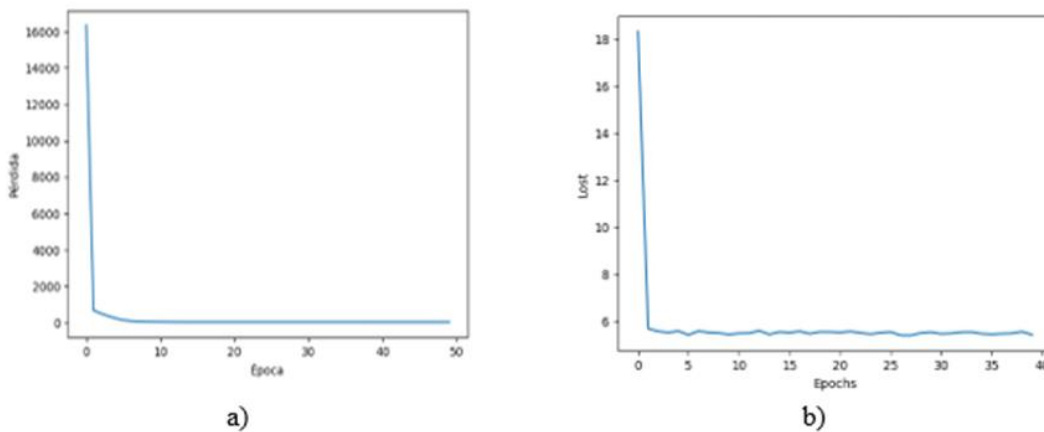


Fig. 4. 6. Epochs plot

Overall, the suggested methodology encompasses steps like data gathering, preprocessing, modeling, training, evaluation, and visualization. By adhering to this structured approach, the study seeks to create a precise and dependable model for predicting temperature, which relies on environmental variables. This prediction is facilitated through the use of multiple linear regression equations, specifically equations (18) and (19), that incorporate these environmental factors.

$$\text{temp_up} = -0.23 * \text{wet_up} + 0.17 * \text{wet_down} + 0.02 * \text{wet_env} + 1.06 * \text{temp_env} + 0.02 * \text{rad} \quad (18)$$

$$\text{temp_down} = -0.04 * \text{wet_up} + 0.01 * \text{wet_down} - 0.03 * \text{wet_env} + 1.05 * \text{temp_env} + 0.02 * \text{rad} \quad (19)$$

4.3 RESULTS

Computational fluid dynamics

To confirm the accuracy of the simulation, experimental results were utilized. As indicated in Table 2, the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) between the experimental temperatures and the simulated outcomes does not surpass 2% (Hussain et al. 2022; Mondal et al. 2022; Tegenaw et al. 2019). This low MAPE confirms that the simulation closely approximates the actual temperatures observed in the prototype. The data for radiation and temperature used to derive Table 2 were collected both from the prototype directly and through simulation efforts.

Table 4. 2. Experimental and simulation temperature results

Radiation (W/m ²)	Testing temperature (K)	Temperature simulation (K)	MAPE (%)
555.90	301.24	305.59	1.44
624.65	302.55	308.12	1.84
730.21	304.17	309.32	1.69
793.06	313.33	308.51	1.54

848.61	315.05	311.43	1.15
--------	--------	--------	------

Temperature and velocity profiles.

Fig 4.7, Fig.4.8, Fig.4.9, Fig.4.10, and Fig.4.1, display the temperatures within the dehydration chamber, with the goal of determining the most effective speed for dehydration.

