



# TỔNG QUAN VỀ ỨNG DỤNG MÔ HÌNH GẮN ĐÚNG TRONG PHÂN TÍCH ĐỘ TIN CẬY VÀ RỦI RO CỦA CÔNG TRÌNH CHỊU TÁC ĐỘNG BỞI CÁC YẾU TỐ NGẪU NHIÊN

## OVERVIEWING THE APPLICATION OF SURROGATE MODELS IN THE ANALYSIS OF RELIABILITY AND RISK OF STRUCTURES AFFECTED BY RANDOM FACTORS



Ths. Tô Hương Chi <sup>1</sup>, Ths. Trần Nguyễn Hoàng Uyên <sup>2</sup>

**Tóm tắt:** Nghiên cứu này nêu tổng quan vai trò của mô hình gắn đúng (surrogate models) trong phân tích độ tin cậy và rủi ro công trình chịu tác động động đất, gió và đa hiểm họa. Mô hình gắn đúng giúp giảm đáng kể chi phí tính toán so với mô phỏng trung thực cao, mà vẫn duy trì được độ chính xác cần thiết. Các phương pháp tiêu biểu như Kriging, Gaussian Process, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và Polynomial Chaos Expansion (PCE) được phân tích chi tiết. Ngoài ra, những thách thức hiện tại như độ tin cậy của dữ liệu huấn luyện, tính phi tuyến và sự bất định đa chiều cũng được nêu rõ. Cuối cùng, nghiên cứu đề xuất định hướng tích hợp mô hình gắn đúng với trí tuệ nhân tạo và tính toán hiệu năng cao, góp phần phát triển hạ tầng bền vững trong tương lai.

**Từ khóa:** Mô hình gắn đúng, phân tích độ tin cậy, đánh giá rủi ro, tải trọng động đất, tải trọng gió, phân tích đa hiểm họa, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN).

**Abstract:** The study presents an overview of the role of surrogate

*models in reliability and risk analysis of structures under seismic, wind, and multi-hazard effects. The surrogate models significantly reduce computational costs compared to high-fidelity simulations while maintaining acceptable accuracy. Representative approaches such as Kriging, Gaussian Process, Artificial Neural Networks (ANN), and Polynomial Chaos Expansion (PCE) are analyzed in detail. Furthermore, current challenges such as training data reliability, nonlinear behavior, and multidimensional uncertainties are highlighted. Finally, the study suggests an orientation of integrating surrogate models with artificial intelligence and high-performance computing to support sustainable infrastructure development in the future.*

**Keywords:** Surrogate models, reliability analysis, risk assessment, seismic loads, wind loads, multi-hazard analysis, artificial neural networks (ANN).

Nhận bài ngày 15/6/2025, chỉnh sửa ngày 20/7/2025, chấp nhận đăng ngày 18/8/2025.

### I. MỞ ĐẦU

Trong lĩnh vực tính toán kết cấu, việc đảm bảo an toàn cho công trình trước các tác động bất định từ môi trường như động đất, gió, sóng biển hay tải trọng cực hạn khác luôn là một thách thức đáng kể. Các phương pháp phân tích truyền thống dựa trên mô hình tính toán trung thực cao (high-fidelity models) như phần tử hữu hạn, mô phỏng động lực học chất lưu (CFD) hoặc mô phỏng ngẫu nhiên thường yêu cầu lượng tài nguyên tính toán khổng lồ. Khi kết hợp với phương pháp Monte Carlo hay các kỹ thuật lấy mẫu xác suất, chi phí tính toán tăng theo cấp số nhân, khiến việc ứng dụng vào thực tiễn trở nên khó khả thi.

Trong bối cảnh đó, mô hình gắn đúng (surrogate model hay metamodel) đã và đang trở thành một giải pháp hiệu quả. Xây dựng mô hình gắn đúng, là mô hình toán học hoặc học máy thay thế cho mô phỏng trung thực cao, ta có thể ước lượng phản ứng kết cấu với chi phí tính toán thấp hơn hàng chục đến hàng trăm lần. Các mô hình này giúp tiết kiệm thời gian, và mở ra cơ hội áp dụng các kỹ

(1,2) Khoa Kỹ thuật công trình, Trường Đại học Tôn Đức Thắng

Email: <sup>1</sup> atohuongchi@tdtu.edu.vn; <sup>2</sup> btrannguyenhoanguyen@tdtu.edu.vn



*Trong lĩnh vực tính toán kết cấu, việc đảm bảo an toàn cho công trình trước các tác động bất định từ môi trường như động đất, gió, sóng biển luôn là một thách thức đáng kể*

thuật trong phân tích độ tin cậy tiên tiến, vốn đòi hỏi nhiều lần lặp mô phỏng.

