การพยากรณ์ความต้องการสินค้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในธุรกิจค้าปลีก

ชุติมณฑน์ ภักดีสิโรตม์

สารนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่
วิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์
ปีการศึกษา 2564

MACHINE LEARNING-BASED DEMAND FORCASTING IN RETAIL

CHUTIMON PAKDEESIROTE

An Independent Study Submitted in Partial Fulfillment of the

Requirements for the Degree of Master of Engineering,

Department of Big Data Engineering

College of Innovative Technology and Engineering,

Dhurakij Pundit University

Academic Year 2021

ใบรับรองงานสารนิพนธ์

วิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

หัวข้อสารนิพนธ์ การพยากรณ์ความต้องการสินค้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในธุรกิจค้าปลีก

เสนอโดย ชุติมณฑน์ ภักดิสิโรตม์

สาขาวิชา วิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่

อาจารย์ที่ปรึกษาสารนิพนธ์ ดร.เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา

ได้พิจารณาเห็นชอบโดยคณะกรรมการสอบสารนิพนธ์แล้ว

วฤษย

.....ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.วฤษาย์ ร่มสายหยุด)

.....กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษา

(ดร.เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา)

.....กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ดวงใจ จิตคงชื่น)

วิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์รับรองแล้ว

.....

(ดร.ชัยพร เขมะภาตะพันธ์)

คณบดีวิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 31 เดือน กรกฎาคม พ.ศ. 2565

หัวข้อสารนิพนธ์	การพยากรณ์ความต้องการสินค้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในธุรกิจค้าปลีก
ชื่อผู้เขียน	ชุติมณฑน์ ภักดีสิโรตม์
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร.เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา
สาขาวิชา	วิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่
ปีการศึกษา	2564

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาวิธีการหรือเทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลที่ดีที่สุด สำหรับการคาดการณ์ความต้องการสินค้าของหมวดหมู่และรายการของผลิตภัณฑ์ที่ขายดีที่สุดในร้านค้าแห่งหนึ่ง โดยใช้วิธีการพยากรณ์การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ด้วยวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธี Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลของวินเทอร์ (Holt-Winters' Exponential Smoothing) กับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) 6 เทคนิค ดังนี้ 1. เทคนิคตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไป (Generalized Linear Model) 2. เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) 3. เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) 4. เทคนิคป่าสุ่ม (Random Forest) 5. เทคนิคต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees) และ 6. เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine) มาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคว่าเทคนิคใดให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด มีความเหมาะสมกับข้อมูล ให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุดเพื่อนำไปประยุกต์ใช้ได้จริงกับข้อมูลชุดใหม่ ซึ่งจากผลการทดลองเมื่อพิจารณาประสิทธิภาพของแบบจำลอง เมื่อนำชุดข้อมูลทั้งหมดมาทำการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคข้างต้น และกำหนดลักษณะ รวมถึงปัจจัยของการพยากรณ์เหมือนกัน เช่น พยากรณ์ 1-3 วัน ข้างหน้า และพิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 7-14 วัน ประกอบกับการเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุด รวมทั้งสัปดาห์ของวัน พบว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เนื่องจากวิธีการทำงานและพารามิเตอร์ของทั้งสองแบบมีความแตกต่างกัน

สำหรับงานวิจัยนี้พบว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องด้วยแบบจำลอง Gradient Boosted Trees เป็นเทคนิคที่ดีที่สุด ซึ่งทำการเปรียบเทียบและวัดประสิทธิภาพโดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) เป็นหลัก ประกอบกับค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error, MAE) และค่ารากที่

สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error, RMSE) โดยผลการวัดประสิทธิภาพด้วยค่าดังกล่าว มีค่า MAPE ต่ำที่สุด อยู่ระหว่าง 14.90% - 33.10%, ค่า MAE คือ 21.74 - 50.72 และ RMSE คือ 30.36 - 61.56 ตามลำดับ ดังนั้นเทคนิคนี้จึงมีประสิทธิภาพมากที่สุดและมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์มากที่สุด

Independent Study Title	MACHINE LEARNING-BASED DEMAND FORCASTING IN RETAIL
Author	CHUTIMON PAKDEESIROTE
Independent Study Advisor	Dr. Eakasit Pacharawongsakda
Department	Big Data Engineering
Academic Year	2021

ABSTRACT

The models for this experiment to compare performance were Time Series Analysis, which consists of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Holt-Winters Method, and the six-model ensemble of Machine Learning techniques, namely-Generalized Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees, and Support Vector Machines. A model showing ultimate accuracy could be applied to forecast future datasets. In this experiment, two datasets were utilized for analysis and building models: data on the daily of the highest selling product categories and data on the daily best-selling product items in store. The product quantity was predicted in the next 1 to 3 days, considering 7 to 14 days of the historical data. Furthermore, the new features were established as the external variables, namely-weekdays, weekends, and week of month. The performance comparison between the models was based on the lowest Mean Absolute Percentage Error (MAPE), which is the main criteria, Mean Absolute Error (MAE), and Root Mean Square Error (RMSE). The results showed the lowest MAPE, MAE, and RMSE ranged from 14.90% to 33.10%, 21.74 to 50.72, and 30.36 to 61.56, respectively.

Gradient Boosted Trees, one of the models of Machine Learning techniques, showed ultimately accurate results in this experiment that could be applied to forecast future datasets and be considered as the best demand forecasting technique for predicting product demand in retail.

กิตติกรรมประกาศ

สารนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ลุล่วงไปได้ด้วยดีเนื่องจากได้รับความเมตตาและอนุเคราะห์ รวมถึงความกรุณาชี้แจง แนะนำและสนับสนุนช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ดร.เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา ซึ่งเป็นทั้งอาจารย์ที่ปรึกษาสารนิพนธ์และเป็นผู้ประสิทธิ์ประสาทความรู้ อีกทั้งยังเป็นผู้มีพระคุณอีกท่านหนึ่งของผู้เขียน ที่ท่านได้กรุณาให้คำชี้แจงและแนะนำ ตรวจสอบ และแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ มาโดยตลอดจนสารนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จเสร็จสิ้นโดยสมบูรณ์ ผู้เขียนระลึกถึงพระคุณและซาบซึ้งใจในความเมตตากรุณามาโดยตลอด จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.วฤษาย์ ร่มสายหยุด ที่กรุณาให้เกียรติมาเป็นประธานโดยมี ผศ.ดร.ดวงใจ จิตคงชื่น เป็นกรรมการในการสอบสารนิพนธ์ครั้งนี้ ซึ่งได้กรุณาตรวจแก้ไขสารนิพนธ์ฉบับนี้ให้ถูกต้องและสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ผู้เขียนขอขอบพระคุณ นางสาวกุลธิดา รอดบุญ ที่ช่วยดำเนินการและประสานงานในเรื่องของการจัดการในด้านของการประมวลผลและลงทะเบียนรายวิชาทั้งหมดของทุกภาคการศึกษาตลอดไปจนถึงการจัดการในการสอบสารนิพนธ์ในครั้งนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี และขอขอบพระคุณเจ้าหน้าที่บัณฑิตมหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์ ทุกท่านที่ได้ให้ความสะดวกด้านอำนวยการ และประสานงานในเรื่องต่าง ๆ

ผู้เขียนขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ผู้ให้กำเนิด และป้า ผู้เป็นดั่งมารดาคนที่สองของผู้เขียน พี่ชาย ผู้เป็นดั่งแสงสว่างชี้นำ อบรมสั่งสอน และแนะหนทางให้แก่ผู้เขียนตลอดมา อีกทั้งสมาชิกคนอื่น ๆ ในครอบครัวและเพื่อน ๆ ที่สนิทสนมที่ให้การสนับสนุน และเป็นกำลังใจให้กับผู้เขียนมาโดยตลอดจนงานสารนิพนธ์สำเร็จด้วยดี ผู้เขียนขอน้อมบูชาพระคุณบิดามารดาและบูรพาจารย์ทุกท่านที่ได้อบรมสั่งสอนวิชาความรู้ และให้ความเมตตาผู้เขียนมาโดยตลอดและเป็นกำลังใจสำคัญที่ทำให้สารนิพนธ์สำเร็จเสร็จสิ้นสมบูรณ์และราบรื่นไปได้ด้วยดี

ผู้เขียนขอขอบคุณเพื่อน ๆ ในสาขาวิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่ รุ่น 4 (BD4) ทุกท่านที่คอยเป็นกำลังใจและช่วยเหลือจนงานสารนิพนธ์สำเร็จด้วยดี

ชุติมณฑน์ ภักดีสิโรตม์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ฆ
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญภาพ	ฎ
บทที่	
1. บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย.....	2
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
2. แนวคิด ทฤษฎี และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	16
3. ระเบียบวิธีวิจัย.....	19
3.1 แนวทางการวิจัย.....	19
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	41
4. ผลการศึกษา	42
4.1 ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลอง.....	42
4.2 การวัดผลประสิทธิภาพความถูกต้องจากการนำแบบจำลองพยากรณ์ในอนาคตเทียบกับข้อมูลจริง.....	53
5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ.....	78
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	78
5.2 อภิปรายผลการวิจัย.....	79
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	81

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
บรรณานุกรม…….……..	83
ภาคผนวก…….……	86
ประวัติผู้เขียน ……..	232

DPU

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

4.1 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 43

4.2 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 44

4.3 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 45

4.4 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 46

4.5 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 47

4.6 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 48

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ หน้า

4.7 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 49

4.8 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 49

4.9 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 50

4.10 .ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน)สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 50

4.11 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน)สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 51

4.12 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน)สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 52

5.1 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ สำหรับชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อแบ่งออกเป็นช่วงความถี่ของข้อมูลด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง..... 81

สารบัญภาพ

ภาพที่ **หน้า**

2.1 แผนภาพการทำงานของตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไป (Generalized Linear Model).. 9
2.2 แผนภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เชิงลึก (Neural Netwrok Deep Learning)..... 10
2.3 แผนภาพการทำงานของต้นไม้ตัดสินใจในรูปแบบของต้นไม้ไบนารี่ (Binary tree) 11
2.4 แผนภาพการทำงานของป่าสุ่ม (Random Forest)..... 12
2.5 แผนภาพการทำงานของต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees)..... 13
2.6 แผนภาพการทำงานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine).. 14
3.1 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย CRISP-DM..... 20
3.2 ตัวอย่างข้อมูลการขายสินค้า (Transaction) รายวันของร้านค้า..... 21
3.3 ตัวอย่างข้อมูลสินค้าและผลิตภัณฑ์ (Product) ของร้านค้า..... 22
3.4 ขั้นตอนการคัดเลือกข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ..... 23
3.5 ตัวอย่างข้อมูลที่ถูกคัดเลือกสำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ..... 23
3.6 ตัวอย่างขั้นตอนการแปลงข้อมูลการขายให้แสดงผล 14 วันย้อนหลัง..... 24
3.7 ตัวอย่างข้อมูลแอตทริบิวต์การขายสินค้า 14 วันย้อนหลัง ซึ่งแสดงตัวแปรการขายย้อนหลังวันละ 1 แอตทริบิวต์ (DAY – 0 ถึง DAY - 13)..... 25
3.8 ตัวอย่างขั้นตอนการแปลงข้อมูลการสร้างแอตทริบิวต์เพิ่มเติม เช่น วันของสัปดาห์ (Day of week), วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ (Holiday) และสัปดาห์ของเดือน (Week)..... 25
3.9 ตัวอย่างข้อมูลแอตทริบิวต์เพิ่มเติม เช่น วันของสัปดาห์ (Day of week), วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ (Holiday) และสัปดาห์ของเดือน(Week)..... 26
3.10 ตัวอย่างข้อมูลการขายสินค้าสำหรับการนำไปสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ข้อมูล..... 26

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

3.11 ขั้นตอนการทำงานเพื่อสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง..... 27

3.12 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง ARIMA โดยใช้ค่า p=1, d=0, q=1) ซึ่งพิจารณาจากค่า AIC..... 28

3.13 ตัวอย่างกราฟข้อมูลพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลองARIMA..... 29

3.14 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง Holt-Winters โดยใช้ค่า α, β, γ เท่ากับ 0.5,0.1 และ 0.5 ตามลำดับ โดยใช้ช่วงระยะเวลา (Length of one period) เท่ากับ 4 และใช้แบบจำลองของฤดูกาล (Seasonality Model) เป็นAdditive..... 30

3.15 ตัวอย่างกราฟข้อมูลพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง Holt-Winters..... 31

3.16 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Generalized Linear Model..... 32

3.17 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Generalized Linear Model..... 32

3.18 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Deep Learning..... 33

3.19 ค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Deep Learning..... 33

3.20 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Decision Tree..... 33

3.21 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Decision Tree..... 34

3.22 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Decision Tree..... 35

3.23 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Random Forest..... 35

3.24 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Random Forest..... 36

3.25 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง RandomForest..... 36

3.26 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Gradient Boosted Trees..... 37

3.27 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Gradient Boosted Trees..... 37

3.28 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Gradient Boosted Trees..... 38

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

3.29 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Support Vector Machine…….. 38
3.30 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Support Vector Machine……. 39
3.31 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Support Vector Machine… 39
3.32 ตัวอย่างหน้าจอการแสดงผลการพยากรณ์ของข้อมูลสำหรับผู้ใช้งาน……. 40
3.33 เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง RapidMiner Studio version 9.10..... 41
4.1 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 54
4.2 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 55
4.3 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 55
4.4 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 56
4.5 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 56
4.6 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 50

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.7 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไปเมื่อพิจารณาจาย้อนหลัง 7วัน 57

4.8 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 57

4.9 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 58

4.10 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 58

4.11 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 59

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.12 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 59

4.13 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 60

4.14 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 60

4.15 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการ พยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 61

4.16 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 61

4.17 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 62

4.18 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 62

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.19 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน……. 63

4.20 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน……... 63

4.21 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน……... 64

4.22 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน……... 64

4.23 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน……... 65

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.24 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน..... 65

4.25 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน. 66

4.26 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 66

4.27 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 67

4.28 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 67

4.29 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 68

4.30 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 68

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.31 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 639

4.32 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 69

4.33 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 70

4.34 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 70

4.35 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 71

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.36 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 71

4.37 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 72

4.38 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 72

4.39 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 73

4.40 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 73

4.41 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 74

4.42 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน..... 74

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.43 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 75

4.44 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 75

4.45 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 76

4.46 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 76

4.47 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 77

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่ **หน้า**

4.48 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน…….. 77

5.1 กราฟฮิสโตแกรมแสดงการแจกแจงความถี่ของข้อมูลของปริมาณการขายจริงของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด (ก) และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด (ข)…….. 80

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

การคาดการณ์ความต้องการสินค้าของลูกค้า (Demand Forecasting) เป็นสิ่งจำเป็นและมีบทบาทที่สำคัญมากในการจัดการและบริหารปริมาณของคลังสินค้าในกลุ่มอุตสาหกรรมต่าง ๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกลุ่มธุรกิจค้าปลีก ซึ่งการคาดการณ์ความต้องการสินค้าเป็นการทำนายความต้องการสินค้าหรือการบริการของลูกค้าในช่วงเวลาที่กำหนดซึ่งเกิดขึ้นในอนาคต โดยเป็นกระบวนการสำคัญในการสร้างผลกำไรหรือทำให้เกิดการขาดทุนในการดำเนินการตลอดจนการคาดการณ์ความต้องการของลูกค้าล่วงหน้า จะช่วยให้บริษัทสามารถกำหนดทิศทางในการดำเนินงานในการผลิตหรือสต็อกสินค้า อีกทั้งจัดเตรียมบุคลากรและอุปกรณ์ในการดำเนินการโดยนำข้อมูลที่เกิดขึ้นในอดีตมาพิจารณาและวิเคราะห์ถึงแนวโน้มที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งถ้าหากมีการทำนายที่แม่นยำมากเพียงใด ก็จะยิ่งมีประโยชน์และมีส่วนช่วยต่อการดำเนินการจัดการสต็อกที่เหมาะสมของสินค้าหรือบริการนั้น ๆ เป็นอย่างมาก อีกทั้งยังช่วยเพิ่มโอกาสในการขายสินค้าเพื่อให้ได้กำไรที่สูงสุดอีกด้วย

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เปรียบเทียบวิธีการหรือเทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลเพื่อคาดการณ์ปริมาณความต้องการสินค้าสำหรับหมวดหมู่ของผลิตภัณฑ์ที่ขายดีติดอันดับ 1 ใน 3 ในร้านค้าแห่งหนึ่งซึ่งมีสาขาต่าง ๆ มากมาย และอยู่ในกลุ่มอุตสาหกรรมธุรกิจค้าปลีก โดยใช้วิธีการพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ด้วยวิธีการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Box-Jenkins หรือตัวแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลของวินเทอร์ (Holt-Winters' Exponential Smoothing) กับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ดังนี้ 1. เทคนิคตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไป (Generalized Linear Model) 2. เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) 3. เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) 4. เทคนิคป่าสุ่ม (Random Forest) 5. เทคนิคต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees) และ 6. เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine) มาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล โดยมีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคว่าเทคนิคใดให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด มีความเหมาะสมกับข้อมูลให้ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุดเพื่อนำไป

ประยุกต์ใช้ได้จริงกับข้อมูลชุดใหม่ ที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย เพื่อทำการพยากรณ์ต่อไปได้

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีการนำเข้าของชุดข้อมูลการขายสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ของร้านค้าแห่งหนึ่งที่มีสาขาต่าง ๆ และมีประเภทของสินค้าที่หลากหลาย โดยข้อมูลที่ใช้ประกอบไปด้วยตัวแปรต่าง ๆ เช่น วันที่ทำการขายสินค้า รหัสสินค้า ประเภทและชนิดสินค้า ปริมาณสินค้า ยอดขาย และอื่น ๆ เป็นต้น โดยนำข้อมูลจากตัวแปรต่าง ๆ มาทำการประมวลผลเพื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบต่าง ๆ และแสดงผลเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถเลือกใช้แบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตที่มีความแม่นยำ โดยใช้ตัวชี้วัดการประเมินผลด้วยค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) เป็นหลัก ประกอบกับค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error, MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error, RMSE)

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) กับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Technique) ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด และมีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุด สำหรับการคาดการณ์ความต้องการสินค้าหรือบริการในอนาคต

1.2.2 เพื่อทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบต่าง ๆ เมื่อทำการโดยการเพิ่มตัวแปรภายนอกที่มีคุณลักษณะต่าง ๆ เช่น วันของสัปดาห์ (Day of week) วันทำการ (Weekday) และวันหยุดของสัปดาห์ (Weekend) และสัปดาห์ของเดือน (Week of Month) เป็นต้น

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1.3.1 ข้อมูลกรณีศึกษาที่นำมาใช้ในงานวิจัย

1.3.1.1 ข้อมูลยอดขายจริงรายวันของร้านค้าที่มีการขายสินค้าตั้งแต่วันที่ 24 มีนาคม พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 28 มีนาคม พ.ศ. 2555 ซึ่งรวบรวมข้อมูลระยะเวลาประมาณ 2 ปี โดยมีตัวแปรต่าง ๆ เช่น วัน เวลา และสัปดาห์ที่ขายสินค้า รหัสสินค้า ปริมาณการสินค้า มูลค่าการขาย รหัสสาขา

1.3.1.2 ข้อมูลของสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ ซึ่งแสดงรายละเอียดไว้ในตัวแปรต่าง ๆ เช่น รหัสสินค้า แผนกของสินค้า ประเภทของสินค้า รายการสินค้า แบรนด์สินค้า และขนาดของสินค้า เป็นต้น

1.3.2. เตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมสำหรับการนำวิเคราะห์และสร้างแบบจำลองด้วยการวิเคราะห์แบบเทคนิคต่าง ๆ

1.3.3. สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล

1.3.3.1 สร้างแบบจำลองพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

1.3.3.2 สร้างแบบจำลองพยากรณ์ข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในเทคนิคต่าง ๆ

1.3.3.3 ทำการวัดประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองโดยพิจารณาจากค่าความค่าเคลื่อนด้วยค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error,MAPE) เป็นหลัก ประกอบกับค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error, MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error, RMSE)

1.3.4. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล และนำเสนอแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด ซึ่งเป็นเทคนิคที่เหมาะสมกับชุดข้อมูล

---

[1]Dunhumby-The Complete Journey, Kaggle.com,

จาก: https://www.kaggle.com/datasets/frtgnn/dunnhumby-the-complete-journey?select=product.csv

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดไปประยุกต์ใช้สำหรับการคาดการณ์ปริมาณความต้องการสินค้าหรือบริการ เพื่อการบริหารและจัดการในการดำเนินงานจัดสรรทรัพยากร รวมทั้งช่วยในวางแผนด้านการตลาดของกลุ่มธุรกิจต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

1.4.2 สามารถนำเทคนิคการพยากรณ์ต่าง ๆ ที่ใช้ในงานวิจัยไปประยุกต์ใช้กับชุดข้อมูลอื่น เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ที่ต้องการและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อเลือกเทคนิคที่เหมาะสมกับที่จะนำไปใช้ในการดำเนินการต่อได้

DPU

บทที่ 2
แนวคิด ทฤษฎี และผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาทฤษฎี แนวคิด ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ข้อมูล โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อนำมาประยุกต์เป็นความรู้พื้นฐานและกำหนดแนวทางในการศึกษาวิจัย โดยงานวิจัยในครั้งนี้ได้แบ่งการศึกษาแนวคิดและทฤษฎี รวมทั้งการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องออกเป็น 2 หัวข้อหลัก ดังนี้

2.1 แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและค้นคว้าจากบทความงานวิจัย บทความทางวิชาการและแหล่งความรู้ทางอินเตอร์เน็ต เพื่อนำมากำหนดเป็นแนวทางและประกอบเป็นพื้นฐานความรู้ โดยงานวิจัยนี้มีแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องดังนี้

2.1.1 ความหมาย และประเภทของของการพยากรณ์

2.1.1.1 ความหมายของการพยากรณ์

การพยากรณ์เป็นการทำนายสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกิดขึ้นในอดีต หรือวิเคราะห์จากข้อมูลปัจจุบัน ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์เพื่อพิจารณาให้ทราบถึงแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงสำหรับทิศทางของเศรษฐกิจ หรือธุรกิจ และสภาพแวดล้อมที่จะมีผลกระทบได้ในอนาคต โดยสามารถนำไปใช้ในการวางแผนสำหรับการจัดการดำเนินงานเพื่อลดโอกาสที่จะเกิดความเสี่ยงหรือไม่แน่นอนที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต และช่วยในการกำหนดเป้าหมายของแผนงานเพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ของการดำเนินการ อีกทั้งสามารถจัดสรรทรัพยากรเพื่อให้เตรียมพร้อมสำหรับการดำเนินงานได้อย่างเหมาะสม

2.1.1.2 ประเภทของการพยากรณ์

การพยากรณ์สามารถแบ่งตามระยะเวลาและคุณลักษณะที่ใช้ในการพยากรณ์ได้ 2 ประเภท ดังนี้

2.1.1.2.1 การพยากรณ์ตามระยะเวลา

1. การพยากรณ์ระยะสั้น (Short-Range Forecasting)

ระยะเวลาปกติน้อยกว่า 1 ฤดูกาล 1 วัน ไปถึง 1 ปีลักษณะเป็นการพยากรณ์ลงลึกถึงระดับเฉพาะเพื่อการวางแผนกิจกรรมและการปรับปรุงการจัดซื้อและการจัดการสินค้าคงเหลือเหมาะนำไปใช้สำหรับการควบคุมระยะสั้นวิธีพยากรณ์ส่วนใหญ่จะใช้การคาดการณ์แนวโน้มด้วยกราฟการปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลการใช้ดุลยพินิจ

2. การพยากรณ์ระยะปานกลาง (Medium-Range Forecasting)

ระยะเวลาปกติเป็นฤดูกาลจนไปถึง 3 ปี ลักษณะเป็นการพยากรณ์เป็นเชิงตัวเลขมักต้องการความถูกต้องน่าเชื่อถือเหมาะนำไปใช้สำหรับการวางแผนโดยรวมวิธีพยากรณ์ส่วนใหญ่ คือ การรวบรวมข้อคิดเห็นอนุกรมเวลาการวิเคราะห์การถดถอย ดัชนีทางเศรษฐกิจ การใช้ดุลยพินิจ

3. การพยากรณ์ระยะยาว (Long-Range Forecasting)

ระยะเวลาปกติ 5 ปีหรือมากกว่า 3 ปีขึ้นไป ลักษณะเป็นการพยากรณ์กว้าง ๆ และมักเป็นเชิงคุณภาพเหมาะนำไปใช้สำหรับการวางแผนธุรกิจวิธีพยากรณ์ส่วนใหญ่จะนำไปใช้เกี่ยวกับด้านเทคโนโลยีภาวะเศรษฐกิจการศึกษาตลาดการใช้ดุลพินิจ

2.1.1.2.2 การพยากรณ์ตามคุณลักษณะ

1. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Methods หรือ Objective Methods)

เป็นกลุ่มของวิธีการพยากรณ์ที่นำข้อมูลและวิธีการเชิงคุณภาพ พยากรณ์โดยผู้ที่มีประสบการณ์ความรู้ความสามารถโดยไม่ใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์จึงตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ได้ยากกว่าการพยากรณ์เชิงปริมาณตัวอย่างเทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์เชิงคุณภาพ เช่น การประมาณการ การระดมความคิด การสำรวจตลาด หรือเทคนิคเดลไฟ (Delphi) คือสามารถแสดงความคิดเห็นแบบไม่แสดงตัวตนเมื่อได้คำตอบและได้ข้อสรุปไม่ตรงกันก็จะทำใหม่เรื่อย ๆ จนกว่าได้ข้อสรุปที่เป็นหนึ่งเดียว

2. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Methods)

เป็นกลุ่มของวิธีการพยากรณ์ที่นำข้อมูล หรือตัวเลขจากอดีตโดยใช้รูปแบบทางคณิตศาสตร์ เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ไปในอนาคตโดยแบ่งตัวอย่างออกเป็น 2 เทคนิคย่อย

3. การพยากรณ์ความสัมพันธ์ (Casual Forecasting)

เป็นเทคนิคที่ใช้ปัจจัยที่คาดว่าจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่จะพยากรณ์ เช่น การพยากรณ์ยอดขายจะพิจารณาหาความสัมพันธ์ระหว่างยอดขายกับค่าโฆษณาจำนวนช่องทางการจัดจำหน่ายรายได้เฉลี่ยของประชากรคุณภาพของสินค้า เป็นต้น การหาความสัมพันธ์ดังกล่าวจะใช้เทคนิคที่เรียกว่าการวิเคราะห์ความถดถอยและสหสัมพันธ์

4. การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time series Forecasting)

เป็นเทคนิคที่ใช้ข้อมูลในอดีตของตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์เพื่อพยากรณ์ค่าในอนาคต เช่น ใช้ข้อมูลการขายสินค้าของปี พ.ศ. 2553-2555 เพื่อพยากรณ์ปริมาณสินค้าที่ขายได้ในวันถัดไป

2.1.2 การพยากรณ์ในรูปแบบอนุกรมเวลา

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ซึ่งเป็นวิธีการอาศัยข้อมูลจากอดีตเพื่อการพยากรณ์หรือคาดหมายสิ่งที่เกิดขึ้นในอนาคต

องค์ประกอบของอนุกรมเวลา (Time Series Components) ประกอบด้วย 4 ส่วนดังนี้

1. แนวโน้ม (Trend Component) มีรูปแบบการเพิ่มขึ้นหรือลดลงอย่างต่อเนื่องจะแสดงรูปแบบให้เห็นได้เมื่อมีระยะเวลาหลาย ๆ ปี

2. วัฏจักร (Cyclical Component) มีรูปแบบการเคลื่อนไหวซ้ำ ๆ ของการเพิ่มขึ้นหรือลดลงจะแสดงรูปแบบให้เห็นได้เมื่อมีระยะเวลามากกว่า 1 ปีอาจจะเกิดจากผลกระทบจากองค์ประกอบทางเศรษฐกิจ หรือวัฏจักรของธุรกิจ เป็นต้น

3. ฤดูกาล (Seasonal Component) มีรูปแบบความผันผวนขึ้นลงที่เกิดขึ้นเป็นประจำมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล เป็นต้นจะแสดงรูปแบบให้เห็นเมื่อมีระยะเวลาประมาณ 1 ปี

4. การสุ่ม/ผิดปกติ (Random/Irregular Component) มีรูปแบบที่ไม่มีแบบแผนเป็นผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงแบบสุ่มหรือเหตุการณ์ที่ไม่คาดคิดมาก่อนเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ และอาจจะไม่เกิดขึ้นซ้ำอีก

2.1.2.1 การพยากรณ์ด้วยเทคนิคบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Techniques) ด้วยตัวแบบ Autoregressive integrated moving average (ARIMA)

Autoregressive integrated moving average (ARIMA) เป็นเทคนิคพยากรณ์วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาอาศัยพฤติกรรมของข้อมูลในอดีตเพื่อกำหนดรูปแบบในปัจจุบัน และอธิบายแนวโน้มหรือปรากฏการณ์ต่างๆ ของตัวข้อมูลเองในอนาคตโดยการหารูปแบบที่เหมาะสมให้กับข้อมูลเพื่อใช้กับการพยากรณ์โดยจะใช้เกณฑ์ AIC เลือกแบบจำลองที่ให้ค่า AIC น้อยที่สุดเป็นแบบจำลองที่ใช้ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่พิจารณา

(ผศ.ดร. เฉลิมพล,2562) แบบจำลอง ARIMA ประกอบด้วยองค์ประกอบ 3 ส่วน คือ

1. AR(p) คือ Y_t ที่ถูกกำหนดด้วย Autoregressive process

โดย $Y_t = Y_{t-1}, Y_{t-2},\ldots, Y_p$

2. I(d) คือ อันดับความหยุดนิ่งของ Y_t

   โดย d = 0, 1, 2…, d

3. MA(q) คือ Y_t ที่ถูกกำหนดด้วย Moving average process

   โดย $Y_t = \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2},\ldots, \varepsilon_q$

p และ q หมายถึง ลำดับของคาบเวลาในอดีต (Lag length) ที่เหมาะสม

Autoregressive process หรือ AR(p) เป็นกระบวนการของค่าสังเกตค่าหนึ่ง Y_t ที่ถูกกำหนดขึ้นจากความสัมพันธ์ของตัวมันเองในอดีต

$$Y_t = \alpha_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Y คือ ตัวแปรตาม, α คือ ค่าคงที่, ϕ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของ AR, t คือ เวลา, p คือ ลำดับของคาบเวลาในอดีต

Moving Average process หรือ MA(q) หมายถึง รูปแบบที่แสดงว่าค่า Y_t ถูกกำหนดมาจากค่าความคลาดเคลื่อน (ε) ในอดีต

$$Y_t = \alpha_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Y คือ ตัวแปรตาม, α คือ ค่าคงที่, θ คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของ MA, t คือ เวลา, q คือ ลำดับของคาบเวลาในอดีต

Autoregressive and Moving Average Process หรือ ARMA(p,q) เป็นการรวมกันระหว่าง AR กับ MA นั่นคือข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับทั้งค่าของข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตและค่าความคลาดเคลื่อนทั้งในปัจจุบันและในอดีตเป็นวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่อาศัยขบวนการ Stochastic โดยถือว่าข้อมูลที่เกิดขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไปมีลักษณะการเกิดที่เป็นไปตามกฎความน่าจะเป็นซึ่งการวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยวิธีนี้ลักษณะของอนุกรมเวลาต้องเป็นอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติ Stationary

แบบจำลอง ARMA เมื่อตัวแปร Y มีความหยุดนิ่ง ณ ระดับปกติของข้อมูล หรือ I(0), d = 0

ARMA(p,d) คือ $Y_t = \alpha_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \ldots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$

แบบจำลอง ARIMA เมื่อ ตัวแปร Y มีความหยุดนิ่ง ณ ผลต่างลำดับที่ d หรือ I(d)

ARIMA(p,d,q) คือ ${}^{d}Y_t = \alpha_0 + \phi_1 {}^{d}Y_{t-1} + \ldots + \phi_p {}^{d}Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$

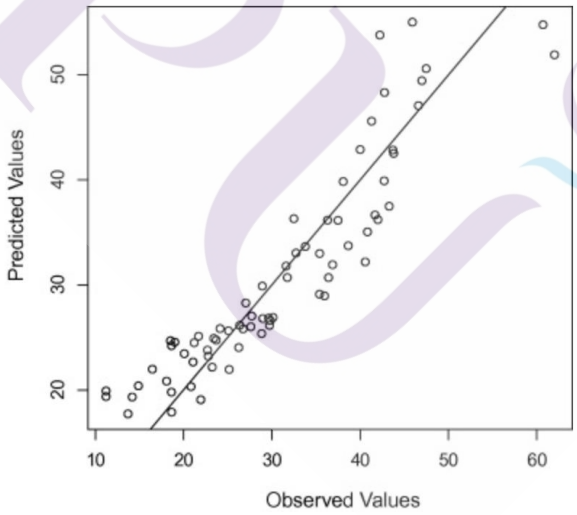
2.1.2.2 การพยากรณ์ด้วยวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ (Exponential Smoothing Holt-Winter method)

เป็นวิธีการสร้างสมการพยากรณ์สำหรับอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวเนื่องจากแนวโน้ม และมีอิทธิพลของฤดูกาล ซึ่งเป็นวิธีการปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลสามเท่าใช้การปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลสามครั้ง ซึ่งมักใช้เมื่อมีสัญญาณความถี่สูงสามสัญญาณที่จะลบออกจากอนุกรมเวลาภายใต้การศึกษา ฤดูกาลมีหลายประเภท: 'การคูณ' และ 'การเติม' โดยธรรมชาติเหมือนกับการบวกและการคูณเป็นการดำเนินการพื้นฐานในวิชาคณิตศาสตร์ โดยใช้ค่าปรับให้เรียบ 3 ค่า ได้แก่ a g และd ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่ a เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับค่าแนวโน้ม g เป็นค่าปรับ นำหนักสำหรับความชัน (slope) และ d เป็นค่าปรับ น้ำหนักสำหรับฤดูกาล

2.1.3 เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Technique)

2.1.3.1 ตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไป (Generalized Linear Model)

ตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไปเป็นวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติที่นิยมกันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากเป็นตัวแบบที่ง่ายและไม่ซับซ้อนเกินไป โดยวิธีนี้มีแนวคิดเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและตัวแปรตามที่ไม่มีข้อจำกัดว่าการกระจายตัวของค่าความคลาดเคลื่อนในตัวแปรตาม จะต้องเป็นแบบปกติเท่านั้น และข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์เป็นได้ทั้งข้อมูลตัวเลขและไม่เป็นตัวเลข ดังแสดงในภาพที่ 2.1

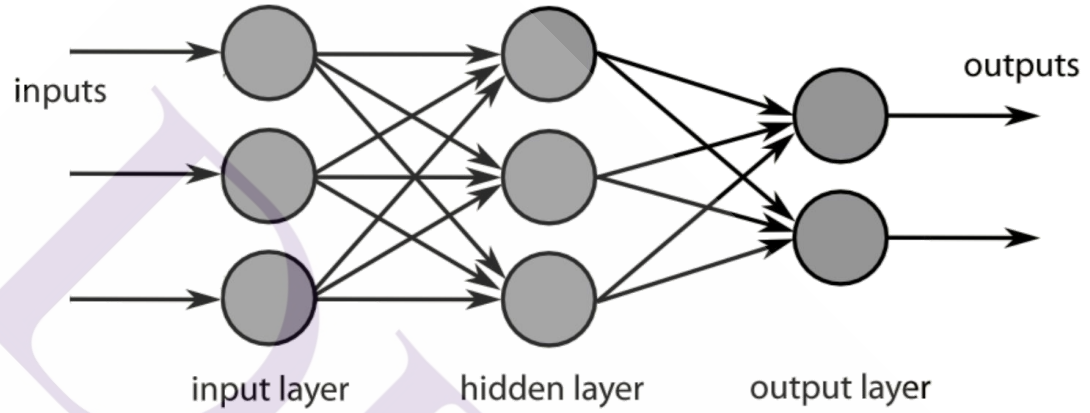


ภาพที่ 2.1 แผนภาพการทำงานของตัวแบบเชิงเส้นนัยทั่วไป (Generalized Linear Model)

ที่มา: https://www.sciencedirect.com/topics/mathematics/generalized-linear-model

2.1.3.2 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้เชิงลึกเป็นวิธีการของการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่สามารถประมวลผลข้อมูลจำนวนมากด้วยการจำลองเครือข่ายที่เหมือนกับในสมองของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาทหรือโหนด (Node) ที่ถูกแบ่งออกเป็นชั้น โดยแต่ละเซลล์มีการเชื่อมโยงกันเป็นโครงข่ายและให้ผลลัพธ์ที่ช่วยในการตัดสินใจหรือคาดการณ์ได้ใกล้เคียงกับมนุษย์ ดังแสดงในแผนภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 แผนภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้เชิงลึก (Neural Netwrok Deep Learning)

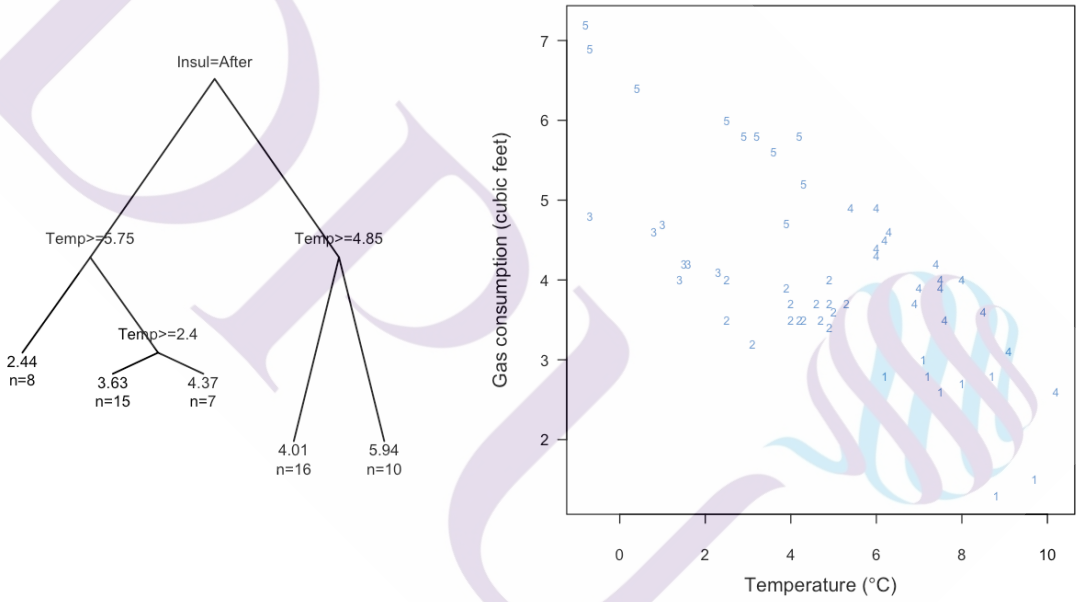
ที่มา: https://www.datacamp.com/tutorial/machine-deep-learning

2.1.3.3 ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

ต้นไม้ตัดสินใจเป็นวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) รูปแบบหนึ่งที่ได้รับความนิยม ซึ่งเป็นวิธีที่นำเอาข้อมูลมาสร้างแบบจำลองเพื่อการทำนายหรือพยากรณ์ในรูปแบบของโครงสร้างต้นไม้ที่มีลักษณะจากบนลงล่าง โดยมีเป้าหมายคือการสร้างแบบจำลองที่คาดการณ์ค่าของตัวแปรตามโดยการเรียนรู้กฎการตัดสินใจอย่างง่ายที่อนุมานจากคุณลักษณะข้อมูลโดยจำลองแผนผังการตัดสินใจโดยเลือกแอตทริบิวต์ที่มีอิทธิพลต่อการจำแนกข้อมูลสูงที่สุด (Root node) ไปยังโหนดถัดไปจนกว่าจะไม่มีเงื่อนไขให้ไปต่อนั่นถือถึง ใบ (Leaf node) ซึ่งแต่ละโหนดจะแสดงถึงการตัดสินใจของข้อมูลในแอตทริบิวต์ต่าง ๆ ส่วนกิ่งของต้นไม้แสดงถึงค่าที่ได้จากการทดสอบ

และใบที่แสดงถึงผลลัพธ์ของข้อมูล ซึ่งเทคนิคนี้มีจุดเด่นคือ มีความชัดเจนและง่ายต่อการนำไปประยุกต์ใช้งาน

อัลกอริทึมที่ใช้สร้างแบบจำลองแผนผังต้นไม้ตัดสินใจมีดังนี้ ID3, C4.5, C5.0 และ CART โดยงานวิจัยนี้จะใช้ไลบรารี่ของ scikit-learn ที่ใช้ CART (Classification and Regression Trees) (Breiman, Leo; Friedman, J. H.; Olshen, R. A.; Stone, C. J.) (1984) ซึ่งสนับสนุนการพยากรณ์ในรูปแบบการถดถอย (Regression) อัลกอริทึม CART (Classification and Regression Trees) มีลักษณะของต้นไม้ตัดสินใจในรูปแบบของต้นไม้ไบนารี่ (Binary tree) ซึ่งแต่ละโหนดจะแตกออกเป็น 2 กิ่งเท่านั้นดังภาพที่ 2.3 โดยคำนวณดัชนีจินิ (Gini Index) สำหรับเลือกแอตทริบิวต์ที่จะเป็นโหนดราก (Root node) และใบ (Leaf node)

