

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO NHU CẦU CHUỖI CUNG ỨNG SẢN PHẨM NÔNG NGHIỆP VÙNG ĐỒNG BẰNG SÔNG CỬU LONG

NGUYỄN VĂN THÀNH *

NGUYỄN THỊ THU AN**

Trong bối cảnh biến đổi khí hậu, biến động thị trường và áp lực chuyển đổi số tại đồng bằng sông Cửu Long, bài viết phân tích vai trò của trí tuệ nhân tạo và dữ liệu lớn trong nâng cao năng lực dự báo nhu cầu của chuỗi cung ứng nông nghiệp; đồng thời, áp dụng phương pháp hỗn hợp, khai thác dữ liệu thứ cấp kết hợp khảo sát 215 doanh nghiệp và hợp tác xã nông nghiệp tại đồng bằng sông Cửu Long. Kết quả nghiên cứu cung cấp bằng chứng thực nghiệm về hiệu quả của việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích chuỗi cung ứng nông nghiệp, góp phần giảm tình trạng “được mùa mất giá” và nâng cao tính bền vững của nông nghiệp đồng bằng sông Cửu Long.

Từ khóa: Chuỗi cung ứng nông nghiệp; trí tuệ nhân tạo; dữ liệu lớn; dự báo nhu cầu; đồng bằng sông Cửu Long.

In the context of climate change, market fluctuations, and the growing pressure for digital transformation in the Mekong Delta, the article analyzes the role of artificial intelligence and big data in enhancing demand forecasting capabilities for agricultural supply chains. It employs a mixed-methods approach, combining secondary data analysis with a survey of 215 agricultural enterprises and cooperatives in the Mekong Delta. The findings provide empirical evidence of the effectiveness of applying artificial intelligence to agricultural supply chain analysis, contributing to mitigating the “bumper harvest, falling prices” phenomenon and enhancing the sustainability of agriculture in the Mekong Delta.

Keywords: Agricultural supply chain; artificial intelligence; big data; demand forecasting; Mekong Delta.

NGÀY NHẬN: 15/4/2026 NGÀY PHẢN BIỆN, ĐÁNH GIÁ: 28/6/2026 NGÀY DUYỆT ĐĂNG: 17/7/2026

Email: nguyenvanthanh01@dntu.edu.vn; nttan@ctu.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.59394/qlnn.366.2026.1564>

1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh toàn cầu hóa và chuyển đổi số, chuỗi cung ứng nông nghiệp tại đồng bằng sông Cửu Long chịu tác động ngày càng lớn của biến động thị trường, biến đổi khí hậu và những hạn chế trong dự báo nhu cầu. Mặc dù giữ vai trò trọng yếu đối với an ninh lương

thực và xuất khẩu nông sản của Việt Nam, hoạt động dự báo tại khu vực này vẫn chủ yếu dựa trên các phương pháp thống kê truyền

* ThS, Trường Đại học Công nghệ Đồng Nai

** TS, Trường Đại học Kỹ thuật - Công nghệ Cần Thơ

thống, chưa khai thác hiệu quả dữ liệu đa nguồn. Hạn chế đó có thể làm gia tăng sai lệch dự báo, gây mất cân đối cung - cầu dẫn đến tình trạng “được mùa mất giá”.

Các nghiên cứu gần đây cho thấy, trí tuệ nhân tạo (AI) và dữ liệu lớn (Big Data) có khả năng nâng cao độ chính xác dự báo thông qua các thuật toán học máy và học sâu. So với phương pháp thống kê truyền thống, các mô hình AI có ưu thế trong xử lý quan hệ phi tuyến, dữ liệu đa chiều và những biến động phức tạp của chuỗi thời gian. Tuy nhiên, phần lớn nghiên cứu được thực hiện tại các nền kinh tế có dữ liệu chuẩn hóa, hạ tầng số hoàn thiện và mức độ liên kết chuỗi cung ứng cao. Vì vậy, khả năng áp dụng các kết quả này vào điều kiện sản xuất phân tán, quy mô nhỏ và hạ tầng dữ liệu còn hạn chế tại đồng bằng sông Cửu Long cần được kiểm chứng bằng bằng chứng thực nghiệm.

