

TỐI ƯU HÓA NĂNG LƯỢNG TRONG ĐIỀU KHIỂN PHÂN BỐ CHO PHƯƠNG TIỆN NGẦM TỰ HÀNH: TỔNG QUAN, THÁCH THỨC VÀ KHUNG ĐÁNH GIÁ

ENERGY OPTIMIZATION IN CONTROL ALLOCATION FOR AUTONOMOUS UNDERWATER VEHICLES: A REVIEW, CHALLENGES, AND EVALUATION FRAMEWORK

NGUYỄN MINH TÂN¹, VƯƠNG ĐỨC PHÚC^{2*}, NGUYỄN QUANG TRUNG³

¹Nghiên cứu sinh chuyên ngành Tự động hóa, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

²Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

³Viện Kỹ thuật hải quân

*Email liên hệ: phucvd.ddt@vimaru.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.1126>

Tóm tắt

Bài báo trình bày tổng quan, phân tích các thách thức và đề xuất khung đánh giá cho bài toán tối ưu hóa năng lượng trong điều khiển phân bố của phương tiện ngầm tự hành (AUV). Khác với các tổng quan trước đây thường xem riêng bài toán bám quỹ đạo, phân bố lực hoặc kháng lỗi, bài báo liên kết ba lớp vấn đề: mô hình động lực học và actuator, thuật toán phân bố có ràng buộc, và khả năng duy trì nhiệm vụ trong điều kiện suy giảm cơ cấu chấp hành. Các nhóm phương pháp gồm giả nghịch đảo/WLS, quy hoạch bậc hai (QP), SQP/MPC và các hướng dựa trên AI/RL được so sánh theo ưu điểm, hạn chế, điều kiện áp dụng, yêu cầu thời gian thực và mức độ phù hợp với mục tiêu tiết kiệm năng lượng. Bài báo cũng làm rõ các thách thức triển khai gồm phi tuyến actuator, bão hòa lực, giới hạn công suất pin, nhiễu dòng chảy, sai số mô hình thủy động, độ trễ chẩn đoán lỗi và thiếu bộ chuẩn đánh giá chung. Trên cơ sở đó, khung đánh giá dựa trên kịch bản được đề xuất cho mô phỏng số, mô hình bán tự nhiên và phần cứng trong vòng lặp, với các chỉ tiêu năng lượng, công suất đỉnh, tỷ lệ bão hòa, thời gian tính toán và khả năng hoàn thành nhiệm vụ. Mô phỏng 3-DOF được trình bày để minh họa khả năng phân loại thuật toán của khung đánh giá.

Từ khóa: AUV, điều khiển phân bố, tối ưu hóa năng lượng, thách thức, kháng lỗi, học tăng cường.

Abstract

This paper reviews energy optimization in control allocation for autonomous underwater vehicles

(AUVs), analyzes key implementation challenges, and proposes a scenario-based evaluation framework. Unlike previous reviews that often treated trajectory tracking, force allocation, or fault tolerance separately, this paper connects three layers of the problem: AUV and actuator modeling, constrained allocation algorithms, and mission preservation under degraded actuation. Pseudo-inverse/WLS, quadratic programming (QP), SQP/MPC, and AI/RL-based approaches are compared in terms of advantages, limitations, applicability, real-time requirements, and suitability for energy-aware allocation. The paper also identifies practical challenges, including actuator nonlinearities, saturation, battery power limits, ocean-current disturbances, hydrodynamic model uncertainty, fault-diagnosis delay, and the lack of common benchmarks. A scenario-based framework is then proposed for numerical simulation, semi-natural testing, and hardware-in-the-loop experiments, using metrics such as mission energy, peak power, saturation ratio, computational time, and mission completion capability. A 3-DOF numerical case study is included to illustrate how the proposed metrics can distinguish allocation algorithms under current disturbance and actuator degradation.

Keywords: AUV, control allocation, energy optimization, challenges, fault-tolerant control, reinforcement learning.

1. Mở đầu

Phương tiện ngầm tự hành (Autonomous Underwater Vehicle - AUV) hoạt động trong môi

trường có nhiều dòng chảy, tham số thủy động biến thiên theo vận tốc, độ sâu và cấu hình tải, đồng thời bị giới hạn bởi truyền thông dưới nước và dung lượng pin. Trong bối cảnh đó, điều khiển bám quỹ đạo không chỉ cần bảo đảm sai số nhỏ mà còn phải sử dụng năng lượng hợp lý và duy trì nhiệm vụ khi một phần cơ cấu chấp hành suy giảm hiệu lực [1, 8-10].

Đối với AUV quá cơ cấu chấp hành, bộ điều khiển cấp cao thường chỉ sinh lực và mô men tổng quát, còn khối điều khiển phân bổ chuyển yêu cầu này thành lệnh riêng cho động cơ đẩy, cánh lái hoặc cơ cấu hướng lực. Các tổng quan kinh điển của Fossen, Johansen và Perez đã định hình control allocation như một bài toán tối ưu có ràng buộc về biên độ, tốc độ, công suất và cấu hình actuator [2-4]. Tuy nhiên, các tổng quan này chưa đặt trọng tâm vào so sánh năng lượng nhiệm vụ của AUV pin, chưa phân tích sâu tác động của lỗi actuator và chưa bao quát vai trò mới của học máy trong giai đoạn 2021-2026.

Khoảng trống chính của tài liệu hiện tại nằm ở chỗ các thuật toán WLS, QP, SQP, MPC và AI thường được đánh giá trong các mô hình, kịch bản và thước đo khác nhau. Vì vậy, rất khó kết luận thuật toán nào phù hợp cho một cấu hình nhiều cơ cấu lái, một AUV nhiều động cơ đẩy hoặc một nhiệm vụ khảo sát dài ngày. Bài báo này chuyển trọng tâm từ “liệt kê phương pháp” sang “tổng hợp”: mỗi nhóm thuật toán được xem xét theo cùng các tiêu chí gồm độ chính xác phân bổ, năng lượng tích lũy, độ nhẵn lệnh, khả năng tránh bão hòa, khả năng tái phân bổ khi lỗi và chi phí tính toán thời gian thực.