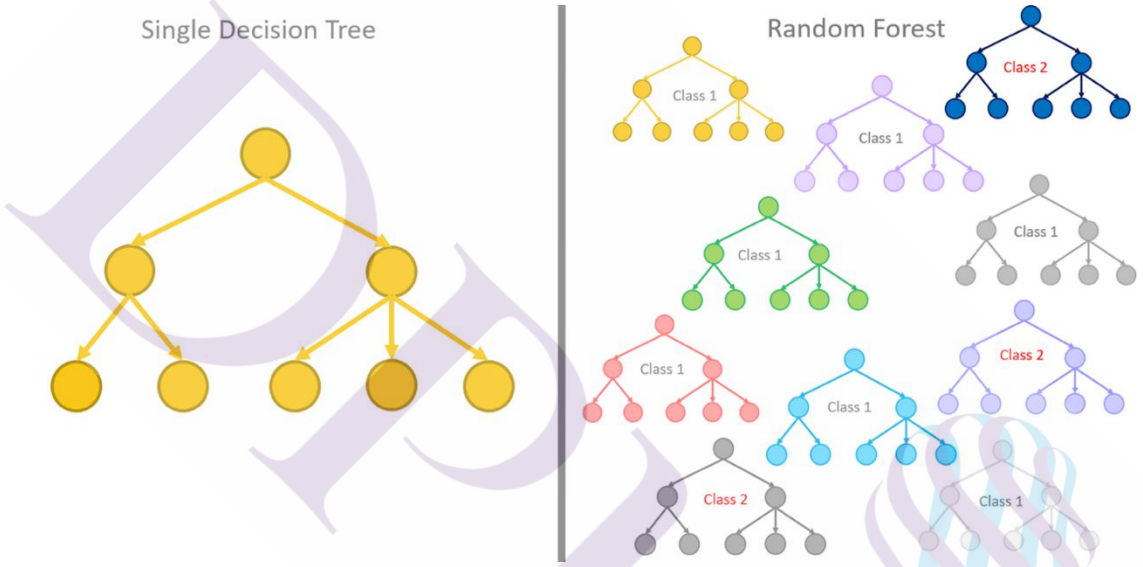


ภาพที่ 2.3 แผนภาพการทำงานของต้นไม้ตัดสินใจในรูปแบบของต้นไม้ไบนารี่ (Binary tree)

ที่มา: https://stefvanbuuren.name/fimd/sec-cart.html

2.1.3.4 ป่าสุ่ม (Random Forest)

ป่าสุ่มเป็นวิธีการเรียนรู้ของเครื่องรูปแบบหนึ่งที่ใช้พื้นฐานพัฒนามาจากต้นไม้ตัดสินใจในทำนายในรูปแบบชุดของต้นไม้ตัดสินใจ หลาย ๆ ต้น (Ensemble of Decision Trees) โดยสร้างจากการสุ่มข้อมูลตัวอย่างแบบเลือกแล้วใส่กลับ (random sampling with replacement) เพื่อนำมาสร้างเป็นแบบจำลองต้นไม้โดยแต่ละต้นมีลักษณะที่ไม่ซ้ำกันโดยแต่ละแบบจะจำลองจะมีการทำนายผลซึ่งผลจากการทำนายของต้นไม้แต่ละต้นจะทำการโหวตเลือกผลการทำนายที่ได้รับการโหวตมากที่สุดวิธีการนี้เรียกว่า Bagging หรือ Bootstrapping ดังแสดงในแผนภาพที่ 2.4

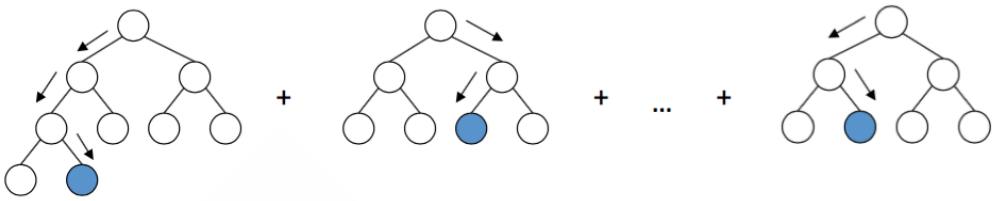


ภาพที่ 2.4 แผนภาพการทำงานของป่าสุ่ม (Random Forest)

ที่มา: https://towardsdatascience.com/from-a-single-decision-tree-to-a-random-forest-b9523be65147

2.1.3.5 ต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees)

ต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees, GBT) เป็นวิธีที่มีพื้นฐานมาจากต้นไม้ตัดสินใจซึ่งเป็นการปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองให้มีค่าสูงขึ้น โดยการสุ่มสร้างต้นไม้ตัดสินใจหลายร้อยแบบจำลอง และประเมินผลแต่ละแบบจำลองจนกว่า จะได้ต้นไม้ตัดสินใจที่สมบูรณ์ ดังแสดงในแผนภาพที่ 2.5

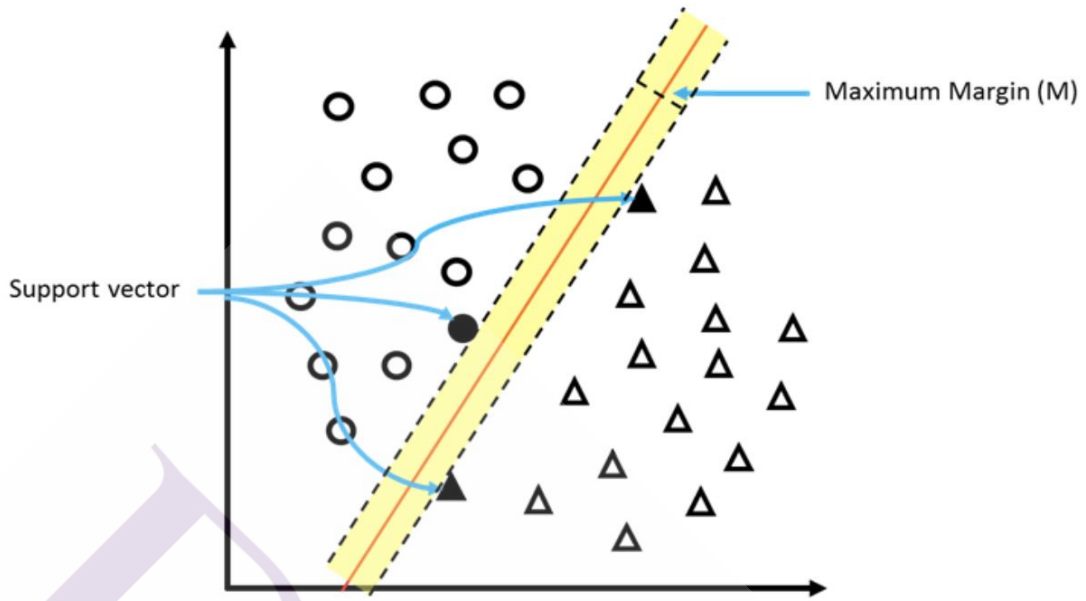


ภาพที่ 2.5 แผนภาพการทำงานของต้นไม้กาเดียนบูทสเต็ท (Gradient Boosted Trees)

ที่มา: https://analyticks.wordpress.com/2016/08/09/gradient-boosting-explained-demonstration-tachyeonz/

2.1.3.6 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine, SVM) เป็นอัลกอริทึมที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล โดยเป็นวิธีที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกข้อมูล ซึ่งอาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกแยะกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด โดยวิธีนี้เป็นตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifier) แบบ 2 คำตอบ ซึ่งเป็นที่ยอมรับถึงประสิทธิภาพของการจำแนกที่เหนือว่าวิธีการจำแนกอื่น ๆ โดยประโยชน์ของวิธีนี้ คือมีประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลที่มีมิติจำนวนมากได้ นอกจากนี้การใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel Function) เพื่อแปลงข้อมูลไปยังมิติที่สูงขึ้นในปริภูมิคุณลักษณะ (Feature Space) สามารถจำแนกข้อมูลที่มีความคลุมเครือได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีหลักการคือ การหาเส้นตรงที่มีมาร์จินที่โตที่สุด (Maximum Margin) ที่สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 คำตอบ ดังแสดงในแผนภาพที่ 2.6



ภาพที่ 2.6 แผนภาพการทำงานของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชิน (Support Vector Machine)

ที่มา: SNRU Knowledge

2.1.4 เปรียบเทียบค่าความคาดเคลื่อนในการประเมินผลการพยากรณ์

การเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ งานวิจัยนี้จะเลือกนำตัวชี้วัดในการประเมิน ซึ่งใช้ความคลาดเคลื่อนของตัวแบบพยากรณ์ โดยใช้เกณฑ์ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error: MAPE), ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error: MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) มาเป็นค่าที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่เหมาะกับการเปรียบเทียบด้วยการพยากรณ์ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบต่าง ๆ ซึ่งวิธีการที่เหมาะสมที่สุดจะให้ค่า MAPE ต่ำสุด ค่า MAE และ RMSE ต่ำสุดด้วย โดยค่าความคลาดเคลื่อนข้างต้นสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.1, 2.2 และ 2.3 ดังนี้

สมการที่ 2.1 การหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right| \times 100 \qquad \text{.....(2.1)}$$

สมการที่ 2.2 การหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error: MAE)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|Y_t - \hat{Y}_t\right| \qquad \text{.....(2.2)}$$

สมการที่ 2.3 การหาค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(\hat{Y}_t - Y_t\right)^2} \qquad \text{.....(2.3)}$$

เมื่อ n คือจำนวนตัวอย่าง

Y_t คือข้อมูลจริง ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ คือค่าพยากรณ์ของข้อมูล ณ เวลา t

โดยเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ MAPE มีดังนี้

- ค่า MAPE น้อยกว่า 10% : การพยากรณ์ค่อนข้างแม่นยำ
- ค่า MAPE อยู่ระหว่าง 10% - 20% : การพยากรณ์ใช้ได้ดี
- ค่า MAPE อยู่ระหว่าง 20% - 50% : การพยากรณ์พอใช้
- ค่า MAPE มากกว่า 50% : การพยากรณ์ไม่แม่นยำ

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นิฉา แก้วหาวงษ์ (2547) ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยวิธีการทำให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลและวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์ของการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกข้าว ยางพารา และมันสำปะหลังพบว่าแบบจำลอง ARIMA โดยวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดโดยให้ความคลาดเคลื่อนต่ำสุด

F.T.Omadto (2549) ได้ศึกษาค้นคว้าและนำเสนอความเหมาะสมของแบบจำลองกับลักษณะของธุรกิจต่าง ๆ พบว่าแบบจำลอง ARIMA เหมาะกับการพยากรณ์ที่มีแนวโน้มของฤดูกาล (Seasonal) ที่แน่นอน ส่วนการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียล เหมาะกับธุรกิจที่มีแนวโน้มไปในทางเดียว (เติบโตหรือถดถอย) และการพยากรณ์แบบ Moving Average (MA) เหมาะกับธุรกิจที่พึ่งเริ่มต้นที่ต้องการพยากรณ์ในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ของสินค้าหลาย ๆ ชนิด และยังเหมาะกับข้อมูลที่ค่อนข้างจะเป็นเส้นตรงและคงที่ โดยไม่มีอิทธิพลของแนวโน้มหรือฤดูกาลมาเกี่ยวข้อง ซึ่งการนำเสนอนี้ตระหนักถึงในเรื่องของการพยากรณ์มีความสำคัญในการวางแผนดำเนินธุรกิจ ทั้งในด้านการผลิต การวางแผนคลังสินค้า การสั่งซื้อ การทำการตลาด รวมถึงการลงทุนด้านการเงินและการดำเนินการอื่น ๆ อีกมากมาย ดังนั้นการเลือกเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมจะส่งผลให้ธุรกิจดำเนินการได้อย่างมีประสิทธิภาพ

หทัยชนก นานานอก (2553) ได้นำเสนอการพยากรณ์ยอดขายสินค้าเพื่อวางแผนการผลิตสินค้าโดยทำการการเปรียบเทียบด้วยเทคนิคการพยากรณ์ 5 แบบ คือ วิธีการพยากรณ์การหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ วิธีเทคนิควินเตอร์ วิธีทำให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลชั้นเดียว วิธีทำให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลสองชั้นและวิธีวิเคราะห์แนวโน้มเชิงเส้นพบว่าวิธีการพยากรณ์ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือวิธีวิเคราะห์แนวโน้มเชิงเส้น

จินตพร หนิ้วอินปั้น, บุญอ้อม โฉมที และ ประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์ (2555) ได้นำเสนอพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในเขตภาคกลาง โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม ปี พ.ศ. 2545 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2550 ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเดือนมกราคมถึงธันวาคม ปี พ.ศ. 2551 ซึ่งจากการวิเคราะห์พบว่าข้อมูลมีการเคลื่อนไหวไม่คงที่อีกทั้งยังมีส่วนประกอบของแนวโน้มและฤดูกาล (Seasonal) จึงใช้แบบจำลอง ARIMA และวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบ Holt-Winter ในการพยากรณ์ ซึ่งผลที่ได้คือวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบ Holt-Winter ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

Claudimar Pereira Da Veiga, Cássia Rita Pereira Da Veiga, Anderson Catapan, Ubiratã Tortato and Wesley Vieira Da Silva (2557) ได้นำเสนอวิธีการคาดการณ์ที่เหมาะสมสำหรับผลิตภัณฑ์อาหารที่มีอายุสั้นและเน่าเสียได้ง่าย โดยทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง ARIMA และ วิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบ Holt-Winter สำหรับการทำนายอนุกรมเวลาที่เกิดจากกลุ่มผลิตภัณฑ์นมที่เน่าเสียง่าย และวัดประสิทธิภาพ โดยใช้ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และดัชนีของ Theil inequality (U-Theil) โดยจากผลการศึกษาพบว่าวิธีปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียลแบบ Holt-Winter ได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพดีกว่า

Jakob Huber (2563) ได้นำเสนอการคาดการณ์การขายผลิตภัณฑ์ในกลุ่มร้านเบเกอรี่เพื่อช่วยในการวางแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบและผลิตสินค้าให้เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้ารายวัน ซึ่งมีการขายในวันพิเศษกับวันปกติแตกต่างกันมาก โดยใช้แบบจำลอง ANN และ GBT ซึ่งผลการศึกษาพบว่า GBT มีประสิทธิภาพดีกว่า นอกจากนี้ยังพบว่าวิธีการเรียนรู้ของเครื่องยังเหมาะสำหรับการใช้งานในสถานการณ์การคาดการณ์ความต้องการปริมาณที่มากที่มักเกิดขึ้นในอุตสาหกรรมค้าปลีก

Balpreet Singh, Pawan Kumar, Nonita Sharma and K P Sharma (2563) ได้นำเสนอการพยากรณ์ยอดขายในอนาคตของ Amazon.com, Inc. ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ 4 แบบ คือ Holt-Winters Exponential Smoothing, Neural Network Autoregression Model, ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) และSARIMA(Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average) พบว่า SARIMA ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีอื่น ๆ

Florian Haselbeck, Jennifer Killinger, Klaus Menrad,Thomas Hannus and Dominik G. Grimm (2564) ได้นำเสนอการคาดการณ์ยอดขายของพืชสวนชนิดต่าง ๆ เช่น ไม้กระถาง ดอกไม้ ไม้พุ่ม ซึ่งมีข้อจำกัดของระยะเวลาการเก็บรักษาที่สั้น และมีโอกาสสูงที่ต้องนำไปกำจัดหรือทำลายในกรณีที่ขายไม่หมด โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมด 9 แบบจำลอง (LassoReg. RidgeReg, ElasticNet, ANN, LSTM, XGBoost, BayesRidge ARD, GPR) กับการพยากรณ์โดยวิธีการทางอนุกรมเวลา 3 แบบ (ES, SARIMA, SARIMAX) โดยจากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่ได้จากวิธีการเรียนรู้ของเครื่องโดยเทคนิค Gradient Boosted Tress (GBT) มีประสิทธิภาพที่ดีสุด โดยสำหรับชุดข้อมูลแรกมีค่า MAPE 34.21% และ RMSE 57.11 และชุดข้อมูลที่สองมีค่า MAPE 52.87% และ RMSE 43.48 ตามลำดับ

สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำแนวความคิดและองค์ความรู้จากงานวิจัยข้างต้นมาศึกษาและพิจารณาประกอบร่วมกัน โดยได้นำผลการศึกษาของ Florian Haselbeck, Jennifer Killinger, Klaus

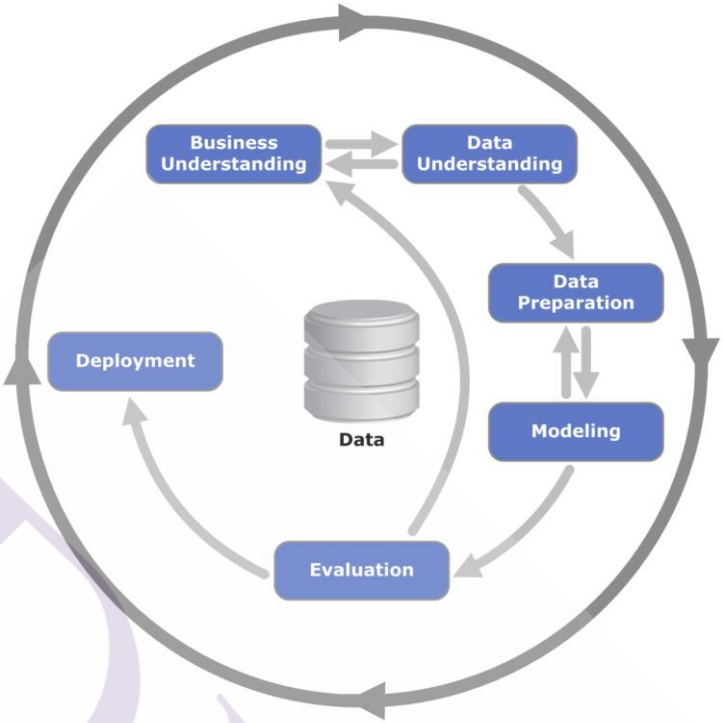
Menrad,Thomas Hannus and Dominik G. Grimm (2564) ที่ได้ทำการศึกษาและเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลากับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง สำหรับคาดการณ์ยอดขาย โดยจากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองที่ได้จากวิธีการเรียนรู้ของเครื่องโดยเทคนิค Gradient Boosted Tress (GBT) ซึ่งมีค่า MAPE น้อยที่สุดคือ เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด มาศึกษาเป็นแนวทางหลักของงานวิจัยนี้ รวมถึงแนวความคิดอื่น ๆ ข้างต้น ที่ได้นำวิธีการของเทคนิคและตัวแปรต่าง ๆ มาใช้ในการวิเคราะห์และพิจาณาร่วมด้วย ซึ่งอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลอง และพิจารณาให้มีความเหมาะสมกับวิธีการพยากรณ์ข้อมูล

บทที่ 3
ระเบียบวิธีวิจัย

การศึกษาวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์และนำวิธีการหรือเทคนิคที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุด ไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ข้อมูล ให้เกิดประโยชน์สำหรับการวางแผนบริหารจัดการทางด้านต่าง ๆ เพื่อหลีกเลี่ยงและลดความเสี่ยงที่อาจเกิดขึ้นและส่งผลกระทบทำให้เกิดปัญหาต่าง ๆ สำหรับการดำเนินงานในอนาคต โดยงานวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงพยากรณ์ (Predictive) ซึ่งมีขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน ดังต่อไปนี้

3.1 แนวทางการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาแนวความคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้อนุกรมเวลาและการเรียนรู้ของเครื่องเทคนิคต่าง ๆ เพื่อให้เข้าใจแนวความคิด ข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการนำไปสร้างแบบจำลองเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด ขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง การเปรียบเทียบการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อประเมินผลว่าเทคนิคใดให้ประสิทธิภาพดีที่สุด และเหมาะสมที่จะนำไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ข้อมูล โดยการศึกษาวิจัยในครั้งนี้นำกระบวนการ Cross-Industry Standard Process For Data Mining (CRISP-DM) ซึ่งเป็นกระบวนการมาตรฐานที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับการทำเหมือง ข้อมูลมาประยุกต์ใช้ โดยกระบวนการทำงานสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย CRISP-DM

ที่มา: https://en.wikipedia.org/wiki/Cross_Industry_Standard_Process_for_Data_Mining

กระบวนการ CRISP-DM ประกอบด้วย 6 ขั้นตอน ซึ่งแต่ละขั้นตอนจะเป็นขั้นตอนที่ต่อเนื่องกัน โดยขั้นตอนถัดไปจะรอผลลัพธ์จากขั้นตอนก่อนหน้าซึ่งแสดงด้วยลูกศรที่เชื่อมระหว่างกล่องสี่เหลี่ยมแต่ละกล่อง ขั้นตอนการดำเนินงานตามกระบวนการของ CRISP-DM มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1.1 การทำความเข้าใจกับธุรกิจ (Business Understanding)

ศึกษาและทำความเข้าใจเกี่ยวกับธุรกิจประเภทร้านค้าปลีกที่ต้องมีการจัดการคลังสินค้า โดยมีการขายสินค้าหลากหลายประเภทและแต่ละประเภทมีหลากหลายขนาด อีกทั้งมีแหล่งที่ตั้งในสาขาต่าง ๆ โดยในแต่ละวันมีการขายสินค้าแต่ละประเภทได้ในปริมาณไม่เท่ากัน มีทั้งสินค้าที่ขายดีและขายไม่ดี ทำให้เกิดปัญหาในการจัดการคลังสินค้า เพื่อเตรียมสำรองสินค้าให้เพียงพอต่อการขาย ทำให้ร้านค้าเกิดผลกำไรได้มากที่สุด และลดความเสี่ยงต่อการสำรองสินค้าเป็นจำนวนมาก ซึ่ง

ในบางครั้งสินค้านั้น ๆ มีอายุการเก็บรักษาที่สั้น อาจต้องมีการทำลายสินค้า ทำให้เกิดผลกระทบต่อต้นทุนของสินค้าได้

3.1.2 การทำความเข้าใจกับข้อมูล (Data Understanding)

รวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องและศึกษาลักษณะของข้อมูลที่นำมาใช้ในการให้แบบจำลองเรียนรู้ เพื่อให้เข้าใจลักษณะของข้อมูลและสามารถจัดการกับข้อมูลให้เหมาะสมสำหรับการนำไปวิเคราะห์เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ยอดขายรายวันของร้านค้า เพราะมีความน่าเชื่อถือและเหมาะสมกับข้อมูล โดยนำข้อมูลมาพิจารณาว่าจะใช้ข้อมูลใดบ้างมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลการขายสินค้าของร้านค้า โดยทำการเลือกข้อมูลที่นำมาใช้ดังนี้

3.1.2.1 ข้อมูลการขายสินค้า (Transaction) รายวันของร้านค้าที่มีการขายสินค้าตั้งแต่วันที่ 24 มีนาคม พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 28 มีนาคม พ.ศ. 2555 ซึ่งรวบรวมข้อมูลระยะเวลาประมาณ 2 ปี โดยมีตัวแปรต่าง ๆ เช่น วัน เวลา และสัปดาห์ที่ขายสินค้า รหัสสินค้า ปริมาณการสินค้า มูลค่าการขาย รหัสสาขา เป็นต้น ซึ่งแสดงตัวอย่างของข้อมูลดังภาพที่ 3.2

household...	BASKET_ID	STORE_ID	TRANS_TIME	DAY	WEEK_NO	PRODUCT_...	QUANTITY	SALES_VA...	RETAIL_DI...	COUPON_...	COUPON_...
2375	26984851472	364	1631	1	1	1004906	1	1.390	-0.600	0	0
2375	26984851472	364	1631	1	1	1033142	1	0.820	0	0	0
2375	26984851472	364	1631	1	1	1036325	1	0.990	-0.300	0	0
2375	26984851472	364	1631	1	1	1082185	1	1.210	0	0	0
2375	26984851472	364	1631	1	1	8160430	1	1.500	-0.390	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	826249	2	1.980	-0.600	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	1043142	1	1.570	-0.680	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	1085983	1	2.990	-0.400	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	1102651	1	1.890	0	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	6423775	1	2	-0.790	0	0
2375	26984851516	364	1642	1	1	9487839	1	2	-0.790	0	0
1364	26984896261	31742	1520	1	1	842930	1	2.190	0	0	0
1364	26984896261	31742	1520	1	1	897044	1	2.990	-0.400	0	0
1364	26984896261	31742	1520	1	1	920955	1	3.090	0	0	0
1364	26984896261	31742	1520	1	1	937406	1	2.500	-0.990	0	0
1364	26984896261	31742	1520	1	1	981760	1	0.600	-0.790	0	0
1130	26984905972	31642	1340	1	1	833715	2	0.340	-0.320	0	0
1130	26984905972	31642	1340	1	1	866950	2	0.340	-0.320	0	0
1130	26984905972	31642	1340	1	1	1022843	2	0.340	-0.320	0	0
1130	26984905972	31642	1340	1	1	1048462	1	1.190	-0.800	0	0
1130	26984905972	31642	1340	1	1	1071333	2	0.340	-0.320	0	0

ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างข้อมูลการขายสินค้า (Transaction) รายวันของร้านค้า

3.1.2.2 ข้อมูลของสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ (Product) ซึ่งแสดงรายละเอียดไว้ในตัวแปรต่าง ๆ เช่น รหัสสินค้า แผนกของสินค้า ประเภทของสินค้า รายการสินค้า แบรนด์สินค้า และขนาดของสินค้า เป็นต้น ซึ่งแสดงตัวอย่างของข้อมูลดังภาพที่ 3.3

PRODUCT_ID	MANUFACTURER	DEPARTMENT	BRAND	COMMODITY_DESC	SUB_COMMODITY_DESC	CURR_SIZE_OF_PRODUCT
25671	2	GROCERY	National	FRZN ICE	ICE - CRUSHED/CUBED	22 LB
26081	2	MISC. TRANS.	National	NO COMMODITY DESCRIPTION	NO SUBCOMMODITY DESCRIPTION	?
26093	69	PASTRY	Private	BREAD	BREAD:ITALIAN/FRENCH	?
26190	69	GROCERY	Private	FRUIT - SHELF STABLE	APPLE SAUCE	50 OZ
26355	69	GROCERY	Private	COOKIES/CONES	SPECIALTY COOKIES	14 OZ
26426	69	GROCERY	Private	SPICES & EXTRACTS	SPICES & SEASONINGS	2.5 OZ
26540	69	GROCERY	Private	COOKIES/CONES	TRAY PACK/CHOC CHIP COOKIES	16 OZ
26601	69	DRUG GM	Private	VITAMINS	VITAMIN - MINERALS	300CT(1)
26636	69	PASTRY	Private	BREAKFAST SWEETS	SW GDS: SW ROLLS/DAN	?
26691	16	GROCERY	Private	PNT BTR/JELLY/JAMS	HONEY	12 OZ
26738	69	GROCERY	Private	ICE CREAM/MILK/SHERBTS	TRADITIONAL	56 OZ
26889	32	DRUG GM	National	MAGAZINE	TV/MOVIE-MAGAZINE	?
26941	69	GROCERY	Private	ICE CREAM/MILK/SHERBTS	TRADITIONAL	56 OZ
27021	2	GROCERY	National	AIR CARE	AIR CARE - AEROSOLS	?
27030	69	GROCERY	Private	ICE CREAM/MILK/SHERBTS	TRADITIONAL	56 OZ
27152	69	GROCERY	Private	SPICES & EXTRACTS	SPICES & SEASONINGS	4 OZ
27158	69	GROCERY	Private	ICE CREAM/MILK/SHERBTS	TRADITIONAL	56 OZ
27159	69	GROCERY	Private	CHEESE	STRING CHEESE	1 OZ
27160	69	GROCERY	Private	SHORTENING/OIL	VEGETABLE/SALAD OIL	48 OZ
27323	69	GROCERY	Private	COFFEE	INSTANT DECAF FLVR COFFEE W/ S	9 OZ
27334	69	DRUG GM	Private	DIETARY AID PRODUCTS	DIET CNTRL LIQS NUTRITIONAL	?

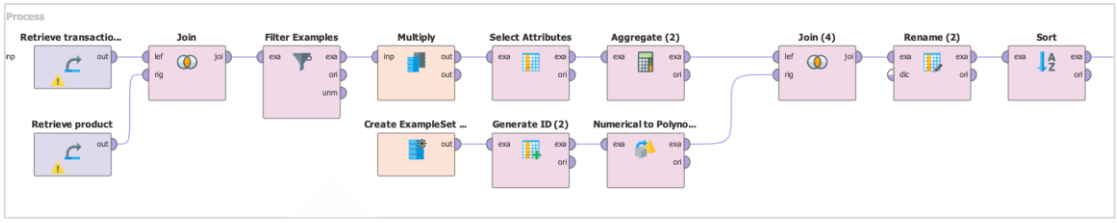
ภาพที่ 3.3 ตัวอย่างข้อมูลของสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ (Product) ของร้านค้า

3.1.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลามากที่สุดในขั้นตอนทั้งหมด เนื่องจากเป็นขั้นตอนที่เป็นส่วนสำคัญที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยในขั้นตอนนี้จะทำการนำข้อมูลที่ได้ทำการเก็บรวบรวมมา (raw data) มาทำให้กลายเป็นข้อมูลที่สามารถนำไปวิเคราะห์ในขั้นถัดไปได้ ซึ่งอาจจะต้องมีการทำข้อมูลให้ถูกต้องและพร้อมที่จะนำไปวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง โดยขั้นตอนการเตรียมข้อมูลประกอบด้วย ขั้นตอนต่าง ๆ ดังนี้

3.1.3.1 การคัดเลือกข้อมูล (Data Selection)

สำหรับงานวิจัยนี้จะทำการเลือกข้อมูลที่เป็นตัวเลขของข้อมูลที่ต้องการนำมาพยากรณ์มาใช้เนื่องจากเป็นการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและการเรียนรู้ของเครื่อง ขั้นตอนและข้อมูลดังกล่าวแสดงรายละเอียดดังภาพที่ 3.4 และ 3.5 ตามลำดับ



ภาพที่ 3.4 ขั้นตอนการคัดเลือกข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ

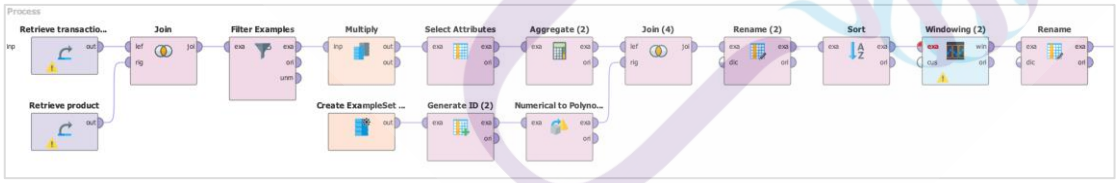
Row No.	DAY	Date	QUANTITY
1	1	Mar 24, 2010 12:00:00 AM ICT	15
2	2	Mar 25, 2010 12:00:00 AM ICT	6
3	3	Mar 26, 2010 12:00:00 AM ICT	49
4	4	Mar 27, 2010 12:00:00 AM ICT	46
5	5	Mar 28, 2010 12:00:00 AM ICT	25
6	6	Mar 29, 2010 12:00:00 AM ICT	13
7	7	Mar 30, 2010 12:00:00 AM ICT	23
8	8	Mar 31, 2010 12:00:00 AM ICT	26
9	9	Apr 1, 2010 12:00:00 AM ICT	13
10	10	Apr 2, 2010 12:00:00 AM ICT	46
11	11	Apr 3, 2010 12:00:00 AM ICT	38
12	12	Apr 4, 2010 12:00:00 AM ICT	35
13	13	Apr 5, 2010 12:00:00 AM ICT	17
14	14	Apr 6, 2010 12:00:00 AM ICT	27
15	15	Apr 7, 2010 12:00:00 AM ICT	30

ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างข้อมูลที่ถูกคัดเลือกสำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ

3.1.3.2 การแปลงรูปแบบข้อมูล (Data Transformation)

ขั้นตอนนี้จะทำการสร้างข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมนำไปใช้ในการวิเคราะห์ ซึ่งจะทำการเพิ่มแอตทริบิวต์ที่อาจจะเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์เพิ่มเติม เช่น วันที่มีการขายสินค้าย้อนหลัง 7-14 วัน, วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน โดยสร้างจากข้อมูลที่นำมาใช้ในงานวิจัย เนื่องจากต้องการพยากรณ์ปริมาณการขายของสินค้าที่ขายที่ดีที่สุดรายวัน ดังนั้นจึงสร้างตัวแปรเพิ่มเติมที่อาจจะมีผลต่อการขายรายวัน

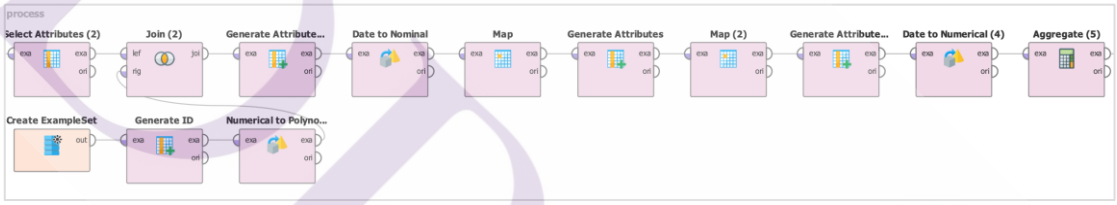
การสร้างแอตทริบิวต์เพิ่มเติม จะแบ่งเป็นการสร้างตัวแปรข้อมูลการขายย้อนหลัง 7-14 วัน จากข้อมูลของวันที่ (Date) และปริมาณการขายสินค้า (Quantity) รายวัน และสร้างตัวแปรภายนอกที่อาจจะมีผลต่อการพยากรณ์ จากข้อมูล วันที่ (Date) โดยสำหรับตัวแปรของข้อมูลการขายย้อนหลัง จะทำการสร้างตัวแปรโดยแปลงข้อมูลการขายให้แสดงผล 14 วันย้อนหลังซึ่งแปลงข้อมูลให้เป็นการขายย้อนหลังวันละ 1 แอตทริบิวต์ (DAY – 0 ถึง DAY - 13) และสำหรับตัวแปรภายนอกจะเริ่มจากการแปลงข้อมูลให้เป็น Nominal (ตัวอักษร) สำหรับการสร้างตัวแปรวันของสัปดาห์ (Day of week) เช่น วันจันทร์ (Monday) ถึง วันอาทิตย์ (Sunday), วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ (Holiday) ซึ่งก็คือ วันทำการ (Weekday) และ วันหยุด (Weekend) และแปลงให้เป็นข้อมูลชนิด Numerical (ตัวเลข) สำหรับการสร้างตัวแปรสัปดาห์ของเดือน (Week of Month) ให้อยู่ในรูปแบบของตัวเลข เช่น 1 แทนสัปดาห์ที่ 1 เป็นต้น โดยขั้นตอนและตัวอย่างข้อมูลดังกล่าวแสดงได้ดังภาพที่ 3.6 ถึง 3.10



ภาพที่ 3.6 ตัวอย่างขั้นตอนการแปลงข้อมูลการขายให้แสดงผล 14 วันย้อนหลัง

Row No.	Date	DAY - 13	DAY - 12	DAY - 11	DAY - 10	DAY - 9	DAY - 8	DAY - 7	DAY - 6	DAY - 5	DAY - 4	DAY - 3	DAY - 2	DAY - 1	DAY - 0
1	Apr 6, 2010 ...	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
2	Apr 7, 2010 ...	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
3	Apr 8, 2010 ...	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
4	Apr 9, 2010 ...	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
5	Apr 10, 2010...	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
6	Apr 11, 2010...	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
7	Apr 12, 2010...	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
8	Apr 13, 2010...	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
9	Apr 14, 2010...	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
10	Apr 15, 2010...	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
11	Apr 16, 2010...	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
12	Apr 17, 2010...	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
13	Apr 18, 2010...	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
14	Apr 19, 2010...	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27
15	Apr 20, 2010...	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28

ภาพที่ 3.7 ตัวอย่างข้อมูลแอตทริบิวต์การขายสินค้า 14 วันย้อนหลัง ซึ่งแสดงตัวแปรการขายย้อนหลังวันละ 1 แอตทริบิวต์ (DAY – 0 ถึง DAY - 13)



ภาพที่ 3.8 ตัวอย่างขั้นตอนการแปลงข้อมูลการสร้างแอตทริบิวต์เพิ่มเติม เช่น วันของสัปดาห์ (Day of week), วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ (Holiday) และสัปดาห์ของเดือน (Week of Month)

Row No.	DAY	Date	QUANTITY	Holiday	Day of Week	Week of Month
1	1	Mar 24, 2010 12:00:00 AM ICT	15	Weekday	Wednesday	4
2	2	Mar 25, 2010 12:00:00 AM ICT	6	Weekday	Thursday	4
3	3	Mar 26, 2010 12:00:00 AM ICT	49	Weekday	Friday	4
4	4	Mar 27, 2010 12:00:00 AM ICT	46	Weekend	Saturday	4
5	5	Mar 28, 2010 12:00:00 AM ICT	25	Weekend	Sunday	5
6	6	Mar 29, 2010 12:00:00 AM ICT	13	Weekday	Monday	5
7	7	Mar 30, 2010 12:00:00 AM ICT	23	Weekday	Tuesday	5
8	8	Mar 31, 2010 12:00:00 AM ICT	26	Weekday	Wednesday	5
9	9	Apr 1, 2010 12:00:00 AM ICT	13	Weekday	Thursday	1
10	10	Apr 2, 2010 12:00:00 AM ICT	46	Weekday	Friday	1
11	11	Apr 3, 2010 12:00:00 AM ICT	38	Weekend	Saturday	1
12	12	Apr 4, 2010 12:00:00 AM ICT	35	Weekend	Sunday	2
13	13	Apr 5, 2010 12:00:00 AM ICT	17	Weekday	Monday	2
14	14	Apr 6, 2010 12:00:00 AM ICT	27	Weekday	Tuesday	2
15	15	Apr 7, 2010 12:00:00 AM ICT	30	Weekday	Wednesday	2

ภาพที่ 3.9 ตัวอย่างข้อมูลแอตทริบิวต์เพิ่มเติม เช่น วันของสัปดาห์ (Day of week), วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ (Holiday) และสัปดาห์ของเดือน (Week of Month)

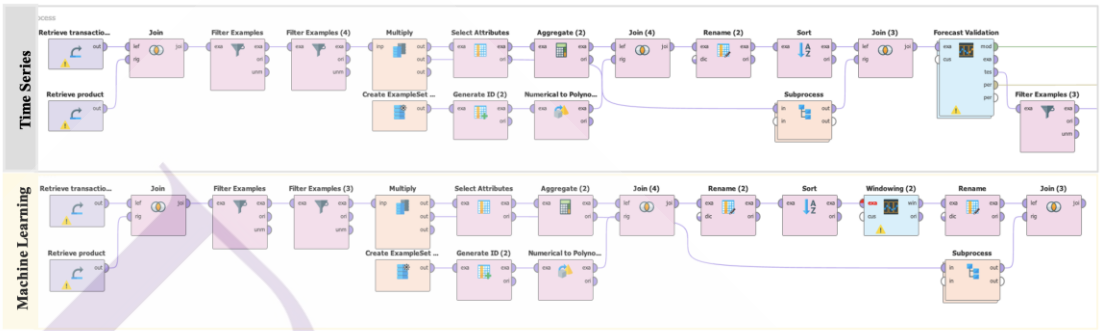
เมื่อแปลงข้อมูลที่ต้องการนำไปวิเคราะห์เรียบร้อยแล้ว จึงทำการรวมและจัดกลุ่มข้อมูลสินค้าเป็นข้อมูลชุดเดียวกัน ดังภาพที่ 3.10 และนำเข้าแบบจำลองเพื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลในขั้นตอนถัดไป

Row No.	Date	Day of Week	Holiday	Week of Month	DAY - 13	DAY - 12	DAY - 11	DAY - 10	DAY - 9	DAY - 8	DAY - 7	DAY - 6	DAY - 5	DAY - 4	DAY - 3	DAY - 2	DAY - 1	DAY - 0
1	Apr 6, 2010 ...	Tuesday	Weekday	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
2	Apr 7, 2010 ...	Wednesday	Weekday	2	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
3	Apr 8, 2010 ...	Thursday	Weekday	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
4	Apr 9, 2010 ...	Friday	Weekday	2	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
5	Apr 10, 2010...	Saturday	Weekend	2	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
6	Apr 11, 2010...	Sunday	Weekend	3	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
7	Apr 12, 2010...	Monday	Weekday	3	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
8	Apr 13, 2010...	Tuesday	Weekday	3	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
9	Apr 14, 2010...	Wednesday	Weekday	3	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
10	Apr 15, 2010...	Thursday	Weekday	3	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
11	Apr 16, 2010...	Friday	Weekday	3	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
12	Apr 17, 2010...	Saturday	Weekend	3	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
13	Apr 18, 2010...	Sunday	Weekend	4	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
14	Apr 19, 2010...	Monday	Weekday	4	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27
15	Apr 20, 2010...	Tuesday	Weekday	4	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28