Tại Việt Nam nói chung và đồng bằng sông Cửu Long nói riêng, nghiên cứu về ứng dụng AI trong dự báo nhu cầu nông sản còn một số khoảng trống. *Thứ nhất*, dữ liệu thường được khai thác từ một nguồn riêng lẻ, chẳng hạn sản lượng hoặc giá cả, trong khi nhu cầu nông sản đồng thời chịu ảnh hưởng của khí hậu, mùa vụ, xuất khẩu và hành vi thị trường. *Thứ hai*, nhiều nghiên cứu mới dừng ở mô hình khái niệm hoặc sử dụng phương pháp thống kê truyền thống, chưa so sánh trực tiếp hiệu quả dự báo giữa các mô hình trên cùng bộ dữ liệu. *Thứ ba*, các nghiên cứu chưa làm rõ giá trị của kết quả dự báo đối với quyết định sản xuất, tồn kho và phân phối trong điều kiện chuỗi cung ứng còn phân mảnh.

Trên cơ sở đó, nghiên cứu xây dựng và kiểm định mô hình dự báo nhu cầu nông sản ứng dụng AI trong điều kiện đặc thù của đồng bằng sông Cửu Long (trước ngày 01/7/2025, gồm 13 tỉnh, thành phố; hiện nay gồm: 5 tỉnh (Đồng Tháp, An Giang, Vĩnh Long, Cà Mau) và thành phố Cần Thơ). Nghiên cứu tích hợp dữ liệu về sản xuất, giá thị trường, khí hậu, xuất khẩu và mùa vụ; đồng thời so sánh hiệu quả dự báo của các mô hình Random Forest,

Support Vector Machine (SVM) và Long Short-Term Memory (LSTM) với mô hình ARIMA. Thông qua cách tiếp cận thực nghiệm, nghiên cứu lượng hóa mức cải thiện độ chính xác dự báo, cung cấp bằng chứng định lượng về hiệu quả của AI, góp phần thu hẹp khoảng cách giữa lý thuyết và thực tiễn, từ đó, đề xuất hàm ý đối với hoạt động sản xuất, tồn kho và phân phối, cũng như định hướng ứng dụng công nghệ số trong quản trị chuỗi cung ứng nông nghiệp tại Việt Nam theo hướng phát triển bền vững và thích ứng với những biến động trong tương lai.

2. Thực trạng dự báo nhu cầu trong chuỗi cung ứng nông nghiệp tại đồng bằng sông Cửu Long

Trên bộ dữ liệu chuỗi thời gian dạng bảng (panel time-series) gồm 936 quan sát (vùng đồng bằng sông Cửu Long $\times$ 3 nhóm nông sản $\times$ tháng, giai đoạn 2020 - 2025), nhóm tác giả tiến hành phân tích thống kê, kiểm định kinh tế lượng và so sánh mô hình. Kết quả phân rã chuỗi bằng phương pháp STL cho thấy, thành phần mùa vụ chiếm tỷ trọng đáng kể trong biến thiên tổng thể, đặc biệt đối với trái cây (35 - 48%), tiếp đến là thủy sản (22 - 30%) và lúa gạo (15 - 22%). Kết quả này phản ánh nhu cầu nông sản có tính chu kỳ, phụ thuộc vào yếu tố sinh học và khí hậu (FAO, 2023; Waller & Fawcett, 2013).

Kiểm định Augmented Dickey-Fuller (ADF) cho thấy, các chuỗi dữ liệu không dừng ở mức gốc nhưng đạt tính dừng sau sai phân bậc một ($p < 0,05$), hàm ý dữ liệu tuân theo quá trình tích hợp bậc một $I(1)$, phù hợp với đặc trưng dữ liệu kinh tế nông nghiệp và yêu cầu sử dụng mô hình dự báo động (Box et al., 2015). Tuy nhiên, mô hình ARIMA - đại diện cho phương pháp truyền thống - vẫn có sai số tương đối cao, với MAPE trung bình bằng 15,9% và RMSE bằng 18,7. Trong các giai đoạn xuất hiện cú sốc ngoại sinh, như: gián đoạn logistics do Covid - 19 hoặc biến động xuất khẩu, MAPE tăng trên 20% cho thấy, hạn chế của mô hình tuyến tính khi xử lý quan hệ phi tuyến và yếu tố ngoại sinh (Makridakis et al., 2020).

Bảng 1. Kết quả thống kê mô tả và sai số dự báo ARIMA

Nhóm nông sản	CV (%)	RMSE	MAPE (%)
Lúa gạo	18,6	15,1	14,1
Trái cây	27,4	21,6	18,7
Thủy sản	22,1	19,4	14,9

Nguồn: Nhóm tác giả thực hiện, năm 2026.

