

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

-----❀☆❀-----



ĐỒ ÁN

Môn: Hệ hỗ trợ quyết định – IS254.O11

ĐỀ TÀI

**HỆ THỐNG HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH LỰA CHỌN
NGUỒN CUNG ỨNG VÀ QUẢN LÝ TỒN KHO TRONG
CÁC DOANH NGHIỆP VỪA VÀ NHỎ**

Sinh viên thực hiện:

Nhóm 20

- | | |
|-------------------------|----------------|
| 1. Nguyễn Hoàng Minh | MSSV: 20521609 |
| 2. Nguyễn Lê Trọng Nhân | MSSV: 20521698 |
| 3. Tạ Nhật Minh | MSSV: 20521614 |
| 4. Nguyễn Thị Thảo Hồng | MSSV: 20520192 |
| 5. Lê Hoàng Duyên | MSSV: 20521252 |

TP. HỒ CHÍ MINH 10/2023

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

-----❀☆❀-----



ĐỒ ÁN

Môn: Hệ hỗ trợ quyết định – IS254.O11

ĐỀ TÀI

**HỆ THỐNG HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH LỰA CHỌN
NGUỒN CUNG ỨNG VÀ QUẢN LÝ TỒN KHO TRONG
CÁC DOANH NGHIỆP VÙA VÀ NHỎ**

Sinh viên thực hiện:

Nhóm 20

- | | |
|-------------------------|----------------|
| 1. Nguyễn Hoàng Minh | MSSV: 20521609 |
| 2. Nguyễn Lê Trọng Nhân | MSSV: 20521698 |
| 3. Tạ Nhật Minh | MSSV: 20521614 |
| 4. Nguyễn Thị Thảo Hồng | MSSV: 20520192 |
| 5. Lê Hoàng Duyên | MSSV: 20521252 |

MỤC LỤC

MỤC LỤC	1
DANH MỤC HÌNH ẢNH	3
Chương 1: TỔNG QUAN ĐỀ TÀI	5
1.1. Giới thiệu bài báo lựa chọn	5
1.2. Lý do chọn đề tài	6
1.3. Mục tiêu thực hiện	7
1.4. Mô tả bài toán.....	8
Chương 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT	9
2.1. Các chiến lược được nghiên cứu.....	9
2.1.1. Chiến lược FOI (Fixed Order Interval).....	9
2.1.2. Chiến lược sản xuất để lưu kho (Make to Stock - MTS).....	10
2.2. Các mô hình, thuật toán được lựa chọn trong bài báo	11
2.2.1. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANN)	11
2.2.2. Thuật toán di truyền (Genetic Algorithm – GA)	12
2.2.3. Thuật toán hồi quy tuyến tính (Linear Regression)	13
2.2.4. Thuật toán rừng ngẫu nhiên (Random Forest).....	13
2.2.5. Thuật toán Brute Force	14
2.2.6. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo đa tầng (MLP-ANN)	15
2.2.7. Thuật toán lan truyền ngược (backpropagation – BP).....	16
2.3. Các độ đo được sử dụng đánh giá mô hình.....	17
2.3.1. Mean Absolute Error (MAE)	17
2.3.2. Mean Squared Error (MSE).....	17
2.3.3. Coefficient of determination (R^2)	18
Chương 3: SỬ DỤNG HỆ HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH ĐỂ TÌM NGUỒN CUNG ỨNG VÀ QUẢN LÝ HÀNG TỒN KHO	19
3.1. Nguyên tắc thiết kế.....	19
3.2. Kiến trúc của hệ hỗ trợ quyết định.....	20

3.2.1. Các công thức tính toán trong mô hình	21
3.2.2. Giả thuyết về mô hình.....	25
3.3. Triển khai hệ hỗ trợ quyết định.....	26
3.3.1. Tổng hợp và tiền xử lý dữ liệu.....	26
3.3.2. Xây dựng và huấn luyện mạng thần kinh nhân tạo (ANN)	27
3.3.3. Tối ưu hóa các tham số	29
3.3.4. Triển khai hệ thống hỗ trợ quyết định	30
Chương 4: KẾT QUẢ XÂY DỰNG VÀ TRIỂN KHAI HỆ THỐNG	32
4.1. Quan sát và thu thập dữ liệu.....	32
4.2. Tổng hợp dữ liệu và huấn luyện các thuật toán học máy	34
4.3. Tối ưu hóa các tham số	38
4.4. Phân tích mức độ ảnh hưởng của các tham số	39
4.5. Kết quả triển khai hệ thống hỗ trợ quyết định	44
Chương 5: KẾT LUẬN VỀ HỆ THỐNG HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH	50
5.1. Thảo luận.....	50
5.2. Ý nghĩa quản lý và thực tiễn	52
5.3. Kết quả và hướng phát triển	54
5.3.1. Kết quả	54
5.3.2. Hướng phát triển	54
Chương 6: ĐÁNH GIÁ TỔNG QUAN VỀ BÀI BÁO	55
6.1. Ưu điểm.....	55
6.2. Hạn chế.....	55
6.3. Khả năng ứng dụng	55
BẢNG PHÂN CÔNG CÔNG VIỆC	57
TÀI LIỆU THAM KHẢO	60

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 1.1. Quy trình cung ứng và quản lý hàng tồn kho.....	6
Hình 2.1. Quy trình hoạt động của chiến lược sản xuất để lưu kho	10
Hình 2.2. Mô hình mạng no-rơm nhân tạo ANN	11
Hình 2.3. Mô hình kiến trúc của thuật toán Random Forest	14
Hình 2.4. Mô hình kiến trúc của thuật toán mạng thần kinh nhân tạo đa tầng	15
Hình 3.1. Nguyên tắc thiết kế của hệ thống hệ hỗ trợ quyết định	20
Hình 3.2. Kiến trúc DSS được đề xuất	20
Hình 3.3. Phát triển và triển khai mô hình đề xuất.....	26
Hình 3.44. Cấu hình của ANN	27
Hình 3.55. Kiến trúc của MLP-ANN	28
Hình 3.66. Sơ đồ của ANN cho mô phỏng hoạt động nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho	29
Hình 3.77. Sự tương tác của GA-ANN trong hệ thống hệ hỗ trợ quyết định	30
Hình 3.88. Quá trình triển khai các giải pháp do hệ thống hệ hỗ trợ quyết định cung cấp	30
Hình 4.1. Mức tiêu hao hằng ngày của các nguyên liệu (Đơn vị: kg/ngày).....	32
Hình 4.2. Các yếu tố thời gian của nguyên liệu thô	33
Hình 4.3. Các số liệu mô tả về chi phí nguyên liệu thô đã mua trong suốt năm và tổng chi phí mỗi đơn hàng trong ba tháng gần đây	34
Hình 4.4. Dữ liệu đầu vào được sử dụng để huấn luyện các thuật toán học máy	35
Hình 4.5. Giá trị MSE của ANN và các thuật toán cạnh tranh	36
Hình 4.6. Giá trị MAE của ANN và các thuật toán cạnh tranh.....	36
Hình 4.7. Giá trị R2 trên cả tập dữ liệu không được chuẩn hóa.....	37
Hình 4.8. Giá trị R2 trên cả tập dữ liệu được chuẩn hóa.....	37
Hình 4.9. Thống kê mô tả các giá trị được tạo ngẫu nhiên	38
Hình 4.10. Thống kê các thông số cấu hình cho thuật toán GA.....	39
Hình 4.11. Phân tích tương quan các yếu tố ảnh hưởng đến mục tiêu tốt nhất.....	40
Hình 4.12. Hiệu suất giải pháp thu hồi của từng mô hình.....	40
Hình 4.13. Ảnh hưởng của kích thước tập train đến hiệu suất thu hồi giải pháp.....	41

Hình 4.14. Ảnh hưởng của số lượng quần thể khởi tạp ban đầu đến hiệu suất thu hồi giải pháp	41
Hình 4.15. Ảnh hưởng của xác xuất lai chéo đến hiệu suất thu hồi giải pháp	42
Hình 4.16. Ảnh hưởng của xác xuất đột biến đến hiệu suất thu hồi giải pháp.....	42
Hình 4.17. Ảnh hưởng của số lần lặp tối đa đến hiệu suất thu hồi giải pháp.....	43
Hình 4.18. Ảnh hưởng của tỉ lệ train và xác suất chéo đến việc thu hồi giải pháp.	44
Hình 4.19. Chi phí mua nguyên vật liệu và thông kê số lượng.....	45
Hình 4.20. So sánh tổng chi phí dựa trên 3 mục tiêu	45
Hình 4.21. Các giá trị tham số được đề xuất	46
Hình 4.22. Trình bày các giá trị tham số đa cấp (multi-level parameter) dựa trên tổng chi phí	47
Hình 4.23. So sánh chi phí đề xuất của hệ thống với chi phí mua thực tế	48
Hình 4.24. So sánh chi phí tiêu thụ nguyên vật liệu hàng ngày với chi phí mua thực tế	48
Hình 4.25. Tóm tắt hiệu quả chi phí	49

Chương 1: TỔNG QUAN ĐỀ TÀI

1.1. Giới thiệu bài báo lựa chọn

Doanh nghiệp, đặc biệt là các doanh nghiệp nhỏ và vừa (SMEs) hiện nay, ngày càng chú trọng đến nghiên cứu và phát triển chiến lược để duy trì và tăng trưởng. Để có thể tìm hiểu và triển khai các hướng phát triển cho SMEs thì việc tập trung vào quản lý nguồn cung ứng và quản lý tồn kho là một chủ đề quan trọng mà SMEs phải đổi mới với những thách thức. Vì thế việc cần các hệ thống hỗ trợ quyết định để tối ưu hóa quá trình là một điều cần thiết. Nhằm có thể giúp cho doanh nghiệp nhanh chóng đưa ra các hướng giải quyết và thúc đẩy việc phát triển một cách nhanh chóng hơn.

Trong phần tìm hiểu cho đồ án môn học Hệ hỗ trợ quyết định này nhóm lựa chọn bài báo có tên là “Decision support system for adaptive sourcing and inventory management in small- and medium-sized enterprises” tạm dịch là “Hệ thống hỗ trợ quyết định lựa chọn nguồn cung ứng và quản lý tồn kho trong các doanh nghiệp vừa và nhỏ”. Hai tác giả nghiên cứu chính về bài báo là Siravat Teerasoponpong và Apichat Sopadang. Bài báo được xuất bản tại tạp chí khoa học “Robotics and Computer-Integrated Manufacturing” trong tập 73, mục 102226 vào ngày 01 tháng 02 năm 2022. Phát hành nghiên cứu được nhận ngày 27 tháng 02 năm 2021, sửa đổi ngày 01 tháng 07 năm 2021, được chấp nhận ngày 01 tháng 07 năm 2021, có sẵn trực tuyến ngày 11 tháng 08 năm 2021 và phiên bản được nhóm sử dụng là bản ghi ngày 11 tháng 08 năm 2021.

Bài báo có thể cung cấp cái nhìn về cách các công nghệ hiện đại, như trí tuệ nhân tạo (AI) và machine learning, được tích hợp vào hệ thống DSS để nâng cao hiệu suất quản lý nguồn cung ứng và tồn kho. Có thể tham khảo về cách hệ thống DSS có thể giúp doanh nghiệp tối ưu hóa sử dụng nguồn lực, giảm thiểu lãng phí, và tăng cường khả năng cạnh tranh của họ trên thị trường.

Nguồn thông tin bài báo:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0736584521001083?fbclid=IwAR3D1sSbJS36kozNVSBoD5D6iMD611B6ypHJnTILpuzsu-TWsQ5fnui2nWk>

1.2. Lý do chọn đề tài

Khi tốc độ toàn cầu hóa tăng lên trong những năm gần đây, các doanh nghiệp hiện nay đã và đang gặp nhiều khó khăn và không chắc chắn trong quá trình phát triển doanh nghiệp, có gắng duy trì vị thế trên thị trường lâu dài. Sau cuộc khủng hoảng kinh tế toàn cầu chưa từng có do đại dịch COVID-19 xảy ra đã gây ra những sự cố nghiêm trọng và kéo dài tác động nghiêm trọng trong quản lý chuỗi cung ứng, buộc hầu hết các quốc gia đóng cửa nền kinh tế của họ. Điều này đã dẫn đến việc các nguồn cung cấp mạnh mẽ bị gián đoạn trong luồng cung cấp hàng hóa và sản phẩm tiêu dùng.



Hình 1.1. Quy trình cung ứng và quản lý hàng tồn kho.

Đặc biệt trong bối cảnh đại dịch COVID-19, nhu cầu sản phẩm về thiết bị vật tư y tế và thực phẩm đã tạo ra tình trạng thiếu nguồn cung cấp và tắc nghẽn trong phân phối. Tình trạng nghiêm trọng của vấn đề cung cấp hàng tồn tại các doanh nghiệp nhỏ và vừa đã đẩy doanh nghiệp buộc phải tập trung vào quản lý chuỗi cung ứng để đảm bảo độ bền và giảm thiểu sự cố, đồng thời đảm bảo an toàn trong công việc nhằm duy trì doanh nghiệp lâu dài. Doanh nghiệp nhỏ và vừa có thể gặp khó khăn lớn hơn doanh nghiệp lớn khi phải đối mặt với các vấn đề bất lợi vì giới hạn về tài chính, nguồn cung cấp và kỹ năng vận hành.

Để giải quyết vấn đề này, các nhà nghiên cứu đã tạo ra một hệ thống hỗ trợ quyết định (DSS) cho quá trình cung ứng và quản lý hàng tồn kho, đặc biệt dành cho các doanh

nghiệp nhỏ và vừa (SMEs). Trong nghiên cứu này, tác giả đề xuất sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và thuật toán di truyền (GA) để tìm ra các giải pháp hỗ trợ ra quyết định.

Hệ thống hệ hỗ trợ quyết định này có khả năng điều chỉnh giá trị của các tham số đầu vào, giúp xử lý hiệu quả các hệ thống phức tạp và đưa ra các giải pháp lựa chọn tốt nhất trong quá trình cung ứng và quản lý hàng tồn kho. Ngoài ra, thuật toán GA được sử dụng để tối ưu hóa các tham số giá trị, tìm ra các giá trị tổng giá trị nguyên vật liệu mua vào (Total cost of purchased raw materials) và các giá trị tham số hỗ trợ quyết định liên quan như số lượng đặt hàng từ mỗi nhà cung cấp được lựa chọn (Order quantities from each selected supplier), số lượng đặt hàng tối ưu (Optimal order quantities), mức lưu trữ kho an toàn (Safety stock) và điểm đặt hàng lại (Reorder point) dựa trên đầu ra dự đoán của thuật toán ANN.

1.3. Mục tiêu thực hiện

Bài báo nghiên cứu tập trung vào việc phát triển một hệ thống hệ hỗ trợ quyết định (DSS) cho quá trình tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn trong các doanh nghiệp nhỏ và vừa (SMEs) có tài nguyên và kiến thức hạn hẹp. Việc sử dụng dữ liệu để hỗ trợ quyết định thực hiện thông qua phương pháp kết hợp GA-ANN. Ngoài ra thực hiện tiền xử lý dữ liệu bị thiếu sót và chưa được sắp xếp trong quá trình hoạt động của SMEs dựa trên quá trình quản lý để đưa ra giải pháp hỗ trợ quyết định.

Đề xuất sử dụng thuật toán ANN trong việc học mẫu và dự đoán, nghiên cứu thực hiện các so sánh với các kỹ thuật học máy khác như Linear Regressor và RandomForest xác định hiệu suất của hệ thống. Thông qua việc thử nghiệm DSS với các trường hợp yêu cầu được tạo ra và một vài trường hợp thực tế để chứng minh hiệu suất và khả năng của hệ thống trong việc cung cấp các giải pháp hệ hỗ trợ quyết định cho SMEs trong thị trường biến động hiện nay. Đánh giá độ chính xác của các mô hình học máy qua các độ đo MAE, MSE và R^2 ở các tỷ lệ khác nhau của dữ liệu huấn luyện.

1.4. Mô tả bài toán

Trong phần này, phạm vi và đặc điểm của hoạt động tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho đối với nguyên liệu thô trong các doanh nghiệp vừa và nhỏ sản xuất được giải thích, điều này ảnh hưởng đến thiết kế DSS. Nhìn chung, các doanh nghiệp vừa và nhỏ trong lĩnh vực sản xuất có nhiều nhà cung cấp với nguồn nguyên liệu dự phòng sẵn có ở tất cả các nguồn. Theo đó, mỗi nhà cung cấp đưa ra các chương trình khuyến mại, tỷ lệ chiết khấu khác nhau cho từng loại nguyên liệu. Vì yếu tố chi phí là yếu tố được các doanh nghiệp vừa và nhỏ ưu tiên cân nhắc khi mua nguyên liệu thô (do ngân sách có hạn) nên họ nên cân nhắc nhiều yếu tố trước khi quyết định mua. Do đó, việc lựa chọn nhà cung cấp dựa trên bốn yếu tố: chi phí nguyên liệu thô, tính sẵn có của nguyên liệu thô, tỷ lệ chiết khấu được đưa ra và số lượng đặt hàng tối thiểu.

Đề xuất nghiên cứu đưa ra hệ thống hỗ trợ quyết định có thể giải quyết được các vấn đề sau:

- Đưa ra hướng giải pháp để giải quyết vấn đề về thiếu dữ liệu đối với những doanh nghiệp nhỏ và vừa.
- Tối ưu hóa việc lựa chọn nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho cho doanh nghiệp.
- Việc áp dụng các công cụ Công nghệ thông tin (IT) sẽ mang lại lợi ích giúp cho các doanh nghiệp vừa và nhỏ thông qua việc quyết định kinh doanh tốt hơn và cải thiện tổng hiệu suất kinh doanh.

Chương 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Các chiến lược được nghiên cứu

2.1.1. Chiến lược FOI (Fixed Order Interval)

FOI trong ngữ cảnh kinh doanh được hiểu theo nghĩa là một phương pháp quản lý hàng tồn kho trong đó việc đặt hàng mới được thực hiện theo các chu kỳ cố định thay vì dựa trên mức tồn kho hiện tại. Cũng có thể hiểu FOI là hệ thống bao gồm việc đặt hàng vào một khoảng thời gian cố định trong một năm. Ưu điểm của phương pháp này là kiểm soát đáng kể hàng tồn kho, có thể tiết kiệm chi phí vận chuyển, đóng gói và đặt hàng vì nhiều loại sản phẩm được cung cấp bởi một nhà cung cấp duy nhất.

Chiến lược FOI được thực hiện theo quy trình sau:

- Chu kỳ đặt hàng cố định: Doanh nghiệp xác định một khoảng thời gian cố định (ví dụ: mỗi tháng, mỗi tuần) để thực hiện việc đặt hàng mới.
- Kiểm tra mức tồn kho: Tại thời điểm kết thúc mỗi chu kỳ, doanh nghiệp kiểm tra mức tồn kho hiện tại của sản phẩm.
- Đặt hàng: Nếu mức tồn kho hiện tại dưới một ngưỡng nhất định hoặc không còn sản phẩm, doanh nghiệp sẽ đặt một đơn hàng mới để bổ sung hàng tồn kho.
- Lặp lại quy trình: Quy trình này được lặp lại theo chu kỳ cố định.

Mô hình là sự lựa chọn tối ưu khi việc rút hàng tồn kho khó có thể theo dõi được. Quy mô của đơn hàng được biết trước, một loại sản phẩm được giao và giá thường cố định vì không thể giảm giá theo số lượng. Nhược điểm của hệ thống này là cần có lượng hàng dự trữ an toàn lớn hơn để tránh tình trạng thiếu hụt trong khoảng thời gian đã định, điều này có liên quan đến việc tăng chi phí vận chuyển. Cần có lượng dự trữ an toàn cao hơn vì khó có thể dự đoán cung và cầu tại một thời điểm cụ thể và việc bổ sung lượng hàng tồn kho không phụ thuộc vào số lượng hàng tồn kho sẵn có. Có thể lưu ý rằng việc lựa chọn hệ thống thường phụ thuộc vào mức độ không chắc chắn.

Bên cạnh đó, FOQ là một trong những chế độ được sử dụng rộng rãi nhất vì nó có thể dễ dàng thực hiện. Hệ thống này liên quan đến việc sử dụng biến điểm đặt hàng lại, đảm bảo rằng lượng hàng tồn kho an toàn có thể thấp hơn khi có đơn đặt hàng mới khi

số lượng sản phẩm đạt đến một mức cố định. Nhược điểm của mô hình này là chi phí đặt hàng và giao hàng khá cao do số lượng đặt hàng thường nhỏ. Khi đặt hàng số lượng lớn, chi phí vận chuyển có xu hướng tăng lên.

2.1.2. Chiến lược sản xuất để lưu kho (Make to Stock - MTS)

MTS (viết tắt của Make to Stock) là phương pháp sản xuất dựa trên những dự báo doanh số hoặc nhu cầu lịch sử. Theo đó, doanh nghiệp sẽ dự trữ hàng hóa trong kho cho những dịp đặc biệt, những mặt hàng có nhu cầu tăng đột biến hoặc những sản phẩm tiêu dùng nhanh, thời quay vòng của sản phẩm cao.