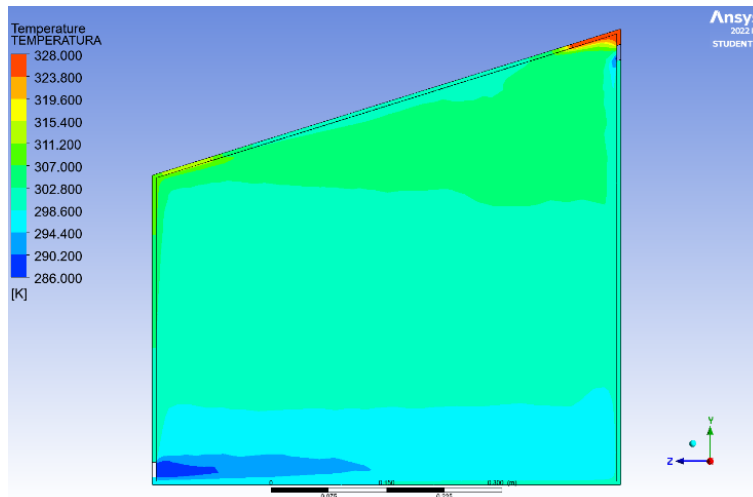


Fig. 4. 7. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.05 m/s

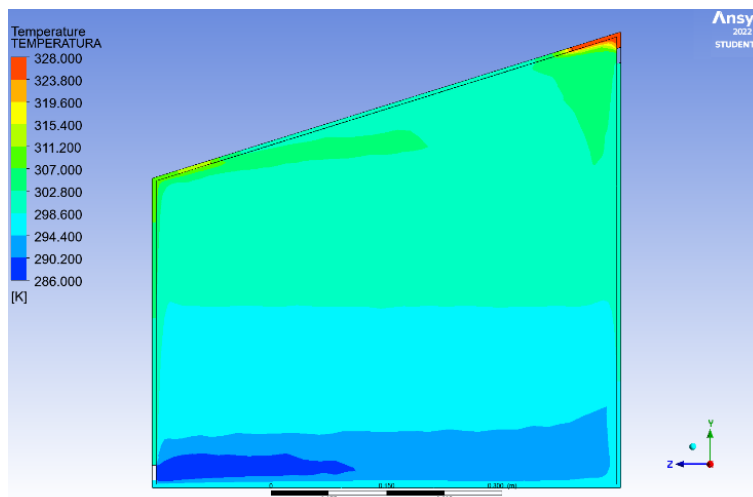


Fig. 4. 8. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.1 m/s

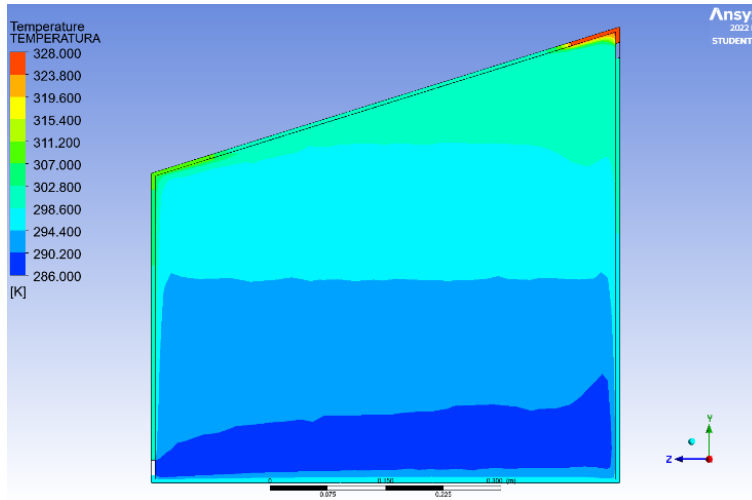


Fig. 4. 9. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.2 m/s

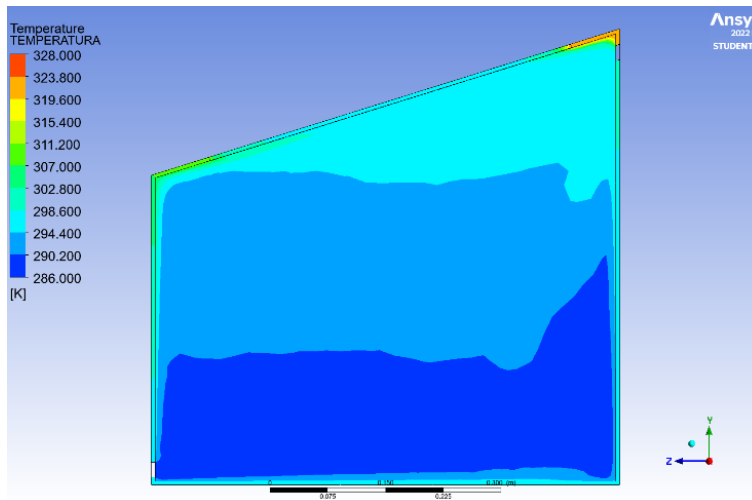


Fig. 4. 10. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.3 m/s

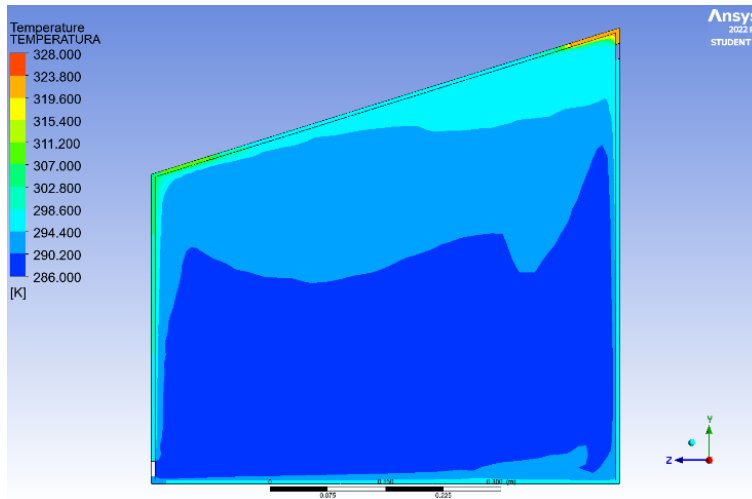


Fig. 4. 11. Temperature profile in the dehydration chamber at a velocity of 0.4 m/s

Fig.4.12, Fig.4.13, Fig.4.14, Fig.4.15, and Fig.4.16 illustrate the air speeds within the dehydration chamber.

