**Ứng dụng Mô hình Dự báo Lai với**

**Hồi quy Logistic và Mạng Neural**

**để Cải thiện Chỉ số Hiệu suất Chính**

**trong Chuỗi Cung ứng**

1. **Đọc hiểu bài báo**

Nghiên cứu này điều tra tiềm năng của phân tích dự đoán trong việc cải thiện dự báo các Chỉ số Hiệu suất Chính (KPI) bằng cách sử dụng dữ liệu đánh giá độ chín của Lean trong các doanh nghiệp chuỗi cung ứng. Phương pháp mới được đề xuất kết hợp hai cải tiến chính: sử dụng các đánh giá độ chín của Lean làm nguồn dữ liệu mới và phát triển mô hình dự báo lai kết hợp Hồi quy Logistic và Mạng Neural. Phương pháp này được đánh giá thông qua một nghiên cứu thực nghiệm toàn diện với 30 đội ngũ trong một công ty chuỗi cung ứng lớn, cho thấy cải thiện đáng kể độ chính xác của dự báo.

1. **Giới thiệu**

Các tiến bộ như Công nghiệp 4.0, Phân tích Dữ liệu Lớn (Big Data Analytics), Trí tuệ Nhân tạo (AI) và các nhánh của nó như Học máy (ML) và Mạng Neural (NN) mang lại cơ hội lớn trong việc cải thiện hiệu suất chuỗi cung ứng thông qua ứng dụng phân tích chuỗi cung ứng. Một kết quả đáng kể là cải thiện dự báo hiệu suất chuỗi cung ứng thông qua các đánh giá độ chín của Lean.

1. **Tổng quan tài liệu**
   1. **Cải tiến quy trình và đánh giá độ chín của Lean**

Các phương pháp cải tiến quy trình như Lean, Six Sigma, Lean Six Sigma (LSS) và Quản lý Chất lượng Toàn diện (TQM) được sử dụng rộng rãi để tối ưu hóa hiệu suất kinh doanh trong chuỗi cung ứng. Đánh giá độ chín của Lean thường được thực hiện để hiểu rõ hơn về các xu hướng lịch sử trong tổ chức.

* 1. **Dự báo**

Dự báo chuỗi cung ứng đã được nghiên cứu rộng rãi, với nhiều phương pháp dự báo như hồi quy, Mạng Neural, và các mô hình lai. Các mô hình lai đã chứng minh tính hiệu quả trong nhiều lĩnh vực khác nhau, từ dự báo tiêu thụ điện năng đến dự báo giá cổ phiếu.

* 1. **Khoảng trống nghiên cứu**

Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về phân tích dự đoán với các đánh giá TQM, nhưng chưa có nghiên cứu nào áp dụng phân tích dự đoán với dữ liệu đánh giá độ chín của Lean, tạo ra cơ hội để xác định yếu tố của Lean có ảnh hưởng lớn nhất đến kết quả hiệu suất.

1. **Phương pháp**
   1. **Chuẩn bị dữ liệu**

Dữ liệu được thu thập từ 30 đội ngũ trong 5 năm, bao gồm các đánh giá độ chín của Lean và điểm số giao hàng hàng tháng. Dữ liệu được chia thành mẫu huấn luyện và mẫu kiểm tra.

* 1. **Phát triển mô hình dự báo**
* **Hồi quy Logistic:** Dự đoán khả năng hoàn thành KPI dựa trên dữ liệu lịch sử.
* **Mạng Neural:** Sử dụng MLP để dự đoán kết quả dựa trên dữ liệu quá khứ.
* **Mô hình lai:** Kết hợp kết quả từ mô hình hồi quy Logistic và MLP để tạo ra dự báo chính xác hơn.
  1. **So sánh dự báo**

Sử dụng các chỉ số hiệu suất như độ chính xác (accuracy) và F1 score để đánh giá hiệu quả của các mô hình.

1. **Kết quả**

Mô hình hồi quy đa biến vượt trội so với mô hình hồi quy đơn biến khi có sự kết hợp dữ liệu đánh giá độ chín của Lean. Mô hình Mạng Neural và XGBoost không đạt hiệu suất cao như mong đợi do vấn đề overfitting. Mô hình lai cho thấy hiệu suất tốt nhất, cải thiện độ chính xác dự báo lên 17% và F1 score lên 13%.

1. **Thảo luận**

Kết hợp dữ liệu đánh giá độ chín của Lean giúp cải thiện đáng kể độ chính xác của dự báo KPI chuỗi cung ứng. Mô hình lai kết hợp các kỹ thuật dự báo khác nhau, tối ưu hóa độ chính xác và độ tin cậy của dự báo. Điều này cho thấy việc áp dụng mô hình lai là một phương pháp tiếp cận hiệu quả trong việc cải thiện dự báo hiệu suất chuỗi cung ứng.