ภาพที่ 3.10 ตัวอย่างข้อมูลการขายสินค้าสำหรับการนำไปสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ข้อมูล

3.1.4 การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการและเทคนิคต่าง ๆ โดยนำข้อมูลที่เตรียมจากขั้นตอนก่อนหน้ามาทำการสร้างแบบจำลอง ซึ่งขั้นตอนการสร้างแบบจำลองแสดงดังภาพที่ 3.11



ภาพที่ 3.11 ขั้นตอนการทำงานเพื่อสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

ขั้นตอนนี้จะใช้ข้อมูลที่เตรียมได้จากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลในข้อ 3.1.3 มาทำการสร้างแบบจำลองโดยการแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มหลัก คือ

3.1.4.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis)

ข้อมูลทั้งหมดจะถูกนำเข้าเพื่อสร้างแบบจำลองด้วยวิธี ARIMA และ Holt-Winters โดยแบ่งข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองและข้อมูลสำหรับทดสอบ โดยแบบจำลองที่สร้างขึ้นได้ใช้ตัวดำเนินการ Forecast Validation ซึ่งเป็นวิธีดำเนินการเดียวกันกับวิธี Cross-Validation สำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลา สำหรับในส่วนของแบบจำลองอนุกรมเวลา มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

แบบจำลอง ARIMA

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง ARIMA โดยใช้ค่า p,d,q, เท่ากับ 1,0 และ 1 ตามลำดับ โดยพิจารณาค่า AIC น้อยที่สุดเป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ ซึ่งแสดงการสร้างแบบจำลองโดยใช้ค่าดังกล่าวได้ดังภาพที่ 3.12

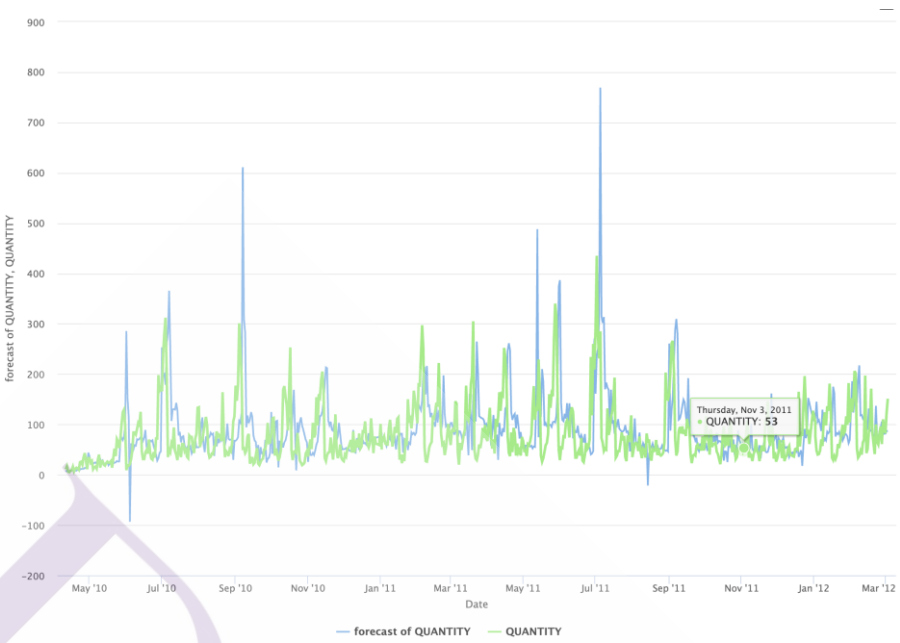
ArimaModel

```
Forecast Model trained on the following time series:
Name of time series: QUANTITY   Name of indices Attribute: Date Number of values: 14

Resulting Forecast Model:
Arima Model (p: 1,d: 0, q: 1)
AR Coefficients: [-0.06370085012609022]
MA Coefficients: [0.22725804626871207]
constant: 87.07747003833349, length of residuals: 1
```

ภาพที่ 3.12 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง ARIMA โดยใช้ค่า p=1, d=0, q=1) ซึ่งพิจารณาจากค่า AIC

โดยหลังจากได้แบบจำลอง ARIMA ที่เหมาะสมแล้วจะใช้ข้อมูลที่สร้างแบบจำลองทั้งหมดเพื่อนำเข้าแบบจำลองให้เกิดการเรียนรู้และนำข้อมูลพยากรณ์เทียบกับข้อมูลทดสอบ โดยสามารถแสดงกราฟเปรียบเทียบได้ดังตัวอย่างภาพที่ 3.13



ภาพที่ 3.13 ตัวอย่างกราฟข้อมูลพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง ARIMA ซึ่งแสดงข้อมูลปริมาณการขายจริง (สีเขียว) และข้อมูลปริมาณการขายพยากรณ์ (สีฟ้า) เช่น ในวันที่ 15 พฤศจิกายน 2554 (15-NOV-11) มีปริมาณการขายสินค้า 205 ชิ้น และมีปริมาณการขายสินค้าที่พยากรณ์ ได้ 220 ชิ้น เป็นต้น

แบบจำลอง Holt-Winters

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Holt-Winters โดยใช้ค่า α, β, γ เท่ากับ 0.5,0.1 และ 0.5 ตามลำดับ โดยใช้ช่วงระยะเวลา (Length of one period) เท่ากับ 4 และใช้แบบจำลองของฤดูกาล (Seasonality Model) เป็น Additive โดยพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพันธ์ (Relative Error) น้อยที่สุดเป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ ซึ่งแสดงการสร้างแบบจำลองโดยใช้ค่าดังกล่าวได้ดังภาพที่ 3.14

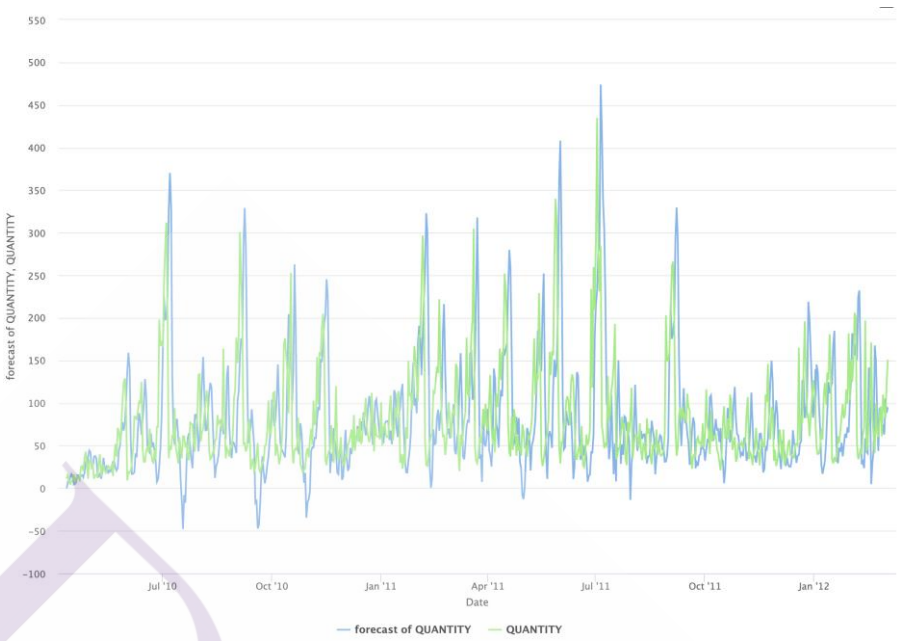
HoltWintersModel

Forecast Model trained on the following time series:
Name of time series: QUANTITY Name of indices Attribute: Date Number of values: 14

Resulting Forecast Model:
Holt-Winters Model (alpha: 0.5, beta: 0.1, gamma: 0.5)
Period: 4, mode type: ADDITIVE

ภาพที่ 3.14 ตัวอย่างการสร้างแบบจำลอง Holt-Winters โดยใช้ค่า α, β, γ เท่ากับ 0.5,0.1 และ 0.5 ตามลำดับ โดยใช้ช่วงระยะเวลา (Length of one period) เท่ากับ 4 และใช้แบบจำลองของฤดูกาล (Seasonality Model) เป็น Additive

โดยหลังจากได้แบบจำลอง Holt-Winters ที่เหมาะสมแล้วจะใช้ข้อมูลที่สร้างแบบจำลองทั้งหมดเพื่อนำเข้าแบบจำลองให้เกิดการเรียนรู้และนำข้อมูลพยากรณ์เทียบกับข้อมูลทดสอบ โดยสามารถแสดงกราฟเปรียบเทียบได้ดังตัวอย่างภาพที่ 3.15



ภาพที่ 3.15 ตัวอย่างกราฟข้อมูลพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแบบจำลอง Holt-Winters ซึ่งแสดงข้อมูลปริมาณการขายจริง (สีเขียว) และข้อมูลปริมาณการขายพยากรณ์ (สีฟ้า) เช่น ในวันที่ 16 ตุลาคม 2553 (16-OCT-10) มีปริมาณการขายสินค้า 115 ชิ้น และมีปริมาณการขายสินค้าที่พยากรณ์ ได้ 110 ชิ้น เป็นต้น

3.1.4.2 เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Techniques)

ข้อมูลทั้งหมดจะถูกนำเข้าเพื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ทั้งหมด 6 เทคนิค คือ Genaralized Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees และ Support Vector Machine โดยแบ่งข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองและข้อมูลสำหรับทดสอบ โดยในส่วนของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องวิธีการต่าง ๆ มีรายละเอียดดังต่อไปนี้

แบบจำลอง Generalized Linear Model

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Genaralized Linear Model โดยปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่ใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.16 และ 3.17

Attribute	Coefficient	Std. Coefficient	Std. Error	z-Value	p-Value
Date:quarter = 1	0	0	?	?	?
Date:quarter = 2	-12.281	-5.402	?	?	?
Date:quarter = 3	2.947	1.300	?	?	?
Date:quarter = 4	0	0	?	?	?
Date:half year = 1	-1.252	-0.626	?	?	?
Date:half year = 2	0	0	?	?	?
Date:day_of_week = 3	-26.918	-9.289	?	?	?
Date:day_of_week = 4	10.746	3.887	?	?	?
Date:day_of_week = 5	40.532	15.195	?	?	?
Date:day_of_week = 6	0.933	0.322	?	?	?
Date:day_of_week = 7	-34.925	-12.052	?	?	?
Date:day_of_week = 1	-39.142	-13.308	?	?	?
Date:day_of_week = 2	0	0	?	?	?
Date:month_of_quarter = 3	5.208	2.404	?	?	?
Date:month_of_quarter = 1	-6.419	-3.028	?	?	?
Date:month_of_quarter = 2	0	0	?	?	?
Date:day_of_month	0.027	0.237	?	?	?
Date:month_of_year	0	0	?	?	?
Date:year	0	0	?	?	?
QUANTITY + 1 (horizon)	0.614	53.069	?	?	?
days_diff(Date, Today)	-0.046	-9.270	?	?	?

ภาพที่ 3.16 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Generalized Linear Model

Attribute	Weight
QUANTITY + 1 (horizon)	0.979
Date:day_of_week = 5	0.184
Date:quarter = 2	0.066
Date:day_of_week = 6	0.065
Date:month_of_quarter = 1	0.057
Date:day_of_week = 3	0.038
Date:quarter = 4	0.026
Date:day_of_month	0.019
Date:month_of_quarter = 2	0.010
Date:day_of_week = 2	0.010
Date:quarter = 1	0.007
Date:quarter = 3	0
Date:half year = 1	0
Date:half year = 2	0
Date:day_of_week = 4	0
Date:day_of_week = 7	0
Date:day_of_week = 1	0
Date:month_of_quarter = 3	0
Date:month_of_year	0
Date:year	0
days_diff(Date, Today)	0

ภาพที่ 3.17 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Generalized Linear Model

แบบจำลอง Deep Learning

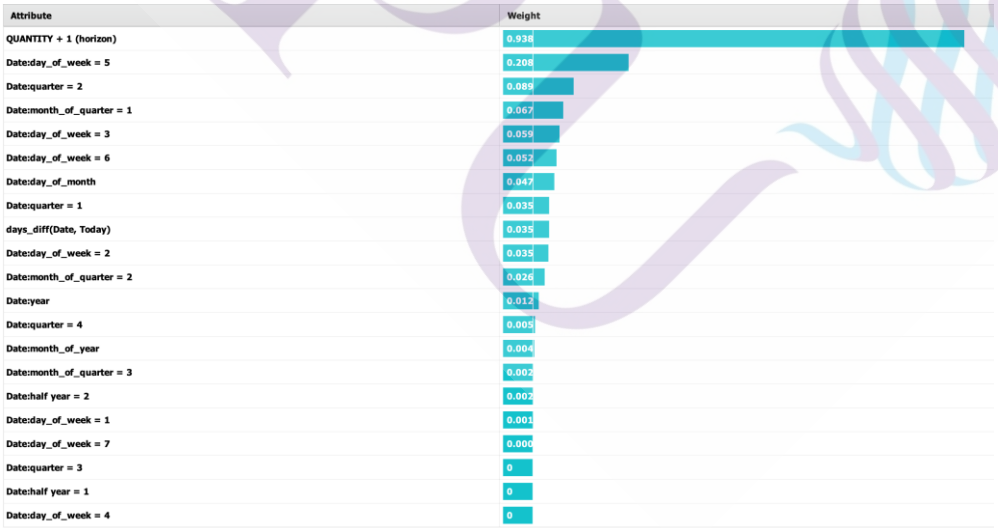
ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Deep Learning โดยปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่าง ๆ เพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้และใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.18 และ 3.19

Deep Learning Model

```
Model Metrics Type: Regression
 Description: Metrics reported on full training frame
 model id: rm-h2o-model-model-1020
 frame id: rm-h2o-frame-model-1020
 MSE: 2702.0867
 RMSE: 51.981598
 R^2: 0.6607819
 mean residual deviance: 2702.0867
 mean absolute error: 37.19768
 root mean squared log error: 0.26048693
Status of Neuron Layers (predicting QUANTITY + 2 (horizon), regression, gaussian distribution, Quadratic loss, 3,701 weights/biases, 51.1 KB, 4,210 training samples,
 Layer Units      Type Dropout       L1       L2 Mean Rate Rate RMS Momentum Mean Weight Weight RMS Mean Bias Bias RMS
     1    21     Input  0.00 %
     2    50 Rectifier       0 0.000010 0.000000  0.002708 0.001651 0.000000   -0.000714   0.167255  0.496027 0.019428
     3    50 Rectifier       0 0.000010 0.000000  0.004499 0.008194 0.000000   -0.002247   0.139322  0.995379 0.011899
     4     1    Linear          0.000010 0.000000  0.000301 0.000130 0.000000    0.023129   0.202120 -0.005620 0.000000
Scoring History:
             Timestamp   Duration Training Speed   Epochs Iterations     Samples Training RMSE Training Deviance Training MAE Training r2
 2022-07-04 22:38:46  0.000 sec                 0.00000          0    0.000000           NaN               NaN          NaN         NaN
 2022-07-04 22:38:46  0.041 sec  22157 obs/sec  1.00000          1  421.000000      64.21702        4123.82604     45.92683     0.48230
 2022-07-04 22:38:46  0.078 sec  19136 obs/sec  2.00000          2  842.000000      58.79460        3456.80498     43.80661     0.56604
 2022-07-04 22:38:46  0.116 sec  17788 obs/sec  3.00000          3 1263.000000      56.90940        3238.68034     42.29858     0.59342
 2022-07-04 22:38:46  0.149 sec  17726 obs/sec  4.00000          4 1684.000000      58.74110        3450.51627     42.05521     0.56682
 2022-07-04 22:38:46  0.183 sec  17838 obs/sec  5.00000          5 2105.000000      54.39599        2958.92325     40.02212     0.62854
 2022-07-04 22:38:46  0.221 sec  17541 obs/sec  6.00000          6 2526.000000      53.64667        2877.96475     38.39651     0.63870
 2022-07-04 22:38:46  0.261 sec  17034 obs/sec  7.00000          7 2947.000000      52.31597        2736.96037     37.69754     0.65640
 2022-07-04 22:38:46  0.297 sec  17010 obs/sec  8.00000          8 3368.000000      52.50609        2756.88975     38.14525     0.65390
 2022-07-04 22:38:46  0.343 sec  17144 obs/sec  9.00000          9 3789.000000      55.51716        3082.15484     42.76068     0.61307
 2022-07-04 22:38:46  0.391 sec  16975 obs/sec 10.00000         10 4210.000000      51.98160        2702.08661     37.19768     0.66078

H2O version: 3.30.0.1-rm9.8.1
```

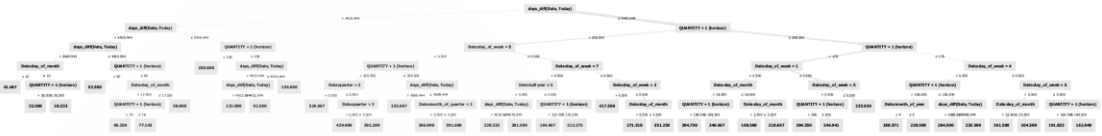
ภาพที่ 3.18 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Deep Learning



ภาพที่ 3.19 ค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Deep Learning

แบบจำลอง Decision Tree

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Decision Tree โดยปรับเปลี่ยนค่าต่าง ๆเพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้และใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.20 ถึง 3.21

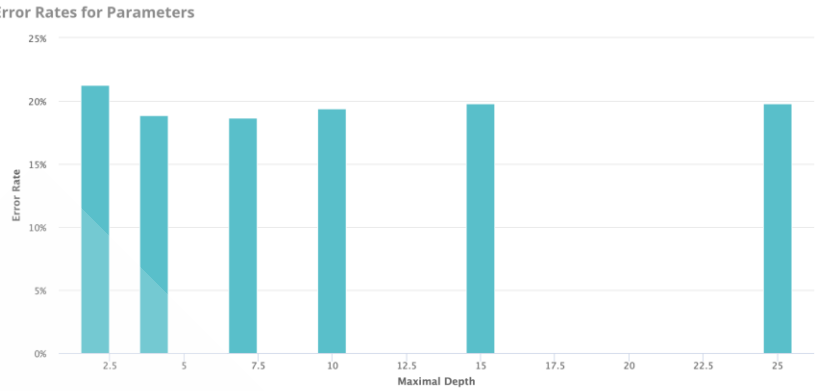


ภาพที่ 3.20 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Decision Tree

Attribute	Weight
QUANTITY + 1 (horizon)	0.532
Date:quarter = 2	0.058
Date:day_of_week = 3	0.054
Date:month_of_quarter = 2	0.051
Date:month_of_quarter = 1	0.040
Date:day_of_week = 6	0.038
Date:quarter = 4	0.032
Date:day_of_week = 7	0.031
Date:day_of_week = 5	0.028
Date:half year = 1	0.027
Date:day_of_week = 2	0.026
Date:day_of_month	0.023
days_diff(Date, Today)	0.013
Date:day_of_week = 1	0.012
Date:month_of_quarter = 3	0.011
Date:quarter = 1	0.010
Date:quarter = 3	0.008
Date:half year = 2	0.007
Date:year	0.007
Date:month_of_year	0.005
Date:day_of_week = 4	0.004

ภาพที่ 3.21 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Decision Tree

Optimal Parameters
Maximal Depth: 7



Maximal Depth	Error Rate
2	21.3%
4	18.9%
7	18.7%
10	19.4%
15	19.8%
25	19.8%

ภาพที่ 3.22 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Decision Tree

แบบจำลอง Random Forest

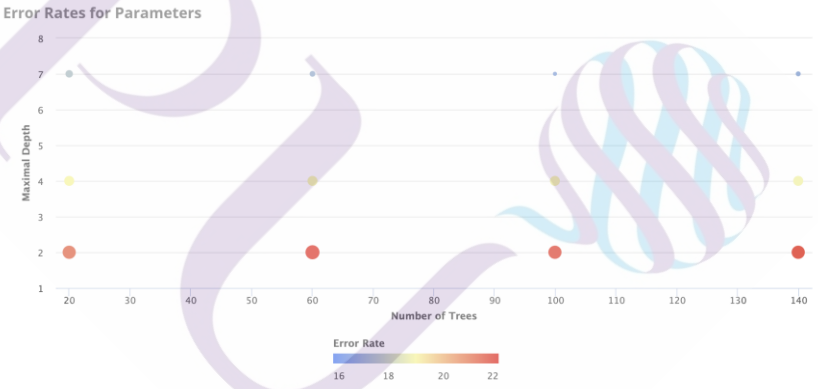
ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Random Forest โดยปรับเปลี่ยนค่าต่าง ๆเพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้และใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.23 ถึง 3.25

ภาพที่ 3.23 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Random Forest

Attribute	Weight
QUANTITY + 1 (horizon)	0.840
Date:quarter = 2	0.085
Date:day_of_week = 3	0.080
Date:month_of_quarter = 2	0.054
Date:month_of_quarter = 1	0.052
Date:day_of_week = 5	0.047
Date:day_of_week = 6	0.045
Date:day_of_month	0.027
Date:half year = 1	0.023
Date:day_of_week = 2	0.021
Date:day_of_week = 7	0.019
Date:quarter = 4	0.011
Date:quarter = 1	0.009
days_diff(Date, Today)	0.007
Date:day_of_week = 1	0.006
Date:month_of_year	0.005
Date:year	0.001
Date:quarter = 3	0.000
Date:month_of_quarter = 3	0.000
Date:half year = 2	0
Date:day_of_week = 4	0

ภาพที่ 3.24 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Random Forest

Optimal Parameters
Number Of Trees: 100
Maximal Depth: 7

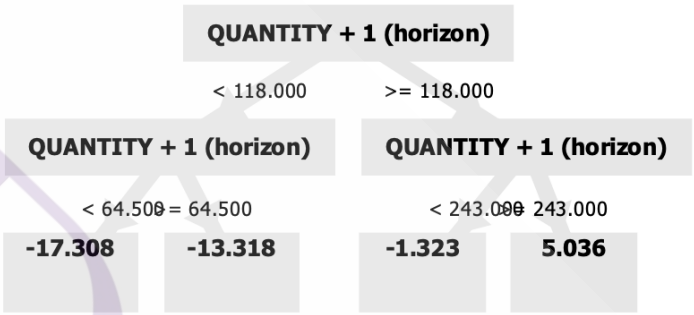


Number of Trees	Maximal Depth	Error Rate
20	2	21.1%
60	2	21.8%
100	2	21.6%
140	2	21.6%
20	4	19.0%

ภาพที่ 3.25 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Random Forest

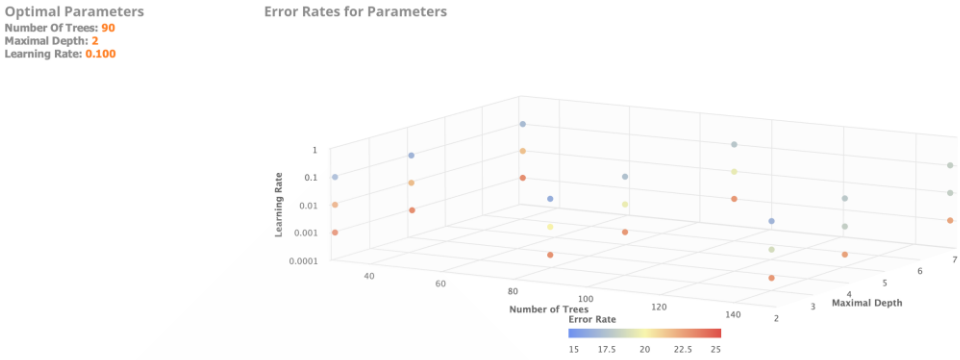
แบบจำลอง Gradient Boosted Trees

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Gradient Boosted Trees โดยปรับเปลี่ยนค่าต่าง ๆ เพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้และใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.26 ถึง 3.28



ภาพที่ 3.26 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Gradient Boosted Trees

ภาพที่ 3.27 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Gradient Boosted Trees



Number of Trees	Maximal Depth	Learning Rate	Error Rate
30	2	0.001	23.1%
90	2	0.001	22.9%
150	2	0.001	22.7%
30	4	0.001	23.0%
90	4	0.001	22.7%

ภาพที่ 3.28 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Gradient Boosted Trees

แบบจำลอง Support Vector Machine

ในงานวิจัยนี้ทำการสร้างแบบจำลอง Support Vector Machine โดยปรับเปลี่ยนค่าต่าง ๆ เพื่อให้เครื่องเกิดการเรียนรู้และใช้เป็นแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยแบบจำลองและค่าน้ำหนักของตัวแปรต่าง ๆ แสดงได้ดังภาพที่ 3.29 ถึง 3.31

Kernel Model

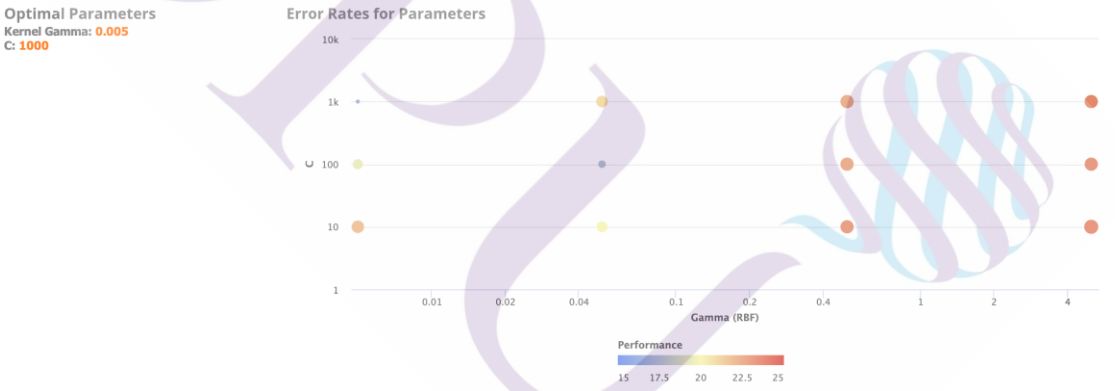
```
Total number of Support Vectors: 421
Bias (offset): -4.750

w[Date:quarter = 1] = 332.122
w[Date:quarter = 2] = -673.417
w[Date:quarter = 3] = 604.597
w[Date:quarter = 4] = -233.078
w[Date:half year = 1] = -234.141
w[Date:half year = 2] = 215.966
w[Date:day_of_week = 3] = -1225.825
w[Date:day_of_week = 4] = 597.927
w[Date:day_of_week = 5] = 2052.775
w[Date:day_of_week = 6] = 912.606
w[Date:day_of_week = 7] = -1461.274
w[Date:day_of_week = 1] = -806.919
w[Date:day_of_week = 2] = -399.026
w[Date:month_of_quarter = 3] = 581.408
w[Date:month_of_quarter = 1] = -563.255
w[Date:month_of_quarter = 2] = 14.806
w[Date:day_of_month] = 136.893
w[Date:month_of_year] = 151.974
w[Date:year] = 466.153
w[QUANTITY + 1 (horizon)] = 5967.255
w[days_diff(Date, Today)] = -598.399
```

ภาพที่ 3.29 ตัวอย่างการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลอง Support Vector Machine

Attribute	Weight
QUANTITY + 1 (horizon)	0.961
Date:day_of_week = 5	0.223
Date:day_of_week = 6	0.112
Date:day_of_week = 3	0.075
Date:quarter = 2	0.070
Date:month_of_quarter = 1	0.062
Date:quarter = 1	0.040
Date:day_of_month	0.037
Date:month_of_quarter = 2	0.024
Date:quarter = 4	0.022
days_diff(Date, Today)	0.017
Date:day_of_week = 2	0.016
Date:half year = 1	0.004
Date:day_of_week = 4	0.002
Date:month_of_quarter = 3	0.000
Date:month_of_year	0.000
Date:quarter = 3	0
Date:half year = 2	0
Date:day_of_week = 7	0
Date:day_of_week = 1	0
Date:year	0

ภาพที่ 3.30 ตัวอย่างค่าน้ำหนัก (Weights) ของตัวแปรที่มีการจัดลำดับความสำคัญซึ่งใช้สำหรับการสร้างแบบจำลอง Support Vector Machine



Gamma (RBF)	C	Performance
0.005	10	21.7%
0.050	10	19.9%
0.500	10	23.0%
5	10	23.3%
0.005	100	19.4%

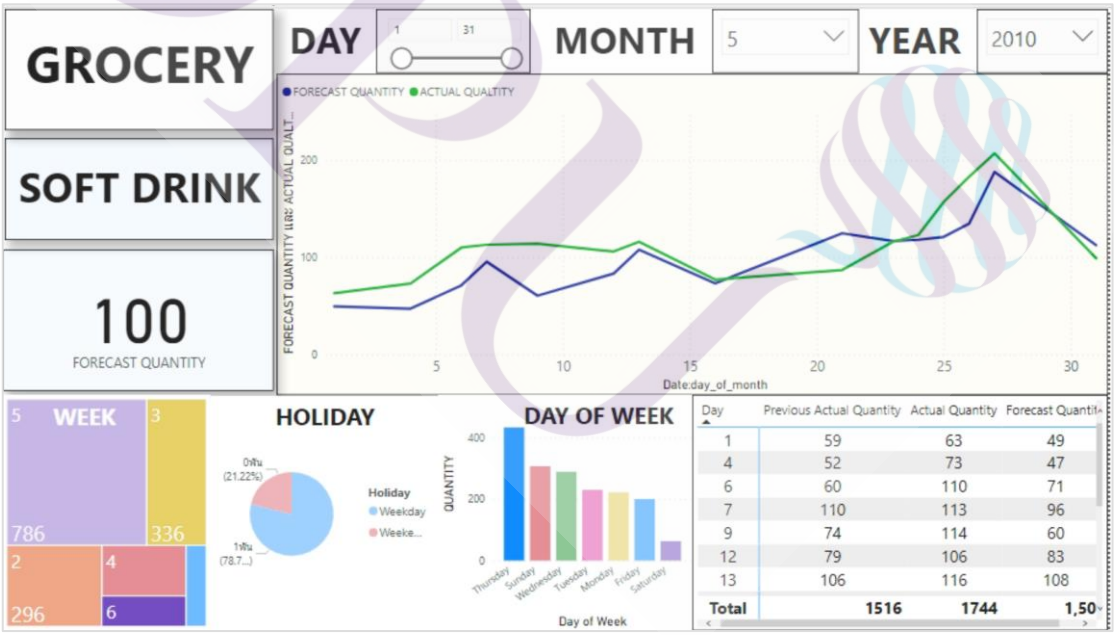
ภาพที่ 3.31 ตัวอย่างพารามิเตอร์สำหรับการสร้างแบบจำลอง Support Vector Machine

3.1.5 การประเมินผล (Evaluation)

ขั้นตอนนี้เป็นการวัดประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่ได้ว่ามีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด โดยหลังจากที่ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน และใช้แบบจำลองที่สร้างได้จากข้อมูลที่ให้แบบจำลองเรียนรู้ มาทำการพยากรณ์ข้อมูลเพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพ ซึ่งอยู่ในข้อมูลทดสอบ และใช้ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error, MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error, RMSE) แสดงค่าความคลาดเคลื่อนและทำการเปรียบเทียบด้วยเทคนิควิธีต่าง ๆ และเลือกจัดเก็บแบบจำลองที่ดีที่สุด

3.1.6 การปฏิบัติตามผลเสนอแนะ (Deployment)

ขั้นตอนนี้เป็นการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดนำมาใช้ประโยชน์ โดยหลังจากที่วิจัยและเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของแต่ละเทคนิคแล้ว แบบจำลองใดมีประสิทธิภาพมากที่สุด และมีความเหมาะสมกับความต้องการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตจะถูกนำมาประยุกต์ใช้ในขั้นตอนนี้ ซึ่งตัวอย่างการนำแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลไปใช้ประโยชน์สามารถแสดงได้ดังภาพที่ 3.32



ภาพที่ 3.32 ตัวอย่างหน้าจอการแสดงผลการพยากรณ์ของข้อมูลสำหรับผู้ใช้งาน

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.2.1 RapidMiner

RapidMiner Studio 9.10 เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคต่าง ๆ ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analytics) และสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เนื่องจากมีสามารถสร้างกระบวนการทำงาน (Process) ได้เป็นลำดับขั้นตอนที่ง่ายดายและเข้าใจง่าย ด้วยตัวจัดการ (Operator) ต่าง ๆ และสามารถแก้ไขขั้นตอน ๆ ได้โดยไม่กระทบต่อการดำเนินงานในขั้นตอนก่อนหน้าหรือขั้นตอนถัดไป มีตัวจัดการ (Operator) มากมายให้ใช้ และส่วนช่วยเหลือ (Help) และมีช่องทางแลกเปลี่ยนข่าวสาร (Community) สำหรับแลกเปลี่ยนความรู้และสอบถามได้เป็นอย่างดี โดยเครื่องมือดังกล่าวแสดงดังภาพที่ 3.33

ภาพที่ 3.33 เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลอง RapidMiner Studio version 9.1

บทที่ 4
ผลการศึกษา

การศึกษาวิจัยเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์ของเทคนิคที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในครั้งนี้ ได้แบ่งผลการวัดประสิทธิภาพและความถูกต้องออกเป็น 2 ส่วนคือ การวัดผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลองและการวัดผลประสิทธิภาพความถูกต้องจากการนำแบบจำลองพยากรณ์ในอนาคตเทียบกับข้อมูลจริงที่เกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคต่าง ๆ ได้ดังนี้

4.1 ผลการวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลอง

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลรายวันของร้านค้าที่มีการขายสินค้าตั้งแต่วันที่ 24 มีนาคม พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 28 มีนาคม พ.ศ. 2555 โดยนำเข้าตัวแปรต่าง ๆ เช่น วัน เวลา และสัปดาห์ที่ขายสินค้า รหัสสินค้า ปริมาณการสินค้า มูลค่าการขาย รหัสสาขา และ ข้อมูลของสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ เช่น รหัสสินค้า แผนกของสินค้า ประเภทของสินค้า รายการสินค้า เป็นต้น โดยทำการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคต่าง ๆ และทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ซึ่งทำการแบ่งข้อมูลเพื่อให้แบบจำลองเกิดการเรียนรู้และทำการแบ่งข้อมูลเพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพ โดยนำเข้าข้อมูลแบบจำลองที่สร้างได้จากข้อมูลข้างต้นมาทำการพยากรณ์ และนำข้อมูลอีกส่วนที่ทำการแบ่งสำหรับทดสอบประสิทธิภาพ มาทำการวัดผลโดยใช้ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Error, MAE) และค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error, RMSE) มาทำการวัดผลค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบเทคนิคต่าง ๆ ซึ่งในการทดลองได้ทำการทดลองกับข้อมูล 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด และทำการพยากรณ์ข้อมูลในอีก 1 – 3 วันถัดไป โดยพิจารณาจากปริมาณการขายจริงในวันก่อนหน้า สำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แบ่งการพิจารณาข้อมูลย้อนหลังเป็น 2 ระยะเวลา คือ พิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน และ 14 วัน ตามลำดับ และมีการเพิ่มตัวแปรภายนอกที่สร้างขึ้น เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน แต่สำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะทำการพิจารณาย้อนหลัง 14

วัน และไม่เพิ่มตัวแปรภายนอก เนื่องจากเป็นการวิเคราะห์ด้วยตัวแปรแบบชั้นเดียว จากนั้นทำการวัดประสิทธิภาพและแสดงผลค่าความคลาดเคลื่อน ได้ดังตารางต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 4.1 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	24.56	52.85	52.85	52.80	31.98	31.98
	Holt-Winters	27.66	59.37	59.37	60.77	35.59	35.59
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	21.40	55.77	71.69	39.80	45.29	66.53
	Deep Learning	20.10	52.93	66.58	39.50	43.72	61.43
	Decision Tree	18.30	48.09	63.33	34.10	38.10	56.63
	Random Forest	17.90	45.78	58.15	36.20	39.53	59.52
	Gradient Boosted Trees	16.60	43.54	56.32	32.70	33.15	47.17
	Support Vector Machine	18.70	48.22	62.69	36.50	40.78	64.45

ตารางที่ 4.2 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	27.09	57.56	62.47	62.73	36.83	39.79
	Holt-Winters	31.70	67.97	73.71	71.36	40.99	44.34
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	17.00	46.88	65.79	26.70	26.78	40.43
	Deep Learning	18.10	50.45	68.19	27.00	26.84	39.79
	Decision Tree	18.20	50.72	69.88	26.30	26.77	42.70
	Random Forest	16.70	44.51	64.07	29.50	30.05	45.42
	Gradient Boosted Trees	15.50	41.71	60.37	25.50	26.02	38.57
	Support Vector Machine	16.00	41.61	57.05	24.80	24.63	37.75

ตารางที่ 4.3 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	28.74	61.09	68.29	70.63	40.58	44.98
	Holt-Winters	34.54	73.51	81.59	78.62	44.35	49.37
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	17.60	46.08	61.19	25.90	24.84	37.17
	Deep Learning	17.20	45.99	59.92	26.70	25.93	37.76
	Decision Tree	17.20	44.47	59.93	26.90	26.86	39.30
	Random Forest	17.10	46.68	63.31	29.40	28.22	38.87
	Gradient Boosted Trees	16.00	41.62	54.34	25.70	25.36	37.02
	Support Vector Machine	16.10	42.96	58.14	25.90	24.51	35.98

ตารางที่ 4.4 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	24.56	52.85	52.85	52.80	31.98	31.98
	Holt-Winters	27.66	59.37	59.37	60.77	35.59	35.59
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	21.00	55.08	70.62	39.60	45.10	66.39
	Deep Learning	20.80	54.46	68.71	41.50	46.99	64.31
	Decision Tree	19.30	51.23	66.77	37.40	43.97	65.38
	Random Forest	19.00	49.42	61.83	38.10	41.77	60.53
	Gradient Boosted Trees	17.50	45.68	58.51	32.50	35.15	50.80
	Support Vector Machine	19.80	50.83	66.54	36.80	40.87	66.45

ตารางที่ 4.5 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	27.09	57.56	62.47	62.73	36.83	39.79
	Holt-Winters	31.70	67.97	73.71	71.36	40.99	44.34
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	17.00	46.88	65.79	26.70	26.78	40.43
	Deep Learning	17.00	42.61	57.21	26.40	26.24	39.56
	Decision Tree	16.10	40.19	52.31	27.30	27.59	42.34
	Random Forest	17.00	45.17	64.96	29.20	29.40	44.59
	Gradient Boosted Trees	15.40	41.02	59.35	25.30	24.61	36.76
	Support Vector Machine	15.90	41.43	56.63	24.60	24.38	37.39

ตารางที่ 4.6 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีการและเทคนิคในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Time Series Analysis	**ARIMA**	28.74	61.09	68.29	70.63	40.58	44.98
	Holt-Winters	34.54	73.51	81.59	78.62	44.35	49.37
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	17.60	46.20	61.34	25.90	24.84	37.17
	Deep Learning	16.80	45.38	61.46	28.70	27.23	38.11
	Decision Tree	17.20	43.48	57.35	28.30	27.28	40.65
	Random Forest	17.40	47.18	62.92	28.30	26.89	37.53
	Gradient Boosted Trees	15.50	39.50	53.04	26.40	25.42	35.51
	Support Vector Machine	16.10	43.01	58.29	25.90	24.45	35.90

ตารางที่ 4.7 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE
Machine Learning	Generalized Linear Model	19.90	51.50	67.05	38.00	42.20	61.91
	Deep Learning	19.10	50.95	69.58	38.70	44.42	61.61
	Decision Tree	17.70	47.59	65.48	36.50	41.35	63.75
	Random Forest	16.90	44.47	62.51	36.10	38.41	57.35
	Gradient Boosted Trees	15.40	41.20	61.56	33.10	36.42	54.10
	Support Vector Machine	17.20	45.58	67.68	35.60	40.13	65.21

ตารางที่ 4.8 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE
Machine Learning	Generalized Linear Model	16.10	40.63	52.65	27.00	24.35	36.78
	Deep Learning	17.90	39.47	50.01	30.60	26.16	39.31
	Decision Tree	18.30	46.63	64.63	28.50	25.30	36.77
	Random Forest	15.60	39.63	52.56	31.70	29.20	40.57
	Gradient Boosted Trees	14.90	36.03	46.13	27.30	22.98	33.74
	Support Vector Machine	15.80	36.59	47.04	28.20	24.54	37.56

ตารางที่ 4.9 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE
Machine Learning	Generalized Linear Model	16.60	42.52	56.44	27.90	24.84	34.92
	Deep Learning	16.40	40.24	52.74	27.70	24.38	32.83
	Decision Tree	16.90	46.22	62.77	25.90	25.79	39.04
	Random Forest	16.60	44.24	62.66	27.40	24.83	33.81
	Gradient Boosted Trees	15.70	40.30	54.31	24.50	21.74	30.71
	Support Vector Machine	16.10	39.83	54.68	25.90	23.26	33.86

ตารางที่ 4.10 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE
Machine Learning	Generalized Linear Model	19.60	50.63	66.03	37.90	42.06	61.74
	Deep Learning	19.60	53.75	73.05	39.90	44.06	58.74
	Decision Tree	17.30	46.68	66.36	36.20	39.89	60.80
	Random Forest	18.00	46.65	63.79	37.20	41.00	59.76
	Gradient Boosted Trees	15.60	42.20	63.41	32.90	33.26	49.73
	Support Vector Machine	17.40	43.12	57.42	36.30	39.68	62.46

