

Phân tích, lựa chọn chân vịt tàu thủy B – Wageningen tích hợp giải thuật Neural Network

Lê Tất Hiến^{1,2,*}, Nguyễn Duy Anh^{1,2}, Trần Hải^{1,2}, Nguyễn Vương Chí^{1,2}, Phạm Hà Vĩnh Phúc^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

TÓM TẮT

Thiết kế phương tiện thủy trong giai đoạn sơ bộ là quá trình phân tích, tính toán phù hợp đảm bảo sự tương quan chặt chẽ giữa thân vỏ, máy tàu và thiết bị đẩy. Theo đó, tính toán, chọn lựa thiết bị đẩy phù hợp đóng vai trò kết nối giữa thân tàu và máy chính, đảm bảo lực đẩy tàu cần thiết cũng như momen xoắn hoạt động hiệu quả với động cơ máy chính nhằm đạt hiệu suất tối ưu. Theo cách tiếp cận truyền thống, phương pháp thiết kế chân vịt dựa trên đồ thị thực nghiệm nhóm B – Wageningen giúp xác định đường kính và thông số hình học phù hợp. Bài báo trình bày phương pháp tích hợp giải thuật neural network trong giai đoạn thiết kế sơ bộ nhằm hỗ trợ công tác lựa chọn tỉ lệ mật đĩa chân vịt phù hợp thay vì sử dụng các công thức thực nghiệm về hạn chế sủi bọt. Nguyên tắc của ANN là phân tích giá trị tham khảo từ tập hợp cơ sở dữ liệu chân vịt mẫu, đưa ra giá trị tỉ lệ mật đĩa có xác suất gần nhất trong nhóm dữ liệu. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng bộ cơ sở dữ liệu gồm 21 mẫu chuẩn về thiết kế chân vịt theo nhóm B-Wageningen được tính toán, kiểm chứng và ứng dụng tốt trong thực tế. Trên cơ sở đó, hệ số lực đẩy và momen xoắn đề xuất được nội suy và tính toán từ tập hợp cơ sở dữ liệu mẫu. Kết quả dựa trên đề xuất từ giải thuật neural network được tính toán kiểm chứng bằng phần mềm mô phỏng số chuyên dụng.

Từ khóa: Đồ thị thực nghiệm, mạng neural network, tỉ lệ mật đĩa, hệ số lực đẩy, hệ số momen xoắn

TỔNG QUAN PHÂN TÍCH, TÍNH TOÁN CHÂN VỊT

Thiết kế chân vịt tàu thủy nhóm B - Wageningen được tính toán dựa trên các đồ thị thực nghiệm theo tổ hợp vỏ - máy chính - chân vịt, được trình bày trong. Phương án thiết kế truyền thống dựa trên đồ thị thực nghiệm này được sử dụng phổ biến và có độ tin cậy cao¹⁻³, dựa trên hai dạng đồ thị phổ biến là đồ thị dùng để thiết kế chân vịt đạt được đường kính tối ưu từ công suất máy, số vòng quay, hoặc đồ thị dùng để thiết kế chân vịt thỏa mãn yêu cầu về lực đẩy. Bên cạnh đó, chân vịt sau khi thiết kế phải kiểm tra tính sủi bọt theo tiêu chuẩn Burrill và độ bền cánh chân vịt theo quy phạm hiện hành. Hệ số mật đĩa đề xuất theo các đồ thị thực nghiệm cần đạt yêu cầu về lực đẩy của chân vịt đảm vận tốc của tàu theo nhiệm vụ thư thiết kế⁴⁻⁶.

Hiện nay, mảng nghiên cứu về trí tuệ nhân tạo được phát triển và ứng dụng ngày càng rộng rãi trong lĩnh vực kỹ thuật, đặc biệt trong giai đoạn thiết kế. Năm 1943, với mục đích thiết lập mô hình tính toán mô phỏng cách làm việc của nơ ron thần kinh, mô hình tính toán neural network đã được đề xuất bởi Mc Culloch & Pitts⁷. Cụ thể hơn, mạng thần kinh neural network (ANN) giúp tiếp cận hiệu quả những bài toán chọn lựa và đề xuất phương án phù hợp trên một tập

hợp cơ sở dữ liệu đầu vào đã có. Trong nghiên cứu này, với sự hỗ trợ đề xuất từ các giải thuật trí tuệ nhân tạo, quy trình tính toán thiết kế chân vịt sẽ đáng tin cậy hơn do có cơ sở tham khảo từ các tập tàu mẫu thiết kế (Hình 1). Trên cơ sở chân vịt đề xuất, tính toán mô phỏng số bằng phần mềm chuyên dụng dựa trên sự hỗ trợ của máy tính (CFD) được áp dụng để kiểm chứng tính hiệu quả của giải thuật trí tuệ nhân tạo.

NGHIÊN CỨU MÔ HÌNH TOÁN NEURAL NETWORK VÀ PHƯƠNG PHÁP THIẾT KẾ CHÂN VỊT

Quy trình thiết kế theo mẫu chân vịt nhóm B-Wageningen

Trình tự tính toán được thực hiện theo $B_p - \delta$ để xác định chân vịt tối ưu⁸ (Hình 2)

$$V_a = V_s (1 - w) [hl/h] \quad (1)$$

$$B_p = \frac{n}{V_a^2 \sqrt{P_D/V_a}}; \text{ với } n [\text{rpm}], P_D [\text{HP}] \quad (2)$$

Tìm giá trị tối ưu $\delta_{opt} = f(B_p, \delta_{opt})$;

Xác định $\delta = (0.96 \div 1) \delta_{opt} \quad (3)$

Đường kính chân vịt $D = \frac{\delta V_a}{N}$; [ft] (4)

Xác định tỉ lệ mật đĩa $Ae/Ao \quad (5)$

Trên đồ thị đọc giá trị của P/D

¹Trường Đại học Bách Khoa TP.HCM, Việt Nam

²Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Liên hệ

Lê Tất Hiến, Trường Đại học Bách Khoa TP.HCM, Việt Nam

Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Email: hienlt@hcmut.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 26-7-2019
- Ngày chấp nhận: 31-12-2020
- Ngày đăng: 22-01-2021