Đóng góp của bài báo được xác định theo hướng tổng quan định hướng đánh giá, không tuyên bố một thuật toán điều khiển mới. Cụ thể, bài báo gồm: (i) tổng quan và so sánh có cấu trúc các nhóm thuật toán phân bổ WLS, QP, SQP/MPC và AI/RL theo tiêu chí năng lượng, ràng buộc và kháng lỗi; (ii) làm rõ các thách thức kỹ thuật khi đưa tối ưu hóa năng lượng vào control allocation, bao gồm phi tuyến actuator, bão hòa, giới hạn pin, dòng chảy, sai số mô hình và độ trễ FDD; (iii) đề xuất khung đánh giá dựa trên kịch bản với các chỉ tiêu định lượng thống nhất; và (iv) minh họa khung đánh giá bằng một case study mô phỏng số để chứng minh khả năng phân loại thuật toán, thay vì xem case study như một kết quả thực nghiệm mới.

So với các tổng quan nền tảng về control allocation [2-4], phần cập nhật 2021-2026 cho thấy trọng tâm nghiên cứu đã dịch chuyển từ nghiệm phân bổ khả thi nói chung sang phân bổ có xét năng lượng nhiệm vụ, động học actuator, suy giảm cơ cấu chấp hành và các lớp hỗ trợ dựa trên AI/RL. Vì vậy, bài báo

không chỉ cập nhật danh mục tài liệu mà còn dùng cùng một bộ tiêu chí để chỉ ra khi nào kết luận kinh điển “nghiệm nhanh nhưng ít ràng buộc” của WLS cần được thay bằng QP/SQP/MPC hoặc cấu trúc lai có lớp giám sát học máy.

2. Cơ sở mô hình và bài toán tối ưu năng lượng

Bài báo được xây dựng theo hướng nghiên cứu AUV hoặc UAV có nhiều cơ cấu tạo lực; có bài toán control/thrust/rudder allocation; xét ràng buộc năng lượng, bão hòa, tốc độ actuator hoặc công suất; có cơ chế kháng lỗi, FDD hoặc tái cấu hình; hoặc sử dụng học tăng cường, mạng nơ-ron, PINN hay học máy cho điều khiển/chẩn đoán AUV. Giai đoạn 2021-2026 được nhấn mạnh vì đây là giai đoạn xuất hiện nhiều nghiên cứu kết hợp X-rudder, tối ưu năng lượng, actuator dynamics và AI-based control [5-19].

Mỗi công trình được đọc theo sáu trục phân tích: (1) loại cơ cấu chấp hành; (2) mô hình hiệu dụng và mức phi tuyến; (3) hàm mục tiêu năng lượng hoặc nỗ lực điều khiển; (4) loại ràng buộc; (5) cơ chế xử lý lỗi actuator; và (6) mức chứng minh, gồm mô phỏng, HIL, thí nghiệm bể hoặc thử nghiệm biển. Khung này cho phép so sánh các nghiên cứu vốn dùng mô hình và thuật ngữ khác nhau, đồng thời chỉ ra công trình nào thực sự đánh giá trade-off giữa năng lượng và chất lượng điều khiển.

Việc “tối ưu năng lượng” trong control allocation không nên được hiểu đơn giản là giảm biên độ lệnh actuator tại từng thời điểm. Nếu quá tiết kiệm lực, sai số bám quỹ đạo tăng, thời gian hoàn thành nhiệm vụ kéo dài và tổng năng lượng toàn hành trình có thể tăng. Vì vậy, thước đo chính của bài báo là năng lượng nhiệm vụ có điều kiện theo sai số bám, thay vì năng lượng tức thời tách rời khỏi quỹ đạo.

2.1. Cơ sở mô hình AUV và cấu trúc điều khiển phân bổ

Với AUV sáu bậc tự do, véc tơ vị trí - tư thế trong hệ quán tính được ký hiệu là $\eta = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T$, còn véc tơ vận tốc trong hệ gắn thân là $v = [u, v, w, p, q, r]^T$. Quan hệ động học và động lực học có thể viết dưới dạng [1]:

$$\dot{\eta} = J(\eta)v \quad (1)$$

$$M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) = \tau + \tau_d \quad (2)$$

Trong đó M gồm khối lượng vật rắn và khối lượng nước kèm, $C(v)$ là ma trận Coriolis - ly tâm, $D(v)$ là cản thủy động, $g(\eta)$ là trọng lực và lực nổi, τ là véc tơ lực/mô men điều khiển tổng quát, còn τ_d là nhiễu môi

trường. Bộ điều khiển cấp cao sinh yêu cầu lực ảo τ_c dựa trên sai số trạng thái:

$$e_\eta = \eta - \eta_d, \quad e_v = v - v_d, \quad \tau_c = f(e_\eta, e_v, \eta_d, v_d) \quad (3)$$

Khối phân bổ điều khiển tính véc tơ lệnh $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ cho m actuator sao cho lực/mô men thực gần với τ_c . Quan hệ hiệu dụng được biểu diễn bởi ma trận $B(\alpha, V)$, phụ thuộc vị trí lắp đặt, hướng lực, góc bề lái α , vận tốc tiến V và đôi khi phụ thuộc trạng thái dòng chảy tương đối:

$$\tau = B(\alpha, V)u \quad (4)$$

Khi m lớn hơn số bậc tự do được điều khiển, hệ là quá cơ cấu chấp hành và có nhiều nghiệm u cho cùng τ_c . Bản chất của control allocation là chọn nghiệm tốt nhất trong tập nghiệm khả thi, không chỉ dùng một nghiệm giả nghịch đảo. Khi xét lỗi hoặc suy giảm hiệu lực actuator, ma trận Λ được đưa vào mô hình:

$$\tau = B(\alpha, V)\Lambda u + \tau_f, \quad \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m), \quad 0 \leq \lambda_i \leq 1 \quad (5)$$