Make-To-Stock



Hình 2.1. Quy trình hoạt động của chiến lược sản xuất để lưu kho

Hiểu đơn giản, doanh nghiệp sẽ sản xuất sản phẩm trước khi khách hàng có nhu cầu. Sau đó lưu kho sản phẩm rồi mới đem phân phối và bán cho khách hàng.

Đặc điểm: Các sản phẩm theo dạng MTS thường có giá bán rẻ, nhu cầu thiết yếu cho cuộc sống như hàng tiêu dùng. Ví dụ: nước ngọt, bia, sữa tắm, bánh kẹo, nông sản đóng gói...

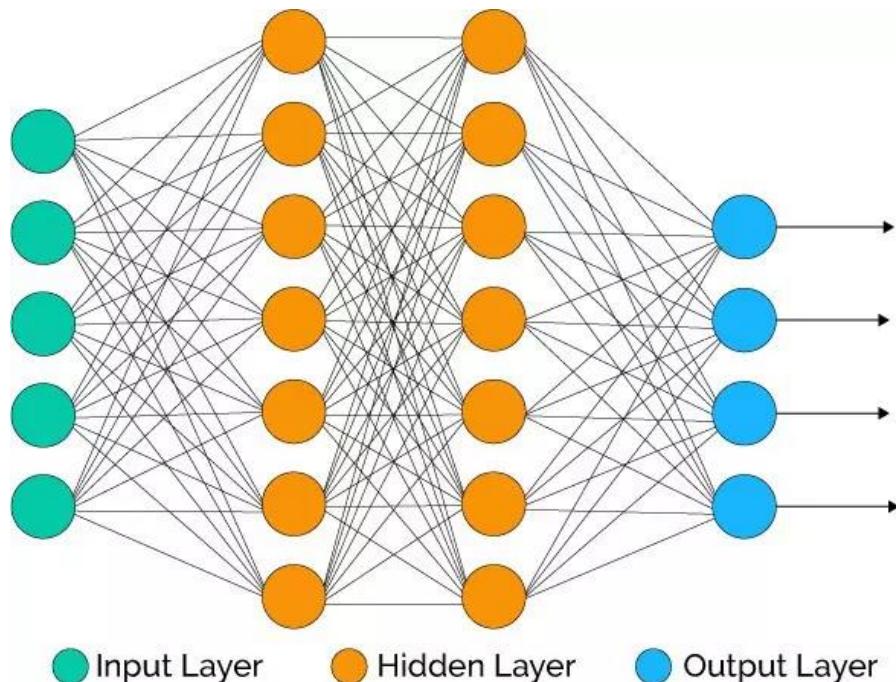
Ưu điểm: Việc tách rời các quy trình sản xuất so với các đơn đặt hàng của khách hàng cho phép luôn đáp ứng những đơn hàng phát sinh với lượng hàng hóa đầy kho. Từ đó cho phép nhà sản xuất giảm thiểu các tồn kém và các gián đoạn khác, đặc biệt trong thời gian đáp ứng đơn hàng của khách hàng.

Nhược điểm: MTS sẽ dự báo về nhu cầu sản phẩm trong tương lai dựa trên cơ sở của dữ liệu quá khứ. Nếu dự báo chỉ lệch một ít thôi, công ty có thể sẽ dư thừa rất nhiều hàng tồn kho và thanh khoản bị hạn chế. Khả năng của sai sót này là nhược điểm chính của việc sử dụng hệ thống MTS cho sản xuất. Thông tin sai có thể dẫn đến hàng tồn kho dư thừa và tổn thất doanh thu. Hơn nữa, trong các lĩnh vực phát triển nhanh như điện tử hoặc công nghệ máy tính, hàng tồn kho dư thừa có thể nhanh chóng trở nên lỗi thời.

2.2. Các mô hình, thuật toán được lựa chọn trong bài báo

2.2.1. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANN)

Artificial neuron network (mạng nơ-ron nhân tạo) là một mô hình tính toán bắt chước cách thức hoạt động của các tế bào thần kinh trong não người. Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) sử dụng các thuật toán learning có thể thực hiện các điều chỉnh một cách độc lập – hoặc học theo một nghĩa nào đó – khi chúng nhận được giá trị input mới.



Hình 2.2. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo ANN

Artificial Neural Network gồm 3 thành phần chính: Input layer và output layer chỉ gồm 1 layer, hidden layer có thể có 1 hay nhiều layer tùy vào bài toán cụ thể. ANN hoạt động theo hướng mô tả lại cách hoạt động của hệ thần kinh với các neuron được kết nối với nhau.

Trong ANN, trừ input layer thì tất cả các node thuộc các layer khác đều full-connected với các node thuộc layer trước nó. Mỗi node thuộc hidden layer nhận vào ma trận đầu vào từ layer trước và kết hợp với trọng số để ra được kết quả.

Thông thường, hệ thống ANN có thể tự học thông qua việc phân tích dữ liệu và tự điều chỉnh cấu trúc của mình để phù hợp với nguồn thông tin mới. Đây là một công cụ đắc lực hỗ trợ việc mô hình hóa dữ liệu thống kê phức tạp.

ANN có thể được sử dụng để giải quyết các vấn đề liên quan đến:

- Dữ liệu dạng bảng.
- Dữ liệu hình ảnh.
- Dữ liệu văn bản.

2.2.2. Thuật toán di truyền (Genetic Algorithm – GA)

Thuật toán di truyền (GA) là thuật toán tìm kiếm dựa trên các khái niệm về chọn lọc tự nhiên và di truyền. GAs là một tập con của một nhánh tính toán lớn hơn nhiều được gọi là Tính toán tiến hóa. Các cá thể trong quần thể của GA sẽ biểu diễn một tập hợp các siêu tham số, và quá trình tiến hóa sẽ được sử dụng để tìm ra bộ siêu tham số tốt nhất cho mô hình dựa trên hiệu suất trên dữ liệu kiểm tra hoặc xác nhận. Mô hình tiếp tục phát triển các cá nhân hoặc giải pháp tốt hơn qua nhiều thế hệ, cho đến khi đạt được tiêu chí dừng.

Sau đây là trình tự các bước của cơ chế GA khi được sử dụng để tối ưu hóa các vấn đề:

- Bước 1: Tạo ngẫu nhiên quần thể ban đầu.
- Bước 2: Chọn giải pháp ban đầu với các giá trị phù hợp nhất.
- Bước 3: Tống hợp lại các giải pháp đã chọn bằng cách sử dụng các toán tử đột biến và chéo.
- Bước 4: Đưa một con lai vào quần thể.
- Bước 5: Vậy giờ, nếu điều kiện dừng được đáp ứng, hãy trả lại giải pháp với giá trị thể lực tốt nhất của chúng và chuyển sang bước 2.

2.2.3. Thuật toán hồi quy tuyến tính (Linear Regression)

Linear Regression hay hồi quy tuyến tính là một kỹ thuật phân tích dữ liệu dùng để dự báo giá trị của một biến dựa trên giá trị của một biến khác. Cho phép thiết lập các yếu tố nào là quan trọng nhất, yếu tố nào có thể bỏ qua và cách các yếu tố đó tương tác với nhau.

Công thức chung như sau:

$$y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

Trong đó:

y là giá trị dự báo của biến phụ thuộc với mọi giá trị cho trước của biến độc lập.

β_0 là hệ số chặn, giá trị dự báo của y khi x là 0.

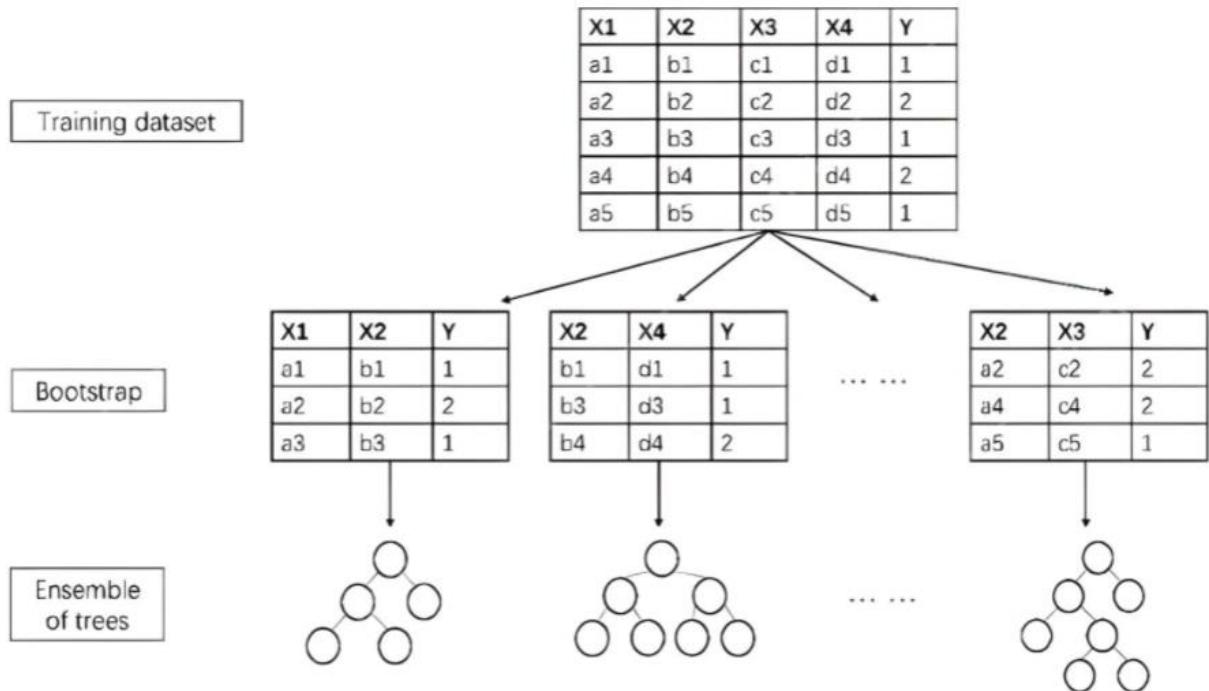
β_1 là hệ số hồi quy, giá trị thay đổi khi x tăng.

X là biến độc lập (biến ảnh hưởng đến giá trị dự báo y).

ε là sai số của ước lượng hay độ biến thiên có trong ước tính về hệ số hồi quy.

2.2.4. Thuật toán rừng ngẫu nhiên (Random Forest)

Random Forest là một thuật toán học máy phân loại và dự đoán được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng thực tế. Thuật toán Random Forest được tạo nên từ tập hợp các cây quyết định được xây dựng dựa trên một tập con ngẫu nhiên của các mẫu dữ liệu và tập các thuộc tính quyết định cũng được lựa chọn ngẫu nhiên. Dữ liệu được của mỗi cây được lấy ngẫu nhiên và có thể trùng lặp để đem lại các kết quả dự đoán từ bộ dữ liệu huấn luyện khác biệt. Đối với bài toán phân lớp, kết quả dự đoán của rừng là dự đoán lặp lại nhiều nhất từ các cây quyết định. Còn đối với bài toán hồi quy, giá trị trung bình từ giá trị dự đoán của các cây quyết định là kết quả cuối cùng của rừng.



Hình 2.3. Mô hình kiến trúc của thuật toán Random Forest

Việc dự đoán từ kết quả của một tập các cây quyết định ngẫu nhiên với nhau nên giúp giảm tình trạng overfitting vốn thường xảy ra ở thuật toán cây quyết định và giúp mô hình có khả năng tổng quát hơn trong nhiều trường hợp, có khả năng xử lý các tập dữ liệu lớn hơn và có độ phức tạp cao hơn, tuy nhiên cũng đòi hỏi tài nguyên tính toán cao hơn.

Random Forest không quy định chính xác một thuật toán cây quyết định nào sẽ được sử dụng để tạo nên rừng quyết định, nên tùy vào từng vấn đề bài toán (phân loại, hồi quy) cũng như đối với các kiểu dữ liệu khác nhau, có thể linh hoạt chọn các thuật toán cây quyết phù hợp để lập rừng.

2.2.5. Thuật toán Brute Force

Brute force là một phương pháp giải quyết vấn đề bằng cách thử tất cả các giả định có thể. Kỹ thuật này tương đối đơn giản, chỉ đòi hỏi việc kiểm tra mọi khả năng có thể để tìm ra kết quả mong muốn. Brute force thường được sử dụng khi không có cách giải quyết thông minh hoặc tối ưu hơn cho một vấn đề cụ thể.

Brute force có thể áp dụng cho nhiều bài toán khác nhau, từ tìm kiếm chuỗi con trong một chuỗi lớn, tìm kiếm từ khóa trong một văn bản, đến giải mã mật khẩu hoặc tìm kiếm lời giải cho một bài toán tối ưu hóa.

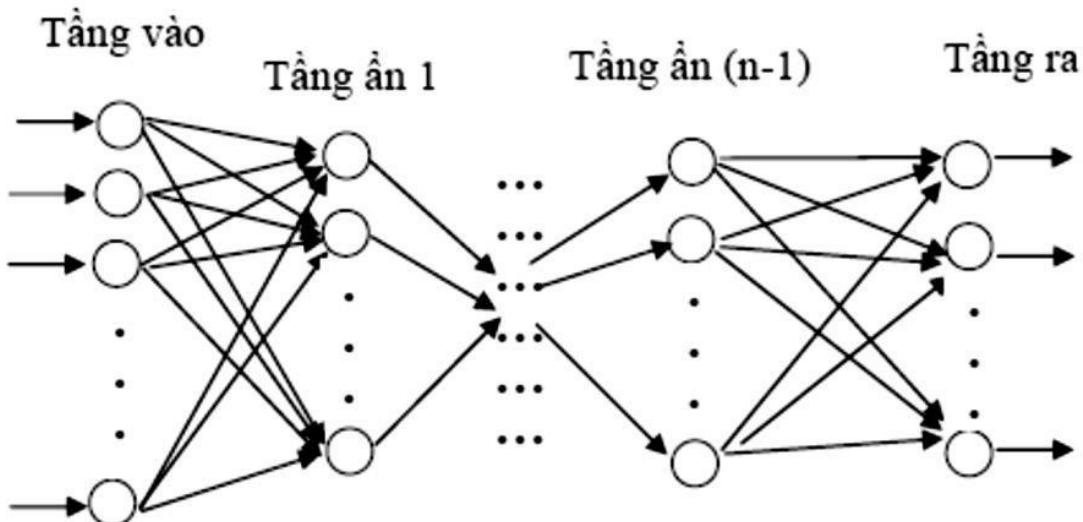
Lần lượt xét từng vị trí i trong xâu ký tự gốc từ 0 đến $n-m$, so sánh $y[i\dots(i+m-1)]$ với $x[0\dots m-1]$ bằng cách xét từng cặp ký tự một và đưa ra kết quả tìm kiếm.

Đặc điểm:

- Thực hiện trái qua phải
- Không có pha tiền xử lí
- Độ phức tạp $O(mn)$

2.2.6. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo đa tầng (MLP-ANN)

Mô hình mạng thần kinh nhân tạo đa tầng (Multilayer Perceptron Artificial Neural Network - MLP-ANN) là một loại mô hình trong lĩnh vực học máy và mạng thần kinh nhân tạo. Nó được cấu trúc dưới dạng nhiều tầng (hay còn gọi là lớp) của các nơ-ron (neuron), mỗi tầng kết nối với tầng liền kề.



Hình 2.4. Mô hình kiến trúc của thuật toán mạng thần kinh nhân tạo đa tầng

Mô hình mạng nơron được sử dụng rộng rãi nhất là mô hình mạng nhiều tầng truyền thẳng (MLP: Multi Layer Perceptron). Một mạng MLP tổng quát là mạng có n

($n \geq 2$) tầng (thông thường tầng đầu vào không được tính đến): trong đó gồm một tầng đầu ra (tầng thứ n) và $(n-1)$ tầng ẩn.

Kiến trúc của một mạng MLP tổng quát có thể mô tả như sau:

- Đầu vào là các vector (x_1, x_2, \dots, x_p) trong không gian p chiều, đầu ra là các vector (y_1, y_2, \dots, y_q) trong không gian q chiều. Đối với các bài toán phân loại, p chính là kích thước của mẫu đầu vào, q chính là số lớp cần phân loại.
- Mỗi neural thuộc tầng sau liên kết với tất cả các nơron thuộc tầng liền trước nó.
- Đầu ra của neural tầng trước là đầu vào của nơron thuộc tầng liền sau nó.

Hoạt động của mạng MLP như sau: tại tầng đầu vào các neural nhận tín hiệu vào xử lý (tính tổng trọng số, gửi tới hàm truyền) rồi cho ra kết quả (là kết quả của hàm truyền); kết quả này sẽ được truyền tới các neural thuộc tầng ẩn thứ nhất; các nơron tại đây tiếp nhận như là tín hiệu đầu vào, xử lý và gửi kết quả đến tầng ẩn thứ 2. Quá trình tiếp tục cho đến khi các neural thuộc tầng ra cho kết quả.

2.2.7. Thuật toán lan truyền ngược (backpropagation – BP)

Lan truyền ngược (backpropagation) là giải thuật cốt lõi giúp cho các mô hình học sâu có thể dễ dàng thực thi tính toán được. Với các mạng NN hiện đại, nhờ giải thuật này mà thuật toán tối ưu với đạo hàm (gradient descent) có thể nhanh hơn hàng triệu lần so với cách thực hiện truyền thống. Về cơ bản, nó là một kỹ thuật để nhanh chóng tính được đạo hàm.

Mặc dù lan truyền ngược được sử dụng cho học sâu, nhưng nó còn là công cụ tính toán mạnh mẽ cho nhiều lĩnh vực khác từ dự báo thời tiết tới phân tích tính ổn định số học, chỉ có điều là nó được sử dụng với những tên khác nhau.

Để tạo đồ thị tính toán, ta nhóm mỗi phép tính với các biến đầu vào bằng các nút đồ thị. Bằng các mũi tên ta thể hiện đầu ra của một nút là đầu vào cho nút khác.

2.3. Các độ đo được sử dụng đánh giá mô hình

2.3.1. Mean Absolute Error (MAE)

MAE là gì sai số trung bình tuyệt đối (Mean absolute error). MAE đo lường mức độ trung bình của các lỗi trong một tập hợp các dự đoán, mà không xem xét hướng của chúng. Đó là trung bình trên mẫu thử nghiệm về sự khác biệt tuyệt đối giữa dự đoán và lượng quan sát thực tế, trong đó tất cả các khác biệt với trọng số bằng nhau.

Công thức:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n |e_i|}{n}$$

Trong đó:

y_i là giá trị ước lượng.

x_i là giá trị phụ thuộc.

2.3.2. Mean Squared Error (MSE)

MSE là giá trị sai số bình phương trung bình hoặc là lỗi bình phương trung bình. MSE chỉ đơn giản đề cập đến giá trị trung bình của chênh lệch bình phương giữa tham số dự đoán và tham số quan sát được. MSE là một hàm rủi ro, tương ứng với giá trị dự kiến của măt lỗi bình phương. Việc MSE hầu như luôn luôn tích cực (chứ không phải bằng không) là do tính ngẫu nhiên hoặc do công cụ ước tính không tính đến thông tin có thể tạo ra ước tính chính xác hơn.

Công thức:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2$$

Trong đó:

y_i là biến độc lập.

\tilde{y}_i là giá trị ước lượng.

2.3.3. Coefficient of determination (R^2)

Hệ số xác định (coefficient of determination) là một đại lượng trong thống kê được sử dụng để đánh giá mức độ phù hợp của một mô hình hồi quy tuyến tính với dữ liệu. Hệ số này thường được ký hiệu là R^2 .

Hệ số xác định cho biết tỉ lệ phương sai của biến mục tiêu (outcome variable) được giải thích bởi các biến độc lập (independent variables) trong mô hình hồi quy tuyến tính. Nó thường được tính bằng cách so sánh phương sai giữa mô hình hồi quy và phương sai của giá trị trung bình của biến mục tiêu.

Công thức tính hệ số tương quan R^2 đang được sử dụng như sau:

$$R^2 = 1 - \frac{ESS}{TSS}$$

Trong đó:

- ESS là viết tắt của Residual Sum of Squares, tức là tổng các độ lệch bình phương của phần dư.
- TSS là viết tắt của Total Sum of Squares, tức là tổng độ lệch bình phương của toàn bộ các nhân tố nghiên cứu.

Chương 3: SỬ DỤNG HỆ HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH ĐỂ TÌM NGUỒN CUNG ỨNG VÀ QUẢN LÝ HÀNG TỒN KHO

3.1. Nguyên tắc thiết kế

Trong bài toán này, mục tiêu của hệ hỗ trợ là giúp các công ty đưa ra quyết định liên quan đến hoạt động tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho. Ngoài ra, mục đích của DSS được đưa ra là giảm thiểu tổng chi phí mua nguyên liệu thô dựa trên sở thích hành vi của công ty trong quản lý cung ứng và hàng tồn kho.

