



Tích hợp Mô hình dự báo vào giải pháp Kinh doanh thông minh: Nghiên cứu trên tập dữ liệu bán lẻ

NGUYỄN PHÁT ĐẠT^a, NGUYỄN VĂN HỒ^{a*}, LÊ BÁ THIÊN^a, TRỊNH THU HUYỀN TRANG^a,
LÂM THỊ HOÀNG ANH^b

^a Trường Đại học Kinh tế - Luật, Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh

^b Trường Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh

THÔNG TIN	TÓM TẮT
Ngày nhận: 29/01/2023 Ngày nhận lại: 22/04/2023 Duyệt đăng: 27/04/2023 Mã phân loại JEL: C61; C63; C67. Từ khóa: Mô hình dự báo; Dữ liệu bán lẻ; Hệ thống thông tin quản lý; Hỗ trợ ra quyết định; Kinh doanh thông minh; Phân tích dữ liệu.	Kinh doanh thông minh là tập hợp giải pháp về thu thập, quản lý và khai thác dữ liệu hỗ trợ ra quyết định trong doanh nghiệp. Ngày nay, giải pháp này đã trở nên phổ biến và được nhiều doanh nghiệp áp dụng dựa trên sự “tích lũy” dữ liệu theo thời gian. Tuy nhiên, các giải pháp kinh doanh thông minh hiện tại mới dừng lại ở mức thống kê mô tả, các mô hình dự báo còn hạn chế được sử dụng do sự khó khăn trong việc tích hợp, chi phí, cũng như năng lực chuyên môn liên quan đến các mô hình học máy. Từ đó, nghiên cứu này hình thành giải pháp tích hợp mô hình dự báo vào giải pháp kinh doanh thông minh, thực nghiệm trên tập dữ liệu bán lẻ, tập trung vào các công ty vừa và nhỏ nhằm tối ưu chi phí, dễ dàng triển khai. Kết quả từ nghiên cứu có 4 đóng góp chính, bao gồm: (1) Giúp nhà quản trị cấu trúc, sắp xếp và tổ chức dữ liệu theo từng chủ đề nghiệp vụ; (2) Giúp nhà quản trị có cái nhìn toàn cảnh về tình hình hoạt động của doanh nghiệp từ chi tiết đến tổng quát; (3) Giúp nhà quản trị đưa ra các quyết định, chiến lược kinh doanh đúng đắn, nhanh chóng, kịp thời và chính xác; (4) Giúp nhà quản trị dễ dàng tích hợp mô hình dự báo vào giải pháp kinh doanh thông minh. Giải pháp này hoàn toàn có thể ứng dụng vào các doanh nghiệp để theo dõi và dự báo dữ liệu bán hàng.

* Tác giả liên hệ.

Email: datnp.ktl@uel.edu.vn (Nguyễn Phát Đạt), honv@uel.edu.vn (Nguyễn Văn Hồ), thienlb.ktl@uel.edu.vn (Lê Bá Thiên), trangtth.ktl@uel.edu.vn (Trịnh Thu Huyền Trang), anhlam.212107005@st.ueh.edu.vn (Lâm Thị Hoàng Anh).

Trích dẫn bài viết: Nguyễn Phát Đạt, Nguyễn Văn Hồ, Lê Bá Thiên, Trịnh Thị Huyền Trang, & Lâm Thị Hoàng Anh. (2023). Tích hợp Mô hình dự báo vào giải pháp Kinh doanh thông minh: Nghiên cứu trên tập dữ liệu bán lẻ. *Tạp chí Nghiên cứu Kinh tế và Kinh doanh Châu Á*, 34(5), 81–99.

Keywords:

Forecast Model;
Retail Dataset;
Management Information
System;
Support Decision-
making;
Business Intelligence;
Data Analysis.

Abstract

Business Intelligence (BI) is a collection of solutions for collecting, managing, and exploiting data to support decision-making in enterprises. In recent years, this solution is gradually becoming popular and applied by many businesses based on the “accumulation” of data over time. However, current business intelligence solutions are restricted to descriptive statistics, the use of forecasting models are still limited due to the complexity of integration, cost, as well as specialized capacity. subjects related to machine learning models. Since then, this study has formed a solution to integrate predictive models into business intelligence solutions, experimenting on retail data sets, and focusing on small and medium-sized companies to optimize costs and ease. deployment. The results from the study have four main contributions, including (1) Helping administrators to structure, arrange and organize data according to Business Functions; (2) Helping administrators have an overview of the operation of the business from detailed to overview; (3) Helping managers make the right decisions, business strategies, quickly, timely and accurately; (4) Helping administrators easily integrate predictive models into business intelligence solutions. This solution is completely suitable and can be applied to businesses with sales data tracking.

1. Giới thiệu

Cùng với sự phát triển và hội nhập kinh tế - xã hội, các doanh nghiệp bán lẻ cũng ngày càng phát triển và mở rộng quy mô, song song đó, các hoạt động kinh doanh được chuẩn hóa bằng cách áp dụng các hệ thống như: Hoạch định nguồn lực doanh nghiệp (Enterprise Resources Planning – ERP), quản lý chuỗi cung ứng (Supply Chain Management – SCM), quản lý mối quan hệ khách hàng (Customer Relationship Management – CRM)... Những hệ thống này đã giúp doanh nghiệp nâng cao hiệu quả hoạt động kinh doanh, đồng thời tạo ra nguồn dữ liệu dồi dào, đa dạng và sẵn có tại mỗi doanh nghiệp. Tuy nhiên, nếu doanh nghiệp mở rộng quy mô ngày càng lớn thì nhu cầu của nhà quản trị các cấp về việc nắm bắt thông tin, số liệu báo cáo, theo dõi và kiểm soát tình hình hoạt động một cách nhanh nhất có thể với độ trễ báo cáo là thấp nhất, thậm chí tức thời là một vấn đề cấp thiết. Mặt khác, các hệ thống cơ sở dữ liệu truyền thống không thể đáp ứng nhu cầu phân tích tức thời, linh hoạt của người dùng cũng như đưa ra các dự báo không còn chính xác (Gang và cộng sự, 2008). Đo lường kết quả kinh doanh dựa vào kinh nghiệm, cảm tính hay doanh nghiệp không tập trung vào người tiêu dùng đang là những thách thức tồn tại trong các doanh nghiệp, điều này buộc các doanh nghiệp phải khai thác tối đa nguồn thông tin đến từ dữ liệu của doanh nghiệp để hỗ trợ nhà quản trị ra quyết định (Sato & Huang, 2015). Từ đó, triển khai hệ thống kinh doanh thông minh (Business Intelligence – BI, viết tắt là KDTM) là rất cần thiết cho các doanh nghiệp, hệ thống KDTM hỗ trợ rất nhiều trong giám sát hoạt động kinh doanh cũng như hỗ trợ ra quyết định.

Công ty Sapo¹ đã đánh giá hệ thống KDTM mang lại nhiều giá trị cho doanh nghiệp (Sapo, 2021), giúp doanh nghiệp có cái nhìn tổng quan; tối ưu hóa chi phí hoạt động sản xuất kinh doanh, điều hành; phân tích và dự đoán xu hướng thị trường; hỗ trợ doanh nghiệp hoạch định chiến lược, từ đó nâng cao lợi thế cạnh tranh.

Với những lợi ích đó, mục tiêu trọng tâm của doanh nghiệp là tăng lợi nhuận và cải thiện hiệu suất hoạt động cũng sẽ dễ dàng đạt được khi giải pháp KDTM được áp dụng. Mặc dù, KDTM là một giải pháp cao cấp nhưng KDTM không chỉ là giải pháp dành cho doanh nghiệp có quy mô lớn mà còn là giải pháp hỗ trợ ra quyết định cho tất cả các doanh nghiệp ở mọi quy mô và nhiều mô hình doanh nghiệp khác nhau (Phung & Hai, 2019).

Khi áp dụng giải pháp KDTM có tác động tích cực và mối tương quan đáng kể trong việc tăng hiệu suất của doanh nghiệp trong các quy trình tiếp thị và bán hàng, hoạt động quản lý và vận hành, cũng như các quy trình mua hàng, ngoài ra còn giúp những người quản lý có góc nhìn bao quát, rộng hơn để đưa ra quyết định hiệu quả hơn (Vugec và cộng sự, 2020).

Trong doanh nghiệp, mỗi hành động thao tác của người dùng trên phần mềm sẽ tạo ra các dữ liệu tương ứng với nghiệp vụ thực hiện. Ví dụ: Tạo “phiếu bán hàng” hàng hóa sẽ tạo ra các thông tin về khách hàng, sản phẩm, số lượng, ngày mua, ngày giao hàng, phương thức thanh toán... Nếu khai thác tốt nguồn dữ liệu này sẽ đem lại lợi thế cạnh tranh rất lớn cho doanh nghiệp. Hơn thế nữa, đối với các doanh nghiệp thương mại điện tử thì thông qua dữ liệu lịch sử mua hàng kết hợp với dữ liệu lịch sử truy cập, sử dụng Internet của người dùng thì doanh nghiệp có thể khám phá hành vi của khách hàng (Castelo-Branco và cộng sự, 2020).