Ở đây $\lambda_i = 1$ biểu diễn actuator làm việc bình thường, $\lambda_i = 0$ là mất hoàn toàn hiệu lực, còn $0 < \lambda_i < 1$ là suy giảm một phần. Trong triển khai thực tế, Λ không biết chính xác mà được ước lượng bởi bộ FDD. Do đó cần xét độ trễ và sai số ước lượng:

$$\hat{\Lambda}(k) = \Lambda(k - d_{\text{FDD}}) + \Delta\Lambda(k), \quad d_{\text{FDD}} = \left\lceil \frac{T_{\text{FDD}}}{\Delta t} \right\rceil \quad (6)$$

Trong biểu diễn trên, d_{FDD} được hiểu là độ trễ rời rạc tương đương của chuỗi đo - chẩn đoán - truyền lệnh, còn $\Delta\Lambda(k)$ gom sai số nhận dạng và nhiễu đo. Do đó, phương trình (6) không nhằm mô tả đầy đủ động học của bộ FDD mà được dùng như một mô hình sai lệch hữu hiệu để đánh giá tác động của việc cập nhật $\hat{\Lambda}$ chậm lên bài toán phân bổ. Khi triển khai, nên báo

cáo riêng thời gian lấy mẫu, độ trễ chẩn đoán và biên sai số ước lượng λ_i để bảo đảm khả năng tái lập.

Phương trình (6) cho thấy nếu bộ FDD chậm hoặc nhiễu, khối tái phân bổ có thể dùng ma trận lỗi thời. Điều này đặc biệt nguy hiểm khi actuator bị kẹt hoặc suy giảm đột ngột, vì bộ phân bổ vẫn yêu cầu lực từ phần tử đã mất hiệu lực, dẫn tới sai số τ và có thể làm bộ điều khiển cấp cao tăng lệnh quá mức. Vì vậy, thuật toán kháng lỗi nên dùng vùng tin cậy cho λ_i , bộ lọc trễ hữu hạn và cơ chế chuyển tiếp mềm thay vì thay đổi Λ một cách gián đoạn.

Hình 1 nhấn mạnh rằng khối phân bổ là nơi hội tụ của ba luồng thông tin: Yêu cầu τ_c từ bộ bám quỹ đạo, mô hình năng lượng/ ràng buộc actuator và ước lượng $\hat{\Lambda}$. Cách tách lớp này giúp thay đổi thuật toán phân bổ mà không cần thiết kế lại toàn bộ bộ điều khiển cấp cao.

2.2. Bài toán tối ưu năng lượng và ràng buộc

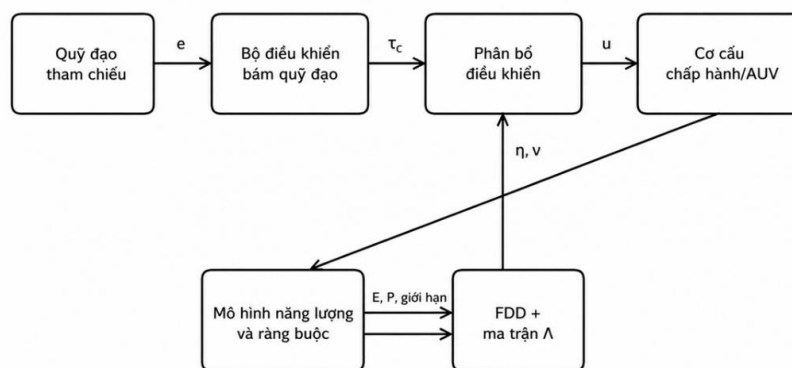
Dạng hàm mục tiêu tổng quát của phân bổ tối ưu năng lượng có thể viết:

$$\min_u J(u) = \|W_\tau(Bu - \tau_c)\|^2 + \|W_u(u - u_0)\|^2 + \rho E(u) + \sigma \|\Delta u\|^2 \quad (7)$$

Hạng thứ nhất giảm sai số phân bổ lực/mô men; hạng thứ hai giữ lệnh gần giá trị ưu tiên u_0 hoặc lệnh chu kỳ trước; $E(u)$ là mô hình năng lượng; còn $\|\Delta u\|^2$ giảm dao động lệnh, qua đó giảm mòn cơ khí và công suất đỉnh. Ma trận W_τ cho phép ưu tiên các bậc tự do quan trọng theo nhiệm vụ, ví dụ yaw và $depth$ khi khảo sát tuyến, hoặc roll restriction đối với X-rudder AUV [11, 15].

Đối với động cơ đẩy dùng chân vịt, lực đẩy và công suất thường được xấp xỉ theo tốc độ quay n_i như sau:

$$T_i = k_T n_i |n_i|, \quad P_i = k_P |n_i|^3 + P_{0i} \quad (8)$$



Hình 1. Cấu trúc điều khiển phân tầng có khối phân bổ, mô hình năng lượng và FDD cho AUV

Nếu biến điều khiển là lực đẩy T_i thay vì tốc độ quay, có thể dùng $P_i \approx a_i |T_i|^{3/2} + P_{0i}$ sau khi hiệu chỉnh bằng dữ liệu bể thử hoặc dữ liệu nhà sản xuất. Với cánh lái, phần năng lượng trực tiếp của servo thường nhỏ hơn công suất đẩy, nhưng góc lái tạo lực cản phụ và có thể làm tăng năng lượng toàn nhiệm vụ. Xấp xỉ thường dùng cho góc nhỏ đến trung bình là:

$$D_{\delta_i} \approx \frac{1}{2} \rho_w V^2 S_i C_{D_i}(\delta_i), \quad P_{\delta_i} \approx D_{\delta_i} V + c_{\delta_i} \delta_i^2 \quad (9)$$

Mô hình (9) làm rõ giả thiết của phương trình tổn thất thủy động: Thành phần cản tăng theo bình phương góc lái khi góc không quá lớn và dòng chảy bám tương đối tốt trên bề mặt cánh. Với cấu hình X-rudder hoặc cánh lái làm việc ở góc lớn, hệ số k phải được hiệu chỉnh bằng CFD, thử nghiệm bể kéo hoặc dữ liệu vận hành; nếu không, mô hình năng lượng có thể đánh giá thấp tổn thất khi cánh lái gần bão hòa.