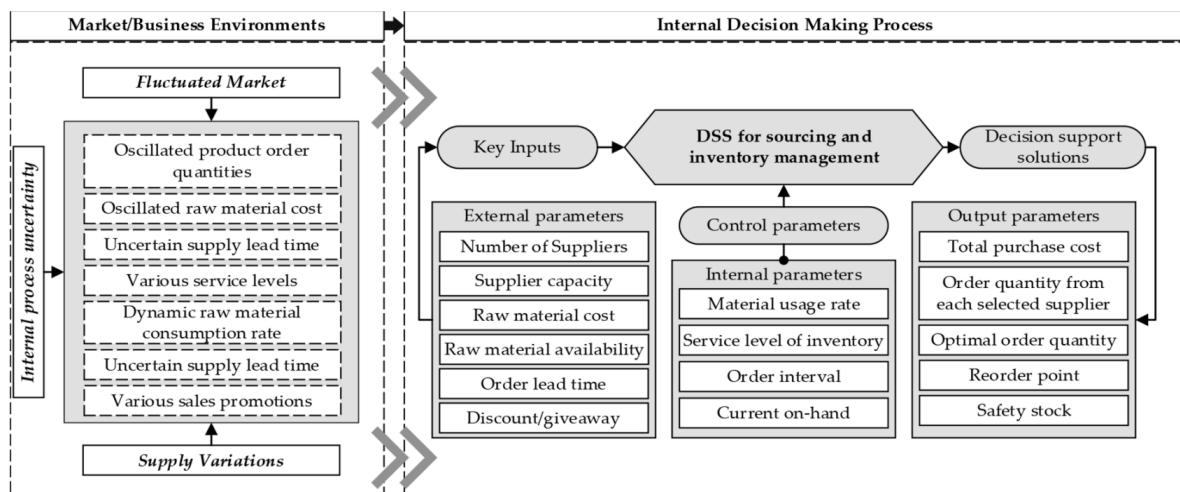
Hệ hỗ trợ quyết định được đề xuất sử dụng phương pháp tối ưu hóa mô phỏng bằng cách sử dụng kết hợp AI và thuật toán metaheuristic. ANN (Artificial Neural Network) được chọn sử dụng do khả năng thích ứng và khả năng học máy từ các mẫu khác thường (chẳng hạn như những vấn đề chưa được hiểu rõ), cho phép dự báo, phân cụm và phân loại dữ liệu đầu vào. Đối với metaheuristic, GA (genetic algorithm) được chọn vì nó có thể khám phá nhiều tham số trong mỗi lần lặp và cung cấp nhiều lựa chọn tối ưu. Những điều này có thể được kết hợp để xác định một tập hợp các giải pháp tối ưu riêng lẻ dựa trên các kết quả đạt được.

Người ta đã chứng minh trong khi theo dõi liên tục mức tồn kho của các doanh nghiệp vừa và nhỏ có năng lực kém hơn so với các doanh nghiệp lớn thì nhận ra rằng các doanh nghiệp vừa và nhỏ nên đơn giản hóa chính sách quản lý kho của họ.

FOI là hệ thống bao gồm việc đặt hàng vào một khoảng thời gian cố định trong một năm. Ưu điểm của phương pháp này là kiểm soát đáng kể hàng tồn kho, có thể tiết kiệm chi phí vận chuyển, đóng gói và đặt hàng vì nhiều loại sản phẩm được cung cấp bởi một nhà cung cấp duy nhất. Mô hình là sự lựa chọn tối ưu khi việc rút hàng tồn kho khó có thể theo dõi được. Quy mô của đơn hàng được biết trước, một loại sản phẩm được giao và giá thường cố định vì không thể giảm giá theo số lượng. Nhược điểm của hệ thống này là cần có lượng hàng dự trữ an toàn lớn hơn để tránh tình trạng thiếu hụt trong khoảng thời gian đã định, điều này có liên quan đến việc tăng chi phí vận chuyển.

Theo đó, hệ hỗ trợ quyết định đề xuất được thiết kế dựa trên hai vấn đề chiến lược riêng biệt: lựa chọn nhà cung cấp và xác định điểm đặt hàng lại cũng như mức tồn kho

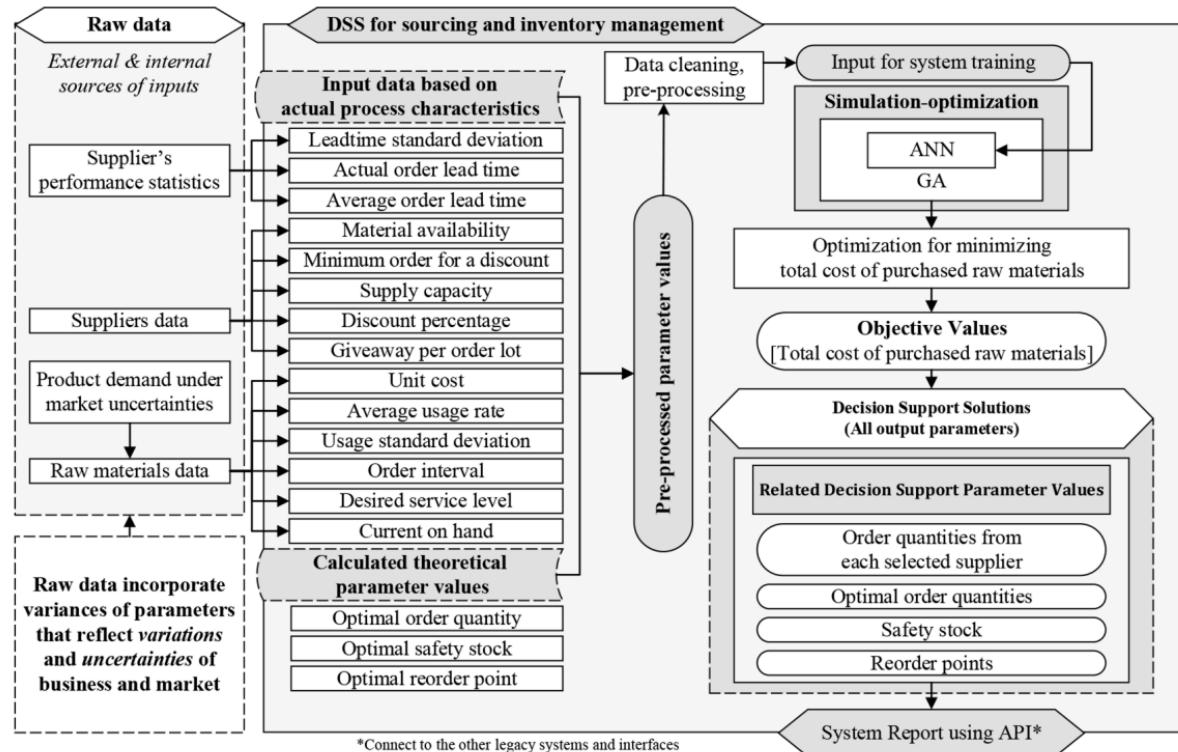
an toàn cho chiến lược FOI. Nguyên tắc thiết kế của DSS được trình bày trong hình dưới đây:



Hình 3.1. Nguyên tắc thiết kế của hệ thống hỗ trợ quyết định

3.2. Kiến trúc của hệ hỗ trợ quyết định

Kiến trúc DSS đề xuất được trình bày như hình dưới đây:



Hình 3.2. Kiến trúc DSS được đề xuất

DSS sử dụng dữ liệu thô từ Internal Operations và môi trường kinh doanh bên ngoài. Nhìn chung, dữ liệu thô về hoạt động kinh doanh và thị trường có liên quan đến những biến thể và những thông tin chưa xác định cần được đưa vào mô hình.

Do đó, các biến đầu vào lấy từ dữ liệu thô được chia thành hai loại:

- Dữ liệu đầu vào dựa trên đặc điểm của quy trình thực tế (input data based on actual process characteristics).
- Giá trị tham số lý thuyết được tính toán (calculated theoretical parameter values).

Đầu vào dựa trên các đặc điểm quy trình thực tế và chứa cả dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu quan sát, được thu thập từ các giao dịch và kiến thức cá nhân của hoạt động. Đối với một số thông số, phân tích thống kê mô tả cũng được thực hiện để tóm tắt các đặc điểm từ dữ liệu được thu thập và đơn giản hóa dữ liệu đầu vào. Các giá trị tham số lý thuyết cũng có thể được tính toán bằng cách sử dụng dữ liệu đầu vào từ danh mục đầu tiên.

Hai loại đầu vào được sử dụng làm dữ liệu đầu vào để đào tạo ANN. Sau khi đào tạo và tối ưu hóa, DSS trả về các giải pháp hỗ trợ quyết định bao gồm một tập hợp các giá trị mục tiêu và bốn giá trị tham số chính khác thông qua các quy trình được mô tả ở phía bên phải của hình trên.

3.2.1. Các công thức tính toán trong mô hình

Mục này tác giả trình bày về một số công thức để phục vụ cho việc tính toán mô hình để tìm được chuỗi cung ứng, quản lý tồn kho dựa trên kiến trúc hệ thống như hình 3.2 ở trên.

Để giảm thiểu tổng chi phí mua nguyên liệu:

$$\text{Minimize } C^{Rtotal} \quad (1)$$

Căn cứ vào các giá trị sau:

$$C^{Rtotal} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n C_{ij}^R \quad (2)$$

Công thức (2) dùng để tính tổng chi phí của tất cả nguyên vật liệu thô được mua từ các nhà cung cấp được chọn. Dựa vào công thức này, có thể điều chỉnh để thu được chi phí mua nguyên liệu là thấp nhất.

$$C_{ij}^R = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k x_{ij} a_{ij} c_{ij} (1 - \delta_{ij}), \forall a_{ij} > 0 \quad (3)$$

Công thức (3) dùng để tính tổng chi phí của tất cả nguyên vật liệu được mua từ các nhà cung cấp được chọn.

Trong đó:

C_{ij}^R là tổng giá trị nguyên vật liệu mua từ nhà cung cấp j.

x_{ij} là số lượng đặt hàng.

a_{ij} là Sứ sẵn có của nguyên liệu i từ nhà cung cấp j.

c_{ij} là đơn giá của nguyên vật liệu từ nhà cung cấp j.

δ_{ij} là tỷ lệ chiết khấu nguyên vật liệu tại nhà cung cấp j và với điều kiện:

$$0 \leq \delta_{ij} \leq 0.20, \forall i \forall j \quad (4)$$

Tỷ lệ chiết khấu của nguyên liệu thô δ_{ij} được mua từ nhà cung cấp cao luôn nằm trong khoảng từ 0 đến 20%.

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} Q_{ij}^{tsv} \geq q_i^{op}, \forall a_{ij} > 0 \quad (5)$$

Một ràng buộc về số lượng nguyên liệu cung cấp là: tổng khối lượng nguyên liệu cung phải nhỏ hơn hoặc bằng số lượng đặt.

$$\theta_i = \frac{Q_i^{receive}}{q_i^{opt}} \quad (6)$$

Mức độ dịch vụ mong muốn từ nguyên liệu thô i nằm trong khoảng từ 0 đến 1.

Trong đó:

θ_i là mức độ dịch vụ mong muốn của nguyên liệu thô i.

$Q_i^{receive}$ là tổng số lượng nguyên liệu thô nhận được từ tất cả các nhà cung cấp.

q_i^{opt} là số lượng đặt hàng tối ưu của nguyên liệu thô i

Dự trữ nguyên liệu thô an toàn i (q_i^{SS}) là mức tồn kho an toàn dựa trên tỷ lệ sử dụng (U_i^R), độ lệch chuẩn của việc sử dụng (σ_i^u), độ lệch chuẩn của thời gian đặt hàng (σ_i^{LT}) và mức độ dịch vụ mong muốn của nguyên liệu thô:

$$q_i^{SS} = z_i \sqrt{((\sigma_i^{LT})^2 \bar{T}_i^{LT}) + (U_i^R)^2 (\sigma_i^u)^2}, \forall i \quad (7)$$

Trong công thức (7), z_i có nghĩa là điểm z cần cho mức độ dịch vụ mong muốn (θ_i) của nguyên liệu thô i.

$$q_i^{rop} = U_i^R \bar{T}_i^{LT} + q_i^{SS}, \forall i \quad (8)$$

Trong đó:

q_i^{rop} là điểm đặt hàng lại nguyên liệu i.

U_i^R là tỷ lệ sử dụng bình quân một đơn vị nguyên liệu thô trong thời gian.

\bar{T}_i^{LT} là thời gian đặt hàng trung bình của nguyên liệu thô i.

q_i^{SS} là dự trữ nguyên liệu thô an toàn i.

Tính toán điểm đặt lại hàng tối ưu của nguyên liệu thô dựa vào công thức (8), ta có thể tìm được nhà cung cấp tối ưu nhất cho từng loại nguyên liệu thô.

Số lượng đặt hàng nguyên liệu thô tối ưu i (q_i^{opt}): số lượng đặt hàng phụ thuộc vào số lượng nguyên liệu thô được yêu cầu trong khoảng thời gian đặt hàng, mức độ dịch vụ (z_i) và lượng nguyên liệu thô hiện có hay số lượng hàng tồn kho (h_i):

$$q_i^{opt} = U_i^R (T_i^B + T_i^{LT}) + z_i \sigma_i^u \sqrt{T_i^B + T_i^{LT}} - h_i \quad (9)$$

Trong đó:

q_i^{opt} là số lượng đặt hàng tối ưu của nguyên liệu thô i.

T_i^B là khoảng thời gian đặt hàng (thời gian giữa các lần đặt hàng) của nguyên liệu thô i.

T_i^{LT} là thời gian đặt hàng thực tế của nguyên liệu thô i.

σ_i^u là độ lệch chuẩn của tỷ lệ sử dụng nguyên liệu thô i.

Tổng số lượng cung cấp là tổng lượng nguyên liệu thô (trong đó bao gồm cả quà tặng) được giao từ tất cả các nhà cung cấp:

$$Q_{ij}^{tsv} = (x_{ij} + (f_{ij}(\frac{x_{ij}}{q_{ij}^{min}})))a_{ij}, \forall i \forall j \quad (10)$$

Trong đó:

Q_{ij}^{tsv} là tổng khối lượng cung cấp nguyên vật liệu từ nhà cung cấp j.

f_{ij} là quà tặng trên mỗi lô (công vật phẩm miễn phí cho mỗi đơn hàng tối thiểu) nguyên liệu vật liệu từ nhà cung cấp j và $0 \leq f_{ij} \leq 50, \forall i \forall j$.

q_{ij}^{min} là đơn hàng tối thiểu để được giảm giá nguyên liệu thô từ nhà cung cấp j và $100 \leq q_{ij}^{min} \leq 1000, \forall i \forall j$.

a_{ij} là số lượng nguyên liệu có sẵn i từ nhà cung cấp j.

Khả năng cung cấp nguyên vật liệu từ nhà cung cấp (số lượng nguyên vật liệu thô sẵn có để có thể khi đặt ngay thì nhà cung cấp sẽ đáp ứng):

$$x_{ij} \leq a_{ij}K_{ij}, \forall a_{ij} > 0 \quad (11)$$

Số lượng hàng sẵn có của nguyên liệu thô i tại nhà cung cấp j:

$$x_{ij} = 0, \forall a_{ij} = 0 \quad (12)$$

Số lượng hàng đặt tối thiểu để nhận được giảm giá (giảm giá khác quà tặng):

$$x_{ij} \geq q_{ij}^{min}, \forall i \forall j \quad (13)$$

Tổng số lượng nguyên liệu thô i đã nhận được từ các nhà cung cấp j đã chọn:

$$Q_i^{receive} = \sum_{j=1}^k \sum_{k=i}^i Q_{jk}^{tsv}, \forall j \quad (14)$$

Giá trị tham số không âm: Tất cả các tham số phụ thuộc liên quan đến số lượng phải dương:

$$x_{ij}, Q_{ij}^{receive}, Q_{ij}^{tsv} \geq 0 \quad (15)$$

Từ những công thức trên, ta có thể xác định được một số dữ liệu liên quan đến bài toán cần sử dụng hệ thống hỗ trợ ra quyết định như sau:

Biến đầu vào: giá của nguyên vật liệu.

Biến môi trường: Số lượng quà tặng, tỷ lệ chiết khấu, giảm giá, mức độ dịch vụ mong muốn của nguyên vật liệu.

Biến quyết định: Số lượng nguyên vật liệu được đặt từ nhà cung cấp, số lượng hàng tồn kho.

Biến kết quả: Chi phí mua nguyên vật liệu.

Từ bài toán và qua việc phác thảo thuật toán, ta cần xây dựng 1 hệ hỗ trợ quyết định cho doanh nghiệp để xuất việc lựa chọn nguồn cung cấp nguyên vật liệu thô, số lượng đặt, số lượng tồn kho sao cho tối ưu, phù hợp nhất với từng giai đoạn làm việc của doanh nghiệp thông để có chi phí hao tổn trong việc mua nguyên vật liệu là thấp nhất.

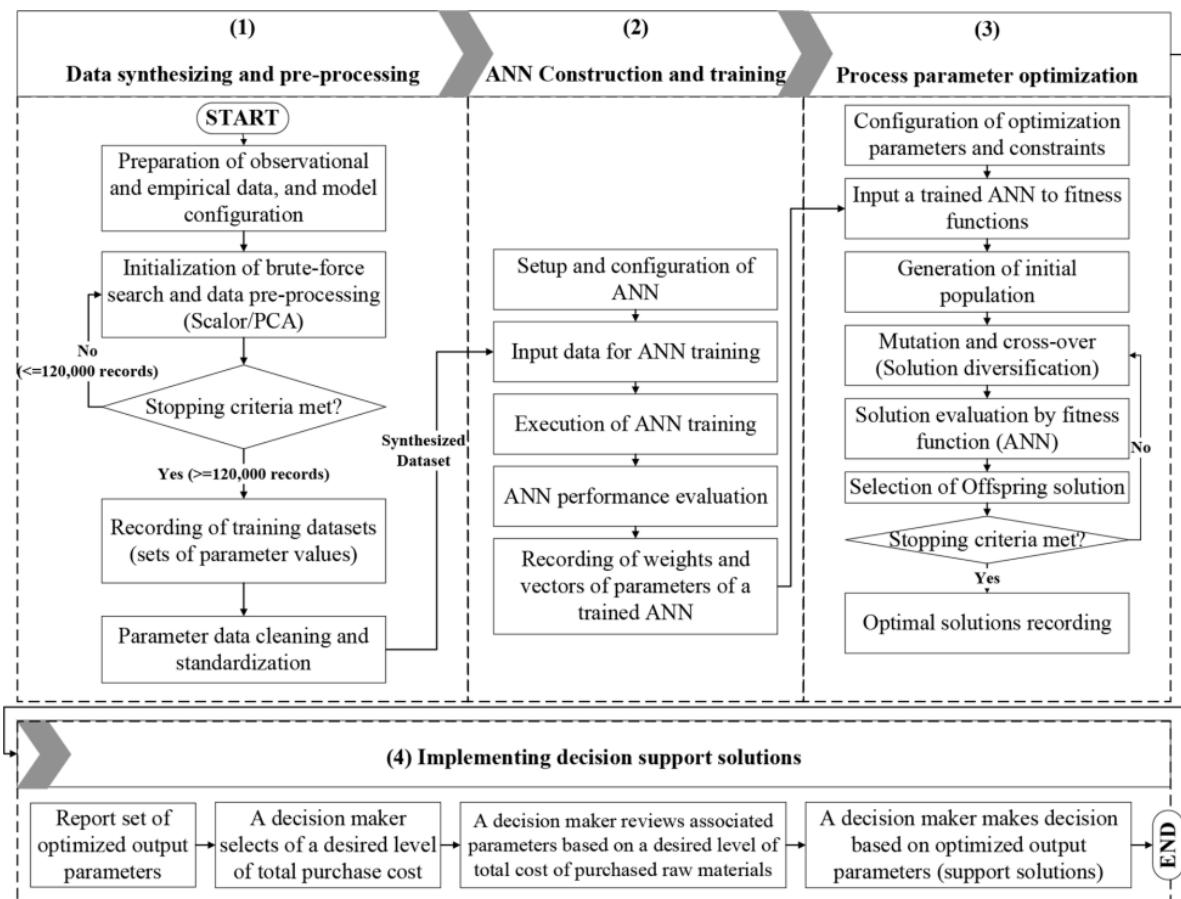
3.2.2. Giả thuyết về mô hình

Do sự phức tạp của hoạt động tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho nên có một số khác biệt giữa thực tế và mô hình toán học. Dựa vào chiến lược FOI (fixed order interval) cho multi-materials, các giả định cho việc tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho được đưa ra như sau:

- Giả định công suất lớn của mỗi nhà cung cấp có thể ngăn ngừa sự thiếu hụt nguyên liệu thô.
- Các thông số sau được cố định dưới dạng giá trị không đổi trong mỗi sự kiện riêng biệt: chi phí đơn vị của nguyên liệu thô, năng lực của nhà cung cấp, thời gian thực hiện thực tế, số lượng đặt hàng tối thiểu của nguyên liệu thô, lượng nguyên liệu thô hiện có, tỷ lệ chiết khấu, khoảng thời gian đặt hàng và quà tặng trên mỗi lô hàng. Những điều này có thể thay đổi thủ công bằng người đưa ra quyết định.
- Khoảng thời gian đặt hàng tối đa cho nguyên liệu thô được đặt tối đa là 10 ngày để ngăn chặn tình trạng tồn kho quá mức và duy trì hiệu suất tồn kho cao.
- Chi phí lưu giữ hàng tồn kho và hư hỏng không được tính đến trong mô hình này.