DOI : 10.32508/stdjet.v3iS13.512

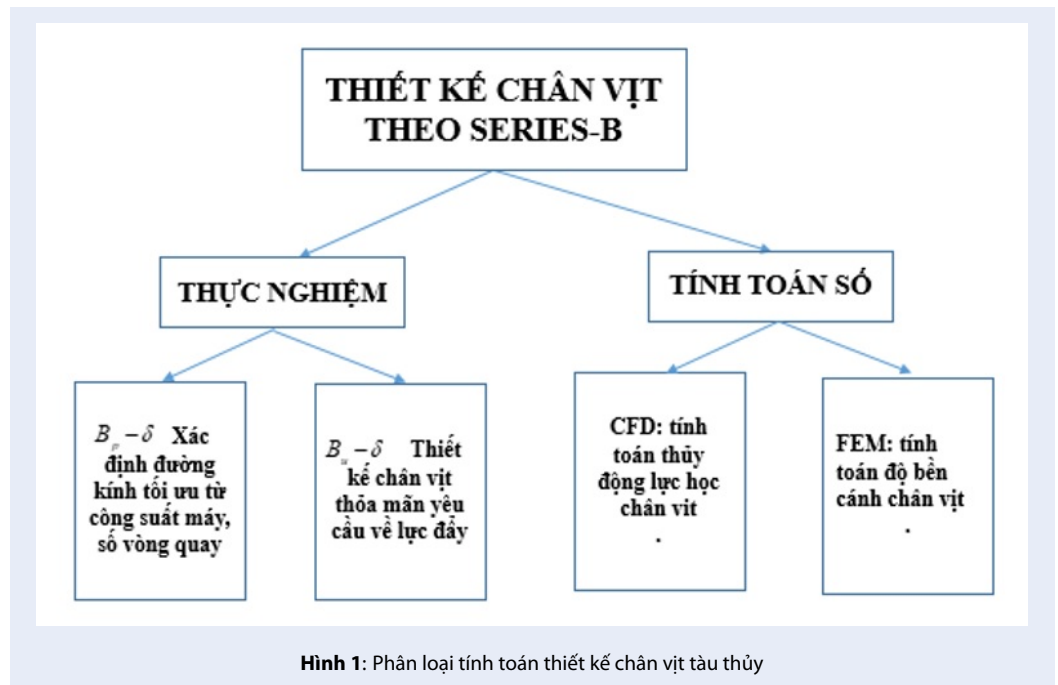


Bản quyền

© ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.



Trích dẫn bài báo này: Hiến L T, Anh N D, Hải T, Chí N V, Phúc P H V. **Phân tích, lựa chọn chân vịt tàu thủy B – Wageningen tích hợp giải thuật Neural Network.** *Sci. Tech. Dev. J. - Eng. Tech.*; 3(S12):S11-S112.



Hình 1: Phân loại tính toán thiết kế chân vịt tàu thủy

Trên đồ thị đọc giá trị của $\eta_P = f(B_p, \delta)$;

Tính lực đẩy của chân vịt:

$$T_e = T \cdot (1 - t) = K_T \rho n^2 D^4 (1 - t) \quad (6)$$

Giải thuật neural network hỗ trợ đề xuất Ae/Ao phù hợp

Trong nghiên cứu này, nhóm tham khảo kết quả tính toán tối ưu từ đề xuất của hãng Victoria Propeller (Canada) cho tàu mẫu của tập dữ liệu đầu vào (Hình 3 và 4). Thông qua tính toán này, chúng ta sẽ tiến hành phân tích ảnh hưởng của số cánh, tốc độ vòng quay rpm, và đường kính chân vịt D.

Qua các giá trị tính toán sơ bộ, bước xoắn và đường kính thay đổi rất ít khi thay đổi số cánh chân vịt. Do đó, trong nghiên cứu này, giá trị tỉ lệ mật đĩa Ae / Ao là kết quả đề xuất từ giải thuật ANN.

Tích hợp giải thuật ANN trong giai đoạn xác định Ae / Ao ở công thức (5), mỗi nơ ron thứ i sẽ nhận tín hiệu thông số đầu vào x_i với trọng số tương ứng ω_{ij} , theo đó:

$$\text{Thông tin đầu vào là: } s_j = \sum_{i=1}^m \omega_{ij} \cdot x_j \quad (7)$$

Thông tin đầu ra là:

$$y_j = f(s_j) = f(\sum_{i=1}^m \omega_{ij} \cdot x_j + b_j) \quad (8)$$

Với f là hàm kích hoạt đóng vai trò chuyển đổi thông tin từ thông số đầu vào thành tín hiệu đầu ra.

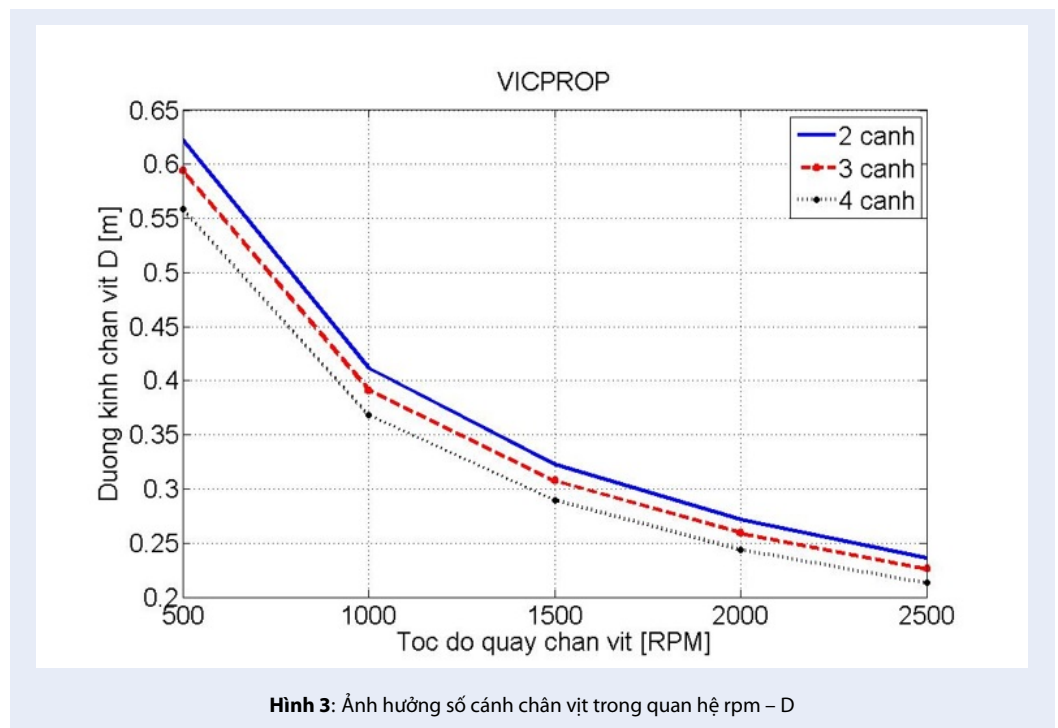
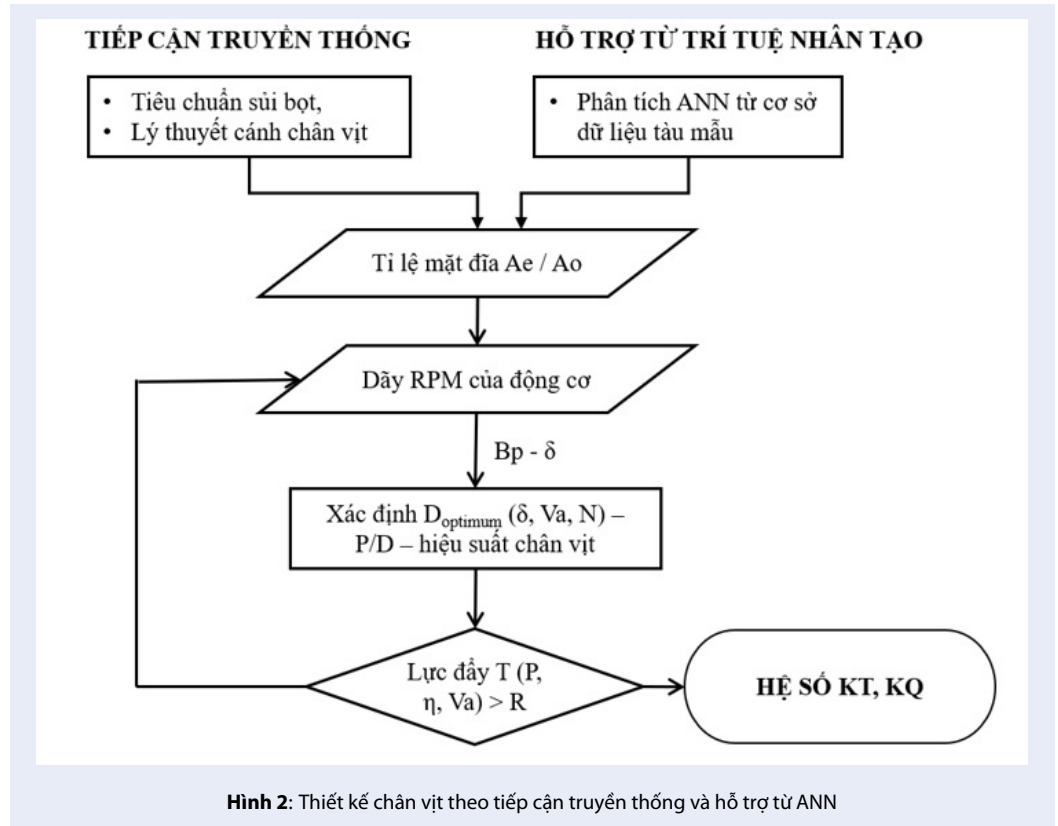
Trong bài báo này, mạng ANN truyền thẳng (feedforward network) được áp dụng, với nguyên tắc đầu ra của nút là đầu vào của nút khác trên cùng lớp với nó hoặc lớp trước (Hình 5).

