

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN PHƯƠNG PHÁP RA QUYẾT ĐỊNH ĐA TIÊU CHÍ TRONG VẤN ĐỀ LỰA CHỌN ROBOT CỘNG TÁC

RESEARCH AND DEVELOPMENT OF A MULTI-CRITERIA DECISION-MAKING METHOD FOR COLLABORATIVE ROBOT SELECTION

Trần Ngọc Tiến, Lương Thế Thắng*

Trường Đại học Điện lực

*Email: lt91thang@gmail.com

TÓM TẮT

Trong bối cảnh robot cộng tác (cobot) đang trở thành một lựa chọn tiềm năng vì khả năng làm việc an toàn với con người, tính linh hoạt cao và mức độ phù hợp với môi trường sản xuất hiện đại. Tuy nhiên, việc lựa chọn một cobot là một bài toán phức tạp vì cần xem xét đồng thời nhiều tiêu chí khác nhau như: chi phí đầu tư, tải trọng, công suất tiêu thụ, trọng lượng robot, tầm với và độ chính xác. Vậy nhưng, hiện nay chưa có nhiều nghiên cứu đề cập đến vấn đề này. Nghiên cứu này đề xuất một mô hình ra quyết định đa tiêu chí (MCDM) nhằm hỗ trợ lựa chọn một cobot phù hợp thông qua việc kết hợp phương pháp xác định trọng số entropy với ba kỹ thuật MCDM gồm: Kỹ thuật xếp hạng ưu tiên theo độ tương đồng với giải pháp lý tưởng (TOPSIS), Các phương án đo lường và xếp hạng theo giải pháp thỏa hiệp (MARCOS) và Đánh giá tỷ lệ cộng thêm (ARAS). Trong mô hình đề xuất, phương pháp entropy được sử dụng để tính trọng số tiêu chí theo hướng khách quan dựa trên mức độ phân tán của dữ liệu, trong khi TOPSIS, MARCOS và ARAS được áp dụng để đánh giá, so sánh và xếp hạng các phương án cobot. Cách tiếp cận này không chỉ cho phép xác định phương án nào có mức độ phù hợp cao hơn với mục tiêu, mà còn tạo cơ sở đối chiếu kết quả giữa các phương pháp nhằm nâng cao độ tin cậy của quá trình ra quyết định. Nghiên cứu cung cấp một khung đánh giá có hệ thống trong quá trình đầu tư, lựa chọn và triển khai cobot. Đồng thời, nghiên cứu cũng mở ra hướng tiếp cận tham khảo cho các bài toán lựa chọn thiết bị công nghệ trong sản xuất, nhà máy trên nền tảng các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí.

Từ khóa: Robot cộng tác; MCDM; TOPSIS; MARCOS; ARAS.

ABSTRACT

In the context where collaborative robots (cobots) are becoming a promising option due to their ability to work safely with humans, their high flexibility, and their suitability for modern manufacturing environments, selecting an appropriate cobot remains a complex problem. This is because multiple criteria must be considered simultaneously, such as investment cost, payload, power consumption, robot weight, reach, and accuracy. However, there are still relatively few studies addressing this issue. This study proposes a multi-criteria decision-making (MCDM) model to support the selection of a suitable cobot by combining the entropy weighting method with three MCDM techniques: the Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS),

the Measurement Alternatives and Ranking according to COMpromise Solution (MARCOS), and the Additive Ratio Assessment (ARAS). In the proposed model, the entropy method is employed to determine criterion weights objectively based on the dispersion of data, while TOPSIS, MARCOS, and ARAS are applied to evaluate, compare, and rank the cobot alternatives. This approach not only makes it possible to identify which alternative is more suitable for the target objectives, but also provides a basis for cross-checking results among different methods, thereby enhancing the reliability of the decision-making process. The study offers a systematic evaluation framework for the investment, selection, and implementation of cobots. At the same time, it also provides a useful reference approach for technology equipment selection problems in manufacturing and factory environments based on MCDM methods.

Keywords: Industrial robot; MCDM; TOPSIS; MARCOS; ARAS.