3.3. Triển khai hệ hỗ trợ quyết định

Phần này phác thảo cách triển khai và phát triển DSS để tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho trong công ty nghiên cứu điện hình. Có bốn bước để thiết lập và triển khai DSS: 1) synthesizing a training dataset, 2) ANN construction and training, 3) Process parameter optimization, and 4) solution implementation. Sơ đồ của các quy trình này được mô tả trong Hình 3.3 và mỗi bước được mô tả được giải thích ở phần sau.



Hình 3.3. Phát triển và triển khai mô hình để xuất

3.3.1. Tổng hợp và tiền xử lý dữ liệu

Trong nghiên cứu này, nhóm nghiên cứu tập trung vào hai loại dữ liệu chính: dữ liệu quan sát (bao gồm thông tin hàng ngày về hoạt động và ghi chú giao dịch) và dữ liệu kinh nghiệm (dựa trên kinh nghiệm và kiến thức của nhân viên lành nghề). Để tổng hợp một lượng lớn dữ liệu, một mô hình toán học đã được họ áp dụng để chứa các biến thể của các tham số. Sau đó, tác giả sử dụng thuật toán brute-force để tìm kiếm tất cả

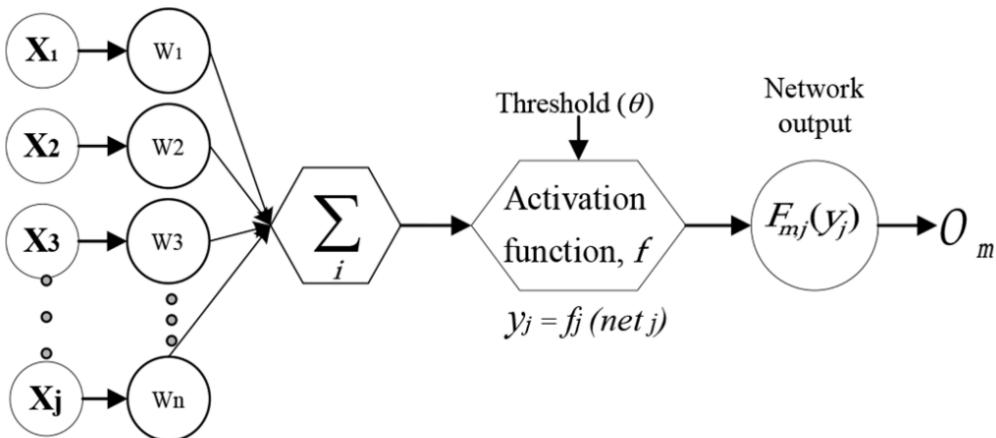
các giá trị tham số có thể trong một phạm vi xác định trước. Trước khi sử dụng dữ liệu trong quá trình huấn luyện mô hình học máy, các thuật toán tiền xử lý từ Scikit-learn trong Python được sử dụng để điều chỉnh (hoặc lọc) dữ liệu. Nhóm nghiên cứu sử dụng Standard Scaler để chuẩn hóa dữ liệu và giảm số chiều sau quá trình thu thập dữ liệu. Các giá trị tham số thu được từ quá trình này đại diện cho các cấu hình khả thi của hoạt động nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho dựa trên các điều kiện đã được xác định trước. Tiêu chí dừng được đặt cho thuật toán brute-force là 120.000 vòng lặp. Sau khi tổng hợp các cấu hình, nhóm tác giả chuẩn bị dữ liệu để huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) bằng cách loại bỏ các cấu hình không khả thi và thực hiện chuẩn hóa dữ liệu.

3.3.2. Xây dựng và huấn luyện mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

Sau khi hoàn tất chuẩn bị bộ dữ liệu huấn luyện, bước tiếp theo là xây dựng mạng thần kinh nhân tạo (ANN) với các cấu hình khác nhau để học các mối quan hệ phức tạp giữa các đầu vào (ví dụ: nguyên liệu thô, nhà cung cấp, tỷ lệ sử dụng và tồn kho an toàn) và đầu ra (ví dụ: điểm đặt hàng lại, lựa chọn nhà cung cấp và số lượng đặt hàng tối ưu) của hoạt động nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho. Quá trình học này là quan trọng trong các phương pháp thông minh để thích nghi với các quy định và yêu cầu khác nhau về nguyên liệu thô và nhà cung cấp. Vì vậy, ANN đại diện cho hành vi của hệ thống một cách thực tế. Trong bài báo này, một mạng thần kinh nhân tạo đa tầng (MLP-ANN) với thuật toán học backpropagation (BP) đã được sử dụng để tính toán điều chỉnh bộ tham số của mô hình.

Type of ANN	ANN Architecture	Training Algorithm	Data Partitioning	Performance Evaluations
Supervised learning ANN	MLP	BP	Varied (13%, 25%, 50%)	MAE, MSE, R ²

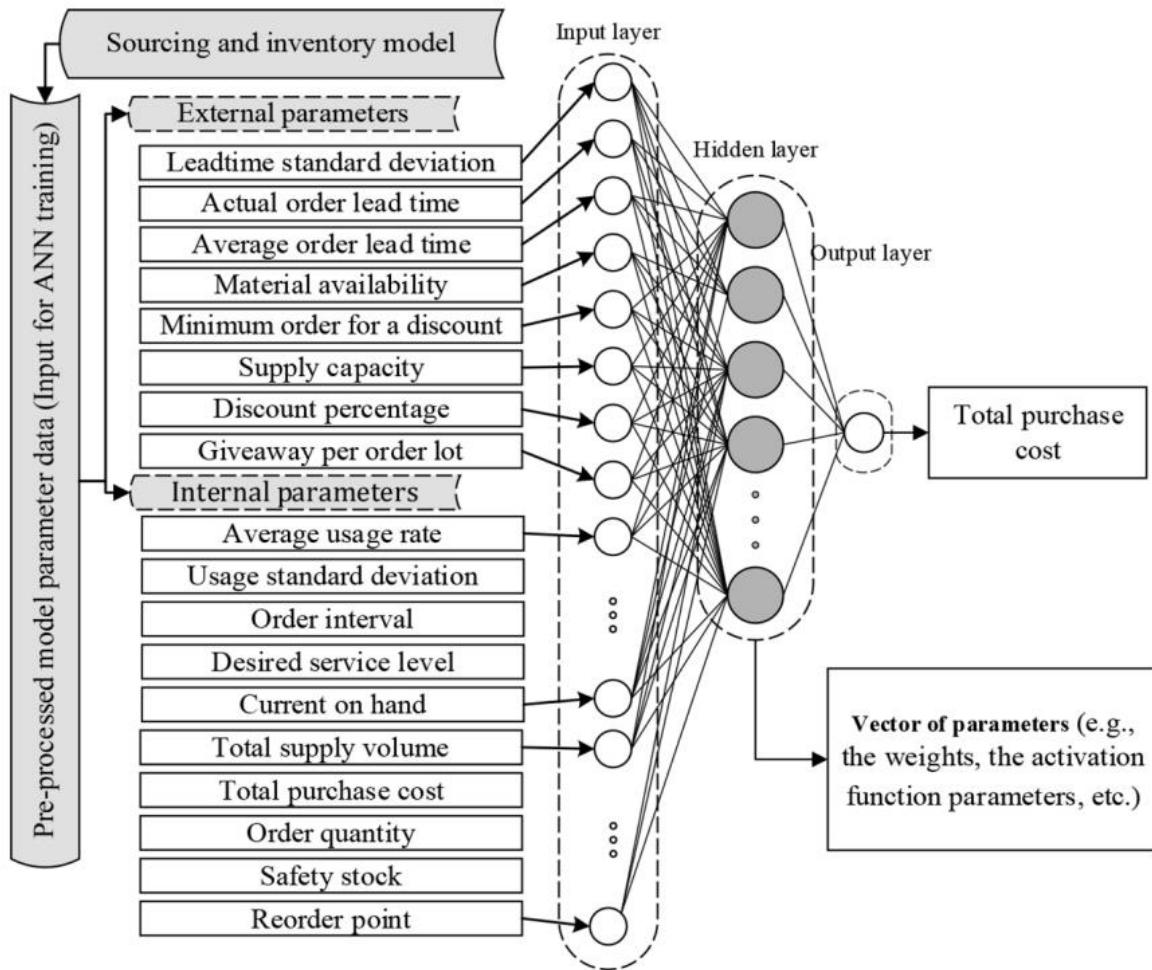
Hình 3.44. Cấu hình của ANN



Hình 3.55. Kiến trúc của MLP-ANN

Có nhiều cấu hình cho một ANN liên quan đến số lượng nơron trong các lớp ẩn (hidden layer) và vector tham số (ví dụ: trọng số và tham số hàm kích hoạt), điều này có thể ảnh hưởng đến hiệu suất học và dự đoán của mô hình. Do đó, nghiên cứu này đã sử dụng thuật toán 'grid search' trong Python để xác định cấu hình tối ưu cho mô hình ANN sao cho phù hợp với các tập dữ liệu huấn luyện khác nhau. Đối với việc huấn luyện ANN, tác giả sử dụng MLPRegressor được gọi từ thư viện Scikit-learn, đồng thời tích hợp thuật toán grid search để xác định cấu hình tối ưu. Cấu hình ban đầu cho ANN như sau: `model_mlp = MLPRegressor(activation = "tanh", "relu", hidden_layer_sizes = [50, 150, (100,100)], learning_rate = [adaptive, constant]", max_iter = 50, 100, 150, 200)`.

Sau quá trình huấn luyện, hiệu suất của ANN được đánh giá thông qua các độ đo: sai số bình phương trung bình (MSE), sai số tuyệt đối trung bình (MAE) và hệ số xác định (R2). ANN đã được huấn luyện với hiệu suất tốt nhất (tương đối) gồm bộ trọng số và các vectơ tham số, được sử dụng làm một phần của hàm thích nghi cho thuật toán GA. Điều này cung cấp không gian giải pháp và tính toán hàm thích nghi cho GA trong quá trình tối ưu hóa. Sơ đồ của ANN cho mô phỏng hoạt động nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho được miêu tả như hình bên dưới:

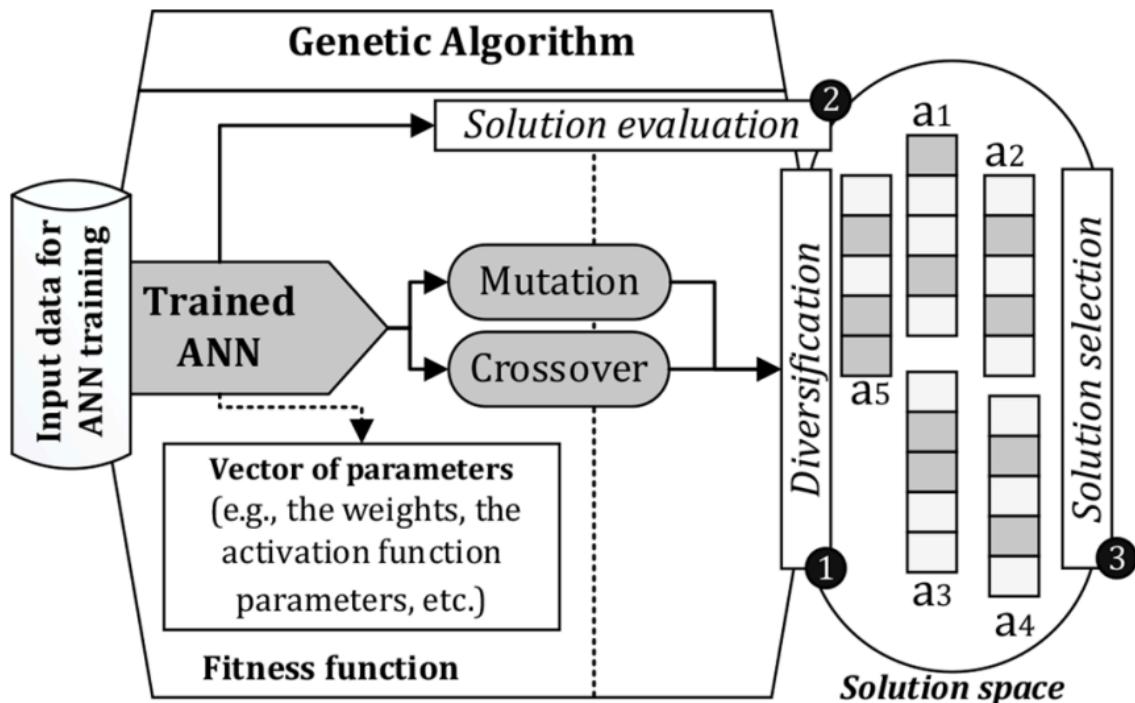


Hình 3.66. Sơ đồ của ANN cho mô phỏng hoạt động nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho

3.3.3. Tối ưu hóa các tham số

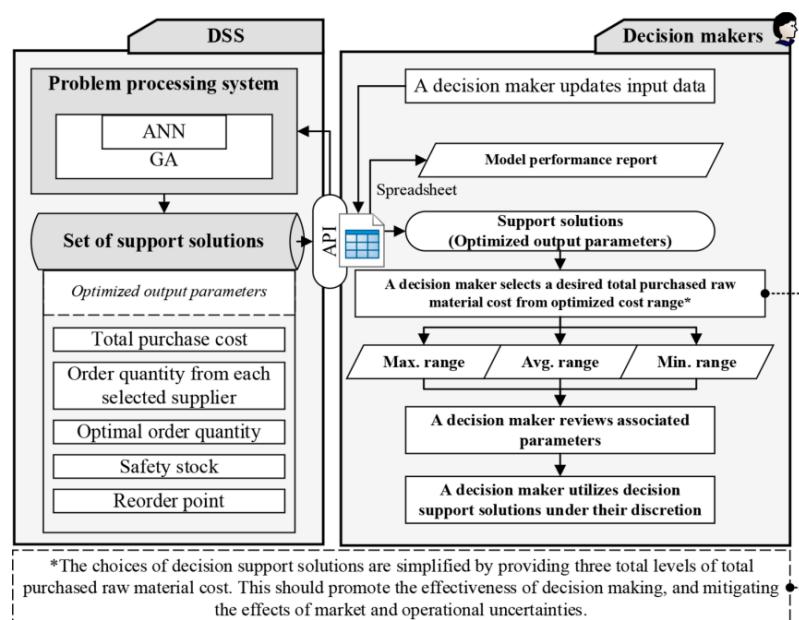
Ở phần này, mục tiêu của việc tối ưu hóa là điều chỉnh các tham số để đạt được hiệu quả tốt nhất cho mô hình GA. Để thực hiện điều này, tất cả các tham số sẽ được chuyển thành dạng nhị phân trước khi thực hiện tối ưu. Chính vì vậy, độ dài của nhiều sắc thê có thể phụ thuộc vào các giải pháp. Để triển khai GA, họ sử dụng the distributed evolutionary algorithm in Python (DEAP) framework. Đây là ngôn ngữ lập trình được sử dụng để tạo nhanh các thuật toán tiến hóa (GA) tùy chỉnh và kiểm soát quy trình tối ưu hóa thuật toán GA. Thuật toán grid search cũng được sử dụng để xác định các tham số tối ưu cho GA. Trong suốt quá trình tối ưu hóa, các giải pháp sẽ được đa dạng hóa thông qua Đột biến (mutation) và Lai chéo (Crossover). Sau đó, ANN sẽ đánh giá giải

pháp bằng cách ước lượng các giá trị phù hợp nhất. Sự tương tác của GA-ANN với DSS được minh họa trong Hình 3.7.



Hình 3.77. Sự tương tác của GA-ANN trong hệ thống hỗ trợ quyết định

3.3.4. Triển khai hệ thống hỗ trợ quyết định



Hình 3.88. Quá trình triển khai các giải pháp do hệ thống hỗ trợ quyết định cung cấp

Hình 3.8 mô tả quá trình triển khai các giải pháp do DSS cung cấp. Sau khi xử lý dữ liệu, huấn luyện hệ thống và tối ưu hóa các tham số, ở bước này là nhò người ra quyết định xác minh và đánh giá các giải pháp. Cụ thể người ra quyết định có thể xem danh sách các giải pháp tối ưu và sử dụng chúng cho việc đưa ra quyết định của họ. Các giải pháp được tạo ra sẽ chia thành 5 kết quả chính: total cost of purchased raw materials, optimal order quantity, order quantity from each supplier, safety stock và reorder point. Người ra quyết định sẽ đánh giá các giải pháp và tương tác với kết quả thông qua bảng tính.

Vì những người ra quyết định của SMEs không phải là người dùng chuyên nghiệp nên các tương tác DSS và diễn giải kết quả phải đơn giản, nên chính vì vậy kết quả của mô hình đề xuất phải là các dữ liệu mà họ quen thuộc.

Thêm vào đó, việc triển khai các giải pháp hỗ trợ có thể lặp đi lặp lại nhiều lần trong việc tìm kiếm giải pháp. Trong một số trường hợp, các giải pháp thu được có thể không khả thi (hoặc không thực tế) để thực hiện. Với mô hình đề xuất của chúng tôi, mô hình đề xuất phải cho phép người ra quyết định cải thiện các giải pháp thông qua tương tác với các tham số ràng buộc đầu vào (người ra quyết định có thể cấu hình lại một số thông số thành các giá trị cụ thể như mong muốn). Ví dụ, người quản lý có thể thấy rằng the discount rate of raw material cao hơn bình thường trong một khoảng thời gian nhất định, thì người quản lý sẽ nhập lại để tính toán trong khoảng thời gian đó. Sau đó, thuật toán di truyền sẽ coi tham số giảm giá đó là một giá trị không đổi và sau đó tính toán lại kết quả. Do đó, các nhà quản lý có thể kiểm tra kế hoạch (hoặc giả định) của mình bằng cách điều chỉnh các ràng buộc bằng phương pháp như trên. Hơn nữa, người ra quyết định có thể cập nhật dữ liệu đầu vào bằng bảng tính và hệ thống có thể đọc tất cả dữ liệu đầu vào trực tiếp từ tệp. Người ra quyết định cũng có thể xem xét các giải pháp hỗ trợ quyết định từ bảng tính do hệ thống tạo ra.

Chương 4: KẾT QUẢ XÂY DỰNG VÀ TRIỂN KHAI HỆ THỐNG

4.1. Quan sát và thu thập dữ liệu

Thử nghiệm cho DSS được thực hiện trong một công ty bánh ngọt ở Thái Lan, là một doanh nghiệp vừa và trung bình sản xuất các sản phẩm MTS và MTO với tỷ lệ khác nhau. Công ty sản xuất hơn 400 sản phẩm khác nhau được chia thành tám phân xưởng con. Một nhóm sản phẩm được gọi là 'cake roll' đã được chọn cho nghiên cứu này, gồm hơn 26 sản phẩm, với năm thành phần chung quan trọng: bột bánh, lòng trắng trứng, lòng đỏ trứng, đường và dầu thực vật. Công thức trộn phân biệt tạo sự khác biệt giữa các sản phẩm. Nói cách khác, sự khác biệt trong các sản phẩm cake roll dựa trên sự khác biệt trong tỷ lệ trộn các thành phần và hương vị.

Tỷ lệ tiêu thụ hàng ngày của mỗi nguyên liệu thô có thể thay đổi do sự không chắc chắn trong đơn đặt hàng từ khách hàng. Tuy nhiên, để đảm bảo chiến lược sản xuất MTS (Make-to-Stock), mỗi sản phẩm phải có một mức sản xuất tối thiểu hàng ngày. Để xác định các mức tối thiểu và tối đa cho các thành phần chính của nhóm sản phẩm cake roll, tác giả dựa trên bản ghi lịch sử trong ba tháng và thông tin từ trưởng phòng sản xuất. Hình 4.1 thể hiện các giá trị tối thiểu và tối đa hiện tại của các thành phần đó. Vì sản phẩm của công ty được sản xuất hàng ngày, nên được áp dụng quy tắc FOI (Fixed Order Interval) trong việc mua các nguyên liệu quan trọng. Mục đích của quy tắc này là giảm công việc theo dõi hàng tồn kho. Khoảng thời gian giữa các đơn hàng nguyên liệu thô được điều chỉnh liên tục để tránh tình trạng tồn kho quá cao hoặc hết hàng.

