

Predicción Mediante Redes Neuronales (ANN) de los Parámetros de Diseño y Fabricación por Estereolitografía Enmascarada (MSLA) de Scaffolds Sometidos a Cargas de Compresión

Brayan Sebastian Najar-Gomez¹, Carlos Alberto Narváez-Tovar²

¹UNSCaffold, Departamento de Ingeniería Mecánica y Mecatrónica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia, Sede Bogotá, Colombia. Email: bnajarg@unal.edu.co

²UNSCaffold, Departamento de Ingeniería Mecánica y Mecatrónica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Colombia, Sede Bogotá, Colombia. Email: canarvaezt@unal.edu.co

Resumen

En el proceso de diseño de un scaffold se debe tener en cuenta que las propiedades físicas y mecánicas deben guardar similitud con respecto al tejido a reconstruir, sin embargo, estas propiedades presentan una gran dependencia con respecto al proceso de fabricación empleado. En el presente trabajo, se ha implementado un esquema predictivo inverso, mediante redes neuronales (ANN), con el propósito de predecir parámetros de proceso y diseño para la fabricación de scaffolds por estereolitografía enmascarada (MSLA), teniendo en cuenta la resistencia a fluencia y módulo elástico a compresión como variables de entrada al modelo predictivo. Se propusieron diferentes arquitecturas de ANN con ayuda de algoritmos de ajuste de hiperparámetros. Se determinaron las arquitecturas con la mejor capacidad predictiva, y finalmente, se realizó un entrenamiento exhaustivo del modelo para mejorar la calidad de las predicciones. Se lograron obtener modelos con un error absoluto medio (MAE) por debajo de 0.25.

Palabras clave: Estereolitografía enmascarada, manufactura aditiva, redes neuronales artificiales, resistencia a compresión, scaffolds

Abstract

In the scaffold design process, it is essential to consider that the physical and mechanical properties should be like those of the repaired tissue. However, these properties are highly dependent on the employed manufacturing process. In this study, an inverse predictive scheme using Artificial Neural Networks (ANN) was implemented to predict the process and design parameters for the additive manufacturing of scaffolds by masked stereolithography (MSLA), considering the required yield strength and compressive elastic modulus as input variables for the predictive model. Different ANN architectures were proposed with the help of hyperparameter tuning algorithms. The architectures with the best predictive capacity were determined, and exhaustive training of the model was conducted to improve the quality of the predictions. Models with a mean absolute error (MAE) below 0.27 were achieved.

Keywords: Masked stereolithography, additive manufacturing, artificial neural networks, compression strength, scaffolds.

1. Introducción

Los scaffolds deben tener propiedades físicas, mecánicas, morfológicas, entre otras, que favorezcan la migración celular para la reparación del tejido, y corresponden a variables de su diseño [1]. Por ejemplo, los scaffolds para la regeneración de tejidos

óseos requieren de una resistencia a compresión similar a la del hueso [2].

Uno de los métodos empleados para la fabricación de scaffolds es la manufactura aditiva (AM). Recientes investigaciones señalan que procesos aditivos de fotopolimerización, como lo es la estereolitografía

(SLA), el procesamiento digital de luz (DLP) y la estereolitografía enmascarada (MSLA), ofrecen resultados satisfactorios para la construcción de scaffolds [3] - [7]. Cada proceso se caracteriza por el método empleado para que ocurra la fotopolimerización. Por ejemplo, al usar un láser se habla de SLA; si se implementa un proyector de luz, corresponde al proceso DLP; y, por último, para MSLA, la fuente de luz es originada por un arreglo de luces LED que es enmascarada por una pantalla LCD [8].

Una de las características de los procesos de fotopolimerización, corresponde a la capacidad de adicionar alturas de capa desde 20 micras para la construcción de las piezas [9], adicionalmente, permiten generar geometrías con un elevado nivel de detalle, complejas y reproducibles, como es el caso de las superficies mínimas periódicas triples [10].

Con estos procesos se ha logrado cargar la resina fotocurable con partículas en suspensión de hidroxiapatita, de tal forma que luego de la fabricación aditiva, se realiza un proceso de sinterizado para obtener un scaffold de material completamente cerámico [11] - [18]. Adicionalmente, en trabajos previos se ha destacado el uso de la tecnología DLP para la obtención de scaffolds con resistencia a compresión similares al tejido óseo nativo [14], así como un buen desempeño en la regeneración ósea en pruebas in vivo [15].

Sin embargo, una característica inherente de los procesos de AM corresponde a la dependencia de las propiedades mecánicas con respecto a los parámetros de fabricación [15] - [20]. Emplear herramientas de simulación para la estimación de propiedades mecánicas de materiales fabricados aditivamente puede ser una tarea compleja debido a la anisotropía y la no homogeneidad inherente al proceso de fabricación [25]. Para la determinación de las propiedades mecánicas reales de una pieza tras su fabricación, es frecuente recurrir a mediciones experimentales las cuales implican la fabricación de las probetas, y la ejecución de ensayos mecánicos que suelen ser costosos [26], [27].

Una alternativa consiste en la aplicación de modelos de inteligencia artificial, como por ejemplo las ANN, con el propósito de predecir los efectos de los parámetros del proceso de fabricación, sobre las propiedades físicas y mecánicas de las piezas fabricadas por AM [28] - [30]. Por otro lado, luego de la creación del modelo, es usual incluir algoritmos de optimización para encontrar los parámetros óptimos de fabricación para maximizar o minimizar el desempeño de una propiedad de la pieza fabricada [31] - [35]. No obstante, la mayoría de los esfuerzos

se han enfocado en la predicción de propiedades mecánicas o físicas de las piezas fabricadas por AM.

