

DỰ ĐOÁN ĐƯỜNG CONG ỨNG SUẤT UỐN

PREDICTION OF THE BENDING STRESS CURVE

Võ Nguyễn Anh Tú, Nguyễn Văn Sơn, Hoàng Trọng Nghĩa, Tạ Nguyễn Minh Đức*

Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh

Email: 22144226@student.hcmute.edu.vn;

sonnv@hcmute.edu.vn;

ngiahtr@hcmute.edu.vn;

*ductnm@hcmute.edu.vn

TÓM TẮT

Bài báo trình bày một phương pháp tiên tiến để dự đoán đường cong ứng suất uốn trong các cấu trúc kỹ thuật, sử dụng mô hình tính toán kết hợp với dữ liệu thực nghiệm. Phương pháp này tích hợp các thuật toán học máy và mô phỏng số để phân tích hành vi ứng suất dưới tải trọng uốn. Các thí nghiệm được thực hiện trên các mẫu vật liệu tiêu chuẩn, cho thấy độ chính xác cao trong việc dự đoán điểm gãy và biến dạng. Kết quả chỉ ra rằng mô hình đề xuất vượt trội so với các phương pháp truyền thống về độ tin cậy và hiệu quả tính toán. Nghiên cứu cũng thảo luận các yếu tố ảnh hưởng như đặc tính vật liệu, điều kiện tải trọng và hình học cấu trúc. Phương pháp này có tiềm năng ứng dụng trong thiết kế kỹ thuật và đánh giá độ bền, góp phần nâng cao an toàn và tối ưu hóa chi phí trong các dự án xây dựng và sản xuất.

Từ khóa: Ứng suất uốn; Dự đoán; Học máy; Mô phỏng số; Độ bền vật liệu.

ABSTRACT

The paper presents an advanced method for predicting the bending stress curve in engineering structures, utilizing computational models combined with experimental data. This approach integrates machine learning algorithms and numerical simulations to analyze stress behavior under bending loads. Experiments conducted on standard material samples demonstrate high accuracy in predicting failure points and deformations. Results indicate that the proposed model outperforms traditional methods in reliability and computational efficiency. The study also discusses influencing factors such as material properties, loading conditions, and structural geometry. This method holds potential for applications in engineering design and strength assessment, contributing to enhanced safety and cost optimization in construction and manufacturing projects.

Keywords: Bending stress; Prediction; Machine learning; Numerical simulation; Material strength.

1. TỔNG QUAN

Trong bối cảnh khoa học và kỹ thuật hiện đại, nghiên cứu về độ bền uốn của vật liệu đóng vai trò quan trọng do sự phổ biến của các kết cấu chịu tải trọng uốn trong nhiều ngành công nghiệp, bao gồm hàng không vũ trụ, ô tô, xây dựng và kỹ thuật y sinh [1]. Độ bền uốn không chỉ quyết định khả năng chịu tải và tuổi thọ của vật liệu mà còn ảnh hưởng trực tiếp đến an toàn, hiệu quả kinh tế và độ tin cậy của các hệ thống cơ khí [2]. Sự phát triển của công nghệ in 3D đã mở ra cơ hội mới trong việc chế tạo các chi tiết có cấu trúc phức tạp, chẳng hạn như kết cấu lattice, với độ chính xác và khả năng tùy chỉnh cao [3]. Tuy nhiên, việc dự đoán đường cong ứng suất uốn của các sản phẩm in 3D, đặc biệt là các chi tiết làm từ nhựa, vẫn là một thách thức lớn, đòi hỏi nghiên cứu sâu rộng để tối ưu hóa thiết kế và đảm bảo hiệu suất trong các ứng dụng thực tiễn [4].