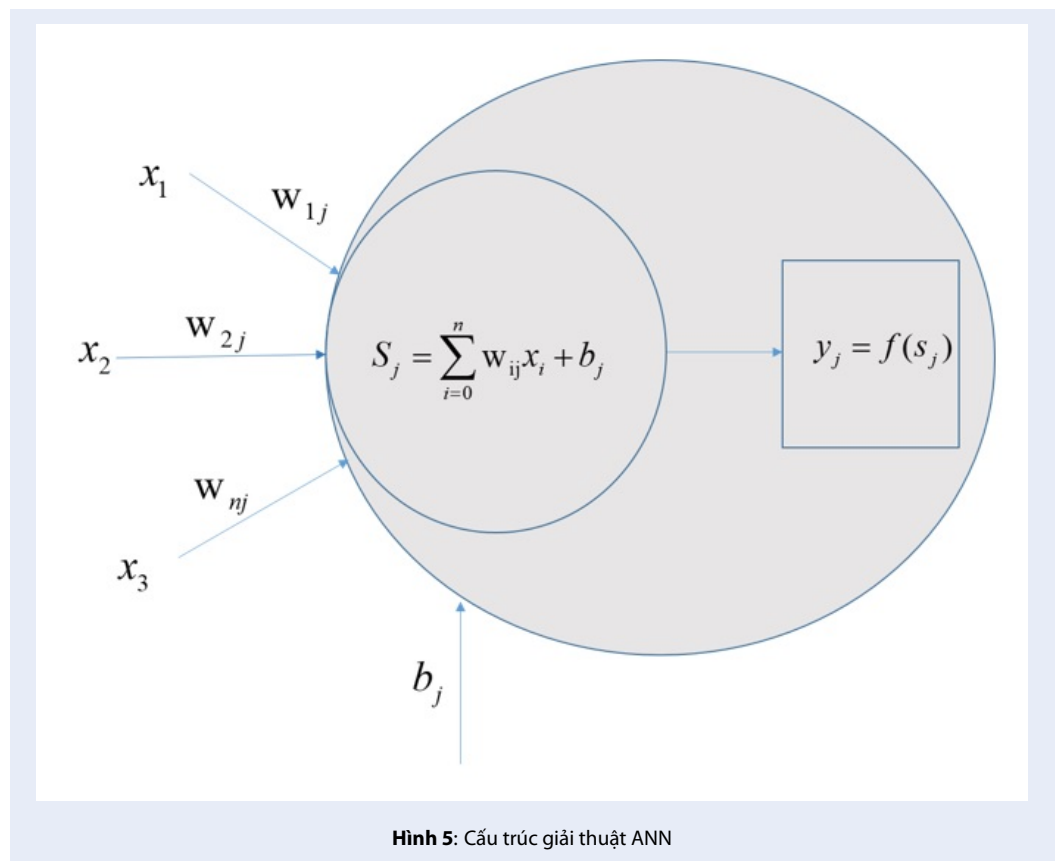
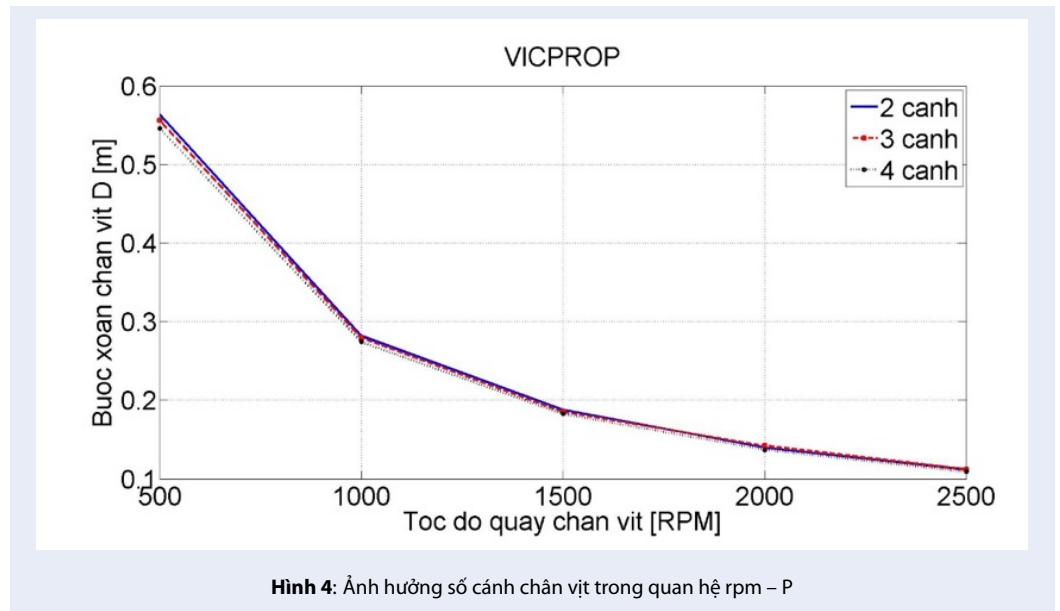
Các thuật toán trong tập hợp huấn luyện đóng vai trò rất quan trọng đối với bài toán ANN vì nó ảnh hưởng trực tiếp đến tính hội tụ của giải pháp. Để cải tiến tốc độ hội tụ, hầu hết các thuật toán đều sử dụng các trọng số theo phương pháp gradient hoặc tương tự (Lazaro, 2003 và Mao, 2005). Ngoài ra, huấn luyện theo cách tiếp cận từ phân tích xác suất và xác định trọng số cũng rất phổ biến vì phương pháp này phát huy hiệu quả trong các bài toán có cơ sở dữ liệu đầu vào hạn chế. Để sử dụng ANN trong bài toán thiết kế chân vịt, tập cơ sở dữ liệu đầu vào là thông số hình học chân vịt được lấy từ các hồ sơ thiết kế tàu. Theo Michael A. Arbib⁹, thống kê Bayesian giúp huấn luyện các giá trị đầu vào một cách nhanh chóng mà không cần quá nhiều dữ liệu. Và kỹ thuật này hoàn toàn phù hợp trong bài toán lựa chọn chân vịt được đặt ra vì bộ dữ liệu đầu vào hạn chế, cụ thể là thông số tàu và hình học chân vịt mẫu. Thêm vào đó, nguyên tắc của phân tích xác suất Bayesian gắn với khả năng tự học trong thuyết tiến hóa và ANN. Vì thế nên nhóm sẽ sử dụng thuật toán huấn luyện theo phân tích xác suất Bayesian để giải quyết vấn đề đặt ra.