1. **Kết luận**

Nghiên cứu này đóng góp vào lĩnh vực phân tích chuỗi cung ứng bằng cách giới thiệu một nguồn dữ liệu mới (đánh giá độ chín của Lean) và phương pháp dự báo mới (mô hình lai). Kết quả nghiên cứu khuyến nghị áp dụng các mô hình lai trong dự báo KPI chuỗi cung ứng để đạt hiệu quả cao hơn.

**Tài liệu tham khảo**

1. Rostyslav Pietukhov, Mujthaba Ahtamad, Mona Faraji-Niri, Tarek El-Said. "A hybrid forecasting model with logistic regression and neural networks for improving key performance indicators in supply chains." Supply Chain Analytics 4 (2023): 100041. DOI: [10.1016/j.sca.2023.100041](https://doi.org/10.1016/j.sca.2023.100041" \t "_new).
2. Salah, S., Rahim, A. "An Integrated Company-Wide Management System." Springer, Cham, 2019.
3. Sila, I., Walczak, S. "Universal versus contextual effects on TQM: a triangulation study using neural networks." Production Planning & Control 28.5 (2017): 367-386.
4. **Đánh giá độ phức tạp thuật toán cài đặt**

**1. Hồi quy Logistic**

Hồi quy Logistic là một phương pháp thống kê được sử dụng để dự đoán kết quả của một biến nhị phân (binary) dựa trên một hoặc nhiều biến độc lập (predictors). Độ phức tạp tính toán của thuật toán hồi quy Logistic phụ thuộc vào số lượng mẫu (n) và số lượng đặc trưng (p).

* **Độ phức tạp thời gian (Time Complexity):** O(n \* p)
  + n: số lượng mẫu dữ liệu
  + p: số lượng đặc trưng (features)

Thuật toán hồi quy Logistic sử dụng phương pháp tối ưu hóa gradient descent để tìm các hệ số của mô hình. Quá trình tối ưu hóa này đòi hỏi tính toán gradient cho mỗi đặc trưng của mỗi mẫu dữ liệu, dẫn đến độ phức tạp tuyến tính theo số lượng mẫu và số lượng đặc trưng.

**2. Mạng Neural**

Mạng Neural, đặc biệt là MLP (Multi-Layer Perceptron), là một mô hình học máy phức tạp hơn, bao gồm nhiều lớp neuron được kết nối với nhau. Độ phức tạp tính toán của MLP phụ thuộc vào số lượng mẫu (n), số lượng neuron trong mỗi lớp (m), và số lượng lớp (l).

* **Độ phức tạp thời gian (Time Complexity):** O(n \* m \* l)
  + n: số lượng mẫu dữ liệu
  + m: số lượng neuron trong một lớp (giả sử số neuron trong các lớp là giống nhau để đơn giản hóa tính toán)
  + l: số lượng lớp (layers)

Quá trình huấn luyện MLP bao gồm việc lan truyền tiến (forward propagation) và lan truyền ngược (backward propagation) qua mạng để cập nhật trọng số. Mỗi lần lan truyền tiến và ngược qua mạng đều yêu cầu tính toán cho tất cả các neuron trong tất cả các lớp, dẫn đến độ phức tạp thời gian cao hơn so với hồi quy Logistic.

**3. Mô hình Lai (Hybrid Model)**

Mô hình lai kết hợp hồi quy Logistic và Mạng Neural để tận dụng ưu điểm của cả hai phương pháp. Độ phức tạp tính toán của mô hình lai là sự kết hợp của độ phức tạp của cả hai mô hình trên.

* **Độ phức tạp thời gian (Time Complexity):** O(n \* (p + m \* l))
  + n: số lượng mẫu dữ liệu
  + p: số lượng đặc trưng của mô hình hồi quy Logistic
  + m: số lượng neuron trong một lớp của MLP
  + l: số lượng lớp của MLP

Trong mô hình lai, đầu ra từ mô hình hồi quy Logistic có thể được sử dụng làm đầu vào cho Mạng Neural hoặc ngược lại. Điều này dẫn đến việc phải tính toán cả hai mô hình và tổng hợp kết quả, làm tăng độ phức tạp tính toán tổng thể.

**Tổng kết**

* **Hồi quy Logistic:** Độ phức tạp O(n \* p), phù hợp cho các bài toán với số lượng đặc trưng và mẫu dữ liệu lớn nhưng không quá phức tạp.
* **Mạng Neural (MLP):** Độ phức tạp O(n \* m \* l), phù hợp cho các bài toán phức tạp với nhiều lớp và nhiều neuron, nhưng đòi hỏi tài nguyên tính toán lớn hơn.
* **Mô hình Lai:** Độ phức tạp O(n \* (p + m \* l)), kết hợp ưu điểm của cả hai mô hình, cải thiện độ chính xác nhưng cũng tăng độ phức tạp tính toán.