Về mặt khoa học, độ bền uốn là một đặc tính cơ học quan trọng, phản ánh khả năng của vật liệu chống lại ứng suất uốn trước khi xảy ra biến dạng hoặc phá hủy [5]. Đối với các sản phẩm in 3D, độ bền uốn phụ thuộc vào nhiều yếu tố, bao gồm hình học cấu trúc, tính chất vật liệu và thông số chế tạo [6]. Công nghệ in 3D quang trùng hợp, sử dụng nhựa lỏng cảm quang để tạo ra các cấu trúc lattice với độ chi tiết cao, mang lại tiềm năng lớn trong việc sản xuất các chi tiết nhẹ, bền và có khả năng tùy chỉnh [7]. Tuy nhiên, sự phức tạp của cấu trúc lattice và tính chất không đồng nhất của nhựa in 3D có thể dẫn đến sự phân bố ứng suất không đều, ảnh hưởng đến hành vi cơ học của vật liệu dưới tải trọng uốn [8].

Về mặt thực tiễn, nghiên cứu độ bền uốn của các sản phẩm in 3D nhựa mang lại nhiều lợi ích, bao gồm cải thiện tuổi thọ kết cấu, tối

ưu hóa công nghệ chế tạo và nâng cao hiệu quả bảo trì trong các ứng dụng công nghiệp [9]. Việc dự đoán chính xác đường cong ứng suất uốn giúp các nhà thiết kế lựa chọn thông số chế tạo phù hợp, giảm thiểu rủi ro hỏng hóc và tối ưu hóa hiệu suất của chi tiết máy [10]. Ngoài ra, nghiên cứu này hỗ trợ phát triển vật liệu tiên tiến và các phương pháp sản xuất hiện đại, từ đó thúc đẩy sản xuất bền vững bằng cách giảm lãng phí vật liệu và chi phí sản xuất [11]. Trong bối cảnh Việt Nam đang đẩy mạnh công nghiệp hóa, việc ứng dụng công nghệ in 3D để chế tạo các chi tiết có độ bền uốn tối ưu không chỉ nâng cao năng lực sản xuất trong nước mà còn giúp các doanh nghiệp cạnh tranh trên thị trường quốc tế [12].

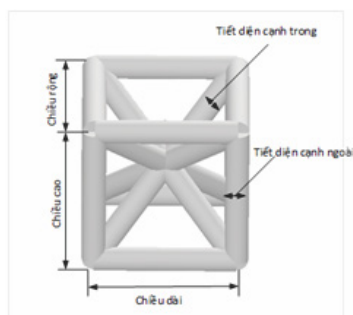
Nghiên cứu này tập trung vào việc dự đoán đường cong ứng suất uốn của các mẫu thử in 3D dạng lattice, được chế tạo bằng công nghệ quang trùng hợp sử dụng nhựa lỏng cảm quang. Các mẫu thử được thiết kế với cấu trúc lattice, một loại cấu trúc lưới với các ô lặp lại, cho phép tối ưu hóa tỷ lệ sức mạnh trên trọng lượng. Phạm vi nghiên cứu giới hạn ở năm thông số chính: chiều cao, chiều dài, chiều rộng, tiết diện cạnh trong và cạnh ngoài của cấu trúc lattice. Những thông số này ảnh hưởng trực tiếp đến độ cứng, khả năng chịu tải và biến dạng uốn của mẫu. Ví dụ, các ô lưới có tiết diện lớn hơn có thể tăng mômen quán tính, từ đó cải thiện khả năng chống uốn, trong khi các ô ngắn hơn tăng độ cứng tổng thể.



Hình 1. Hệ thống in 3D



Phương pháp nghiên cứu kết hợp phân tích lý thuyết, thử nghiệm thực nghiệm và phân tích dữ liệu. Các tài liệu tham khảo được sử dụng để xây dựng cơ sở lý thuyết về hành vi cơ học của cấu trúc lattice dưới tải trọng uốn. Các mẫu thử được chế tạo bằng hệ thống in 3D quang trùng hợp, đảm bảo độ chính xác cao trong việc tái tạo các thông số hình học. Dữ liệu momen uốn được thu thập từ máy thử uốn và phân tích thông qua các biểu đồ để đánh giá độ bền uốn của vật liệu. Ngoài ra, các mô phỏng số, chẳng hạn như phân tích phần tử hữu hạn (FEA), được sử dụng để dự đoán đường cong ứng suất uốn và so sánh với dữ liệu thực nghiệm, từ đó xác định các mối quan hệ giữa thông số đầu vào và hành vi cơ học.



