

ỨNG DỤNG ANN ĐỂ DỰ ĐOÁN ĐỘ CHÍNH XÁC KÍCH THƯỚC CỦA MẪU ĐÚC ĐƯỢC CHẾ TẠO BẰNG CÔNG NGHỆ IN 3D LCD

APPLYING ANN TO PREDICTE THE DIMENSIONAL ACCURACY OF CASTING SAMPLE FABRICATED USING 3D LCD PRINTING TECHNOLOGY

Huỳnh Hữu Nghị, Đinh Thành Luân, Bùi Trọng Hiếu*

Khoa Cơ khí, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh

TÓM TẮT

Việc ứng dụng công nghệ in 3D để chế tạo mẫu cho quá trình đúc mẫu chảy (Investment Casting – IC) mang lại nhiều lợi ích do giúp rút ngắn quy trình, tiết kiệm thời gian và chi phí. Đây cũng là lĩnh vực đang được các nhà khoa học trong và ngoài nước quan tâm nghiên cứu. Một trong những vấn đề quan trọng là sai số kích thước của mẫu đúc do hiện tượng biến dạng, co rút trong quá trình chế tạo mẫu. Bài báo này trình bày quá trình sử dụng phương pháp mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN) để dự đoán độ chính xác kích thước của mẫu đúc được chế tạo bằng công nghệ in 3D sử dụng vật liệu nhựa lỏng (3D Printing Resin) theo công nghệ LCD (Liquid Crystal Display). Quá trình quy hoạch được thiết kế theo quy hoạch đối xứng dạng B (Face-centered Central composite design – FCCCD) gồm 32 mẫu. Mẫu được chế tạo bằng vật liệu Anycubic Dental Castable Resin, một loại vật liệu giống sáp được sử dụng để đúc các sản phẩm trong nha khoa. Kết quả cho thấy mô hình dự đoán được xây dựng là phù hợp, có mối liên quan chặt chẽ với dữ liệu đầu ra với sai lệch giữa kết quả dự đoán với kết quả thực nghiệm (MAE) là 0,0425.

Từ khóa: IC; LCD; FCCCD; Thông số công nghệ.

ABSTRACT

The application of 3D printing technology to create samples for the investment casting process (Investment Casting - IC) brings many benefits because it helps shorten the process, saving time and costs. This is also an area that is being researched by domestic and foreign scientists. One of the important issues is the dimensional error of the cast sample due to deformation and shrinkage during the sample manufacturing process. This article presents the process of using the artificial neural network (Artificial Neural Network – ANN) method to predict the dimensional accuracy of cast sample fabricated using 3D printing technology, using liquid plastic materials (3D Printing Resin) based on LCD (Liquid Crystal Display) technology. The planning process is designed according to symmetrical plan type B (Face-centered Central composite design – FCCCD) including 32 models. The model is made of Anycubic Dental Castable Resin, a wax-like material used to cast dental products. The results show that the built prediction model is suitable, has a close relationship with the output data with the difference between predicted results and experimental results (MAE) being 0.0425.

Keywords: IC; LCD; FCCCD; Technology parameter.