1. GIỚI THIỆU

Robot cộng tác (cobot) là những thiết bị đa năng, có thể lập trình lại, được thiết kế để làm việc an toàn và linh hoạt cùng con người trong cùng không gian sản xuất. Khả năng ra quyết định, phản ứng với dữ liệu cảm biến và giao tiếp với các thiết bị khác giúp cobot trở thành một thành phần quan trọng trong các hệ thống sản xuất hiện đại [1, 2]. Trong bối cảnh sản xuất đang chuyển dịch mạnh theo hướng tự động hóa thông minh, linh hoạt hóa dây chuyền và tích hợp mô hình sản xuất của Công nghiệp 4.0–5.0, cobot ngày càng được xem là giải pháp phù hợp cho nhiều ứng dụng như lắp ráp, gấp đặt, cấp phối, hàn, kiểm tra chất lượng, đóng gói và xử lý vật liệu. So với robot công nghiệp truyền thống, cobot có ưu thế ở khả năng làm việc gần con người, dễ lập trình, dễ tái cấu hình và phù hợp hơn với các môi trường sản xuất có quy mô vừa và nhỏ, sản xuất đa dạng chủng loại hoặc yêu cầu thay đổi nhanh theo đơn hàng. Vì vậy, cobot không chỉ là một thiết bị tự động hóa mà còn là một nền tảng hỗ trợ nâng cao năng suất, chất lượng, tính linh hoạt và mức độ an toàn trong sản xuất hiện đại.

Các công trình đã công bố liên quan đến chủ đề này chủ yếu phát triển theo ba hướng. Hướng thứ nhất tập trung vào thiết kế, triển

khai và ứng dụng cobot trong sản xuất, như tích hợp cobot vào dây chuyền lắp ráp [3], xây dựng trạm làm việc cộng tác người–robot [4], tối ưu hóa quy trình sản xuất có sự phối hợp giữa con người và robot [5], hoặc ứng dụng cobot trong các nhiệm vụ xử lý vật liệu và kiểm tra chất lượng [6]. Hướng thứ hai tập trung vào đánh giá hiệu quả vận hành của cobot trong môi trường công nghiệp, bao gồm các nghiên cứu về năng suất, độ an toàn, tính linh hoạt, khả năng thích ứng với biến động sản xuất và hiệu quả đầu tư [7]. Hướng thứ ba liên quan đến hỗ trợ lựa chọn công nghệ, với các nghiên cứu đề xuất tiêu chí lựa chọn robot, xây dựng khung hỗ trợ ra quyết định cho việc chấp nhận cobot trong nhà máy và áp dụng các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí để lựa chọn robot hoặc thiết bị tự động hóa phù hợp [8]. Nhìn chung, các công trình này cho thấy cobot có giá trị thực tiễn rõ rệt trong sản xuất, đồng thời xác nhận rằng việc lựa chọn thiết bị phù hợp là một vấn đề cần được nghiên cứu độc lập và có hệ thống.

Tuy nhiên, xét từ góc độ đầu tư và lựa chọn thiết bị cho doanh nghiệp sản xuất, vẫn còn một khoảng trống đáng kể. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tập trung vào ứng dụng cobot trong vận hành hoặc chứng minh hiệu quả của chúng trong môi trường công nghiệp, trong khi số nghiên cứu đi thẳng vào bài toán

lựa chọn cobot cho mục tiêu sản xuất cụ thể vẫn còn hạn chế. Trên thực tế, một cobot phù hợp với một công đoạn hoặc mô hình sản xuất này chưa chắc đã phù hợp với công đoạn hay doanh nghiệp khác, bởi nhà quản lý phải cân nhắc đồng thời nhiều tiêu chí như chi phí đầu tư, tải trọng, công suất tiêu thụ, trọng lượng robot, tầm với, độ chính xác, mức độ an toàn, khả năng tích hợp và mức độ phù hợp với yêu cầu công nghệ của dây chuyền. Đây là các tiêu chí khác đơn vị đo, có khả năng xung đột và đòi hỏi sự đánh đổi, đúng với bản chất của một bài toán ra quyết định đa tiêu chí. Hơn nữa, các nghiên cứu về MCDM và trọng số tiêu chí cũng cho thấy kết quả xếp hạng có thể thay đổi đáng kể tùy theo phương pháp được sử dụng và cách xác định trọng số [9]. Nếu trọng số phụ thuộc quá nhiều vào đánh giá chủ quan hoặc nếu chỉ sử dụng một kỹ thuật xếp hạng đơn lẻ, quyết định lựa chọn có thể thiếu tính khách quan và khó kiểm chứng về độ ổn định. Vì vậy, nhu cầu xây dựng một khung đánh giá có hệ thống, khách quan và đáng tin cậy cho bài toán lựa chọn cobot trong sản xuất là hoàn toàn cần thiết.