ตารางที่ 4.11 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	16.10	40.63	52.65	27.00	24.35	36.78
	Deep Learning	17.40	39.11	49.31	31.60	26.52	39.30
	Decision Tree	16.40	41.20	56.91	29.00	28.13	43.67
	Random Forest	16.00	39.92	53.20	32.60	29.92	40.95
	Gradient Boosted Trees	15.00	36.68	48.43	27.20	24.04	35.54
	Support Vector Machine	15.80	36.42	46.89	26.70	24.20	36.76

ตารางที่ 4.12 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบต่าง ๆ เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วิธีการพยากรณ์		ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	**MAE**	**RMSE**	**MAPE**	**MAE**	**RMSE**
Machine Learning	**Generalized Linear Model**	16.60	42.52	56.44	27.90	24.84	34.92
	Deep Learning	17.40	43.09	55.89	28.50	25.30	34.60
	Decision Tree	15.30	38.96	53.11	26.60	24.60	34.63
	Random Forest	16.30	41.75	56.84	28.00	25.69	35.40
	Gradient Boosted Trees	15.50	39.09	51.86	25.60	22.49	30.36
	Support Vector Machine	16.20	40.16	54.40	25.80	23.20	33.86

เมื่อทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน รวมทั้งค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา พบว่าข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค ARIMA และ Holt-Winters ด้วยชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุดมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด และเมื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลให้มีระยะเวลาที่นานยิ่งขึ้น (เช่น พยากรณ์ 2-3 วันถัดไป) ยิ่งทำให้ค่าความเคลื่อนมีค่ามากยิ่งขึ้น ซึ่งมีค่ามากกว่าการพยากรณ์ข้อมูลในระยะเวลาอันใกล้ (เช่น พยากรณ์ 1 วันถัดไป) และการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA ให้ผลค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Holt-Winters

สำหรับการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ความคลาดเคลื่อน รวมทั้งค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของ

วิธีการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคทั้งหมด 6 เทคนิค (Generalized Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees และ Support Vector Machine) ด้วยชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุดมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด และเมื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลให้มีระยะเวลาที่นานยิ่งขึ้น (เช่น พยากรณ์ 3 วันถัดไป) ยิ่งทำให้ค่าความเคลื่อนมีค่ามากยิ่งขึ้น ซึ่งมีค่ามากกว่าการพยากรณ์ข้อมูลในระยะเวลาอันใกล้ (เช่น พยากรณ์ 1-2 วันถัดไป) อีกทั้งเมื่อพิจารณาข้อมูลย้อนหลังในช่วงระยะเวลาที่นานขึ้นยิ่งทำให้มีค่าความผิดพลาดที่มากขึ้นด้วย เช่น พิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน มีค่าความผิดพลาดมากกว่าการพิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน และสำหรับการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนั้น พบว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีการของ Gradient Boosted Trees ให้ผลค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องวิธีอื่น ๆ

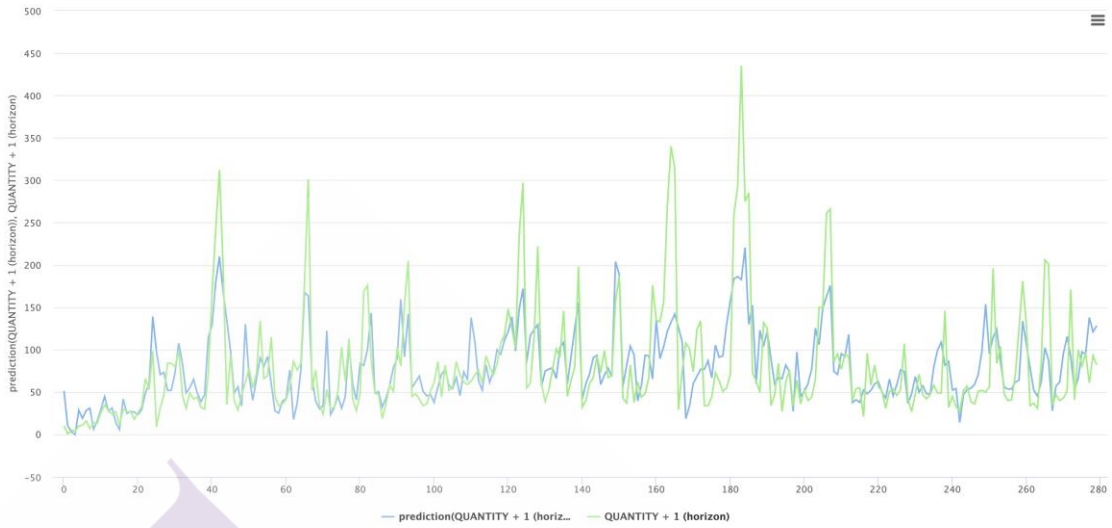
โดยเมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนต่าง ๆ ของวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลากับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องพบว่า เทคนิค Gradient Boosted Tree ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์มากที่สุด

4.2 การวัดผลประสิทธิภาพความถูกต้องจากการนำแบบจำลองพยากรณ์ในอนาคตเทียบกับข้อมูลจริง

เมื่อทำการวัดผลประสิทธิภาพความถูกต้องของแบบจำลองแล้ว ในขั้นตอนนี้จะเป็นการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมมาใช้พยากรณ์ข้อมูลอนาคตและแสดงผลการพยากรณ์ที่ได้เทียบกับข้อมูลจริง โดยผลการพยากรณ์ของแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในแต่ละลักษณะแสดงได้ดังนี้

Gradient Boosted Trees

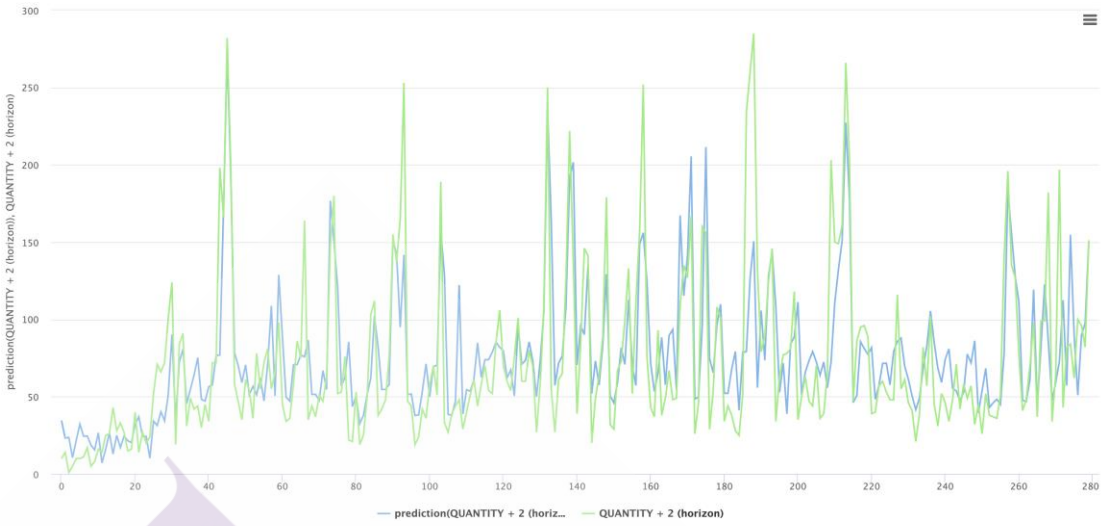
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 4.1 ถึง 4.48



ภาพที่ 4.1 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	51.368
2	4	4	2010	1	10.457
3	5	4	2010	5	3.339
4	6	4	2010	4	-0.262
5	9	4	2010	10	28.599
6	10	4	2010	11	19.138
7	16	4	2010	16	28.404
8	17	4	2010	7	31.024
9	19	4	2010	14	6.200
10	20	4	2010	13	16.332

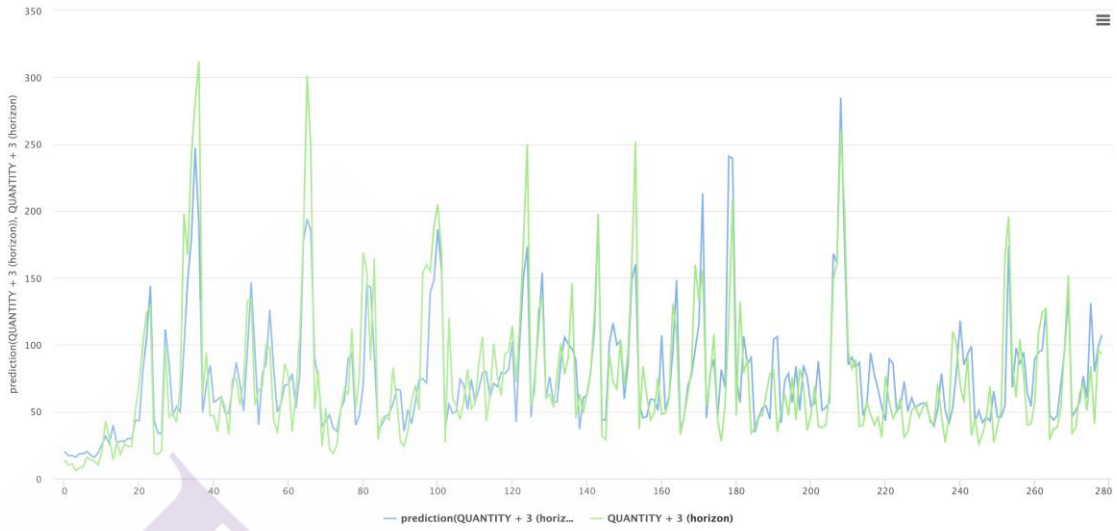
ภาพที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.3 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	34.610
2	2	4	2010	14	23.261
3	3	4	2010	1	23.664
4	4	4	2010	5	10.578
5	7	4	2010	10	21.656
6	8	4	2010	10	32.280
7	9	4	2010	11	24.453
8	10	4	2010	17	24.573
9	12	4	2010	5	18.674
10	13	4	2010	8	15.599

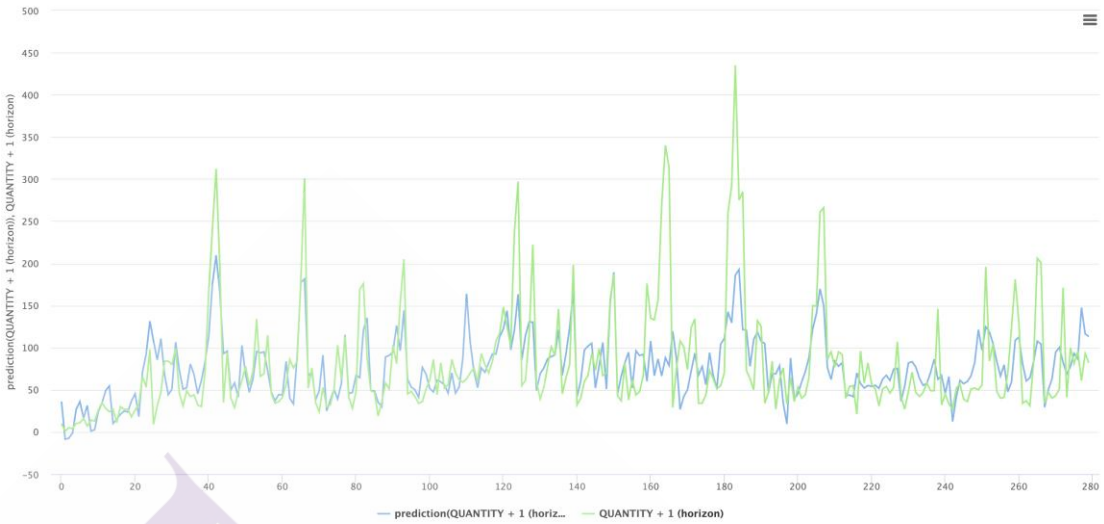
ภาพที่ 4.4 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.5 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	14	20.461
2	6	4	2010	10	17.103
3	8	4	2010	11	17.249
4	10	4	2010	6	16.116
5	12	4	2010	8	18.523
6	13	4	2010	9	18.523
7	14	4	2010	16	20.186
8	17	4	2010	14	17.535
9	18	4	2010	13	15.753
10	19	4	2010	10	19.207

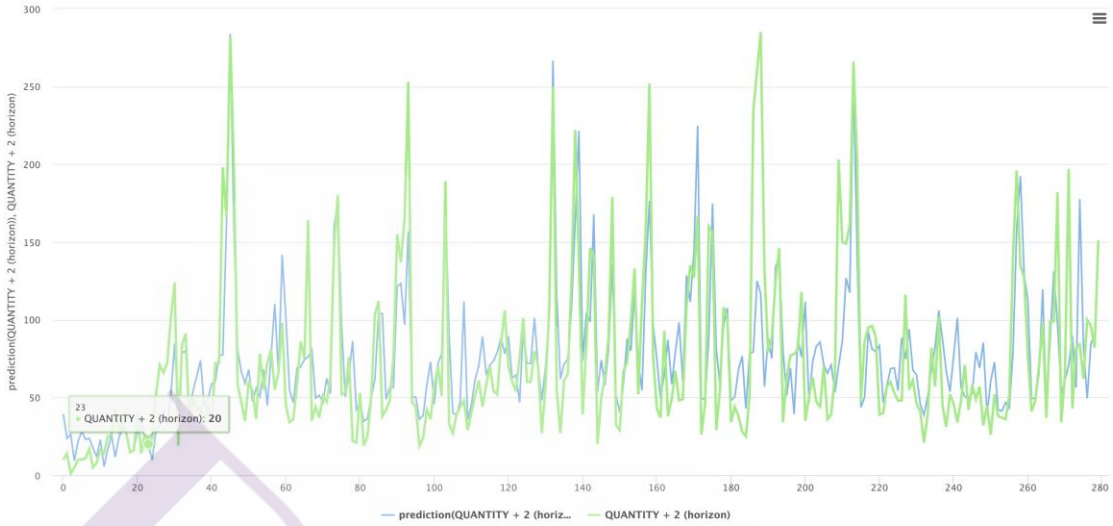
ภาพที่ 4.6 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.7 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	36.093	Friday	Weekday	1
2	4	4	2010	1	-8.571	Sunday	Weekend	2
3	5	4	2010	5	-7.410	Monday	Weekday	2
4	6	4	2010	4	-1.169	Tuesday	Weekday	2
5	9	4	2010	10	27.082	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	11	36.075	Saturday	Weekend	2
7	16	4	2010	16	16.390	Friday	Weekday	3
8	17	4	2010	7	31.341	Saturday	Weekend	3
9	19	4	2010	14	1.025	Monday	Weekday	4
10	20	4	2010	13	2.639	Tuesday	Weekday	4

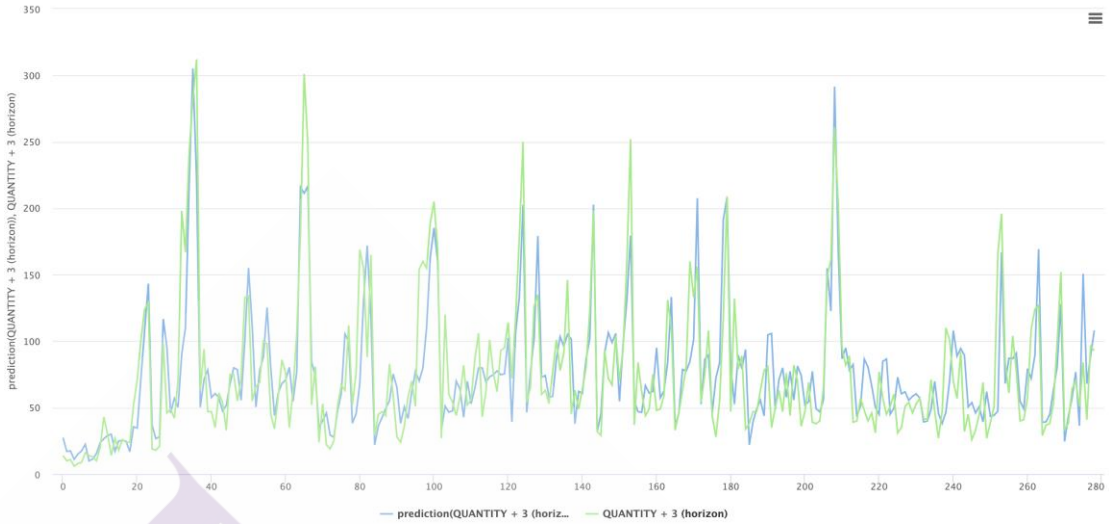
ภาพที่ 4.8 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.9 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction(...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	10	39.365	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	14	23.582	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	1	26.238	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	5	9.279	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	10	21.963	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	10	27.956	Thursday	Weekday	2
7	9	4	2010	11	23.047	Friday	Weekday	2
8	10	4	2010	17	23.709	Saturday	Weekend	2
9	12	4	2010	5	17.522	Monday	Weekday	3
10	13	4	2010	8	11.905	Tuesday	Weekday	3

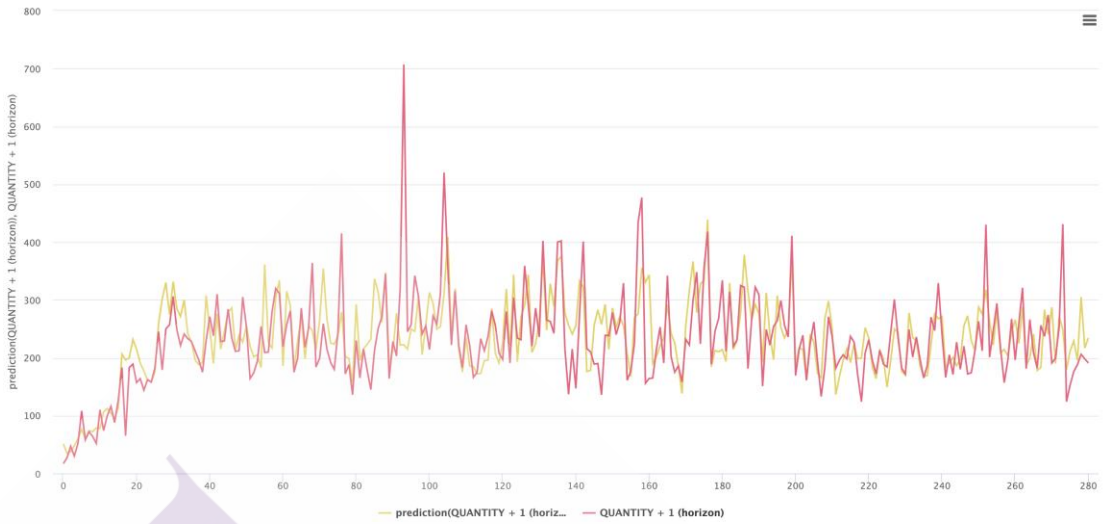
ภาพที่ 4.10 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.11 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	14	27.403	Wednesday	Weekday	5
2	6	4	2010	10	17.080	Tuesday	Weekday	2
3	8	4	2010	11	17.455	Thursday	Weekday	2
4	10	4	2010	6	11.117	Saturday	Weekend	2
5	12	4	2010	8	15.071	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	9	17.534	Tuesday	Weekday	3
7	14	4	2010	16	22.401	Wednesday	Weekday	3
8	17	4	2010	14	9.966	Saturday	Weekend	3
9	18	4	2010	13	11.358	Sunday	Weekend	4
10	19	4	2010	10	15.525	Monday	Weekday	4

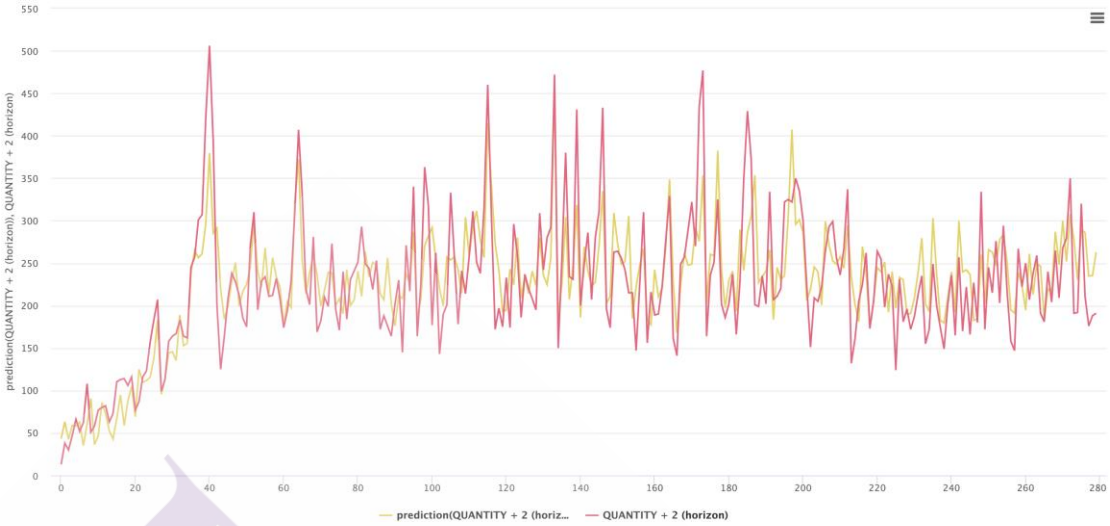
ภาพที่ 4.12 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.13 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบ (สีแดง) กับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	51.167
2	5	4	2010	27	34.784
3	8	4	2010	47	37.438
4	9	4	2010	30	47.719
5	11	4	2010	52	60.059
6	15	4	2010	108	76.070
7	19	4	2010	58	59.926
8	29	4	2010	72	73.999
9	3	5	2010	64	72.078
10	4	5	2010	52	78.626

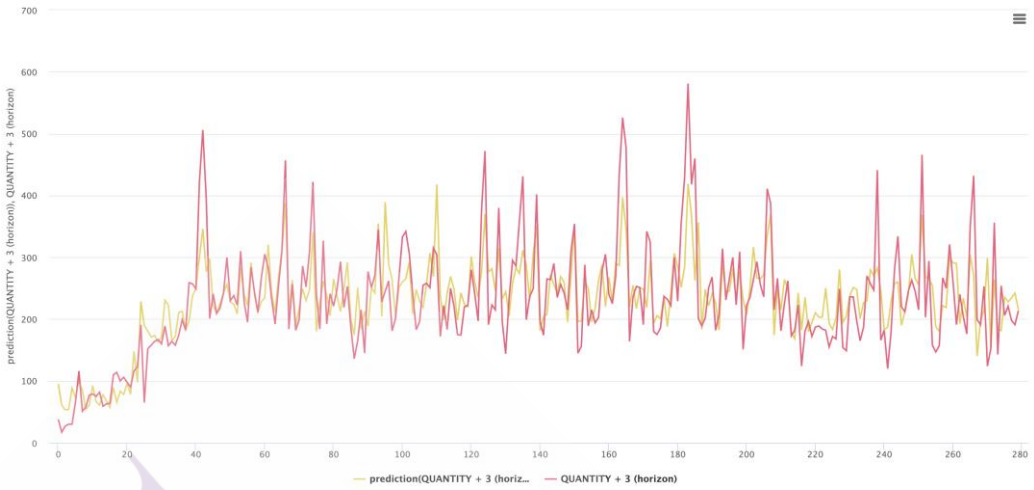
ภาพที่ 4.14 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.15 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	30	3	2010	13	43.038
2	1	4	2010	38	63.317
3	5	4	2010	30	42.567
4	7	4	2010	47	58.927
5	9	4	2010	66	58.317
6	10	4	2010	52	62.725
7	11	4	2010	62	35.194
8	14	4	2010	108	60.089
9	16	4	2010	51	90.623
10	18	4	2010	58	36.357

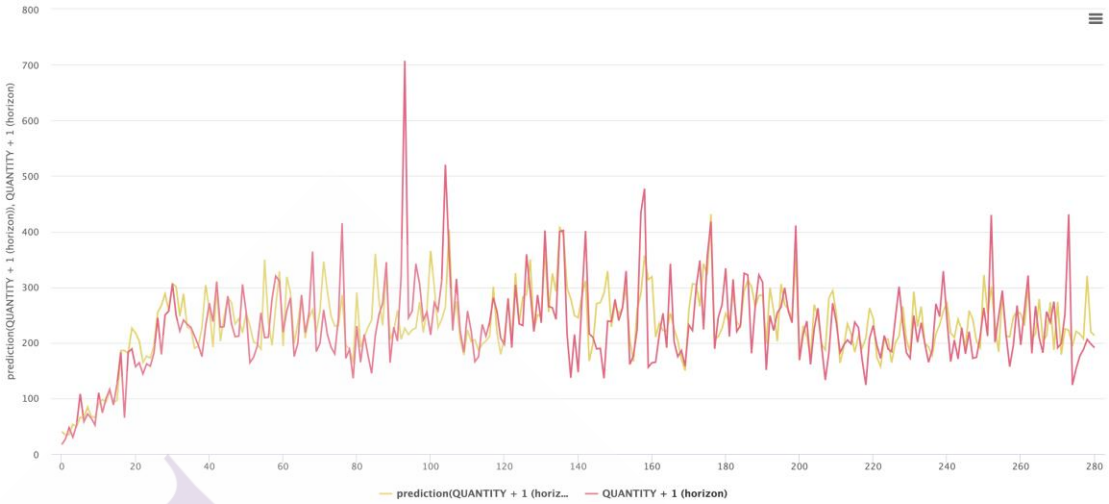
ภาพที่ 4.16 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.17 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	38	95.178
2	2	4	2010	17	60.682
3	3	4	2010	27	53.365
4	4	4	2010	30	53.857
5	7	4	2010	30	88.048
6	8	4	2010	66	72.904
7	14	4	2010	116	100.161
8	15	4	2010	51	85.016
9	17	4	2010	58	53.889
10	18	4	2010	77	61.132

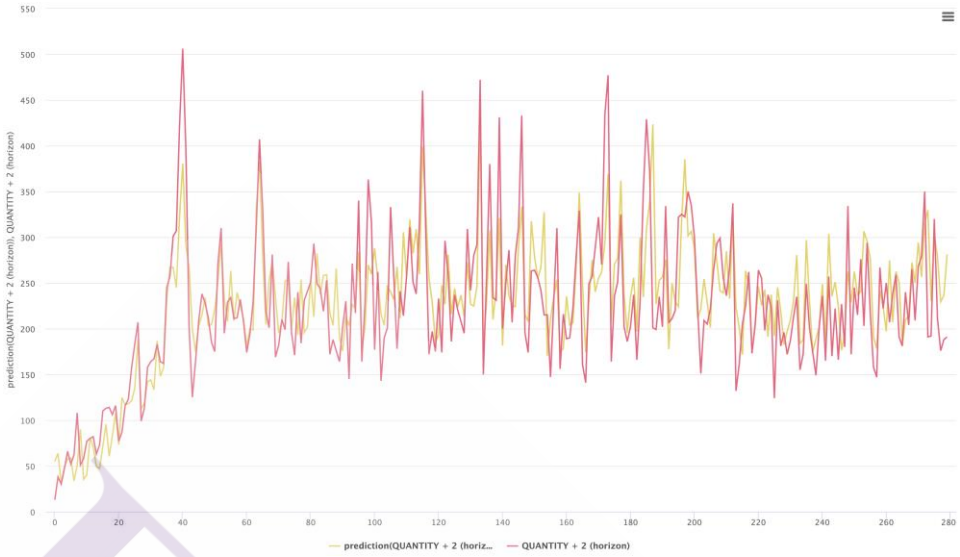
ภาพที่ 4.18 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.19 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	39.944	Sunday	Weekend	2
2	5	4	2010	27	34.519	Monday	Weekday	2
3	8	4	2010	47	34.633	Thursday	Weekday	2
4	9	4	2010	30	53.163	Friday	Weekday	2
5	11	4	2010	52	49.313	Sunday	Weekend	3
6	15	4	2010	108	65.808	Thursday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	65.031	Monday	Weekday	4
8	29	4	2010	72	84.136	Thursday	Weekday	5
9	3	5	2010	64	67.369	Monday	Weekday	2
10	4	5	2010	52	65.753	Tuesday	Weekday	2

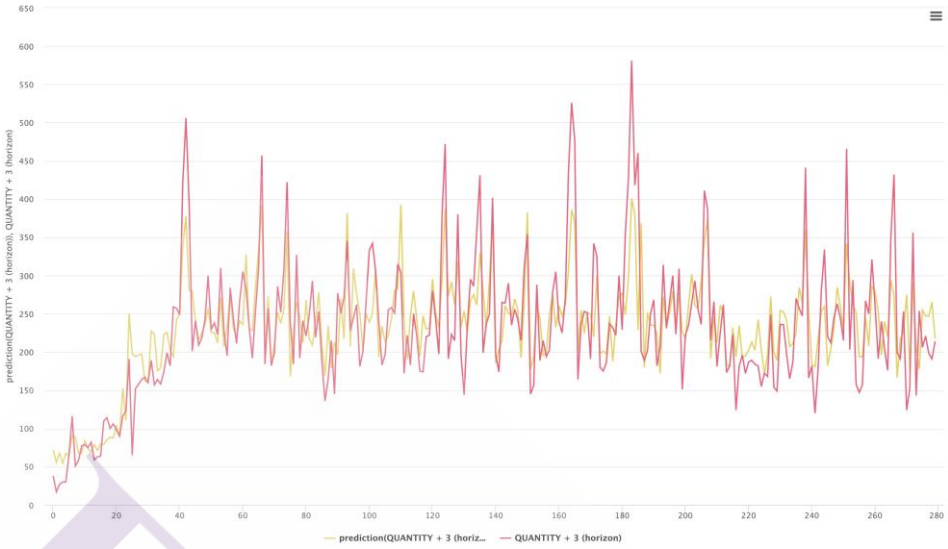
ภาพที่ 4.20 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.21 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	55.023	Tuesday	Weekday	5
2	1	4	2010	38	63.774	Thursday	Weekday	1
3	5	4	2010	30	31.437	Monday	Weekday	2
4	7	4	2010	47	49.043	Wednesday	Weekday	2
5	9	4	2010	66	57.498	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	52	58.767	Saturday	Weekend	2
7	11	4	2010	62	33.728	Sunday	Weekend	3
8	14	4	2010	108	50.657	Wednesday	Weekday	3
9	16	4	2010	51	90.096	Friday	Weekday	3
10	18	4	2010	58	35.343	Sunday	Weekend	4

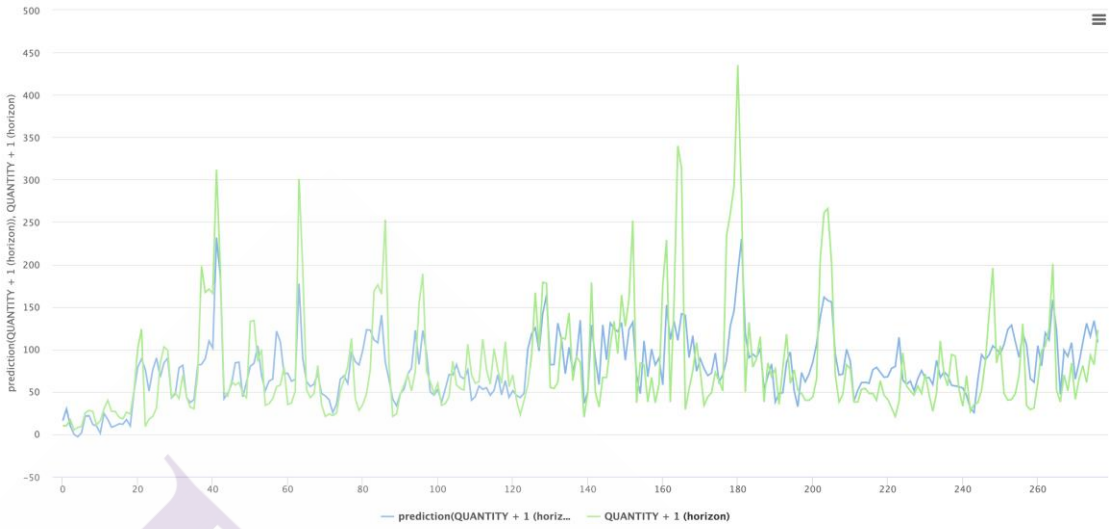
ภาพที่ 4.22 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.23 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	71.715	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	17	55.691	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	27	67.809	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	30	54.553	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	30	67.688	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	66	63.753	Thursday	Weekday	2
7	14	4	2010	116	90.813	Wednesday	Weekday	3
8	15	4	2010	51	89.104	Thursday	Weekday	3
9	17	4	2010	58	67.728	Saturday	Weekend	3
10	18	4	2010	77	67.553	Sunday	Weekend	4

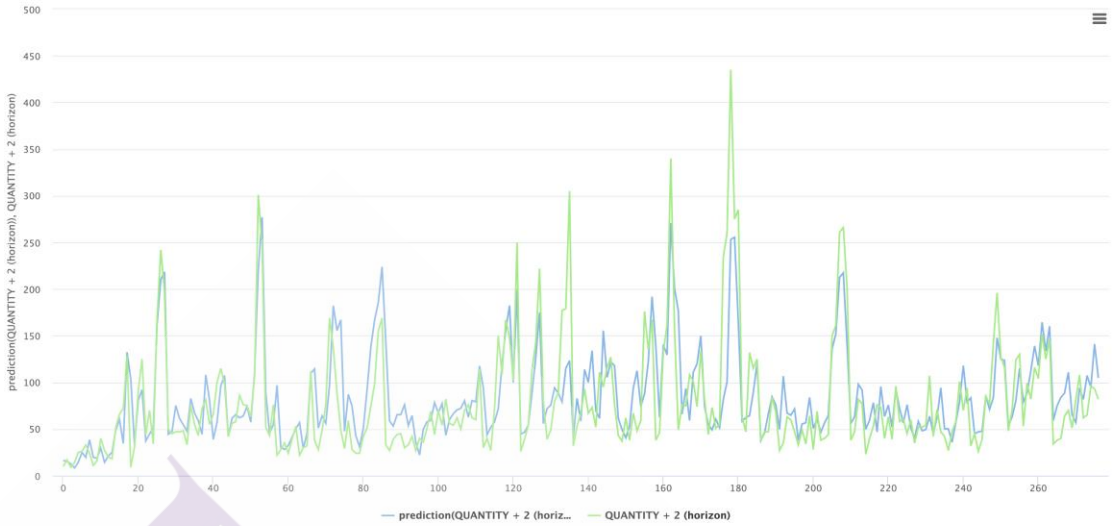
ภาพที่ 4.24 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 4.25 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบ (สีเขียว) กับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	15.965
2	9	4	2010	10	29.854
3	11	4	2010	17	10.095
4	13	4	2010	5	-0.217
5	14	4	2010	8	-2.997
6	15	4	2010	9	1.644
7	22	4	2010	25	21.269
8	27	4	2010	28	22.027
9	2	5	2010	27	11.562
10	3	5	2010	11	9.758

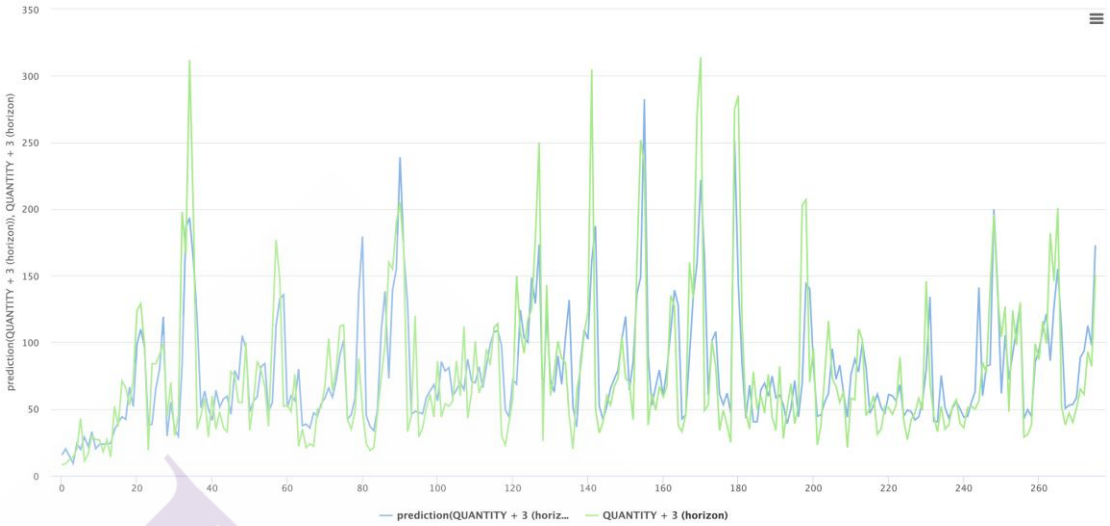
ภาพที่ 4.26 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.27 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	16.351
2	10	4	2010	17	15.257
3	14	4	2010	9	12.799
4	18	4	2010	14	8.325
5	21	4	2010	25	14.315
6	22	4	2010	26	25.012
7	28	4	2010	33	19.561
8	30	4	2010	24	38.560
9	2	5	2010	11	19.801
10	4	5	2010	16	18.503

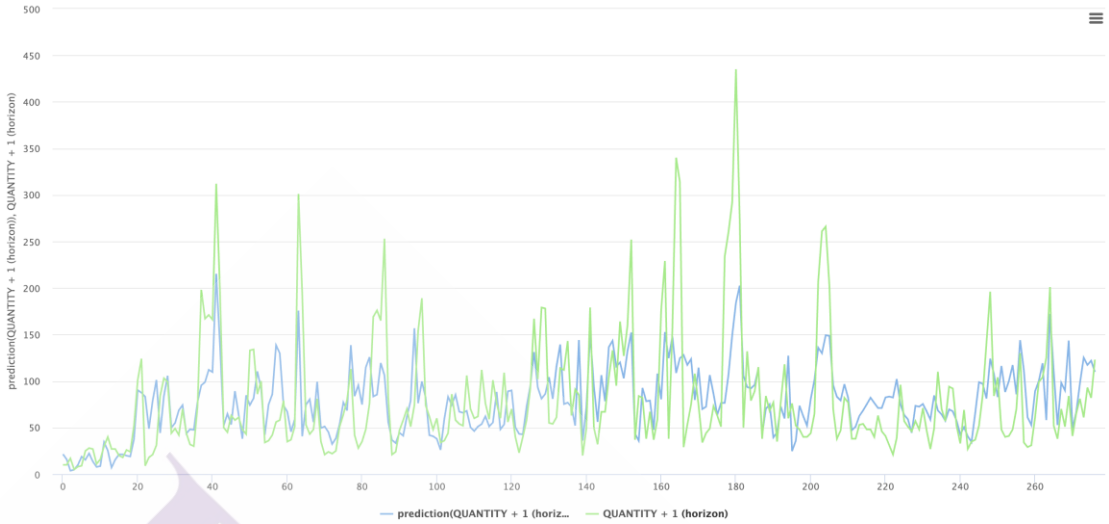
ภาพที่ 4.28 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.29 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	15.397
2	13	4	2010	9	20.052
3	16	4	2010	12	14.800
4	17	4	2010	14	9.221
5	22	4	2010	20	23.950
6	24	4	2010	43	19.751
7	26	4	2010	11	28.971
8	3	5	2010	16	21.968
9	5	5	2010	30	32.969
10	8	5	2010	27	20.238

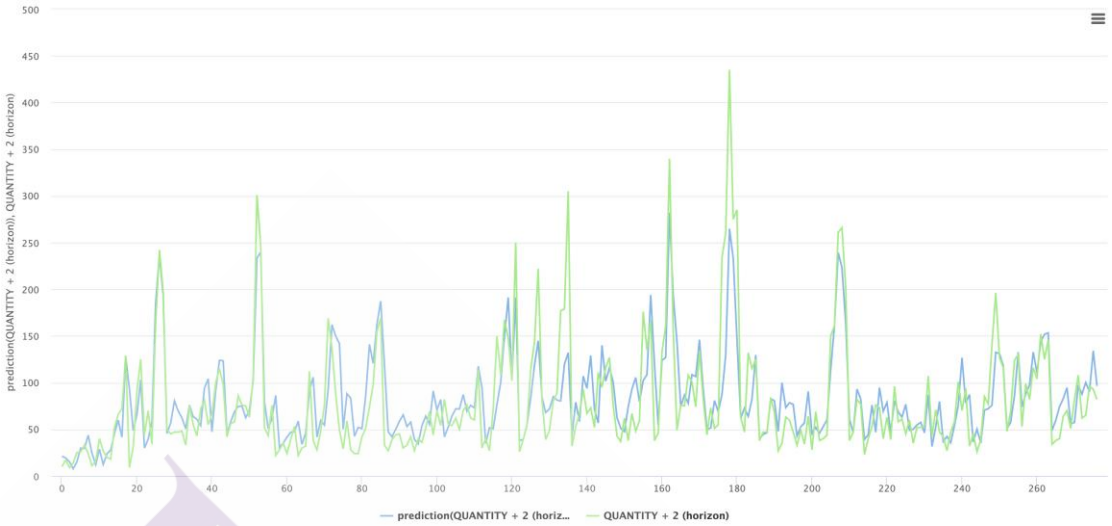
ภาพที่ 4.30 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.31 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	21.476	Thursday	Weekday	2
2	9	4	2010	10	15.881	Friday	Weekday	2
3	11	4	2010	17	3.659	Sunday	Weekend	3
4	13	4	2010	5	4.760	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	8	9.933	Wednesday	Weekday	3
6	15	4	2010	9	18.796	Thursday	Weekday	3
7	22	4	2010	25	15.457	Thursday	Weekday	4
8	27	4	2010	28	22.298	Tuesday	Weekday	5
9	2	5	2010	27	13.582	Sunday	Weekend	2
10	3	5	2010	11	7.755	Monday	Weekday	2