1. GIỚI THIỆU

Công nghệ bồi đắp vật liệu (Additive Manufacturing – AM) hay còn được gọi là công nghệ in 3D là một trong những công nghệ tiên tiến và nhiều tiềm năng nhất của thế kỷ 21. Công nghệ này đang phát triển mạnh mẽ và được sử dụng rộng rãi ở nhiều lĩnh vực khác nhau trong đó có lĩnh vực IC. Công nghệ AM có thể giúp rút ngắn quy trình chế tạo mẫu đúc bằng sáp so với các phương pháp truyền thống. Việc quan tâm, sử dụng AM cho lĩnh vực IC bắt đầu ngay từ khi công nghệ này được phát triển. Điều này được thể hiện trong tác phẩm trình bày quá trình sử dụng SLA cho đúc nhanh (Rapid Casting – RC) được thực hiện bởi Paul F. Jacobs đầu năm 1992 [1], trong đó có một số nghiên cứu điển hình về việc chế tạo các mẫu đúc bằng công nghệ SLA (Stereolithography) để thay thế cho mẫu sáp trong quá trình sản xuất đơn chiếc. Một số nhà nghiên cứu [2-4] đã trình bày kết quả nghiên cứu của họ trong việc tìm ra ảnh hưởng của các thông số công nghệ đến độ ổn định kích thước của mẫu sáp. Morwood và cộng sự [5] đã nghiên cứu và tìm ra phương pháp sử dụng mẫu sáp đặc ở khoảng nhiệt độ thấp, có độ cứng vừa phải để đảm bảo độ co rút tối thiểu của mẫu sáp. Trong giai đoạn tạo khuôn, Bates và cộng sự [6] đã trình bày việc sử dụng một loại vật liệu phủ là hỗn hợp giữa zircon và vữa để kiểm soát độ dày của khuôn. Bên cạnh đó, Singh và cộng sự [7], và Kumar và cộng sự [8] đã sử dụng kết quả này kết hợp với các yếu tố khác để nghiên cứu về quá trình tạo khuôn đúc mẫu chảy. Trong giai đoạn đúc, Okhuysen và cộng sự [9] đã báo cáo nghiên cứu về hiện tượng sai lệch kích thước có thể xảy ra khi đúc các mẫu bằng vật liệu hợp kim khác nhau. Harste và Schwerdtfeger [10] đã đo độ co rút của thép trong quá trình đông đặc và làm nguội, đồng thời xác định ảnh hưởng của hàm lượng cacbon đến độ co rút.

Ảnh hưởng của nhiệt độ rót đến độ chính xác kích thước đã được nghiên cứu bởi Farhangi và cộng sự [11] và Seidu và Onigbajumo [12], kết quả nghiên cứu đã xác định rằng việc tăng nhiệt độ rót sẽ làm tăng hiện tượng biến dạng. Về việc ứng dụng công nghệ AM trong việc chế tạo mẫu đúc, Huỳnh Hữu Nghị và cộng sự [13] đã chỉ ra hai vấn đề chính đối với quá trình đúc nhanh đó là sự nứt vỡ của vỏ khuôn trong quá trình nung và các mẫu bị cháy không hoàn toàn sẽ để lại tro và giải phóng các sản phẩm phụ có tác dụng ăn mòn ảnh hưởng đến vỏ khuôn. Trong nghiên cứu, các tác giả đã sử dụng ba thông số gồm số lớp vỏ, mật độ điền đầy và kiểu điền đầy để xác định ảnh hưởng của chúng đến lượng tro còn lại. Các mẫu thử ABS được chế tạo bằng công nghệ FDM. Nhựa ABS được sử dụng vì nó có nhiệt độ cháy cao và thường được sử dụng trong sản xuất công nghiệp. Sau đó, các tác giả đã huấn luyện mạng ANN để dự đoán kết quả của các thử nghiệm và so sánh với kết quả dự đoán theo phương pháp Taguchi bằng cách sử dụng sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE). Kết quả cho thấy sự tương tác giữa mật độ điền đầy và kiểu điền đầy, kiểu điền đầy và số lớp vỏ là quan trọng nhất đối với lượng phần trăm của phần tro còn lại trong khuôn. Phân tích MAPE giữa kết quả dự đoán của phương pháp Taguchi và phương pháp ANN cho thấy rằng phương pháp ANN đáng tin cậy hơn. Bên cạnh đó, nhóm tác giả cũng đề xuất cần cải thiện thêm một vài khía cạnh trong quy trình thực nghiệm. Muslim Mukhtarkhanov, Asma Perveen và Didier Talamona [14] đã xem xét tình trạng hiện tại của công nghệ AM sử dụng vật liệu nhựa lỏng trong sản xuất bằng phương pháp IC. Các tác giả kết luận rằng công nghệ SLA là một công cụ tốt để sản xuất cả khuôn mẫu và dụng cụ, vốn là những yếu tố chính của ngành công nghiệp IC. Bài báo này cũng đã trình bày một vấn đề cần được khắc phục là độ giãn nở nhiệt cao của các loại nhựa