Hệ thống KDTM không chỉ phục vụ các chủ doanh nghiệp, lãnh đạo phòng ban quản lý, giám sát “sức khỏe” của công ty. Hệ thống KDTM còn giúp cả những người trực tiếp tham gia vào đội ngũ vận hành chuỗi cung ứng, vận tải của doanh nghiệp, bao gồm nhiều quy trình như: Mua hàng hóa, quản lý tồn kho và các hoạt động giám sát vận tải hàng ngày (Wang và cộng sự, 2016) của một công ty phân phối trong lĩnh vực bán lẻ.

Sự gia tăng toàn cầu hóa, cạnh tranh khốc liệt của thị trường và những thay đổi với tốc độ chóng mặt của nhu cầu từ người dùng trong thời đại công nghệ số làm cho doanh nghiệp phải đối mặt với những thách thức và cơ hội mới. Để tồn tại và phát triển, mỗi doanh nghiệp cần phải có những cuộc cải cách hợp lý, kịp thời. Do vậy, nghiên cứu này sẽ đề xuất giải pháp KDTM, đặc biệt ở khía cạnh phân tích và dự báo giúp doanh nghiệp bán lẻ có thể nắm rõ hơn tình hình hoạt động kinh doanh của mình cũng như khả năng dự báo nhu cầu của khách hàng nhằm điều chỉnh chiến lược bán hàng và marketing hợp lý giúp tăng doanh số và sự hài lòng của khách hàng. Ngoài ra, dự báo xu hướng và cơ hội mới trong tương lai giúp doanh nghiệp bán lẻ đưa ra được chiến lược phù hợp nhằm đánh bại đối thủ trong cùng lĩnh vực. Tính mới của nghiên cứu là khả năng tích hợp dễ dàng mô hình dự báo vào giải pháp kinh doanh thông minh dựa trên công cụ Tableau².

Nội dung bài nghiên cứu gồm 5 phần: (1) Giới thiệu tổng quan về đề tài; (2) Cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu liên quan; (3) Phương pháp nghiên cứu; (4) Kết quả nghiên cứu; và (5) Kết luận và hướng phát triển.

¹ Sapo: Nền tảng quản lý và bán hàng đa kênh. Tham khảo tại <https://www.sapo.vn>

² Tableau là phần mềm của công ty Tableau, phần mềm này hỗ trợ doanh nghiệp ứng dụng giải pháp KDTM.

2. Cơ sở lý thuyết và các nghiên cứu liên quan

2.1. Kinh doanh thông minh

Theo Elena (2011), thuật ngữ kinh doanh thông minh được sử dụng lần đầu tiên bởi Dresner vào năm 1898 và ông là một nghiên cứu viên tại tập đoàn Gartner. KDTM kết hợp các sản phẩm, công nghệ và các phương pháp để tổ chức các thông tin chính mà quản lý cần để cải thiện lợi nhuận và hiệu suất.

Giải pháp KDTM mang lại cho doanh nghiệp một số lợi ích như sau (Nguyễn Thị Thu Phương & Hồ Trung Thành, 2020): Cắt giảm chi phí nhân công, giảm thiểu tắc nghẽn thông tin, dữ liệu khả năng thực thi, hướng doanh nghiệp đến mục tiêu kinh doanh.

2.2. Giải pháp kinh doanh thông minh ứng dụng trong một số lĩnh vực

Giải pháp KDTM đã được nghiên cứu và ứng dụng ở nhiều doanh nghiệp trên nhiều lĩnh vực khác nhau. Tutunea và Rus (2012) cho rằng để các doanh nghiệp phát triển nhanh và mạnh, họ bắt buộc phải quản lý được hoạt động kinh doanh của mình, sử dụng tất cả các nguồn lực một cách hiệu quả, đặc biệt là lĩnh vực khai thác thông tin. Nghiên cứu của Isik và cộng sự (2011) đã chỉ ra rằng KDTM đã trở thành ưu tiên hàng đầu của nhiều tổ chức để cải thiện quá trình ra quyết định của họ. Castelo-Branco và cộng sự (2020) trong nghiên cứu liên quan đến lĩnh vực bán lẻ đã sử dụng phương pháp khai phá dữ liệu tích hợp vào giải pháp KDTM để hỗ trợ giám sát hoạt động kinh doanh của doanh nghiệp.

Phung và Hai (2019) đã xác định các yếu tố ảnh hưởng đến sự sẵn sàng triển khai hệ thống KDTM tại các doanh nghiệp đã sử dụng hệ thống hoạch định nguồn lực doanh nghiệp. Từ đó, đề xuất một số giải pháp để gia tăng mức độ sẵn sàng và làm cơ sở để hỗ trợ tốt hơn cho các doanh nghiệp chuẩn bị triển khai hệ thống KDTM trong tương lai. Phung và Hai (2019) đã tiến hành khảo sát những người tham gia vào quá trình triển khai và sử dụng hệ thống hoạch định nguồn lực doanh nghiệp tại các doanh nghiệp trên địa bàn TP.HCM. Nghiên cứu sử dụng kết hợp phương pháp định tính và định lượng thực nghiệm, kết quả nghiên cứu thực nghiệm cho thấy các yếu tố sẵn sàng mà các doanh nghiệp cần chú trọng khi triển khai hệ thống KDTM là: (1) Tổ chức, (2) công nghệ, (3) quy trình, và (4) con người.

Gần đây, Nguyễn Thị Thu Phương và Hồ Trung Thành (2020) đã nghiên cứu và đề xuất giải pháp KDTM trong lĩnh vực kế toán quản trị, xây dựng giải pháp hệ quản trị thông minh hỗ trợ ra quyết định trong kế toán quản trị tại Công ty GS³ thông qua việc phân tích các KPI (Key Performance Indicator) và trực quan hóa kết quả phân tích bằng Dashboard (Bảng điều khiển thông minh).

Nghiên cứu của Phung và Hai (2019), Nguyễn Thị Thu Phương và Hồ Trung Thành (2020) đã cung cấp góc nhìn tổng quan về hiện trạng giải pháp KDTM tại Việt Nam. Tuy nhiên, hai nghiên cứu trên chưa đề cập đến các mô hình dự báo. Dự báo là cấu phần có tác động cao đến hiệu suất của các quy trình trong quản lý chuỗi cung ứng bán lẻ, là đầu vào quan trọng cho tổ chức doanh nghiệp trong việc đưa ra quyết định ở các quy trình mua hàng, bán hàng/sản xuất và cũng như tài chính, kế toán,

³ Công ty GS: Hoạt động trong lĩnh vực xây dựng công trình, xây dựng dân dụng, công nghệ, môi trường, dầu khí và nhiều lĩnh vực khác. Tham khảo tại <http://gsenc.vn/>

và đặc biệt là thiết lập kế hoạch phân phối hàng hóa tới từng khu vực, tỉnh thành và quốc gia (Fildes và cộng sự, 2022). Việc thiếu kế hoạch phân phối dẫn tới không đủ nguồn cung hàng hóa cũng gây ra tổn thất chi phí cơ hội cho tổ chức và làm khách hàng thất vọng khi hàng hóa thiếu sự sẵn sàng (Ghadge và cộng sự, 2021).

Hiện nay, thời đại công nghiệp 4.0 là kỷ nguyên giúp doanh nghiệp gia tăng cơ hội được tiếp cận với các cơ sở dữ liệu. Các doanh nghiệp lớn có đủ nguồn lực và cơ hội để nắm bắt và tận dụng trí tuệ nhân tạo, phân tích kinh doanh vào quy trình cải thiện hiệu quả hoạt động kinh doanh của họ. Tuy nhiên, có rất ít nghiên cứu tập trung vào tác động của giải pháp KDTM và phân tích dữ liệu tập trung vào doanh nghiệp vừa và nhỏ (Bordeleau và cộng sự, 2020). Nghiên cứu của Bordeleau và cộng sự (2020) cũng cho thấy những tổ chức này không đủ nguồn lực và khả năng để xây dựng một hệ thống thông tin hoàn thiện cũng như nghiên cứu đưa ra dự báo.

2.3. Dự báo chuỗi thời gian bằng phương pháp phân tích

Dự báo là một vấn đề quan trọng trong nhiều lĩnh vực như: Kinh doanh, công nghiệp, chính phủ, kinh tế, khoa học môi trường, y học, khoa học xã hội, chính trị, và tài chính. Hầu hết các dự báo đều được liên kết với chuỗi thời gian (Montgomery và cộng sự, 2015). Dữ liệu chuỗi thời gian là chuỗi bao gồm các quan sát được thu thập của một đối tượng tại các mốc thời gian cách đều nhau (Nguyễn Quang Dong & Nguyễn Thị Minh, 2015), có thể hiểu chuỗi thời gian là một tập hợp các giá trị định kỳ được ghi nhận theo thời gian. Một số ví dụ về dữ liệu chuỗi thời gian như: Giá cổ phiếu theo ngày, tỷ lệ thất nghiệp theo năm hay theo quý, tổng sản phẩm nội... Dự đoán chuỗi thời gian là quá trình sử dụng dữ liệu lịch sử để ước tính giá trị tương lai trong chuỗi thời gian. Các phương pháp dự đoán chuỗi thời gian đều sử dụng thông tin trong quá khứ để hiểu và dự đoán tương lai. Cụ thể, trên cơ sở các phân tích dữ liệu chuỗi thời gian thể hiện qua các mối quan hệ tương quan với nhau, thông thường những dữ liệu quá khứ gần có ảnh hưởng nhiều nhất tới hiện tại và tương lai (Wooldridge, 2015). Dữ liệu chuỗi thời gian có bốn đặc trưng (Chatfield, 1996) cần được nghiên cứu bao gồm: (1) Tính xu thế, (2) tính mùa vụ, (3) tính chu kỳ, và (4) tính ngẫu nhiên.