Xuất phát từ khoảng trống đó, nghiên cứu này đề xuất một mô hình ra quyết định đa tiêu chí nhằm hỗ trợ lựa chọn cobot phù hợp cho môi trường sản xuất thông qua việc kết hợp phương pháp xác định trọng số entropy với ba kỹ thuật MCDM gồm TOPSIS, MARCOS và ARAS. Trong mô hình đề xuất, trước hết một tập tiêu chí đánh giá được xây dựng từ đặc điểm sử dụng cobot trong sản xuất, bao gồm các khía cạnh kỹ thuật, vận hành và khai thác thực tế. Sau đó, phương pháp entropy được sử dụng để xác định trọng số theo hướng khách quan dựa trên mức độ phân tán của dữ liệu. Trên cơ sở đó, TOPSIS được áp dụng để đánh giá mức độ gần với nghiệm lý tưởng, ARAS được sử dụng để xếp hạng theo nguyên lý tỷ lệ cộng thêm, còn MARCOS cho phép đo lường và xếp hạng các

phương án theo logic thỏa hiệp. Điểm đóng góp của nghiên cứu nằm ở việc tiếp cận bài toán lựa chọn cobot trong bối cảnh sản xuất thực tiễn, đồng thời đối chiếu kết quả giữa nhiều phương pháp để nâng cao độ tin cậy của quyết định lựa chọn.

2. PHƯƠNG PHÁP VÀ VẬT LIỆU

2.1. Phương pháp trọng số Entropy

Các bước của phương pháp trọng số Entropy được thực hiện như sau:

Bước 1: Xây dựng ma trận quyết định.

$$X = [x_{ij}]_{m \times n} \quad (1)$$

Trong đó, m là số phương án, n là số tiêu chí, và x_{ij} là giá trị của phương án i theo tiêu chí j .

Bước 2: Chuẩn hóa ma trận quyết định.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (2)$$

Bước 3: Tính giá trị entropy của từng tiêu chí. Giá trị entropy của tiêu chí j được tính theo công thức:

$$e_j = -\frac{1}{\ln(m)} \sum_{i=1}^m r_{ij} \ln(r_{ij}) \quad (3)$$

Khi $p_{ij} = 0$, quy ước $p_{ij} \ln(p_{ij}) = 0$. Giá trị entropy E_j càng lớn cho thấy dữ liệu tại tiêu chí j càng đồng đều, do đó lượng thông tin phân biệt giữa các phương án càng thấp. Ngược lại, E_j càng nhỏ thì mức độ phân tán của dữ liệu càng lớn, phản ánh tiêu chí đó chứa nhiều thông tin hơn.



Bước 4: Tính mức độ phân kỳ của từng tiêu chí.

$$d_j = 1 - e_j \quad (4)$$

Bước 5: Xác định trọng số entropy của tiêu chí.

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j}, 0 \leq w_j \leq 1, \sum w_j = 1 \quad (5)$$

2.2. Phương pháp TOPSIS

Các bước của phương pháp được mô tả như sau:

Bước 1: Xây dựng ma trận quyết định ban đầu tương tự như phương pháp Entropy.

Bước 2: Chuẩn hóa ma trận quyết định.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (6)$$

Bước 3: Xây dựng ma trận chuẩn hóa có trọng số. Giả sử vector trọng số của các tiêu chí là:

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_n), \sum w_j = 1 \quad (7)$$

Khi đó, ma trận chuẩn hóa có trọng số:

$$v_{ij} = w_j r_{ij} \quad (8)$$

Bước 4: Xác định nghiệm lý tưởng dương và nghiệm lý tưởng âm. Đối với tiêu chí lợi ích, ta có:

$$A^+ = \{\max(v_{ij}) \mid j = 1..n\} \quad (9)$$

$$A^- = \{\min(v_{ij}) \mid j = 1..n\} \quad (10)$$

Nếu tiêu chí là dạng chi phí:

$$A^+ = \{\min(v_{ij}) \mid j = 1..n\} \quad (11)$$

$$A^- = \{\max(v_{ij}) \mid j = 1..n\} \quad (12)$$

Bước 5: Tính khoảng cách đến các nghiệm lý tưởng. Khoảng cách tới nghiệm lý tưởng dương và nghiệm lý tưởng âm lần lượt được cho bởi:

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^+)^2} \quad (13)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^-)^2} \quad (14)$$

Bước 6: Tính hệ số gần gũi tương đối. Hệ số gần gũi tương đối của phương án i được tính cho bởi:

$$C_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \quad (15)$$

Trong đó: $C_i \in [0,1]$, C_i càng gần 1 thì phương án đó càng tốt.