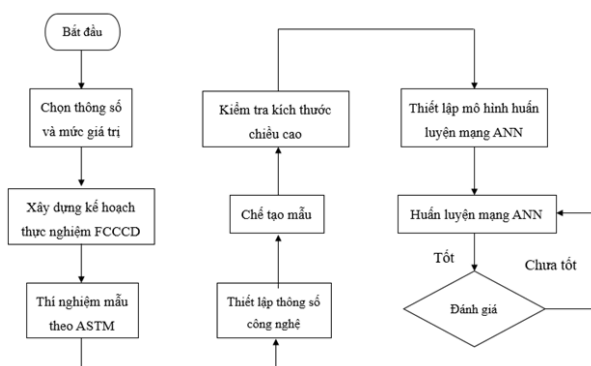
đôi khi gây nứt vỡ khuôn.

Quá trình khảo sát các nghiên cứu trên cho thấy, việc ứng dụng công nghệ in 3D để chế tạo mẫu đúc mang lại nhiều lợi ích tích cực. Trong quá trình này, độ chính xác kích thước của mẫu là chỉ tiêu quan trọng trong việc đánh giá chất lượng của vật đúc. Mục đích của bài báo nhằm tìm hiểu ảnh hưởng của các thông số công nghệ sử dụng vật liệu nhựa dạng lỏng theo công nghệ LCD và dự đoán độ chính xác kích thước của sản phẩm nhằm giảm thiểu sai số trung gian và tăng chất lượng sản phẩm đúc cuối cùng phục vụ cho quá trình ứng dụng công nghệ in 3D để chế tạo các mẫu đúc tại Việt Nam.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Quy trình thực nghiệm

Để dự đoán độ chính xác kích thước của mẫu đúc được chế tạo bằng công nghệ in 3D LCD. Quy trình thực nghiệm và đánh giá được tiến hành theo lưu đồ được trình bày ở Hình 1.



Hình 1. Lưu đồ quy trình thực nghiệm và đánh giá

2.2. Thông số công nghệ

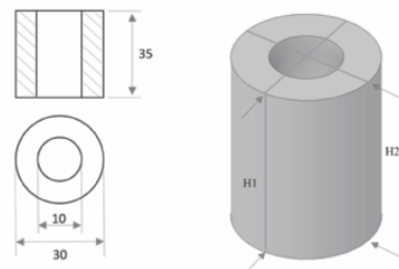
Dựa vào khảo sát các nghiên cứu, các thông số đầu vào được lựa chọn sử dụng trong quá trình thực nghiệm gồm: chiều dày lớp

gian phơi sáng, mật độ điền đầy, chiều dày vỏ và độ phơi sáng lớp cuối. Theo phương pháp FCCCD, với mỗi thông số ta cần lựa chọn giá trị ở hai mức thấp (-1) và cao (1). Mức trung bình (0) của các thông số sẽ là giá trị trung bình giữa hai mức thấp - cao đã được lựa chọn trước đó. Các thông số còn lại nhận mức giá trị trung bình và được giữ không đổi để tiết kiệm thời gian và vật liệu. Giá trị các thông số được chọn vào các công trình nghiên cứu đã công bố và kinh nghiệm vận hành máy của nhóm nghiên cứu. Các thông số và mức giá trị được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1. Thông số và mức giá trị thí nghiệm

Thông số	Kí hiệu	Mã hóa	Đơn vị	Thấp (-1)	Trung Bình (0)	Cao (1)
Chiều dày lớp	A	x1	mm	0,05	0,06	0,07
Thời gian phơi sáng	B	x2	s	20	22	24
Mật độ điền đầy	C	x3	%	20	40	60
Chiều dày vỏ	D	x4	mm	1,5	2	2,5
Độ phơi sáng lớp cuối	E	x5	s	60	70	80