Trong bốn thành phần của dữ liệu chuỗi thời gian thì các mô hình dự báo chỉ có thể tìm ra thành phần xu thế và mùa vụ, bởi đối với thành phần chu kỳ đòi hỏi dữ liệu đủ lớn (thông thường cần hơn 30 năm), còn các dao động bất thường thì không thể nào dự báo trước được (Nguyễn Trọng Hoài và cộng sự, 2009). Hiện nay có rất nhiều mô hình dự đoán khác nhau như: Mô hình nhân tính, mô hình cộng tính, mô hình cây quyết định, mô hình mạng neuron... Nhóm nghiên cứu gợi ý thực hiện bốn bước sau đây để có thể lựa chọn được mô hình dự đoán tối ưu nhất: (1) Phân tích và tiền xử lý dữ liệu, (2) chọn mô hình, (3) tinh chỉnh tham số, và (4) đánh giá mô hình. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả cần xem xét tác động và mối liên quan của thành phần này đối với biến dự báo, hai mô hình thể hiện mối quan hệ này là mô hình nhân tính (Multiplicative Components Model) và mô hình cộng tính (Additive Components Model) (Nguyễn Trọng Hoài và cộng sự, 2009). Mô hình cộng tính phù hợp với dữ liệu chuỗi thời gian có sự biến động ổn định, mô hình nhân tính phù hợp với dữ liệu có sự biến động tăng theo thời gian. Việc kỳ vọng doanh nghiệp luôn duy trì tốc độ phát triển ổn định và bền vững là điều mà các nhà quản trị quan tâm, đặc biệt doanh nghiệp trong lĩnh vực bán lẻ. Do đó, việc sử dụng hai mô hình này để dự báo doanh số bán hàng là phù hợp.

Mô hình nhân tính (Nguyễn Trọng Hoài và cộng sự, 2009):

$$Y_t = f(T_t, S_t, C_t, I_t) = T_t \times S_t \times C_t \times I_t \quad (1)$$

Mô hình cộng tính (Nguyễn Trọng Hoài và cộng sự, 2009):

$$Y_t = f(T_t, S_t, C_t, I_t) = T_t + S_t + C_t + I_t \quad (2)$$

Trong đó: T_t : Thành phần biến động xu thế; S_t : Thành phần biến động mùa vụ; C_t : Thành phần biến động chu kỳ; I_t : Thành phần biến động bất thường.

Tiếp theo, chúng ta cần quan tâm đến sai số dự báo, là giá trị chênh lệch giữa giá trị thực tế và giá trị dự báo, giá trị sai số càng nhỏ chứng tỏ độ chính xác và phù hợp của mô hình càng cao. Công thức tính sai số như sau:

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (3)$$

Trong đó: e_t : Giá trị sai số dự báo tại thời điểm t ; Y_t : Giá trị quan sát tại thời điểm t ; $\hat{Y}_t$: Giá trị dự báo tại thời điểm t .

Để đánh giá giá trị sai số này trên toàn bộ giá trị dự báo có thể sử dụng các chỉ số đo lường độ chính xác dự báo bằng thống kê gồm: Sai số trung bình (Mean Error – ME), độ lớn trung bình của các lỗi (Mean Absolute Error – MAE), phần trăm sai số trung bình tuyệt đối (Mean Absolute Percentage Error – MAPE), sai số bình phương trung bình (Mean Squared Error – MSE), lỗi trung bình bình phương gốc (Root Mean Squared Error – RMSE).

- *MAE*: Là một tiêu chí rất tốt để đo lường độ chính xác của dự báo với kết quả trả về là giá trị sai số trung bình trên tổng mẫu quan sát. Phù hợp để thể hiện với dữ liệu để có các giá trị ngoại lai vì sử dụng giá trị tuyệt đối.

Trong đó, n : Giá trị số mẫu quan sát (Observations):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |e_t| \quad (4)$$

- *MAPE*: Là tổng giá trị tuyệt đối của sai số chia cho giá trị thực tế và chia cho số mẫu quan sát. Cũng giống như MAE nhưng đi theo đơn vị phần trăm, nhờ đó, MAPE giúp chúng ta dễ dàng giải thích độ chính xác của thuật toán vì nó đi theo tỷ lệ giúp người nghe dễ hình dung hơn.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|e_t|}{Y_t} \quad (5)$$

- *RMSE*: Được định nghĩa là căn bậc hai của sai số bình phương trung bình. Nhiều thuật toán sử dụng MSE vì nó tính toán nhanh hơn và dễ thao tác hơn RMSE. Nhưng nó không được chia tỷ lệ số mẫu quan sát, dẫn đến chỉ số MSE không đủ để liên hệ với số lượng mẫu dự báo.

$$MRSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum e_t^2} \quad (6)$$

- *MSE*: Nhiều thuật toán sử dụng MSE vì nó tính toán nhanh hơn và dễ thao tác hơn RMSE. Nhưng nó không được chia tỷ lệ thành lỗi ban đầu (vì lỗi được bình phương lên).

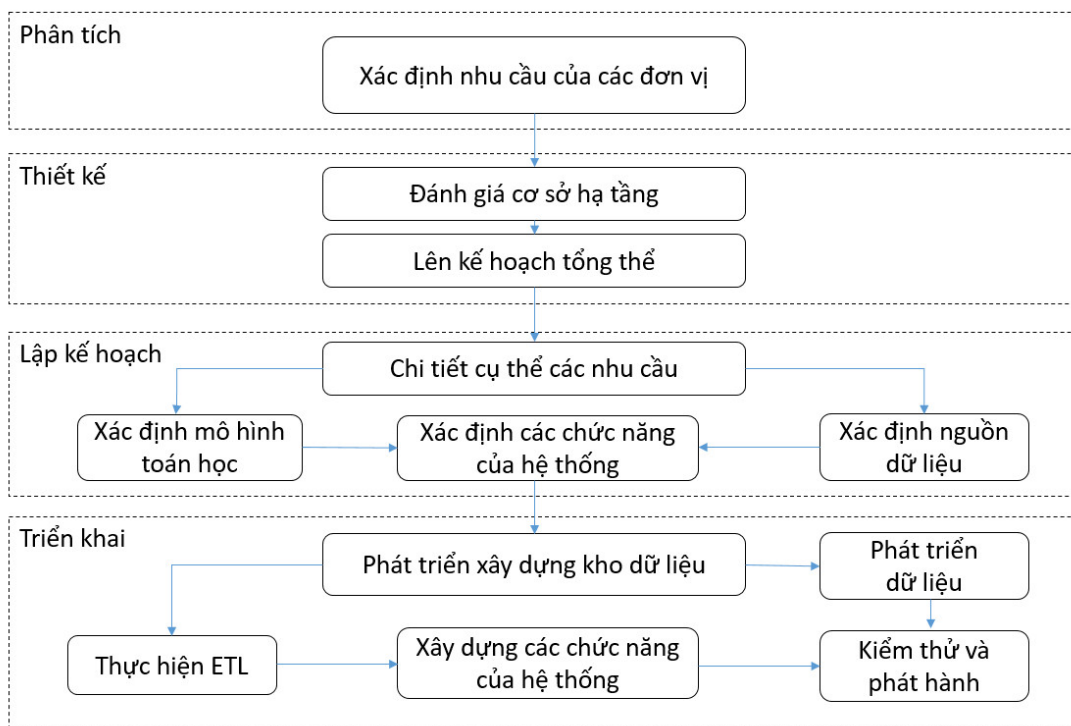
$$MSE = \frac{1}{n} \sum e_t^2 \quad (7)$$

Nghiên cứu này sẽ sử dụng cả 4 tiêu chí trên để đo lường độ chính xác của mô hình dự báo, dựa trên sự hỗ trợ của công cụ Tableau để xác định được mô hình tối ưu.

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Quy trình xây dựng giải pháp

Quy trình thực hiện giải pháp KDTM theo đề xuất của Vercellis (2009) như Hình 1 dưới đây.



Hình 1. Quy trình thực hiện giải pháp Kinh doanh thông minh⁴

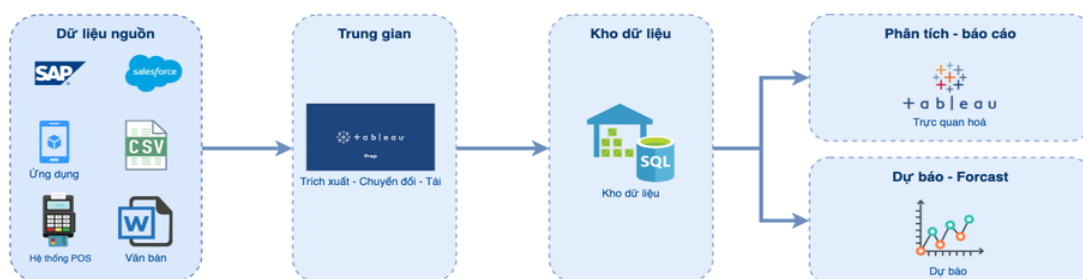
Nguồn: Vercellis (2009).