Bảng 2. So sánh hiệu quả dự báo giữa ARIMA và các mô hình AI theo nhóm nông sản

Mô hình	RMSE tổng	MAPE (%)	RMSE trái cây	RMSE thủy sản	RMSE lúa gạo	Mức giảm MAPE so với ARIMA (%)
ARIMA	18,7	15,9	21,6	19,4	15,1	–
Random Forest	14,3	11,2	14,1	14,0	12,4	29,6
SVM	15,1	12,4	15,8	14,9	12,9	22,0
LSTM	13,2	10,5	13,0	13,8	12,1	34,0

Nguồn: Nhóm tác giả thực hiện, năm 2026.

Kết quả *Bảng 1* cho thấy, phương pháp dự báo truyền thống chưa đáp ứng tốt yêu cầu trong bối cảnh dữ liệu nông nghiệp phức tạp và có mức độ biến động cao. Vì vậy, nghiên cứu triển khai các mô hình Random Forest, SVM và LSTM trên cùng bộ dữ liệu để so sánh trực tiếp với ARIMA.

Kết quả tại *Bảng 2* cho thấy, các mô hình AI đều cải thiện độ chính xác dự báo so với ARIMA. Ở mức tổng thể, ARIMA có RMSE bằng 18,7 và MAPE bằng 15,9%. Random Forest làm giảm RMSE xuống 14,3 và MAPE xuống 11,2%, tương ứng mức cải thiện 29,6%. SVM đạt RMSE bằng 15,1 và MAPE bằng 12,4%, với mức cải thiện 22,0%. LSTM đạt hiệu quả cao nhất, với RMSE bằng 13,2 và MAPE bằng 10,5%, tương ứng mức cải thiện 34% so với ARIMA.

Sự cải thiện đồng thời của RMSE và MAPE cho thấy, các mô hình AI không chỉ

giảm sai số tuyệt đối mà còn nâng cao độ chính xác của dự báo. Kết quả này phản ánh khả năng xử lý quan hệ phi tuyến, học từ biến động chuỗi thời gian và thích ứng với các yếu tố tác động như thời tiết, mùa vụ, giá cả và xuất khẩu.

Phân tích theo nhóm nông sản tại *Bảng 2* cho thấy, hiệu quả dự báo của AI có sự khác biệt giữa các ngành hàng. Đối với trái cây, RMSE của ARIMA bằng 21,6, trong khi Random Forest giảm xuống 14,1, SVM còn 15,8 và LSTM đạt mức thấp nhất là 13,0. Như vậy, LSTM làm giảm RMSE khoảng 39,8% so với ARIMA, hiệu quả nổi bật đối với nhóm sản phẩm có nhu cầu biến động mạnh theo mùa vụ, thị trường xuất khẩu và điều kiện bảo quản sau thu hoạch.

Đối với thủy sản, RMSE giảm từ 19,4 của ARIMA xuống 14,0 với Random Forest, 14,9

với SVM và 13,8 với LSTM. Mức cải thiện của LSTM đạt khoảng 28,9%, thấp hơn trái cây nhưng vẫn cho thấy, hiệu quả của AI đối với dữ liệu có độ bất định cao do chịu ảnh hưởng của thời tiết, logistics lạnh và thị trường quốc tế.

Đối với lúa gạo, RMSE giảm từ 15,1 của ARIMA xuống 12,4 với Random Forest, 12,9 với SVM và 12,1 với LSTM. Mức cải thiện của các mô hình AI dao động khoảng 14 - 20%, trong đó LSTM đạt mức cải thiện khoảng 19,9%, thấp hơn hai nhóm còn lại do nhu cầu lúa gạo tương đối ổn định và ít chịu tác động của các yếu tố ngắn hạn. Tuy nhiên, tất cả các mô hình AI đều có kết quả tốt hơn ARIMA, cho thấy khả năng ứng dụng trong dự báo nhu cầu lúa gạo. So sánh tổng thể cho thấy, LSTM đạt hiệu quả cao nhất ở cả chỉ tiêu chung và từng nhóm nông sản, thể hiện ưu thế trong xử lý dữ liệu chuỗi thời gian có quan hệ phụ thuộc dài hạn và biến động phức tạp. Random Forest cũng đạt kết quả tích cực, trong khi SVM có hiệu quả thấp hơn nhưng vẫn vượt trội so với ARIMA.