2.3. Mẫu thí nghiệm



Hình 2. Mẫu thử nghiệm và các vị trí đo kích thước (H) của mẫu



Hiện nay vẫn chưa có mẫu thử nghiệm tiêu chuẩn nào được quy định riêng cho lĩnh vực này. Dựa trên các tài liệu tham khảo, nhóm nghiên cứu đề xuất mẫu thử nghiệm có hình dạng là hình trụ rỗng với kích thước như Hình 2. Mẫu được chế tạo trên thiết bị in 3D LCD dòng PhotonS của hãng ANYCUBIC. Vật liệu được sử dụng là nhựa Anycubic Dental Castable Resin dạng lỏng dùng để chế tạo mẫu phục vụ cho quá trình đúc trong nha khoa. Để đo giá trị kích thước, nhóm sử dụng dụng cụ đo là thước kẹp điện tử của hãng INSIZE với độ chính xác thiết bị là $\pm 0,03$ mm.

Thí nghiệm được thiết kế theo phương pháp quy hoạch hỗn hợp đối xứng bậc hai dạng B (Face-centered Central composite design

– FCCCD) là một biến thể của phương pháp CCD [15]. Trong thiết kế này, các điểm sao nằm ở tâm mỗi mặt của không gian giai thừa, do đó $\alpha = \pm 1$. Tổng số thí nghiệm $N = 2^k + 2k$ với thực nghiệm nhân tố toàn phần. Các nhân tố đầu vào được biểu diễn qua phương trình (1):

$$\xi_{ij} = \left(\frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{\Delta x_i} \right) * 2 \quad (1)$$

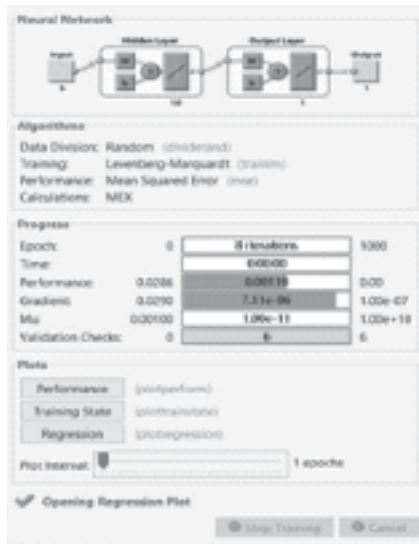
$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{j=1}^2 x_{ij}}{2} \text{ and } \Delta x_i = x_{i2} - x_{i1}; \text{ for } i = 1, 2, 3, \dots, K \text{ and } j = 1, 2.$$

Với ξ_{ij} và $\bar{x}_i$ là giá trị đã được mã hóa và giá trị thực tương ứng của nhân tố thứ i, mức thứ j và k là số lượng nhân tố đầu vào. Ma trận quy hoạch và kết quả thực nghiệm được trình bày trong Bảng 2.

Bảng 2. Ma trận quy hoạch và kết quả thực nghiệm

Mẫu thí nghiệm	Nhân tố mã hóa					Chiều cao H, mm	Mẫu thí nghiệm	Nhân tố mã hóa					Chiều cao H, mm
	x1	x2	x3	x4	x5			x1	x2	x3	x4	x5	
1	-1	-1	-1	-1	1	35,48	17	-1	0	0	0	0	35,31
2	1	-1	-1	-1	-1	35,29	18	1	0	0	0	0	35,28
3	-1	1	-1	-1	-1	35,44	19	0	-1	0	0	0	35,12
4	1	1	-1	-1	1	35,39	20	0	1	0	0	0	35,25
5	-1	-1	1	-1	1	35,47	21	0	0	-1	0	0	35,33
6	1	-1	1	-1	-1	35,44	22	0	0	1	0	0	35,24
7	-1	1	1	-1	-1	35,5	23	0	0	0	-1	0	35,18
8	1	1	1	-1	1	35,42	24	0	0	0	1	0	35,2
9	-1	-1	-1	1	1	35,22	25	0	0	0	0	-1	35,26
10	1	-1	-1	1	-1	35,29	26	0	0	0	0	1	35,25
11	-1	1	-1	1	-1	35,19	27	0	0	0	0	0	35,29
12	1	1	-1	1	1	35,25	28	0	0	0	0	0	35,3
13	-1	-1	1	1	1	35,49	29	0	0	0	0	0	35,31
14	1	-1	1	1	-1	35,27	30	0	0	0	0	0	35,26
15	-1	1	1	1	-1	35,24	31	0	0	0	0	0	35,1
16	1	1	1	1	1	35,15	32	0	0	0	0	0	35,19