Por ejemplo, en la referencia [36] se planteó un esquema de predicción inverso, es decir, se hizo la predicción de la piscina de fusión (propiedad física) a través de parámetros del proceso fusión de lecho de polvos, como lo son la velocidad de escaneo y la potencia del láser; allí se logró obtener una exactitud de predicción del 99.9 % con una arquitectura de 4 capas ocultas 64 – 48 – 32 -16.

Las propiedades mecánicas de los scaffolds fabricados por MSLA, son dependientes de los parámetros de fabricación, así como de parámetros de diseño de la celda. Por tal razón, en el presente trabajo se plantearon diferentes arquitecturas de redes neuronales a través de optimizadores de hiperparámetros, se seleccionó la arquitectura con la mejor capacidad predictiva y se obtuvo un modelo que fuera capaz de predecir parámetros de diseño y fabricación por tecnología MSLA, donde las variables de entrada corresponden al módulo elástico (E) y el esfuerzo de fluencia (S_y) del scaffold que se desea diseñar y fabricar.

2. Metodología

Para la construcción de las arquitecturas de redes neuronales se cuenta con una base de datos previamente generada por el semillero de investigación UNScaffold de la Universidad Nacional de Colombia. La base de datos se generó teniendo en cuenta un diseño experimental Taguchi L9, los niveles de cada uno de los factores se detallan en la Tabla 2-1. Se realizaron ensayos de compresión sobre scaffolds fabricados con resina estándar transparente mediante MSLA, y se determinó el módulo elástico (E) y el esfuerzo de fluencia al 0.1% (S_y) de acuerdo con la norma ASTM D695. Cada experimento se repitió 3 veces, por lo tanto, se obtuvo un total de 27 observaciones. Las características o variables predictoras corresponden a E y S_y , mientras que las variables a predecir son dos parámetros de diseño y un parámetro de proceso: tamaño de la celda (CS), offset (O) y espesor de capa (LT).

Para la definición de arquitecturas se implementaron algoritmos de optimización de hiperparámetros como los son GridSearchCV (GSCV) y RandomizedSearchCV (RSCV). Se realizó la búsqueda del número óptimo de capas ocultas y neuronas en cada capa; el espacio de búsqueda comprendía desde 1 hasta 3 capas ocultas y un máximo de 20 neuronas en cada capa. Adicionalmente, se utilizó el escalado MinMaxScaler tanto con las variables de entrada como con las variables de salida de los modelos. Con los algoritmos

de optimización se seleccionaron las arquitecturas que presentaran el error absoluto medio (MAE) más bajo. Para garantizar la generalización de los resultados se implementaron técnicas de validación cruzada con una división de 5 particiones. Los hiperparámetros adicionales se fijaron de acuerdo con el valor que se muestra en la Tabla 2-2.

Tabla 2-1. Factores y niveles del diseño experimental Taguchi L9

Factores	Unidad	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3
Tamaño de la celda (CS)	mm	1.5	1.75	2
Compensación (O)	mm	0	-0.1	-0.2
Espesor de capa (LT)	mm	0.03	0.05	0.1

Fuente: Elaboración propia

Tabla 2-2. Hiperparámetros definidos para entrenamiento de las ANN

Hiperparámetros	
Optimizador	Adam
Taza de aprendizaje	0.001
Función de activación en capas ocultas	ReLU
Función de activación en capa de salida	Linear
Función de pérdida	MSE
Métrica	MAE
Tamaño de lote	12
Épocas	25

Fuente: Elaboración propia

3. Resultados

3.1. Optimización de hiperparámetros

3.1.1. GridSearchCV (GSCV)

Al implementar GSCV se definió un espacio de búsqueda para cada capa de 1 a 20 neuronas, sin embargo, para el caso de arquitecturas con 3 capas ocultas se estableció un paso de 2 neuronas con el objetivo de disminuir la cantidad de entrenamientos necesarios. Por lo tanto, para 1 capa oculta hay 20 combinaciones posibles, para 2 capas ocultas, 400; y para 3 capas ocultas 1000 combinaciones. Teniendo en cuenta que se implementó validación cruzada con 5

particiones, se entrenaron 1420 arquitecturas diferentes, para un total de 7100 entrenamientos.

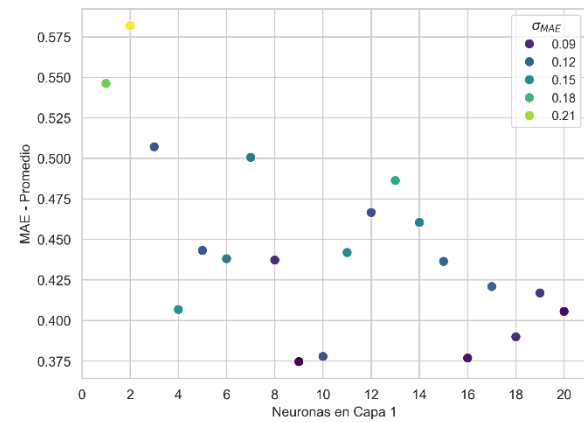


Figura 3-1. Número de neuronas para arquitecturas con 1 capa oculta empleando GSCV.