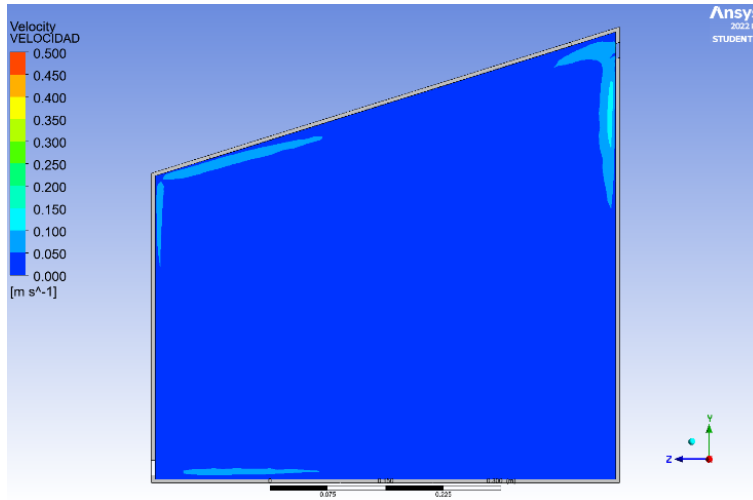


Fig. 4. 12. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.05 m/s

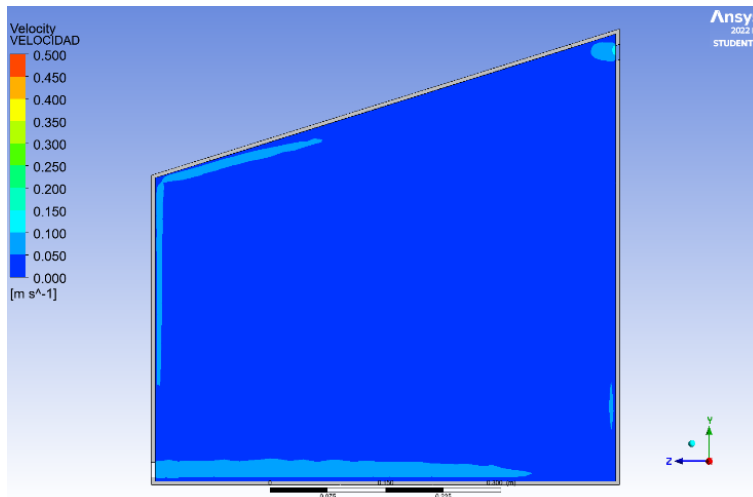


Fig. 4. 13. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.1 m/s

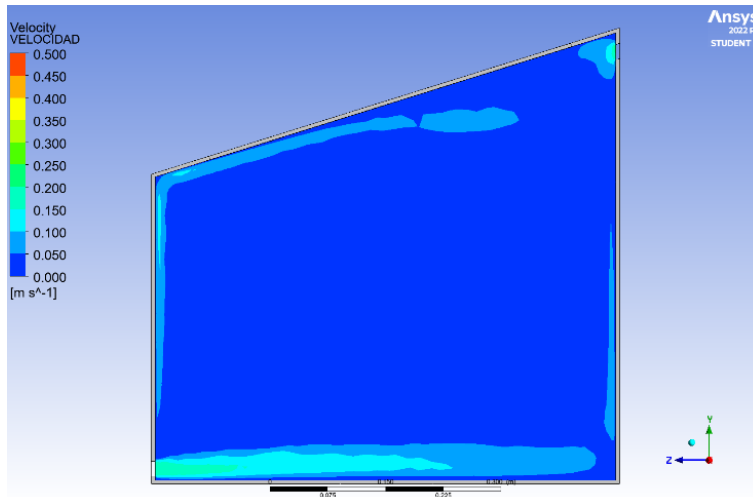


Fig. 4. 14. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.2 m/s

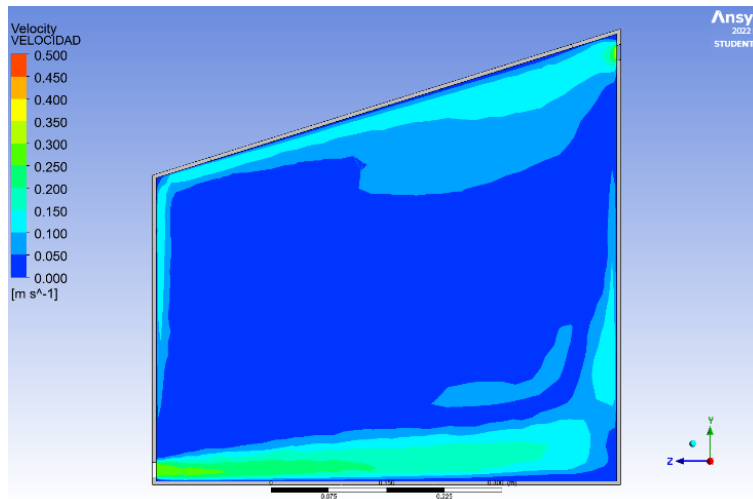


Fig. 4. 15. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.3 m/s

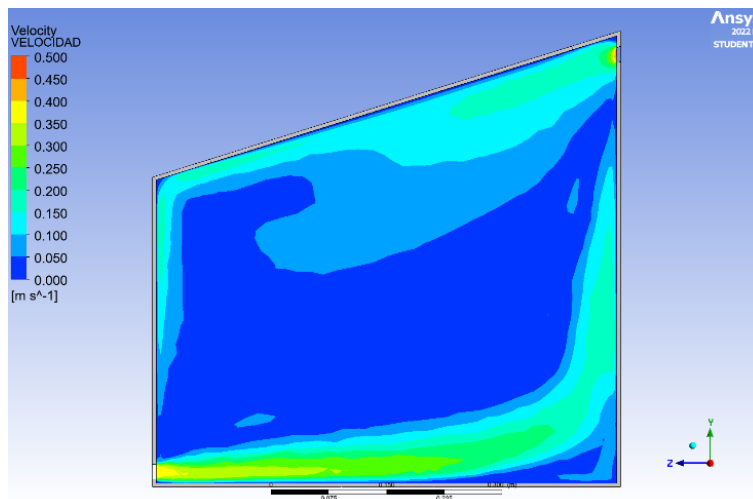


Fig. 4. 16. Velocity profile in the dehydration chamber entry velocity 0.4 m/s

Fig.4.17, graphically represents the correlation between the internal temperature of the dehydration chamber and the air entry velocity, measured in meters per second. This visual representation is crucial for analyzing the impact of air inflow rates on the chamber's thermal environment, offering a clear depiction of how changes in air speed can influence temperature dynamics. From this data, a third-degree polynomial equation is derived, achieving an R^2 value of 0.9988.