Dễ dàng nhận thấy quy trình bao gồm các bước chính: (1) Phân tích: Giai đoạn xác định nhu cầu, mong đợi của doanh nghiệp đối với giải pháp KDTM sắp được xây dựng; (2) Thiết kế: Giai đoạn thiết kế gồm hai giai đoạn phụ là: Đánh giá cơ sở hạ tầng thông tin, và lên kế hoạch tổng thể nhằm tạo ra một kế hoạch tạm thời để xây dựng kiến trúc KDTM tổng thể; (3) Lập kế hoạch: Giai đoạn lập kế hoạch bao gồm nhiều giai đoạn nhỏ, đầu tiên là đi vào chi tiết hơn các yêu cầu của hệ thống, đặc tả các chức năng cụ thể của hệ thống KDTM. Sau đó, từ việc đánh giá dữ liệu hiện có, đánh giá quá trình truy xuất dữ liệu. Điều này cho phép thiết kế các kho dữ liệu (Data Warehouse – DW), kho dữ liệu theo chủ đề (Data Mart – DM), là thành phần chính của một hệ thống KDTM. Đồng thời, với việc nhận dạng dữ liệu có sẵn, chúng ta cần xác định các mô hình toán học, đảm bảo tính sẵn có của dữ liệu cần cung cấp cho từng mô hình và xác minh rằng hiệu quả của các thuật toán được sử dụng

⁴ ETL là tên viết tắt của từ Extract, Transform và Load. ETL là quá trình trích xuất, chuyển đổi và tải dữ liệu vào một kho dữ liệu.

sẽ phù hợp với độ phức tạp của các vấn đề. Một số yếu tố ảnh hưởng đến việc lựa chọn mô hình như: Chiều thời gian, các biến quyết định, tiêu chí đánh giá, các tham số, và các mối quan hệ toán học. Cuối cùng, tạo ra một bản chạy thử của hệ thống, với chi phí thấp và khả năng hạn chế, nhằm phát hiện ra bất kỳ sự khác biệt nào giữa nhu cầu thực tế và thông số kỹ thuật của dự án; (4) Thực hiện giải pháp và kiểm soát: Thực thi giải pháp và hệ thống được phát hành để thử nghiệm thực tế và đi vào sử dụng. Việc tập huấn và hướng dẫn người dùng sử dụng hệ thống là rất quan trọng, phải đảm bảo người dùng hiểu được các tính năng của hệ thống.

3.2. Đề xuất mô hình



Hình 2. Mô hình đề xuất

Mô hình đề xuất triển khai giải pháp KDTM ở Hình 2 bao gồm bốn giai đoạn: (1) Dữ liệu nguồn, (2) trung gian, (3) kho dữ liệu, (4) phân tích báo cáo - dự báo. Dữ liệu nguồn có thể từ nhiều nguồn khác như: Hệ thống xử lý giao dịch, hệ thống bán hàng, file excel, file... Trong phạm vi nghiên cứu, dữ liệu nguồn được sử dụng là tập dữ liệu “Super Store”⁵, nghiên cứu thu thập từ nền tảng Kaggle. Sau đó, sử dụng công cụ Tableau Prep Builder để tiến hành trích xuất, chuyển đổi và tải dữ liệu, xây dựng kho dữ liệu theo lược đồ hình sao và lưu trữ dữ liệu dưới dạng tập tin .hyper (một loại tập tin của công cụ Tableau, hỗ trợ lưu trữ dữ liệu, không cần thông qua cơ sở dữ liệu). Cuối cùng, nhóm tác giả sử dụng công cụ Tableau Desktop để thực hiện xây dựng trực quan các báo cáo và dự báo doanh thu dựa trên nền tảng Tableau. Việc sử dụng nền tảng Tableau giúp doanh nghiệp tối ưu hóa chi phí, dễ dàng tiếp cận và triển khai.

Với mô hình đề xuất ở Hình 2, sau khi triển khai thành công, doanh nghiệp sẽ có một hệ thống báo cáo KDTM giúp doanh nghiệp có thể theo dõi và giám sát kết quả hoạt động kinh doanh, theo dõi và giám sát “tình hình sức khỏe” của doanh nghiệp một cách kịp thời, rõ ràng. Từ đó, các nhà quản lý có thể đưa ra các quyết định kinh doanh nhanh chóng và kịp thời điểm. Tiếp theo, dựa trên mô hình dự báo, doanh nghiệp có thể sẵn sàng được lượng hàng tồn kho, lên chiến lược kinh doanh phù hợp hơn.

3.3. Thực hiện giải pháp

3.3.1. Dữ liệu nguồn

Nguồn dữ liệu thực nghiệm được lấy từ tập dữ liệu Super Store. Dữ liệu này mô phỏng nghiệp vụ phát sinh và yêu cầu của người dùng tại doanh nghiệp trong lĩnh vực bán lẻ. Dữ liệu bao gồm các

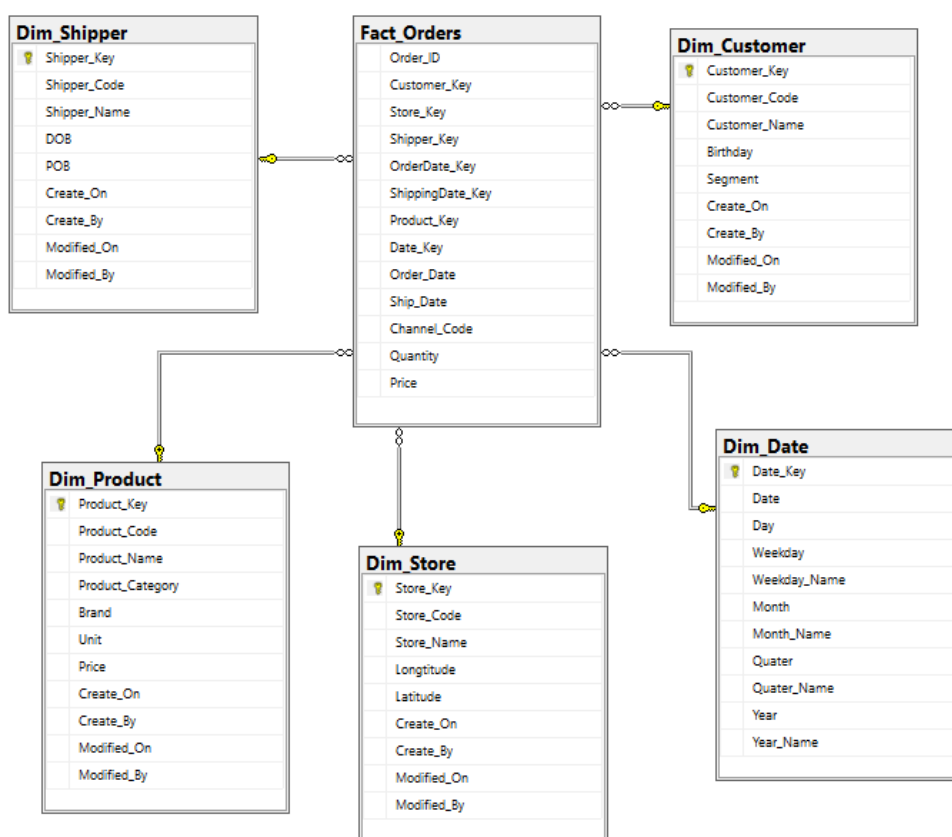
⁵ Tham khảo thêm từ <https://www.kaggle.com/datasets/bravehart101/sample-supermarket-dataset>

bảng: Sản phẩm (Product), Cửa hàng (Store), Khách hàng (Customer), Giao hàng (Shippers), Đơn hàng (Orders).

3.3.2. Thiết kế kho dữ liệu

Thông qua việc tham gia tư vấn, xây dựng triển khai một số dự án KDTM tại các doanh nghiệp bán lẻ, nhóm tác giả nhận thấy các cấp lãnh đạo và nhà quản lý thường quan tâm các số liệu liên quan như: Doanh số, lợi nhuận, số đơn hàng, doanh thu theo các chiều phân tích như: thời gian, nhóm sản phẩm, nhóm khách hàng, cửa hàng... Đây là những thông tin hoàn toàn có thể trích xuất từ tập dữ liệu Super Store mà nghiên cứu đang sử dụng.

Nghiên cứu đề xuất mô hình kho dữ liệu tiếp cận theo lược đồ hình sao (Star Schema) (Hình 3) gồm một bảng sự kiện (Fact Table – Fact) và các bảng chiều (Dimension Tables – Dim).