Raw material	Min. daily usage rate	Average daily usage rate	Max. daily usage rate	Usage standard deviation
Flour	100	253	458	132
Vegetable oil	95	185	324	124
Egg white	122	301	493	142
Yolk	112	212	464	136
Sugar	120	235	389	130

Hình 4.1. Mức tiêu hao hàng ngày của các nguyên liệu (Đơn vị: kg/ngày)

Có ba nhà cung cấp cung cấp các nguyên liệu thô như đã trình bày. Mặc dù áp dụng chiến lược FOI, nhưng công ty vẫn phải đưa ra quyết định thủ công về việc chọn nhà cung cấp nào và đặt hàng ở mức nào, dựa trên nhu cầu thị trường và chương trình khuyến mãi bán hàng mà các nhà cung cấp đưa ra. Có hai loại chương trình khuyến mãi bán hàng được cung cấp bởi các nhà cung cấp, đó là giảm giá và quà tặng. Khi đạt được một lượng (hoặc giá trị mua) đáp ứng điều kiện của chương trình khuyến mãi bán hàng, công ty sẽ nhận được mức giảm giá hoặc quà tặng từ nhà cung cấp (hoặc cả hai). Công ty thường mua nhiều nguyên liệu thô hơn so với nhu cầu thực tế do các chương trình khuyến mãi này, dẫn đến tình trạng hàng tồn kho quá cao và tăng chi phí thừa.

Raw material	Order Interval	Min. order lead time	Avg. order lead time	Max. order lead time	Lead time standard deviation
Flour	7	2	3	5	2
Vegetable oil	4	3	5	7	2
Egg white	3	1	2	3	1
Yolk	3	1	3	4	1
Sugar	5	2	3	5	2

Hình 4.2. Các yếu tố thời gian của nguyên liệu thô

Dựa trên dữ liệu thực nghiệm và quan sát, nhóm nghiên cứu đã cấu hình mô hình toán học đại diện cho hệ thống thực tế và tổng hợp dữ liệu huấn luyện. Phần tiếp theo sẽ giải thích các quy trình tổng hợp dữ liệu, tiền xử lý dữ liệu và huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo (ANN).

	Flour	Vegetable oil	Egg white	Yolk	Sugar
Average unit cost	\$1.61- \$1.85	\$1.00- \$1.23	\$3.83- \$3.95	\$1.35- \$1.45	\$0.90- \$1.02
Min. cost of purchased raw material /order	\$2,297	\$945	\$5,526	\$1,560	\$2,066
Average cost of purchased raw material /order	\$5,271	\$2,620	\$13,181	\$3,024	\$3,387
Max. cost of purchased raw material /order	\$12,598	\$6,063	\$27,540	\$6,785	\$7,371
Ranges of discount (%)	2-10	2-5	3-18	3-10	5-10
Standard Deviation	\$2,215	\$946	\$4,661	\$1,307	\$959
Minimum order quantity (kg.)/order*	200-500	400-500	400- 500	100- 300	500- 1000
Total minimum cost	Total cost of Purchases \$12,099		Holding cost \$4,096		
Total average cost	\$21,676		\$5,351		
Total maximum cost	\$60,358		\$7,254		
Total standard deviation	\$10,107		\$764		

Hình 4.3. Các số liệu mô tả về chi phí nguyên liệu thô đã mua trong suốt năm và tổng chi phí mỗi đơn hàng trong ba tháng gần đây

4.2. Tổng hợp dữ liệu và huấn luyện các thuật toán học máy

Vì dữ liệu về quá trình cung ứng và tái cấp nguyên liệu và tồn kho lưu trữ bởi công ty là khá hạn chế và không nhất quán, Do đó, các nhà nghiên cứu đã phải kiểm tra cả dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu quan sát. Với hai loại dữ liệu này, quá trình tổng hợp dữ liệu có thể tiến hành.

objective	order_quantity0	order_quantity10	order_quantity20	order_quantity30	order_quantity40	order_quantity50	order_quantity60	order_quantity70	order_quantity80	order_quantity90	order_quantity100	order_quantity110	order_quantity120	order_quantity130	order_quantity140
780482	784	500	1444	0	800	784	1444	1199	500	784	400	1444	1199	1000	
651099	500	500	1157	0	814	500	1157	1229	814	400	400	1157	1229	1000	
704379	851	978	1297	0	800	851	1297	314	500	851	978	1297	314	1000	
660162	1647	644	500	0	1376	1647	500	1092	1376	1647	644	500	1092	1276	
727575	607	590	1191	0	1361	607	1191	1167	1361	607	590	1191	1167	1361	
440693	1038	573	500	0	800	1038	500	231	500	1038	573	500	231	1000	

"i=0: flour, i=1: vegetable oil, i=2: egg white, i=3: yolk, i=4: sugar." The supplier indices are the following: j=0: supplier A, j=1: supplier B, j=2: supplier C.

Hình 4.4. Dữ liệu đầu vào được sử dụng để huấn luyện các thuật toán học máy

Hình 4.4 hiển thị một tập dữ liệu đầu vào được sử dụng để huấn luyện các thuật toán học máy, dựa trên các đặc điểm của hệ thống. Dữ liệu này được tổng hợp bằng cách sử dụng một thuật toán tìm kiếm brute-force trong ngôn ngữ lập trình Python. Trong ngữ cảnh của nghiên cứu, có năm nguyên liệu thô và ba nhà cung cấp. Một mẫu từ tập dữ liệu huấn luyện được sử dụng để huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để giúp hệ thống hỗ trợ quyết định nhận ra các mẫu hành vi của quy trình. Tập dữ liệu tổng hợp này được xuất ra dưới dạng tệp giá trị được phân tách bằng dấu phẩy (CSV), bao gồm 170 cột đại diện cho tất cả các tham số mô hình. Tổng cộng, có 17.572 mẫu dữ liệu được tạo ra bằng cách sử dụng mô hình toán học từ Mục 3.2.1. Quá trình huấn luyện sử dụng các cấu hình ANN được mô tả trong Mục 3.3.2. Ngoài ra, hai thuật toán học máy khác, Linear Regression và Random Forest, cũng đã được triển khai để so sánh với ANN. Cấu hình của hai thuật toán là như sau:

- LinearRegressor = LinearRegressor ('normalize': [True, False])
- RandomForest = RandomForest ('criterion': 'mse', 'max_depth': 3, 'n_estimators': [50, 100, 150, 200], 'random_state': [1, 2, 3, 4])

Ở mỗi mức độ kích thước huấn luyện, tác giả đã triển khai thuật toán tiền xử lý dữ liệu (StandardScaler) cho tất cả các thuật toán, nhằm so sánh với việc không tiền xử lý. Mục đích của việc tiền xử lý dữ liệu là kiểm tra xem liệu nó có thể cải thiện hiệu suất huấn luyện của các thuật toán học máy thông qua biến đổi dữ liệu, trong trường hợp này là chuẩn hóa bằng cách sử dụng StandardScaler. Trong quá trình huấn luyện, họ sử dụng thuật toán tìm kiếm lưới (Grid Search) để xác định cấu hình tối ưu cho mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Sau khi hoàn tất quá trình huấn luyện, thực hiện đánh giá hiệu suất dự đoán của ANN bằng các chỉ số MAE, MSE và R2 trên các tỷ lệ dữ liệu huấn luyện khác nhau. Trong trường hợp này, chi phí dự đoán tổng cộng của các nguyên liệu thô đã mua

được đo bằng các giá trị tổng hợp. Các giá trị MSE và MAE của ANN và các thuật toán cạnh tranh ở câu hình tối ưu của chúng ở mỗi mức độ được hiển thị trong Hình 4.5 và Hình 4.6.

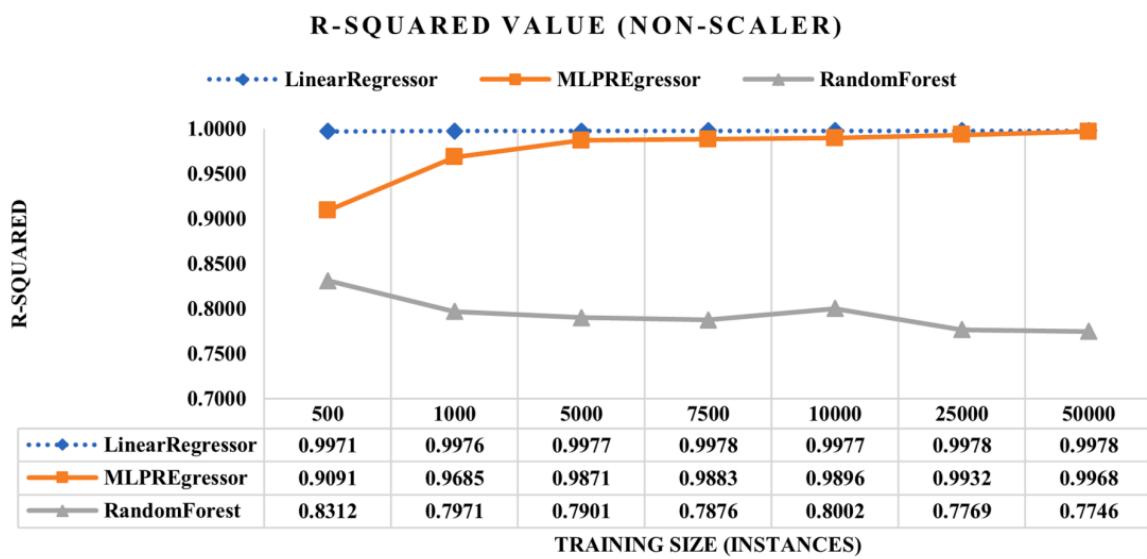
MSE Values						
Training Size	LinearRegression		MLPRegressor		RandomForest	
	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler
500	8.96E+07	2.92E-03	2.77E+09	3.30E-02	5.14E+09	1.69E-01
1000	7.55E+07	2.53E-03	9.85E+08	2.57E-02	6.34E+09	2.13E-01
5000	7.19E+07	2.18E-03	4.00E+08	7.69E-03	6.51E+09	1.98E-01
7500	6.88E+07	2.22E-03	3.66E+08	4.39E-03	6.67E+09	2.15E-01
10000	7.12E+07	2.27E-03	3.23E+08	2.83E-03	6.19E+09	1.98E-01
25000	6.89E+07	2.19E-03	2.16E+08	7.70E-04	7.04E+09	2.24E-01
50000	6.99E+07	2.26E-03	1.03E+08	3.01E-04	7.20E+09	2.33E-01

Hình 4.5. Giá trị MSE của ANN và các thuật toán cạnh tranh

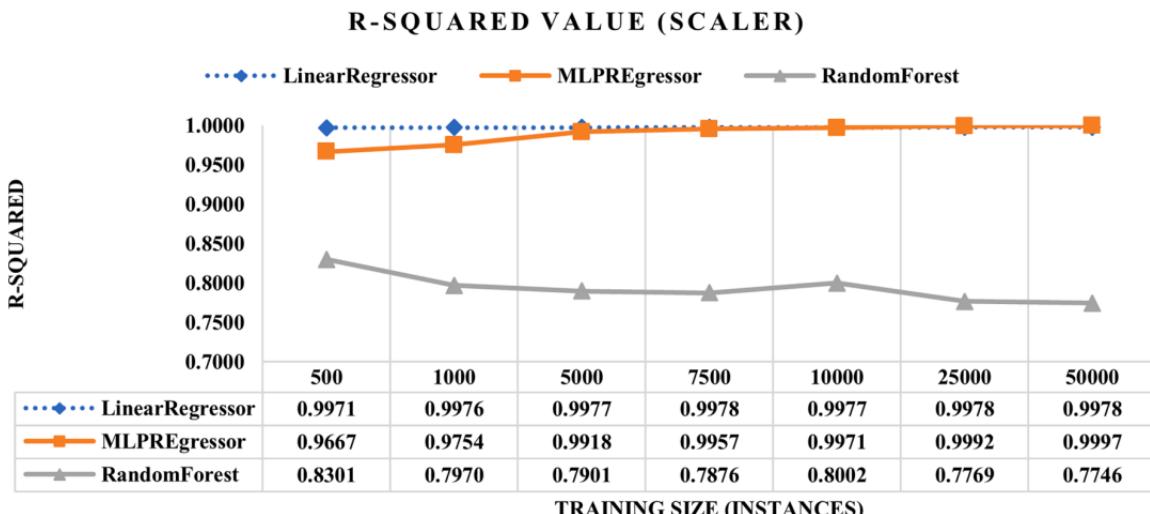
MAE Values						
Training Size	LinearRegression		MLPRegressor		RandomForest	
	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler	Non-Scaler	Scaler
500	7.31E+03	4.17E-02	3.67E+04	1.42E-01	5.74E+04	3.28E-01
1000	6.38E+03	3.69E-02	2.26E+04	1.24E-01	6.02E+04	3.49E-01
5000	6.24E+03	3.44E-02	1.55E+04	6.88E-02	6.19E+04	3.41E-01
7500	6.13E+03	3.48E-02	1.47E+04	5.08E-02	6.21E+04	3.53E-01
10000	6.21E+03	3.51E-02	1.38E+04	4.07E-02	6.13E+04	3.47E-01
25000	6.14E+03	3.47E-02	1.13E+04	2.05E-02	6.39E+04	3.61E-01
50000	6.17E+03	3.51E-02	7.70E+03	1.20E-02	6.43E+04	3.65E-01

Hình 4.6. Giá trị MAE của ANN và các thuật toán cạnh tranh

Đối với độ đo R2 trên cả tập dữ liệu không được chuẩn hóa và được chuẩn hóa, chúng ta có thể thấy từ Hình 4.7 và Hình 4.8 rằng Linear Regressor và MLPRegressor có hiệu suất vượt trội so với RandomForest. Mặc dù hiệu suất của Linear Regressor và MLPRegressor khá tương đồng, khi kích thước dữ liệu huấn luyện tăng lên, MLPRegressor với dữ liệu được chuẩn hóa cuối cùng đã vượt trội hơn các đối thủ của nó với giá trị R2 tối đa là 0,9997. Việc sử dụng ANN mang lại nhiều lợi ích hơn trong việc xử lý tập dữ liệu hoặc xây dựng mô hình với mối quan hệ phi tuyến, bao gồm sự phù hợp với dữ liệu và khả năng dự đoán.



Hình 4.7. Giá trị R2 trên cả tập dữ liệu không được chuẩn hóa



Hình 4.8. Giá trị R2 trên cả tập dữ liệu được chuẩn hóa

4.3. Tối ưu hóa các tham số

Các thuật toán ML chứa các vectơ và mối quan hệ của các tham số, cho phép chúng đóng vai trò là không gian giải pháp được GA sử dụng để xác định giải pháp tối ưu. Các tham số quản lý nguồn cung ứng và hàng tồn kho được mã hóa dưới dạng số nhị phân. Do đó, độ dài của nhiễm sắc thể phụ thuộc vào cấu hình của các tham số mô hình và biến mục tiêu. Trong trường hợp này, mục tiêu của ML là xác định tổng chi phí tối thiểu của nguyên liệu thô đã mua. Dựa trên các trường hợp được tạo ngẫu nhiên, thử nghiệm về hiệu suất tối ưu hóa được tiến hành dựa trên phân bố của các giá trị mục tiêu (objective values).

Variable	N	N*	Mean	SE Mean	StDev	Minimum	Q1	Median	Q3	Maximum
Objective values	17572	0	9758.6	36.7	4867.8	149.4	5882.8	10273.1	13453.9	21759.6

Hình 4.9. Thống kê mô tả các giá trị được tạo ngẫu nhiên

Theo như giá trị thống kê trên, có thể thấy được rằng hiệu suất tối ưu hóa sẽ được thử nghiệm theo 3 mức khác nhau của tổng chi phí nguyên vật liệu mua vào: Q1 value ($C_{Q1}^{Rtotal} = 5,883$), median value ($C_{average}^{RTotal} = 9,759$), và maximum value ($C_{max}^{RTotal} = 21,760$). Các số này được sử dụng làm độ đo để giả định 3 trường hợp khác nhau của tổng chi phí nguyên vật liệu mua vào. Để tối ưu tổng chi phí mua nguyên vật liệu và tác tham số, thuật toán GA sẽ xác định các trường hợp (the chromosome) tốt nhất theo 3 mức giá khác nhau. Điều này đạt được bằng cách sử dụng hàm mục tiêu sau:

$$\underset{x_{ij}, \cup_i^R \dots, \theta_i}{argmax} = y^{target} - y^{recall}, y^{target} > y^{recall} \quad (16)$$

Trong công thức (16), hàm mục tiêu thể hiện sự chênh lệch giữa tổng chi phí hiện tại (Y_{target}) và tổng chi phí được tối ưu hóa (Y_{recall}). Giá trị này dao động từ giá trị chi phí thấp nhất (min) đến cao nhất (max). Y_{recall} sẽ được tối ưu trong quá trình huấn luyện mô hình ANN và GA.

Là một phần của hàm mục tiêu, Y_{recall} liên quan đến các tham số đầu vào như được trình bày trong Mục 3.2.1. Do đó, mỗi giá trị Y_{recall} cũng sẽ cung cấp thông tin hỗ trợ

quyết định về quản lý hàng tồn kho và lựa chọn nhà cung cấp. Các giá trị mục tiêu được coi là khả thi nếu $Y_{target} > Y_{recall}$, giá trị mục tiêu âm ($Y_{target} < Y_{recall}$) sẽ được loại bỏ.

Tỉ lệ lại chéo (crossover) và đột biến (mutation) dao động khoảng 10%, 30% và 50% quần thể. Tỉ lệ lại chéo (crossover) sử dụng a two-point crossover, và đột biến (mutation) sử dụng cơ chế ‘Bit Flip’. Bit Flip’ chọn ngẫu nhiên một hoặc nhiều nhiễm sắc thể và lật chúng sang giá trị ngược lại. Vòng đời lai tạo tối đa được cấu hình theo 3 mức độ: 10, 30 và 50 vòng. Khởi tạo quần thể ban đầu sẽ được thiết đặt là 10, 50 và 100 nhiễm sắc thể. Như đã được đề cập từ trước, có tổng cộng 17.572 giải pháp khả thi đã được tạo ra bởi 3 mô hình Machine Learning (ANN, Linear regressionm, Random forest) theo 3 mức của tổng chi phí nguyên vật liệu mua vào. Với cách tiếp cận này, mô hình sẽ đề xuất các giải pháp tối ưu cho việc mua nguyên vật liệu theo 3 mức: Min, Avg và Max.

Target objectives	$[Y_{min}^{target} = C_{Q_1}^{RTotal} = 5,883] [Y_{avg}^{target} = C_{average}^{RTotal} = 9,759] [Y_{max}^{target} = C_{max}^{RTotal} = 21,760]$
Crossover percentage	10%, 30%, 50%
Mutation percentage	10%, 30%, 50%
Max rounds of evolution	10, 30, 50
Initial population	10, 50, 100

Hình 4.10. Thống kê các thông số cấu hình cho thuật toán GA

4.4. Phân tích mức độ ảnh hưởng của các tham số

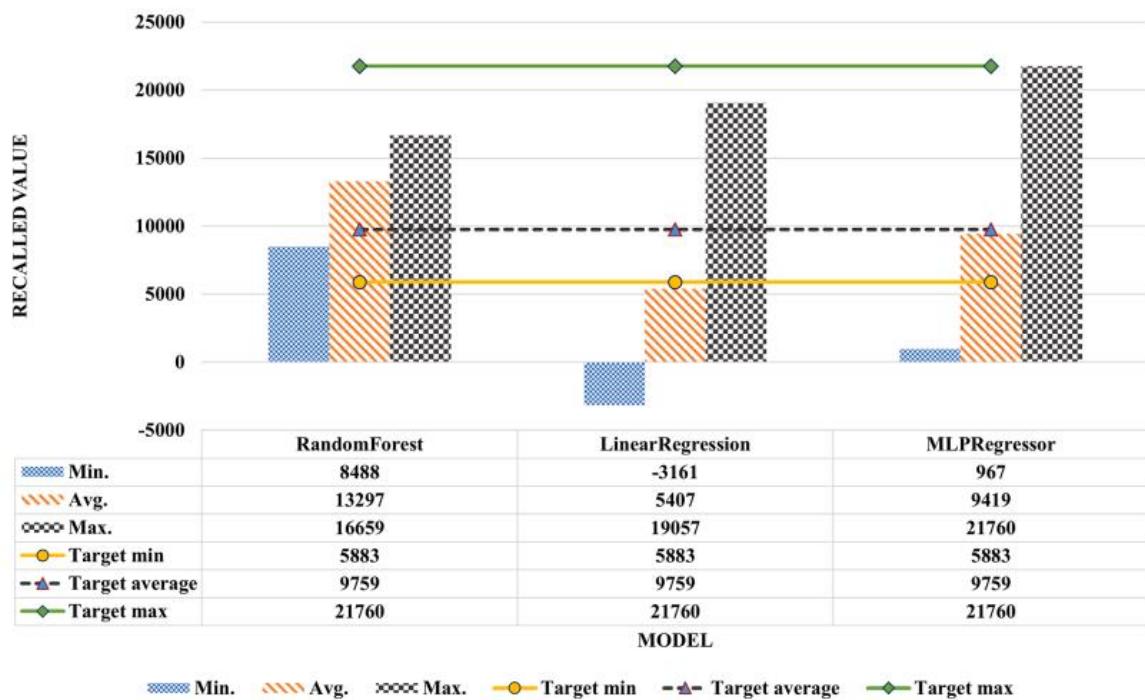
Trong mô hình đề xuất, ML là phần quan trọng để xác định giải pháp tối ưu của GA vì nó cung cấp không gian giải pháp cho GA. Trong quá trình tối ưu hóa, việc cài đặt tham số có thể có ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của phương pháp. Những tham số này bao gồm: số lượng dữ liệu huấn luyện (size), số lượng quần thể khởi tạo (initial_pop), Số vòng đời lai tạo (max_iter), Xác xuất lai tạo chéo (p_crossover), và Xác xuất đột biến (p_mutation).