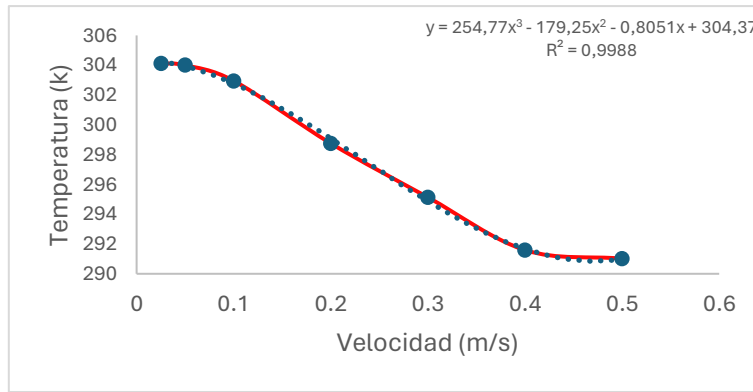


Fig. 4. 17. Temperature in the dehydration chamber vs inlet velocity

Artificial neural network model

Table 3, illustrates that the R^2 values for Temp_up and Temp_down are consistently high, surpassing 0.96 in every dataset. This high R^2 value indicates that the model excellently captures more than 96% of the variability in the upper and lower temperatures, demonstrating a strong model fit. The uniform R^2 values across the training, testing, and experimental sets suggest that the model effectively generalizes to new data while retaining precise prediction capabilities. Additionally, the Mean Squared Error (MSE) for the test data is lower than that for the training and experimental data, suggesting that the test model provides the most accurate predictions. However, the Root Mean Squared Errors for Temp_up and Temp_down differ significantly, with Temp_down being higher in every instance, pointing to less accurate predictions for Temp_down compared to Temp_up despite the overall model accuracy. The consistency in Standard Deviations between the training and test sets for Temp_down also shows the model's robustness against variability in that specific variable. This process is depicted in Fig.4.18.

Table 4. 3. Model error metrics

Error metrics	Temperature	Training	Test	Experimental
R^2	Temp_up	0,9695	0.9712	0.9699
	Temp_down	0.9719	0.9730	0.9710
MSE	Temp_up	7.1380	6.7089	7.0220

	Temp_down	8.2600	8.0880	8.2500
RMSE	Temp_up	2.6715	2.5901	2.6556
	Temp_down	4.4127	4.1111	4.4133
SD	Temp_up	15.3084	15.2582	15.5984
	Temp_down	13.9088	13.8573	13.8934

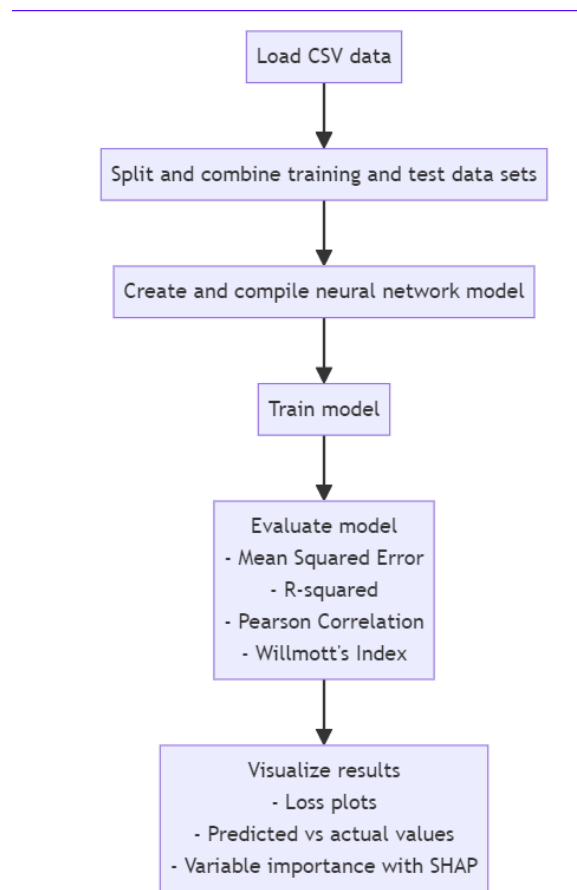


Fig. 4. 18. Neural network training process

In Scatter Fig.4.19, Fig.4.20, and Fig.4.21, the clustering of points near the identity line visually corresponds to the high R^2 values detailed in Table 3. The limited spread around this line, particularly evident in the training and test sets, underscores the model's ability to accurately forecast temperatures across diverse scenarios, a crucial aspect for real-world applicability. Notably, Fig.4.21 highlights Temp_env as the most influential variable, indicating its significant role in the prediction model. This observation is further supported by the Willmott coefficient's value, which stands at 0.999.