Năng lượng tích lũy trên chu kỳ nhiệm vụ $[0, T]$ là:

$$E = \int_0^T \sum_i P_i(t) dt \approx \sum_k \sum_i P_i(k) \Delta t \quad (10)$$

Để giải thời gian thực, $E(u)$ thường được thay bằng xấp xỉ lỗi cục bộ. Khi dùng dạng bậc hai, hàm mục tiêu trở thành:

$$J(u) = (Bu - \tau_c)^T Q (Bu - \tau_c) + (u - u_0)^T R (u - u_0) + \rho(u - u_E)^T W_E (u - u_E) \quad (11)$$

Trong đó: $Q = W_\tau^T$, W_τ ; $R = W_u^T$, W_u . Nếu không xét ràng buộc, nghiệm giải tích có dạng:

$$u^* = H^{-1}h \quad (12)$$

$$H = B^T Q B + R + \rho W_E^T, \quad h = B^T Q \tau_c + R u_0 + \rho W_E^T u_E \quad (13)$$

Tuy nhiên, nghiệm này chỉ có ý nghĩa nếu nằm trong miền khả thi. AUV thực luôn có giới hạn biên độ, tốc độ thay đổi, công suất, góc bẻ lái, vùng chết và đôi khi giới hạn nhiệt của động cơ:

$$u_{\min} \leq u \leq u_{\max}, \quad \Delta u_{\min} \leq u(k) - u(k-1) \leq \Delta u_{\max} \quad (14)$$

$$\sum_i P_i(u_i) \leq P_{\max}, \quad \delta_{\min} \leq \delta \leq \delta_{\max}, \quad |\dot{\delta}| \leq \dot{\delta}_{\max} \quad (15)$$

Khi xuất hiện lỗi, miền khả thi phải được cập nhật theo $\hat{\Lambda}$. Nếu actuator bị kẹt ở u_f , ràng buộc $u_i = u_{f,i}$ phải được đưa trực tiếp vào bài toán; nếu actuator mất hiệu lực, có thể đặt $\lambda_i = 0$ hoặc loại cột tương ứng trong B. Với suy giảm một phần, có thể giảm $u_{i,\max}$, tăng trọng số R_i .

Để nhất quán với hàm mục tiêu tổng quát (7),

nghiệm WLS trong (16) được hiểu là dạng rút gọn khi $W_\tau = I$ hoặc sau bước tiền xử lý trọng số theo B_w và τ_w . Với trường hợp W_τ khác ma trận đơn vị, công thức tương ứng phải được viết trên B_w và τ_w ; khi W_τ rất lớn theo một số bậc tự do, bài toán tiền gần dạng ràng buộc cứng cho các bậc tự do đó.

3. Thuật toán phân bổ, kháng lỗi và xu hướng hiện đại

Nhóm đại số gồm giả nghịch đảo và bình phương tối thiểu có trọng số (WLS). Ưu điểm là tính nhanh, dễ cài đặt và phù hợp làm thuật toán nền. Nghiệm WLS thường viết:

$$u_{\text{WLS}} = W^{-1} B^T (B W^{-1} B^T)^{-1} \tau_c \quad (16)$$

Hạn chế của WLS là ràng buộc bão hòa, tốc độ và công suất thường chỉ được xử lý hậu nghiệm bằng cắt biên hoặc logic ưu tiên. Điều này có thể gây sai số phân bổ đột ngột khi actuator chạm giới hạn. Nhóm tối ưu hóa lỗi, đặc biệt là quy hoạch bậc hai (QP), khắc phục điểm này bằng cách đưa ràng buộc trực tiếp vào bài toán:

$$\min_u \frac{1}{2} u^T H u + f^T u, \quad A_{\text{eq}} u = b_{\text{eq}}, \quad A_{\text{ineq}} u \leq b_{\text{ineq}} \quad (17)$$

Nhóm phi tuyến và dự báo gồm SQP, phân bổ động và MPC. Các phương pháp này phù hợp khi B phụ thuộc phi tuyến vào góc hướng lực, vận tốc, hoặc khi cần xét trước giới hạn tốc độ actuator trên một horizon N_p :

$$\min \sum_{j=0}^{N_p-1} \left[J(u(k+j)) + \|\tau_c(k+j) - B(k+j)u(k+j)\|_Q^2 \right] \quad (18)$$

Các nghiên cứu gần đây cho thấy SQP có thể xử lý trực tiếp bão hòa phi tuyến và lỗi cánh lái điển hình như mất, kẹt hoặc biến dạng cánh lái [12]. Tuy nhiên, chi phí tính toán và độ nhạy với điều kiện khởi tạo khiến SQP/MPC cần được đánh giá kỹ trên phần cứng nhúng. Đây là lý do khung đánh giá của bài báo yêu cầu báo cáo t_{cpu} , số lần không hội tụ và biên an toàn so với chu kỳ điều khiển.

Sự phát triển đáng chú ý trong giai đoạn 2021-2026 là sự xuất hiện của AI-based approaches. Học tăng cường (RL) có thể học chính sách ánh xạ trạng thái hoặc lệnh 6-DOF trực tiếp sang lực actuator:

$$J_f(u) = \|W_\tau (B \Lambda u - \tau_c)\|^2 + \|W_u (u - u_0)\|^2 + \rho E(u) + \mu \| (I - \Lambda) u \|^2 \quad (19)$$

Bảng 1. So sánh các nhóm thuật toán phân bổ điều khiển cho AUV giai đoạn 2021-2026