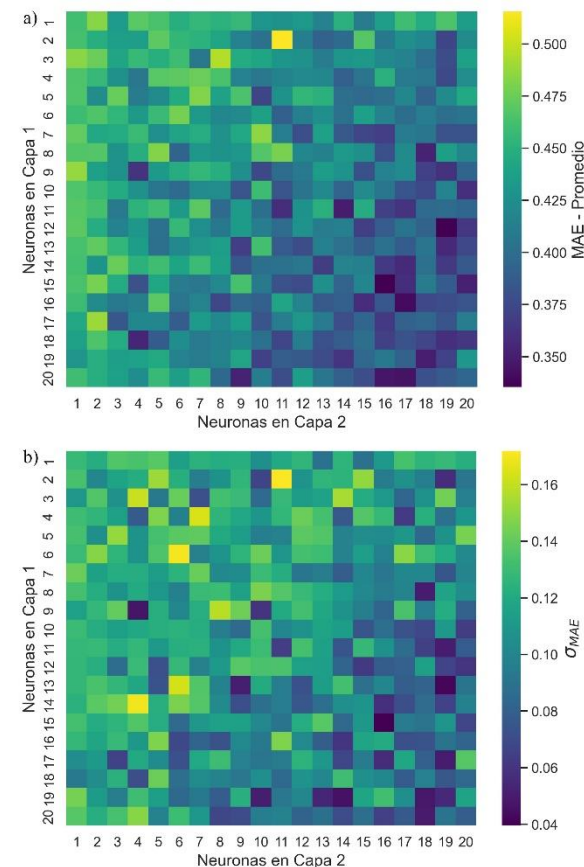


Figura 3-2. Número de neuronas para arquitecturas con 2 capas oculta empleando GSCV.

En la Figura 3-1 se muestra el valor promedio del MAE con su respectiva desviación estándar (σ_{MAE}) en escala de colores para la arquitectura con 1 capa oculta. Para el caso de 2 capas ocultas el valor medio del MAE se observa en la Figura 3-2a y su desviación estándar en la Figura 3-2b. Finalmente, para 3 capas ocultas se cuenta con un espacio tridimensional donde

cada eje representa el número de neuronas en una de las capas, se logra visualizar el valor medio del MAE en la Figura 3-3a y su desviación estándar en la Figura 3-3b.

Para el caso de 1 capa oculta el mejor modelo encontrado consta de 9 neuronas, un resultado similar se encontró para el caso de 16 neuronas, pues el valor promedio del MAE estuvo por debajo de 0.377 y σ_{MAE} cercana a los 0.09. Por el contrario, el modelo con el rendimiento más bajo fue el de 2 neuronas, pues el valor medio del MAE estuvo por encima de 0.575. Adicionalmente, se puede apreciar una tendencia en la que, a mayor número de neuronas, se obtiene un menor valor del MAE.

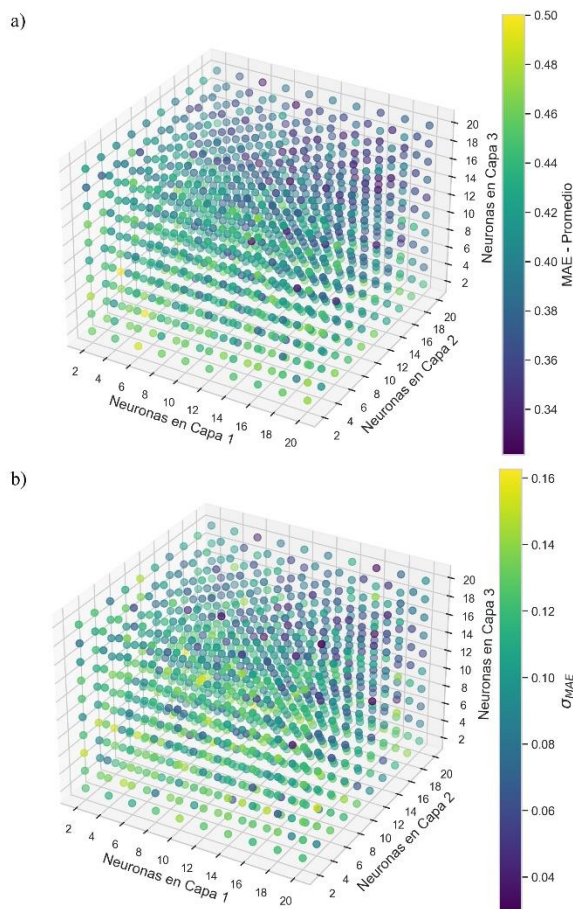


Figura 3-3. Número de neuronas para arquitecturas con 3 capas oculta empleando GSCV, a) MAE promedio, con su respectiva b) σ_{MAE} .

Cuando se observan las arquitecturas con 2 capas ocultas, el mejor modelo consta de 12 neuronas en la capa oculta 1 y 19 neuronas en la capa oculta 2, con un MAE promedio de 0.335. Por otro lado, para el caso de 3 capas ocultas, con un MAE promedio de 0.322, se tiene la arquitectura de 12 – 8 – 12 neuronas en cada capa respectivamente. Por lo tanto, se logra identificar que el valor del MAE promedio tiende a ser bajo para arquitecturas con 2 y 3 capas ocultas con

número de neuronas elevados, de igual manera, para este tipo de arquitecturas, la σ_{MAE} se encuentra en rangos de 0.04 a 0.08, lo que implica que las arquitecturas encontradas son robustas y el entrenamiento del modelo no se ve influenciado por la partición de datos de entrenamiento y validación. Una de las ventajas de emplear GSCV implica que se realiza una búsqueda sobre todo el dominio definido de hiperparámetros, sin embargo, a mayor cantidad de hiperparámetros a optimizar, así como su rango, mayor será el tiempo de cómputo.