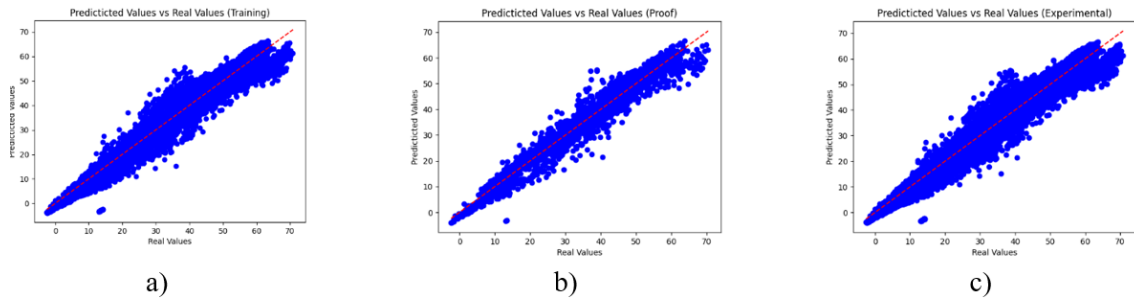


Fig. 4. 19. Plot of the linear regression temperature

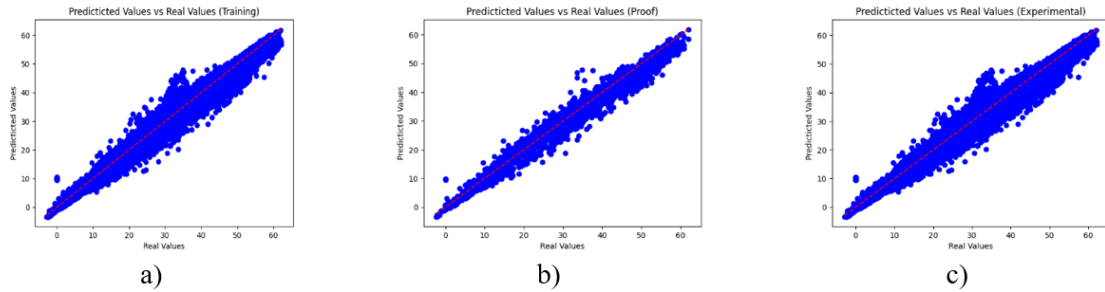


Fig. 4. 20. Plot of the linear regression temperature downwards

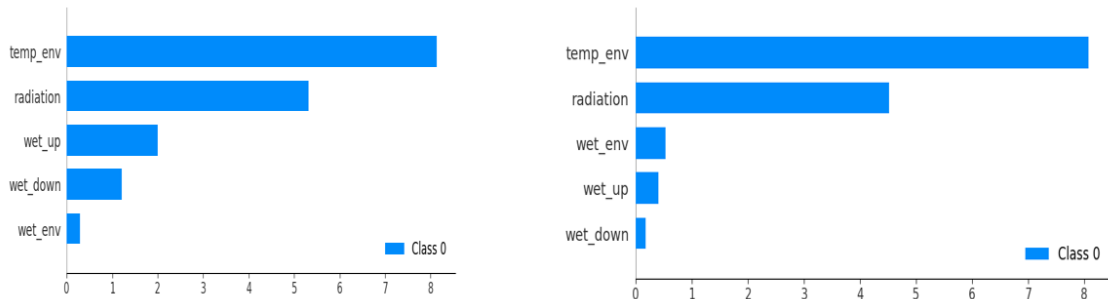


Fig. 4. 21. Average impact on model output magnitude temp_up and tem_down

4.6 DISCUSSION

The simulation of the prototype provides critical data that would require the installation of hundreds of temperature and speed sensors inside the dehydrator to replicate. Given that such an extensive setup is impractical, the dehydrator was instead simulated using ANSYS Student software. To ensure the reliability of the simulation results, the data were validated against measurements taken by a temperature sensor placed within the dehydration chamber. This step confirms that the simulated data closely approximate the actual conditions.

Fig.4.7, Fig.4.8, Fig.4.9, Fig.4.10, and Fig.4.11 indicate a non-uniform distribution of air temperature within the dehydration chamber, effectively highlighting three distinct zones. The lower zone displays air temperatures similar to ambient conditions, the middle zone encompasses the majority of the chamber, and the upper zone is near the air outlet. The temperature in these zones tends to decrease as the altitude increases. This variation in temperature distribution naturally arises due to differences in air density at various temperatures.

Fig.4.12, Fig.4.13, Fig.4.14, Fig.4.15, and Fig.4.16, illustrate that air movement occurs primarily along the walls of the dehydrator, with virtually no air speed in the central region of the chamber, indicating stagnant air in this area. In the dehydration chamber's central part, the warmest air is expected to be at the bottom of the dehydrator. This is due to density differences causing natural air movement: the warmer, less dense air at the bottom rises to the top, facilitating increased air circulation within the dehydrator. This efficient air flow is essential for effective dehydration, necessitating a heat source in the lower part of the dehydrator to maintain this process.

Reviewing Fig.4.17, it's noted that to the left of 0.1 m/s, the curve's slope declines, indicating that decreasing the air speed further does not significantly raise the air temperature. Conversely, to the right of this speed, an increase in air speed correlates with a decrease in temperature. This is because faster-moving air spends less time in the dehydration chamber, resulting in reduced heat transfer.

In this research, a temperature forecasting model was constructed using a single-layer neural network with environmental variables as inputs. The model demonstrated excellent efficacy and accuracy in predicting both the upper and lower temperatures within the dehydration chamber. It underwent validation through various data sets and statistical indicators, including R^2 , Pearson correlation coefficient, Willmott concordance index,

MSE, and RMSE. By combining visual graph analysis with these quantitative evaluations, it is evident that the model possesses strong predictive capabilities for both temperature parameters. The alignment of results across the training, testing, and experimental data sets further indicates that the model is both robust and effectively generalizes to new scenarios.

The clustering of points along the identity line in Fig.4.19 and Fig.4.20 visually represents the high R^2 values noted in Table 3. The minimal dispersion around this line, particularly noticeable in the training and test sets, highlights the model's capability to predict temperatures accurately across a diverse set of conditions. This precision is crucial for the model's practical application in real-world settings.