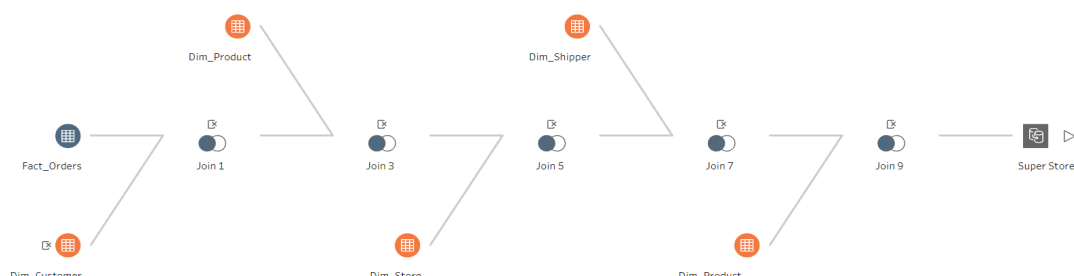


Hình 3. Mô hình kho dữ liệu theo lược đồ hình sao

3.3.3. Chuyển đổi dữ liệu

Sau khi thiết kế cấu trúc lưu trữ của kho dữ liệu và trích xuất dữ liệu từ hệ thống nguồn, ta cần chuẩn hóa và thiết lập tiến trình thực hiện quá trình chuyển dữ liệu nguồn vào kho dữ liệu. Để chuyển hóa từ các bảng nguồn sang một kho dữ liệu theo chủ đề hoàn chỉnh, ta sử dụng công cụ Tableau Prep Builder để thực nghiệm (Tableau Prep Builder là công cụ dùng để thực hiện chuyển đổi dữ liệu do Tableau xây dựng). Trong khuôn khổ giới hạn, nghiên cứu chỉ trình bày quy trình chung thực hiện trích xuất, chuyển đổi và tải dữ liệu (Extract, Transform, Load – ETL) vào kho dữ liệu. Quy trình

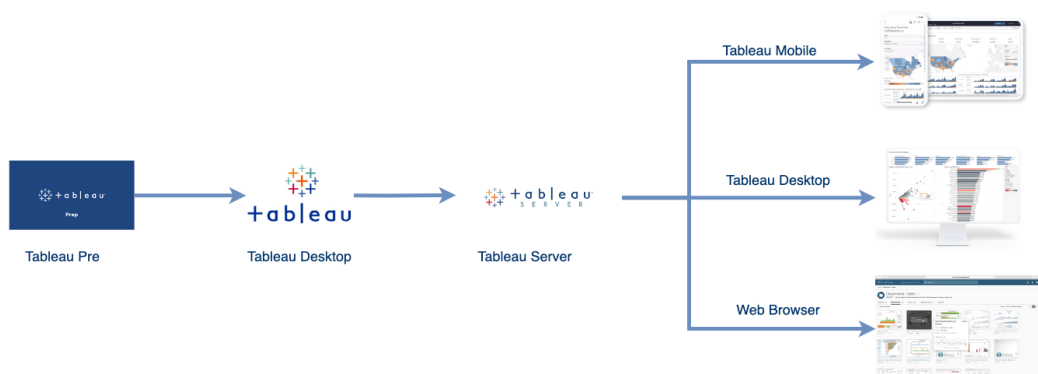
ETL ở Hình 4 sẽ được thực hiện tuần tự từ trên xuống dưới, từ trái qua phải. Các bảng Dim sẽ lần lượt được đổ dữ liệu trước và thứ tự ưu tiên dựa trên quan hệ ràng buộc giữa các bảng (trong một mối quan hệ 1 – n thì Bảng 1 sẽ được đổ dữ liệu trước). Các bảng Fact cũng lần lượt được đổ dữ liệu sau khi hoàn chỉnh dữ liệu của các bảng Dim liên quan.



Hình 4. Quy trình thực hiện Trích xuất - Chuyển đổi - Tải dữ liệu

3.3.4. Xây dựng các báo cáo

Sau khi ETL thành công, dữ liệu được làm “sạch”, tinh chỉnh và được tích hợp vào hệ thống phân tích và trực quan dữ liệu. Nghiên cứu này đề xuất sử dụng công cụ Tableau để xây dựng báo cáo và trực quan hóa dữ liệu. Nghiên cứu sử dụng Tableau Desktop (Tableau Desktop là công cụ cho phép viết mã, sửa đổi các báo cáo và có thể tạo biểu đồ, đồ thị và báo cáo, và kết hợp chúng thành một trang tổng quan) kết nối vào tập tin Super_Store.hyper – là kết quả của quá trình ETL để xây dựng báo cáo theo yêu cầu quản lý và nhu cầu người dùng. Tiếp theo, sử dụng Tableau Online/Tableau Server (Tableau Online/Tableau Server là một công cụ chia sẻ, cho phép xuất bản dữ liệu và không có giới hạn về số lượng lưu trữ) để triển khai báo cáo, người dùng có thể sử dụng điện thoại di động, máy tính bảng, trình duyệt web, máy tính cá nhân để truy cập và sử dụng các báo cáo đã xây dựng. Cụ thể, quy trình xây dựng và triển khai báo cáo được minh họa tại Hình 5.



Hình 5. Quy trình xây dựng và triển khai báo cáo

Như vậy, từ các báo cáo đã xây dựng sẵn, người dùng có thể truy cập từ nhiều thiết bị khác nhau (điện thoại di động, máy tính bảng, trình duyệt web hay máy tính cá nhân). Bên cạnh đó, người dùng có thể tự tạo lập các báo cáo, phân tích theo nhu cầu (Self-Service) dựa trên mô hình dữ liệu (Data Model) đã được chuẩn hóa và cài đặt có trên Tableau Server, đây là điểm mạnh của công cụ Tableau, giúp người dùng có thể nắm bắt thông tin và tự phân tích một cách dễ dàng và nhanh chóng, điều này đặc biệt có ý nghĩa thiết thực hơn tại các thời điểm quan trọng, cấp bách đối với doanh nghiệp.

3.3.5. Mô hình dự báo

Nghiên cứu sử dụng công cụ Tableau để thực nghiệm mô hình dự báo, sau đó so sánh các chỉ số đo lường sai số dự báo để tìm ra mô hình phù hợp, từ đó chọn kết quả dự báo.

Hiện nay có nhiều công thức để đo lường độ chính xác của dự báo, mỗi công thức tính toán đều có những ưu điểm nổi bật phù hợp với đặc trưng của bộ dữ liệu thực nghiệm như các chỉ số: MAE, MAPE, MSE, RMSE có thể dùng để so sánh kết quả dự báo của các mô hình khác nhau (Nguyễn Trọng Hoài và cộng sự, 2009).

Giả sử hiện tại là tháng 12/2021, chúng ta cần dự báo cho ba tháng tiếp theo để chủ động trong kế hoạch kinh doanh cũng như chuẩn bị nguồn hàng, nhân công, dòng tiền... Như đã nói ở trên, nghiên cứu sử dụng công cụ Tableau để tiến hành thực nghiệm, điều này mang đến nhiều tiện lợi cho người dùng nếu như bị hạn chế về mặt toán học hoặc lập trình, người dùng chỉ cần hiểu các tính năng sẵn có để có thể tìm ra mô hình phù hợp nhất. Mô hình dự báo thực nghiệm sẽ tập trung phân tích yếu tố mùa vụ và yếu tố xu thế với mô hình nhân tính và mô hình cộng tính, cụ thể:

Bảng 1.

Các mô hình dự báo

Số thứ tự	Cấp độ	Xu hướng	Mùa
1	A	N	N
2	A	A	N
3	A	A	A
4	A	N	A
5	M	N	M
6	M	A	M
7	M	M	M
8	M	M	N

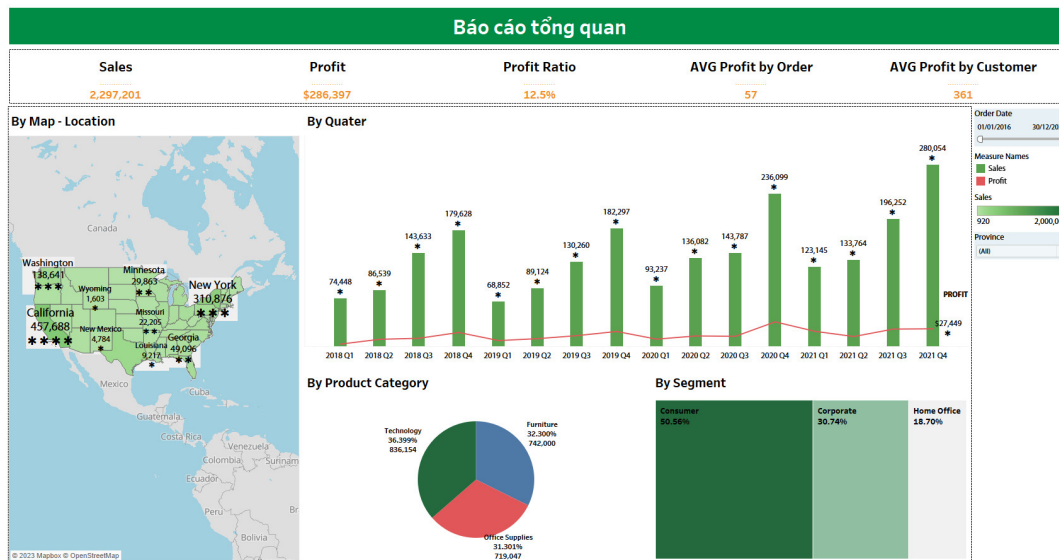
Ghi chú: A: Additive (Cộng tính); M: Multiplicative (Nhân tính); N: None (Không xem xét tác động).