3.1.2. RandomizedSearchCV (RSCV)

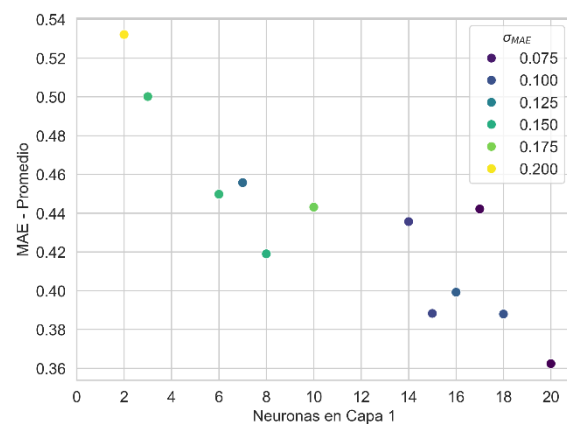


Figura 3-4. Número de neuronas para arquitecturas con 1 capa oculta empleando RSCV.

Una de las alternativas de GSCV corresponde al método RSCV, en el cual se realiza una búsqueda aleatoria de hiperparámetros sobre el dominio definido, esto implica que se puede definir un espacio de búsqueda aún más grande con el fin de seleccionar aleatoriamente las combinaciones posibles de hiperparámetros. Al aplicar RSCV se definió el espacio de búsqueda descrito en la sección 2, por lo tanto, para el caso de arquitecturas con 3 capas ocultas, se entrenaron arquitecturas que no fueron entrenadas en la sección 3.1.1. Por otro lado, para arquitecturas con únicamente 1 capa oculta, se solicitaron 12 combinaciones de hiperparámetros, mientras que para arquitecturas con 2 y 3 capas ocultas se solicitaron 240 y 700 combinaciones respectivamente, de igual manera, al emplear validación cruzada se entrenaron 952 modelos diferentes, para un total de 4760 entrenamientos.

La Figura 3-4 detalla los resultados obtenidos con RSCV para 1 capa oculta. Se identifica la misma tendencia con respecto a la Figura 3-1, es decir, a mayor número de neuronas, menor es el MAE promedio. Para este caso, el mejor MAE fue de 0.362 y σ_{MAE} de 0.066, para 20 neuronas en la capa oculta 1.

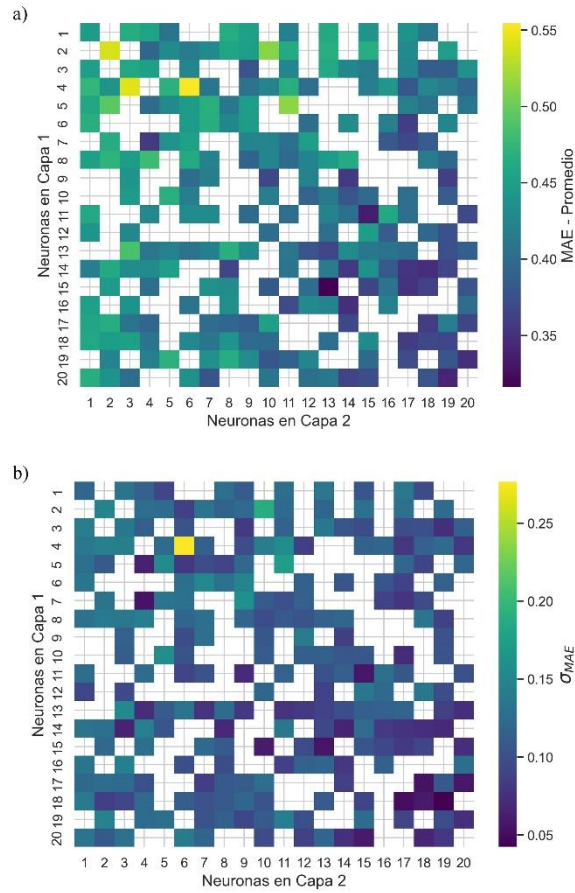


Figura 3-5. Número de neuronas para arquitecturas con 2 capas oculta empleando RSCV, a) MAE promedio, con su respectiva b) σ_{MAE} .

Tabla 3-1. Mejores arquitecturas de las capas ocultas encontradas por HTA

Modelo	HTA	Arquitectura	MAE	σ_{MAE}
1	GSCV	9	0.375	0.069
2	GSCV	12 - 19	0.335	0.066
3	GSCV	12 - 8 - 12	0.322	0.066
4	RSCV	20	0.362	0.066
5	RSCV	15 - 13	0.316	0.055
6	RSCV	17 - 17 - 17	0.325	0.062

Fuente: Elaboración propia

En la Figura 3-5a se detallan los resultados para el caso de la arquitectura con 2 capas ocultas. Dado que solo se probaron 240 modelos de 400 posibles combinaciones, se evidencia que el mapa de calor tiene regiones sin información en comparación al emplear GSCV en la Figura 3-2. La mejor arquitectura con 2 capas ocultas es de 15 neuronas para la capa oculta 1 y 13 neuronas para la capa oculta 2.