Nhóm phương pháp	Ưu điểm chính	Hạn chế cần lưu ý	Ứng dụng/ nguồn tiêu biểu
Pseudo-inverse/WLS	Tính toán rất nhanh; dễ nhúng; phù hợp làm baseline và điều khiển dự phòng.	Khó xử lý ràng buộc cứng; cắt bão hòa hậu nghiệm có thể làm tăng $e_{\tau,RMS}$.	Baseline cho AUV quá cơ cấu; nền tảng trong các tổng quan [2-4].
QP lỗi	Đưa được bão hòa, giới hạn tốc độ, cân bằng tải và xấp xỉ năng lượng vào cùng bài toán.	Cần xấp xỉ lỗi; chất lượng phụ thuộc trọng số và solver.	AUV nhiều chân vịt, bài toán thời gian thực có ràng buộc rõ [5,6].
SQP/SC-SQP	Xử lý phi tuyến, bão hòa phi tuyến và lỗi cánh lái; phù hợp X-rudder.	Tốn tính toán hơn QP; cần kiểm soát hội tụ và khởi tạo.	Tái phân bổ khi mất/ kẹt /biến dạng cánh lái X-AUV [12].
MPC/phân bổ dự báo	Xét trước tốc độ actuator, công suất đỉnh, độ trễ và năng lượng trên horizon.	Phụ thuộc mô hình; khó chứng minh thời gian thực trên vi điều khiển nhỏ.	Nhiệm vụ dài, quỹ đạo có ràng buộc công suất hoặc dòng chảy biến thiên [9,10].
AI/RL/NN lai	Thích nghi với phi tuyến, bất định và lỗi; có thể học trọng số, mô hình năng lượng hoặc chính sách trực tiếp.	Cần dữ liệu, kiểm chứng an toàn, giải thích và ràng buộc ổn định.	RL kháng lỗi, RL 6-DOF, RBFNN/PINN và hybrid control [14,16-19].

Trong bài toán phân bổ, *AI* không nhất thiết phải thay thế *QP/SQP*. Một hướng thực dụng hơn là dùng mạng nơ-ron hoặc RL làm lớp giám sát để chọn trọng số Q , R , W_E , dự báo mô hình năng lượng, phát hiện lỗi actuator, hoặc sinh nghiệm khởi tạo cho bộ tối ưu. Các nghiên cứu *RL* cho *AUV/UUV* cho thấy tiềm năng xử lý phi tuyến, nhiễu và sim-to-real, nhưng vẫn còn thách thức về bảo đảm ổn định, dữ liệu lỗi hiếm, kiểm chứng an toàn và khả năng giải thích [16-19].

Từ Bảng 1 có thể thấy không tồn tại thuật toán chiếm ưu thế tuyệt đối. *WLS* phù hợp với hệ yêu cầu tính toán rất nhanh, *QP* thích hợp cho bài toán lỗi có ràng buộc rõ, *SQP/MPC* có lợi khi mô hình actuator phi tuyến hoặc cần dự báo, còn *AI/RL* có giá trị khi được ghép với bộ tối ưu có bảo đảm ràng buộc. Do đó, bài báo đề xuất đánh giá theo quan điểm Pareto rời rạc giữa e_{RMS} , $e_{\tau,RMS}$, E , S_{sat} và t_{cpu} : Một thuật toán được xem là không bị trội nếu không có thuật toán khác đồng thời tốt hơn hoặc bằng ở mọi chỉ tiêu và tốt hơn ở ít nhất một chỉ tiêu. Với case study minh họa, thuật ngữ Pareto được dùng theo nghĩa so sánh đa tiêu chí rời rạc trên tập thuật toán thử nghiệm, không phải tính toán mật Pareto liên tục. Từ Bảng 1 có thể thấy không tồn tại thuật toán chiếm ưu thế tuyệt đối. *WLS* phù hợp với hệ yêu cầu tính toán rất nhanh, *QP* thích hợp cho bài toán lỗi có ràng buộc rõ, *SQP/MPC* có lợi khi mô hình actuator phi tuyến hoặc cần dự báo, còn

AI/RL có giá trị khi được ghép với bộ tối ưu có bảo đảm ràng buộc. Do đó, bài báo đề xuất đánh giá theo mật Pareto giữa e_{RMS} , $e_{\tau,RMS}$, E , S_{sat} và t_{cpu} thay vì xếp hạng đơn tiêu chí.

4. Khung đánh giá, thách thức và case study mô phỏng

Một khung đánh giá có giá trị tham chiếu cần mô tả rõ mô hình, thuật toán, kịch bản và chỉ tiêu. Bài báo đề xuất bốn lớp. Lớp thứ nhất là mô hình, gồm động lực học AUV, mô hình $B(\alpha, V)$, mô hình năng lượng, giới hạn actuator và mô hình FDD. Lớp thứ hai là thuật toán, gồm ít nhất *WLS*, *QP*, *QP-E*, *SQP/MPC* và một phương án kháng lỗi. Lớp thứ ba là ma trận kịch bản thử nghiệm. Lớp thứ tư là hệ chỉ tiêu và quy tắc xếp hạng.

Các chỉ tiêu định lượng gồm sai số bám quỹ đạo, sai số phân bổ, năng lượng nhiệm vụ, tỷ lệ bão hòa, thời gian tính toán, độ nhẵn lệnh và khả năng hoàn thành nhiệm vụ:

$$e_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_k \|\eta(k) - \eta_d(k)\|^2} \quad (20)$$

$$e_{\tau,RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_k \|\tau_c(k) - B(k)u(k)\|^2} \quad (21)$$

Bảng 2. Ma trận kịch bản thử nghiệm đề xuất cho khung đánh giá control allocation AUV

Kịch bản	Mục tiêu kiểm tra	Cấu hình thử nghiệm đề xuất	Chỉ tiêu nhạy nhất
S0 - Bình thường	Xác lập baseline khi không có nhiễu/lỗi.	Quy đạo khảo sát thẳng, vòng tròn hoặc chữ S; actuator khỏe.	e_{RMS} , E , t_{cpu}
S1 - Dòng chảy	Đánh giá tính bền vững với nhiễu môi trường.	Dòng chảy ngang hằng + thành phần xoáy sin; thay đổi sau 30-60 s.	e_{RMS} , E , P_{peak}
S2 - Bão hòa	Kiểm tra xử lý giới hạn biên độ/tốc độ.	Giảm u_{max} hoặc tăng τ_c trong đoạn đổi hướng gấp.	S_{sat} , $e_{\tau,RMS}$
S3 - Kẹt cánh lái	Đánh giá tái phân bố khi actuator giữ tại u_r .	Đặt $\delta_i = u_f$ từ thời điểm t_f ; FDD có/không có trễ.	T_{rec} , $e_{\tau,RMS}$, e_{RMS}
S4 - Suy giảm động cơ đẩy	Đánh giá sử dụng ma trận Λ .	li giảm từ 1 xuống 0.3-0.5; xét $d_{FDD}=0-5$ chu kỳ.	E , $e_{\tau,RMS}$, $S_{mission}$
S5 - Sai lệch mô hình	Đánh giá độ nhạy với B và thủy động lực.	Nhiều tham số B, M, D trong khoảng $\pm 10-30\%$.	Chênh lệch Pareto, số lần không hội tụ