Hình 2. Thông số cell của kết cấu lattice

Kết quả nghiên cứu dự kiến cung cấp cơ sở khoa học để tối ưu hóa thiết kế và sản xuất các chi tiết máy in 3D, đặc biệt là các cấu trúc lattice chịu tải trọng uốn. Những phát hiện này không chỉ hỗ trợ các nhà thiết kế trong việc lựa chọn thông số chế tạo phù hợp mà còn đóng góp vào việc phát triển các tiêu chuẩn kỹ thuật cho các sản phẩm in 3D nhựa. Về mặt ứng dụng, nghiên cứu mang lại tiềm năng trong việc chế tạo các chi tiết nhẹ và bền cho các ngành công nghiệp như ô tô, hàng không vũ trụ và y tế, đồng thời thúc đẩy sản xuất bền vững thông qua việc tối ưu hóa sử dụng vật liệu. Trong tương lai, nghiên cứu có thể mở rộng sang việc thử nghiệm các loại nhựa mới hoặc tích hợp các

công nghệ trí tuệ nhân tạo để dự đoán chính xác hơn hành vi cơ học của cấu trúc lattice, từ đó nâng cao khả năng ứng dụng trong các ngành công nghiệp hiện đại.

2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Công nghệ in 3D resin, hay quang trùng hợp, là một phương pháp sản xuất bồi đắp sử dụng nhựa lỏng cảm quang (resin) làm cứng từng lớp bằng ánh sáng UV để tạo ra sản phẩm có độ chi tiết cao. Các công nghệ chính bao gồm SLA (sử dụng tia laser UV), DLP (máy chiếu kỹ thuật số), và LCD (màn hình LCD với đèn LED UV), đều dựa trên quá trình polymer hóa quang học, chuyển resin từ trạng thái lỏng sang rắn. Ưu điểm của công nghệ này bao gồm độ chính xác cao (đạt chi tiết dưới 25 micron), bề mặt mịn, và khả năng in các mẫu phức tạp, phù hợp cho các ứng dụng như trang sức, nha khoa, và mô hình thu nhỏ. Tuy nhiên, nhược điểm bao gồm chi phí cao, kích thước in giới hạn, thời gian in lâu, và yêu cầu xử lý hậu kỳ phức tạp như rửa resin và chiếu UV để đảm bảo độ bền.

Độ bền uốn của sản phẩm in 3D resin phụ thuộc vào nhiều yếu tố, bao gồm loại resin, thông số in, và xử lý sau in. Các loại resin như Tough Resin (chịu lực cao) hoặc Flexible Resin (đàn hồi) có khả năng chịu uốn tốt hơn so với Standard Resin (giòn). Độ dày lớp in ảnh hưởng đến sự kết dính giữa các lớp: lớp mỏng (10-25 micron) tăng độ bền do kết nối chặt chẽ, trong khi lớp dày (50-100 micron) giảm độ bền nhưng in nhanh hơn. Thời gian chiếu sáng UV quyết định mức độ polymer hóa: thời gian ngắn gây yếu vật liệu, trong khi thời gian dài tăng độ cứng nhưng có thể dẫn đến co ngót hoặc nứt. Hướng in và cấu trúc hỗ trợ cũng ảnh hưởng đến độ bền, với in ngang thường mang lại liên kết lớp tốt hơn in dọc. Xử lý sau in, bao gồm

rửa resin dư và chiếu UV, là yếu tố quan trọng để tránh các điểm yếu trên bề mặt hoặc độ giòn quá mức.