Định lý Bayesian:

$$P(c|x) = P(x|c) \cdot P(c) / P(x) \quad (9)$$

Theo nguyên tắc này, bài toán thiết kế sẽ tìm thông số kỹ thuật c trong tập hợp thông số kỹ thuật x sao cho xác suất P(c|x) lớn nhất. Bayesian giải quyết vấn đề này theo cách chuyển thành tìm xác suất P(x|c). P(c)





lớn nhất, trong đó, xác suất $P(x)$ bằng nhau cho tất cả các lớp ẩn trong ANN. Quá trình tự học này có thuận lợi là không cần tập hợp dữ liệu về thông số kỹ thuật lớn.

Bộ thông số đầu vào được phân thành tập hợp huấn luyện, tập hợp xác thực và tập hợp kiểm tra. Tập hợp huấn luyện gồm những thông số kỹ thuật đầu vào được dùng để xác định A_e/A_o . Tập hợp huấn luyện được xử lý và học tập để đưa ra mô hình toán phù hợp. Tiếp đến, mô hình toán và kết quả trong quá trình xử lý và học tập được so sánh, đối chiếu với tập xác thực để kiểm tra độ tin cậy kết quả đầu ra A_e/A_o . Tập hợp kiểm tra bao gồm các thông số kỹ thuật đầu vào là chiều dài tàu, lượng chiếm nước, vận tốc tàu, số cánh chân vịt, số vòng quay chân vịt và đầu ra là tỉ lệ A_e/A_o để đánh giá độ chính xác của mô hình toán (Hình 6).

Phương pháp mô phỏng số để tính toán hệ số lực đẩy chân vịt có ưu điểm ở khả năng để tìm kiếm giải pháp nhanh từ hình học bất kỳ của mẫu cần khảo sát. sử dụng mô hình thu nhỏ trong các kênh thử tuần hoàn. Khả năng phân tích trường dòng chảy, dưới dạng giá trị của áp suất tĩnh và ứng suất tiếp trên bề mặt chân vịt, cho phép đánh giá các thành phần lực hoặc năng lượng tiêu hao trong tính toán lực đẩy chân vịt. Các giả thuyết không chắc chắn liên quan đến thực nghiệm được thay thế bởi giả thuyết liên quan đến kỹ thuật mô phỏng số. Các giả thuyết này, do đó, có khác biệt so với vật lý thực nghiệm nhưng gắn liền với các mô hình toán học. Dòng chảy bao quanh chân vịt được điều chỉnh bởi các định luật bảo toàn về khối lượng, động lượng và năng lượng, gọi chung là các phương trình Navier–Stokes. Phương trình liên tục chỉ ra rằng tỉ lệ thay đổi khối lượng trong một thể tích kiểm soát nhỏ vô hạn bằng với tỉ lệ thay đổi của dòng khối lượng thông qua bề mặt bao quanh nó.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial \rho u_i}{\partial x_i} = 0 \quad i, j = 1, 2, 3 \quad (10)$$

với u_i là trường vector vận tốc

Phương trình động lượng chỉ ra rằng tỉ lệ thay đổi của động lượng trong một thể tích kiểm soát nhỏ vô hạn bằng với tỉ lệ của động lượng vào hoặc ra qua bề mặt của thể tích kiểm soát, cộng với tổng các lực tác dụng lên chính thể tích đó.

$$\begin{aligned} \rho \left(\frac{\partial u_i}{\partial t} \right) &= \rho \left(u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \right) + \Sigma \vec{F}_{body} + \Sigma \vec{F}_{surface} \\ &= \rho \left(u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \right) + \int_{CV} \rho g dV + \int_{CS} \sigma_{ij}; \quad (11) \\ \vec{n} dA, i, j &= 1, 2, 3 \end{aligned}$$

Các phương trình Navier-Stokes chỉ có thể được giải quyết theo cách giải tích cho một vài trường hợp đơn giản¹⁰. Trong thực tế, để tiếp cận gần đúng thực tế

từ hệ phương trình này, mô hình rời phải được giới thiệu có khả năng thể hiện sự tương tác giữa các ứng suất Reynold và dòng trung bình. Trong bài báo này, mô hình tất cả các eddies sử dụng mô hình rời phù hợp. Sự dao động ngẫu nhiên và ảnh hưởng của nó được ước tính bằng cách giải phương trình RANS (Hình 7).