$$S_{sat} = \frac{N_{sat}}{N \cdot m} \times 100\%, \quad t_{cpu} = \frac{1}{N} \sum_k t_{solve}(k) \quad (22)$$

$$S_{sat} = \frac{N_{sat}}{N \cdot m} \times 100\%, \quad t_{cpu} = \frac{1}{N} \sum_k t_{solve}(k) \quad (23)$$

Để lượng hóa các thách thức đã nêu, khung đánh giá khuyến nghị báo cáo ít nhất các đại lượng sau: Biên sai lệch mô hình B , M , D theo phần trăm; độ trễ FDD theo số chu kỳ điều khiển; tỷ lệ thời gian actuator bão hòa; mức tăng năng lượng do dòng chảy so với kịch bản S0; và khoảng cách tương đối của từng thuật toán so với thuật toán không bị trội theo các chỉ tiêu e_{RMS} , $e_{\tau,RMS}$, E , S_{sat} và t_{cpu} . Các đại lượng này giúp chuyển phần thảo luận định tính thành tiêu chí kiểm tra có thể tái lập.

$$J_{\Delta u} = \frac{1}{N} \sum_k \|u(k) - u(k-1)\|^2, \quad \eta_E = \frac{E_{base} - E_{method}}{E_{base}} \times 100\% \quad (24)$$

Ngoài các chỉ tiêu trên, kịch bản kháng lỗi cần báo cáo thời gian phục hồi T_{rec} , mức sụt chất lượng cực đại sau lỗi, tỷ lệ hoàn thành nhiệm vụ $S_{mission}$ và số chu kỳ không hội tụ của solver. Với HIL hoặc thử nghiệm bể, cần đo dòng điện từng động cơ, điện áp pin, phản hồi actuator, độ trễ truyền thông và sai lệch giữa Λ thật với $\hat{\Lambda}$.

Để tránh kết luận thiên lệch, thuật toán chỉ nên được xem là “tiết kiệm năng lượng” nếu η_E dương trong khi e_{RMS} và $S_{mission}$ vẫn nằm trong ngưỡng nhiệm vụ. Nếu một thuật toán làm giảm E nhưng tăng e_{RMS} quá giới hạn, kết quả này phải được phân

loại là đánh đổi không chấp nhận được, không phải cải tiến năng lượng.

Các thách thức triển khai thực tế

Về độ phức tạp tính toán, WLS có thể tiền tính ma trận và thường chỉ cần các phép nhân ma trận kích thước nhỏ ở mỗi chu kỳ; QP phụ thuộc vào solver nhưng có chi phí tăng nhanh theo số actuator và số ràng buộc hoạt động; SQP/MPC còn chịu thêm chi phí lặp và chiều dài horizon N_p ; trong khi AI/RL có thời gian suy luận nhanh sau huấn luyện nhưng chuyển chi phí sang giai đoạn huấn luyện và kiểm chứng an toàn. Vì vậy, khi đánh giá trên phần cứng nhúng, cần báo cáo t_{cpu} trung bình, t_{cpu} lớn nhất, tỷ lệ chu kỳ vượt hạn và cấu hình bộ xử lý thay vì chỉ nêu thời gian tính toán trung bình.

Để minh họa cách dùng khung đánh giá, bài báo xây dựng một mô phỏng 3-DOF giản lược ở mặt phẳng ngang. Mô hình này chưa phản ánh đầy đủ 6-DOF, phi tuyến thủy động và tương tác chân vịt - thân tàu của AUV thực tế; mục đích của nó là chứng minh các chỉ tiêu (20)-(24) có thể phân loại thuật toán trong cùng một kịch bản và chỉ ra những thông tin tối thiểu cần báo cáo trước khi chuyển sang mô phỏng độ trung thực cao, HIL hoặc thử nghiệm bể.

Thách thức thứ hai là mâu thuẫn giữa tiết kiệm năng lượng tức thời và hiệu quả nhiệm vụ. Một thuật toán giảm công suất tại từng chu kỳ điều khiển có thể làm tăng sai số bám quỹ đạo, kéo dài thời gian khảo sát hoặc làm tăng số lần hiệu chỉnh quỹ đạo, dẫn đến tổng năng lượng nhiệm vụ không giảm. Vì vậy, đánh giá cần xét đồng thời E , P_{peak} , e_{RMS} , $e_{\tau,RMS}$, S_{sat} , $S_{mission}$ thay vì chỉ báo cáo một chỉ tiêu năng lượng đơn lẻ.

Bảng 3. Kết quả mô phỏng minh họa cho kịch bản dòng chảy kết hợp suy giảm một động cơ đẩy

Thuật toán	e_{RMS}	$e_{tau, RMS}$	E	η_E so với WLS	S_{sat} (%)	t_{cpu} (ms)
WLS	0.174	0.378	207.19	0.0%	0.146	0.033
QP	0.163	0.179	283.49	-36.8%	0.208	0.455
QP-E	0.173	0.317	196.41	+5.2%	0.229	3.772
QP-E-FTC	0.166	0.136	185.73	+10.4%	0.250	2.319

Thách thức thứ ba liên quan đến kháng lỗi thời gian thực. Ma trận A thường được ước lượng bởi FDD từ dòng điện, tốc độ quay, phản hồi góc lái hoặc sai số động lực học. Độ trễ và nhiễu trong ước lượng λ_i có thể làm bộ phân bổ tiếp tục cấp lệnh cho actuator đã suy giảm, gây lãng phí năng lượng và làm tăng sai số phân bổ. Do đó, các thử nghiệm cần đưa vào kịch bản FDD có trễ, lỗi kẹt, lỗi suy giảm một phần và sai số nhận dạng.