2.4. Xây dựng mô hình dự đoán bằng ANN



Hình 3. Thiết lập mạng ANN trên phần mềm Matlab

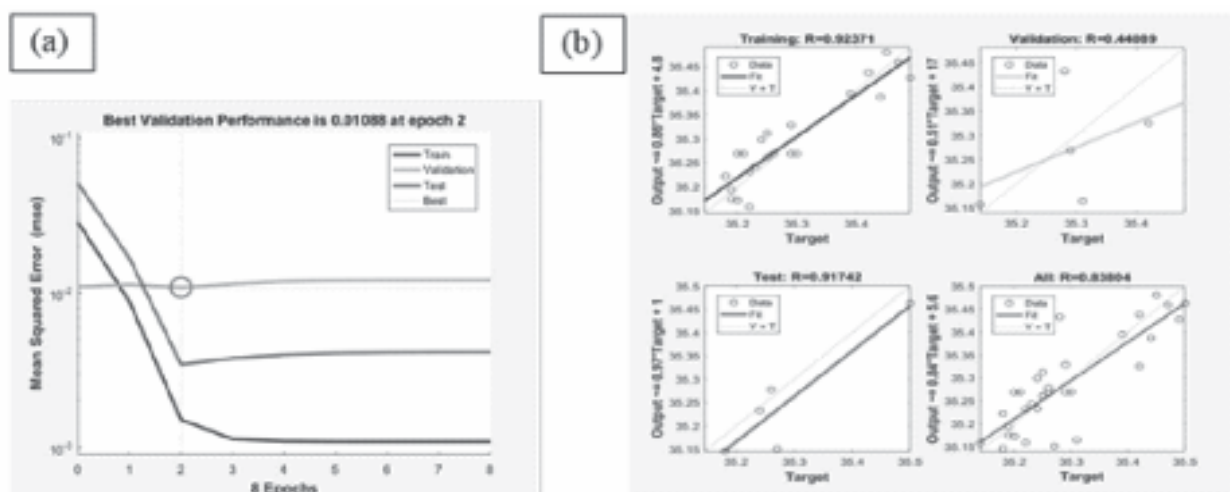
Mô hình ANN được xây dựng với cấu trúc 5-10-1, sử dụng hàm truyền tansig-purelin cùng thuật toán lan truyền ngược Levenberg-Marquardt (LM) để huấn luyện. Cấu trúc mạng được thể hiện như Hình 3. Số liệu thực nghiệm được chia ngẫu nhiên thành các tập dữ liệu như sau: 70% được sử dụng để huấn luyện, 15%

cho việc xác thực và kết thúc sớm đào tạo khi có hiện tượng quá khớp, 15% còn lại để kiểm tra về tính tổng quát.

3. KẾT QUẢ – THẢO LUẬN

Kết quả quá trình huấn luyện mạng sẽ hiển thị sai số bình phương trung bình (Mean Square Error – MSE) và hệ số tương quan (R) của các tập dữ liệu. Đồ thị hình 4.a cho thấy, trong quá trình huấn luyện, giá trị MSE của tập xác thực đạt được giá trị tốt nhất ở lần lặp thứ 2 (epoch 2), sau đó bắt đầu tăng. Vì vậy, kỹ thuật kết thúc sớm đã được sử dụng để tránh hiện tượng quá khớp. Giá trị MSE tốt nhất của tập xác thực thu được là 0,01088. Bên cạnh đó, sai số huấn luyện (đường màu xanh dương) và sai số kiểm tra (đường màu đỏ) đều thấp, nghĩa là kết quả dự đoán rất chính xác.