Mục tiêu của bài báo là: (i) Tóm tắt một cách có hệ thống cơ sở lý thuyết về mô hình gần đúng, (ii) Phân tích các phương pháp phổ biến, (iii) Minh họa các ứng dụng thực tiễn trong kỹ thuật kết cấu, và (iv) Chỉ ra những thách thức cũng như xu hướng phát triển mô hình thay thế trong tương lai.

**II. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU**

**1. Thu thập dữ liệu**

Nghiên cứu được tiến hành thông qua việc tổng hợp và phân tích hệ thống các tài liệu khoa học trong và ngoài nước liên quan đến mô hình gần đúng và ứng dụng trong kỹ thuật kết cấu. Các nguồn tài liệu bao gồm bài báo khoa học, sách chuyên khảo, báo cáo kỹ thuật, cũng như dữ liệu từ mô phỏng trung thực cao (FEA, CFD) và một số ví dụ thực nghiệm. Những thông tin này được sử dụng để làm rõ cơ sở lý thuyết, phân loại mô hình, quy trình xây dựng, các phương pháp tiêu biểu và ứng dụng thực tiễn.

**2. Xử lý và phân tích dữ liệu**

Các tài liệu thu thập được phân loại theo ba tiêu chí chính: *Theo bản chất toán học*: hồi quy (Kriging, Gaussian Process, Polynomial Regression), xấp xỉ toàn cục (PCE), học máy (ANN, SVM, Random Forest). *Theo phạm vi ứng dụng*: Mô hình toàn cục và mô hình cục bộ. *Theo cấu trúc dữ liệu huấn luyện*: Dựa trên thiết kế thí nghiệm (DoE) và dựa trên dữ liệu thực đo. Ngoài ra, nghiên cứu còn phân tích quy trình xây dựng mô hình gần đúng thông qua các bước: xác định biến đầu vào, thiết kế thí nghiệm, mô phỏng mô

hình gốc, huấn luyện mô hình, đánh giá độ chính xác (cross-validation, RMSE,  $R^2$ ) và ứng dụng trong phân tích độ tin cậy, tối ưu hóa và giám sát công trình. Các công cụ phần mềm được tham khảo gồm Matlab, Python (scikit-learn, UQLab) và các kỹ thuật phân tích thống kê hiện đại.

**III. CƠ SỞ LÝ LUẬN VÀ ỨNG DỤNG MÔ HÌNH GẦN ĐÚNG**

**1. Cơ sở lý thuyết về mô hình gần đúng**

Mô hình gần đúng là một dạng mô hình toán học gần đúng được xây dựng để thay thế cho mô hình gốc có chi phí tính toán cao. Nguyên tắc chung là sử dụng một tập hợp dữ liệu huấn luyện (training data) thu được từ mô phỏng trung thực cao để "học" mối quan hệ giữa thông số đầu vào và đầu ra của hệ thống. Sau đó, mô hình gần đúng có thể dự đoán phản ứng của hệ thống trong các điều kiện chưa từng được mô phỏng trực tiếp.

Một mô hình gần đúng được coi là tốt khi vừa đảm bảo độ chính xác, vừa tiết kiệm chi phí tính toán, có khả năng ứng

dụng trong nhiều trường hợp khác nhau và hỗ trợ phân tích độ tin cậy trong điều kiện có yếu tố bất định.

**2. Phân loại mô hình gần đúng**

*Theo bản chất toán học*: Mô hình hồi quy (Regression-based): Kriging, Gaussian Process, Polynomial Regression; Mô hình xấp xỉ toàn cục (Global approximation): Polynomial Chaos Expansion (PCE); Mô hình học máy (Machine learning): ANN, Support Vector Machine (SVM), Random Forest.