Kết quả dự báo bao gồm dự báo điểm và dự báo khoảng dựa vào miền mật độ xác suất cao nhất $(1 - \alpha)$ với các xác suất lần lượt là 90%, 95% và 99%. Từ kết quả thực nghiệm 8 mô hình dự báo, nghiên cứu sử dụng các chỉ số MAPE, MSE, MAE, RMSE để so sánh kết quả ước lượng dự báo, mô hình nào có các chỉ số đo lường dự báo nhỏ chứng tỏ mô hình dự báo đó tối ưu hơn. Ngoài ra, còn có chỉ số về Ước tính sai số dự đoán (Akaike Information Criterion – AIC).

4. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

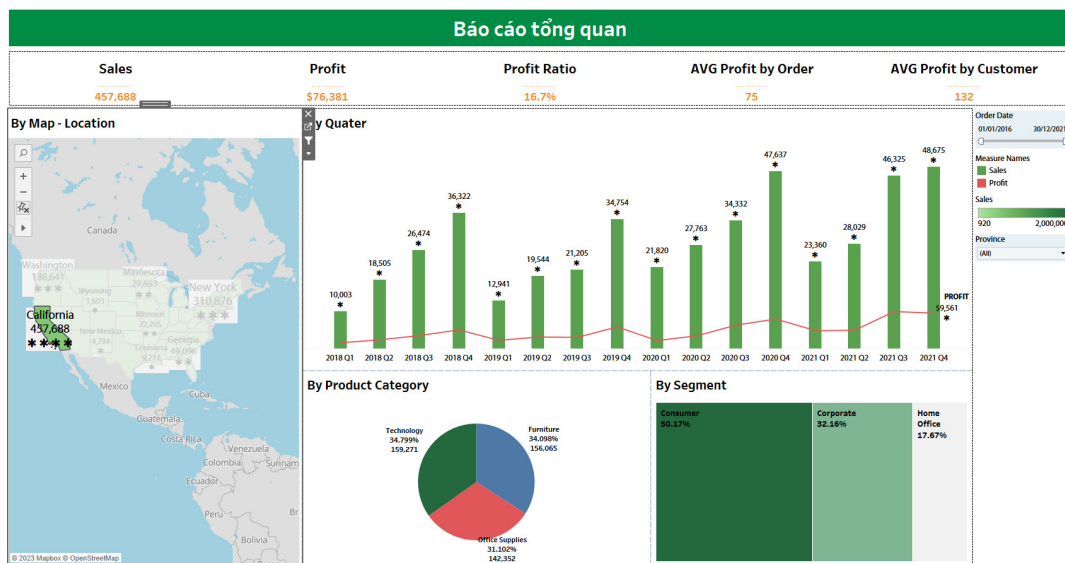
Từ mô hình đề xuất ở mục 3, nghiên cứu sẽ thực nghiệm mô hình và xây dựng một số báo cáo mẫu trên công cụ Tableau. Báo cáo cần đáp ứng được tiêu chí giúp nắm bắt được thông tin, kết quả hoạt động kinh doanh của người dùng ở cấp độ nhân viên và nhà quản lý, bộ báo cáo bao gồm: (1) Báo cáo tổng quan: Báo cáo cung cấp thông tin tổng quan về hoạt động kinh doanh, lợi nhuận, tỷ suất sinh lời theo các chiều phân tích khác nhau như: nhóm hàng, phân khúc khách hàng, tỉnh thành; (2)

Báo cáo chi tiết: Báo cáo cung cấp thông tin tổng quan - chi tiết về kết quả kinh doanh theo ngày/tuần/tháng của từng vùng, từng tỉnh thành... Bên cạnh đó, có các so sánh cùng kỳ để giúp người dùng thuận tiện giám sát hoạt động kinh doanh như: So sánh với ngày hôm trước, so sánh với tuần trước, so sánh với tháng trước.



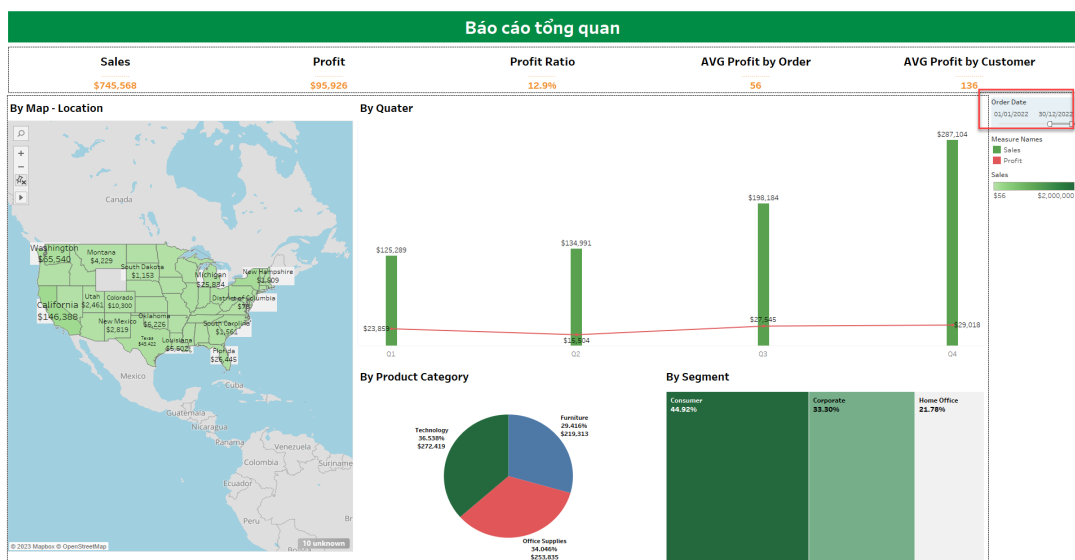
Hình 6. Báo cáo theo dõi hoạt động kinh doanh tổng quan

Với Dashboard tổng quan trên Hình 6, cho phép người dùng chọn khoảng thời gian (từ ngày 01/01/2016 đến ngày 30/12/2022) để có theo dõi được các chỉ số tổng quan về hoạt động của doanh nghiệp như: Doanh thu, lợi nhuận, tỷ suất sinh lời, lợi nhuận trung bình trên mỗi đơn hàng hoặc trên mỗi khách hàng. Ngoài ra, thông qua biểu đồ kết hợp, thì doanh thu và lợi nhuận cũng được thống kê theo quý trong khoảng thời gian lựa chọn tương ứng với cột (xanh lá – ký hiệu “*”) và đường (đỏ), có thể thấy doanh thu và lợi nhuận có sự tương quan. Với biểu đồ tròn, doanh thu được thống kê theo nhóm sản phẩm và tỷ lệ doanh thu cũng tương đối ngang nhau với sự dẫn đầu là nhóm sản phẩm về công nghệ khoảng 36% và doanh thu khoảng \$840.000. Cũng trên Dashboard tổng quan, biểu đồ Treemap (Là một dạng biểu đồ biểu diễn dữ liệu thành các hình chữ nhật, kích thước của mỗi hình chữ nhật thể hiện độ lớn của đối tượng) thể hiện doanh thu theo Phân khúc khách hàng (Segment), và với thông tin trên Dashboard, thì doanh thu đến từ khách hàng đang chiếm hơn 50%, tiếp đến là từ công ty và văn phòng lần lượt là 30,77% và 18,92%. Cuối cùng nhưng không kém phần quan trọng, doanh thu được thể hiện trên bản đồ theo từng tiểu bang theo các mảng màu xanh lá nhạt (ký hiệu “*”) đến xanh lá đậm (ký hiệu “****”) tương ứng với doanh thu thấp đến cao. Ngoài ra, khi di chuột qua các tiểu bang trên bản đồ, doanh thu và lợi nhuận sẽ được thể hiện. Ví dụ nhìn vào bản đồ, dựa vào màu sắc thì tiểu bang California (màu xanh đậm nhất – ký hiệu “****”) đang có doanh thu cao nhất là \$457.688, lợi nhuận là \$76.381.