Thách thức cuối cùng là thiếu benchmark thống nhất cho AUV quá cơ cấu chấp hành. Các nghiên cứu hiện nay thường dùng mô hình, cấu hình actuator, nhiễu và chỉ tiêu khác nhau, khiến việc so sánh WLS, QP, SQP/MPC và AI/RL chưa thật công bằng. Khung đánh giá trong bài báo hướng tới giảm khoảng trống này bằng cách chuẩn hóa kịch bản, ràng buộc, tiêu chí năng lượng và cách báo cáo kết quả.

Case study mô phỏng số minh họa

Để minh họa cách dùng khung đánh giá, bài báo xây dựng một mô phỏng 3-DOF giản lược ở mặt phẳng ngang. Mô hình không nhằm thay thế mô phỏng AUV độ trung thực cao, mà dùng để chứng minh các chỉ tiêu (20)-(24) có thể phân loại thuật toán trong cùng một kịch bản. Động lực học được viết:

$$M\dot{v} + Dv = \tau_a + \tau_d, \quad \tau_a = B\Lambda u \quad (25)$$

AUV giả định có bốn động cơ đẩy, gồm hai chân vịt dọc và hai chân vịt ngang. Ma trận phân bổ được chọn:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ -l_y & l_y & l_x & -l_x \end{bmatrix}, \quad l_x = 0.55\text{m}, \quad l_y = 0.32\text{m} \quad (26)$$

Kết quả t_{cpu} trong Bảng 3 là giá trị trung bình của một cái đặt minh họa, không phải kết luận tổng quát về độ phức tạp lý thuyết. QP-E-FTC nhanh hơn QP-E trong mô phỏng này vì solver được warm-start từ nghiệm chu kỳ trước và, sau khi phát hiện suy giảm, miễn khả thi được thu hẹp/giảm tải cho actuator lỗi nên số ràng buộc hoạt động cần xử lý ít hơn. Trong

triển khai khác, thứ tự thời gian tính toán có thể thay đổi; do đó khung đánh giá yêu cầu báo cáo cả t_{cpu} trung bình, t_{cpu} lớn nhất và số lần không hội tụ.

Quỹ đạo tham chiếu là tuyến khảo sát dạng sin trong 120s. Từ 30s xuất hiện dòng chảy ngang biến thiên chậm được mô phỏng bằng thành phần $v_c = 0,12 + 0,06\sin(2\pi t/45)$ m/s; từ 70s động cơ dọc thứ hai suy giảm còn $\lambda_2=0,35$. Ràng buộc actuator là $|u_i| \leq 2,2$, $|\Delta u_i| \leq 0,55$ mỗi chu kỳ điều khiển. Bốn thuật toán được so sánh gồm WLS, QP ưu tiên chính xác, QP-E có trọng số năng lượng và QP-E-FTC cập nhật $\hat{A}$ khi có lỗi. Công suất mô phỏng dùng dạng

$$P_i = a_i |u_i|^{3/2} + 0.05 |\Delta u_i|^2, \text{ trong đó hệ số } a_i \text{ phản ánh}$$

khác biệt hiệu suất giữa các chân vịt.

Bảng 3 cho thấy WLS có thời gian tính toán rất nhỏ nhưng sai số phân bổ cao sau khi actuator suy giảm. QP ưu tiên chính xác làm giảm $e_{tau, RMS}$ nhưng tiêu thụ năng lượng lớn hơn do cố duy trì lực ảo trong điều kiện lỗi. QP-E giảm năng lượng nhiệm vụ 5,2% so với WLS nhưng phải chấp nhận sai số phân bổ cao hơn QP. QP-E-FTC đạt $e_{tau, RMS}$ nhỏ nhất và giảm năng lượng 10,4% so với WLS nhờ cập nhật ma trận và tránh sử dụng quá mức actuator suy giảm. Kết quả này minh họa rằng chỉ tiêu đơn lẻ không đủ: Thuật toán tốt cần được đánh giá bằng tập chỉ tiêu đồng thời và theo kịch bản.

Case study cũng chỉ ra vai trò của FDD. Nếu $\hat{A}$ không được cập nhật, bộ phân bổ có thể tiếp tục yêu cầu lực từ động cơ đã suy giảm, làm tăng sai số và năng lượng lãng phí. Trong hệ thực, cần bổ sung trễ FDD, nhiễu đo dòng điện, độ trễ truyền thông và giới hạn động học actuator để đánh giá đầy đủ hơn.

5. Kết luận

Bài báo đã hoàn thiện vấn đề tối ưu hóa năng lượng trong điều khiển phân bổ cho AUV theo hướng tổng quan, phân tích thách thức và xây dựng khung đánh giá. Thay vì chỉ xem control allocation là khối chuyển đổi lực/mô men sang lệnh actuator, bài báo

nhấn mạnh vai trò của phân bổ trong quản lý năng lượng, xử lý ràng buộc, cân bằng tải và duy trì nhiệm vụ khi cơ cấu chấp hành suy giảm hiệu lực.

Các nhóm thuật toán *WLS*, *QP*, *SQP/MPC* và *AI/RL* được so sánh theo ưu điểm, hạn chế, điều kiện áp dụng và mức độ phù hợp thời gian thực. *WLS* phù hợp làm baseline; *QP* là lựa chọn cân bằng cho ràng buộc lỗi; *SQP/MPC* có ưu thế khi mô hình phi tuyến hoặc cần xét trước giới hạn actuator; còn *AI/RL* có tiềm năng trong thích nghi, chọn trọng số, ước lượng mô hình và hỗ trợ ra quyết định, nhưng cần cơ chế kiểm chứng an toàn trước khi dùng trực tiếp trên hệ thật.