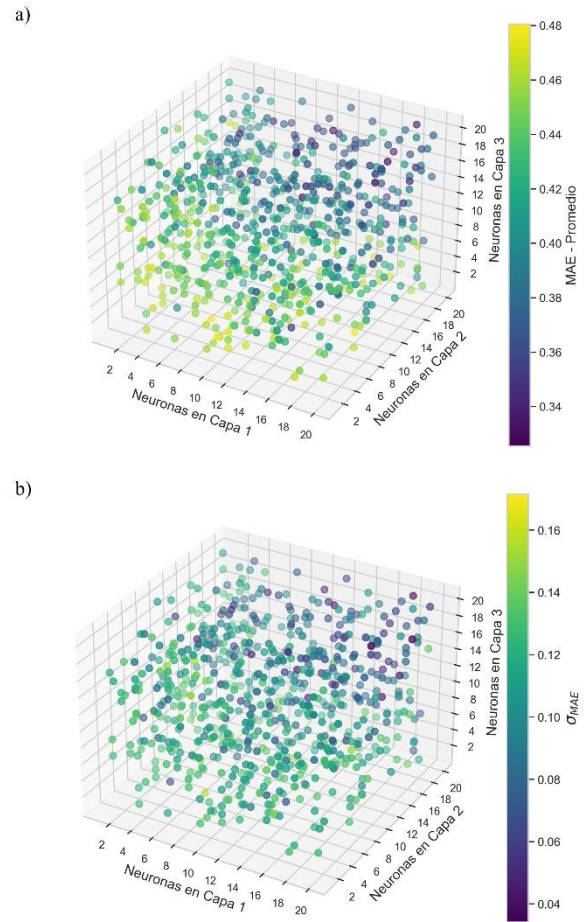


Figura 3-6. Número de neuronas para arquitecturas con 3 capas oculta empleando RSCV, a) MAE promedio, con su respectiva b) σ_{MAE} .

Finalmente, los resultados para las arquitecturas con 3 capas ocultas se muestran en Figura 3-6a y Figura 3-6b. En este caso solo se tomaron en cuenta 700 combinaciones posibles, pues al emplear GSCV en el mismo espacio de búsqueda, se tendrían que probar 8000 modelos diferentes. Se observa que las arquitecturas con menor MAE y σ_{MAE} corresponden a arquitecturas con más de 10 neuronas en cada una de sus capas ocultas.

En la Tabla 3-1 se observan las mejores arquitecturas encontradas por los algoritmos de optimización de hiperparámetros (HTA). Las arquitecturas con 2 y 3 capas ocultas presentan un MAE similar, por lo que se podría seleccionar cualquiera de estas arquitecturas para realizar un entrenamiento exhaustivo. Sin embargo, la arquitectura que presentó los mejores resultados consta de 2 capas ocultas de la forma 15 - 13, obtenida por RSCV, con un valor promedio de MAE igual a 0.316 y σ_{MAE} de 0.055.

3.2. Entrenamiento de la ANN con mejor desempeño

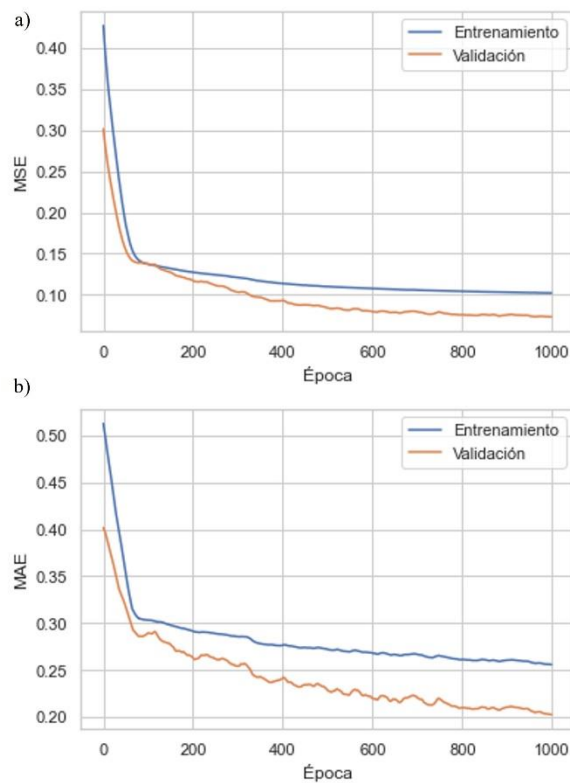


Figura 3-7. Entrenamiento de la arquitectura con capas ocultas 15 - 13 a) función de pérdida y b) MAE.

Una vez seleccionada la arquitectura, se incrementó a 1000 épocas de entrenamiento, adicionalmente, se implementó una tasa de aprendizaje decreciente con la función `InverseTimeDecay()`, donde se fijó una tasa inicial de 0.001 y un factor de decaimiento de 0.5 cada 500 épocas. Los demás hiperparámetros, así como la función de pérdida y las métricas son iguales a las expuestas en la tabla Tabla 2-2. Por último, de las 27 observaciones, se empleó el 70% para entrenamiento y el porcentaje restante para validación.

En la Figura 3-7a y Figura 3-7b se observa la función de pérdida y el MAE con respecto a las épocas de entrenamiento respectivamente. Dado que para 200 épocas los errores de MSE y MAE disminuyen significativamente, indica que la ANN está aprendiendo de manera efectiva, adicionalmente, los errores de validación son menores que los de entrenamiento, lo cual puede indicar que no hay un sobreajuste significativo en los datos. Por otro lado, luego de 600 épocas se observa una estabilización de los errores por debajo de 0.1 y 0.25 para MSE y MAE respectivamente, lo que se interpreta como la capacidad máxima de aprendizaje del modelo con los datos proporcionados.