Đồ thị hồi quy của ANN (Hình 4.b) cho thấy hệ số tương quan R cho quá trình huấn luyện (Training) và kiểm tra (Test) đều rất cao ($R > 0,9$), điều này có nghĩa là mạng được huấn luyện tốt, mô hình dự đoán có mối tương quan rất chặt chẽ với dữ liệu đầu ra.



Hình 4. Đồ thị giá trị MSE của 3 tập số liệu trong huấn luyện mạng (a) và Đồ thị hồi quy của mô hình ANN (b)



* So sánh giữa giá trị thực nghiệm và giá trị dự đoán:

Bảng 3. Bảng so sánh giá trị MAE giữa mô hình ANN và thực nghiệm

Số thứ tự	ANN	Kết quả thực nghiệm	MAE_ANN	Số thứ tự	ANN	Kết quả thực nghiệm	MAE_ANN
1	35,145	35,18	0,034778	17	35,163	35,31	0,14601
2	35,328	35,29	0,03843	18	35,432	35,28	0,152607
3	35,156	35,14	0,01668	19	35,231	35,22	0,011231
4	35,394	35,39	0,004363	20	35,311	35,25	0,061836
5	35,15	35,27	0,119776	21	35,241	35,23	0,01195
6	35,386	35,44	0,053165	22	35,298	35,24	0,058276
7	35,171	35,2	0,028318	23	35,221	35,18	0,041766
8	35,437	35,42	0,017739	24	35,324	35,42	0,095198
9	35,158	35,22	0,061937	25	35,277	35,26	0,017332
10	35,427	35,49	0,062844	26	35,26	35,25	0,010416
11	35,193	35,19	0,00346	27	35,268	35,29	0,021248
12	35,462	35,5	0,037333	28	35,268	35,3	0,031248
13	35,174	35,19	0,015818	29	35,268	35,21	0,058751
14	35,459	35,47	0,010775	30	35,268	35,26	0,008751
15	35,232	35,24	0,007388	31	35,268	35,2	0,068751
16	35,48	35,45	0,03018	32	35,268	35,29	0,021248
MAE			0,042488				

Để đánh giá độ chính xác của mô hình dự đoán, nhóm sử dụng sai số tuyệt đối trung bình (Mean Absolute Error – MAE) giữa bộ dữ liệu của phương pháp ANN với dữ liệu thực nghiệm. MAE đo độ lớn trung bình của các lỗi trong một tập hợp các dự đoán mà không cần xem xét hướng của chúng, đó là giá trị trung bình trên mẫu thử nghiệm về sự khác biệt tuyệt đối giữa dự đoán và quan sát thực tế, trong đó tất cả khác biệt riêng lẻ có trọng số bằng nhau. Giá trị MAE được tính dựa theo công thức [16]:

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

Trong đó:

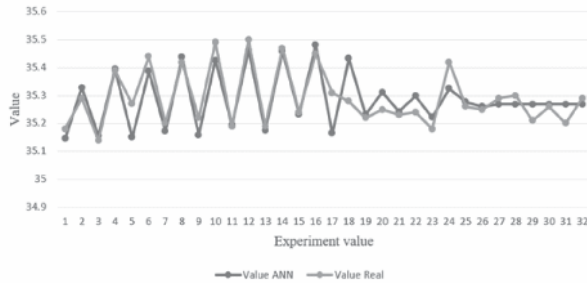
y là giá trị quan sát thực tế;

$\hat{y}_i$ là giá trị dự đoán;

N là tổng số thực nghiệm.

Kết quả tính toán được thể hiện trong Bảng 3.

Kết quả tính toán độ lệch chuẩn của mô hình dự đoán theo ANN so với giá trị thực tế là 0,0424 cho thấy mô hình ANN có khả năng dự báo tốt đối với độ chính xác kích thước của mẫu đúc được chế tạo bằng công nghệ in 3D LCD.