The findings indicate that the model successfully grasps the intricate interactions between environmental variables and temperature, delivering dependable forecasts for different scenarios. This data can be leveraged to fine-tune design specifications or operational settings, enhancing both performance and efficiency in the dehydration process. Additionally, the model can aid in formulating control strategies for dehydrators, ensuring temperatures stay within the desired range and avoiding excessive heating or cooling. For instance, the model could be paired with a feedback control system that modifies air flow rates or adjusts collector angles in response to anticipated temperature fluctuations.

In summary, the temperature prediction model created in this research serves as a crucial resource for experts and researchers in the domains of solar drying and renewable energy systems. It offers a dependable and precise approach for forecasting temperature levels using environmental factors, facilitating the enhancement of system designs, boosting efficiency, lowering costs, and elevating product quality.

4.5 CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS

A method was established that enabled the simulation of a passive direct solar dehydrator for olive pomace using Computational Fluid Dynamics. This method involved altering

the speeds at which air entered the dehydration chamber. Through this approach, it was feasible to determine the temperatures achieved at various speeds and to observe how the temperature was distributed throughout the chamber. It was found that when the air temperature inside the dehydrator was optimal, the air flow rate was 0.1 m/s.

An ANN model was utilized to analyze and interpret data collected through sensors embedded in the actual prototype. This model leverages advanced computational techniques to establish patterns and relationships within the sensor data, facilitating accurate predictions and insights about the prototype's performance under various operational conditions. The model used input variables such as solar radiation, external and internal ambient temperatures, and humidity levels both outside and inside the dehydration chamber. This analysis revealed that the most significant factors affecting the temperature within the dehydration chamber are solar radiation and the ambient air temperature. Furthermore, a model was developed to enhance the efficiency of the dehydration process. This model utilized error metrics including the correlation coefficient, mean square error, and mean absolute percentage error to gauge its effectiveness.

To enhance the drying rate and thus improve the water extraction process, future studies should consider constructing a heated floor in the drying chamber. This would involve embedding a coil for circulating hot water, sourced from a flat solar collector, within the floor. Such a system would significantly raise the temperature of the material being dried, thereby accelerating the drying process. Additionally, the higher temperature at the bottom of the chamber compared to the top would facilitate natural air circulation, ensuring a more uniform temperature distribution throughout the dehydration chamber.

This research establishes a solid base for in-depth predictive analysis, yet there remains a broad and promising horizon for enhancement and development. Future research

directions include optimizing hyperparameters, investigating more intricate network structures, comparing with other machine learning approaches, advancing methods for model explanation, employing robust cross-validation methods, refining data preprocessing techniques, and incorporating new data sources. Additionally, understanding the time-related dependencies of the data, as well as exploring approaches for deploying and monitoring models in operational settings, are essential areas for further study. These initiatives will not only improve the utility and precision of the current model but also deepen our comprehension of the complex systems being modeled, thereby unlocking new prospects for predictive analytics across diverse fields.

4.6 REFERENCES

- Albuquerque, J. A., González, J., Tortosa, G., Baddi, G. A., & Cegarra, J. (2009). Evaluation of “olive pomace” composting based on organic matter degradation, humification and compost quality. *Biodegradation*, *20*(2), 257–270. <https://doi.org/10.1007/S10532-008-9218-Y/TABLES/9>
- Amouri, R., & Belhamri, A. (2022). CFD investigations on the behavior of a solar dryer used for medicinal herbs dehydration under climatic conditions of Constantine, Algeria. *Materials Today: Proceedings*, *51*, 2123–2130. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.12.475>
- Anand, S., Mishra, D. P., & Sarangi, S. K. (2020). CFD supported performance analysis of an innovative biomass dryer. *Renewable Energy*, *159*, 860–872. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.06.039>
- ANSYS. (2023a). *Ansys Fluent Theory Guide* (2023 R1).
- ANSYS. (2023b). *Ansys Fluent Tutorial Guide* (2023 R1).
- Benhamza, A., Boubekri, A., Atia, A., Hadibi, T., & Arıcı, M. (2021). Drying uniformity analysis of an indirect solar dryer based on computational fluid dynamics and image

- processing. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 47, 101466.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101466>
- Cabrera-Escobar, J., Vera, D., Jurado, F., & Cabrera-Escobar, R. (2024). CFD investigation of the behavior of a solar dryer for the dehydration of olive pomace. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 46(1), 902–917.
<https://doi.org/10.1080/15567036.2023.2292242>
- Cruz-Peragón, F., Palomar, J. M., & Ortega, A. (2006). Ciclo energético integral del sector oleícola en la provincia de Jaén (España). *Grasas y Aceites*, 57(2), 219–228.
<https://doi.org/10.3989/GYA.2006.V57.I2.41>
- García-Maraver, A., Zamorano, M., Ramos-Ridao, A., & Díaz, L. F. (2012). Analysis of olive grove residual biomass potential for electric and thermal energy generation in Andalusia (Spain). *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 745–751.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.040>
- Getahun, E., Delele, M. A., Gabbiye, N., Fanta, S. W., Demissie, P., & Vanierschot, M. (2021). Importance of integrated CFD and product quality modelling of solar dryers for fruits and vegetables: A review. *Solar Energy*, 220, 88–110.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.03.049>
- Ghilardi, C., Sanmartin Negrete, P., Carelli, A. A., & Borroni, V. (2020). Evaluation of olive mill waste as substrate for carotenoid production by *Rhodotorula mucilaginosa*. *Bioresources and Bioprocessing*, 7(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/S40643-020-00341-7/FIGURES/5>
- Hussain, F., Jaskulski, M., Piatkowski, M., & Tsotsas, E. (2022). CFD simulation of agglomeration and coalescence in spray dryer. *Chemical Engineering Science*, 247, 117064. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.117064>