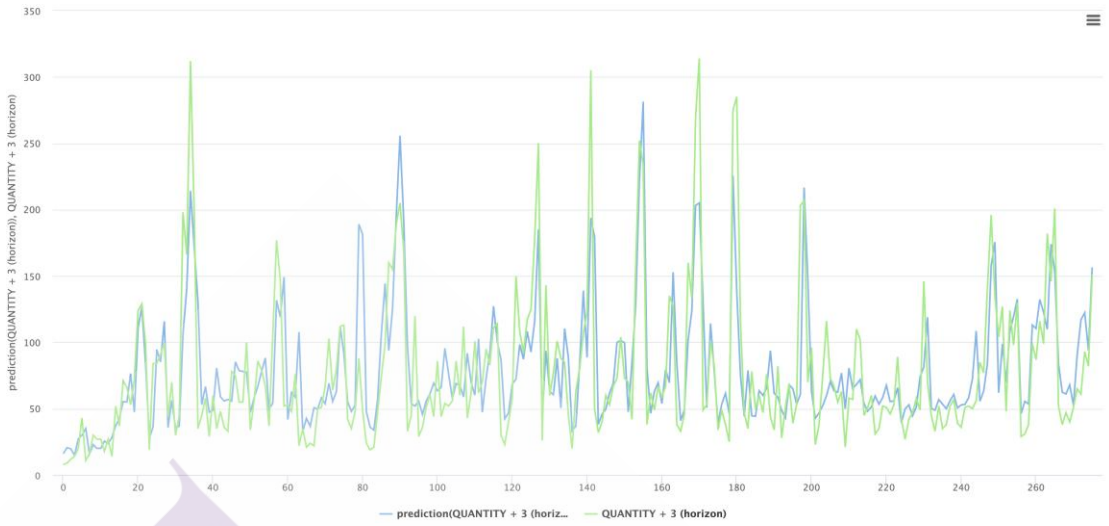
ภาพที่ 4.32 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.33 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	21.074	Thursday	Weekday	2
2	10	4	2010	17	19.417	Saturday	Weekend	2
3	14	4	2010	9	15.165	Wednesday	Weekday	3
4	18	4	2010	14	7.581	Sunday	Weekend	4
5	21	4	2010	25	15.281	Wednesday	Weekday	4
6	22	4	2010	26	29.799	Thursday	Weekday	4
7	28	4	2010	33	29.596	Wednesday	Weekday	5
8	30	4	2010	24	43.674	Friday	Weekday	5
9	2	5	2010	11	24.629	Sunday	Weekend	2
10	4	5	2010	16	12.208	Tuesday	Weekday	2

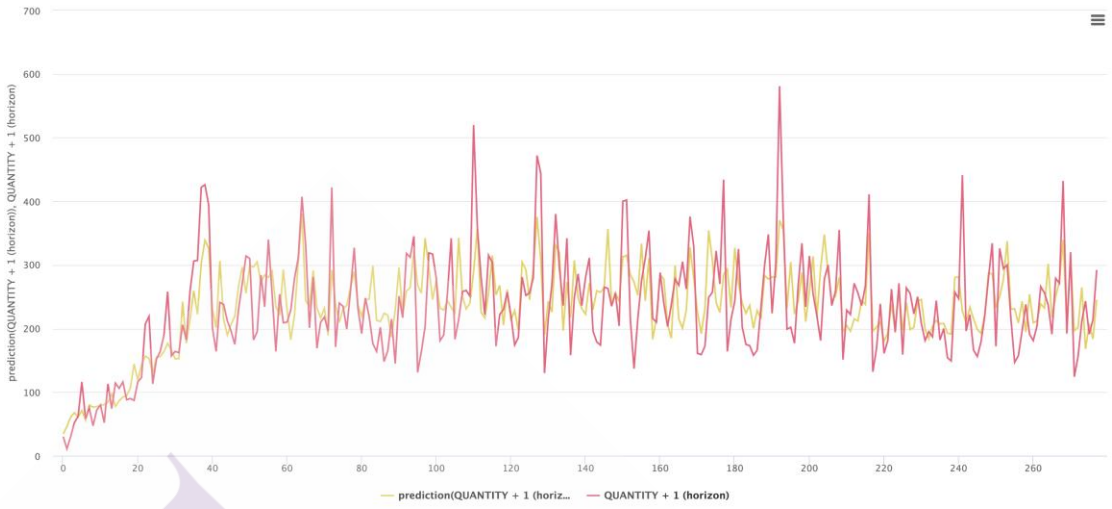
ภาพที่ 4.34 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.35 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีเขียว) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีฟ้า) ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	16.179	Monday	Weekday	3
2	13	4	2010	9	20.675	Tuesday	Weekday	3
3	16	4	2010	12	19.801	Friday	Weekday	3
4	17	4	2010	14	14.932	Saturday	Weekend	3
5	22	4	2010	20	27.288	Thursday	Weekday	4
6	24	4	2010	43	30.100	Saturday	Weekend	4
7	26	4	2010	11	35.113	Monday	Weekday	5
8	3	5	2010	16	15.874	Monday	Weekday	2
9	5	5	2010	30	22.907	Wednesday	Weekday	2
10	8	5	2010	27	20.148	Saturday	Weekend	2

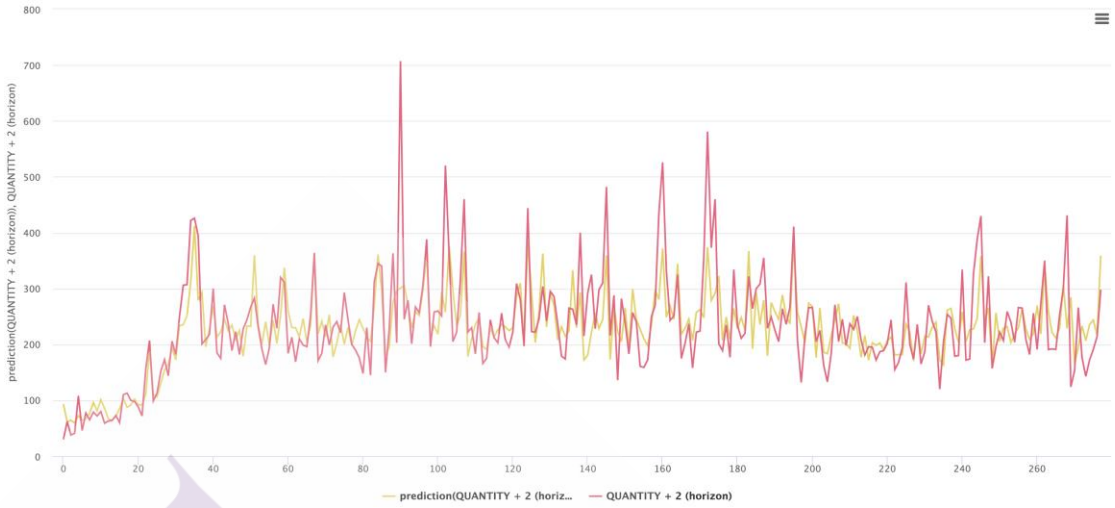
ภาพที่ 4.36 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.37 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	34.118
2	7	4	2010	11	46.032
3	9	4	2010	30	60.906
4	11	4	2010	52	67.789
5	12	4	2010	62	60.894
6	16	4	2010	116	71.180
7	19	4	2010	58	55.859
8	25	4	2010	75	79.725
9	28	4	2010	47	76.245
10	29	4	2010	72	77.444

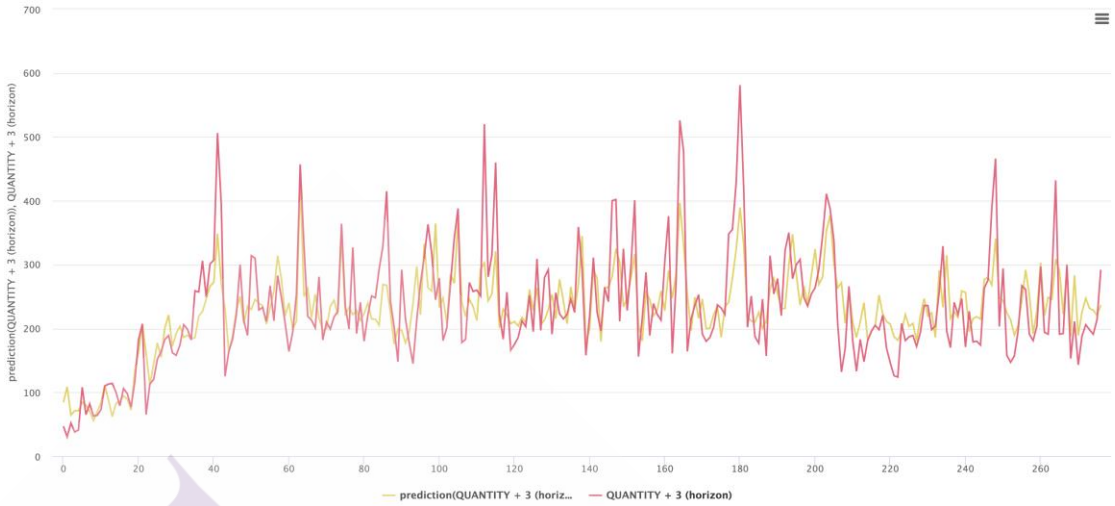
ภาพที่ 4.38 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.39 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	93.281
2	11	4	2010	62	61.759
3	12	4	2010	38	64.184
4	13	4	2010	41	59.746
5	14	4	2010	108	72.702
6	17	4	2010	46	64.184
7	19	4	2010	77	67.262
8	21	4	2010	65	76.636
9	22	4	2010	79	96.055
10	28	4	2010	72	81.040

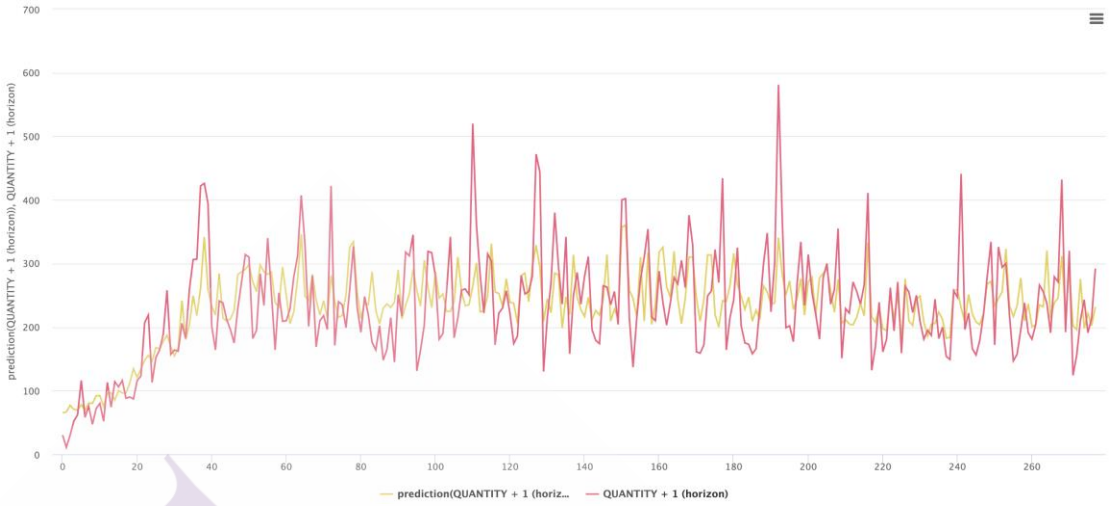
ภาพที่ 4.40 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.41 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	47	84.233
2	7	4	2010	30	108.736
3	9	4	2010	52	64.342
4	11	4	2010	38	71.147
5	12	4	2010	41	71.147
6	13	4	2010	108	84.233
7	20	4	2010	65	79.772
8	25	4	2010	82	70.107
9	30	4	2010	63	56.039
10	1	5	2010	64	69.480

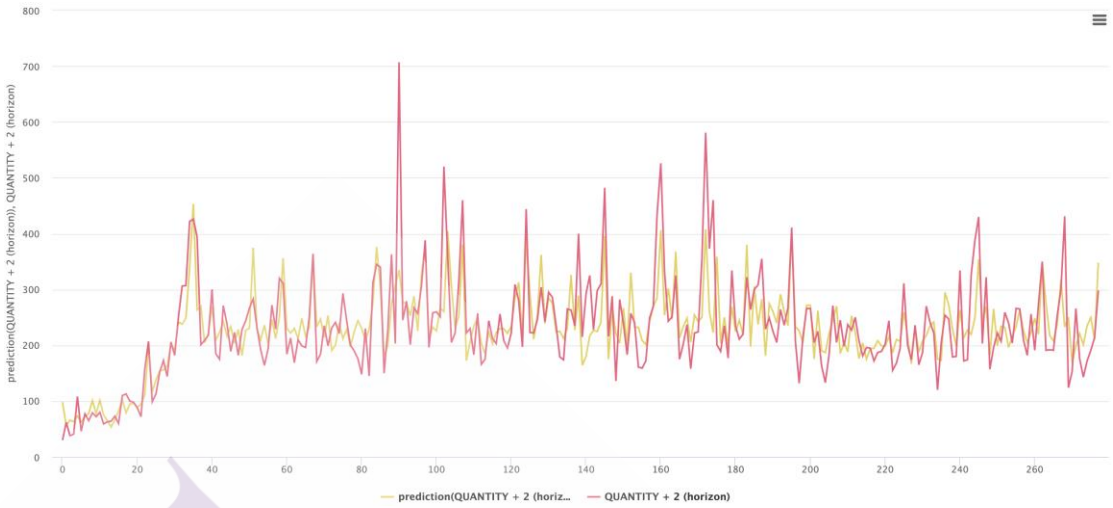
ภาพที่ 4.42 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.43 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	65.168	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	11	66.598	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	30	76.974	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	52	70.719	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	62	69.418	Monday	Weekday	3
6	16	4	2010	116	77.975	Friday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	69.115	Monday	Weekday	4
8	25	4	2010	75	80.399	Sunday	Weekend	5
9	28	4	2010	47	80.048	Wednesday	Weekday	5
10	29	4	2010	72	92.078	Thursday	Weekday	5

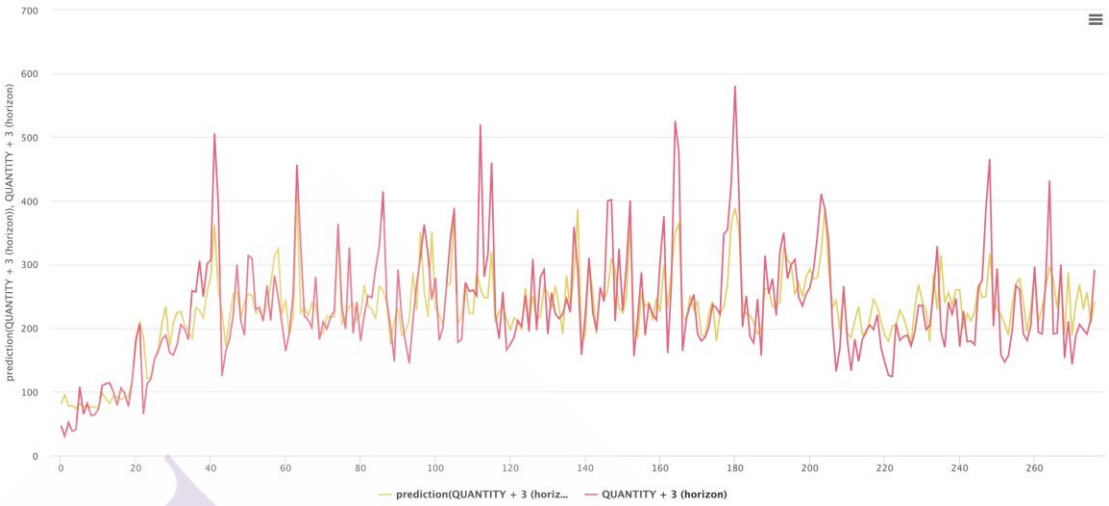
ภาพที่ 4.44 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.45 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:month...	Date:day...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	8	2010	30	98.150	Thursday	Weekday	2
2	4	11	2010	62	55.889	Sunday	Weekend	3
3	4	12	2010	38	65.943	Monday	Weekday	3
4	4	13	2010	41	63.082	Tuesday	Weekday	3
5	4	14	2010	108	73.455	Wednesday	Weekday	3
6	4	17	2010	46	61.764	Saturday	Weekend	3
7	4	19	2010	77	73.286	Monday	Weekday	4
8	4	21	2010	65	77.592	Wednesday	Weekday	4
9	4	22	2010	79	101.133	Thursday	Weekday	4
10	4	28	2010	72	77.381	Wednesday	Weekday	5

ภาพที่ 4.46 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 4.47 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริง (สีแดง) เทียบกับข้อมูลพยากรณ์ (สีเหลือง) ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	81.077	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	30	95.415	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	52	77.919	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	38	78.537	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	41	73.982	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	108	81.077	Tuesday	Weekday	3
7	20	4	2010	65	77.189	Tuesday	Weekday	4
8	25	4	2010	82	78.305	Sunday	Weekend	5
9	30	4	2010	63	75.616	Friday	Weekday	5
10	1	5	2010	64	76.778	Saturday	Weekend	1

ภาพที่ 4.48 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

บทที่ 5
บทสรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอเกี่ยวกับวิธีการพยากรณ์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยได้ทำการวัดประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองของแต่ละเทคนิค เพื่อนำผลลัพธ์มาเปรียบเทียบและนำเสนอเทคนิคที่ดีและเหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลสำหรับข้อมูลที่มีลักษณะหรือรูปแบบเดียวกันกับที่ใช้ในงานวิจัย โดยสามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

การพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติสำหรับการพยากรณ์สินค้าที่ต้องการสำรอง เพื่อจัดเตรียมให้เพียงพอสำหรับการขาย ซึ่งสามารถช่วยในการจัดการปัญหาในเรื่องของสินค้าคงคลัง และการดำเนินการต่าง ๆ เพื่อช่วยลดความเสี่ยงต่อการดำเนินงานได้

จากผลการทดลองเมื่อพิจารณาประสิทธิภาพของแบบจำลองและทำการเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ด้วยแบบจำลอง ARIMA และ Holt-Winters กับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Technique) ทั้ง 6 เทคนิค ได้แก่ Generalized Linear Model, Deep Learning, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosted Trees และ Support Vector Machine โดยเมื่อนำชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุดและชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ซึ่งมีรายการขายสินค้ารายวันมาทำการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการและเทคนิคข้างต้น พบว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

ผลของการพยากรณ์สำหรับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง จะให้ค่า MAPE, MAE และ RMSE ที่ใกล้เคียงกัน เมื่อใช้ลักษณะและปัจจัยของการพยากรณ์เหมือนกัน เช่น พยากรณ์ 1-3 วันข้างหน้า และพิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 7-14 วัน แต่จะแตกต่างกันมากเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เนื่องจากวิธีการทำงานและพารามิเตอร์ของทั้งสองแบบมีความแตกต่างกัน โดยพบว่าเมื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลให้มีระยะเวลาที่นานยิ่งขึ้น (เช่น พยากรณ์ 3 วันถัดไป) ยิ่งทำให้ค่าความเคลื่อนมีค่ามากยิ่งขึ้น ซึ่งมีค่ามากกว่าการพยากรณ์ข้อมูลในระยะเวลาอันใกล้ (เช่น พยากรณ์ 1-2 วันถัดไป) อีกทั้งเมื่อพิจารณาข้อมูลย้อนหลังในช่วงระยะเวลาที่นานขึ้นยิ่งทำให้มีค่า

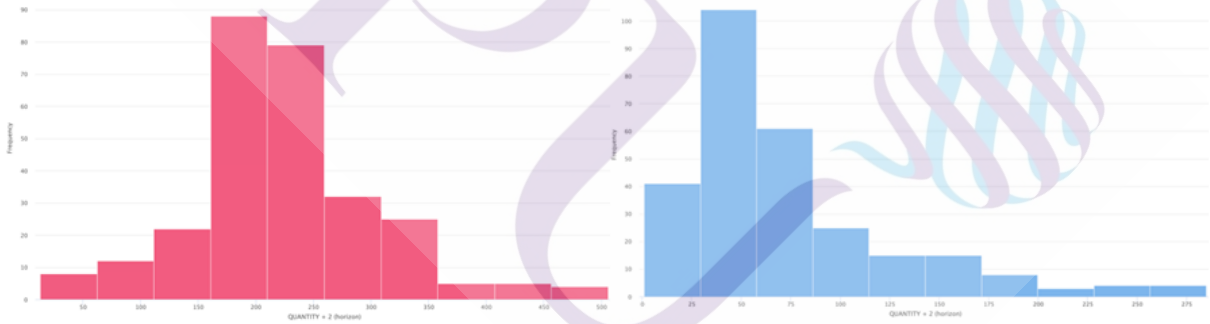
ความผิดพลาดที่มากขึ้นด้วย เช่น พิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน มีค่าความผิดพลาดมากกว่าการพิจารณาข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน รวมทั้งเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุด อีกทั้งสัปดาห์ของเดือน ก็ไม่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีการเปลี่ยนแปลงมากนัก และสำหรับการพยากรณ์ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนั้น พบว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธีการของ Gradient Boosted Trees ให้ผลค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องวิธีอื่น ๆ ดังนั้นเทคนิคนี้จึงมีประสิทธิภาพมากที่สุดและมีความเหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์มากที่สุด

แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับงานวิจัยนี้สอดคล้องกับผลการศึกษาของ Florian Haselbeck, Jennifer Killinger, Klaus Menrad,Thomas Hannus and Dominik G. Grimm (2564) ที่ได้ทำการศึกษาและเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลากับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง สำหรับคาดการณ์ยอดขายของพืชสวนชนิดต่าง ๆ เช่น ไม้กระถาง ดอกไม้ ไม้พุ่ม ซึ่งมีข้อจำกัดของระยะเวลาการเก็บรักษาที่สั้น และมีโอกาสสูงที่ต้องนำไปกำจัดหรือทำลายในกรณีที่ขายไม่หมด ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าแบบจำลองที่ได้จากวิธีการเรียนรู้ของเครื่องโดยเทคนิค Gradient Boosted Tress (GBT) มีค่า MAPE น้อยที่สุดคือ ดังนั้นเทคนิคนี้จึงเป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดและมีความเหมาะสมมากที่สุด

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

จากวิเคราะห์และสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูล โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเทคนิคต่าง ๆ โดยพิจารณาว่าค่าการพยากรณ์ควรมีความใกล้เคียงกับค่าจริงและมีค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ ซึ่งพิจารณาจากค่า MAPE เป็นหลัก โดยค่านี้ควรมีค่าไม่เกิน 20% จึงจะเป็นค่าการพยากรณ์ที่อยู่ในเกณฑ์ดี โดยเมื่อนำข้อมูลสร้างแบบจำลองและวัดประสิทธิภาพจากค่าความคลาดเคลื่อน พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนหลัก หรือ MAPE ที่ได้ส่วนใหญ่ให้ผลอยู่ในเกณฑ์ดี ซึ่งมีค่า MAPE ไม่เกิน 20% เมื่อใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาสร้างเป็นแบบจำลองกับข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และทำการพยากรณ์ล่วงหน้าในอีก 1-3 วัน เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7-14 วัน นอกจากนั้นยังมีการเพิ่มปัจจัยภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน เป็นต้น ซึ่งยังคงมีค่า MAPE ที่น้อยกว่า 20% และมีค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่าการใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

สำหรับชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดเมื่อใช้วิธีการการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาทำการพยากรณ์ พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ซึ่งสอดคล้องไปในทิศทางเดียวกันกับอีกชุดข้อมูลข้างต้น แต่มีค่า MAPE สูงกว่าเล็กน้อย ซึ่งผู้วิจัยได้ศึกษาเพิ่มเติมหาสาเหตุที่เป็นไปได้ที่อาจทำให้ประสิทธิภาพของการพยากรณ์แตกต่างกันและไม่ดีเท่าที่ควร โดยได้ไปศึกษารายละเอียดข้อมูล ได้พบข้อสังเกตซึ่งคิดว่าเป็นสมมติฐานของสาเหตุที่น่าสนใจ คือ การกระจายตัวหรือความถี่ของช่วงข้อมูลทั้ง 2 ชุดแตกต่างกัน ชุดที่ให้ค่า MAPE ต่ำมีการกระจายตัวของข้อมูลที่มากกว่าข้อมูลอีกชุดที่นำมาใช้ในการทดลอง สามารถแสดงการกระจายตัวของข้อมูลจากกราฟฮิสโตแกรม ดังภาพที่ 5.1 ซึ่งเมื่อนำข้อมูลที่มีการกระจายตัวแตกต่างกันทั้งสองชุดมาทำแบ่งช่วงข้อมูลออกเป็น 10 ช่วง และนำเข้าแบบจำลองการพยากรณ์จากนั้นวัดประสิทธิภาพของทุกช่วงข้อมูล พบว่าช่วงข้อมูลที่อยู่ใกล้ค่าเฉลี่ยจะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำและมีค่าต่ำกว่าเมื่อเทียบกับค่าความคลาดเคลื่อนตอนยังไม่แบ่งช่วงข้อมูล คาดว่ามีสาเหตุมาจากข้อมูลมีการเกาะกลุ่มกันในช่วงความถี่หนึ่ง ๆ มาก จึงทำให้แบบจำลองไม่สามารถหารูปแบบของข้อมูลที่เกิดขึ้นได้ ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการแบ่งข้อมูลแสดงได้ดังตารางที่ 5.1



(ก) (ข)

ภาพที่ 5.1 กราฟฮิสโตแกรมแสดงการแจกแจงความถี่ของข้อมูลของปริมาณการขายจริงของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด (ก) และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด (ข)

ตารางที่ 5.1 ตารางเปรียบเทียบผลการวัดประสิทธิภาพของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สำหรับชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อแบ่งออกเป็นช่วงความถี่ของข้อมูลด้วยเทคนิค Gradient Boosted Trees

ช่วงความกว้างของข้อมูล	จำนวนข้อมูล	ชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด			ช่วงความกว้างของข้อมูล	จำนวนข้อมูล	ชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายขายดีที่สุด		
		MAPE	MAE	RMSE			MAPE	MAE	RMSE
13.0-506.0	280	14.90	36.03	46.13	**1.0-285.0**	280	27.30	22.98	33.74
13.0-62.3	8	71.82	21.01	25.80	**1.0-29.4**	41	149.46	16.76	22.04
62.3-111.6	12	25.37	22.58	27.92	**29.4-57.8**	104	52.46	21.86	28.53
111.6-160.9	22	28.19	38.95	46.69	**57.8-86.2**	61	20.66	14.90	20.74
160.9-210.2	88	20.57	38.10	51.22	**86.2-114.6**	25	20.40	20.50	26.04
210.2-259.5	79	11.75	27.19	34.15	**114.6-143.0**	15	26.80	35.10	42.69
259.5-308.8	32	11.39	32.18	38.16	**143.0-171.4**	15	24.16	38.14	46.21
308.8-358.1	25	13.99	45.88	53.86	**171.4-199.8**	8	30.28	58.18	72.96
358.1-407.4	5	17.29	65.77	72.79	**199.8-228.2**	3	40.56	83.91	90.70
407.4-456.7	5	26.47	113.84	114.84	**228.2-256.6**	4	35.19	85.75	98.93
456.7-506.0	4	17.46	84.40	90.83	**256.6-285.0**	4	29.04	79.30	108.19

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ข้อมูลที่ใช้ควรนำมาทำการแบ่งข้อมูลของคาบหรือระยะเวลาเพื่อนำมาสร้างแบบจำลองให้เหมาะสมตามจุดประสงค์ของการพยากรณ์ เช่น พิจารณาปริมาณสินค้าที่ขายในช่วงที่มีการจัดแคมเปญของสินค้า หรือโปรโมชั่นต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อยอดขาย หรือมีปริมาณการสั่งซื้อสินค้าในช่วงเวลานั้น ๆ ที่ไม่ปกติ โดยหากทราบว่าช่วงเวลาปกติจะมียอดขายหรือปริมาณการสั่งซื้อสินค้าประมาณเท่าไหร่ ก็ควรลองปรับเลือกข้อมูลการขายออกเป็นช่วง ๆ และจึงนำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์และสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องแม่นยำ และน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น อีกทั้งยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นจริงได้อย่างเหมาะสมอีกด้วย

5.3.2 ควรมีการประเมินผลที่ได้อย่างสม่ำเสมอ เพื่อพิจารณาถึงความเหมาะสมและความถูกต้องและทำการปรับเพิ่มลดตัวแปรอิสระเพิ่มเติมที่อาจช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการสร้างแบบจำลองมากขึ้น หรือลองนำเทคนิคใหม่ ๆ ที่ถูกพัฒนามาปรับใช้ให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

5.3.3 ควรมีการพิจารณาตัวแปรหรือปัจจัยอื่น ๆ เพิ่มเติม ซึ่งอาจส่งผลกับค่าพยากรณ์ เช่น ข้อมูลโปรโมชั่นหรือแคมเปญของสินค้า หรือแผนการพัฒนาสินค้าหรือผลิตภัณฑ์และรูปแบบทางการตลาด เป็นต้น

5.3.4 ควรมีการพิจารณาถึงช่วงของเทศกาล และวันหยุดต่าง ๆ รวมทั้งระยะเวลาของการจัดโปรโมชั่นและแคมเปญของการตลาดที่ส่งผลต่อยอดขาย หรือมีปริมาณการสั่งซื้อสินค้าในช่วงเวลานั้น ๆ ซึ่งอาจทำให้ส่งผลต่อการพยากรณ์ที่แตกต่างไปจากช่วงเวลาการขายปกติ

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

การพยากรณ์.(2564). สืบค้น 27 กันยายน 2564, จาก http://119.46.166.126/digitalschool/p5/ma5_1/lesson5/content1/more/page2.php

กนกกาญจน์ มูลผาลา และรองศาสตราจารย์.ดร.เรืองศักดิ์ แก้วธรรมชัย (2557). การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ยอดขายสินค้าอุปโภคที่เหมาะสมของบริษัทเอกชนแห่งหนึ่ง. วารสารวิชาการบริหารธุรกิจ สมาคมสถาบันอุดมศึกษาเอกชนแห่งประเทศไทย (สสอท.) ปีที่ 3 ฉบับที่ 1. (น.12-21).

จินตพร หนิ้วอินปั้น, บุญอ้อม โฉมที และ ประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์. (2555). การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 4 วิธี สำหรับความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดในภาคกลางของประเทศไทย. โครงการงานประชุมเชิงวิชาการผลงานวิจัย มหาวิทยาลัยขอนแก่น ครั้งที่ 15. (น. 281 – 290).

ธนัท จรณะสมบูรณ์. (2561). การทำนายการซื้อซ้ำของผู้ซื้อโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร. ปริญญานิพนธ์ วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.

ดร.สุทิน ชนะบุญ. (2560). สถิติการวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยเบื้องต้น บทที่ 6 การวิเคราะห์เชิงอนุมาน. R2R สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดขอนแก่น ปี 2560. น.148-160

นิฉา แก้วหาวงษ์. (2547). การศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนเนเชียลและวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์: กรณีศึกษาการพยากรณ์มูลค่าการส่งออกข้าว ยางพารา และมันสำปะหลัง. วารสารวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ปีที่ 1 ฉบับที่ 2. (น.73-90).

หทัยชนก นานานอก. (2553). ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายเพื่อวางแผนการผลิตของสินค้าในอุตสาหกรรมขนาดเล็กแห่งหนึ่ง. ปัญหาพิเศษอุตสาหกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

B. Singh P. Kumar N. Sharma and K P Sharma. (2020). Sales Forecast for Amazon Sales with Time Series Modeling. 2020 First International Conference on Power, Control and Computing Technologies (ICPC2T). pp 38-43.

Claudimar Pereira Da Veiga, Cássia Rita Pereira Da Veiga, Anderson Catapan, Ubiratã Tortato and Wesley Vieira Da Silva. (2014). Demand forecasting in food retail: A comparison between the Holt-Winters and ARIMA models. WSEAS TRANSACTIONS on BUSINESS and ECONOMICS. volume 11. E-ISSN: 2224-289. pp. 608-614.

Florian Haselbeck, Jennifer Killinger, Klaus Menrad,Thomas Hannus and Dominik G. Grimm. (2021). Machine Learning Outperforms Classical Forecasting on Horticultural Sales Predictions.volume 7. Issue 4. pp.1420-1438.

F.T.Omadto (2006). Business Forecasting: A Documentary analysis.

Jakob Huber. (2020). Daily retail demand forecasting using machine learning with emphasis on calendric special days. volume 36. Issue 4. pp.1420-1438.

ภาคผนวก

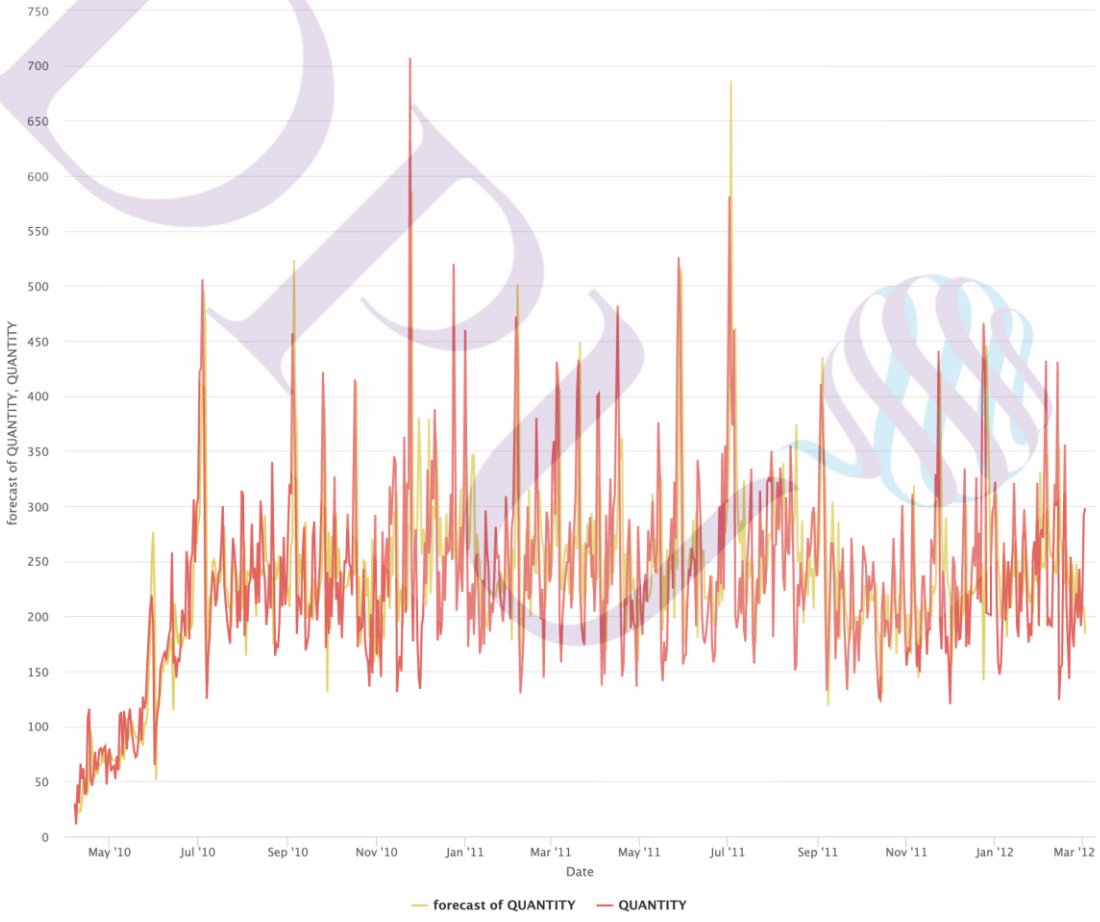
ภาคผนวก

ผลการพยากรณ์ของแบบจำลองอื่น ๆ

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา

1. ARIMA

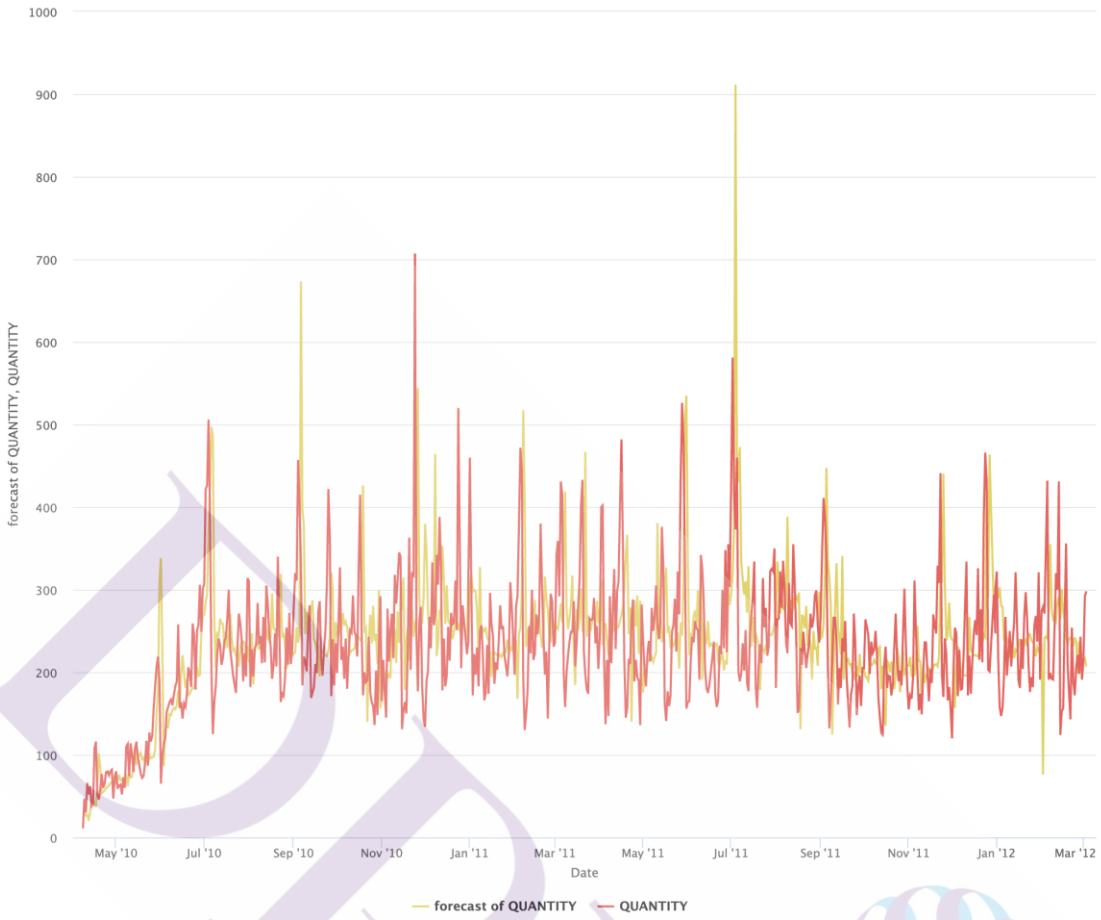
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยแบบจำลอง ARIMA สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 14 วันย้อนหลัง ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 1 ถึง 12



ภาพที่ 1 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	183.889
2	Apr 7, 2010 ...	30	27.563
3	Apr 8, 2010 ...	11	29.321
4	Apr 9, 2010 ...	47	25.922
5	Apr 10, 2010...	30	22.012
6	Apr 11, 2010...	66	22.815
7	Apr 12, 2010...	52	33.043
8	Apr 13, 2010...	62	51.677
9	Apr 14, 2010...	38	50.946
10	Apr 15, 2010...	41	38.025