Từ kết quả thực nghiệm có thể nhận thấy: (1) ARIMA còn hạn chế khi xử lý dữ liệu nông nghiệp phức tạp và chịu tác động của các cú sốc ngoại sinh; (2) Các mô hình AI, đặc biệt là LSTM và Random Forest, cải thiện đáng kể độ chính xác dự báo; (3) AI phát huy hiệu quả rõ hơn đối với trái cây và thủy sản - những nhóm sản phẩm có mức độ biến động cao và có thể được ưu tiên khi triển khai hệ thống dự báo nhu cầu ứng dụng AI.

3. Kết quả mô hình AI và so sánh định lượng

Để đánh giá mức độ cải thiện độ chính xác dự báo, nghiên cứu triển khai các mô hình học máy (Random Forest, SVM) và học sâu (LSTM) trên cùng bộ dữ liệu. Dữ liệu được phân chia theo chuỗi thời gian (time-series split) kết hợp kiểm định cửa sổ trượt (rolling window validation) nhằm hạn chế hiện tượng rò rỉ thông tin và nâng cao độ tin cậy của kết quả. Các mô hình được tối ưu siêu tham số bằng grid search và đánh giá

trên tập kiểm định độc lập thông qua các chỉ số RMSE và MAPE, vốn thường được sử dụng trong dự báo chuỗi thời gian (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Kết quả thực nghiệm cho thấy, tất cả mô hình AI đều cải thiện độ chính xác dự báo so với ARIMA, trong đó LSTM đạt hiệu quả cao nhất, với MAPE giảm 34% so với ARIMA. Kết quả này thể hiện ưu thế của mô hình học sâu trong nhận diện cấu trúc phụ thuộc dài hạn và các quan hệ phi tuyến trong dữ liệu chuỗi thời gian - đặc trưng phổ biến của nhu cầu nông sản (Lim & Zohren, 2021; Bandara et al., 2020).

Để kiểm định ý nghĩa thống kê của sự khác biệt, nghiên cứu sử dụng kiểm định Diebold-Mariano (kiểm định DM). Kết quả cho thấy sai số dự báo của LSTM thấp hơn ARIMA ở mức ý nghĩa 1% ($p < 0,01$); đồng thời, LSTM cũng vượt trội so với Random Forest và SVM ở mức ý nghĩa 5%. Như vậy, sự cải thiện độ chính xác của LSTM không mang tính ngẫu nhiên mà có ý nghĩa thống kê (Diebold, 2015). Sự khác biệt về hiệu quả giữa các mô hình chủ yếu xuất phát từ khả năng xử lý dữ liệu phi tuyến và tích hợp các biến ngoại sinh. Trong khi ARIMA giả định quan hệ tuyến tính và chủ yếu dựa vào giá trị quá khứ của chuỗi, các mô hình AI có thể khai thác đồng thời nhiều biến đầu vào như giá, khí hậu và xuất khẩu (Choi et al., 2018). Đặc biệt, cấu trúc bộ nhớ của LSTM cho phép nhận diện các mẫu biến động theo mùa vụ và cú sốc thị trường linh hoạt hơn so với mô hình truyền thống.

Kết quả kiểm định cửa sổ trượt cho thấy, LSTM duy trì độ ổn định cao qua các giai đoạn, với độ lệch chuẩn của MAPE thấp hơn 15% so với ARIMA. Điều này có ý nghĩa đối với chuỗi cung ứng nông nghiệp, vốn thường xuyên chịu tác động của biến đổi khí hậu, gián đoạn logistics và biến động thương mại quốc tế (FAO, 2023). Từ góc độ học thuật và thực tiễn, kết quả trên cho thấy ba vấn đề. *Thứ nhất*, các mô hình AI có khả năng nâng cao độ chính xác dự báo trong môi trường dữ liệu phức tạp. *Thứ hai*, LSTM là mô hình đạt

hiệu quả tốt nhất trong dự báo nhu cầu nông sản tại đồng bằng sông Cửu Long nhờ khả năng xử lý quan hệ phi tuyến và phụ thuộc dài hạn của chuỗi thời gian. Thứ ba, việc kết hợp kiểm định Diebold-Mariano với kiểm định cửa sổ cuốn góp phần nâng cao độ tin cậy của kết quả nghiên cứu.