Nghiên cứu độ bền uốn của sản phẩm in 3D resin đòi hỏi hiểu biết về các thông số này để tối ưu hóa thiết kế và vật liệu. Cơ sở lý thuyết này cung cấp nền tảng cho việc phân tích thực nghiệm, giúp xác định các thông số in tối ưu để cải thiện khả năng chịu uốn của chi tiết máy.

3. PHƯƠNG PHÁP THỰC NGHIỆM

Quy trình thực nghiệm sử dụng máy in 3D HALOT-ONE PLUS để chế tạo các mẫu thử uốn bằng công nghệ in resin. Đầu tiên, nhựa lỏng cảm quang được đổ vào khay đựng của máy. File thiết kế từ phần mềm Inventor được xuất sang định dạng STL, sau đó chuyển

vào máy qua USB. Trên giao diện màn hình, file được chọn và tải vào hệ thống. Các thông số in, bao gồm độ dày lớp và thời gian chiếu sáng UV, được cài đặt trước khi nhấn “Start” để bắt đầu quá trình in. Trong suốt quá trình, máy tự động làm cứng từng lớp resin bằng ánh sáng UV, tạo ra mẫu thử với độ chính xác cao. Giao diện màn hình hiển thị trạng thái in, đảm bảo kiểm soát quy trình.

Để đánh giá độ bền uốn, phương pháp Taguchi với 5 mức độ được áp dụng, tạo ra 25 trường hợp thử nghiệm với các thông số ngẫu nhiên (chiều cao, chiều dài, chiều rộng, tiết diện cạnh trong và ngoài). Phương pháp này giúp mở rộng phạm vi nghiên cứu, xác định các yếu tố ảnh hưởng lớn nhất đến độ bền uốn và đánh giá tính ổn định của quy trình in, cung cấp dữ liệu đáng tin cậy cho phân tích.

Bảng 1. Thông số thực nghiệm

Thông số phân tích theo TAGUCHI					
STT	Chiều cao (mm)	Chiều dài (mm)	Chiều rộng (mm)	Tiết diện cạnh trong (mm)	Tiết diện cạnh ngoài (mm)
1	4	4	4	0.5	0.5
2	4	4.5	4.5	0.625	0.625
3	4	5	5	0.75	0.75
4	4	5.5	5.5	0.875	0.875
5	4	6	6	1	1
6	4.5	4	4.5	0.75	0.875
7	4.5	4.5	5	0.875	1
8	4.5	5	5.5	1	0.5
9	4.5	5.5	6	0.5	0.625
10	4.5	6	4	0.625	0.75
11	5	4	5	1	0.625
12	5	4.5	5.5	0.5	0.75
13	5	5	6	0.625	0.875
14	5	5.5	4	0.75	1
15	5	6	4.5	0.875	0.5



16	5.5	4	5.5	0.625	1
17	5.5	4.5	6	0.75	0.5
18	5.5	5	4	0.875	0.625
19	5.5	5.5	4.5	1	0.75
20	5.5	6	5	0.5	0.875
21	6	4	6	0.875	0.75
22	6	4.5	4	1	0.875
23	6	5	4.5	0.5	1
24	6	5.5	5	0.625	0.5
25	6	6	5.5	0.75	0.625

4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Trong nghiên cứu này, nhóm thực hiện thí nghiệm đo độ bền uốn cho các mẫu cấu trúc lattice được chế tạo bằng công nghệ in 3D sử dụng vật liệu nhựa resin. Tổng cộng 25 mẫu thử đã được in và kiểm tra cơ học nhằm phân tích ảnh hưởng của các yếu tố hình học như chiều cao, chiều dài, chiều rộng, tiết diện cạnh trong và ngoài đến khả năng chịu tải uốn. Phương pháp thiết kế thí nghiệm Taguchi được áp dụng để phân tích hiệu quả các thông số và tìm ra tổ hợp tối ưu.