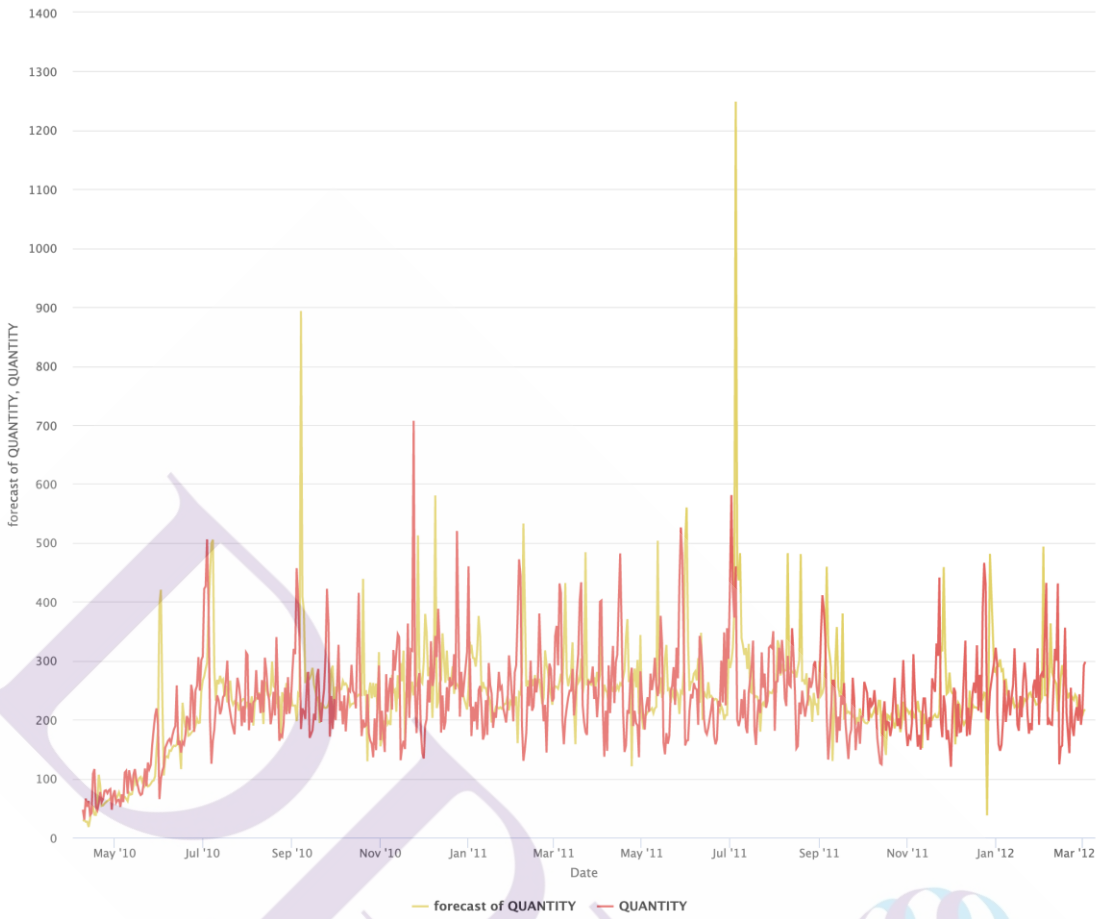
ภาพที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 3 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	206.910
2	Apr 8, 2010 ...	11	27.883
3	Apr 9, 2010 ...	47	29.784
4	Apr 10, 2010...	30	26.354
5	Apr 11, 2010...	66	27.376
6	Apr 12, 2010...	52	20.110
7	Apr 13, 2010...	62	31.871
8	Apr 14, 2010...	38	50.933
9	Apr 15, 2010...	41	51.264
10	Apr 16, 2010...	108	38.451

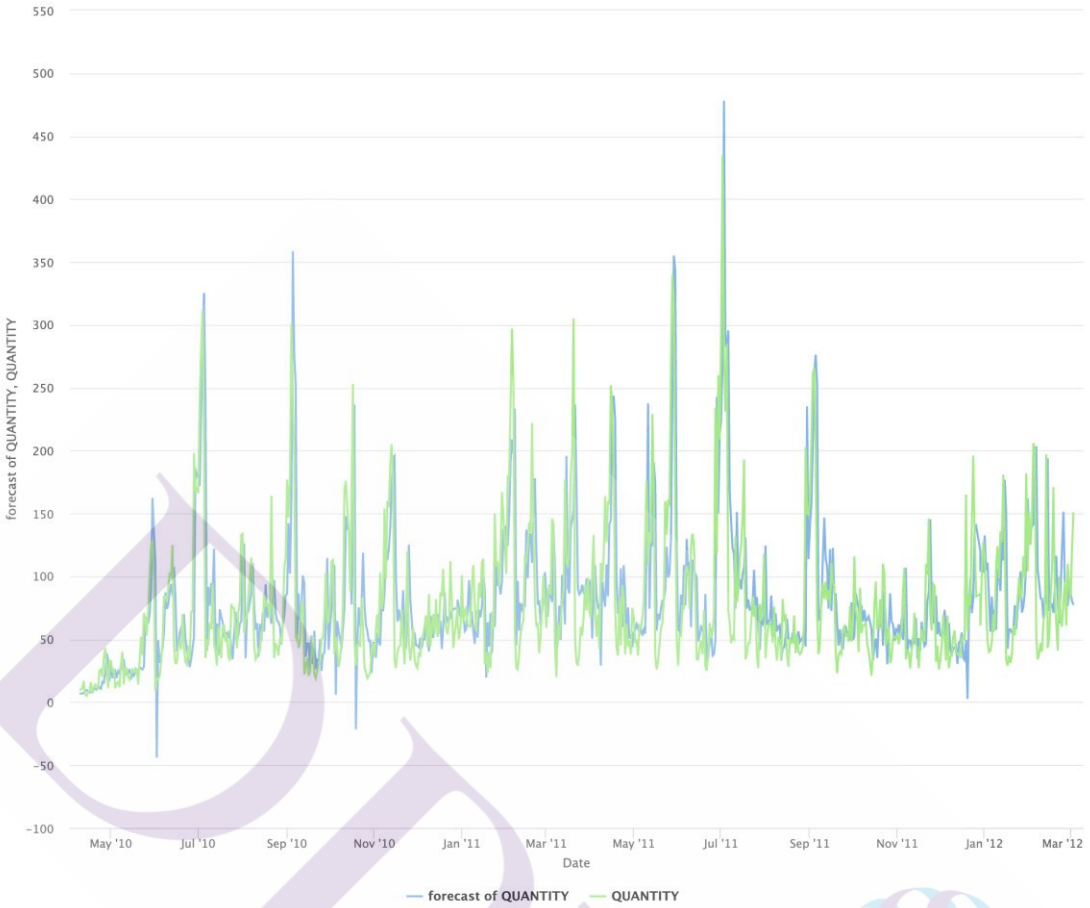
ภาพที่ 4 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 5 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	216.717
2	Apr 9, 2010 ...	47	27.872
3	Apr 10, 2010...	30	29.666
4	Apr 11, 2010...	66	26.586
5	Apr 12, 2010...	52	26.775
6	Apr 13, 2010...	62	17.764
7	Apr 14, 2010...	38	31.273
8	Apr 15, 2010...	41	50.249
9	Apr 16, 2010...	108	51.572
10	Apr 17, 2010...	116	38.455

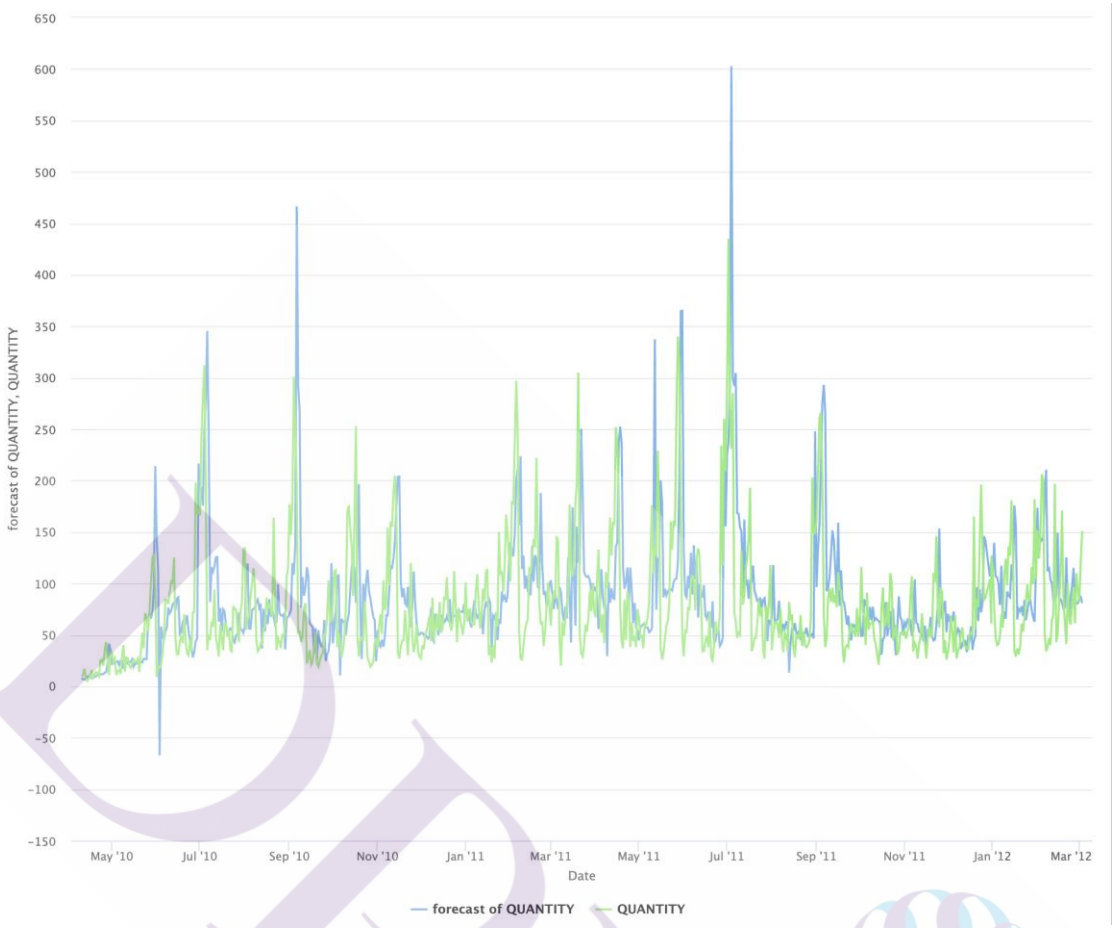
ภาพที่ 6 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 7 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	77.395
2	Apr 9, 2010 ...	10	7.243
3	Apr 10, 2010...	10	6.921
4	Apr 11, 2010...	11	6.690
5	Apr 12, 2010...	17	7.388
6	Apr 13, 2010...	6	9.654
7	Apr 14, 2010...	5	9.710
8	Apr 15, 2010...	8	8.113
9	Apr 16, 2010...	9	7.862
10	Apr 17, 2010...	16	8.074

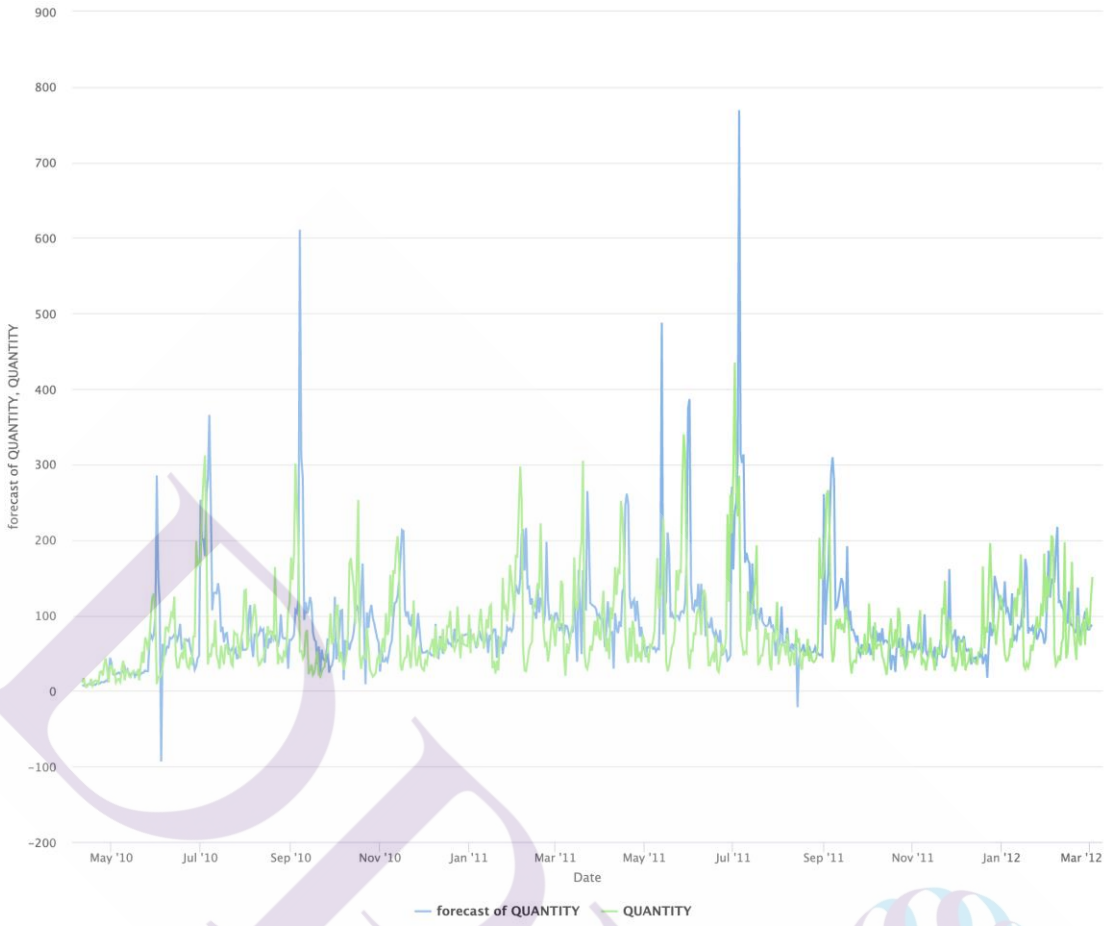
ภาพที่ 8 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 9 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	80.839
2	Apr 10, 2010...	10	7.993
3	Apr 11, 2010...	11	6.833
4	Apr 12, 2010...	17	6.678
5	Apr 13, 2010...	6	7.137
6	Apr 14, 2010...	5	9.202
7	Apr 15, 2010...	8	9.828
8	Apr 16, 2010...	9	8.575
9	Apr 17, 2010...	16	7.909
10	Apr 18, 2010...	7	7.997

ภาพที่ 10 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



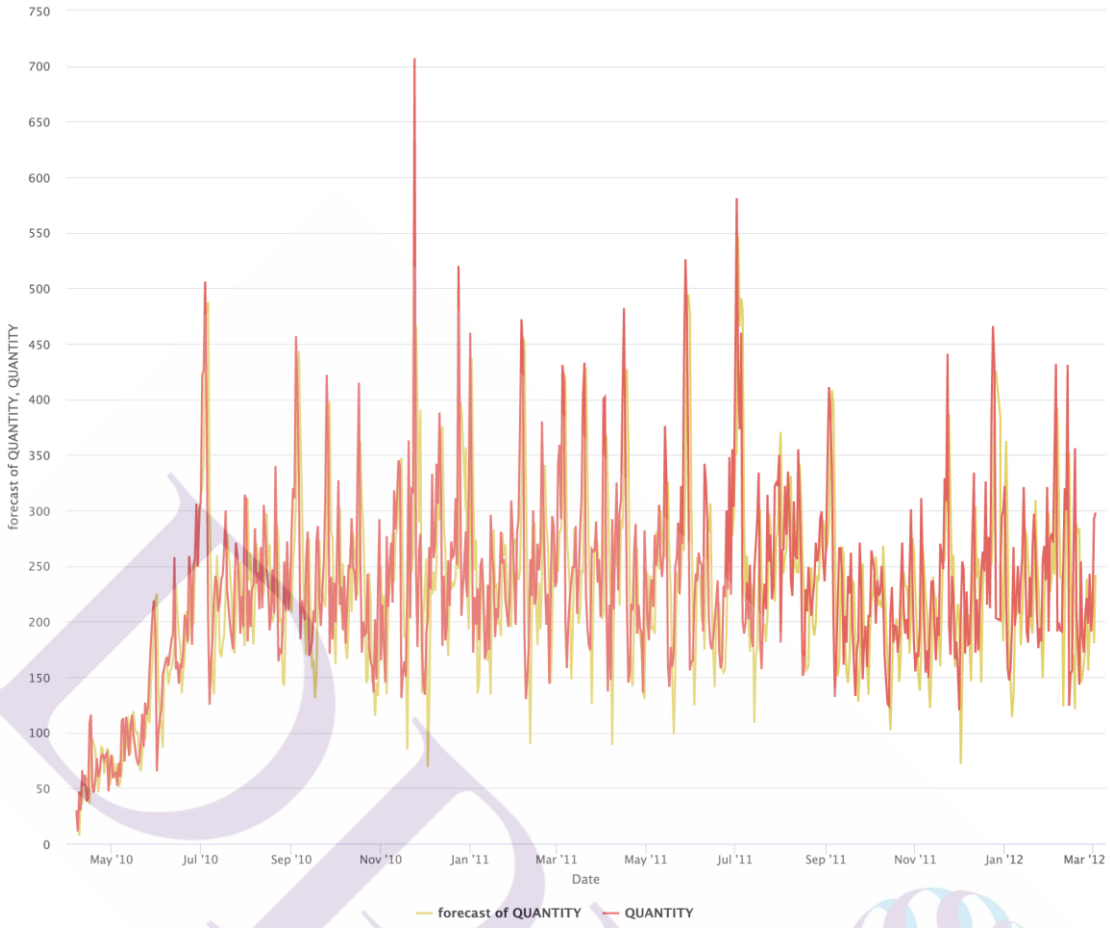
ภาพที่ 11 กราฟข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	87.077
2	Apr 11, 2010...	11	8.179
3	Apr 12, 2010...	17	6.790
4	Apr 13, 2010...	6	6.677
5	Apr 14, 2010...	5	7.090
6	Apr 15, 2010...	8	8.941
7	Apr 16, 2010...	9	9.960
8	Apr 17, 2010...	16	8.260
9	Apr 18, 2010...	7	7.926
10	Apr 19, 2010...	12	7.975

ภาพที่ 12 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม ตัวแบบ ARIMA สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

2. Holt-Winters

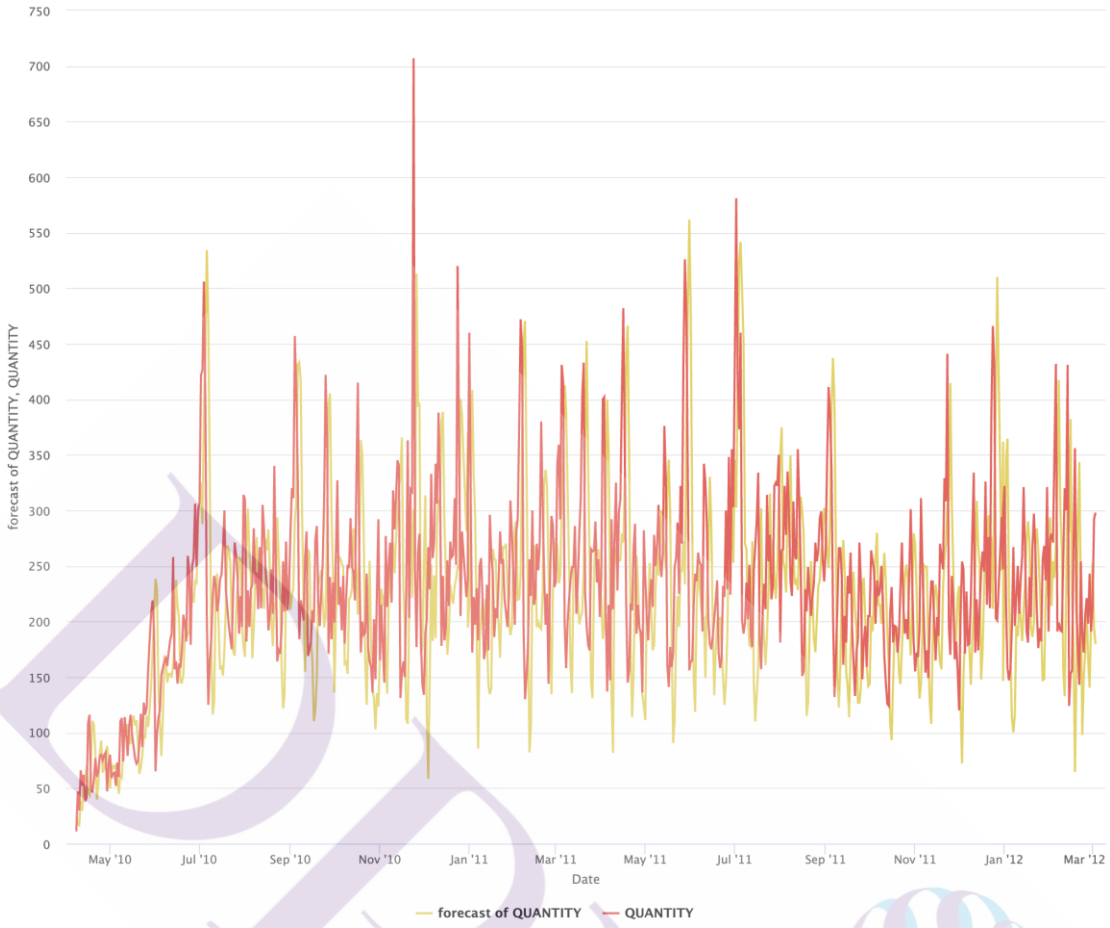
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยแบบจำลอง Holt-Winters สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 14 วันย้อนหลัง ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 13 ถึง 24



ภาพที่ 13 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	242.036
2	Apr 7, 2010 ...	30	26.481
3	Apr 8, 2010 ...	11	26.110
4	Apr 9, 2010 ...	47	7.318
5	Apr 10, 2010...	30	40.566
6	Apr 11, 2010...	66	35.248
7	Apr 12, 2010...	52	47.268
8	Apr 13, 2010...	62	59.524
9	Apr 14, 2010...	38	57.328
10	Apr 15, 2010...	41	58.391

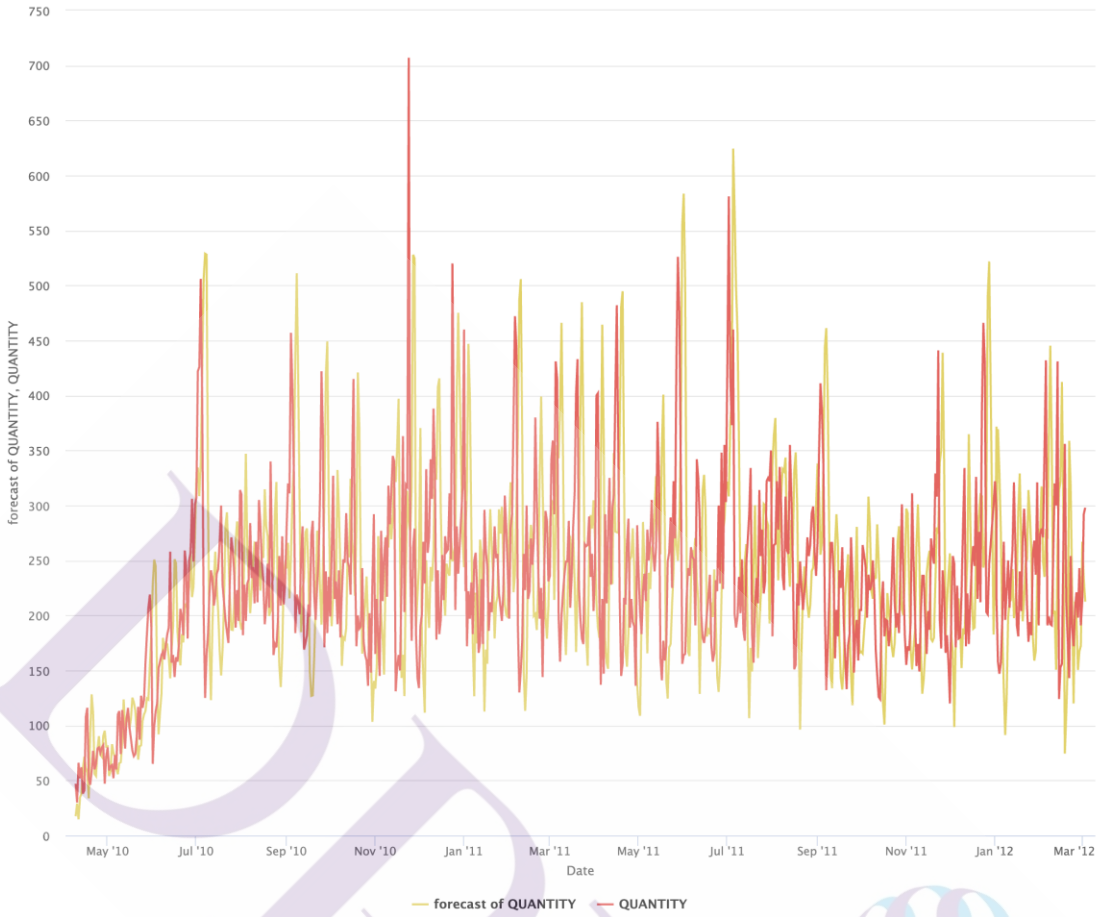
ภาพที่ 14 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 15 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	179.532
2	Apr 8, 2010 ...	11	25.028
3	Apr 9, 2010 ...	47	17.672
4	Apr 10, 2010...	30	16.599
5	Apr 11, 2010...	66	38.418
6	Apr 12, 2010...	52	29.436
7	Apr 13, 2010...	62	57.931
8	Apr 14, 2010...	38	57.122
9	Apr 15, 2010...	41	69.338
10	Apr 16, 2010...	108	46.685

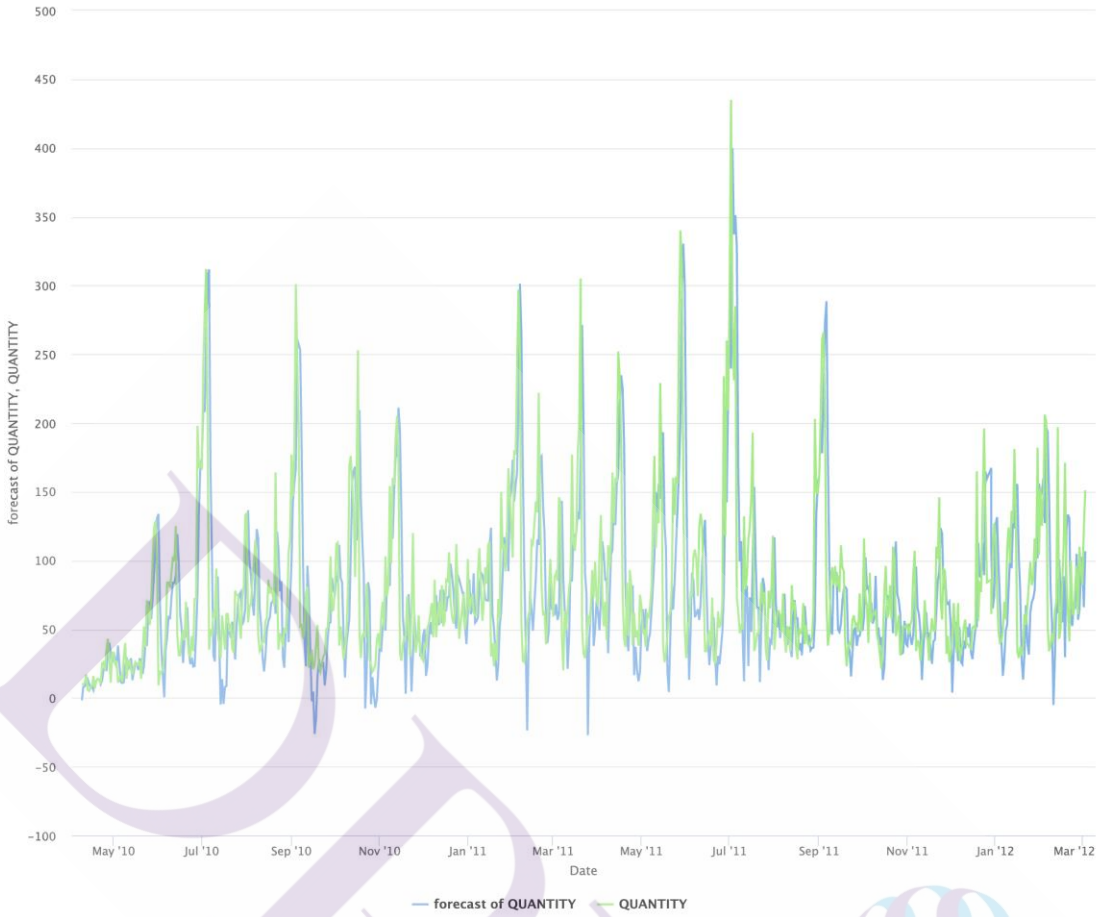
ภาพที่ 16 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 17 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	298	212.563
2	Apr 9, 2010 ...	47	17.428
3	Apr 10, 2010...	30	29.006
4	Apr 11, 2010...	66	14.611
5	Apr 12, 2010...	52	34.542
6	Apr 13, 2010...	62	37.841
7	Apr 14, 2010...	38	61.454
8	Apr 15, 2010...	41	71.688
9	Apr 16, 2010...	108	61.462
10	Apr 17, 2010...	116	57.071

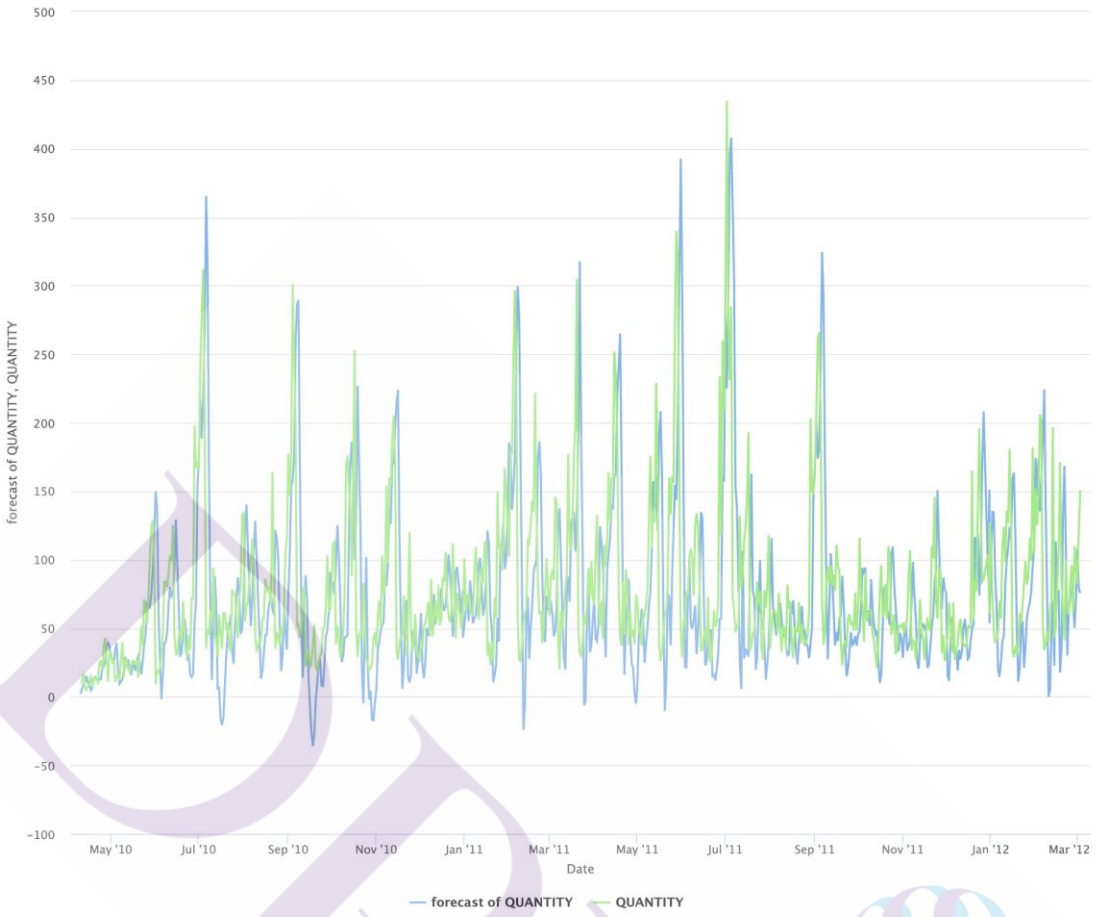
ภาพที่ 18 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 19 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	106.576
2	Apr 9, 2010 ...	10	-1.765
3	Apr 10, 2010...	10	8.130
4	Apr 11, 2010...	11	8.294
5	Apr 12, 2010...	17	11.998
6	Apr 13, 2010...	6	13.618
7	Apr 14, 2010...	5	10.407
8	Apr 15, 2010...	8	7.230
9	Apr 16, 2010...	9	8.177
10	Apr 17, 2010...	16	5.610

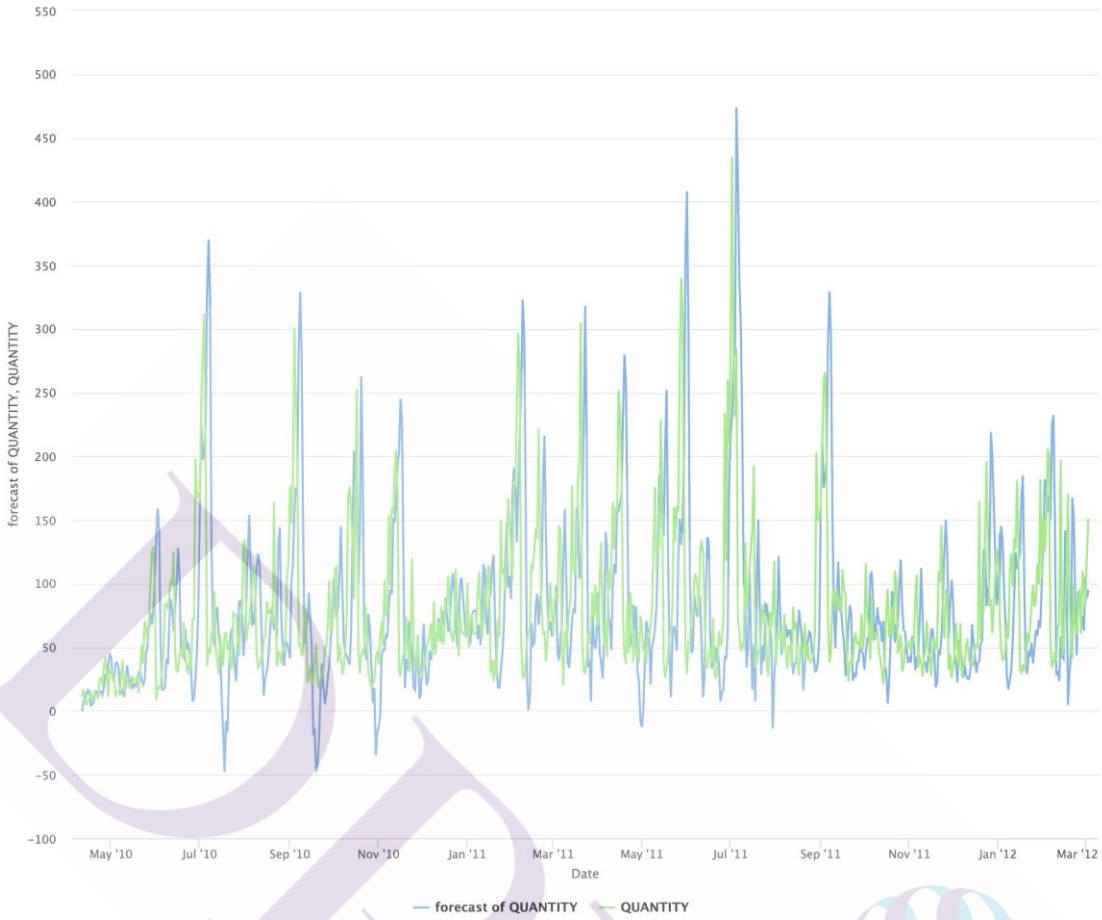
ภาพที่ 20 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 21 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	75.595
2	Apr 10, 2010...	10	2.018
3	Apr 11, 2010...	11	6.287
4	Apr 12, 2010...	17	9.145
5	Apr 13, 2010...	6	10.622
6	Apr 14, 2010...	5	15.490
7	Apr 15, 2010...	8	10.350
8	Apr 16, 2010...	9	8.611
9	Apr 17, 2010...	16	4.484
10	Apr 18, 2010...	7	5.702

ภาพที่ 22 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 23 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

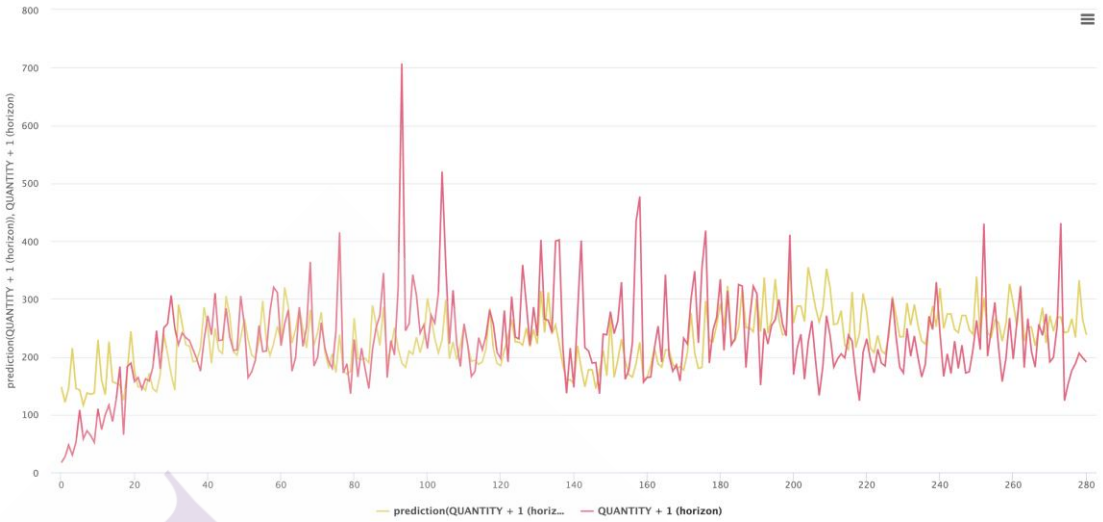
Row No.	Date	QUANTITY	forecast of QUANTITY
1	Mar 3, 2012 ...	151	95.045
2	Apr 11, 2010...	11	-0.189
3	Apr 12, 2010...	17	7.784
4	Apr 13, 2010...	6	6.947
5	Apr 14, 2010...	5	13.538
6	Apr 15, 2010...	8	16.475
7	Apr 16, 2010...	9	13.297
8	Apr 17, 2010...	16	4.275
9	Apr 18, 2010...	7	5.083
10	Apr 19, 2010...	12	7.059

ภาพที่ 24 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรม แบบ Holt-Winters สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

1. Generalized Linear Model

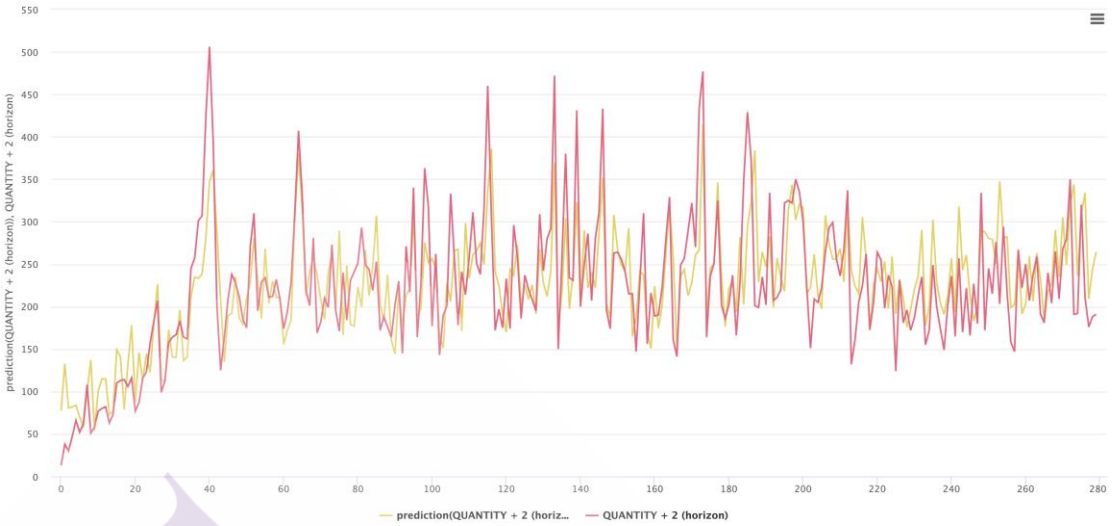
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 25 ถึง 72



ภาพที่ 25 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	147.906
2	5	4	2010	27	121.189
3	8	4	2010	47	145.174
4	9	4	2010	30	214.939
5	11	4	2010	52	145.275
6	15	4	2010	108	142.543
7	19	4	2010	58	115.927
8	29	4	2010	72	137.281
9	3	5	2010	64	135.176
10	4	5	2010	52	136.927