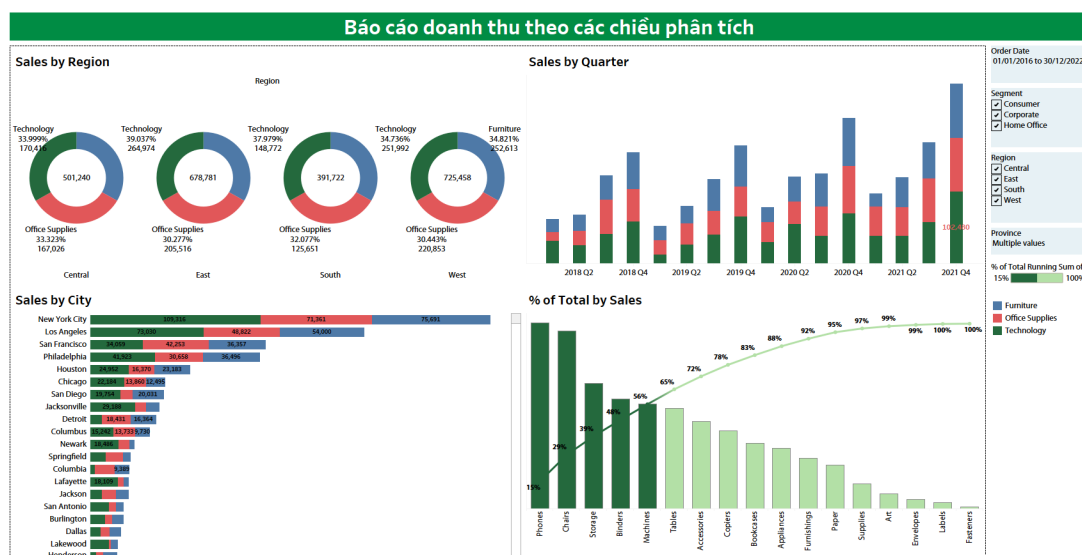
Hình 7. Báo cáo theo dõi hoạt động kinh doanh tổng quan theo California

Ở Hình 7, Dashboard tổng quan này cũng cho phép người dùng có thể phân tích sâu hơn về những thông tin được hiển thị trên Dashboard, bằng cách nhấp chuột vào thông tin hiển thị mà người dùng muốn tìm hiểu chi tiết thêm. Ví dụ, khi chọn vào tiểu bang California, toàn bộ thông tin trên Dashboard sẽ được tự động trích lọc, tính toán dựa trên dữ liệu cùng vùng California. Nhờ đó, người dùng dễ dàng tùy chỉnh thay đổi để phù hợp với nhu cầu theo dõi hoặc phân tích cá nhân.



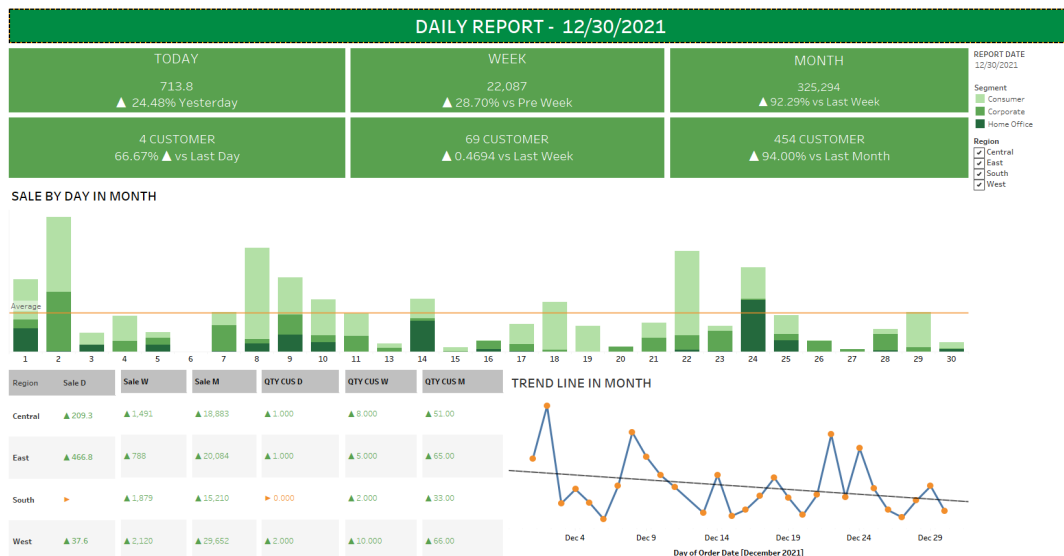
Hình 8. Báo cáo theo dõi hoạt động kinh doanh tổng quan theo khoảng thời gian

Như đã chia sẻ ở Hình 6 thì Dashboard cho phép chọn khoảng thời gian để giới hạn về dữ liệu được tính toán và thể hiện trên từng biểu đồ trên Dashboard. Hình 8 là một ví dụ khi thời gian được giới hạn từ ngày 01/01/2022 đến ngày 30/12/2022 và tất cả thông tin được thể hiện trên Dashboard thuộc về khoảng thời gian đã chọn.



Hình 9. Báo cáo doanh thu theo các chiều phân tích

Với Dashboard được thể hiện ở Hình 9, đây là báo cáo doanh thu theo các chiều phân tích như: Vùng (Region), quý (Quarter), thành phố (City), và sản phẩm. Ở biểu đồ vành khuyên bị cắt (hay còn gọi là biểu đồ bánh Donut, biểu diễn mối quan hệ giữa các phần với tổng số, nơi mà tất cả các mảnh ghép lại được tổng 100%) thể hiện % doanh thu phân bổ theo ba nhóm sản phẩm (Công nghệ, văn phòng phẩm, và nội thất), theo bốn vùng (Trung tâm – Central, phía đông – East, phía tây – West, và phía nam – South). Với biểu đồ cột chồng đứng (Sales by Quarter), thì tổng doanh thu của ba nhóm sản phẩm (Công nghệ, văn phòng phẩm, và nội thất) sẽ được thống kê theo quý. Biểu đồ cột chồng ngang (Sales by City) tương tự giống với biểu đồ Sales by Quarter, tuy nhiên, tổng doanh thu của ba nhóm sản phẩm sẽ được thống kê theo thành phố. Cuối cùng, là biểu đồ Pareto minh họa tổng doanh thu theo sản phẩm và thể hiện tỷ trọng lợi nhuận của sản phẩm, có thể thấy những sản phẩm bán chạy như: Điện thoại (Phones), ghế (Chairs), lưu trữ (Storage), bàn (Tables)... doanh thu của những sản phẩm này đã chiếm hơn 50% lợi nhuận của công ty. Điều này chứng tỏ nhóm sản phẩm này đang kinh doanh rất tốt, có thể đã đạt đỉnh. Do đó, cần có những chính sách bán hàng để thúc đẩy doanh thu cho nhóm có doanh số thấp hơn như: Nhãn (Labels), phong bì (Envelopes)... Tương tự Dashboard ở Hình 6, Dashboard ở Hình 9 cũng cho phép người dùng có thể giới hạn dữ liệu theo các chiều thời gian hóa đơn (Order Date), phân khúc khách hàng (Segment), và vùng (Region) ở thanh menu bên phải của Dashboard.



Hình 10. Báo cáo theo dõi hoạt động kinh doanh theo ngày

Hình 10 là Dashboard thể hiện thông tin theo ngày và đây là một báo cáo quan trọng cho phép doanh nghiệp quản lý và giám sát diễn biến hoạt động kinh doanh ngày hôm trước. Nhìn tổng quan, Dashboard thể hiện doanh thu bán hàng và số lượng khách hàng theo ngày, tuần (lũy kế từ ngày đầu tuần đến ngày xem báo cáo), tháng (lũy kế từ ngày đầu tháng đến ngày xem báo cáo) cũng như so sánh tăng/giảm so với cùng kỳ thống kê (Ví dụ: Ngày thì so sánh với ngày hôm trước, tương tự với tuần và tháng thì lần lượt so sánh với tuần trước và tháng trước). Biểu đồ cột chồng (Sale by Day in Month) thể hiện tổng doanh thu từ ba phân khúc khách hàng (Khách hàng, công ty, và văn phòng) thống kê theo các ngày trong tháng báo cáo với đường doanh thu trung bình là bao nhiêu. Tiếp theo, với bảng thông tin thống kê về mức độ tăng giảm về doanh thu và số lượng khách hàng theo ngày, tuần, tháng gồm 6 chỉ số: SALE D, SALE W, SALE M, QTY CUS D, QTY CUS W, và QTY CUS M tương ứng Doanh thu theo Ngày, Doanh thu theo Tuần, Doanh thu theo Tháng, Số lượng khách hàng theo Ngày, Số lượng khách hàng theo Tuần, và Số lượng khách hàng theo Tháng được thống kê theo bốn vùng: Trung tâm (Central), phía đông (East), phía tây (West), và phía nam (South). Cuối cùng, biểu đồ đường (Trend Line in Month) thể hiện doanh thu các ngày trong tháng báo cáo để ta có thể dễ dàng nắm bắt được sự “vận động” của doanh thu và thể hiện đường xu hướng nhằm cung cấp theo dự đoán về kết quả hoạt động kinh doanh trong các ngày tiếp theo để ta có thể chủ động về hàng hóa, nguồn lực. Dashboard này cũng cho phép người dùng có thể giới hạn dữ liệu thống kê theo phân khúc khách hàng (Segment) và vùng (Region).

Kết quả thực nghiệm dự báo của 8 mô hình thể hiện ở Bảng 2 thể hiện giá trị dự báo doanh số bán hàng tại tháng 01/2022 với khoảng biến động tương ứng xác suất 90%, 95% và 99%.