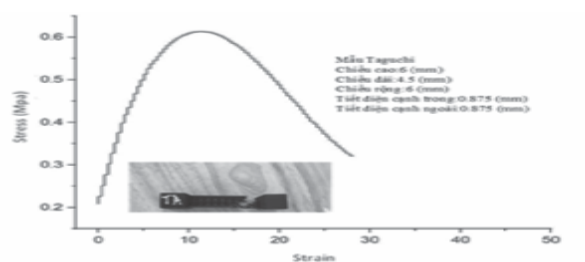
4.1. Quá trình thí nghiệm và thu thập dữ liệu

Thí nghiệm được thực hiện trên máy thử uốn ba điểm, trong đó mô-men uốn (moment bending) và góc uốn (bending angle) của các mẫu được ghi lại liên tục trong quá trình tải. Mỗi mẫu được đánh mã số từ 1 đến 25 tương ứng với các tổ hợp khác nhau của năm thông số hình học. Sau khi thí nghiệm, dữ liệu được xử lý để xác định mô-men cực đại mà mỗi mẫu có thể chịu được trước khi bị phá hủy, cũng như góc uốn tương ứng tại thời điểm đó.

Kết quả cho thấy mô-men uốn cực đại nằm trong khoảng từ 0,38 N.m đến 0,73 N.m. Trong đó, mẫu 3 ghi nhận giá trị thấp nhất (0,38

N.m) trong khi mẫu 22 đạt giá trị cao nhất (0,73 N.m), phản ánh sự thay đổi đáng kể trong khả năng chịu tải giữa các mẫu. Điều này chứng minh rằng cấu trúc và hình học của mẫu đóng vai trò quyết định trong hiệu suất cơ học của vật liệu in 3D.

Đáng chú ý, góc uốn tại thời điểm đạt mô-men cực đại dao động từ 10 đến 25 độ, trong đó mẫu 3 ghi nhận góc lên đến xấp xỉ 30 độ – cho thấy mặc dù có mô-men thấp, mẫu này lại có khả năng biến dạng dẻo tốt hơn so với các mẫu còn lại. Tất cả mẫu sau khi thử đều bị phá hủy dọc theo các vách mỏng – vị trí tập trung ứng suất điển hình của vật liệu nhựa resin, vốn có đặc tính giòn. Các vết nứt thường xuất hiện theo hướng dọc cấu trúc, chứng minh sự yếu tại các vị trí giao nhau hoặc tiết diện mỏng. Hình 3 minh họa kết quả kiểm tra độ bền uốn cho toàn bộ 25 mẫu. Đồ thị mô tả sự phân bố mô-men cực đại của từng mẫu, cho thấy sự khác biệt rõ rệt về độ bền giữa các thiết kế khác nhau.



Hình 3. Kết quả kiểm tra độ bền

4.2. Phân tích ảnh hưởng của thông số hình học

Phân tích sâu hơn dữ liệu thực nghiệm cho thấy chiều cao của mẫu là yếu tố có ảnh hưởng rõ rệt nhất đến mô-men uốn. Cụ thể, khi chiều cao tăng từ 4 mm đến 6 mm, mô-men uốn cực đại cũng tăng theo, do mô-men quán tính tăng giúp cấu trúc chống lại biến dạng uốn tốt hơn. Điều này thể hiện rõ ràng ở nhóm mẫu 21-25, trong đó mẫu 22 (cao 6 mm) đạt mô-men lớn nhất là 0,73 N.m.

Tuy nhiên, ảnh hưởng của chiều dài và chiều rộng mẫu lại không thể hiện rõ ràng và có phần không đồng nhất. Một số mẫu có chiều dài và chiều rộng lớn (như mẫu 17, 19, 20) cho thấy góc uốn lớn hơn – tức có khả năng biến dạng dẻo nhiều hơn – nhưng điều này không xảy ra ở tất cả các mẫu, cho thấy yếu tố này còn chịu ảnh hưởng bởi cách thiết kế tiết diện và kết cấu lattice bên trong.