*Theo phạm vi ứng dụng*: Mô hình toàn cục (Global surrogate): Áp dụng cho toàn miền xác suất; Mô hình cục bộ (Local surrogate): xây dựng tại các vùng quan trọng như điểm giới hạn hỏng hóc.

*Theo cấu trúc dữ liệu huấn luyện*: Mô hình dựa trên thiết kế thí nghiệm (Design of Experiments – DoE); Mô hình dựa trên dữ liệu thực đo hoặc giám sát công trình.

**3. Quy trình xây dựng mô hình gần đúng**

Quy trình tổng quát bao gồm các bước:

1. Xác định bài toán và biến đầu vào: Lựa chọn các tham số ngẫu nhiên (ví dụ: cường độ vật liệu, tải trọng gió, gia tốc nền).
2. Thiết kế thí nghiệm (DoE): Sử dụng các phương pháp như Latin Hypercube Sampling hoặc Sobol sequence để chọn tập dữ liệu huấn luyện.
3. Mô phỏng mô hình gốc: Thực hiện phân tích phần tử hữu hạn hoặc CFD để thu thập dữ liệu đầu ra.
4. Huấn luyện mô hình gần đúng: Áp dụng các phương pháp Kriging, ANN, PCE,...
5. Đánh giá độ chính xác: Sử dụng kỹ thuật cross-validation hoặc các chỉ số lỗi (RMSE,  $R^2$ ).
6. Ứng dụng mô hình: Tích hợp với phân tích độ tin cậy, tối ưu hóa hoặc giám sát công trình.



*Trong điều kiện thực tế công trình có thể chịu đồng thời động đất, gió bão, lũ*

**4. Các phương pháp tiêu biểu**

**4.1. Kriging và Gaussian Process**

Kriging có nguồn gốc từ địa thống kê, sau đó được ứng dụng rộng rãi trong bài toán tối ưu hóa và phân tích độ tin cậy. Phương pháp này không chỉ dự đoán giá trị trung bình mà còn cung cấp ước lượng về độ bất định. Gaussian Process là một mở rộng tự nhiên, cho phép mô hình hóa quan hệ phi tuyến phức tạp.

**4.2. Polynomial Chaos Expansion (PCE)**

PCE là phương pháp xấp xỉ phân bố xác suất của đầu ra dựa trên tổ hợp các đa thức trực giao. PCE đặc biệt hiệu quả trong bài toán có số chiều thấp đến trung bình, nhưng chi phí tăng nhanh khi số biến đầu vào lớn.

**4.3. Artificial Neural Networks (ANN)**

ANN tận dụng khả năng học phi tuyến mạnh mẽ của mạng nơ-ron, phù hợp cho các bài toán phức tạp và dữ liệu lớn. Nhược điểm chính là cần nhiều dữ liệu huấn luyện và khó giải thích.

**5. Ứng dụng trong kỹ thuật kết cấu**

**5.1. Phân tích rủi ro động đất:** Mô hình gần đúng giúp ước lượng xác suất vượt ngưỡng dịch chuyển, dự đoán thiệt hại công trình nhanh hơn so với mô phỏng phi tuyến toàn phần.

**5.2. Tải trọng gió và sóng:** CFD thường tốn kém, nhưng surrogate models có thể thay thế để mô phỏng áp lực gió lên nhà cao tầng hoặc tải trọng sóng lên công trình biển.

**5.3. Đa hiểm họa (Multi-hazard):** Trong điều kiện thực tế công trình có thể chịu đồng thời động đất, gió bão, lũ. Mô hình gần đúng hỗ trợ phân tích tổ hợp tải trọng ngẫu nhiên hiệu quả hơn.

**5.4. Nâng cấp mô hình phần tử hữu hạn (FE Model Updating):** Surrogate models giúp hiệu chỉnh thông số vật liệu và điều kiện biên dựa trên dữ liệu thực nghiệm mà không cần mô phỏng lại toàn bộ mô hình gốc.

**5.5. Theo dõi sức khỏe công trình (Structural Health Monitoring – SHM):** Khi kết hợp với dữ liệu cảm biến, surrogate models có thể nhanh chóng phát hiện sự suy giảm độ cứng, nứt gãy hoặc hư hỏng.