- Kaveh, M., Chayjan, R. A., Golpour, I., Poncet, S., Seirafi, F., & Khezri, B. (2021). Evaluation of exergy performance and onion drying properties in a multistage semi-industrial continuous dryer: Artificial neural networks (ANNs) and ANFIS models. *Food and Bioprocess Technology*, *127*, 58–76. <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.02.010>
- Khadir, M. T., Khadir, M. T., & Khadir, M. T. (2021). *Artificial Neural Networks in Food Processing: Modelling and Predictive Control*. <https://doi.org/10.1515/9783110646054>
- Khodabandeh, E., Rozati, S. A., Joshaghani, M., Akbari, O. A., Akbari, S., & Toghraie, D. (2019). Thermal performance improvement in water nanofluid/GNP–SDBS in novel design of double-layer microchannel heat sink with sinusoidal cavities and rectangular ribs. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, *136*(3), 1333–1345. <https://doi.org/10.1007/s10973-018-7826-2>
- Lama-Muñoz, A., Rubio-Senent, F., Bermúdez-Oria, A., Fernández-Bolaños, J., Prior, Á. F., & Rodríguez-Gutiérrez, G. (2019). The use of industrial thermal techniques to improve the bioactive compounds extraction and the olive oil solid waste utilization. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, *55*, 11–17. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2019.05.009>
- Liu, Q., Iqbal, M. F., Yang, J., Lu, X., Zhang, P., & Rauf, M. (2021). Prediction of chloride diffusivity in concrete using artificial neural network: Modelling and performance evaluation. *Construction and Building Materials*, *268*, 121082. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.121082>
- Lopez-Garcia, T. B., Coronado-Mendoza, A., & Domínguez-Navarro, J. A. (2020). Artificial neural networks in microgrids: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *95*, 103894. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103894>

- Mavani, N. R., Ali, J. M., Othman, S., Hussain, M. A., Hashim, H., & Rahman, N. A. (2022). Application of Artificial Intelligence in Food Industry—a Guideline. *Food Engineering Reviews*, *14*(1), 134–175. <https://doi.org/10.1007/s12393-021-09290-z>
- Mellalou, A., Riad, W., Bacaoui, A., & Outzourhit, A. (2023). Impact of the greenhouse drying modes of two-phase olive pomace on the energy, exergy, economic and environmental (4E) performance indicators. *Renewable Energy*, *210*, 229–250. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.04.074>
- Meziane, S. (2011). Drying kinetics of olive pomace in a fluidized bed dryer. *Energy Conversion and Management*, *52*(3), 1644–1649. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.10.027>
- Misha, S., Abdullah, A. L., Tamaldin, N., Rosli, M. A. M., & Sachit, F. A. (2019). Simulation CFD and experimental investigation of PVT water system under natural Malaysian weather conditions. *Energy Reports*, *6*, 28–44. <https://doi.org/10.1016/J.EGYR.2019.11.162>
- Mondal, S., Dutta, S., Pande, P., & Naik-Nimbalkar, V. (2022). Intensify staple fibre drying by optimizing air distribution in multistage convective dryer using CFD. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, *173*, 108807. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cep.2022.108807>
- Soberón, L. F., Carelli, A. A., González, M. T., & Ceci, L. N. (2019). Method for phenol recovery from “olive pomace”: numerical optimization and predictive model. *European Food Research and Technology*, *245*(8), 1641–1650. <https://doi.org/10.1007/s00217-019-03269-1>
- Tegenaw, P. D., Gebrehiwot, M. G., & Vanierschot, M. (2019a). On the comparison between computational fluid dynamics (CFD) and lumped capacitance modelling for the

- simulation of transient heat transfer in solar dryers. *Solar Energy*, 184, 417–425.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.04.024>
- Tegenaw, P. D., Gebrehiwot, M. G., & Vanierschot, M. (2019b). On the comparison between computational fluid dynamics (CFD) and lumped capacitance modelling for the simulation of transient heat transfer in solar dryers. *Solar Energy*, 184, 417–425.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.04.024>
- Tian, S., Arshad, N. I., Toghraie, D., Eftekhari, S. A., & Hekmatifar, M. (2021). Using perceptron feed-forward Artificial Neural Network (ANN) for predicting the thermal conductivity of graphene oxide-Al₂O₃/water-ethylene glycol hybrid nanofluid. *Case Studies in Thermal Engineering*, 26, 101055.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.csite.2021.101055>
- Tu, Q., Ma, Z., & Wang, H. (2023). Investigation of wet particle drying process in a fluidized bed dryer by CFD simulation and experimental measurement. *Chemical Engineering Journal*, 452, 139200. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cej.2022.139200>
- Vera-Candeas, D. (2013). *Generación eléctrica distribuida y aprovechamiento de los residuos de la industria del olivar*. 217. <http://ruja.ujaen.es/jspui/handle/10953/557>
- Xamán, J., & Gijón-Rivera, M. (2013). *Dinámica de fluidos computacional para ingenieros*. 418.