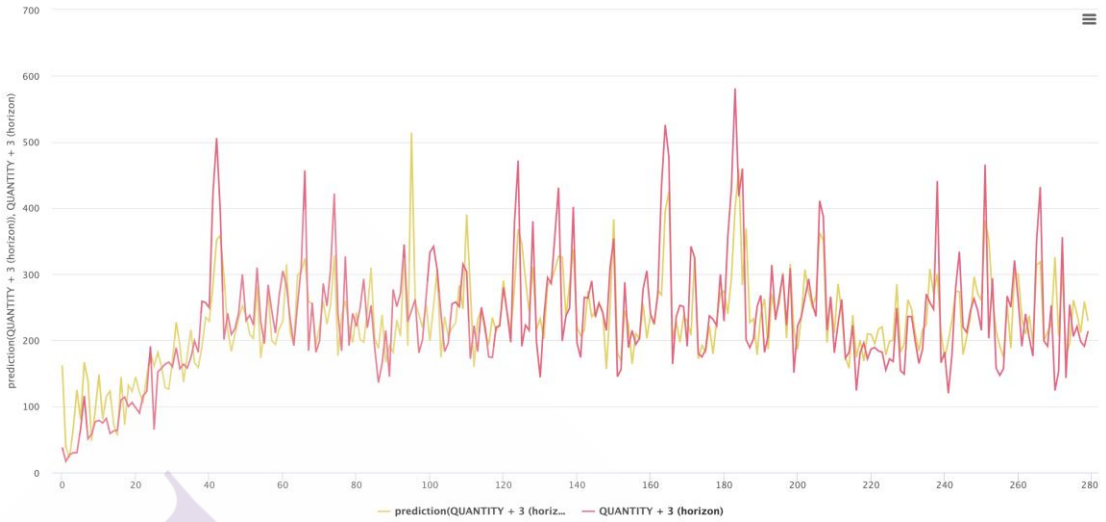
ภาพที่ 26 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 27 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	30	3	2010	13	77.547
2	1	4	2010	38	132.686
3	5	4	2010	30	80.775
4	7	4	2010	47	81.840
5	9	4	2010	66	83.840
6	10	4	2010	52	70.165
7	11	4	2010	62	57.422
8	14	4	2010	108	100.772
9	16	4	2010	51	137.166
10	18	4	2010	58	54.245

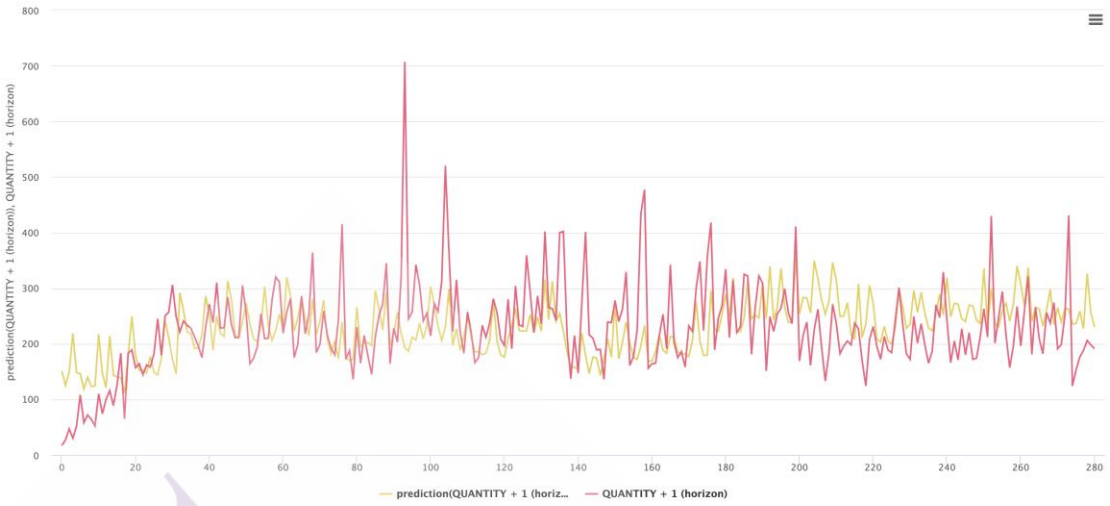
ภาพที่ 28 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 29 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:month...	Date:day...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	3	31	2010	38	162.057
2	4	2	2010	17	38.554
3	4	3	2010	27	21.891
4	4	4	2010	30	67.032
5	4	7	2010	30	125.157
6	4	8	2010	66	80.036
7	4	14	2010	116	166.817
8	4	15	2010	51	139.006
9	4	17	2010	58	48.061
10	4	18	2010	77	95.654

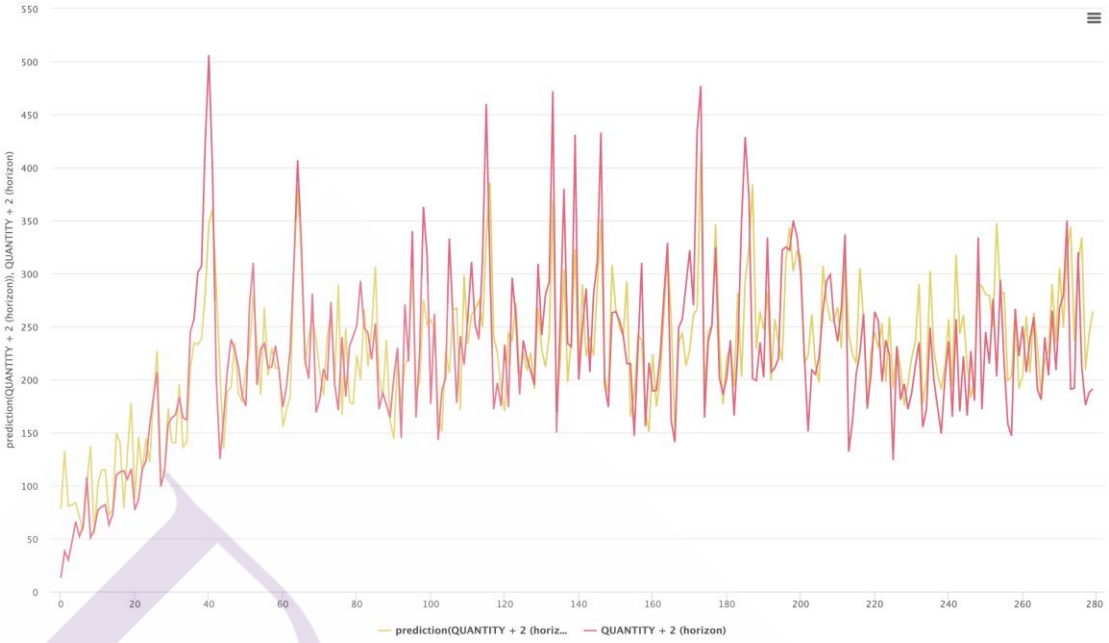
ภาพที่ 30 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 31 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	151.126	Sunday	Weekend	2
2	5	4	2010	27	124.684	Monday	Weekday	2
3	8	4	2010	47	149.392	Thursday	Weekday	2
4	9	4	2010	30	218.561	Friday	Weekday	2
5	11	4	2010	52	147.946	Sunday	Weekend	3
6	15	4	2010	108	146.212	Thursday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	118.324	Monday	Weekday	4
8	29	4	2010	72	139.852	Thursday	Weekday	5
9	3	5	2010	64	123.356	Monday	Weekday	2
10	4	5	2010	52	124.071	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 32 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 33 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

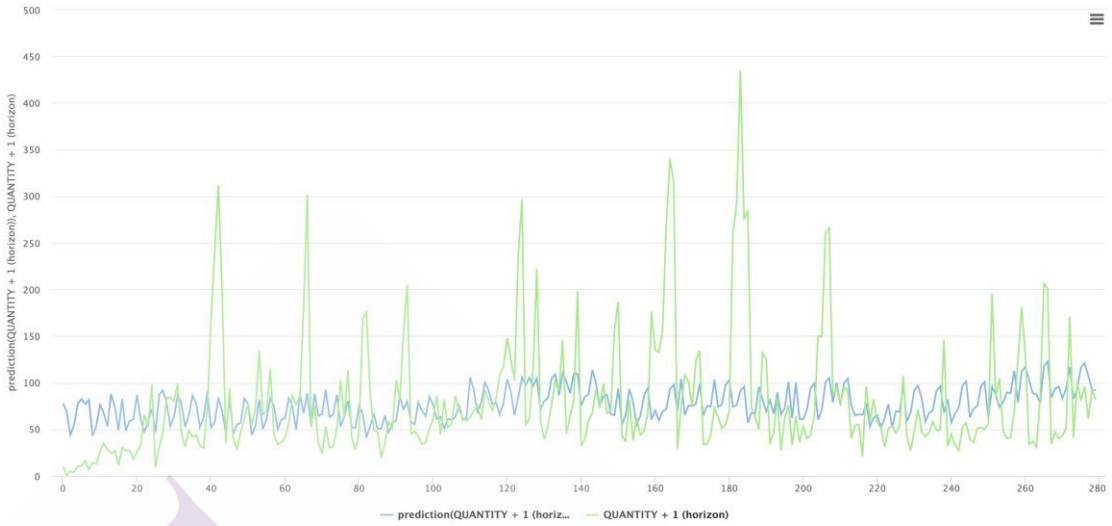
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	77.547	Tuesday	Weekday	5
2	1	4	2010	38	132.686	Thursday	Weekday	1
3	5	4	2010	30	80.775	Monday	Weekday	2
4	7	4	2010	47	81.840	Wednesday	Weekday	2
5	9	4	2010	66	83.840	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	52	70.165	Saturday	Weekend	2
7	11	4	2010	62	57.422	Sunday	Weekend	3
8	14	4	2010	108	100.772	Wednesday	Weekday	3
9	16	4	2010	51	137.166	Friday	Weekday	3
10	18	4	2010	58	54.245	Sunday	Weekend	4

ภาพที่ 34 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 35 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	162.057	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	17	38.554	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	27	21.891	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	30	67.032	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	30	125.157	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	66	80.036	Thursday	Weekday	2
7	14	4	2010	116	166.817	Wednesday	Weekday	3
8	15	4	2010	51	139.006	Thursday	Weekday	3
9	17	4	2010	58	48.061	Saturday	Weekend	3
10	18	4	2010	77	95.654	Sunday	Weekend	4

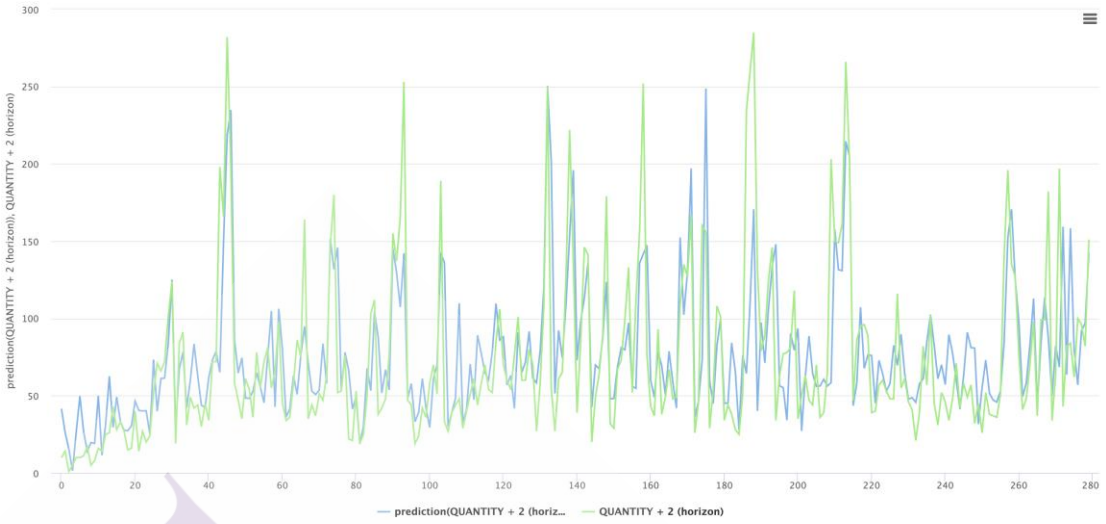
ภาพที่ 36 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 37 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	77.827
2	4	4	2010	1	68.955
3	5	4	2010	5	43.790
4	6	4	2010	4	54.275
5	9	4	2010	10	77.349
6	10	4	2010	11	82.237
7	16	4	2010	16	76.870
8	17	4	2010	7	81.759
9	19	4	2010	14	42.833
10	20	4	2010	13	53.319

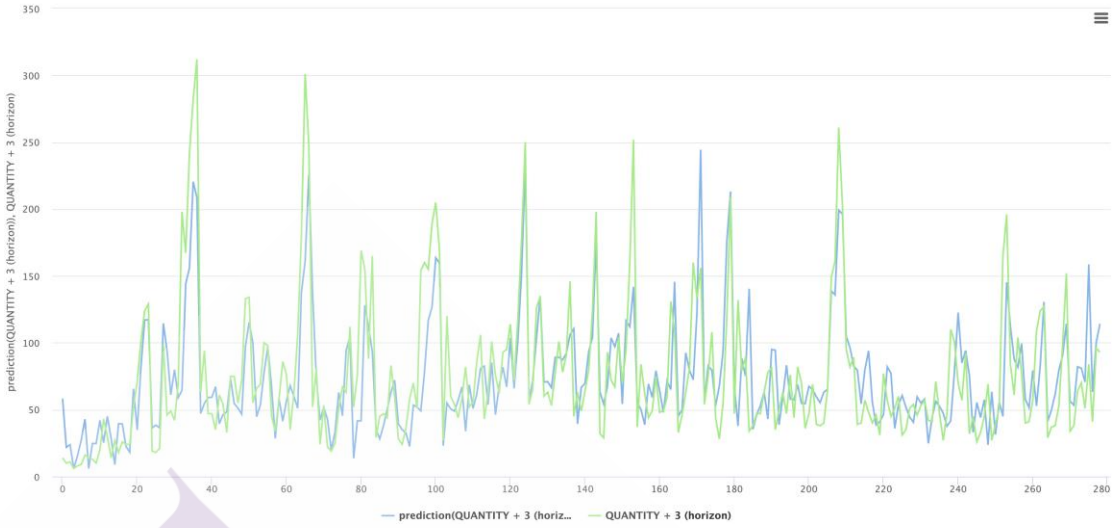
ภาพที่ 38 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 39 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	41.548
2	2	4	2010	14	26.052
3	3	4	2010	1	15.439
4	4	4	2010	5	1.496
5	7	4	2010	10	26.366
6	8	4	2010	10	49.748
7	9	4	2010	11	26.884
8	10	4	2010	17	14.024
9	12	4	2010	5	19.727
10	13	4	2010	8	19.097

ภาพที่ 40 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 41 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

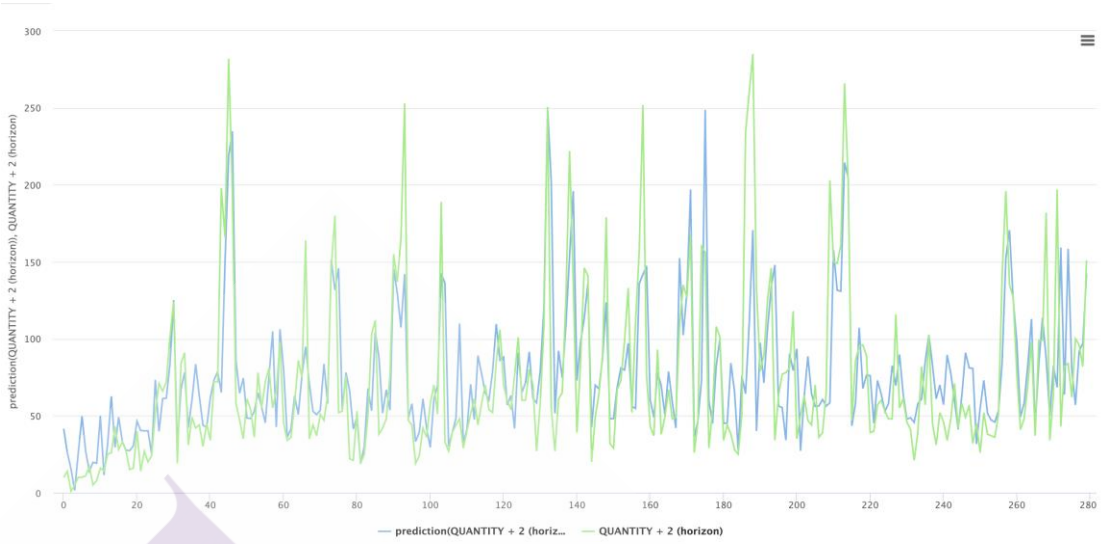
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY...	prediction...
1	31	3	2010	14	58.318
2	6	4	2010	10	21.781
3	8	4	2010	11	23.742
4	10	4	2010	6	6.075
5	12	4	2010	8	15.533
6	13	4	2010	9	27.265
7	14	4	2010	16	42.891
8	17	4	2010	14	6.020
9	18	4	2010	13	24.747
10	19	4	2010	10	24.693

ภาพที่ 42 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 43 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day_...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	80.334	Friday	Weekday	1
2	4	4	2010	1	70.958	Sunday	Weekend	2
3	5	4	2010	5	45.505	Monday	Weekday	2
4	6	4	2010	4	55.600	Tuesday	Weekday	2
5	9	4	2010	10	79.526	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	11	84.106	Saturday	Weekend	2
7	16	4	2010	16	78.717	Friday	Weekday	3
8	17	4	2010	7	83.297	Saturday	Weekend	3
9	19	4	2010	14	43.889	Monday	Weekday	4
10	20	4	2010	13	53.984	Tuesday	Weekday	4

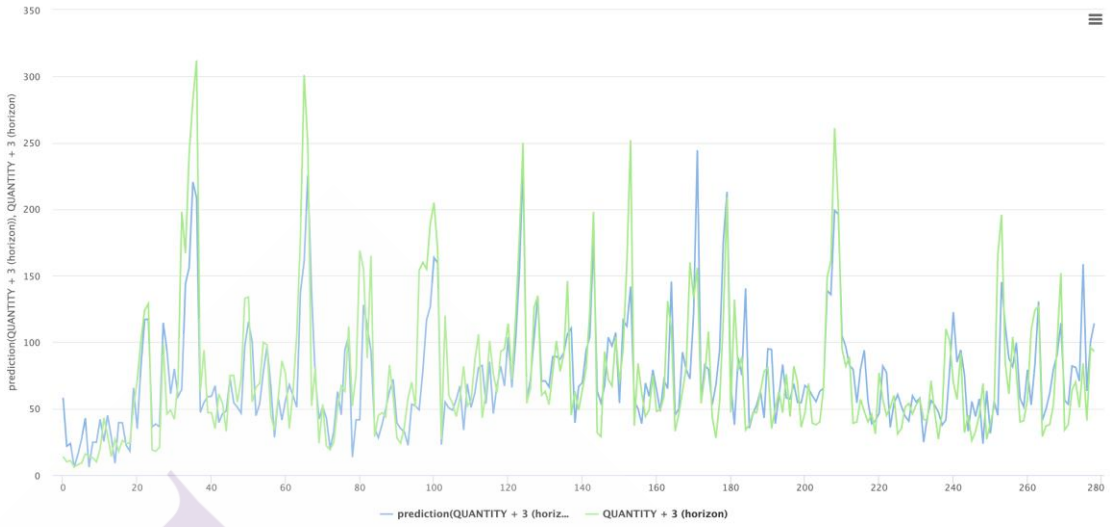
ภาพที่ 44 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 45 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:mont...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	10	41.548	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	14	26.052	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	1	15.439	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	5	1.496	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	10	26.366	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	10	49.748	Thursday	Weekday	2
7	9	4	2010	11	26.884	Friday	Weekday	2
8	10	4	2010	17	14.024	Saturday	Weekend	2
9	12	4	2010	5	19.727	Monday	Weekday	3
10	13	4	2010	8	19.097	Tuesday	Weekday	3

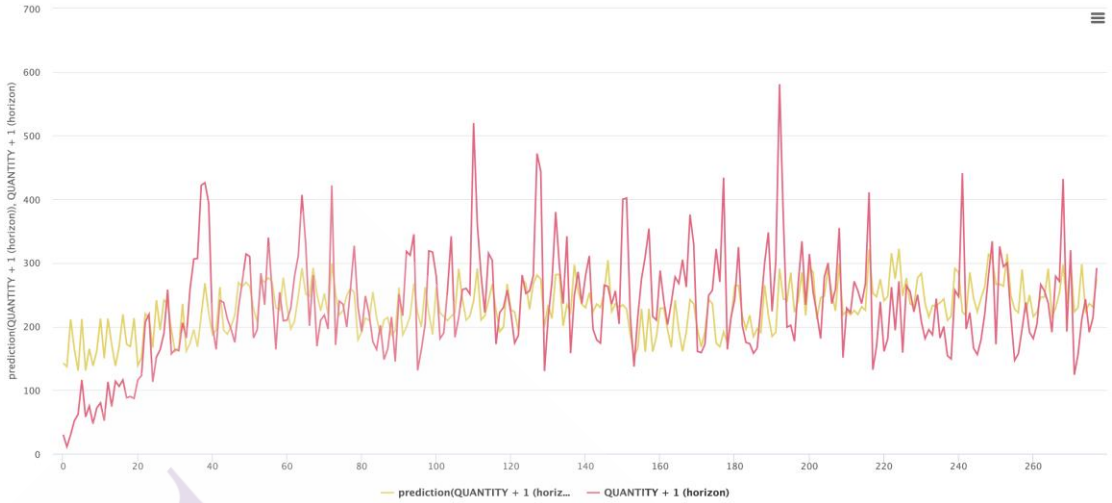
ภาพที่ 46 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 47 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	14	58.318	Wednesday	Weekday	5
2	6	4	2010	10	21.781	Tuesday	Weekday	2
3	8	4	2010	11	23.742	Thursday	Weekday	2
4	10	4	2010	6	6.075	Saturday	Weekend	2
5	12	4	2010	8	15.533	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	9	27.265	Tuesday	Weekday	3
7	14	4	2010	16	42.891	Wednesday	Weekday	3
8	17	4	2010	14	6.020	Saturday	Weekend	3
9	18	4	2010	13	24.747	Sunday	Weekend	4
10	19	4	2010	10	24.693	Monday	Weekday	4

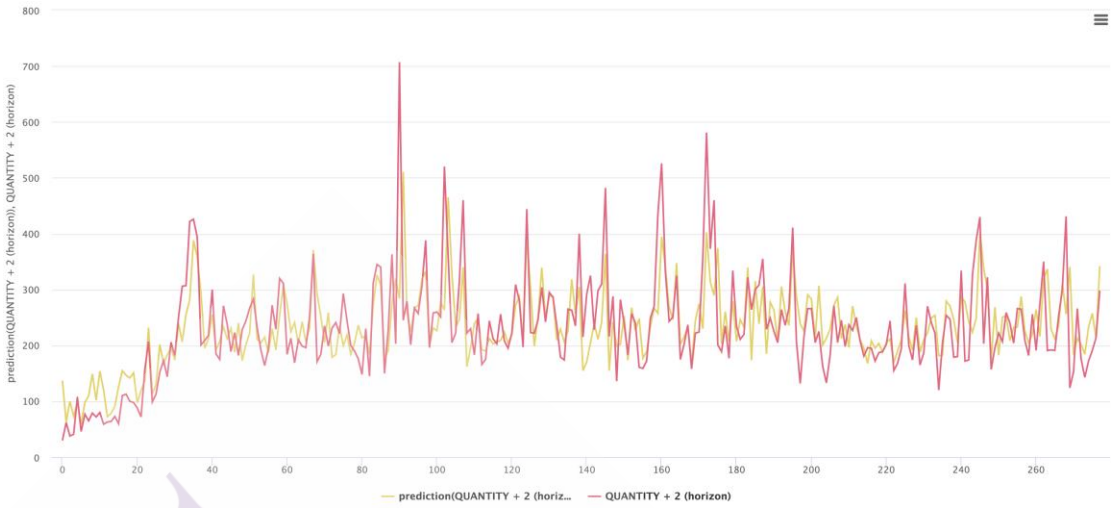
ภาพที่ 48 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 49 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	142.492
2	7	4	2010	11	136.902
3	9	4	2010	30	211.521
4	11	4	2010	52	164.406
5	12	4	2010	62	130.586
6	16	4	2010	116	211.874
7	19	4	2010	58	130.938
8	25	4	2010	75	165.111
9	28	4	2010	47	137.960
10	29	4	2010	72	161.531

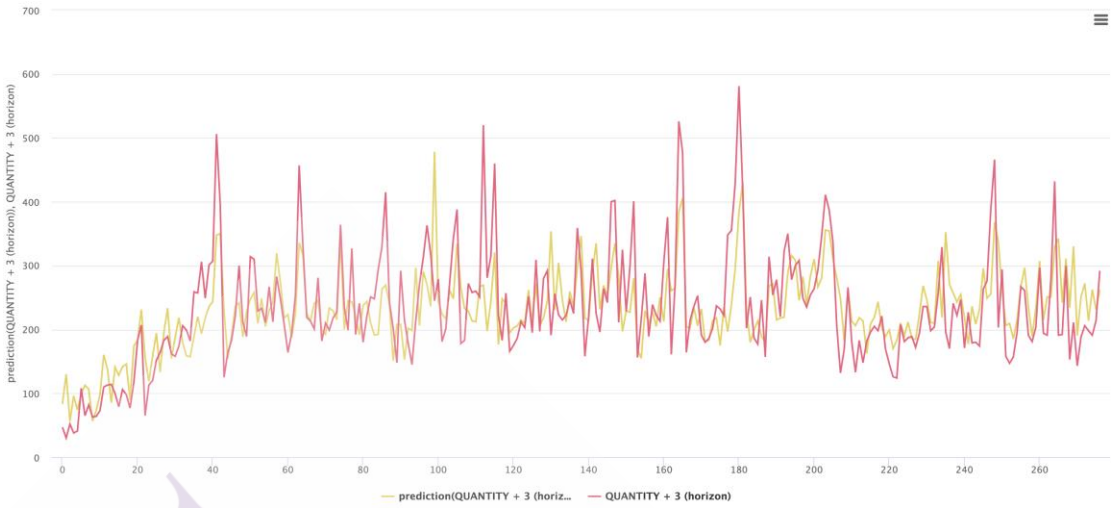
ภาพที่ 50 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 51 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	137.171
2	11	4	2010	62	62.787
3	12	4	2010	38	100.218
4	13	4	2010	41	73.027
5	14	4	2010	108	97.376
6	17	4	2010	46	58.974
7	19	4	2010	77	98.266
8	21	4	2010	65	109.536
9	22	4	2010	79	149.219
10	28	4	2010	72	102.062

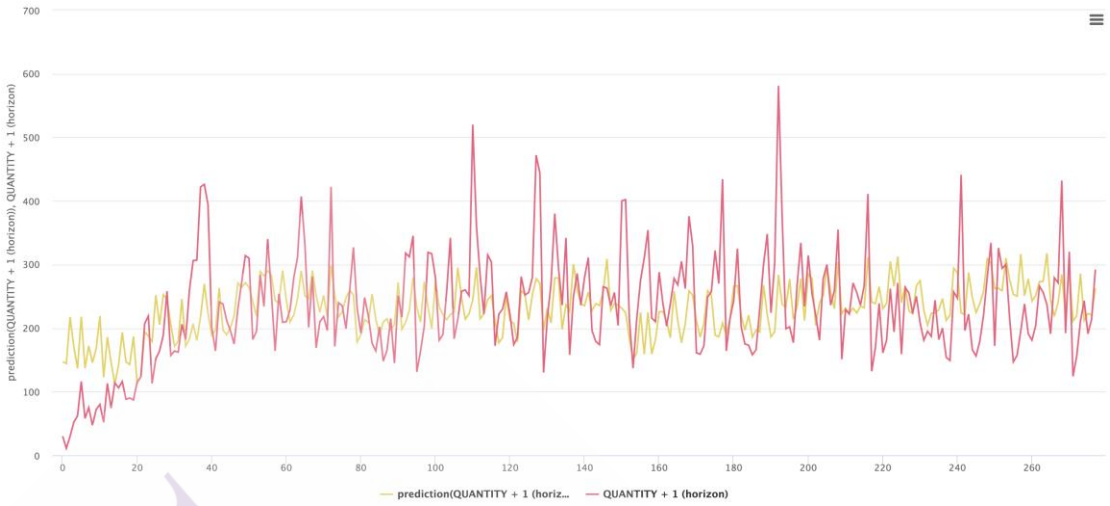
ภาพที่ 52 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 53 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	0	2010	47	83.338
2	7	0	2010	30	130.047
3	9	0	2010	52	56.337
4	11	0	2010	38	96.136
5	12	0	2010	41	74.217
6	13	0	2010	108	98.788
7	20	0	2010	65	112.668
8	25	0	2010	82	106.555
9	30	0	2010	63	56.667
10	1	0	2010	64	73.417

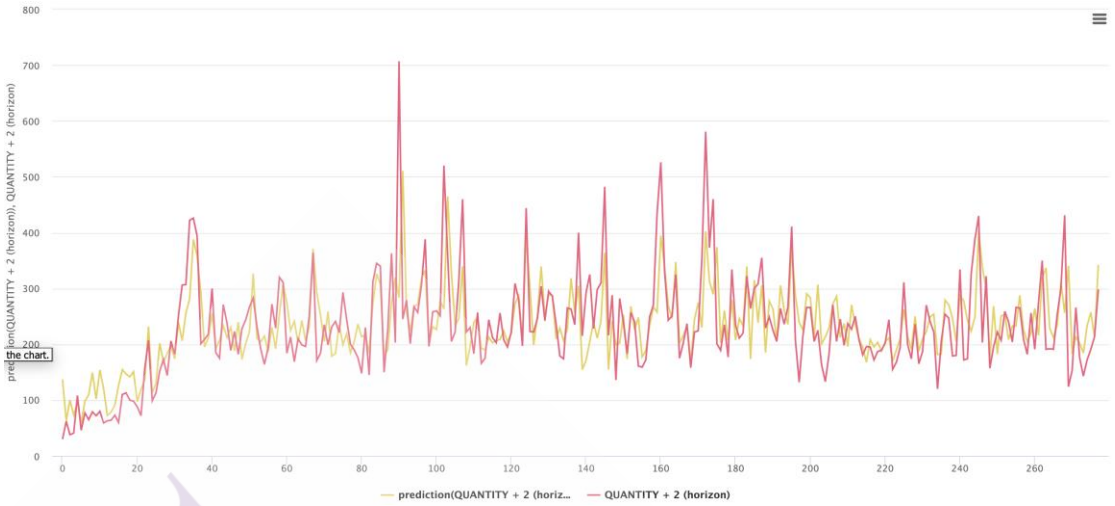
ภาพที่ 54 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 55 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	52.023	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	11	81.970	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	30	132.867	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	52	106.860	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	62	42.310	Monday	Weekday	3
6	16	4	2010	116	133.789	Friday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	43.319	Monday	Weekday	4
8	25	4	2010	75	139.485	Sunday	Weekend	5
9	28	4	2010	47	108.018	Wednesday	Weekday	5
10	29	4	2010	72	122.964	Thursday	Weekday	5

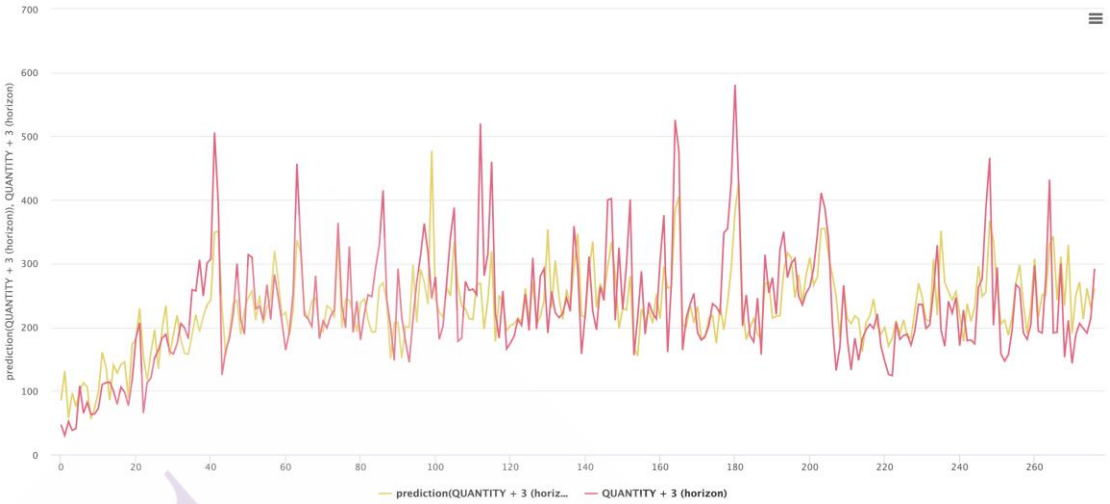
ภาพที่ 56 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 57 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	30	137.171	Thursday	Weekday	2
2	11	4	2010	62	62.787	Sunday	Weekend	3
3	12	4	2010	38	100.218	Monday	Weekday	3
4	13	4	2010	41	73.027	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	108	97.376	Wednesday	Weekday	3
6	17	4	2010	46	58.974	Saturday	Weekend	3
7	19	4	2010	77	98.266	Monday	Weekday	4
8	21	4	2010	65	109.536	Wednesday	Weekday	4
9	22	4	2010	79	149.219	Thursday	Weekday	4
10	28	4	2010	72	102.062	Wednesday	Weekday	5

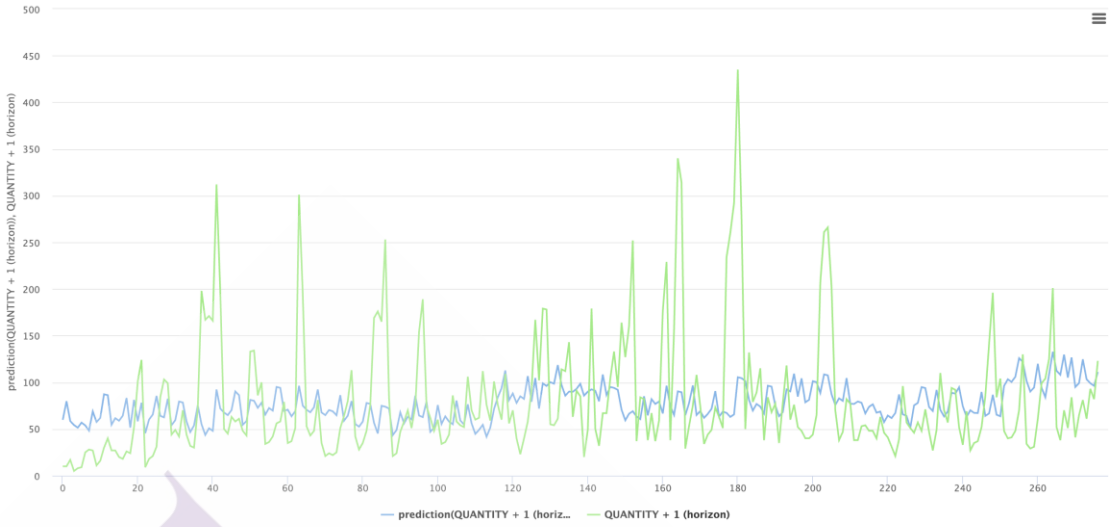
ภาพที่ 58 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 59 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	84.682	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	30	131.326	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	52	57.592	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	38	96.882	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	41	75.048	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	108	99.506	Tuesday	Weekday	3
7	20	4	2010	65	112.748	Tuesday	Weekday	4
8	25	4	2010	82	106.092	Sunday	Weekend	5
9	30	4	2010	63	56.132	Friday	Weekday	5
10	1	5	2010	64	74.135	Saturday	Weekend	1

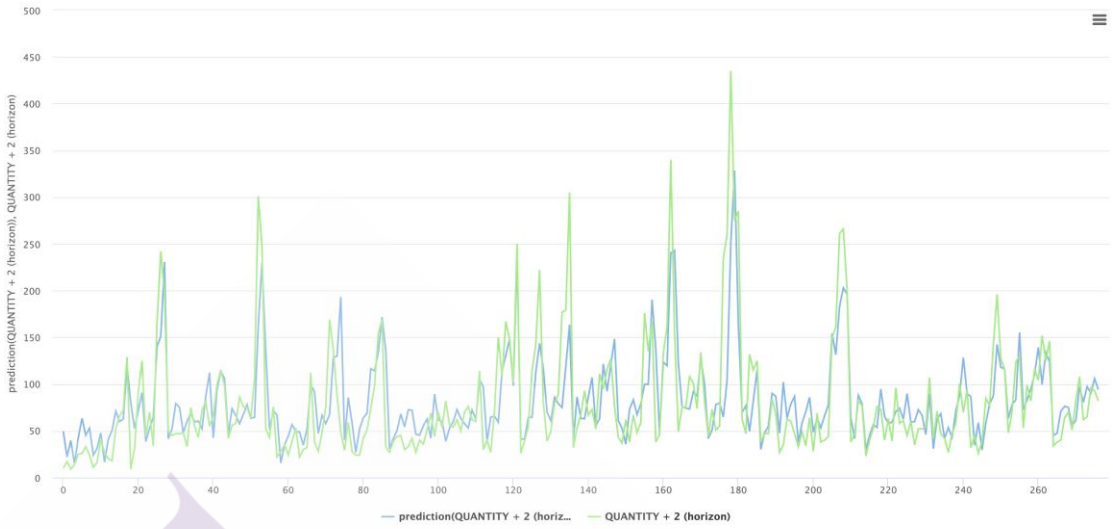
ภาพที่ 60 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 61 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	59.869
2	9	4	2010	10	79.821
3	11	4	2010	17	58.477
4	13	4	2010	5	54.208
5	14	4	2010	8	51.411
6	15	4	2010	9	56.851
7	22	4	2010	25	53.833
8	27	4	2010	28	48.173
9	2	5	2010	27	68.893
10	3	5	2010	11	57.508

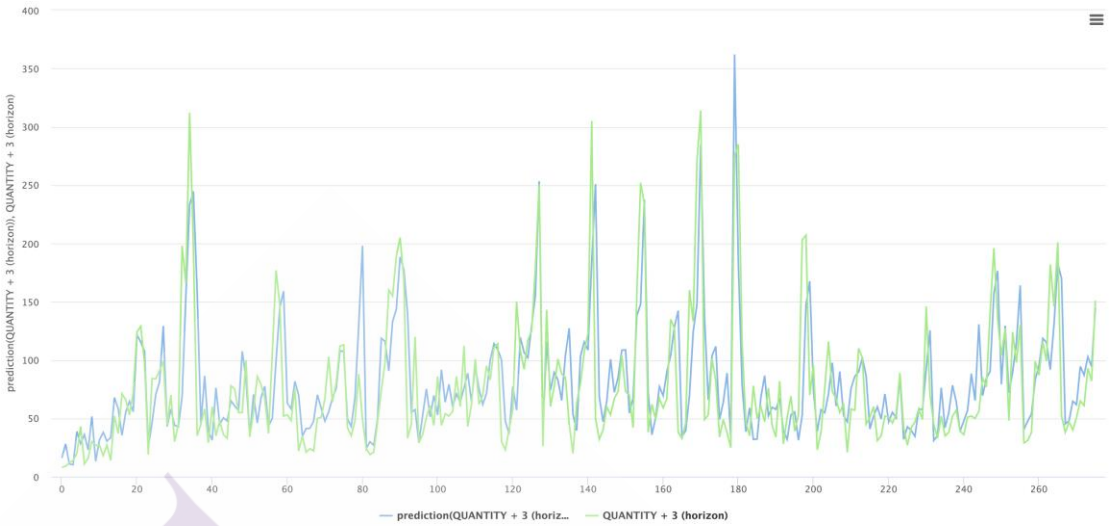
ภาพที่ 62 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 63 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	49.577
2	10	4	2010	17	21.994
3	14	4	2010	9	39.722
4	18	4	2010	14	14.634
5	21	4	2010	25	42.777
6	22	4	2010	26	63.415
7	28	4	2010	33	45.129
8	30	4	2010	24	52.647
9	2	5	2010	11	24.071
10	4	5	2010	16	30.980

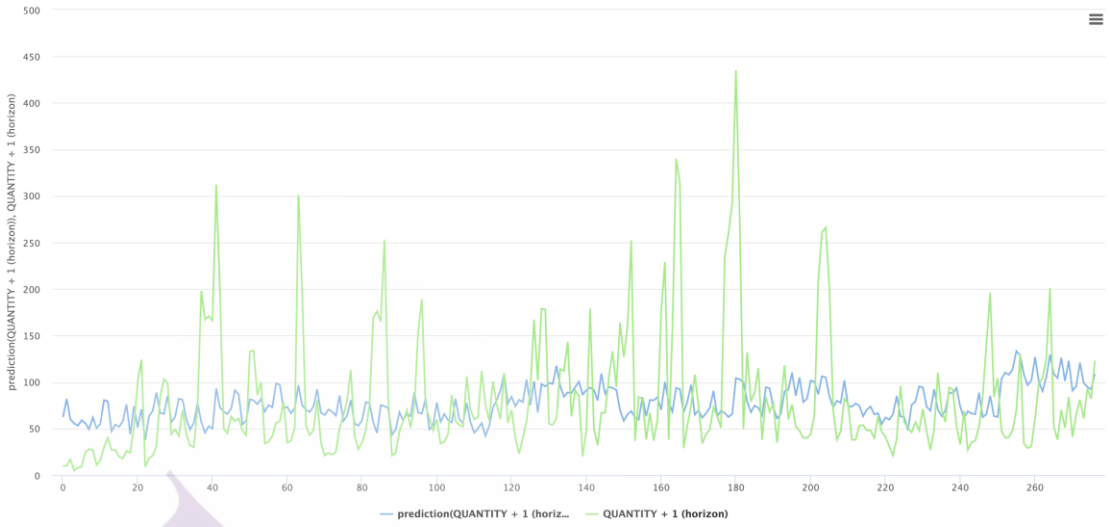
ภาพที่ 64 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 65 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:da...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	15.999
2	13	4	2010	9	28.052
3	16	4	2010	12	10.901
4	17	4	2010	14	10.211
5	22	4	2010	20	38.837
6	24	4	2010	43	28.298
7	26	4	2010	11	36.148
8	3	5	2010	16	22.939
9	5	5	2010	30	51.629
10	8	5	2010	27	13.140