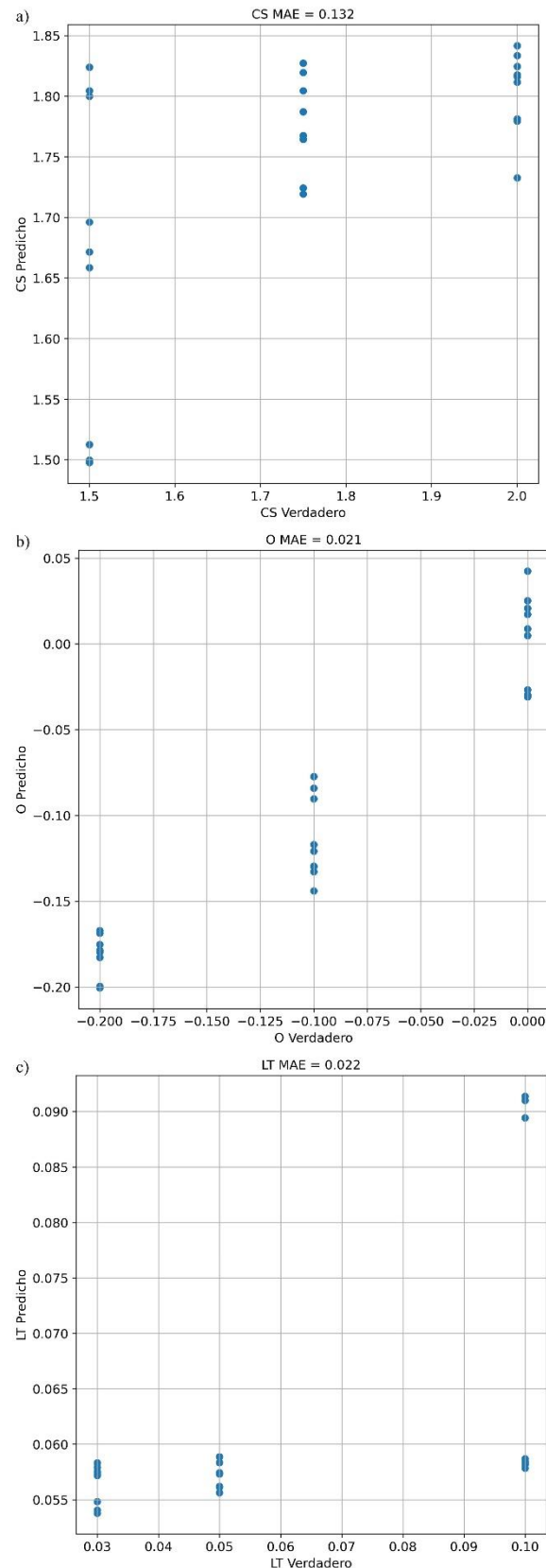


Figura 3-8. Predicciones y MAE de a) CS, b) O y c) LT.

Luego del entrenamiento, se empleó el modelo para hacer predicciones sobre la base de datos que se tenía,

de esta manera se comparó el valor verdadero con respecto al valor predicho. En la Figura 3-8 se observa el comportamiento de las predicciones con respecto al valor esperado, idealmente, los puntos de cada una de las figuras deberían estar cerca a la diagonal. De la misma manera, en la parte superior de cada figura se observa el MAE para cada variable.

La variable O presenta el MAE más bajo con un valor de 0.021 mm, mientras que CS presenta un MAE de 0.132 mm, siendo la variable con el error más alto, por último, LT tiene un MAE similar al de O, con un valor de 0.022 mm. Al observar las predicciones de CS (Figura 3-8a) se evidencia que para un CS de 1.5 mm, las predicciones se encuentran en un rango de 1.5mm a 1.85 mm, el cual es mucho mayor con respecto a los niveles de 1.75 mm y 2 mm; por otro lado, la mayoría de las predicciones se ubican entre 1.70 mm y 1.85 mm. Un caso similar ocurre con LT, pues las predicciones se encuentran entre 0.055 mm y 0.06 mm, con algunas excepciones en las que si coincide el valor esperado de 0.1 mm. Finalmente, las predicciones de O tienen un mejor comportamiento, y se ajustan alrededor del valor esperado.

4. Conclusiones

Los HTA son herramientas que proporcionan un punto de partida para la selección adecuada de la arquitectura a implementar en un modelo de ANN. Como en el presente trabajo el espacio de búsqueda correspondía a solo 2 hiperparámetros (número de capas ocultas y número de neuronas en cada capa) el algoritmo GSCV es una opción recomendable ya que se logra evaluar la totalidad de combinaciones posibles, sin embargo, al aumentar el espacio de búsqueda se puede implementar RSCV, el cual puede llegar a encontrar combinaciones similares o mejores en comparación con GSCV con una menor cantidad de iteraciones.

Para mejorar los resultados del entrenamiento, se recomienda aumentar el tamaño de la base de datos, de esta manera, es posible que disminuyan los errores y el modelo sea capaz de crear patrones complejos para mejorar la calidad de las predicciones.

Con el modelo de ANN obtenido, con una arquitectura en las capas ocultas de la forma 15 – 13, dado E y S_y del scaffold a diseñar, se lograron obtener predicciones de O y LT con un MAE por debajo de 0.022 mm, mientras que CS presenta el mayor error de predicción. Es recomendable verificar la influencia de los parámetros de diseño y fabricación sobre las propiedades mecánicas del scaffold para comprender las predicciones del modelo.