Hình 5. So sánh giá trị thực và giá trị dự đoán bằng phương pháp ANN

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, các tác giả đã sử dụng mô hình ANN để dự đoán độ chính xác kích thước của mẫu đúc được chế tạo bằng công nghệ in 3D LCD với 5 thông số công nghệ đầu vào gồm: chiều dày lớp, thời gian phơi sáng, mật độ điện dày, chiều dày vỏ và độ phơi sáng lớp cuối với ba mức giá trị. Kết quả cho thấy các thông số này có ảnh hưởng lớn đến chất lượng sản phẩm LCD và mô hình ANN có khả năng dự đoán tốt với độ sai lệch so với giá trị thực nghiệm thấp. Điều này cho thấy khả năng ứng dụng mô hình này để dự đoán cho các chỉ tiêu chất lượng quan trọng khác như: độ nhám bề mặt, các đặc tính cơ học của sản phẩm in 3D LCD nói riêng và các công nghệ in 3D khác nói chung.

Lời cảm ơn:

Nghiên cứu được tài trợ bởi Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh (ĐHQG-HCM) trong khuôn khổ đề tài mã số C2021-20-01.❖

Ngày nhận bài: 28/10/2023

Ngày phản biện: 20/11/2023

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Jacobs, P.F., *Rapid Prototyping & Manufacturing: Fundamentals of Stereolithography*, Society of Manufacturing Engineers: Dearborn, MI, USA, 1992; ISBN 0872634256.
- [2]. S. Wang et. al., *A Study of Investment Casting with Plastic Patterns*, Materials and Manufacturing Processes, vol 25, pp 1482-1488, 2010.
- [3]. Robert K. et. al., *Formulations, development and characterization techniques of investment casting patterns*, Reviews in Chemical Engineering, 2018.
- [4]. Paweł Zmarzły et. al., *Design guidelines for plastic casting using 3D printing*, Journal of Engineered Fibers and Fabrics, 2020.
- [5]. Morwood et al., *Contraction of investment cast H13 tool steel real time measurement*, Int J Cast Metal Res, vol 12, pp 457-467, 2000.
- [6]. Bates CE et. al., *Casting Technologies to Improve the Dimensional Accuracy of Thin-Walled Iron Casting*, Transactions of the American Foundry Society, vol 109, pp 1163-1172, 2001.
- [7]. Singh J. et. al., *Dimensional accuracy and surface finish of biomedical implant fabricated as rapid IC for small to medium quantity production*. J Manuf Process, vol. 25, pp 201-211, 2017.
- [8]. Kumar P. et. al., *Investigations on dimensional accuracy of the components prepared by hybrid investment casting*. J Manuf Process, vol 20, pp 525-533, 2015.
- [9]. Okhuysen VF et. al., *Tooling allowance practices in the investment casting industry*. Investment Casting Institute - 46th annual technical meeting, Orlando, pp.1-17, 1998.
- [10]. Harste K et. al., *Shrinkage of round iron - carbon ingots during solidification and subsequent cooling*. ISIJ Int, vol 43, pp 1011-1020, 2003.
- [11]. Farhangi H. et. al., *Effects of casting process variables on the residual stress in Nibase superalloys*. J Mater Process Tech, vol 153, pp 209-212, 2004.
- [12]. Seidu SO et. al., *Effect of casting wall thickness and pouring temperature on residual stress build up in aluminium 6063 casting*. Leonardo J Sci, vol. 29, pp 148-160, 2016.
- [13]. Nghi Huynh Huu et. al., *Effects of infill, infill patterns and number of perimeter shells on casting patterns fabricated using FDM method*, 4th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD), 2018.
- [14]. Muslim et. al., *Application of Stereolithography Based 3D Printing Technology in Investment Casting*, Micromachines (Basel), 2020.
- [15]. N. H. Lộc, "Quy hoạch và phân tích thực nghiệm", NXB. Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, 2011.
- [15]. V. H. Tiệp, "Machine learning cơ bản", NXB. Khoa học và Kỹ thuật, 2018.
- [16]. A. Alberto Quesada, "5 algorithms to train a neural network". Internet: https://www.neuraldesigner.com/blog/5_algorithms_to_train_a_neural_network (accessed 17/3, 2021).