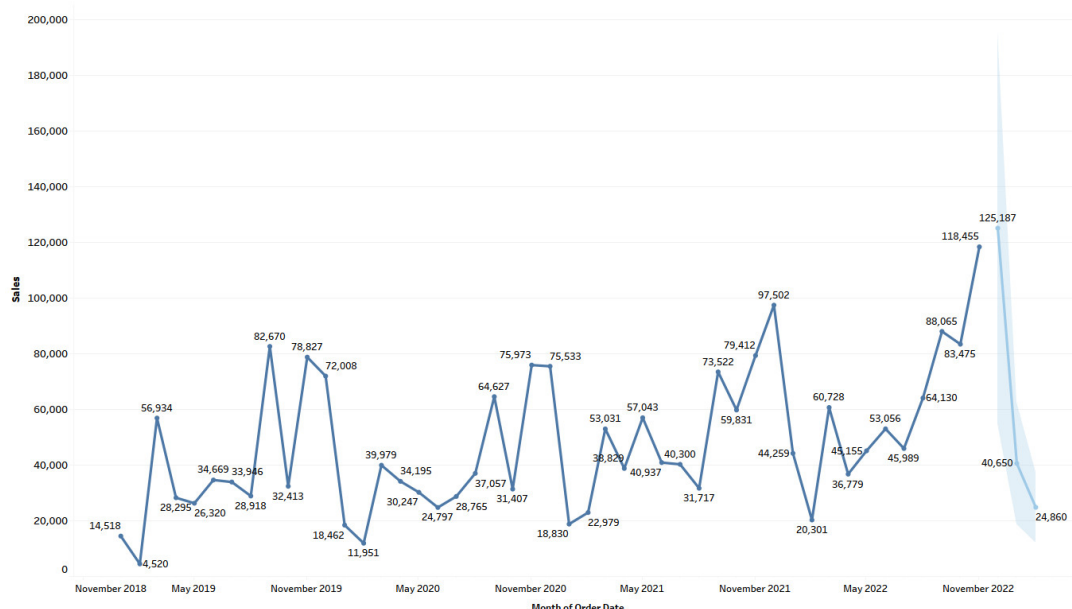
Bảng 2.

Kết quả mô hình dự báo

STT	Cấp độ	Xu hướng	Mùa	Xác suất khoảng dự báo			Đo lường độ chính xác				
				90%	95%	99%	RMSE	MAE	MSE	MAPE	AIC
1	A	N	N	80.743 ± 38.826	80.743 ± 46.264	80.743 ± 60.802	23.605	18.528	0,87	55,10%	953
2	A	A	N	91.558 ± 38.847	91.558 ± 45.860	91.558 ± 60.271	23.399	19.007	0,90	65,50%	956
3	A	A	A	103.475 ± 15.593	103.475 ± 18.580	103.475 ± 24.418	9.480	6.872	0,32	17,10%	1.316
4	A	N	A	108.702 ± 15.900	108.702 ± 18.947	108.702 ± 24.900	8.667	7.218	0,61	17,80%	893
5	M	N	M	114.080 ± 71.864	114.080 ± 85.631	114.080 ± 112.538	10.514	7.592	0,64	18,30%	900
6	M	A	M	125.187 ± 70.268	125.187 ± 83.730	125.187 ± 110.040	10.459	7.698	0,36	18,50%	904
7	M	M	M	130.946 ± 72.234	130.946 ± 86.191	130.946 ± 113.274	10.703	7.967	0,38	19,20%	906
8	M	M	N	96.647 ± 87.672	96.647 ± 104.468	96.647 ± 137.294	24.861	19.824	0,94	70,00%	961

Ghi chú: A: Additive (Cộng tính); M: Multiplicative (Nhân tính); N: None (Không xem xét tác động).

Đối với mô hình dự báo doanh thu, dựa vào kết quả thực nghiệm của các mô hình (Các chỉ số đo lường RMSE, MAE, MSE, MAPE, AIC được tổng hợp ở Bảng 2) thì Mô hình 6 là mô hình phù hợp nhất.



Hình 11. Kết quả dự báo theo Mô hình 6

Cụ thể, Mô hình 6 dự báo kết quả doanh thu tháng 1/2022 là 125.187 USD (Hình 11), với khoảng tin cậy 90%, 95%, 99% tương ứng doanh thu sẽ dao động trong khoảng là 125.187 ± 70.268 ; 125.187 ± 83.730 ; và 125.187 ± 110.040 . Với kết quả dự báo mà Tableau cung cấp, nhà quản trị có thể đưa ra các chiến lược kinh doanh phù hợp với xu hướng tăng/giảm trong tương lai.

5. Kết luận và hướng phát triển

Với việc ngày càng tạo ra một lượng lớn dữ liệu có cấu trúc và phi cấu trúc trong một môi trường kinh doanh phân tán ngày càng nhiều, các tổ chức buộc phải tìm kiếm kỹ thuật mới các giải pháp và cách tiếp cận quản lý trong việc xử lý dữ liệu. Kết quả của nghiên cứu là đã xây dựng được kho dữ liệu về bán hàng và một số Dashboard hỗ trợ theo dõi hoạt động kinh doanh. Nghiên cứu cũng đã trình bày các lựa chọn, tích hợp mô hình dự báo vào giải pháp kinh doanh thông minh dựa trên nền tảng Tableau. Nghiên cứu có thể tiếp tục mở rộng phát triển theo hướng xây dựng giải pháp KDTM theo thời gian thực, hoặc gần thực (Realtime, Near Real Time) để cung cấp thông tin kịp thời nhất cho nhà quản lý. Đồng thời, mô hình nghiên cứu cũng có thể ứng dụng trên các lĩnh vực khác như: Giáo dục, du lịch, thương mại điện tử, marketing và nhân sự.

Tài liệu tham khảo

- Bordeleau, F.-E., Mosconi, E., de Santa-Eulalia, L. A. (2020). Business intelligence and analytics value creation in industry 4.0: A multiple case study in manufacturing medium enterprises. *Production Planning & Control*, 31(2–3), 173–185.
- Chatfield, C. (1996). Simple descriptive techniques. In *The Analysis of Time Series* (5th ed.) (pp. 9–15). London: Chapman & Hall.
- Castelo-Branco, F., Reis, J. L., Vieira, J. C., & Cayolla, R. (2020). Business intelligence and data mining to support sales in retail. In Rocha, Á., Reis, J., Peter, M., Bogdanović, Z. (eds), *Marketing and Smart Technologies. Smart Innovation, Systems and Technologies* (vol. 167). Singapore: Springer.
- Elena, C. (2011). Business intelligence. *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*, 1(2), 1–12.
- Fildes, R., Ma, S., & Kolassa, S. (2022). Retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1283–1318. doi: 10.1016/j.ijforecast.2019.06.004
- Gang, T., Kai, C., & Bei, S. (2008). *The research & application of Business Intelligence system in retail industry*. IEEE International Conference on Automation and Logistics (pp. 87–91), 01–03 September, 2008, Qingdao.
- Ghadge, A., Bag, S., Goswami, M., & Tiwari, M. K. (2021). Mitigating demand risk of durable goods in online retailing. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 49(2), 165–186. doi: 10.1108/IJRDM-04-2020-0127
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Nguyễn Quang Dong, & Nguyễn Thị Minh. (2015). *Giáo trình Kinh tế lượng*. Hà Nội: Trường Đại học Kinh tế Quốc dân.
- Nguyễn Thị Thu Phương, & Hồ Trung Thành. (2020). Giải pháp hệ quản trị thông minh và hỗ trợ ra quyết định trong kế toán quản trị. *Tạp chí Khoa học Đại học Mở Thành phố Hồ Chí Minh*, 15(1), 142–157.
- Nguyễn Trọng Hoài, Phùng Thanh Bình, & Nguyễn Khánh Duy. (2009). *Dự Báo và Phân Tích Dữ Liệu trong Kinh Tế và Tài Chính*. TP.HCM: Trường Đại học Kinh tế TP.HCM.
- Isik, O., Jones, M. C., & Sidorova, A. (2011). Business Intelligence (BI) success and the role of BI capabilities. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 18(4), 161–176.
- Phung, T. K., & Hai, D. P. (2019). Assessing the organizational readiness for implementing BI systems in ERP environment. *VNUHCM Journal of Economics, Business and Law*, 3(1), 58–67.
- Sapo. (2021). *BI là gì? 8 "siêu lợi ích" mà BI đem lại cho doanh nghiệp*. Truy cập ngày 29/12/2021, từ <https://www.sapo.vn/blog/bi-la-gi>
- Sato, A., & Huang, R. (2015). *From data to knowledge: A cognitive approach to retail business intelligence*. International Conference on Data Science and Data Intensive Systems, 11–13 December, 2015, Sydney, NSW, Australia. doi: 10.1109/DSDIS.2015.106

- Tutunea, M. F., & Rus, R. V. (2012). Business intelligence solutions for SMEs. *Procedia Economics and Finance*, 3, 865–870.
- Vugec, D. S., Vukšić, V. B., Bach, M. P., Jaklič, J., & Štemberger, M. I. (2020). Business intelligence and organizational performance: The role of alignment with business process management. *Business Process Management Journal*, 26(6), 1709–1730. doi: 10.1108/BPMJ-08-2019-0342
- Vercellis, C. (2009). *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. Canada: Wiley.
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. T., & Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, 98–110. doi: 10.1016/j.ijpe.2016.03.014
- Wooldridge, J. (2015). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. USA: South-Western, Cengage Learning.