5. Referencias

- [1] F. Günther, M. Wagner, S. Pilz, A. Gebert, y M. Zimmermann, "Design procedure for triply periodic minimal surface based biomimetic scaffolds", *J Mech Behav Biomed Mater*, vol. 126, p. 104871, feb. 2022, doi: 10.1016/J.JMBBM.2021.104871.
- [2] D. Kong *et al.*, "Design and manufacturing of biomimetic scaffolds for bone repair inspired by bone trabeculae", *Comput Biol Med*, vol. 165, p. 107369, oct. 2023, doi: 10.1016/J.COMPBIOMED.2023.107369.
- [3] D. Dong *et al.*, "Microstructures and mechanical properties of biphasic calcium phosphate bioceramics fabricated by SLA 3D printing", *J Manuf Process*, vol. 81, 2022, doi: 10.1016/j.jmapro.2022.07.016.
- [4] P. Song *et al.*, "DLP fabricating of precision GelMA/HAp porous composite scaffold for bone tissue engineering application", *Compos B Eng*, vol. 244, sep. 2022, doi: 10.1016/j.compositesb.2022.110163.
- [5] C. Schmidleithner, S. Malferrari, R. Palgrave, D. Bomze, M. Schwentenwein, y D. M. Kalaskar, "Application of high resolution DLP stereolithography for fabrication of tricalcium phosphate scaffolds for bone regeneration", *Biomedical Materials (Bristol)*, vol. 14, núm. 4, jun. 2019, doi: 10.1088/1748-605X/ab279d.
- [6] A. Dasan *et al.*, "Up-cycling of LCD glass by additive manufacturing of porous translucent glass scaffolds", *Materials*, vol. 14, núm. 17, 2021, doi: 10.3390/ma14175083.
- [7] P. Özóg *et al.*, "Engineering of silicone-based blends for the masked stereolithography of biosilicate/carbon composite scaffolds", *J Eur Ceram Soc*, vol. 42, núm. 13, 2022, doi: 10.1016/j.jeurceramsoc.2022.06.057.
- [8] I. Gibson, D. Rosen, y B. Stucker, *Additive manufacturing technologies: 3D printing, rapid prototyping, and direct digital manufacturing, second edition*. 2015. doi: 10.1007/978-1-4939-2113-3.
- [9] Z. chen Zhang, P. lun Li, F. ting Chu, y G. Shen, "Influence of the three-dimensional printing technique and printing layer thickness on model accuracy", *Journal of Orofacial Orthopedics*, vol. 80, núm. 4, 2019, doi: 10.1007/s00056-019-00180-y.
- [10] Y. Yao, W. Qin, B. Xing, N. Sha, T. Jiao, y Z. Zhao, "High performance hydroxyapatite ceramics and a triply periodic minimum surface structure fabricated by digital light processing 3D printing", *Journal of Advanced Ceramics*, vol. 10, núm. 1, 2021, doi: 10.1007/s40145-020-0415-4.