**IV. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

Phân tích cho thấy mô hình gần đúng đem lại nhiều lợi ích quan trọng. Trước hết, chúng giúp tiết kiệm đáng kể chi phí tính toán so với các mô phỏng toàn phần, đồng thời cho phép dự đoán nhanh và linh hoạt



*Trong tương lai, các nghiên cứu có thể tập trung vào cải thiện khả năng ngoại suy và tích hợp đa nguồn dữ liệu để phục vụ phát triển hạ tầng bền vững*

trong nhiều điều kiện khác nhau. Bên cạnh đó, mô hình còn hỗ trợ tốt cho phân tích độ tin cậy trong những trường hợp có yếu tố bất định.

Tuy nhiên, nghiên cứu cũng chỉ ra một số hạn chế. Độ chính xác của mô hình giảm đáng kể nếu dữ liệu huấn luyện không đầy đủ hoặc có sai lệch. Với các bài toán nhiều chiều, đặc biệt là khi áp dụng Polynomial Chaos Expansion, việc triển khai trở nên khó khăn và tốn kém. Ngoài ra, khả năng ngoại suy của mô hình thường bị giới hạn, chỉ đảm bảo trong phạm vi dữ liệu huấn luyện. Việc lựa chọn số lượng điểm dữ liệu, phương pháp huấn luyện và chiến lược xác nhận cũng là những yếu tố cần được tối ưu để đảm bảo hiệu quả.

Những kết quả này phù hợp với các nghiên cứu trước đó, vốn đã nhấn mạnh rằng chất lượng dữ liệu và "lời nguyện chiều" là những thách thức cơ bản của mô hình gần đúng. Trên cơ sở đó, các xu hướng nghiên cứu tương lai tập trung vào việc tích hợp trí tuệ nhân tạo và học sâu để xử lý dữ liệu phức tạp, tận dụng tính toán hiệu năng cao nhằm giải quyết các bài toán quy mô lớn, phát triển mô hình đa trung thực để cân bằng giữa chi phí và độ chính xác, cũng như hướng tới tự động hóa toàn bộ quy trình xây dựng mô hình.

Những định hướng này không chỉ góp phần khắc phục hạn chế hiện tại mà còn mở rộng khả năng ứng dụng của mô hình gần đúng trong tối ưu hóa thiết kế, phân tích đa hiểm họa và giám sát công trình, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu lớn và công nghiệp 4.0.

**V. KẾT LUẬN**

Bài báo đã nêu tổng quan vai trò và ứng dụng của mô hình gần đúng trong phân

tích độ tin cậy và rủi ro công trình chịu tác động đa hiểm họa. Các phương pháp tiêu biểu như Kriging, Gaussian Process, ANN, PCE đã được phân tích, minh họa qua những ứng dụng thực tiễn. Dù còn tồn tại thách thức, ứng dụng của mô hình gần đúng có tiềm năng rất lớn, đặc biệt khi kết hợp với trí tuệ nhân tạo và tính toán hiệu năng cao. Trong tương lai, các nghiên cứu có thể tập trung vào cải thiện khả năng ngoại suy, giảm ảnh hưởng của chiều cao, và tích hợp đa nguồn dữ liệu để phục vụ phát triển hạ tầng bền vững.

**Tài liệu tham khảo:**

- Rizzo, A., & Caracoglia, L. (2021). ANN surrogate for suspension bridge oscillation velocity prediction. *Engineering Structures*, 246, 112987.
- Sudret, B. (2008). Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(7), 964–979.
- Rasmussen, C. E., & Williams, C. K. I. (2006). *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT Press.
- Forrester, A., Sobester, A., & Keane, A. (2008). *Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide*. Wiley.
- Chakraborty, S., & Chowdhury, R. (2021). *Surrogate-based modeling for uncertainty quantification: Methods and applications*. CRC Press.
- Bichon, B. J., Eldred, M. S., Swiler, L. P., Mahadevan, S., & McFarland, J. M. (2008). Efficient global reliability analysis for nonlinear implicit performance functions. *AIAA Journal*, 46(10), 2459–2468.