Bước 7: Xếp hạng các phương án. Sắp xếp các phương án theo thứ tự giảm dần của C_i . Phương án có giá trị C_i lớn nhất là phương án tốt nhất theo TOPSIS.

2.3. Phương pháp MARCOS

Phương pháp MARCOS được thực hiện theo các bước dưới đây.

Bước 1: Xây dựng ma trận quyết định ban đầu tương tự như phương pháp Entropy.

Bước 2: Mở rộng ma trận bằng phương án phản lý tưởng (AAI) và lý tưởng (AI). Ma trận mở rộng có dạng:

$$X_e = \begin{bmatrix} AAI \\ A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_m \\ AI \end{bmatrix} \quad (16)$$

Trong đó, các phần tử của AAI và AI được xác định theo bản chất của từng tiêu chí.

Đối với tiêu chí lợi ích:

$$x_{aj} = \min_i x_{ij}, \quad x_{ij}^* = \max_i x_{ij} \quad (17)$$

Đối với tiêu chí chi phí:

$$x_{aj} = \max_i x_{ij}, \quad x_{ij}^* = \min_i x_{ij} \quad (18)$$

Trong đó, x_{aj} là giá trị của AAI, còn x_{ij}^* là giá trị của AI tại tiêu chí j.

Bước 3: Chuẩn hóa ma trận mở rộng.

Đối với tiêu chí chi phí:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}^*}{x_{ij}} \quad (19)$$

Đối với tiêu chí lợi ích:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{ij}^*} \quad (20)$$

Bước 4: Xây dựng ma trận chuẩn hóa có trọng số.

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_n), \sum w_j = 1 \quad (21)$$

Khi đó, ma trận chuẩn hóa:

$$v_{ij} = n_{ij} \cdot w_j \quad (22)$$

Bước 5: Tính tổng giá trị trọng số của từng phương án.

$$S_i = \sum_{j=1}^n v_{ij} \quad (23)$$

Trong đó, S_i là tổng giá trị của phương án i. Tương tự, cũng xác định S_{AAI} và S_{AI} tương ứng cho AAI và AI.

Bước 6: Xác định mức độ hữu ích của phương án.

$$K_i^- = \frac{S_i}{S_{AAI}} \quad (24)$$

$$K_i^+ = \frac{S_i}{S_{AI}} \quad (25)$$

Trong đó, K_i^- phản ánh quan hệ của phương án i so với AAI, còn K_i^+ thể hiện quan hệ của phương án đó so với AI.

Bước 7: Tính hàm hữu ích của từng phương án.

$$f(K_i) = \frac{K_i^+ + K_i^-}{1 + \frac{1-f(K_i^+)}{f(K_i^+)} + \frac{1-f(K_i^-)}{f(K_i^-)}} \quad (26)$$

Hai hàm thành phần được viết:

$$f(K_i^+) = \frac{K_i^-}{K_i^+ + K_i^-} \quad (27)$$

$$f(K_i^-) = \frac{K_i^+}{K_i^+ + K_i^-} \quad (28)$$

☞

Giá trị $f(K_i)$ càng lớn thì phương án càng tốt.

2.4. Phương pháp ARAS

Các bước của ARAS được thực hiện như sau:

Bước 1: Xây dựng ma trận quyết định.

$$X = \begin{bmatrix} x_{01} & x_{02} & \cdots & x_{0n} \\ x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (29)$$

Trong đó, x_{ij} là giá trị của phương án i theo tiêu chí j , còn x_{0j} là giá trị tối ưu của tiêu chí j . Nếu giá trị tối ưu chưa được xác định trước, nó được lựa chọn theo nguyên tắc:

Với tiêu chí lợi ích:

$$x_{0j} = \max_i x_{ij} \quad (30)$$

Với tiêu chí chi phí:

$$x_{0j} = \min_i x_{ij} \quad (31)$$

Bước 2: Chuẩn hóa ma trận quyết định.