CAPÍTULO 5. PRINCIPALES RESULTADOS Y DISCUSION INTEGRADA,
CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1 PRINCIPALES RESULTADOS Y DISCUSION INTEGRADA

En esta sección se presentan los principales hallazgos a los que se llegaron en los artículos que son parte de esta investigación.

En el artículo *Simulation of an active indirect hybrid dehydrator using ANSYS software*, los principales resultados del estudio incluyen la estabilización de la malla alrededor de 20,000 elementos como tamaño óptimo para del deshidratador en ANSYS, se resalta que un aumento en el tamaño de la malla no genera cambios significativos en la respuesta pero incrementa el costo computacional; la eficiencia del sistema se ve influenciada por el rango de temperatura, la inclinación del colector y el flujo de aire, se constató que el sistema híbrido tiene la capacidad de disminuir el consumo de gas propano líquido hasta un 20% en comparación con un sistema exclusivamente a gas, además de lograr una temperatura de deshidratación de 65°C mediante el prototipo con circulación forzada de aire y resistencias eléctricas.

En el artículo *CFD investigation of the behavior of a solar dryer for the dehydration of olive pomace*, se logra determinar la curva de secado del alperujo de aceituna, observando una reducción significativa en el porcentaje de humedad, así como la curva del valor calorífico inferior y un análisis elemental de una muestra de alperujo. Además, se identifica la altura óptima de la cámara de deshidratación.

En el artículo *Simulation of a passive direct solar dehydrator of olive pomace using CFD and deep Learning*, los principales resultados incluyen el desarrollo de un modelo de predicción de temperatura utilizando una red neuronal artificial y factores ambientales como variables de entrada, con altos coeficientes de correlación y concordancia, la capacidad del modelo para predecir con precisión las temperaturas en diversas condiciones. Además, se encuentra la velocidad óptima de entrada del aire a la cámara de deshidratación que permite obtener condiciones óptimas para la deshidratación.

Al integrar estos hallazgos, se evidencia el potencial de las técnicas de simulación basadas en CFD y aprendizaje profundo para optimizar el diseño y operación de los secadores solares, mejorando la eficiencia energética y la efectividad en la deshidratación del alperujo de aceituna. Los resultados de estos estudios colectivamente ofrecen una guía práctica para el diseño y mejora de sistemas de deshidratación solar, resaltando la importancia de considerar una gama de variables técnicas y operativas en el desarrollo de soluciones más sostenibles y eficientes para la industria del procesamiento de alimentos.

5.2 CONCLUSIONES

Se implemento una metodología que combina CFD y Deep Learning para la optimización de prototipo de deshidratador solar de alperujo. Esta metodología a permitido identificar los parámetros operacionales óptimos, destacando la importancia crítica de la velocidad de entrada del aire y la altura de la cámara de deshidratación en la eficiencia global del sistema.

La simulación mediante CFD del prototipo de deshidratador solar de alperujo, permitió encontrar cual es la velocidad optima de entrada del aire a la cámara de deshidratación, dentro del rango de velocidades previamente establecido.

La simulación mediante CFD del prototipo de deshidratador solar de alperujo, permitió encontrar la altura optima de la cámara de deshidratación, que permita tener las temperaturas adecuadas para el proceso de deshidratación.

El análisis de datos mediante Deep Learning permitió determinar que la temperatura y radiación solar son las variables que mayor influencia tienen en la temperatura de la cámara de deshidratación.

Se logro determinar un modelo predictivo para la temperatura dentro de la cámara de deshidratación, mediante el análisis de los datos obtenidos por sensores instalados en el prototipo y el uso de Deep Learning

5.3 TRABAJOS FUTUROS

Existen varias aristas en las que se podría trabajar en investigaciones futuras que ayuden a mejorar el proceso de deshidratación del alperujo, se propone las siguientes:

- Se podría evaluar la viabilidad de integrar tecnologías adicionales que permitan almacenar energía para que el deshidratador pueda funcionar en horas en las que no existe radiación solar.
- Investigar la viabilidad de escalar el uso de secadores solares para la deshidratación de alperujo de aceituna a nivel industrial, considerando aspectos económicos, técnicos y ambientales

CURRICULUM VITAE

DATOS PERSONALES:

Nombre: José Omar Cabrera Escobar

Fecha de Nacimiento: 19 de enero de 1991

TÍTULOS ACADÉMICOS

-Ingeniero Mecánico, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (agosto de 2014).

-Magister en Diseño Mecánico mención en Fabricación de Autopartes de Vehículos (septiembre de 2017).

-Master Universitario en Ingeniería Matemática y Computación (junio de 2021).

ARTÍCULOS CIENTÍFICOS EN JOURNAL CITATION REPORTS

Cabrera Escobar, J. O., Jurado, F., & Vera, D. (2021). Simulation of an active indirect hybrid dehydrator using ANSYS software. *Enfoque UTE*, 12(4), pp. 29 - 44.

<https://doi.org/10.29019/enfoqueute.771>

Cabrera-Escobar, J., Vera, D., Jurado, F., & Cabrera-Escobar, R. (2024). CFD investigation of the behavior of a solar dryer for the dehydration of olive pomace. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 46(1), 902–917.

<https://doi.org/10.1080/15567036.2023.2292242>

Cabrera-Escobar, J., Vera, D., Jurado, F., Córdova-Suárez, M., Santillán-Valdiviezo, G., Rodríguez-Orta, A., & Cabrera-Escobar, R. (2024). Optimization of olive pomace dehydration process through the integration of computational fluid dynamics and deep learning. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 46(1), 4756–4776. <https://doi.org/10.1080/15567036.2024.2331563>