- [11] J. H. Kang *et al.*, “Mechanical and biological evaluation of lattice structured hydroxyapatite scaffolds produced via stereolithography additive manufacturing”, *Mater Des*, vol. 214, p. 110372, feb. 2022, doi: 10.1016/J.MATDES.2021.110372.
- [12] C. Feng *et al.*, “Additive manufacturing of hydroxyapatite bioceramic scaffolds: Dispersion, digital light processing, sintering, mechanical properties, and biocompatibility”, *Journal of Advanced Ceramics*, vol. 9, núm. 3, pp. 360–373, jun. 2020, doi: 10.1007/S40145-020-0375-8/METRICS.
- [13] F. Baines *et al.*, “Digital light processing stereolithography of hydroxyapatite scaffolds with bone-like architecture, permeability, and mechanical properties”, *Journal of the American Ceramic Society*, vol. 105, núm. 3, 2022, doi: 10.1111/jace.17843.
- [14] H. Liang, Y. Wang, S. Chen, Y. Liu, Z. Liu, y J. Bai, “Nano-Hydroxyapatite Bone Scaffolds with Different Porous Structures Processed by Digital Light Processing 3D Printing”, *Int J Bioprint*, vol. 8, núm. 1, 2022, doi: 10.18063/IJB.V8I1.502.
- [15] H. Zhang, H. Zhang, Y. Xiong, L. Dong, y X. Li, “Development of hierarchical porous bioceramic scaffolds with controlled micro/nano surface topography for accelerating bone regeneration”, *Materials Science and Engineering: C*, vol. 130, p. 112437, nov. 2021, doi: 10.1016/J.MSEC.2021.112437.
- [16] H. K. Lim *et al.*, “3D-printed ceramic bone scaffolds with variable pore architectures”, *Int J Mol Sci*, vol. 21, núm. 18, 2020, doi: 10.3390/ijms21186942.
- [17] D. Mondal *et al.*, “mSLA-based 3D printing of acrylated epoxidized soybean oil - nano-hydroxyapatite composites for bone repair”, *Materials Science and Engineering C*, vol. 130, 2021, doi: 10.1016/j.msec.2021.112456.
- [18] P. Navarrete-Segado, M. Tourbin, C. Frances, y D. Grossin, “Masked stereolithography of hydroxyapatite bioceramic scaffolds: From powder tailoring to evaluation of 3D printed parts properties”, *Open Ceramics*, vol. 9, 2022, doi: 10.1016/j.oceram.2022.100235.
- [19] R. Brighenti, L. Marsavina, M. P. Marghitas, M. Montanari, A. Spagnoli, y F. Tatar, “The effect of process parameters on mechanical characteristics of specimens obtained via DLP additive manufacturing technology”, *Mater Today Proc*, vol. 78, pp. 331–336, ene. 2023, doi: 10.1016/J.MATPR.2023.01.092.
- [20] P. Yadav, S. Dev, I. Hussain, y R. Kumar, “Evaluation of additive manufacturing process parameters for improved mechanical properties of thermoplastic parts”, *Mater Today Proc*, dic. 2022, doi: 10.1016/J.MATPR.2022.12.150.
- [21] S. S. Biriaie, M. Nouari, H. Ben Boubaker, y P. Laheurte, “Effect of additive manufacturing process parameters on the titanium alloy microstructure, properties and surface integrity”, *Procedia CIRP*, vol. 108, núm. C, pp. 811–816, ene. 2022, doi: 10.1016/J.PROCIR.2022.03.126.
- [22] I. Valizadeh, T. Tayyarian, y O. Weeger, “Influence of process parameters on geometric and elasto-visco-plastic material properties in vat photopolymerization”, *Addit Manuf*, vol. 72, p. 103641, jun. 2023, doi: 10.1016/J.ADDMA.2023.103641.
- [23] A. W. Gebisa y H. G. Lemu, “Influence of 3D Printing FDM Process Parameters on Tensile Property of ULTEM 9085”, *Procedia Manuf*, vol. 30, pp. 331–338, ene. 2019, doi: 10.1016/J.PROMFG.2019.02.047.
- [24] A. M. Khorasani, I. Gibson, U. S. Awan, y A. Ghaderi, “The effect of SLM process parameters on density, hardness, tensile strength and surface quality of Ti-6Al-4V”, *Addit Manuf*, vol. 25, pp. 176–186, ene. 2019, doi: 10.1016/J.ADDMA.2018.09.002.
- [25] D. S. Nagaraju, R. L. Krupakaran, C. Sripadh, G. Nitin, y G. Joy Joseph Emmanuel, “Mechanical properties of 3D printed specimen using FDM (Fused deposition modelling) and SLA (Stereolithography) technologies”, *Mater Today Proc*, oct. 2023, doi: 10.1016/J.MATPR.2023.09.223.
- [26] Q. Alsandi *et al.*, “Evaluation of mechanical and physical properties of light and heat polymerized udma for dlp 3d printer”, *Sensors*, vol. 21, núm. 10, 2021, doi: 10.3390/s21103331.
- [27] Y. Zhao, K. Zhao, Y. Li, y F. Chen, “Mechanical characterization of biocompatible PEEK by FDM”, *J Manuf Process*, vol. 56, 2020, doi: 10.1016/j.jmapro.2020.04.063.
- [28] D. Veeman, S. Sudharsan, G. J. Surendhar, R. Shanmugam, y L. Guo, “Machine learning model for predicting the hardness of additively manufactured acrylonitrile butadiene styrene”, *Mater Today Commun*, vol. 35, p. 106147, jun. 2023, doi: 10.1016/J.MTCOMM.2023.106147.
- [29] R. Joy, J. Jude Kuzhivelil, R. Kannan, S. Sivan P.P., y M. M. Mohammed, “ANN modelling of additively manufactured carbon fibre integrated ABS”, *Mater Today Proc*, vol. 72, pp. 3137–3143, ene. 2023, doi: 10.1016/J.MATPR.2022.10.004.

- [30] H. Hassanin, Y. Alkendi, M. Elsayed, K. Essa, y Y. Zweiri, “Controlling the Properties of Additively Manufactured Cellular Structures Using Machine Learning Approaches”, *Adv Eng Mater*, vol. 22, núm. 3, mar. 2020, doi: 10.1002/adem.201901338.
- [31] W. Alhaddad, M. He, Y. Halabi, y K. Yahya Mohammed Almajhali, “Optimizing the material and printing parameters of the additively manufactured fiber-reinforced polymer composites using an artificial neural network model and artificial bee colony algorithm”, *Structures*, vol. 46, pp. 1781–1795, dic. 2022, doi: 10.1016/j.istruc.2022.10.134.
- [32] J. Giri, P. Shahane, S. Jachak, R. Chadge, y P. Giri, “Optimization of fdm process parameters for dual extruder 3d printer using artificial neural network”, en *Materials Today: Proceedings*, Elsevier Ltd, 2021, pp. 3242–3249. doi: 10.1016/j.matpr.2021.01.899.
- [33] P. L. Narayana *et al.*, “Optimization of process parameters for direct energy deposited Ti-6Al-4V alloy using neural networks”, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 114, núm. 11–12, pp. 3269–3283, 2021, doi: 10.1007/s00170-021-07115-1.
- [34] M. S. Saad, A. Mohd Nor, I. Abd Rahim, M. A. Syahrudin, y I. Z. Mat Darus, “Optimization of FDM process parameters to minimize surface roughness with integrated artificial neural network model and symbiotic organism search”, *Neural Comput Appl*, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07370-7.
- [35] M. Shirmohammadi, S. J. Goushchi, y P. M. Keshtiban, “Optimization of 3D printing process parameters to minimize surface roughness with hybrid artificial neural network model and particle swarm algorithm”, *Progress in Additive Manufacturing*, vol. 6, núm. 2, pp. 199–215, may 2021, doi: 10.1007/s40964-021-00166-6.
- [36] M. Zhao, H. Wei, Y. Mao, C. Zhang, T. Liu, y W. Liao, “Predictions of Additive Manufacturing Process Parameters and Molten Pool Dimensions with a Physics-Informed Deep Learning Model”, *Engineering*, vol. 23, pp. 181–195, abr. 2023, doi: 10.1016/J.ENG.2022.09.015.