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Xây dựng cơ sở dữ liệu đầu vào

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng bộ cơ sở dữ liệu đầu vào gồm 21 mẫu chuẩn về thiết kế chân vịt theo nhóm B- Wageningen được tính toán và ứng dụng tốt trong thực tế¹¹. Phạm vi thông số chính của tập dữ liệu thể hiện qua Bảng 1 và 2 các thông số kỹ thuật khác được đề cập trong tài liệu tham khảo.

Kết quả tính toán theo đề xuất ANN

Trong nghiên cứu này, mẫu tàu dịch vụ hậu cần vô thép khu vực Đông Nam Bộ được áp dụng theo ANN, so sánh với thiết kế chân vịt mẫu theo hồ sơ thiết kế (Hình 8 và 9).

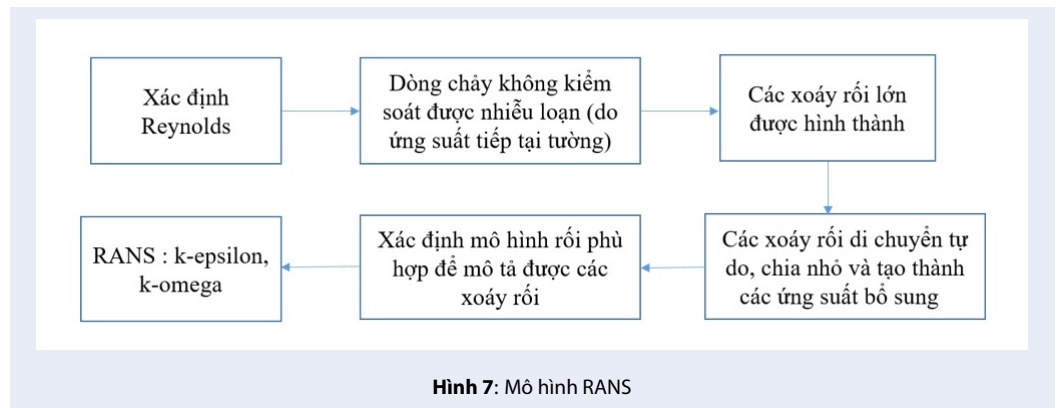
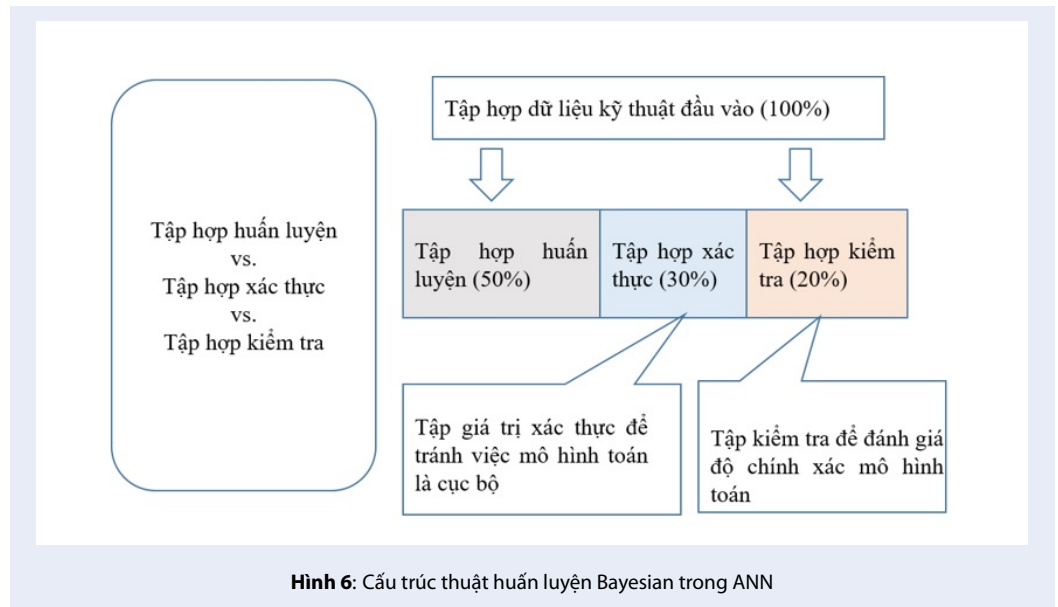
Theo phương pháp Bp-delta^{12,13}, trong giai đoạn này, tỉ lệ bước xoắn P/D tối ưu sẽ được tính toán là 0.68, hiệu suất của 2 mẫu chân vịt được tính toán kiểm chứng và so sánh trong Bảng 3, 4 và 5.

Dựa vào Bảng 3, 4 và 5, giá trị A_e / A_o được đề xuất gần như tương đồng với hồ sơ thiết kế về hệ số lực đẩy, hệ số momen xoắn theo các thông số đặc trưng hình học chân vịt. Áp dụng các hàm số hóa các dữ liệu thực nghiệm được tham khảo trong tài liệu⁸, có thể nhận xét về mặt lực đẩy và momen xoắn, chân vịt đề xuất từ ANN thấp hơn tính toán thiết kế trong hồ sơ mẫu xấp xỉ 17%, nhưng hạn chế rủi ro sùi bọt cao hơn 10.7 %.

Dựa trên kết quả tính toán Hình 10, 11, 12 và 13, tập dữ liệu thông số đầu vào càng nhiều và chính xác thì khả năng học tập, đối chiếu và độ tin cậy của ANN càng cao. Trong nghiên cứu này, do giới hạn tập dữ liệu khảo sát là 21 mẫu nên kết quả khó có khả năng phân loại phù hợp theo nhiều nhóm công suất máy khác nhau. Ngoài ra, hệ số momen xoắn chân vịt tăng có thể ảnh hưởng đến sự phù hợp với máy chính.