Đối với tiêu chí lợi ích, giá trị chuẩn hóa là:

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=0}^m x_{ij}} \quad (32)$$

Đối với tiêu chí chi phí, giá trị chuẩn hóa là:

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}^*}{\sum_{i=0}^m x_{ij}^*}, \quad x_{ij}^* = \frac{1}{x_{ij}} \quad (33)$$

Bước 3: Xây dựng ma trận chuẩn hóa có trọng số. Giả sử trọng số của các tiêu chí được ký hiệu là:

$$w = (w_1, w_2, \dots, w_n), \sum w_j = 1 \quad (34)$$

Ma trận chuẩn hóa có trọng số là:

$$\hat{x}_{ij} = \bar{x}_{ij} \cdot w_j \quad (35)$$

Bước 4: Tính giá trị hàm tối ưu của từng phương án.

$$S_i = \sum_{j=1}^n \hat{x}_{ij}, i = 0, 1, 2, \dots, m \quad (36)$$

Trong đó, S_0 là giá trị hàm tối ưu của phương án lý tưởng, còn S_i với $i = 1, \dots, m$ là giá trị của các phương án cần đánh giá.

Bước 5: Xác định mức độ hữu ích của các phương án.

$$K_i = \frac{S_i}{S_0}, i = 1, 2, \dots, m \quad (37)$$

Giá trị K_i càng lớn thì phương án càng tốt.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Trong nghiên cứu này, bảy tiêu chí quan trọng được xem xét để lựa chọn cobot được mô tả như sau:

- Khả năng tải của cobot tính bằng kg: Đây là trọng lượng tối đa mà cobot có thể nâng hoặc mang trong quá trình làm việc. Cobot có khả năng tải lớn hơn thường được ưu tiên vì có thể xử lý các chi tiết nặng hơn.

- Độ lặp lại tính bằng mm: Tiêu chí này thể hiện khả năng của cobot trong việc quay trở lại cùng một vị trí nhiều lần với độ chính xác cao. Giá trị độ lặp lại càng nhỏ thì độ chính xác càng cao.

- Tầm với của cobot tính bằng mm: Đây là khoảng cách tối đa từ tâm robot đến điểm làm việc xa nhất mà cobot có thể tiếp cận. Cobot có tầm với lớn hơn sẽ linh hoạt hơn trong không gian làm việc.

- Tốc độ dụng cụ tính bằng m/s: Tiêu chí này phản ánh tốc độ di chuyển của đầu công cụ của cobot trong quá trình thực hiện nhiệm vụ. Tốc độ cao hơn giúp tăng năng suất và giảm thời gian chu kỳ sản xuất.

Bảng 1. Danh sách các tiêu chí lựa chọn

STT	Tiêu chí	Đơn vị	Ký hiệu
1	Khả năng tải của robot	kg	C1
2	Độ lặp lại	mm	C2
3	Tầm với của robot	mm	C3
4	Tốc độ dụng cụ	m/s	C4
5	Trọng lượng của robot	kg	C5
6	Công suất tiêu thụ	kW	C6
7	Chi phí đầu tư	INR	C7

- Trọng lượng cobot tính bằng kg: Đây là trọng lượng tổng thể của cobot. Cobot có trọng lượng nhẹ hơn thường dễ lắp đặt, di chuyển và tích hợp trong dây chuyền sản xuất.

- Công suất tiêu thụ điện của cobot tính bằng kW: Đây là lượng công suất điện mà cobot cần sử dụng trong quá trình hoạt động. Giá trị này phản ánh mức năng lượng cần thiết để robot vận hành. Thông thường mong muốn công suất tiêu thụ thấp hơn để tiết kiệm điện năng và giảm chi phí vận hành.

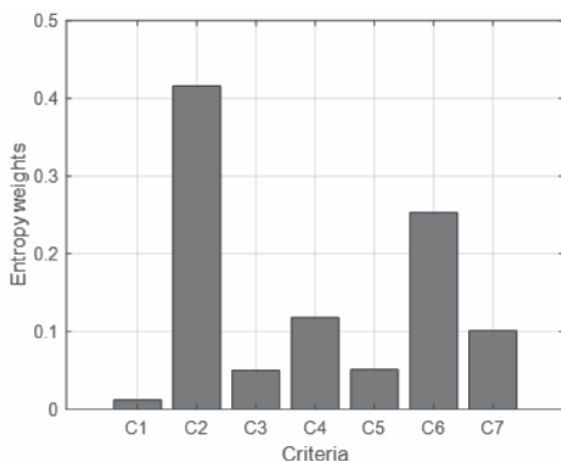
- Chi phí đầu tư ban đầu của cobot: Đây là số tiền cần bỏ ra để mua và lắp đặt cobot phục vụ cho quá trình sản xuất hoặc vận hành. Bảng 1 mô tả danh sách các tiêu chí và ký hiệu. Bảng 2 thể hiện các thông số của từng loại cobot (12 loại cobot) theo các tiêu chí.