4. Phân tích kết quả theo nhóm nông sản và cấu trúc dữ liệu

Để làm rõ cơ chế cải thiện của các mô hình AI, nghiên cứu phân tích kết quả dự báo theo từng nhóm nông sản và cấu trúc dữ liệu đầu vào. Kết quả cho thấy, mức cải thiện phụ thuộc vào đặc tính biến động của từng nhóm sản phẩm. Đối với trái cây, LSTM giúp giảm RMSE khoảng 39,8% so với ARIMA nhờ khả năng xử lý dữ liệu có tính mùa vụ và biến động mạnh do điều kiện khí hậu và chu kỳ thu hoạch. Đối với thủy sản, mức cải thiện đạt khoảng 28,9% do mô hình nhận diện tốt hơn các biến động liên quan đến xuất khẩu và gián đoạn logistics. Trong khi đó, mức cải thiện đối với lúa gạo thấp hơn, khoảng 19,9%, do nhu cầu tương đối ổn định và ít chịu tác động của các yếu tố ngắn hạn. Kết quả này cho thấy, hiệu quả của mô hình học máy phụ thuộc vào mức độ phi tuyến và bất định của dữ liệu. Theo đó, các mô hình học sâu sẽ phát huy hiệu quả tốt hơn đối với chuỗi dữ liệu có mức biến động cao và phụ thuộc nhiều vào các yếu tố ngoại sinh (Choi et al., 2018; Makridakis et al., 2020).

Bên cạnh phân tích theo nhóm sản phẩm, nghiên cứu sử dụng chỉ số tầm quan trọng của đặc trưng trong mô hình Random Forest để đánh giá mức độ đóng góp của các biến đầu vào. Kết quả cho thấy, giá thị trường là biến quan trọng nhất, chiếm khoảng 31%; tiếp theo là khí hậu, khoảng 24%; kim ngạch xuất khẩu, khoảng 18% và mùa vụ, khoảng 15%. Sản lượng và xu hướng tiêu dùng có mức đóng góp thấp hơn. Điều này cho thấy, nhu cầu nông sản tại đồng bằng sông Cửu Long chịu ảnh hưởng đáng kể của tín hiệu giá và các yếu tố ngoại sinh, thay vì chỉ phụ thuộc vào sản lượng. Khi loại bỏ biến khí hậu

để kiểm định độ nhạy, RMSE tăng trung bình từ 9 - 12% trên toàn bộ tập kiểm định. Phát hiện này phù hợp với các nghiên cứu nhấn mạnh vai trò của việc tích hợp dữ liệu đa nguồn đối với hiệu quả dự báo và hỗ trợ ra quyết định trong chuỗi cung ứng (Choi et al., 2018; World Bank, 2022).

Về phương pháp luận, sự khác biệt giữa mô hình truyền thống và mô hình AI không chỉ nằm ở thuật toán mà còn ở khả năng khai thác dữ liệu. Trong khi ARIMA dựa trên dữ liệu lịch sử đơn biến, các mô hình AI có thể tích hợp nhiều biến ngoại sinh, qua đó phản ánh đầy đủ hơn tính phức tạp của nhu cầu nông sản.

Về thực tiễn, kết quả nghiên cứu cho thấy, hệ thống dự báo nhu cầu tại đồng bằng sông Cửu Long được xây dựng trên cơ sở dữ liệu tích hợp, ưu tiên dữ liệu khí hậu, giá thị trường và xuất khẩu. Đồng thời, doanh nghiệp và hợp tác xã cần từng bước chuyển từ dự báo dựa trên kinh nghiệm sang các mô hình phân tích dữ liệu nhằm hỗ trợ lập kế hoạch sản xuất và phân phối.

5. Hàm ý quản trị

Kết quả thực nghiệm cho thấy, việc ứng dụng AI không chỉ cải thiện độ chính xác dự báo mà còn có ý nghĩa đối với hoạt động của chuỗi cung ứng nông nghiệp. Mức giảm MAPE của các mô hình AI so với ARIMA dao động từ 22 - 34,0%. Mức cải thiện này cung cấp cơ sở cho các quyết định liên quan đến sản xuất, tồn kho và phân phối nông sản trong chuỗi cung ứng.