KẾT LUẬN

Với các kết quả nghiên cứu về ANN và công cụ tính toán mô phỏng số, phương pháp tích hợp giải thuật neural network trong giai đoạn thiết kế sơ bộ có khả năng hỗ trợ công tác lựa chọn chân vịt nhóm B – Wageningen theo tập dữ liệu tham khảo. Tỉ lệ mặt đĩa của chân vịt được đề xuất từ giải thuật ANN gần tương đồng với chân vịt theo hồ sơ thiết kế. Điểm khác biệt

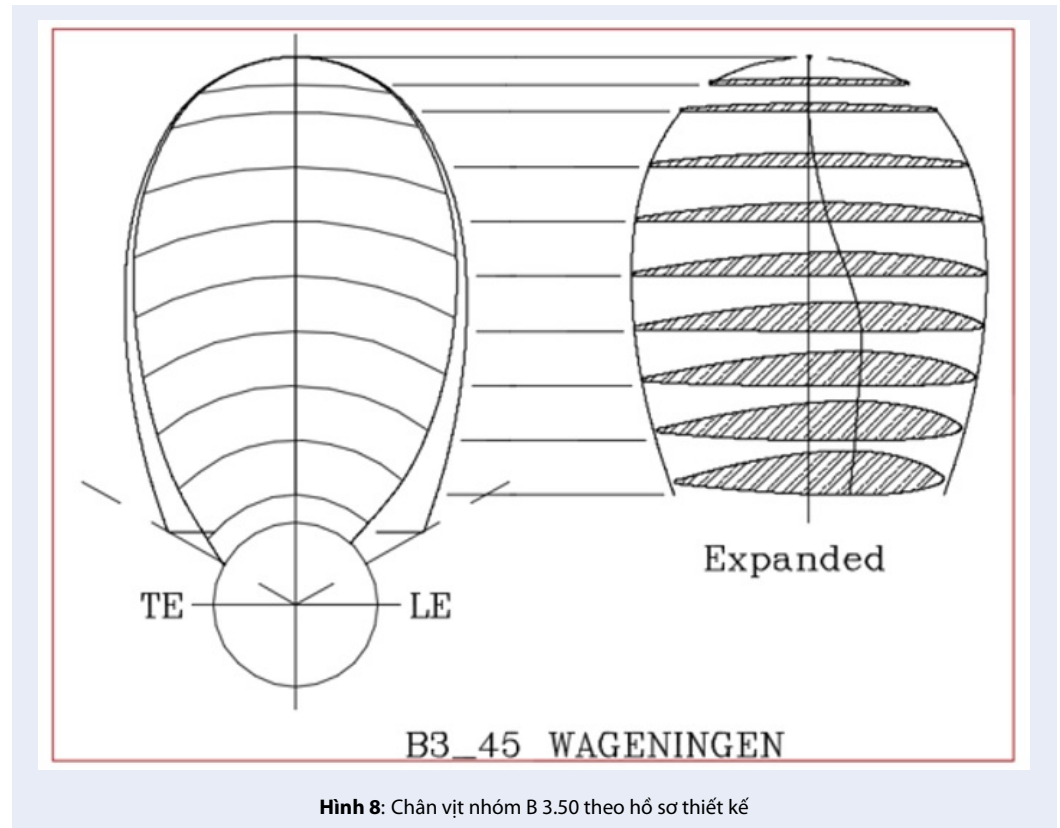


Bảng 1: Phạm vi tập dữ liệu đầu vào

Chiều dài tàu	m	24 - 30.8
Lượng chiếm nước	tấn	97 - 262
Vận tốc tàu	knot	9.8 - 11.5
Số cánh chân vịt	cánh	3 - 4
Số vòng quay chân vịt	rpm	344 - 644
Tỉ lệ A_e/A_o		0.42 - 0.7

Bảng 2: Thông số cơ bản mẫu tàu cần tính toán

Chiều dài tàu L	m	27.22
Chiều rộng tàu B	m	7
Lượng chiếm nước	tấn	261.53
Vận tốc tàu	knot	10
Số cánh chân vịt	cánh	3
Số vòng quay chân vịt	rpm	453
Tỉ lệ Ae/ Ao		0.5



Hình 8: Chân vịt nhóm B 3.50 theo hồ sơ thiết kế

là tỉ lệ mặt đĩa để xuất từ ANN có khả năng không trùng khớp hoàn toàn với các tỉ lệ mặt đĩa thông dụng trên thị trường do giải quyết bài toán ANN hoàn toàn dựa trên mô hình toán. Các hướng nghiên cứu tiếp theo sẽ được triển khai làm rõ các điều kiện ràng buộc kỹ thuật về hệ số sủi bọt, độ bền cánh. Trong phạm vi bài báo này, thông qua, giải thuật ANN bước đầu giúp xác định nhanh tỉ lệ mặt đĩa Ae / Ao phù hợp.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi đại học quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh (ĐHQG - HCM) trong khuôn khổ đề tài mã số C2018-20-06.

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

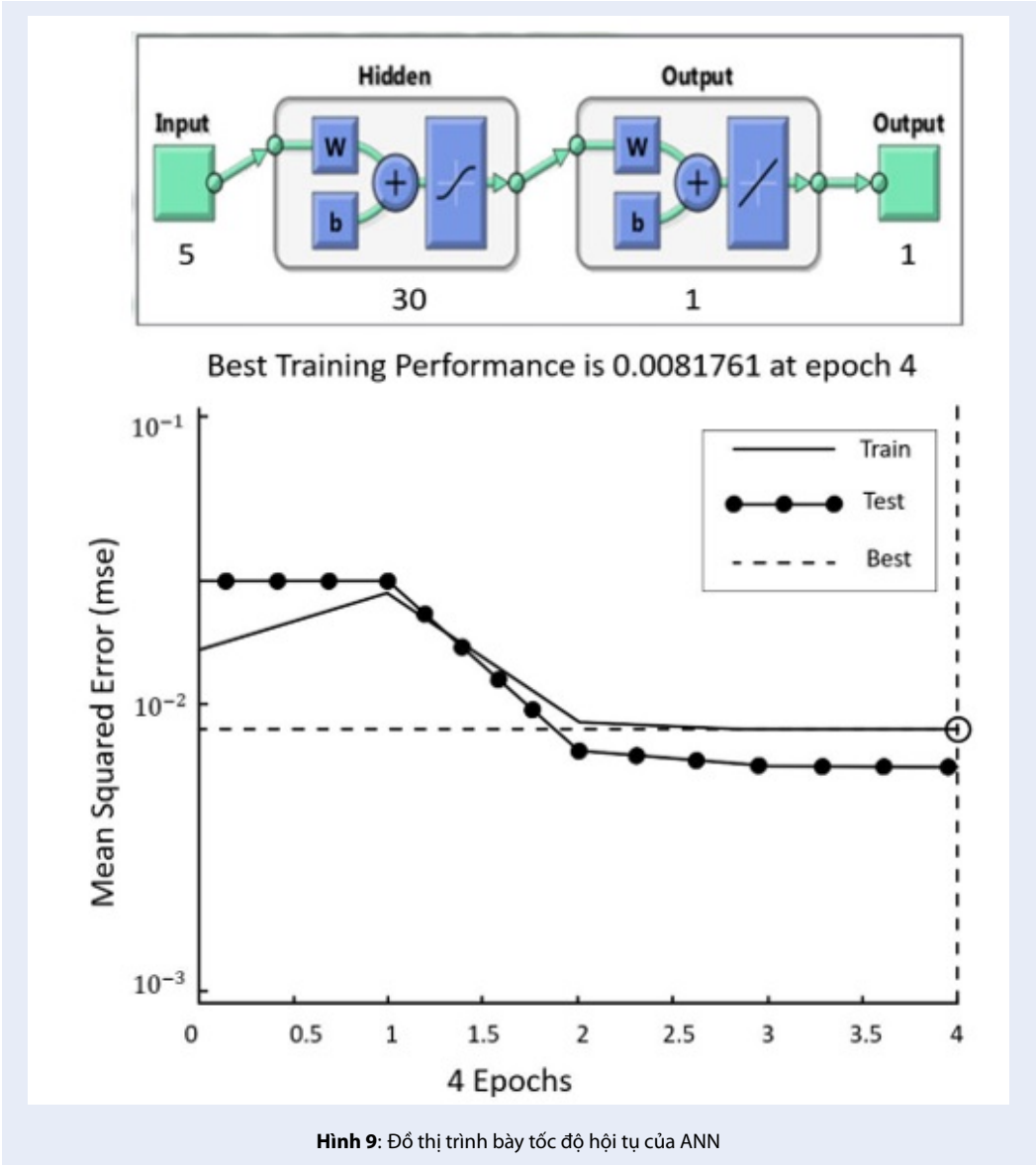
Nhóm tác giả xác nhận không có xung đột lợi ích liên quan đến công trình nghiên cứu.

ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

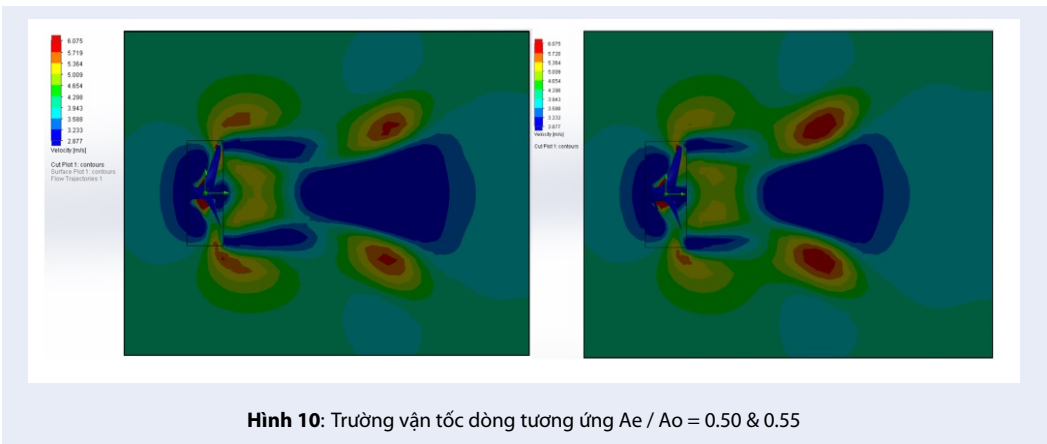
Nhóm tác giả thực hiện nghiên cứu dựa trên việc phân tích dữ liệu và tính toán mô phỏng số. Các thành viên đều có đóng góp như nhau trong nghiên cứu này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Saxena A, Sahay B. Computer aided engineering design. 2005;.
2. Bernitsas MM, Ray D, Kinley P. Kt, Kq and Efficiency curves for the Wageningen B-series Propellers. University of Michigan. 1981;.



Hình 9: Đồ thị trình bày tốc độ hội tụ của ANN



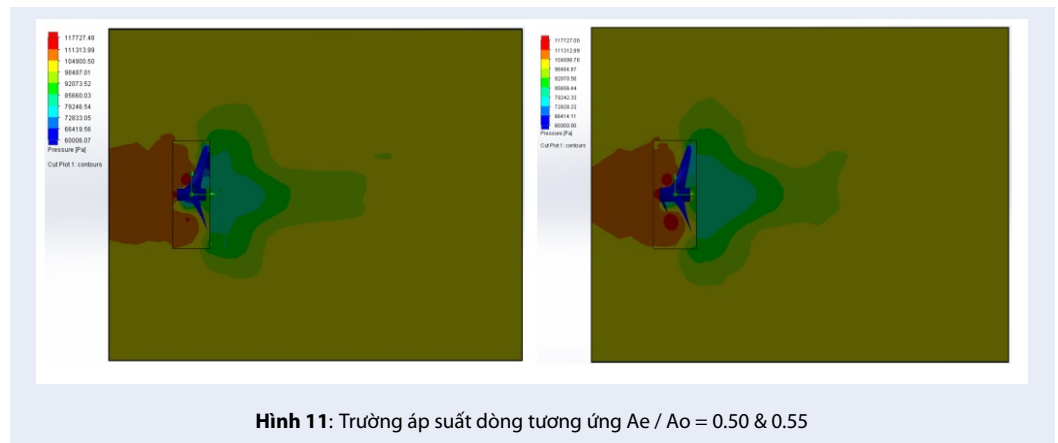
Hình 10: Trường vận tốc dòng tương ứng $A_e / A_o = 0.50$ & 0.55

Bảng 3: Kết quả so sánh mẫu chân vịt trong hồ sơ thiết kế và mẫu đề xuất trong ann

Đại lượng	Đơn vị	Tham khảo số liệu tàu mẫu $A_e / A_o = 0.5$	Đề xuất theo ANN $A_e / A_o = 0.55$	Chênh lệch
N	vòng/phút		400	
Vs	km/h		13	
Vs	knot		7.019	
Va	knot		4.608	
Vp	m/s		2.368	
J			0.285	
P/D			0.680	
D	m		1.250	
np		0.341	0.351	2.85 %
KT		0.22	0.23	4.35 %
KQ		0.0289	0.0297	