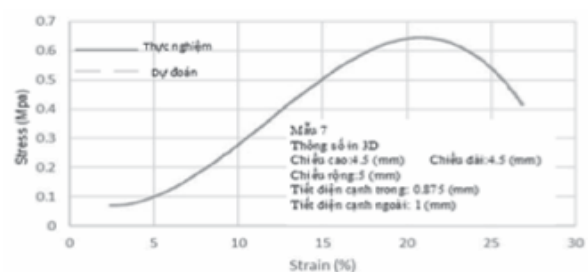
Hình 4. Tối ưu các thông số theo phương pháp Taguchi

Tiết diện cạnh trong và ngoài cũng đóng vai trò đáng kể. Những mẫu có tiết diện cạnh lớn, như mẫu 7, 21 và 22, thường có mô-men uốn cao hơn, điều này dễ hiểu vì diện tích mặt cắt lớn sẽ tăng khả năng chịu tải. Tuy nhiên, không phải lúc nào cũng đúng, ví dụ mẫu 23 dù có tiết diện lớn nhưng lại chỉ đạt mô-men 0,43 N.m. Điều này gợi ý rằng phân bố ứng suất trong cấu trúc lattice có thể làm thay đổi hiệu

quả chịu tải, tức là kết cấu tổng thể chứ không chỉ đơn thuần các kích thước riêng lẻ mới là yếu tố then chốt. Hình 4 trình bày kết quả tối ưu hóa các thông số thiết kế theo phương pháp Taguchi. Đây là công cụ phân tích thống kê giúp nhóm xác định ảnh hưởng tương đối của từng thông số đến độ bền uốn, từ đó tìm ra tổ hợp giá trị đem lại hiệu suất tối ưu. Kết quả cho thấy chiều cao và tiết diện cạnh ngoài là hai yếu tố ảnh hưởng lớn nhất.

4.3. Kết quả dự đoán và đánh giá mô hình

Dựa trên mô hình phân tích, nhóm tiến hành dự đoán mô-men uốn của các mẫu mới, chưa được thử nghiệm thực tế, từ đó đánh giá độ tin cậy của mô hình. Việc so sánh giá trị thực tế và giá trị dự đoán cho thấy sai số trung bình nhỏ hơn 10%, xác nhận tính hợp lệ của phương pháp Taguchi trong bối cảnh này. Đây là bước quan trọng để ứng dụng kết quả vào thiết kế thực tế. Hình 5 thể hiện kết quả dự đoán độ bền của các mẫu dựa trên mô hình Taguchi. Đường xu hướng cho thấy mối tương quan mạnh giữa mô-men uốn thực tế và giá trị mô phỏng, minh chứng cho khả năng dự đoán chính xác của mô hình thống kê này.



Hình 5. Kết quả dự đoán độ bền

5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu thực nghiệm khảo sát độ bền uốn của sản phẩm in 3D nhựa sử dụng công nghệ resin và phương pháp Taguchi đã mang

lại những kết quả quan trọng. Kết quả cho thấy mô-men uốn cực đại dao động từ 0,38 N.m đến 0,73 N.m, với mẫu 22 (chiều cao 6 mm, tiết diện cạnh 1 mm) đạt độ bền uốn cao nhất, và mẫu 3 có khả năng biến dạng dẻo tốt nhất (~30 độ). Các thông số hình học, đặc biệt là chiều cao và tiết diện cạnh trong/ngoài, có ảnh hưởng rõ rệt đến khả năng chịu uốn, trong khi chiều dài và chiều rộng tác động không đồng nhất. Phương pháp Taguchi với 25 trường hợp thử nghiệm đã giúp xác định các thông số tối ưu, cung cấp cơ sở khoa học cho việc thiết kế chi tiết máy in 3D.