Khung đánh giá đề xuất đã được cụ thể hóa bằng ma trận kịch bản gồm nominal, dòng chảy, bão hòa, kẹt cánh lái, suy giảm động cơ đẩy và sai lệch mô hình. Case study mô phỏng số 3-DOF cho thấy các chỉ tiêu e_{RMS} , e_{tau} , RMS , E , P_{peak} , S_{sat} và t_{cpu} có khả năng phân biệt rõ giữa thuật toán nhanh, thuật toán ưu tiên chính xác và thuật toán ưu tiên năng lượng/ kháng lỗi. Các hướng tiếp theo cần tập trung vào benchmark mở, thử nghiệm HIL, mô hình pin-actuator có độ trung thực cao và tích hợp FDD độ trễ thấp để đánh giá công bằng giữa các thuật toán cổ điển, tối ưu lỗi, MPC và AI-based allocation.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Fossen, T. I. (2021), *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*, 2nd ed., Chichester: Wiley.
- [2] Fossen, T. I., & Johansen, T. A. (2006), *A survey of control allocation methods for ships and underwater vehicles*, Proceedings of the 14th Mediterranean Conference on Control and Automation, Ancona, Italy, pp.1-6.
- [3] Johansen, T. A., & Fossen, T. I. (2013), *Control allocation - a survey*, Automatica, Vol.49(5), pp.1087-1103.
Doi: 10.1016/j.automatica.2013.01.035.
- [4] Fossen, T. I., Johansen, T. A., & Perez, T. (2009), *A survey of control allocation methods for underwater vehicles*, Underwater Vehicles, IntechOpen.
Doi: 10.1109/MED.2006.328749.
- [5] Kostenko, V. V., & Tolstonogov, A. Yu. (2021), *Control allocation approaches for over-actuated underwater vehicles: A brief review*, Underwater Investigations and Robotics, No.1(35), pp.15-17.
Doi: 10.37102/1992-4429_2021_35_01_01.
- [6] Kostenko, V. V., & Tolstonogov, A. Yu. (2022), *Optimal control allocation for AUVs with through-body thrusters*, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Vol.988, e032062.
Doi: 10.1088/1755-1315/988/3/032062.
- [7] Vu, M. T., Le, T. H., Thanh, H. L. N. N., Huynh, T. T., Van, M., Hoang, Q. D., & Do, T. D. (2021), *Robust position control of an over-actuated underwater vehicle under model uncertainties and ocean current effects using dynamic sliding mode surface and optimal allocation control*, Sensors, Vol.21(3), e747.
Doi: 10.3390/s21030747.
- [8] Li, D., & Du, L. (2021), *AUV trajectory tracking models and control strategies: A review*, Journal of Marine Science and Engineering, Vol.9(9), e1020.
Doi: 10.3390/jmse9091020.
- [9] Degorre, L., Delaleau, E., & Chocron, O. (2023), *A survey on model-based control and guidance principles for autonomous marine vehicles*, Journal of Marine Science and Engineering, Vol.11(2), e430.
Doi: 10.3390/jmse11020430.
- [10] Tijjani, A. S., Chemori, A., & Creuze, V. (2022), *A survey on tracking control of unmanned underwater vehicles: Experiments-based approach*, Annual Reviews in Control, Vol.54, pp.125-147.
Doi: 10.1016/j.arcontrol.2022.07.001.
- [11] Xia, Y., Xu, K., Huang, Z., Wang, W., Xu, G., & Li, Y. (2022), *Adaptive energy-efficient tracking control of a X rudder AUV with actuator dynamics and rolling restriction*, Applied Ocean Research, Vol.118, e102994.
Doi: 10.1016/j.apor.2021.102994.
- [12] Yuan, D. et al. (2023), *An efficient control allocation algorithm for over-actuated AUVs trajectory tracking under actuator faults*, Ocean Engineering, Vol.274, e114047.
Doi: 10.1016/j.oceaneng.2023.114047.
- [13] He, J., Xie, J., & Zhang, S. (2025), *A review of path following, trajectory tracking, and formation control for autonomous underwater vehicles*, Drones, Vol.9(4), e286.
Doi: 10.3390/drones9040286.

- [14] Eissa, M. et al. (2026), *Trajectory tracking control of autonomous underwater vehicles: a review from classical methods to AI-based approaches*, International Journal of Dynamics and Control, Vol.14, Article 32.
Doi: 10.1007/s40435-025-01963-5.
- [15] Xia, Y., Huang, Z., Xu, K., Xu, G., & Li, Y. (2022), *Three-dimensional trajectory tracking for a heterogeneous XAUV via finite-time robust nonlinear control and optimal rudder allocation*, Journal of Marine Science and Engineering, Vol.10(9), e1297.
Doi: 10.3390/jmse10091297.
- [16] Li, Z., Wang, M., Ma, G., & Zou, T. (2023), *Adaptive reinforcement learning fault-tolerant control for AUVs with thruster faults based on the integral extended state observer*, Ocean Engineering, Vol.270, e113722.
Doi: 10.1016/j.oceaneng.2023.113722.
- [17] Tian, Z., Deng, S., Wu, Z., & Zhou, C. (2025), *Reinforcement Learning Applications in Unmanned Underwater Vehicles: A Review*, Journal of Marine Science and Application.
Doi: 10.1007/s11804-025-00723-3.
- [18] Cai, L., Chang, K., & Girdhar, Y. (2024), *Learning to Swim: Reinforcement Learning for 6-DOF Control of Thruster-driven Autonomous Underwater Vehicles*, arXiv:2410.00120.
Doi: 10.48550/arXiv.2410.00120.
- [19] Rani, M., Singh, K. P., & Kumar, N. (2026), *Neural-network-based backstepping control for 6-DOF AUV trajectory tracking with T-thruster integration*, International Journal of Dynamics and Control, Vol.14, Article 146.
Doi: 10.1007/s40435-026-02073-6.
- [20] Christensen, L., De Gea Fernández, J., Hildebrandt, M., Koch, C. E. S., & Wehbe, B. (2022), *Recent advances in AI for navigation and control of underwater robots*, Current Robotics Reports, Vol.3, pp.165-175.
Doi: 10.1007/s43154-022-00088-3.

Ngày nhận bài:	02/05/2026
Ngày nhận bản sửa:	11/05/2026
Ngày duyệt đăng:	26/05/2026