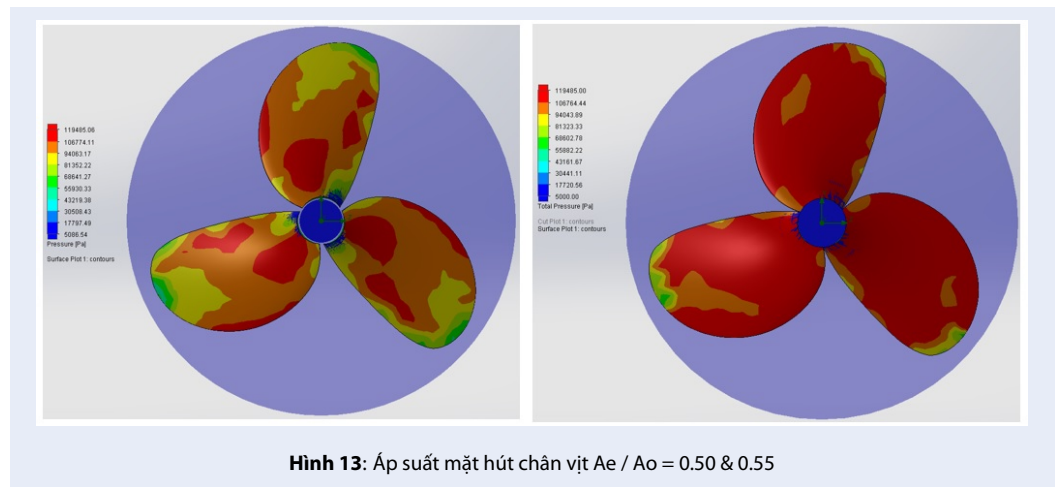
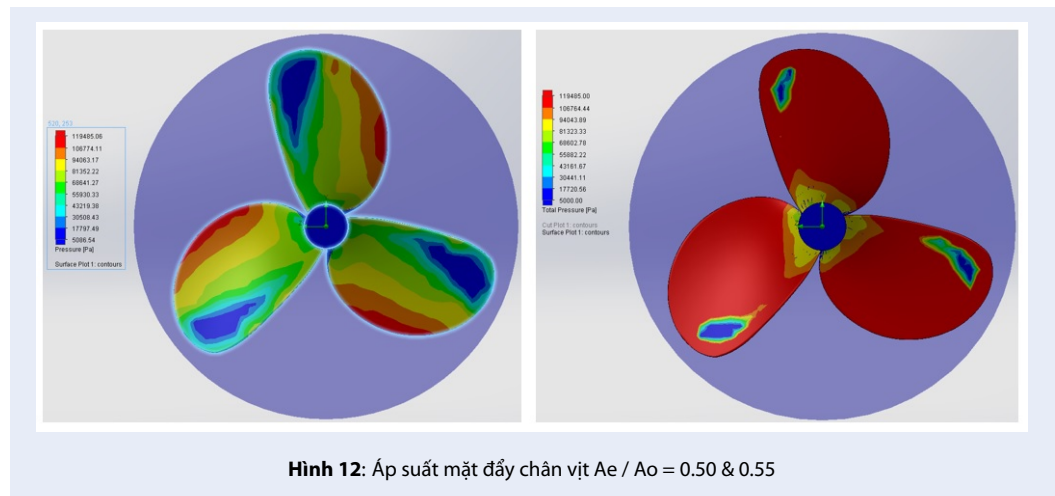
Bảng 4: Kết quả huấn luyện và tính toán từ ann

THÔNG SỐ ĐẦU VÀO	THÔNG SỐ ĐẦU RA		
Chiều dài đường nước thiết kế	37.7	m	Tỉ lệ mặt đĩa đề xuất
Lượng chiếm nước	460	tấn	
Vận tốc tàu	7.02	knot	0.55
Số cánh chân vịt	3		
Vòng quay	40	rpm	



Bảng 5: Kết quả so sánh giữa mẫu chân vịt trong hồ sơ thiết kế và chân vịt đề xuất theo ANN

Thành phần	Đơn vị	$A_e / A_o = 0.5$	$A_e / A_o = 0.55$	Chênh lệch %
Áp suất trung bình	Pa	109254	109271	+0.015
Vận tốc dòng trung bình	m/s	4.036	4.034	-0.05
Lực đẩy chân vịt		17690	14728	-16.7
Lực đẩy chân vịt (phương dọc trục)		17689	14728	-16.7
Hạn chế sủi bọt theo Keller $A_e / A_o > 0.467$		0.5	0.55	+10.7



3. Smith JESDR. The geometry of marine propellers. 1988;
4. Tupper EC. Introduction to Naval Architecture. 2013;Available from: <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-098237-3.00001-1>.
5. Bertram HSV. Ship Design for Efficiency and Economy. Butterworth-Heinemann. 1998;
6. Carlton J. Marine Propellers and Propulsion. 2012;
7. McCulloch WS, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity: The bulletin of mathematical biophysics. Bull. Math. Biophys. 1943;Available from: <https://doi.org/10.1007/BF02478259>.
8. Nghị TC. Lý thuyết tàu thủy (tập 2 sức cản vỏ tàu và thiết bị đẩy). 2017;
9. Arbib MA. YSA-The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. MIT Press. 2003;Available from: <https://doi.org/10.7551/mitpress/3413.001.0001>.
10. Batchelor GK. An Introduction to Fluid Dynamics. 2000;Available from: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511800955>.
11. 4947/QĐ-BNN-TCTS. Hồ sơ thiết kế 21 mẫu tàu cá. 2014;.
12. Ân ND. Lý thuyết tàu thủy (tập 2). NXB. Giao thông vận tải. 2005;.
13. Ân ND, et al. Sổ tay kỹ thuật đóng tàu thủy tập 1;

Neural network integration in the analysis, selection of wageningen's b-series ship propeller

Le Tat Hien^{1,2,*}, Nguyen Duy Anh^{1,2}, Tran Hai^{1,2}, Nguyen Vuong Chi^{1,2}, Pham Ha Vinh Phuc^{1,2}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

ABSTRACT

In the preliminary stage, ship design analyzes and evaluates the close correlation and interaction fit between the hull, main engine, and propulsion. Therefore, the process of calculation and selection of the appropriate propulsion device plays the role of ensuring the necessary propulsion to achieve the design speed according to the mission and ensuring the appropriate torque of the main engine to achieve optimal performance. According to the traditional approach, the propeller design method is based on series B - Wageningen's experimental graph to determine the suitable diameter and geometric parameters. This paper presents the method of integrating the neural network algorithm in the preliminary design stage to support selecting the appropriate blade area ratio from input parameters, including the ship length, displacement, design speed, and the number of propeller blades. The neural network principle is to synthesize the reference result from the propeller database's individuals to give the appropriate blade area ratio with the closest probability in the database, taking into account cavitation. In this study, the B-Wageningen series propeller design database is verified and applied well in practice. On that basis, the propeller geometry parameters are proposed from the neural network algorithm, and the thrust and torque coefficients are calculated and verified based on computational analysis from commercial software.

Key words: experimental graph, neural network, blade area ratio, thrust coefficients, torque coefficients

¹Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), Ho Chi Minh City, Vietnam

²Vietnam National University Ho Chi Minh City, Ho Chi Minh City, Vietnam

Correspondence

Le Tat Hien, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), Ho Chi Minh City, Vietnam

Vietnam National University Ho Chi Minh City, Ho Chi Minh City, Vietnam

Email: hienlt@hcmut.edu.vn

History

- Received: 26-7-2019
- Accepted: 31-12-2020
- Published: 22-1-2021

DOI :10.32508/stdjet.v3iS13.512



Copyright

© VNU-HCM Press. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.



Cite this article : Hien L T, Anh N D, Hai T, Chi N V, Phuc P H V. **Neural network integration in the analysis, selection of wageningen's b-series ship propeller.** *Sci. Tech. Dev. J. – Engineering and Technology*; 3(S12):S11-S112.