Để đánh giá mức độ ảnh hưởng của các tham số, đã thực hiện phân tích mức độ tương quan và phân tích độ nhạy. Kết quả phân tích mức độ tương quan được thể hiện ở hình bên dưới, có thể thấy rằng initial_pop, p_crossover và max_iter có ảnh hưởng mạnh nhất đến kết quả dự đoán của mô hình.

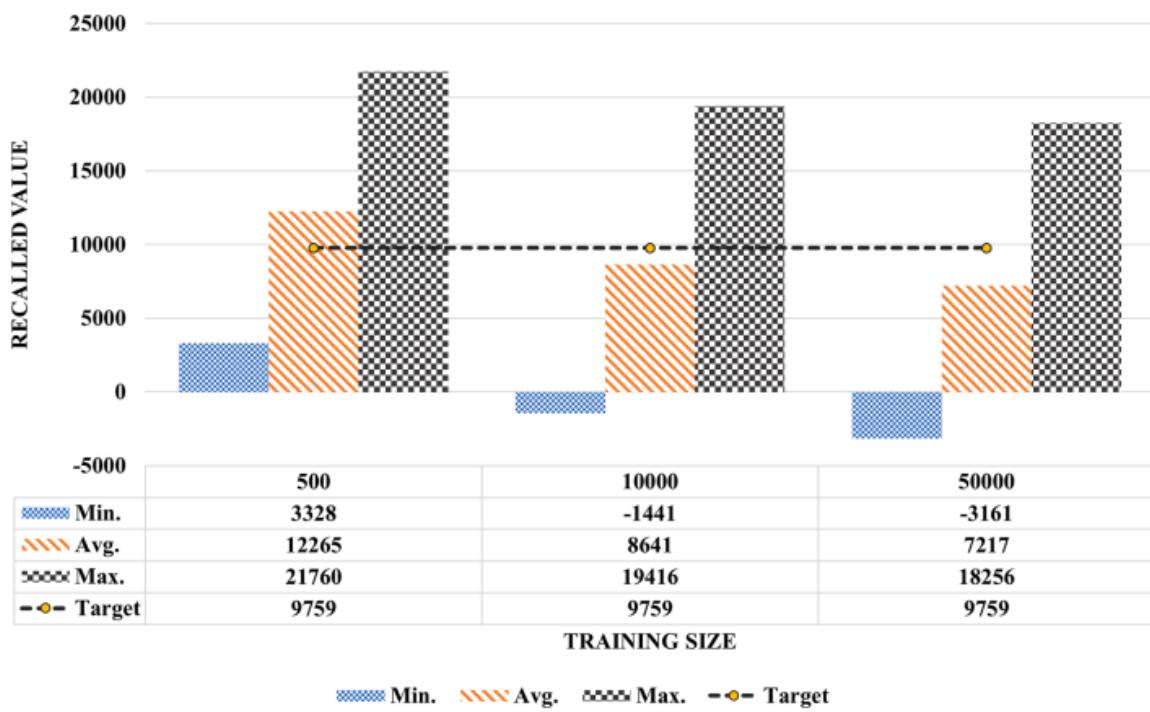
	size	initial_pop	p_crossover	p_mutation	max_iter	best_recall	best_objective
size	1.000						
initial_pop	0.000	1.000					
p_crossover	0.000	0.000	1.000				
p_mutation	0.000	0.000	0.000	1.000			
max_round	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000		
best_recall	0.047	-0.316	-0.073	-0.180	-0.415	1.000	
best_objective	-0.032	0.214	0.386	0.122	0.281	-0.697	1.000

Hình 4.11. Phân tích tương quan các yếu tố ảnh hưởng đến mục tiêu tốt nhất

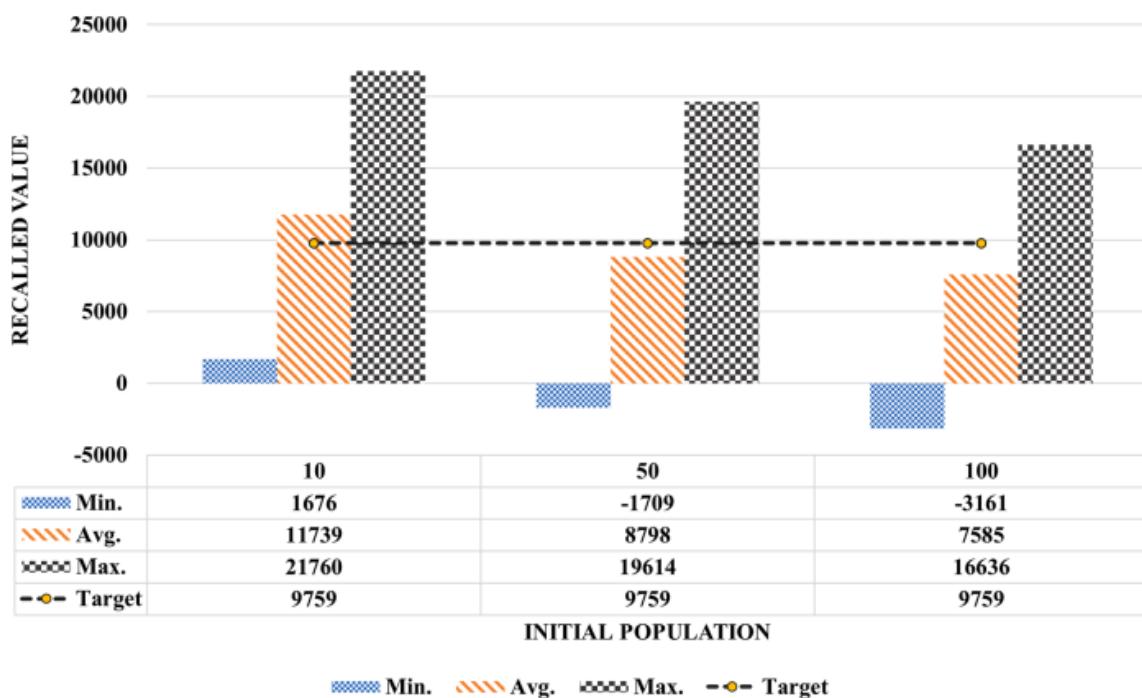
Tiếp theo là phân tích độ nhạy của các siêu tham số trên các giá trị recall tốt nhất. Các quan sát được xem xét từ các giải pháp được dự đoán bởi mô hình GA và 2 mô hình ML. Kết quả thể hiện ảnh hưởng của các tham số đến kết quả mục tiêu (tức là sự chênh lệch giữa các giải pháp được dự đoán với target value). Hiệu suất của các mô hình ML và các tham số của nó (*size*, *initial_pop*, *max_iter*, *p_crossover*, và *p_mutation*) với hiệu suất giải pháp.



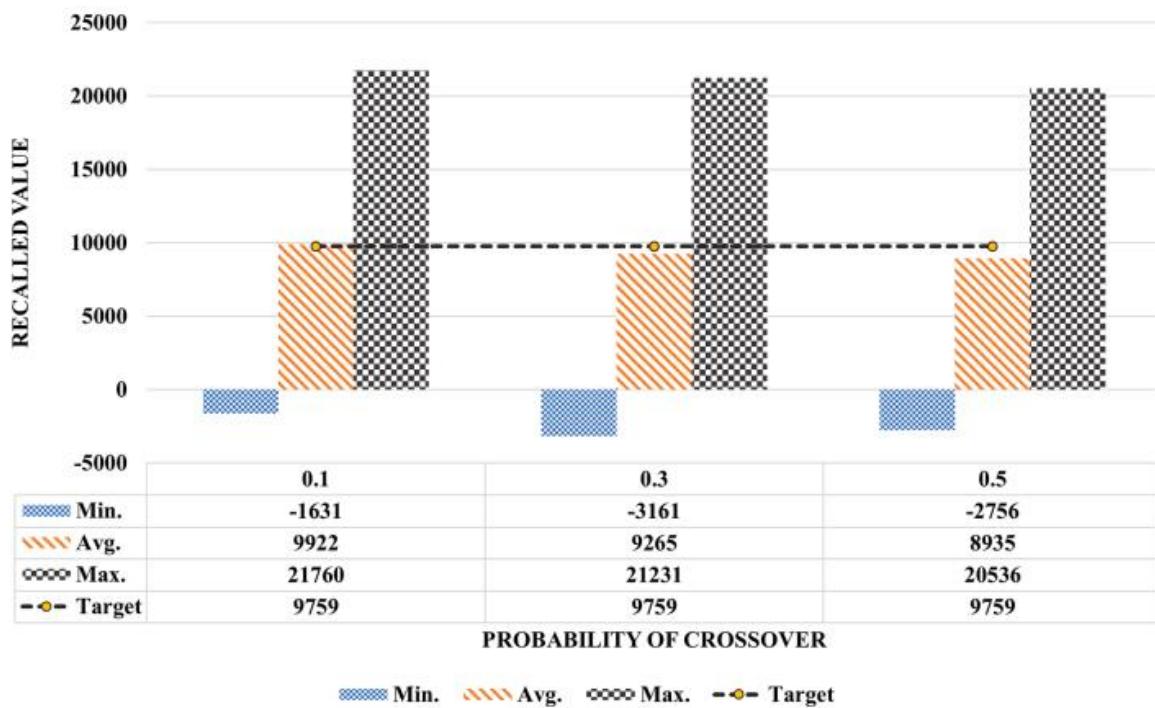
Hình 4.12. Hiệu suất giải pháp thu hồi của từng mô hình.



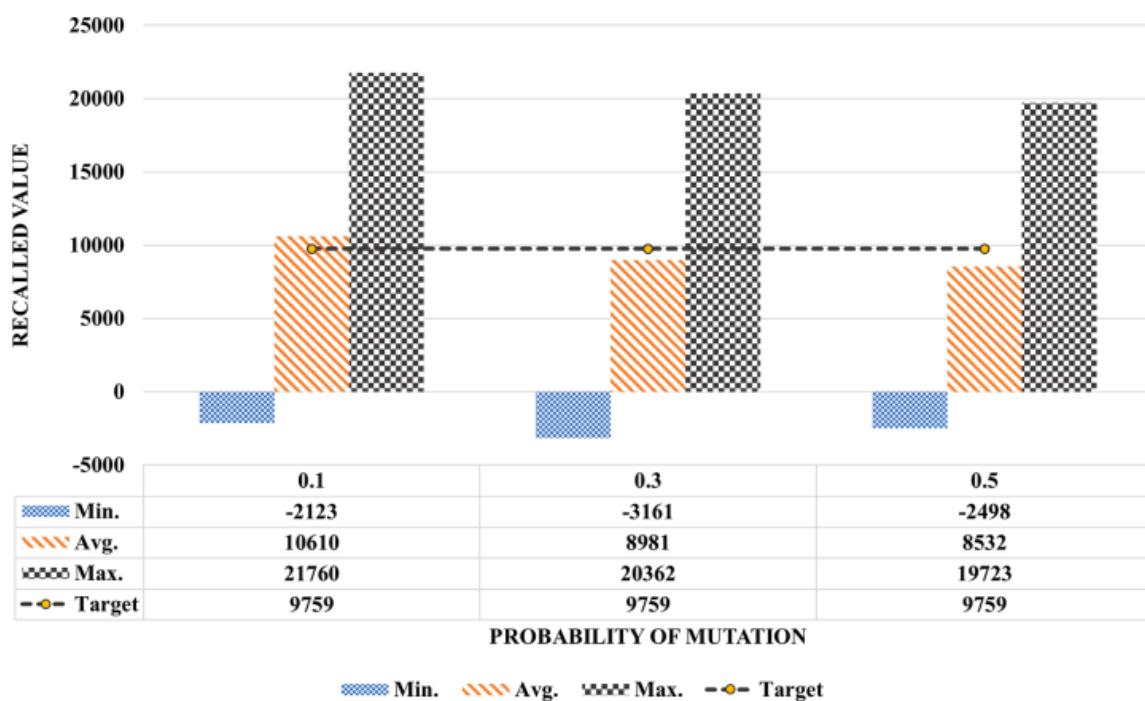
Hình 4.13. Ảnh hưởng của kích thước tập train đến hiệu suất thu hồi giải pháp



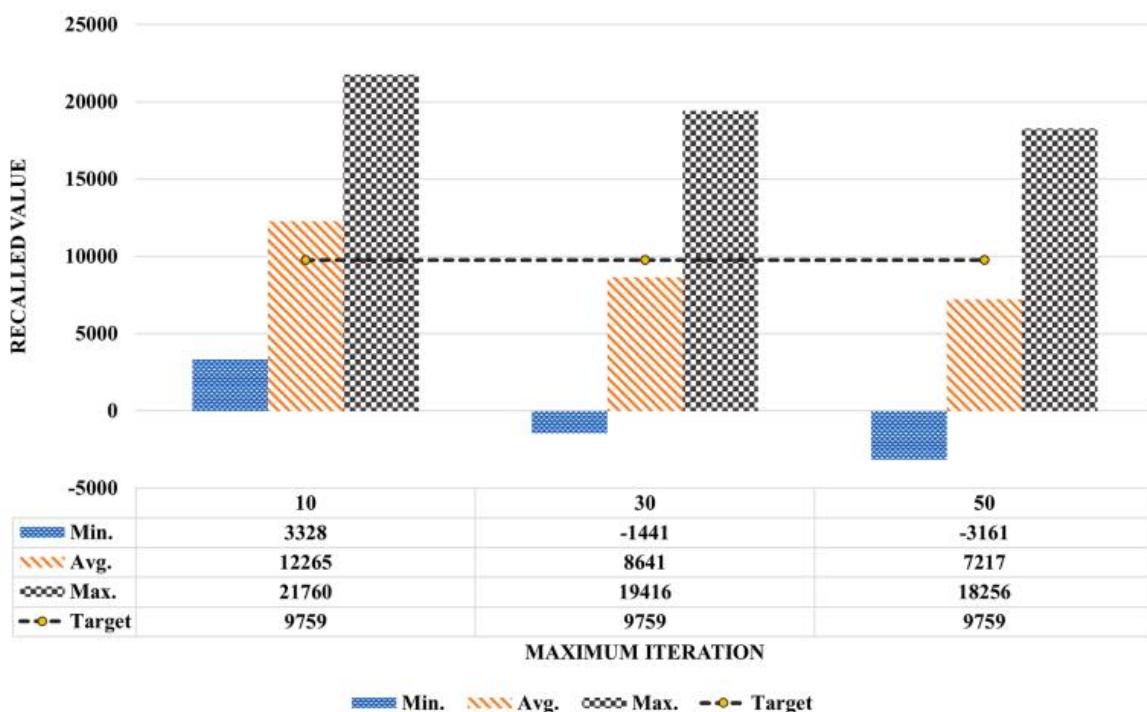
Hình 4.14. Ảnh hưởng của số lượng quần thể khởi tạo ban đầu đến hiệu suất thu hồi giải pháp



Hình 4.15. Ảnh hưởng của xác suất lai chéo đến hiệu suất thu hồi giải pháp

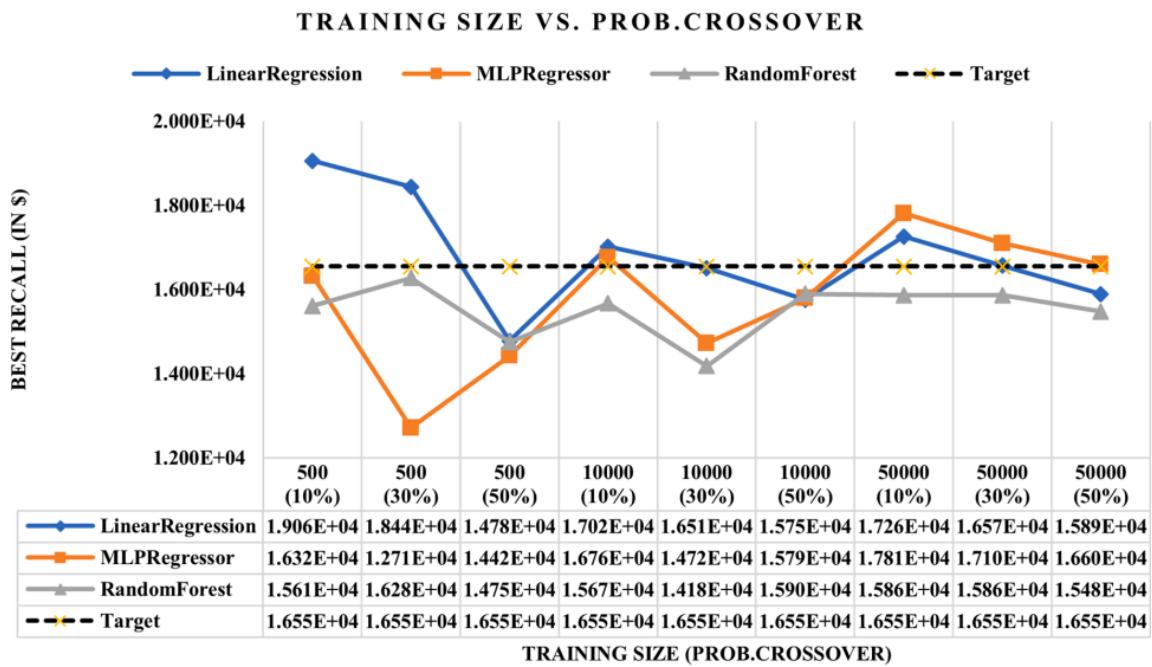


Hình 4.16. Ảnh hưởng của xác suất đột biến đến hiệu suất thu hồi giải pháp



Hình 4.17. Ảnh hưởng của số lần lặp tối đa đến hiệu suất thu hồi giải pháp

Kết quả phân tích đã chứng minh rằng có sự ảnh hưởng của các tham số đến hiệu suất đề xuất của mô hình. Đầu tiên, **Hình 4.12** đã cho thấy rằng mô hình MLPRegressor (ANN) vượt trội hơn những mô hình khác bởi vì kết quả dự đoán gần với benchmark nhất. Theo kết quả **Hình 4.13**, chứng minh rằng không có sự ảnh hưởng của kích thước dữ liệu huấn luyện tới hiệu suất dự đoán của mô hình. **Hình 4.14** chỉ ra rằng tham số khởi tạo quần thể ban đầu không tác động đáng kể đến hiệu suất của mô hình khi xác suất tăng lên. **Hình 4.15** và **Hình 4.16** thể hiện xác xuất Lai chéo (crossover) và Đột biến (mutation) không tác động đáng kể để nâng cao hiệu suất mô hình, kết quả này ngược với kết quả trong bảng tương quan. Cuối cùng, mức độ ảnh hưởng của số lần lặp tối đa gần giống với tác động của tham số khởi tạo quần thể ban đầu, không tác động đáng kể đến hiệu suất mô hình (**Hình 4.17**). Các kết quả cho thấy mô hình xây dựng dựa trên ANN luôn tốt nhất trên các biến traning sizes và p_crossover. Bởi vì theo kết quả ở **Hình 4.18** cho thấy ANN (MLPRegressor) cho dự đoán gần nhất với giá trị kỳ vọng.



Hình 4.18. Ảnh hưởng của tỉ lệ train và xác suất chéo đến việc thu hồi giải pháp.

Tóm lại, các thử nghiệm trên mô hình DSS được đề xuất với phương pháp GA-ANN cho thấy nó có thể mang lại kết quả đầy hứa hẹn trong trường hợp thực tế. Các thử nghiệm cũng được mô phỏng với một số trớ ngại có thể gặp trong môi trường SME thực tế. Ví dụ: thử nghiệm mô hình đề xuất với bộ dữ liệu mô phỏng môi trường SME với dữ liệu hạn chế. Hơn nữa, việc sử dụng ANN để học mối quan hệ của các tham số quy trình trước khi sử dụng nó làm khung gian giải pháp cho GA có thể giúp các doanh nghiệp vừa và nhỏ tiết kiệm thời gian và tài nguyên trong việc thu thập dữ liệu và tránh sự phức tạp về mặt toán học.

4.5. Kết quả triển khai hệ thống hỗ trợ quyết định

Sau khi thử nghiệm thực nghiệm xác nhận độ tin cậy của phương pháp này, bước tiếp theo là áp dụng DSS trong trường hợp thực tế. Ở đây, dữ liệu thống kê về biến động nguyên liệu thô và mức tồn kho dựa trên hồ sơ lịch sử ba tháng được mô tả trong hình sau:

Cost of purchased raw materials and quantity statistics.