Bảng 1 mô tả danh sách các tiêu chí và ký hiệu. Bảng 2 thể hiện các thông số của từng loại cobot (12 loại cobot) theo các tiêu chí.

Bảng 2. Ma trận quyết định

Cobot	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
Cobot-1	3.15	0.03	850	1.2	18.4	200	2148133
Cobot-2	3.22	0.02	626	1.5	12.0	150	1239308
Cobot-3	3.5	0.03	625	1.9	15.5	150	1652410
Cobot-4	3.35	0.02	624	2.1	16.5	150	1652410
Cobot-5	3.37	0.03	624	2	16.5	150	1651584
Cobot-6	3.56	0.02	620	1.4	15.0	120	1404549
Cobot-7	2.88	0.02	620	1.5	15.0	120	1083981
Cobot-8	3.05	0.05	550	1.6	17.0	260	1569707
Cobot-9	3.67	0.10	855	1.3	17.8	80	1074067
Cobot-10	3.34	0.05	630	1.1	13.0	240	1817651
Cobot-11	3.23	0.04	560	2.2	20.0	120	1652410
Cobot-12	3.01	0.02	590	2	18.0	100	1652410

Kết quả trọng số các tiêu chí theo phương pháp entropy được thể hiện trong Hình 1. Ta thấy rằng trọng số của các tiêu chí được xác định bằng phương pháp entropy có sự khác biệt tương đối rõ ràng.



Hình 1. Trọng số entropy của các tiêu chí

Trong đó, tiêu chí C2 có trọng số cao nhất với giá trị 41.6%, cho thấy tiêu chí này có mức độ ảnh hưởng lớn nhất đến quá trình đánh giá và lựa chọn phương án. Tiếp theo là các tiêu chí C6 với trọng số là 25.3% cũng là những tiêu chí quan trọng trong mô hình ra quyết định. Bên cạnh đó, tiêu chí C4 và C7 có trọng số lần lượt là 11.8% và 10.1%, thể hiện mức độ ảnh hưởng trung bình trong tập tiêu chí. Trong khi đó, các tiêu chí C5, C3 và C1 có trọng số thấp hơn cho thấy mức độ đóng góp của các tiêu chí này vào quá trình đánh giá tổng thể là thấp hơn so với các tiêu chí còn lại. Sự phân bố trọng số này phản ánh mức độ thông tin và tầm quan trọng khác nhau của từng tiêu chí trong bộ dữ liệu. Những tiêu chí có trọng số cao đóng vai trò quyết định hơn trong việc phân biệt các phương án cobot, trong khi các tiêu chí có trọng số thấp có ảnh hưởng nhỏ hơn đến kết quả đánh giá cuối cùng. Điều này giúp đảm bảo rằng quá trình ra quyết định được thực hiện khách quan và tập trung nhiều hơn vào các tiêu chí mang lại nhiều thông tin nhất.

Bảng kết quả xếp hạng cho thấy sự tương đồng khá cao giữa ba phương pháp TOPSIS, MARCOS và ARAS. Cobot-12 đều được xếp hạng thứ nhất trong cả ba phương pháp, chứng tỏ đây là phương án tối ưu nhất. Các cobot Cobot-7 và Cobot-6 cũng nằm trong nhóm dẫn đầu với các vị trí lần lượt là 2 và 3. Trong khi đó, nhóm các cobot có thứ hạng trung bình như Cobot-2, Cobot-4, Cobot-5 và Cobot-3 có sự dao động không đáng kể giữa các phương pháp. Ở nhóm cuối, sự khác biệt chủ yếu xuất hiện giữa Cobot-9 và Cobot-10, phản ánh mức độ nhạy của kết quả đối với từng phương pháp đánh giá. Như vậy, kết quả xếp hạng có tính nhất quán cao, qua đó củng cố độ tin cậy của quá trình ra quyết định.