Khi sai số dự báo giảm, doanh nghiệp và hợp tác xã xây dựng kế hoạch cung ứng sát hơn với nhu cầu thực tế, qua đó, hạn chế dư thừa tồn kho và hỗ trợ điều phối hoạt động logistics. Điều này quan trọng trong bối cảnh chi phí vận tải và lưu kho chiếm tỷ trọng lớn trong giá thành nông sản. Kết quả nghiên cứu phù hợp với nhận định rằng, AI và Big Data có thể nâng cao hiệu quả ra quyết định và khả năng thích ứng của chuỗi cung ứng trước biến động thị trường.

Đối với đồng bằng sông Cửu Long, nơi chuỗi cung ứng nông nghiệp thường xuyên đối mặt với tình trạng mất cân đối cung - cầu, nâng cao độ chính xác dự báo có thể góp phần hạn chế tình trạng được mùa mất giá. Kết quả dự báo giúp nông dân, hợp tác xã và doanh nghiệp chủ động điều chỉnh kế hoạch sản xuất, tồn kho và phân phối; đồng thời nâng cao khả năng phản ứng trước các cú sốc như biến động xuất khẩu hoặc gián đoạn logistics. Tuy nhiên, việc triển khai mô hình AI trong thực tiễn đòi hỏi hạ tầng dữ liệu đồng bộ, cơ chế chia sẻ dữ liệu giữa các tác nhân và năng lực phân tích của tổ chức - những điều kiện còn hạn chế tại đồng bằng sông Cửu Long. Vì vậy, để phát huy lợi ích của AI, cần có sự phối hợp giữa cơ quan quản lý trong xây dựng hệ sinh thái dữ liệu nông nghiệp số, doanh nghiệp trong đầu tư công nghệ và người sản xuất trong việc nâng cao năng lực số.

6. Kết luận

Bài viết cung cấp bằng chứng thực nghiệm về hiệu quả của AI trong dự báo nhu cầu chuỗi cung ứng nông nghiệp tại đồng bằng sông Cửu Long.

Về khoa học, bài viết bổ sung bằng chứng định lượng trong bối cảnh đồng bằng sông Cửu Long thông qua việc so sánh trực tiếp mô hình truyền thống và các mô hình AI trên cùng bộ dữ liệu, qua đó làm rõ giá trị của phương pháp phân tích hiện đại trong dự báo nhu cầu nông sản. Về thực tiễn, kết quả cho thấy, việc xây dựng hệ thống dữ liệu tích hợp về sản xuất, thị trường và khí hậu là điều kiện quan trọng để doanh nghiệp, hợp tác xã và cơ quan quản lý nâng cao năng lực dự báo và ra quyết định trong chuỗi cung ứng.

Tuy nhiên, để phản ánh kịp thời các biến động ngắn hạn và chưa tích hợp dữ liệu từ thiết bị IoT hoặc các nguồn trực tuyến cần phát triển hệ thống dự báo theo thời gian thực, tích hợp dữ liệu IoT và xem xét ứng dụng mô hình song sinh số nhằm nâng cao độ chính xác dự báo và khả năng thích ứng

của chuỗi cung ứng nông nghiệp trước biến động thị trường □

Tài liệu tham khảo:

- Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. (2020). *Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach*. *Expert Systems with Applications*, 140, 112896. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112896>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). John Wiley & Sons.
- Choi, T. M., Wallace, S. W., & Wang, Y. (2018). *Big data analytics in operations management*. *Production and Operations Management*, 27(10), 1868-1883. <https://doi.org/10.1111/poms.12838>
- Diebold, F. X. (2015). Comparing predictive accuracy, twenty years later: A personal perspective on the use and abuse of Diebold-Mariano tests. *Journal of Business & Economic Statistics*, 33(1), 1-9. <https://doi.org/10.1080/07350015.2014.983236>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2023). *The state of food and agriculture 2023: Revealing the true cost of food to transform agrifood systems*. <https://doi.org/10.4060/cc7724en>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Lim, B., & Zohren, S. (2021). Time-series forecasting with deep learning: A survey. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 379(2194), 20200209. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0209>
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 36(1), 54-74. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.04.014>
- Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data: A revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77-84. <https://doi.org/10.1111/jbl.12010>
- World Bank. (2022). *Transforming Vietnamese agriculture: Gaining more from less*. <https://documents.worldbank.org/en/publication/documents-reports/documentdetail/099845006232232877/p1776560f73b1d0220b19f00674e620f83>