	Flour	Vegetable oil	Egg white	Yolk	Sugar
Average unit cost	\$1.61- \$1.85	\$1.00- \$1.23	\$3.83- \$3.95	\$1.35- \$1.45	\$0.90- \$1.02
Min. cost of purchased raw material /order	\$2,297	\$945	\$5,526	\$1,560	\$2,066
Average cost of purchased raw material /order	\$5,271	\$2,620	\$13,181	\$3,024	\$3,387
Max. cost of purchased raw material /order	\$12,598	\$6,063	\$27,540	\$6,785	\$7,371
Ranges of discount (%)	2-10	2-5	3-18	3-10	5-10
Standard Deviation	\$2,215	\$946	\$4,661	\$1,307	\$959
Minimum order quantity (kg.)/order*	200-500	400-500	400-500	100-300	500-1000
	Total cost of Purchases		Holding cost		
Total minimum cost	\$12,099		\$4,096		
Total average cost	\$21,676		\$5,351		
Total maximum cost	\$60,358		\$7,254		
Total standard deviation	\$10,107		\$764		

Hình 4.19. Chi phí mua nguyên vật liệu và thống kê số lượng.

Sau khi nhập dữ liệu mới để đào tạo và tối ưu hóa hệ thống, ta thu được các giá trị mục tiêu thu hồi tối ưu của tổng chi phí nguyên liệu thô đã mua tối thiểu, như được trình bày trong hình dưới đây:

Comparison of total costs based on three targets.

	Total cost of purchased raw materials Before	Total cost of purchased raw materials After	%Changes	On-hand inventory cost Before	On-hand inventory cost After	%Changes
Total minimum cost	\$12,099	\$6,887	-43.07%	\$4,096	\$1,579	-61.45%
Total average cost	\$21,676	\$10,488	-51.61%	\$5,351	\$2,449	-54.23%
Total maximum cost	\$60,358	\$13,986	-76.83%	\$7,254	\$3,314	-54.31%
Total standard deviation	\$10,107	\$1,934	-80.86%	\$764	\$414	-45.81%

Hình 4.20. So sánh tổng chi phí dựa trên 3 mục tiêu

So sánh tổng chi phí nguyên liệu thô đã mua và chi phí tồn kho hiện có cho thấy sự giảm chi phí đáng kể. Với các giá trị mục tiêu thu được này, người ra quyết định có thể thu được các giá trị tham số tương ứng khác cấu thành từng mức của tổng chi phí nguyên liệu thô đã mua.

Dựa trên tổng giá trị chi phí được DSS đề xuất, người ra quyết định có thể bắt đầu chọn mức tổng chi phí nguyên liệu thô mua mong muốn dựa trên ngân sách sẵn có của họ. Giá trị chi phí mục tiêu đã chọn sẽ hiển thị các tham số đầu ra được liên kết, tối ưu hóa giúp hỗ trợ hoạt động tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho. Tuy nhiên, vì bài toán được xem xét trong bài báo này là NP-hard nên việc tìm ra lời giải chính xác trong một bài toán lớn và phức tạp như vậy là rất khó. Các giá trị tham số được khuyến nghị dựa trên dữ liệu đầu vào do người ra quyết định cung cấp được trình bày trong bảng dưới đây:

Suggested parameter values.

Input data						
	\$10,000	Material #1	Material #2	Material #3	Material #4	Material #5
Avg. daily usage	Unit(s)	162	128	167	130	180
Usage standard deviation	Unit(s)	50	35	50	25	20
Supply availability	Supplier 1	✓	✓	✓	N/A	✓
	Supplier 2	✓	N/A	✓	✓	✓
	Supplier 3	✓	✓	✓	✓	✓
Unit cost	Supplier 1	50	35	120	45	30
	Supplier 2	55	37	121	43	28
	Supplier 3	52	36	119	44	29
%Discount	Supplier 1	0.00	14.00	0.00	10.00	4.00
	Supplier 2	0.00	15.00	12.00	0.00	5.00
	Supplier 3	10.00	0.00	18.00	8.00	4.50
Minimum order to get discount	Supplier 1	500	500	500	100	800
	Supplier 2	500	700	500	100	500
	Supplier 3	400	400	500	100	1000
Avg. Lead time	Day(s)	2	3	3	2	2
Planned Order interval	Day(s)	6	3	4	3	2
Current On-hand	Unit(s)	36	234	98	87	154
Output - Decision Support Solution						
Recalled Optimized Cost	\$9943.62	Material #1	Material #2	Material #3	Material #4	Material #5
Optimal order quantity		1755	2722	2092	1413	717
Order quantity	Supplier 1	712	1669	21	0	372
	Supplier 2	10	0	422	169	1210
	Supplier 3	118	357	995	401	1041
Safety stock	Unit(s)	715	1450	446	244	137
Reorder point	Unit(s)	1244	402	581	921	1737

Hình 4.21. Các giá trị tham số được đề xuất

Trên thực tế, các nhà quản lý có thể điều chỉnh các con số theo ý mình. Ví dụ: số lượng mua có thể được điều chỉnh để phù hợp với điều kiện của nhà cung cấp trước khi mua. Dữ liệu đầu vào mới cần được cập nhật hàng ngày để đảm bảo hệ thống có thể học hỏi dần dần từ dữ liệu đầu vào mới. Ngoài ra, những người ra quyết định có thể sử dụng DSS để kiểm tra kế hoạch mua nguyên vật liệu. Ví dụ, người quản lý có thể đã lên kế hoạch điều chỉnh khoảng thời gian đặt hàng nguyên liệu thô. Trong trường hợp này, người quản lý sẽ cần nhập khoảng thời gian đặt hàng mới và sau đó yêu cầu hệ thống tính toán lại giải pháp đầu ra.

Việc sử dụng các giá trị tham số trung bình là một lựa chọn khác để sử dụng trong DSS. Trong một số trường hợp, giải pháp do DSS cung cấp có thể không phù hợp với

thực tế (hoặc các mẫu quyết định thông thường của các nhà quản lý). Ở đây, các giá trị tham số trung bình từ nhiều cấp độ của tổng chi phí có thể giúp giảm bớt khó khăn trong việc diễn giải và lựa chọn các giá trị tham số chính xác. Theo đó, việc trình bày các giá trị tham số tương ứng theo gợi ý của DSS được trình bày trong bảng dưới đây:

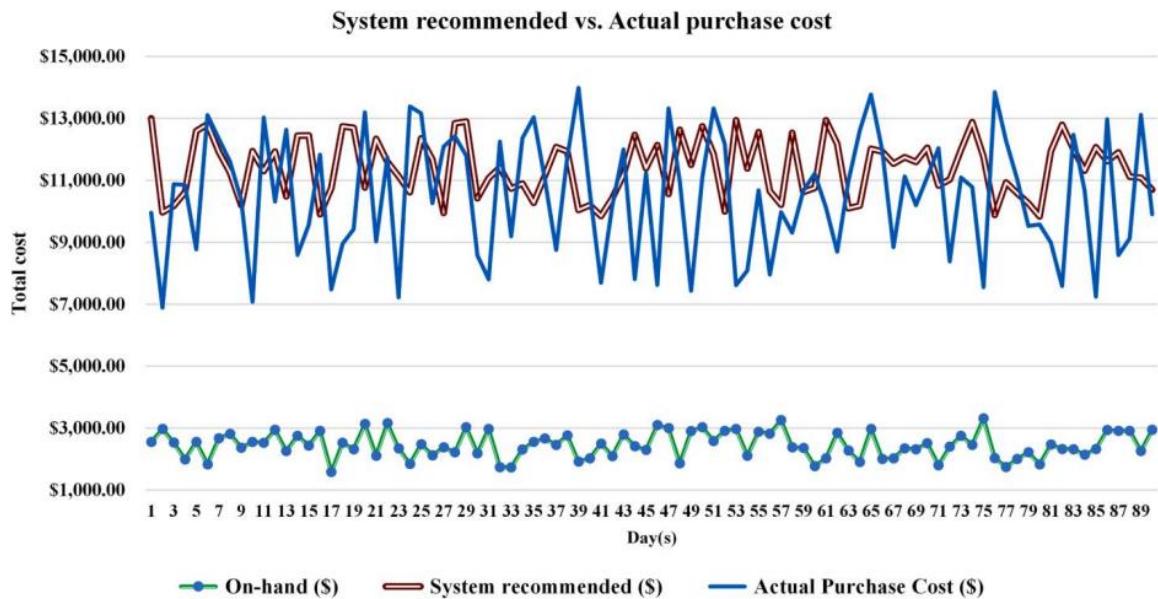
Demonstration of multi-level parameter values based on the total cost.

Levels of parameter values based on the total cost Ranges	\$2,000	\$4,000	\$6,000	\$8,000	\$10,000	\$12,000	\$14,000	\$16,000	Average
x_{10}	79	79	199	120	175	215	347	248	189
x_{20}	17	17	69	148	219	204	1168	628	339
x_{40}	22	22	248	436	245	616	611	1379	594
x_{01}	27	27	24	92	212	321	142	390	144
x_{31}	383	383	288	887	887	95	452	975	494
x_{41}	304	304	8	91	1355	191	679	667	613
x_{02}	84	84	15	141	222	464	287	261	183
x_{12}	157	157	124	460	419	1017	1145	232	623
x_{32}	227	227	419	125	134	263	227	1973	618
q_1^{opt}	40	40	2388	1725	1469	3758	2107	2074	1809
q_2^{opt}	169	169	3093	177	98	541	947	947	1014
q_3^{opt}	234	234	350	389	930	99	414	286	372
q_4^{opt}	79	79	645	1316	1320	923	1095	1223	863
q_1^{rop}	2859	2859	1950	293	1822	659	3933	3679	2411
q_2^{rop}	1556	1556	629	1760	2743	1990	2010	2011	1807
q_3^{rop}	2110	2110	1533	2557	1733	2084	73	512	1492
q_4^{rop}	1510	1510	1734	1453	351	1408	810	299	1098
q_1^{ss}	355	355	1913	1504	1430	1587	1960	1685	1414
q_2^{ss}	502	502	83	454	262	133	72	450	310
q_3^{ss}	1835	1835	815	341	351	58	1995	494	914

Hình 4.22. Trình bày các giá trị tham số đa cấp (multi-level parameter) dựa trên tổng chi phí

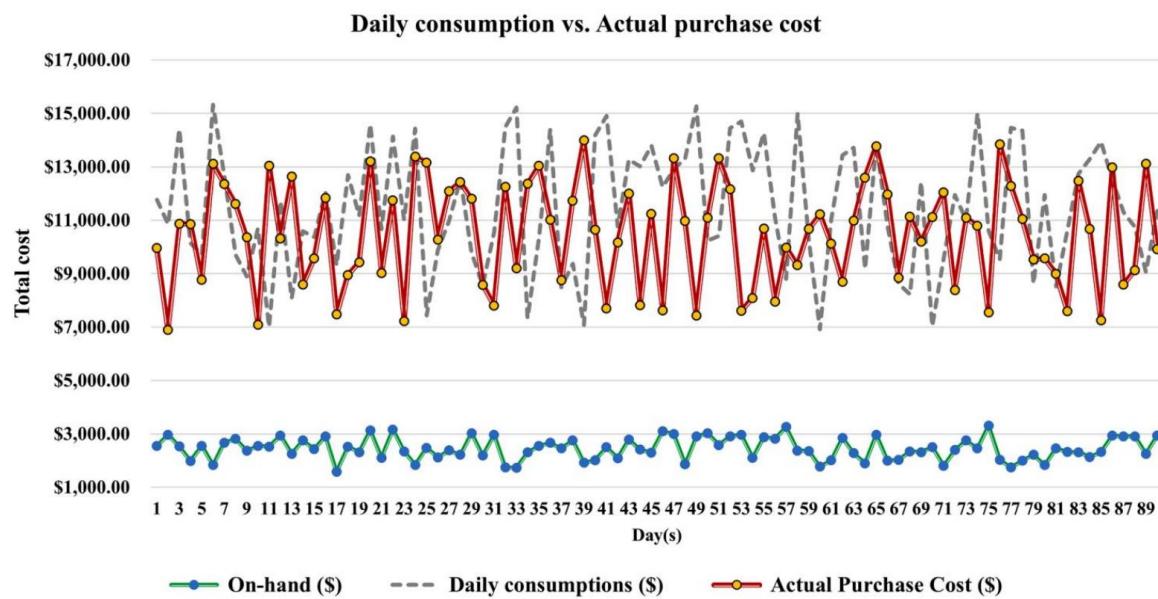
Việc trình bày các giá trị tham số được cung cấp bằng cách hiển thị các tham số được tối ưu hóa dựa trên các mức khác nhau của tổng chi phí, từ giá trị tối thiểu đến tối đa. Các mức tổng chi phí được cung cấp giúp giảm thiểu ảnh hưởng và tác động của nhu cầu nguyên liệu thô dao động và chi phí động (dynamic cost) của chúng, điều này có thể gây ra sự mâu thuẫn và thiên vị ở những người ra quyết định. Người quản lý có thể chỉ cần xem xét và sử dụng các giá trị trung bình để hỗ trợ các quyết định của mình.

Sau ba tháng triển khai tại công ty, các giải pháp được đề xuất đã cung DSS. Cấp nhiều thông số quản lý hàng tồn kho có thể đáp ứng mức tổng chi phí mong muốn của công ty. Tổng giám đốc của công ty đã xem xét kết quả do DSS đề xuất cung cấp và quyết định giảm mức tổng chi phí của mua nguyên liệu thô \$9,677–\$12,903 mỗi ngày để phù hợp với mức tiêu thụ nguyên liệu thô hàng ngày hiện tại. Bằng cách sử dụng các giải pháp được đề xuất, việc so sánh chi phí được đề xuất của hệ thống và chi phí mua nguyên liệu thô thực tế được thể hiện trong hình dưới đây:



Hình 4.23. So sánh chi phí đề xuất của hệ thống với chi phí mua thực tế

Hình dưới thể hiện mức tiêu thụ nguyên liệu thô hàng ngày so với chi phí mua nguyên liệu thô thực tế xảy ra trong quá trình ba tháng thực hiện DSS:



Hình 4.24. So sánh chi phí tiêu thụ nguyên vật liệu hàng ngày với chi phí mua thực tế

DSS cung cấp các khuyến nghị trong khoảng thời gian ba tháng với dữ liệu tiêu thụ được cập nhật hàng ngày và các yêu cầu về tồn kho hiện có. Trong quá trình triển khai, chi phí tồn kho trung bình của nguyên liệu thô đã giảm từ 5.351 USD xuống còn 2.449 USD mỗi ngày (trung bình 54,24%), với tổng giá trị lũy là 220.367 USD.

Tổng chi phí mua nguyên liệu thô thực tế trong khoảng thời gian đó là 943.928 USD, trong khi chi phí tích lũy do hệ thống khuyến nghị là 1.026.813 USD. Chi phí tích lũy tiêu thụ nguyên liệu thô hàng ngày là 1.030.647 USD, gần bằng chi phí tích lũy do hệ thống khuyến nghị. Bảng tóm tắt hiệu suất chi phí ở cả bốn loại được trình bày trong bảng dưới:

Summary of cost performance.				
	On-hand inventory cost	Raw material consumed cost	System-recommended cost	Actual material purchased cost
Min. cost / day	\$1,579	\$6,910	\$9,833	\$6,887
Average cost / day	2,449	\$11,452	\$11,409	\$10,488
Max. cost/day	\$3,314	\$15,320	\$13,004	\$13,986
Accumulated cost (3-month)	\$220,366	\$1,030,647	\$1,026,831	\$943,928

Hình 4.25. Tóm tắt hiệu quả chi phí

Kết quả chỉ ra rằng DSS được đề xuất có thể đưa ra các khuyến nghị đáng tin cậy và chính xác để mua nguyên liệu thô với chi phí thấp hơn so với chi phí tiêu thụ nguyên liệu thô tích lũy. Sự chênh lệch chính xác giữa chi phí nguyên liệu thô mua thực tế và chi phí khuyến nghị của hệ thống cho thấy rằng các nhà quản lý có thể dựa vào giải pháp do DSS cung cấp. Điều này là do nó có thể làm giảm sai lệch trong quyết định do ảnh hưởng của nhu cầu nguyên liệu thô biến động và các biến động kinh doanh khác.

Tuy nhiên, vẫn cần có sự quyết định của người quản lý khi áp dụng các giải pháp được đề xuất. Hơn nữa, đã có sự cải thiện sơ bộ trong chính sách thu mua năm nguyên liệu chính của dòng bánh cuộn (cake roll family), với cả ngân sách và lượng hàng tồn kho đều giảm. Chi phí trung bình của nguyên liệu thô mua mỗi ngày giảm từ 21.676 USD xuống 10.488 USD (51,62%) trong ba tháng.

Với chính sách mới được áp dụng, bộ phận thu mua cũng sẽ cần rút ngắn khoảng thời gian đặt hàng của cả năm loại nguyên liệu để bù đắp cho lượng hàng tồn kho giảm đáng kể. Mặc dù khoảng thời gian đặt hàng của mỗi nguyên liệu thô đã giảm xuống còn hai ngày (maximum), nhưng không có dấu hiệu hết hàng tồn kho vì mức độ dịch vụ, điểm đặt hàng lại và an toàn kho đã được cấu hình để đảm bảo độ tin cậy của hàng tồn kho.

Chương 5: KẾT LUẬN VỀ HỆ THỐNG HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH

5.1. Thảo luận

Trong nghiên cứu này, hệ hỗ trợ quyết định để tìm ra nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho đối với doanh nghiệp nhỏ và vừa (SMEs). Mục đích là cung cấp các phương pháp nhằm hỗ trợ việc đưa ra lựa chọn để tận dụng các khả năng ra quyết định của các doanh nghiệp nhỏ và vừa (SMEs) trong các vấn đề về tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho. Kiến trúc hệ thống dựa trên AI nhằm giúp đưa ra lựa chọn quyết định chính xác hơn cho các nhà quản lý bằng cách cho phép sử dụng dữ liệu quan sát và thực nghiệm hiện có khi thực hiện việc tìm ra nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho cho các doanh nghiệp nhỏ và vừa. Điều này là do sự không chắc chắn về chi phí nguyên vật liệu, thời gian cung cấp và nhu cầu nguyên liệu. Nghiên cứu này xác nhận tính khả dụng của dữ liệu thực nghiệm và quan sát hai loại dữ liệu đã được sử dụng trong mô hình để thực hiện các quá trình tiền xử lý dữ liệu và tạo tập dữ liệu huấn luyện cho ML. Phương pháp đề xuất hiệu quả có thể được triển khai trong nhiều ngành sản xuất khác nhau có cùng đặc điểm về giá nguyên vật liệu, mức tiêu thụ và thời gian đặt hàng không ổn định với chiến lược FOI.

Kết quả thực nghiệm đánh giá chỉ ra rằng sử dụng thuật toán ANN vượt trội hơn các thuật toán ML khác về khả năng dự đoán và phù hợp đối với mô hình phát triển trên dữ liệu của doanh nghiệp nhỏ và vừa vì khả năng phân loại, dự đoán và hiệu suất đạt được của nó. Các phương pháp lai giữa GA và ML được đánh giá xem xét trong các nghiên cứu cũng cho thấy khả năng mang lại kết quả hiệu suất cao. Lai giữa 2 thuật toán GA-ANN mang lại kết quả tối ưu hơn so với các phương pháp khác về mặt tìm kiếm giải pháp tiếp cận. Tuy nhiên, các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng và quá trình chạy mô hình bao gồm như chất lượng dữ liệu huấn luyện, số lượng tham số đầu vào cho thuật toán GA, số lần lặp tối đa, ... Việc tăng số lượng tham số đầu vào và số lần lặp tối đa có thể tác động ảnh hưởng đến chất lượng của mô hình. Do đó, việc cấu hình các tham số không phù hợp là yếu tố có thể ảnh hưởng đến hiệu suất chất lượng trong quá trình huấn luyện mô hình gây ra khó khăn hơn trong việc tìm giải pháp tốt tối ưu để hỗ trợ cho doanh nghiệp.

Theo đó, việc giảm thiểu rủi ro do cấu hình tham số cho mô hình không phù hợp được thực hiện trong nghiên cứu này bằng cách sử dụng distributed evolutionary algorithm in Python (DEAP) framework và tìm kiếm dạng lưới để tùy chỉnh GA và kiểm soát quá trình tối ưu. Phương pháp kết hợp dựa trên AI có thể đưa ra các giải pháp lựa chọn cho nhà quản lý tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho của doanh nghiệp.

Hệ thống được đề xuất có hai điểm nổi bật. Đầu tiên, vì hệ hỗ trợ quyết định (DSS) này nhằm mục đích khai thác các doanh nghiệp vừa và nhỏ có thể không có kiến thức kỹ thuật chuyên sâu nên hệ thống này đã được thiết kế để tối đa hóa việc sử dụng kiến thức và dữ liệu hiện có ở các doanh nghiệp vừa và nhỏ để hỗ trợ các nhà quản lý. Thứ hai, tất cả các tham số thể hiện trong mô hình toán học đều dựa trên hệ thống và không yêu cầu kiến thức chuyên môn để giải thích ý nghĩa của chúng. Vì vậy, DSS được đề xuất sẽ đưa ra các hướng giải pháp lập đầy đủ của vấn đề hiện có trong việc áp dụng DSS ở các doanh nghiệp nhỏ và vừa.