Bảng 3. Kết quả xếp hạng các lựa chọn

Cobot	TOPSIS	MARCOS	ARAS
Cobot-1	9	10	10
Cobot-2	5	4	4
Cobot-3	7	7	7
Cobot-4	4	5	5
Cobot-5	6	6	6
Cobot-6	3	3	3
Cobot-7	2	2	2
Cobot-8	11	11	11
Cobot-9	12	9	9
Cobot-10	10	12	12
Cobot-11	8	8	8
Cobot-12	1	1	1

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, các phương pháp ra quyết định đa tiêu chí gồm TOPSIS, MARCOS và ARAS đã được áp dụng để đánh giá và xếp hạng 12 phương án cobot dựa trên tập hợp các tiêu chí kỹ thuật và kinh tế. Kết quả cho thấy sự tương đồng cao giữa ba phương pháp, qua đó khẳng định tính ổn định và độ tin

cây của mô hình đánh giá được đề xuất. Đặc biệt, Cobot-12 được xếp hạng cao nhất ở cả ba phương pháp, cho thấy đây là phương án tối ưu nhất trong số các lựa chọn được xem xét. Bên cạnh đó, Cobot-7 và Cobot-6 cũng được xác định là những phương án có mức độ phù hợp cao, luôn nằm trong nhóm dẫn đầu. Sự khác biệt nhỏ trong thứ hạng của một vài phương án, điển hình như Cobot-9 và Cobot-10, phản ánh đặc trưng riêng của từng phương pháp tính toán, song không làm thay đổi xu hướng đánh giá chung. Điều này chứng tỏ việc kết hợp nhiều phương pháp MCDM trong phân tích không chỉ giúp tăng tính khách quan mà còn nâng cao độ tin cậy của kết quả lựa chọn. Trên cơ sở đó, nghiên cứu đã cung cấp một cách tiếp cận có hệ thống và thực tiễn nhằm hỗ trợ quá trình lựa chọn cobot phù hợp trong môi trường sản xuất thông minh. Trong tương lai, mô hình nghiên cứu có thể được mở rộng bằng cách bổ sung thêm các tiêu chí định tính, các yếu tố bất định hoặc tích hợp với các phương pháp xác định trọng số nâng cao như AHP, BWM hoặc Entropy để nâng cao hơn nữa độ chính xác và khả năng ứng dụng trong thực tiễn. ❖

Ngày nhận bài: 04/5/2026

Ngày phản biện: 12/5/2026

Tài liệu tham khảo:

- [1]. C. Taesi, F. Aggogeri, & N. Pellegrini, “COBOT applications – Recent advances and challenges”. *Robotics*, 12(3), 79, 2023.
- [2]. M. Faccio, & Y. Cohen, “Intelligent cobot systems: human-cobot collaboration in manufacturing”. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 35(5), 1905-1907, 2024.
- [3]. P. Chutima, “Assembly line balancing with cobots: An extensive review and critiques”. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 14(4), 785-804, 2023.
- [4]. Faccio, M. et al., “Human factors in cobot era: a review of modern production systems features”. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 34(1), 85-106, 2023.
- [5]. G. Figliolini, C. Lanni, & L. Tomassi, “Cobot kinematic model for industrial applications”. *Inventions*, 10(3), 37, 2025.
- [6]. S. Kakade, B. Patle, & A. Umbarkar, “Applications of collaborative robots in agile manufacturing: a review”. *Robotic Systems and Applications*, 3(1), 59-83, 2023.
- [7]. R. Ojstersek, B. Buchmeister, & A. Javernik, “The importance of cobot speed and acceleration on the manufacturing system efficiency”. *Procedia Computer Science*, 217, 147-154, 2023.
- [8]. G. B. Mahanta, B. Mohanty, A. Rout, B. B. Biswal, & A. Jha, “Selection of cobot for human-robot collaboration for robotic assembly task with Best Worst MCDM techniques”. In 2023 IEEE 7th Conference on Information and Communication Technology (CICT), 1-6, 2023.
- [9]. E. Ayyildiz, M. Carı, B. Kara, & N. Aydin, “Prioritizing the Selection Factors of Collaborative Robots (Cobots) for Assembly Lines by Best Worst Method”. In International Conference on Intelligent and Fuzzy Systems, 350-358, 2025.