Nghiên cứu không chỉ đóng góp vào lý thuyết về độ bền uốn mà còn mang ý nghĩa thực tiễn trong tối ưu hóa thiết kế, giảm chi phí sản xuất, và nâng cao độ tin cậy của sản phẩm. Hướng nghiên cứu tiếp theo nên tập trung vào thử nghiệm với các loại resin khác (như Tough Resin), điều chỉnh cấu trúc lattice, và mở rộng phạm vi thông số để cải thiện hiệu suất.

(*) Đóng góp của tác giả:

- Hình thành ý tưởng và mục tiêu nghiên cứu: Trần Minh Thế Uyên;

- Thực hiện nghiên cứu, thu thập dữ liệu, phân tích dữ liệu, viết và chỉnh sửa bài báo: Võ Nguyễn Anh Tú, Nguyễn Văn Sơn, Hoàng Trọng Nghĩa, Tạ Nguyễn Minh Đức.

Lời cảm ơn:

Nhóm nghiên cứu xin cảm ơn Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Thành phố Hồ Chí Minh đã tài trợ kinh phí cũng như hỗ trợ trong quá trình thực hiện nghiên cứu này. Bài báo này là sản phẩm của đề tài NCKH với mã số: SV2025-371.❖

Ngày nhận bài: 05/5/2025

Ngày phản biện: 19/5/2025

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Cuturi, M. (2013), "Sinkhorn distances: Lightspeed computation of optimal transport". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 26, 2292-2300.
- [2]. Feydy, J., Séjourné, T., Vialard, F.-X., Amari, S.-I., Trounev, A., & Peyré, G. (2019), "Interpolating between optimal transport and MMD using Sinkhorn divergences". *The 22nd International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, 2681-2690.
- [3]. Jha, D., Choudhary, K., Tavazza, F., Liao, W.-K., Choudhary, A., Campbell, C., & Agrawal, A. (2019), "Enhancing materials property prediction by leveraging computational and experimental data using deep transfer learning". *Nature Communications*, 10(1), 1-12.
- [4]. Francis, J., Sabbaghi, A., Shankar, M. R., Ghasri-Khouzani, M., & Bian, L. (2020), "Efficient distortion prediction of additively manufactured parts using bayesian model transfer between material systems". *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 142(5), Article 051001.
- [5]. Kim, Y., Kim, Y., Yang, C., Park, K., Gu, G. X., & Ryu, S. (2021), "Deep learning framework for material design space exploration using active transfer learning and data augmentation". *npj Computational Materials*, 7(1), 1-7.
- [6]. Villani, C. (2009), "Optimal transport: Old and new". Springer.
- [7]. Aude, G., Cuturi, M., Peyré, G., & Bach, F. (2016), "Stochastic optimization for large-scale optimal transport". *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1605.08527>
- [8]. Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., & Schmidhuber, J. (2016), "LSTM: A search space odyssey". *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2222-2232.
- [9]. Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., & Antiga, L. (2019), "Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32, 8026-8037.
- [10]. Pan, S. J., & Yang, Q. (2010), "A survey on transfer learning". *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345-1359.
- [11]. Li, X., Zhang, Y., Zhao, H., Burkhart, C., Brinson, L. C., & Chen, W. (2018), "A transfer learning approach for microstructure reconstruction and structure-property predictions". *Scientific Reports*, 8(1), 1-13.
- [12]. Seguy, V., Damodaran, B. B., Flamary, R., Courty, N., Rolet, A., & Blondel, M. (2017), "Large-scale optimal transport and mapping estimation". *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1711.02283>
- [13]. Flamary, R., Courty, N., Gramfort, A., Alaya, M. Z., Boissunon, A., Chambon, S., Chapel, L., Corenflos, A., Fatras, K., Fournier, N., & et al. (2021), "Pot: Python optimal transport". *Journal of Machine Learning Research*, 22(78), 1-8.