Tác động của việc sử dụng DSS được đề xuất có thể giúp cho doanh nghiệp nhỏ và vừa thỏa thuận với các nhà cung cấp thông qua việc lập kế hoạch và lịch trình giao hàng. Tuy nhiên, vẫn còn một số hạn chế, lo ngại liên quan đến việc triển khai đầy đủ DSS, vì hệ thống hỗ trợ này dựa trên AI và yêu cầu một lượng lớn dữ liệu để đạt được độ chính xác cho mô hình học máy. Một nhược điểm khác nữa là người ra quyết định hiểu sai thông tin hỗ trợ do DSS cung cấp đòi hỏi những người có kiến thức kỹ thuật và hiểu biết về hoạt động mua sắm và quản lý hàng tồn kho.

Mặc dù trong nhiều trường hợp dữ liệu của doanh nghiệp thiếu một số giá trị quan trọng, nhưng hệ hỗ trợ quyết định được đề xuất đã chứng minh khả năng trong việc cung cấp một số lựa chọn hợp lý để hỗ trợ quyết định tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho trong phạm vi sai lệch cho phép. Hơn nữa, hệ hỗ trợ quyết định này sử dụng phương pháp lai GA-ANN mang lại khả năng thích ứng hiệu quả cho các doanh nghiệp nhỏ và vừa và còn có tính linh hoạt cho người quản lý có thể sửa đổi tham số phù hợp đối với từng trường hợp xảy ra. Mô hình đã chứng minh được khả năng bằng cách xử lý các biến thể được tìm thấy trong nghiên cứu. Hơn nữa, vì DSS được đề xuất (sử dụng ANN) có khả năng học máy với dữ liệu đầu vào mới nên việc thêm các yếu tố đầu vào

mới là cũng được phép. Tất cả đều vào phải được xác định để ngăn chặn việc tạo ra dữ liệu vô nghĩa và đảm bảo tính hợp lệ của quy trình. Do đó, hệ hỗ trợ quyết định DSS này có thể được sử dụng như một công cụ hỗ trợ quyết định đối với doanh nghiệp nhỏ và vừa chứ không phải là một công cụ ra quyết định.

5.2. Ý nghĩa quản lý và thực tiễn

Các doanh nghiệp nhỏ và vừa phải đối mặt với các tình huống quyết định phức tạp trong việc tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho do sự không chắc chắn cũng như nguồn lực, công cụ hỗ trợ và dữ liệu hạn chế. Vì vậy để phát triển các công cụ hỗ trợ ra quyết định toàn diện có thể giúp cho các nhà quản lý đưa ra quyết định tốt hơn. Theo đó, mục đích của công việc là phát triển DSS để tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho trong điều kiện không chắc chắn về nhu cầu, thời gian giao hàng và chi phí cung cấp. Hơn nữa, DSS được thiết kế để hỗ trợ các SME dựa vào đa nguồn cung ứng và chiến lược FOI.

Các trường hợp được trình bày trong bài nghiên cứu này đã chứng minh rằng các điều kiện được phân tích (sự không chắc chắn về nhu cầu, sự biến đổi chi phí nguyên vật liệu, nhiều nguồn cung ứng và chiến lược FOI) có thể giải thích cho chi phí tồn kho đáng kể và công suất sử dụng quá mức. Điều này đặc biệt đúng đối với các doanh nghiệp vừa và nhỏ, nơi khả năng đàm phán và nguồn lực còn hạn chế. Hơn nữa, các doanh nghiệp vừa và nhỏ cần mua nguyên liệu thô theo các điều kiện của nhà cung cấp, trong trường hợp nghiên cứu là khuyến mại và giảm giá. Trong hoàn cảnh đó, các nhà quản lý SME phải tận dụng các điều kiện này bằng cách mua đúng số lượng nguyên liệu thô từ mỗi nhà cung cấp để nhận được ưu đãi tốt nhất có thể với chi phí thấp nhất. Theo đó, DSS đề xuất xem xét các biến này và kết hợp chúng vào thiết kế của hệ thống.

DSS được đề xuất có thể đưa ra các giải pháp để giải thích các thắc mắc của các nhà quản lý và đưa ra một số lựa chọn tốt nhất như sau:

- Hướng dẫn lựa chọn nhà cung cấp có thể cung cấp các mặt hàng cần có cho doanh nghiệp dựa trên dữ liệu hiện có (nguồn cung sẵn có, năng lực nhà cung cấp và các chương trình khuyến mãi bán hàng).

- Dựa trên nhu cầu nguyên vật liệu, thời gian cung cấp và mức độ không chắc chắn, DSS có thể tính toán và tối ưu hóa số lượng nguyên vật liệu được đặt hàng tại mỗi nhà cung cấp.
- Người quản lý có thể xem xét tổng chi phí cho mỗi đơn hàng trước khi mua nguyên vật liệu. Hơn nữa, có thể thực hiện điều chỉnh ngân sách và số lượng cung cấp.
- DSS tính toán mức tồn kho an toàn dựa trên các điều kiện nhất định, chẳng hạn như tỷ lệ sử dụng nguyên vật liệu, khoảng thời gian đặt hàng, thời gian cung cấp và mức độ dịch vụ mong muốn của doanh nghiệp.

Bên cạnh các thông tin và tính toán để tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho, việc sử dụng kỹ thuật ML còn mang lại nhiều lợi ích hỗ trợ trong việc tìm kiếm nhanh hơn. Phương pháp lai thuật toán GA-ANN đã được chứng minh là có hiệu quả trong việc giải quyết các vấn đề lớn, phức tạp về quản lý nguồn cung ứng và hàng tồn kho. Cách tiếp cận này cũng có thể được sử dụng để giải các trường hợp nghiên cứu khác mà không cần đến các công thức toán học phức tạp. Để triển khai DSS trong các trường hợp khác, người quản lý có thể sử dụng phương pháp này trên thực tế thông qua các phương án thực tế sau:

- Người quản lý có thể sử dụng công thức toán học được đề xuất để thu thập dữ liệu từ quy trình thực tế và sau đó sử dụng dữ liệu đó cho việc đào tạo ANN. DSS có thể thích ứng với tập dữ liệu huấn luyện mới (vì nó thể hiện các đặc điểm mới của quy trình) và xác định giải pháp dựa trên dữ liệu mới.
- Hệ thống được đề xuất có thể tương tác với các công cụ như Power BI, SAP Business Objects nhằm mục đích trực quan hóa dữ liệu cho người dùng. Tuy nhiên, dữ liệu được tạo từ cài đặt trong mô hình có thể bị phân mảnh. Do đó, dữ liệu bị thiếu ảnh hưởng đến việc trực quan hóa. Do phương pháp đề xuất học máy từ dữ liệu và tổng hợp mô hình toán học để biểu diễn dữ liệu nên giá trị còn thiếu có thể được tạo ra từ phương pháp.

5.3. Kết quả và hướng phát triển

5.3.1. Kết quả

Đóng góp chính của bài nghiên cứu này là phát triển một công cụ hỗ trợ quyết định dành cho các doanh nghiệp vừa và nhỏ trong các hoạt động tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho bằng cách sử dụng cách tiếp cận thông minh trong việc áp dụng ML và đưa các giải pháp vào trong các doanh nghiệp vừa và nhỏ hiện không được áp dụng công nghệ phổ biến. Không giống như các doanh nghiệp lớn, nhiều nhà nghiên cứu đã nhấn mạnh những vấn đề mà các doanh nghiệp vừa và nhỏ gặp phải khi áp dụng các công cụ CNTT hoặc các khái niệm thông minh do nguồn lực cũng như khả năng thu thập và phân tích dữ liệu hạn chế của họ. Tuy nhiên, nghiên cứu này đã nỗ lực khai thác các công cụ CNTT tiên tiến (tức là DSS) và ML (tức là ANN) trong các doanh nghiệp sản xuất vừa và nhỏ. Hơn nữa, cho thấy rằng cách tiếp cận dựa trên ML có thể trích xuất các của hoạt động chính yêu cầu đối với quản lý nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho từ dữ liệu tổng hợp.

5.3.2. Hướng phát triển

Dữ liệu cần được huấn luyện được tiền xử lý trước đã giúp nâng cao hiệu suất ML trong việc điều chỉnh tham số và dự đoán mô hình. Tuy nhiên, đối với mô hình muốn đạt được độ chính xác cao nhất cần phải cấu hình mô hình phù hợp. Các hướng có để phát triển cải thiện DSS như:

- Để cải thiện hiệu suất của DSS, có thể cần phải có một số kỹ thuật học máy sâu và kết hợp để tối ưu hóa các tham số đầu vào.
- Việc tìm ra phương pháp tối ưu hóa tính toán trong thời gian ngắn hơn là một vấn đề quan trọng cần được phát triển do DSS được đề xuất áp dụng phương pháp tối ưu hóa mô phỏng nên việc kết hợp các kỹ thuật để cải thiện hiệu suất dự đoán.
- Cải thiện khả năng trực quan hóa dữ liệu bằng công cụ Power BI được khuyến khích để nâng cao khả năng sử dụng của DSS.
- Có thể sử dụng nghiên cứu này để mở rộng sang các lĩnh vực hoạt động quản lý chuỗi cung ứng khác ở các doanh nghiệp vừa và nhỏ (như vận tải và sản xuất).

Chương 6: ĐÁNH GIÁ TỔNG QUAN VỀ BÀI BÁO

6.1. Ưu điểm

- Bài báo đã đưa ra được cách xây dựng hệ thống hỗ trợ tìm nguồn cung ứng và quản lý hàng tồn kho cho các doanh nghiệp vừa và nhỏ.
- Bài báo khai thác dữ liệu quan sát và dữ liệu thực nghiệm để tạo ra các giải pháp hỗ trợ quyết định.
- Thúc đẩy việc áp dụng và khởi xướng trí tuệ nhân tạo trong các doanh nghiệp vừa và nhỏ.
- Bài báo có thực hiện so sánh mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANN) với mô hình hồi quy tuyến tính (Linear Regression) và rừng ngẫu nhiên (Random Forest).
- Kết quả triển khai của bài báo thực hiện dựa trên một trường hợp công ty thực tế, đảm bảo tính thực tiễn và ứng dụng của đề tài.
- Hệ thống hỗ trợ quyết định dễ dàng được đưa vào sử dụng trong các doanh nghiệp vừa và nhỏ, người ra quyết định có thể thực hiện thao tác với dữ liệu đầu một cách dễ dàng.

6.2. Hạn chế

- Dữ liệu thực nghiệm của bài báo chỉ mới xét trong một công ty về bánh kẹo, chưa mở rộng sang dữ liệu của những lĩnh vực khác.
- Chưa tối ưu được các tham số đầu vào để cải thiện hiệu suất của hệ thống hỗ trợ.

6.3. Khả năng ứng dụng

- Hệ thống được xây dựng với sự tích hợp của các phương pháp thông minh, sử dụng Machine Learning (ML) để cung cấp các phương pháp lựa chọn tối ưu phù hợp với nhu cầu cụ thể của các doanh nghiệp nhỏ và vừa. Điều này tạo ra một cơ sở hạ tầng thông minh, giúp tự động hóa quy trình tìm kiếm nguồn cung ứng và quản lý tồn kho.
- Với công nghệ tìm kiếm mạnh mẽ, hệ thống có khả năng phân tích và so sánh các nhà cung ứng dựa trên nhiều yếu tố quan trọng như giá cả, chất lượng sản phẩm, và

độ tin cậy của đối tác. Điều này giúp doanh nghiệp có cái nhìn toàn diện về thị trường và đưa ra quyết định dựa trên thông tin đáng tin cậy và chi tiết.

- Khả năng linh hoạt của hệ thống là một điểm mạnh đặc biệt, với khả năng thay đổi và cập nhật các thông số đầu vào theo yêu cầu của nhà quản lý. Điều này mang lại sự linh hoạt cao, đặc biệt là trong việc định rõ số lượng và các thông tin chi tiết về sản phẩm cần được đặt hàng, đồng thời tối ưu hóa quy trình quản lý tồn kho.
- Ứng dụng thực tế của hệ thống trong các doanh nghiệp nhỏ và vừa không chỉ giúp tiết kiệm thời gian kiểm tra lượng tồn kho mà còn mang lại nhiều lợi ích khác. Việc tìm kiếm nguồn cung ứng phù hợp nhanh chóng và chính xác, cùng với khả năng giảm thiểu chi phí nhân lực cho việc điều hành kho, tạo nên một môi trường kinh doanh hiệu quả và linh hoạt.
- Bằng cách này, hệ thống hỗ trợ quyết định không chỉ là một công cụ quản lý tồn kho mà còn là đối tác chiến lược cho sự phát triển và tối ưu hóa hoạt động của doanh nghiệp, giúp nhanh chóng thích ứng và đáp ứng được đòi hỏi của thị trường. Vì thế việc có thể ứng dụng hệ thống hỗ trợ này trong thực tế đối với doanh nghiệp nhỏ và vừa là một điều cần được xem xét và áp dụng.

BẢNG PHÂN CÔNG CÔNG VIỆC

Họ và tên	MSSV	Phân công	Đánh giá
Nguyễn Hoàng Minh	20521609	<p>Đợt 1: Tìm kiếm và lựa chọn bài báo.</p> <p>Đợt 2: Triển khai phân tích bài báo.</p> <p>Đợt 3: Tìm hiểu về thuật toán, các mô hình kết hợp được sử dụng trong hệ hỗ trợ, cách tối ưu hóa các tham số.</p> <p>Đợt 4: Tìm hiểu về các giá trị tham số được tối ưu trong hệ hỗ trợ và phân tích mức độ ảnh hưởng của các tham số đến mô hình.</p> <p>Đợt 5: Thực hiện việc tổng hợp các công việc được triển khai.</p> <p>Đợt 6: Chỉnh sửa nội dung báo cáo.</p> <p>Đợt 7: Hoàn thiện đồ án.</p>	Hoàn thành tốt và đúng tiến độ (10/10)
Nguyễn Lê Trọng Nhân	20521698	<p>Đợt 1: Tìm kiếm và lựa chọn bài báo</p> <p>Đợt 2: Triển khai phân tích bài báo</p> <p>Đợt 3: Tìm hiểu về các công thức tính toán được áp dụng trong ứng dụng và mô hình triển khai được kết hợp sử dụng trong hệ thống.</p> <p>Đợt 4: Tìm hiểu về các giá trị tham số được tối ưu trong hệ hỗ trợ và phân tích mức độ ảnh hưởng của các tham số đến mô hình.</p>	Hoàn thành tốt và đúng tiến độ (10/10)

		<p>Đợt 5: Tìm hiểu về khả năng ứng dụng của hệ thống.</p> <p>Đợt 6: Chính sửa nội dung báo cáo.</p> <p>Đợt 7: Hoàn thiện đồ án.</p>	
Tạ Nhật Minh	20521614	<p>Đợt 1: Tìm kiếm và lựa chọn bài báo.</p> <p>Đợt 2: Triển khai phân tích bài báo.</p> <p>Đợt 3: Tìm hiểu về cách tổng hợp và tiền xử lý dữ liệu được sử dụng trong bài báo, cách thức xây dựng và huấn luyện mô hình ANN.</p> <p>Đợt 4: Tìm về cách quan sát và thu thập dữ liệu được dùng trong bài báo, các mô hình cơ bản được thực hiện để so sánh sự hiệu quả của mô hình.</p> <p>Đợt 5: Tìm hiểu về khả năng ứng dụng của hệ thống.</p> <p>Đợt 6: Chính sửa nội dung báo cáo.</p> <p>Đợt 7: Hoàn thiện đồ án.</p>	Hoàn thành tốt và đúng tiến độ (10/10)
Nguyễn Thị Thảo Hồng	20520192	<p>Đợt 1: Tìm kiếm và lựa chọn bài báo.</p> <p>Đợt 2: Triển khai phân tích bài báo.</p> <p>Đợt 3: Tìm hiểu về lý do triển khai đề tài, tìm hiểu các nghiên cứu liên quan, tìm hiểu các hệ hỗ trợ được ứng dụng liên quan đến đề tài tìm hiểu.</p> <p>Đợt 4: Tìm hiểu thảo luận, ý nghĩa quản lý và thực tiễn và nêu ra kết</p>	Hoàn thành tốt và đúng tiến độ (10/10)

		<p>quả hệ thống hệ hỗ trợ và hướng phát triển.</p> <p>Đợt 5: Tìm hiểu về các cơ sở lý thuyết được nêu ra trong bài báo.</p> <p>Đợt 6: Chỉnh sửa nội dung báo cáo.</p> <p>Đợt 7: Hoàn thiện đồ án.</p>	
Lê Hoàng Duyên	20521252	<p>Đợt 1: Tìm kiếm và lựa chọn bài báo</p> <p>Đợt 2: Triển khai phân tích bài báo</p> <p>Đợt 3: Tìm hiểu về kiến trúc của hệ thống hệ hỗ trợ, giả thuyết mô hình, nguyên tắc thiết kế, phạm vi nghiên cứu và đặc điểm của bài toán.</p> <p>Đợt 4: Kết quả triển khai của hệ thống hệ hỗ trợ, đánh giá các giá trị độ đo được tính toán sau khi thực hiện train mô hình.</p> <p>Đợt 5: Tìm hiểu về các cơ sở lý thuyết được nêu ra trong bài báo.</p> <p>Đợt 6: Chỉnh sửa nội dung báo cáo.</p> <p>Đợt 7: Hoàn thiện đồ án.</p>	Hoàn thành tốt và đúng tiến độ (10/10)

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] C. R. C. J. R. Lutz Kaufmann, "The Coevolution of Relationship Dominant Logic and Supply Risk," *Journal of Business Logistics*, vol. 37, no. 2, pp. 87-106, 2016.
- [2] W. H. P. K. D. S. T. James Scott, "A decision support system for supplier selection and order allocation in stochastic, multi-stakeholder and multi-criteria environments," *Earth and related environmental sciences*, vol. 166, pp. 226-237, 2015.
- [3] "Fixed-Order-Interval and Fixed-Order-Quantity Models Report," IvyPanda, 31 10 2023. [Online]. Available: <https://ivypanda.com/essays/fixed-order-interval-and-fixed-order-quantity-models/>.
- [4] "Quy dẫn và NP-complete -- Reduction and NP-complete," Giải thuật lập trình, 29 12 2016. [Online]. Available: <https://www.giaithuatlaptrinh.com/?tag=np-hard>.
- [5] T. T. C. Giang, "Tổng quan giải thuật Di truyền (GA-genetic algorithm) - Chương 60HT Tlu," YouTube, 26 10 2020. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=Rf9JflxQq0s&t=48s>.
- [6] D. Đ. Trình, "Thuật toán Artificial Neural Network – Tìm hiểu cách learning ANN," websitehcm, 11 12 2021. [Online]. Available: <https://websitehcm.com/thuat-toan-artificial-neural-network-tim-hieu-cach-learning-ann/>.
- [7] "Bài 22: Thuật toán di truyền - Lập trình AI bằng Python," VNCoder, [Online]. Available: <https://vncoder.vn/bai-hoc/thuat-toan-di-truyen-418>.
- [8] N. Duong, "Linear Regression - Hồi quy tuyến tính trong Machine Learning," VIBLO, 30 05 2017. [Online]. Available: <https://viblo.asia/p/linear-regression-hoi-quy-tuyen-tinh-trong-machine-learning-4P856akR1Y3>.
- [9] T. Nguyễn, "Random Forest algorithm," machinelearningcoban, [Online]. Available: https://machinelearningcoban.com/tabml_book/ch_model/random_forest.html.

- [10] "Thuật toán tìm kiếm Brute Force," StackJava, 10 11 2017. [Online]. Available: <https://stackjava.com/algorithm/thuat-toan-tim-kiem-brute-force.html>.
- [11] D. M. Hai, "[NN] Vẽ lan truyền ngược - Backpropagation," dominhhai, [Online]. Available: <https://dominhhai.github.io/vi/2018/04/nn-bp/>.
- [12] T. N. C. Kiên, "ỨNG DỤNG MẠNG NƠRON NHÂN TẠO," 2017.
- [13] L. Tien, "Cách tính giá trị các chỉ số AIC BIC MAE MAPE MSE RMSE," SOLIEU, 13 07 2022. [Online]. Available: <https://solieu.vip/cach-tinh-gia-tri-cac-chi-so-aic-bic-mae-mape-mse-rmse/>.
- [14] A. E. & L. Fazli, "A decision support system for single-period single sourcing problem in supply chain management," *Soft Computing*, 28 02 2019.
- [15] R. K. G. D. G. Alok Kumara, "Development of decision support system for e-supplier selection in Indian mechanical," *Decision Science Letters*, vol. 8, no. 3, pp. 295-308, 2019.