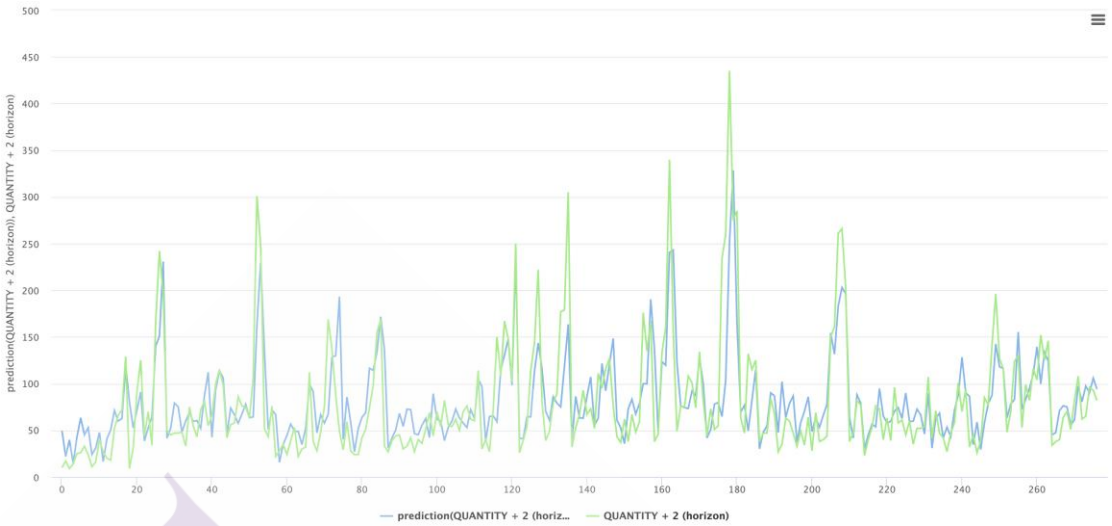
ภาพที่ 66 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน\



ภาพที่ 67 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	62.294	Thursday	Weekday	2
2	9	4	2010	10	81.900	Friday	Weekday	2
3	11	4	2010	17	60.076	Sunday	Weekend	3
4	13	4	2010	5	55.618	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	8	53.170	Wednesday	Weekday	3
6	15	4	2010	9	59.054	Thursday	Weekday	3
7	22	4	2010	25	55.814	Thursday	Weekday	4
8	27	4	2010	28	49.138	Tuesday	Weekday	5
9	2	5	2010	27	61.991	Sunday	Weekend	2
10	3	5	2010	11	50.448	Monday	Weekday	2

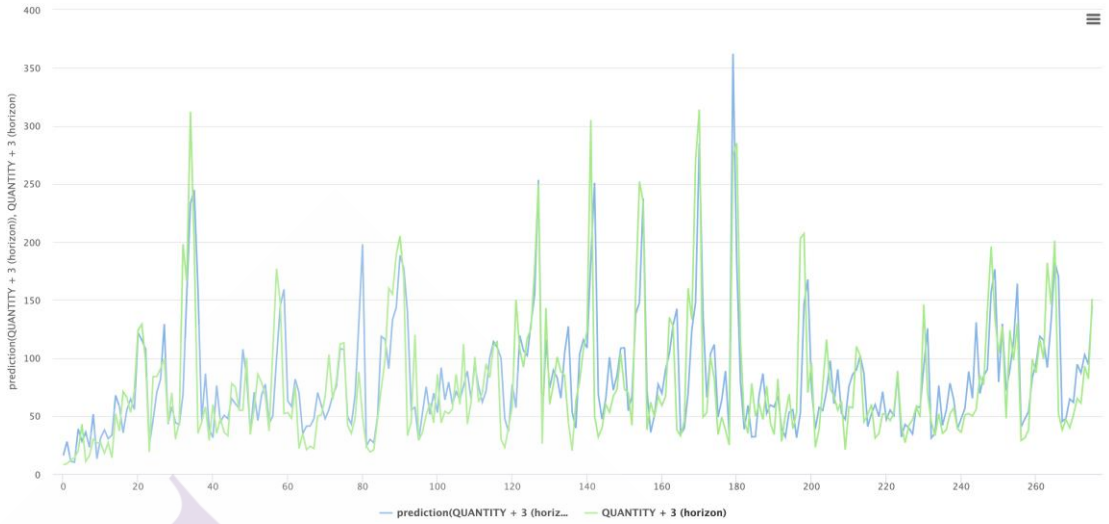
ภาพที่ 68 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 69 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	49.577	Thursday	Weekday	2
2	10	4	2010	17	21.994	Saturday	Weekend	2
3	14	4	2010	9	39.722	Wednesday	Weekday	3
4	18	4	2010	14	14.634	Sunday	Weekend	4
5	21	4	2010	25	42.777	Wednesday	Weekday	4
6	22	4	2010	26	63.415	Thursday	Weekday	4
7	28	4	2010	33	45.129	Wednesday	Weekday	5
8	30	4	2010	24	52.647	Friday	Weekday	5
9	2	5	2010	11	24.071	Sunday	Weekend	2
10	4	5	2010	16	30.980	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 70 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



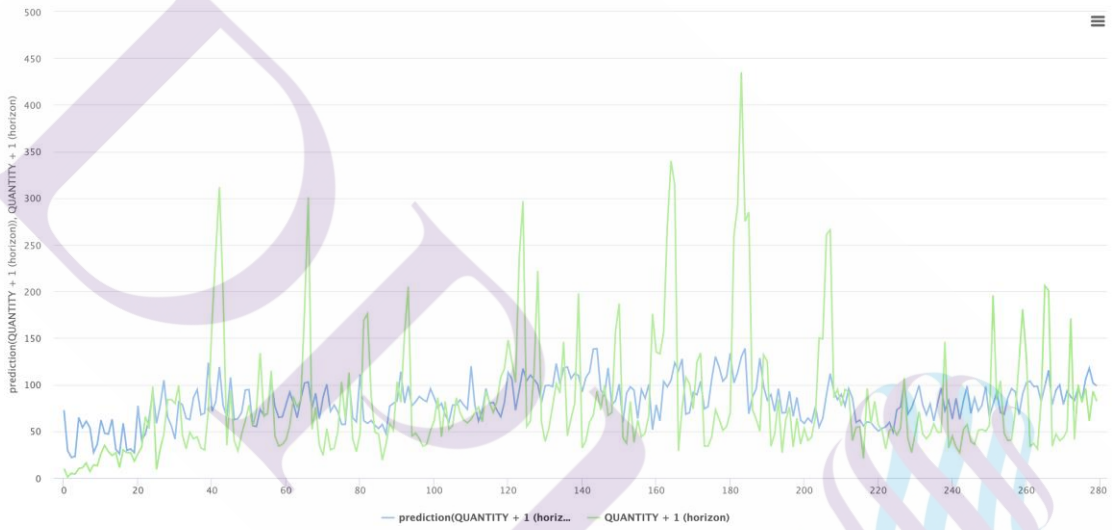
ภาพที่ 71 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	15.999	Monday	Weekday	3
2	13	4	2010	9	28.052	Tuesday	Weekday	3
3	16	4	2010	12	10.901	Friday	Weekday	3
4	17	4	2010	14	10.211	Saturday	Weekend	3
5	22	4	2010	20	38.837	Thursday	Weekday	4
6	24	4	2010	43	28.298	Saturday	Weekend	4
7	26	4	2010	11	36.148	Monday	Weekday	5
8	3	5	2010	16	22.939	Monday	Weekday	2
9	5	5	2010	30	51.629	Wednesday	Weekday	2
10	8	5	2010	27	13.140	Saturday	Weekend	2

ภาพที่ 72 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Generalized Linear Model สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

2. Deep Learning

ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Deep Learning สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 73 ถึง 120



ภาพที่ 73 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	72.689
2	4	4	2010	1	29.150
3	5	4	2010	5	21.964
4	6	4	2010	4	23.081
5	9	4	2010	10	64.784
6	10	4	2010	11	53.893
7	16	4	2010	16	60.875
8	17	4	2010	7	53.993
9	19	4	2010	14	27.191
10	20	4	2010	13	36.069

ภาพที่ 74 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 75 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

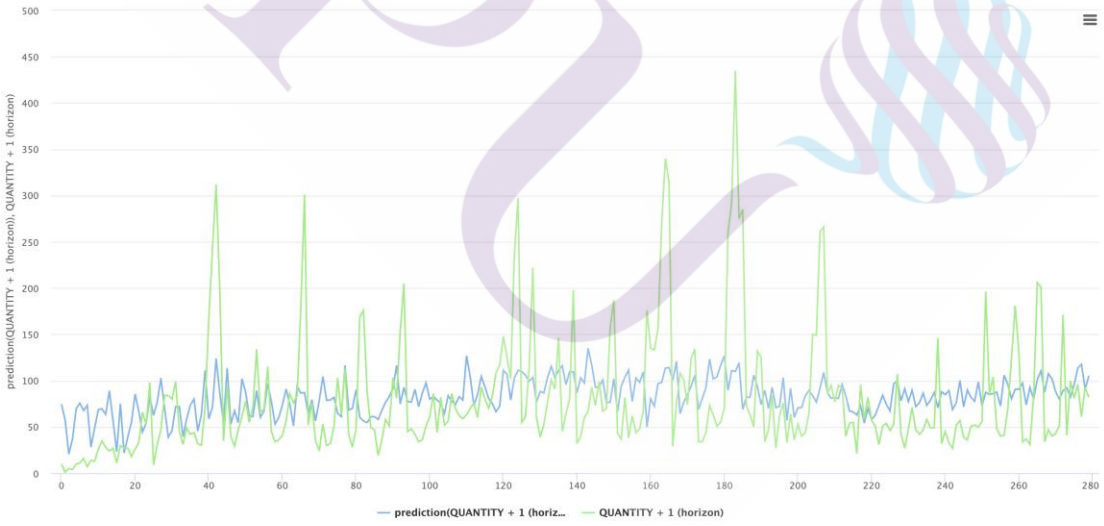
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	16.343
2	2	4	2010	14	13.840
3	3	4	2010	1	17.602
4	4	4	2010	5	-2.267
5	7	4	2010	10	1.296
6	8	4	2010	10	23.028
7	9	4	2010	11	6.815
8	10	4	2010	17	13.387
9	12	4	2010	5	-7.609
10	13	4	2010	8	-1.537

ภาพที่ 76 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 77 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	14	67.502
2	6	4	2010	10	9.260
3	8	4	2010	11	-1.115
4	10	4	2010	6	12.131
5	12	4	2010	8	2.132
6	13	4	2010	9	12.232
7	14	4	2010	16	20.461
8	17	4	2010	14	6.739
9	18	4	2010	13	5.272
10	19	4	2010	10	6.417

ภาพที่ 78 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 79 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	74.775	Friday	Weekday	1
2	4	4	2010	1	57.057	Sunday	Weekend	2
3	5	4	2010	5	20.603	Monday	Weekday	2
4	6	4	2010	4	37.260	Tuesday	Weekday	2
5	9	4	2010	10	69.835	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	11	75.796	Saturday	Weekend	2
7	16	4	2010	16	67.691	Friday	Weekday	3
8	17	4	2010	7	73.529	Saturday	Weekend	3
9	19	4	2010	14	28.206	Monday	Weekday	4
10	20	4	2010	13	48.610	Tuesday	Weekday	4

ภาพที่ 80 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 81 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:day_...	Date:month...	Date:year	QUANTITY...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	0	3	2010	10	10.101	Wednesday	Weekday	5
2	2	0	4	2010	14	9.499	Friday	Weekday	1
3	3	0	4	2010	1	18.702	Saturday	Weekend	1
4	4	1	4	2010	5	-11.260	Sunday	Weekend	2
5	7	0	4	2010	10	-8.687	Wednesday	Weekday	2
6	8	0	4	2010	10	14.235	Thursday	Weekday	2
7	9	0	4	2010	11	0.974	Friday	Weekday	2
8	10	0	4	2010	17	10.735	Saturday	Weekend	2
9	12	0	4	2010	5	2.336	Monday	Weekday	3
10	13	0	4	2010	8	-7.409	Tuesday	Weekday	3

ภาพที่ 82 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 83 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	14	37.835	Wednesday	Weekday	5
2	6	4	2010	10	1.612	Tuesday	Weekday	2
3	8	4	2010	11	10.442	Thursday	Weekday	2
4	10	4	2010	6	-7.763	Saturday	Weekend	2
5	12	4	2010	8	1.862	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	9	7.572	Tuesday	Weekday	3
7	14	4	2010	16	24.540	Wednesday	Weekday	3
8	17	4	2010	14	-8.553	Saturday	Weekend	3
9	18	4	2010	13	5.418	Sunday	Weekend	4
10	19	4	2010	10	17.683	Monday	Weekday	4

ภาพที่ 84 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 85 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	32.515
2	5	4	2010	27	8.598
3	8	4	2010	47	52.815
4	9	4	2010	30	73.116
5	11	4	2010	52	39.788
6	15	4	2010	108	55.994
7	19	4	2010	58	30.629
8	29	4	2010	72	81.406
9	3	5	2010	64	43.603
10	4	5	2010	52	59.332

ภาพที่ 86 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 87 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	30	3	2010	13	66.723
2	1	4	2010	38	60.726
3	5	4	2010	30	19.967
4	7	4	2010	47	-0.423
5	9	4	2010	66	33.969
6	10	4	2010	52	37.337
7	11	4	2010	62	22.075
8	14	4	2010	108	16.830
9	16	4	2010	51	93.815
10	18	4	2010	58	9.327

ภาพที่ 88 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 89 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	38	132.150
2	2	4	2010	17	37.817
3	3	4	2010	27	16.521
4	4	4	2010	30	15.028
5	7	4	2010	30	85.020
6	8	4	2010	66	51.169
7	14	4	2010	116	130.746
8	15	4	2010	51	117.388
9	17	4	2010	58	26.373
10	18	4	2010	77	47.770

ภาพที่ 90 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 91 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	63.081	Sunday	Weekend	2
2	5	4	2010	27	27.165	Monday	Weekday	2
3	8	4	2010	47	52.105	Thursday	Weekday	2
4	9	4	2010	30	77.982	Friday	Weekday	2
5	11	4	2010	52	67.816	Sunday	Weekend	3
6	15	4	2010	108	49.348	Thursday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	32.532	Monday	Weekday	4
8	29	4	2010	72	80.079	Thursday	Weekday	5
9	3	5	2010	64	55.172	Monday	Weekday	2
10	4	5	2010	52	85.213	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 92 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 93 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

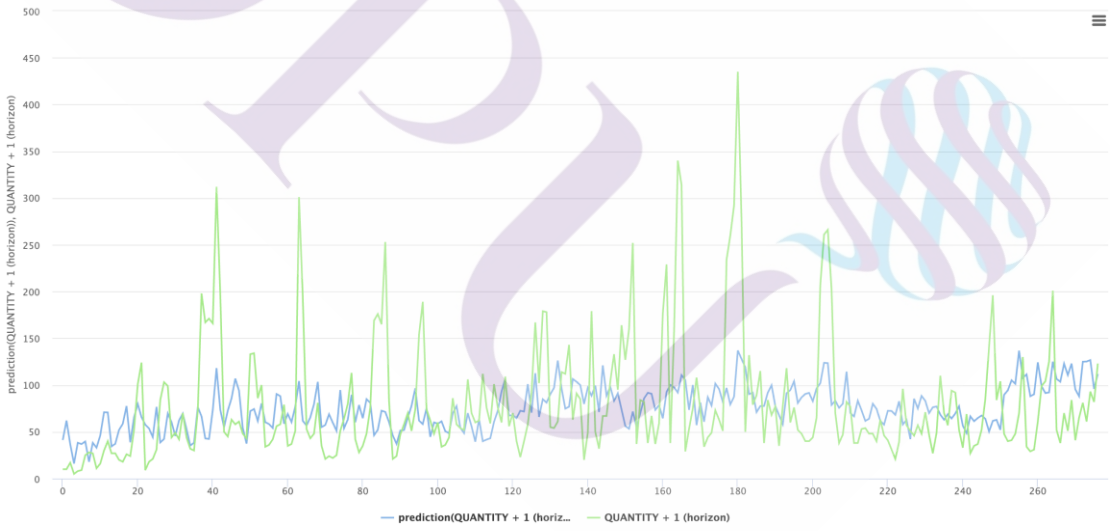
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	78.927	Tuesday	Weekday	5
2	1	4	2010	38	53.411	Thursday	Weekday	1
3	5	4	2010	30	-7.408	Monday	Weekday	2
4	7	4	2010	47	5.078	Wednesday	Weekday	2
5	9	4	2010	66	46.574	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	52	40.061	Saturday	Weekend	2
7	11	4	2010	62	24.927	Sunday	Weekend	3
8	14	4	2010	108	20.070	Wednesday	Weekday	3
9	16	4	2010	51	110.517	Friday	Weekday	3
10	18	4	2010	58	31.071	Sunday	Weekend	4

ภาพที่ 94 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 95 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	166.709	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	17	30.845	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	27	11.380	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	30	12.758	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	30	96.426	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	66	36.235	Thursday	Weekday	2
7	14	4	2010	116	141.363	Wednesday	Weekday	3
8	15	4	2010	51	107.981	Thursday	Weekday	3
9	17	4	2010	58	24.768	Saturday	Weekend	3
10	18	4	2010	77	42.976	Sunday	Weekend	4

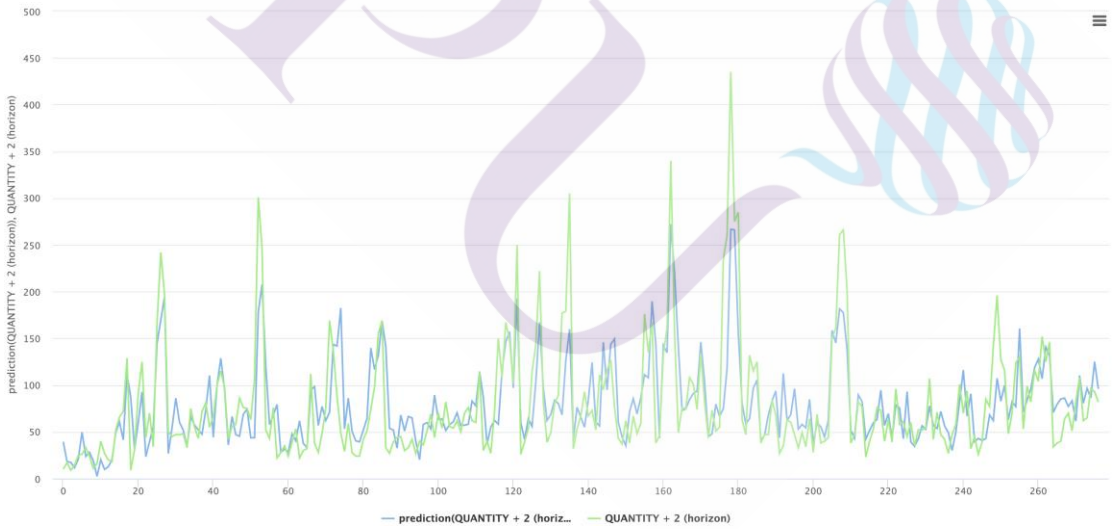
ภาพที่ 96 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 97 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	41.240
2	9	4	2010	10	62.004
3	11	4	2010	17	36.549
4	13	4	2010	5	16.032
5	14	4	2010	8	38.309
6	15	4	2010	9	36.898
7	22	4	2010	25	39.691
8	27	4	2010	28	17.916
9	2	5	2010	27	38.282
10	3	5	2010	11	33.031

ภาพที่ 98 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 99 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

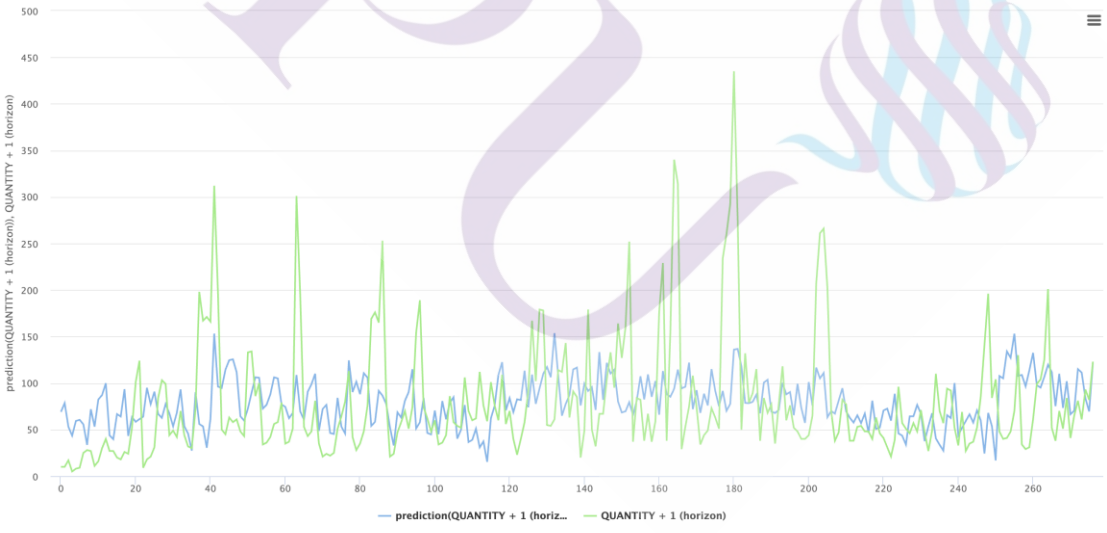
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	39.321
2	10	4	2010	17	18.007
3	14	4	2010	9	17.434
4	18	4	2010	14	11.579
5	21	4	2010	25	20.768
6	22	4	2010	26	49.734
7	28	4	2010	33	23.770
8	30	4	2010	24	28.136
9	2	5	2010	11	19.247
10	4	5	2010	16	2.318

ภาพที่ 100 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 101 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	9.860
2	13	4	2010	9	1.395
3	16	4	2010	12	11.460
4	17	4	2010	14	1.309
5	22	4	2010	20	32.944
6	24	4	2010	43	16.505
7	26	4	2010	11	39.164
8	3	5	2010	16	17.972
9	5	5	2010	30	35.759
10	8	5	2010	27	13.508

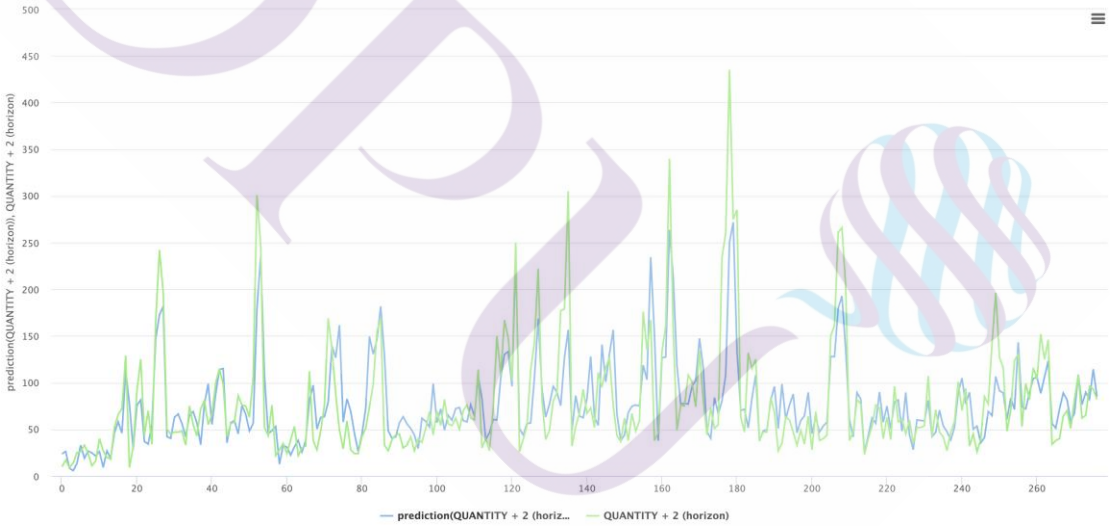
ภาพที่ 102 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 103 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	69.046	Thursday	Weekday	2
2	9	4	2010	10	78.533	Friday	Weekday	2
3	11	4	2010	17	53.064	Sunday	Weekend	3
4	13	4	2010	5	43.453	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	8	59.275	Wednesday	Weekday	3
6	15	4	2010	9	60.561	Thursday	Weekday	3
7	22	4	2010	25	55.626	Thursday	Weekday	4
8	27	4	2010	28	33.570	Tuesday	Weekday	5
9	2	5	2010	27	71.874	Sunday	Weekend	2
10	3	5	2010	11	53.201	Monday	Weekday	2

ภาพที่ 104 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 105 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	23.638	Thursday	Weekday	2
2	10	4	2010	17	26.233	Saturday	Weekend	2
3	14	4	2010	9	8.290	Wednesday	Weekday	3
4	18	4	2010	14	5.749	Sunday	Weekend	4
5	21	4	2010	25	13.216	Wednesday	Weekday	4
6	22	4	2010	26	32.989	Thursday	Weekday	4
7	28	4	2010	33	19.026	Wednesday	Weekday	5
8	30	4	2010	24	26.683	Friday	Weekday	5
9	2	5	2010	11	24.733	Sunday	Weekend	2
10	4	5	2010	16	21.337	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 106 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 107 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	-3.890	Monday	Weekday	3
2	13	4	2010	9	21.272	Tuesday	Weekday	3
3	16	4	2010	12	9.924	Friday	Weekday	3
4	17	4	2010	14	8.146	Saturday	Weekend	3
5	22	4	2010	20	32.172	Thursday	Weekday	4
6	24	4	2010	43	27.176	Saturday	Weekend	4
7	26	4	2010	11	28.710	Monday	Weekday	5
8	3	5	2010	16	7.712	Monday	Weekday	2
9	5	5	2010	30	50.754	Wednesday	Weekday	2
10	8	5	2010	27	20.663	Saturday	Weekend	2

ภาพที่ 108 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 109 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	68.697
2	7	4	2010	11	71.795
3	9	4	2010	30	121.798
4	11	4	2010	52	93.441
5	12	4	2010	62	54.937
6	16	4	2010	116	140.784
7	19	4	2010	58	67.018
8	25	4	2010	75	116.077
9	28	4	2010	47	86.236
10	29	4	2010	72	119.929

ภาพที่ 110 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 111 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	90.391
2	11	4	2010	62	59.408
3	12	4	2010	38	83.997
4	13	4	2010	41	59.126
5	14	4	2010	108	62.463
6	17	4	2010	46	60.774
7	19	4	2010	77	83.285
8	21	4	2010	65	73.054
9	22	4	2010	79	97.944
10	28	4	2010	72	70.918

ภาพที่ 112 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 113 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	47	49.960
2	7	4	2010	30	82.635
3	9	4	2010	52	30.314
4	11	4	2010	38	36.044
5	12	4	2010	41	77.369
6	13	4	2010	108	68.041
7	20	4	2010	65	92.270
8	25	4	2010	82	62.527
9	30	4	2010	63	44.750
10	1	5	2010	64	51.865

ภาพที่ 114 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 115 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

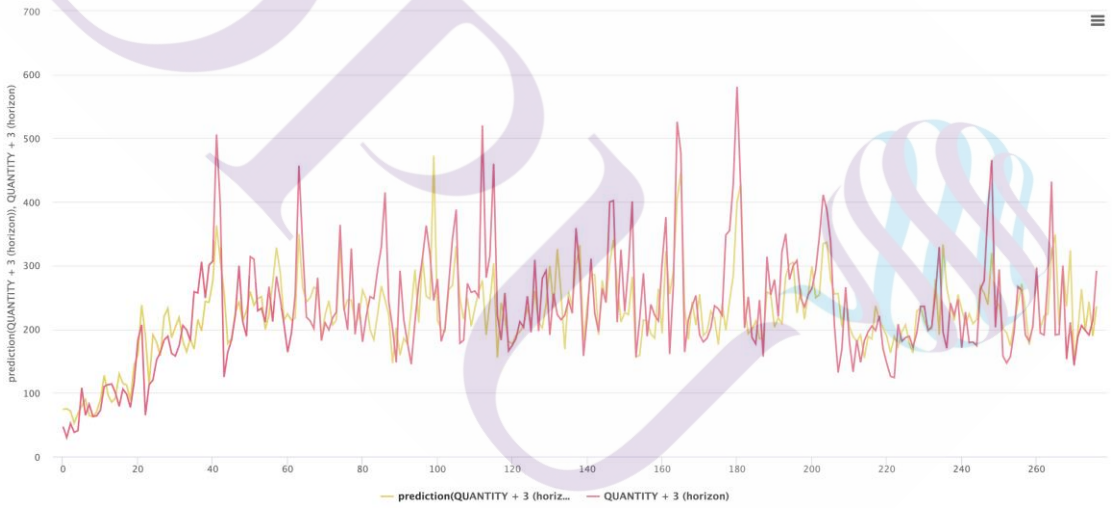
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	52.023	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	11	81.970	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	30	132.867	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	52	106.860	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	62	42.310	Monday	Weekday	3
6	16	4	2010	116	133.789	Friday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	43.319	Monday	Weekday	4
8	25	4	2010	75	139.485	Sunday	Weekend	5
9	28	4	2010	47	108.018	Wednesday	Weekday	5
10	29	4	2010	72	122.964	Thursday	Weekday	5

ภาพที่ 116 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 117 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction(...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	30	95.746	Thursday	Weekday	2
2	11	4	2010	62	34.423	Sunday	Weekend	3
3	12	4	2010	38	50.575	Monday	Weekday	3
4	13	4	2010	41	26.816	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	108	73.565	Wednesday	Weekday	3
6	17	4	2010	46	39.617	Saturday	Weekend	3
7	19	4	2010	77	52.961	Monday	Weekday	4
8	21	4	2010	65	93.291	Wednesday	Weekday	4
9	22	4	2010	79	129.388	Thursday	Weekday	4
10	28	4	2010	72	97.101	Wednesday	Weekday	5

ภาพที่ 118 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



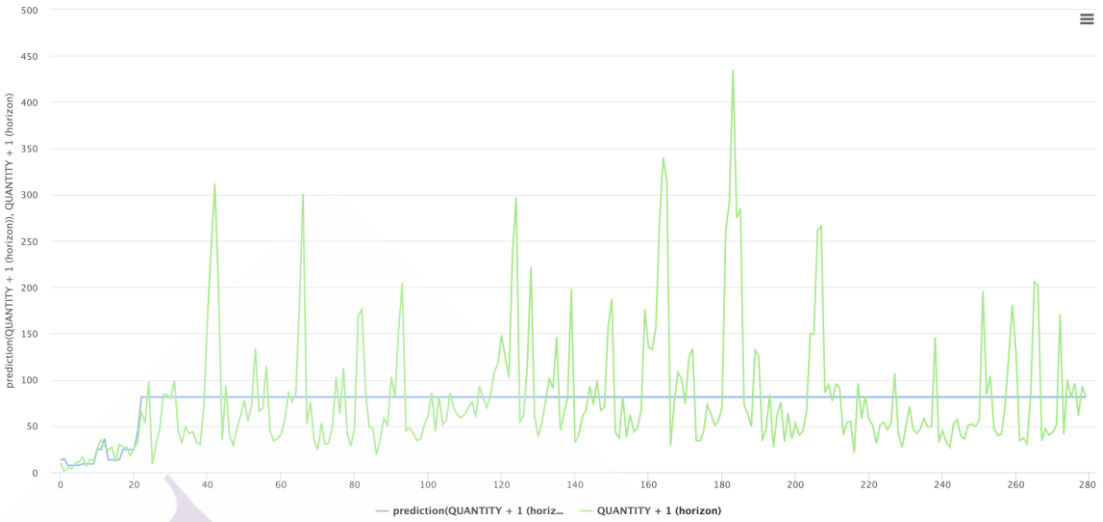
ภาพที่ 119 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	74.233	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	30	75.121	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	52	71.456	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	38	52.555	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	41	68.208	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	108	79.033	Tuesday	Weekday	3
7	20	4	2010	65	89.746	Tuesday	Weekday	4
8	25	4	2010	82	64.774	Sunday	Weekend	5
9	30	4	2010	63	62.445	Friday	Weekday	5
10	1	5	2010	64	70.549	Saturday	Weekend	1

ภาพที่ 120 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Deep Learning สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

3. Decision Tree

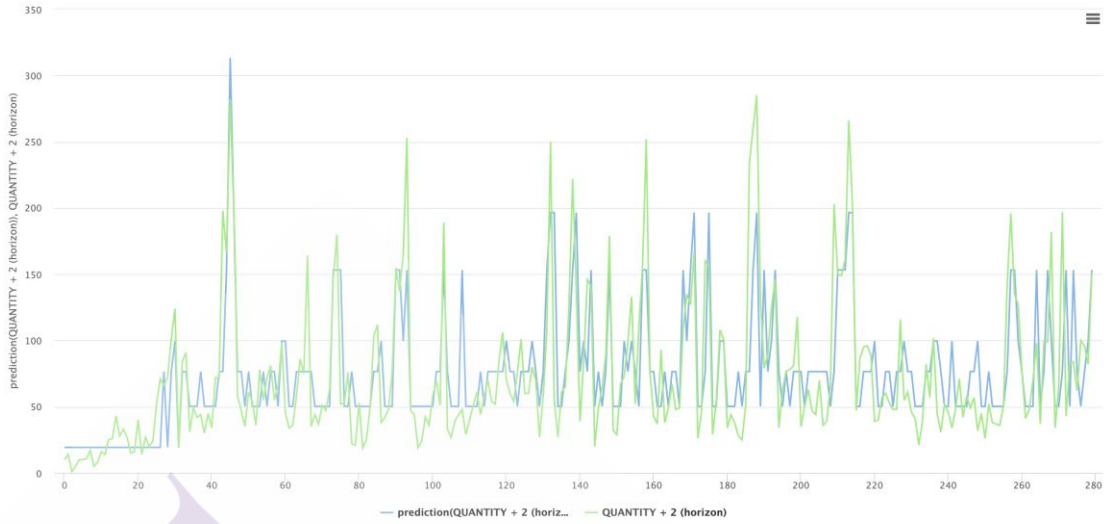
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Decision Tree สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 121 ถึง 168



ภาพที่ 121 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	13
2	4	4	2010	1	14.500
3	5	4	2010	5	7.500
4	6	4	2010	4	7.500
5	9	4	2010	10	7.500
6	10	4	2010	11	7.500
7	16	4	2010	16	9
8	17	4	2010	7	9
9	19	4	2010	14	9
10	20	4	2010	13	9

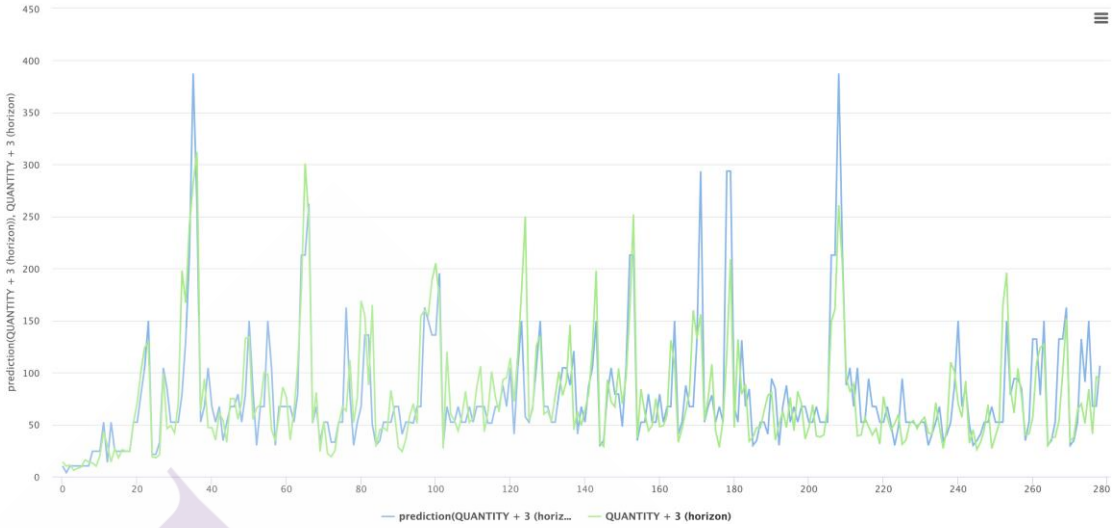
ภาพที่ 122 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 123 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	19.321
2	2	4	2010	14	19.321
3	3	4	2010	1	19.321
4	4	4	2010	5	19.321
5	7	4	2010	10	19.321
6	8	4	2010	10	19.321
7	9	4	2010	11	19.321
8	10	4	2010	17	19.321
9	12	4	2010	5	19.321
10	13	4	2010	8	19.321

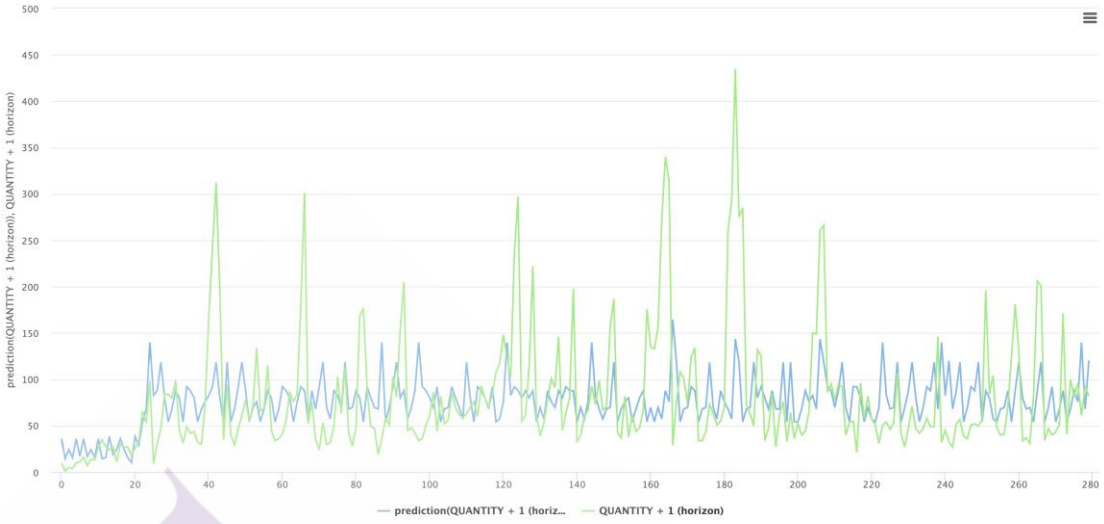
ภาพที่ 124 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 125 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	14	10.200
2	6	4	2010	10	3.750
3	8	4	2010	11	10.200
4	10	4	2010	6	10.200
5	12	4	2010	8	10.200
6	13	4	2010	9	10.200
7	14	4	2010	16	10.200
8	17	4	2010	14	10.200
9	18	4	2010	13	24.364
10	19	4	2010	10	24.364

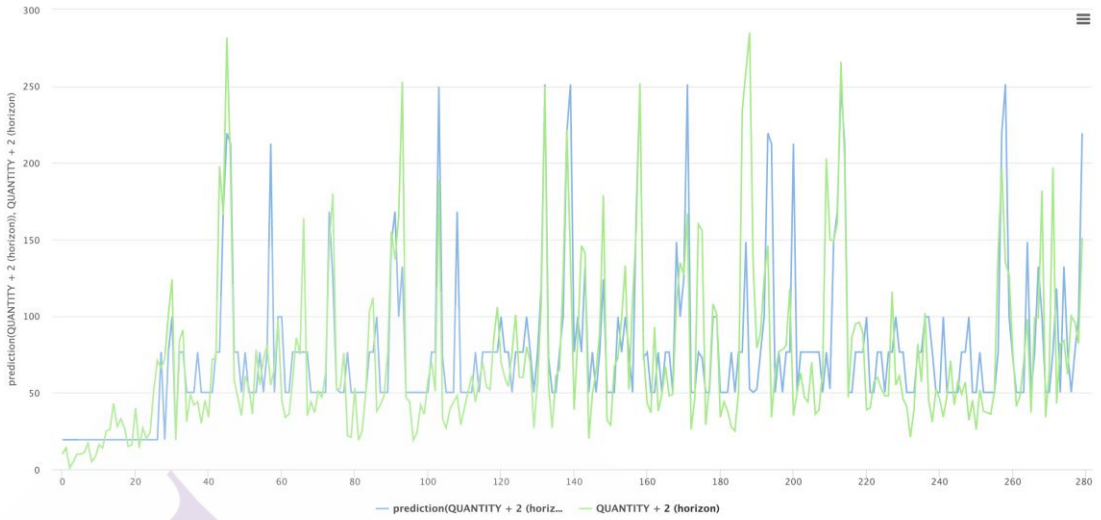
ภาพที่ 126 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 127 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	36	Friday	Weekday	1
2	4	4	2010	1	14.500	Sunday	Weekend	2
3	5	4	2010	5	24.333	Monday	Weekday	2
4	6	4	2010	4	15.667	Tuesday	Weekday	2
5	9	4	2010	10	36	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	11	17	Saturday	Weekend	2
7	16	4	2010	16	36	Friday	Weekday	3
8	17	4	2010	7	17	Saturday	Weekend	3
9	19	4	2010	14	24.333	Monday	Weekday	4
10	20	4	2010	13	15.667	Tuesday	Weekday	4

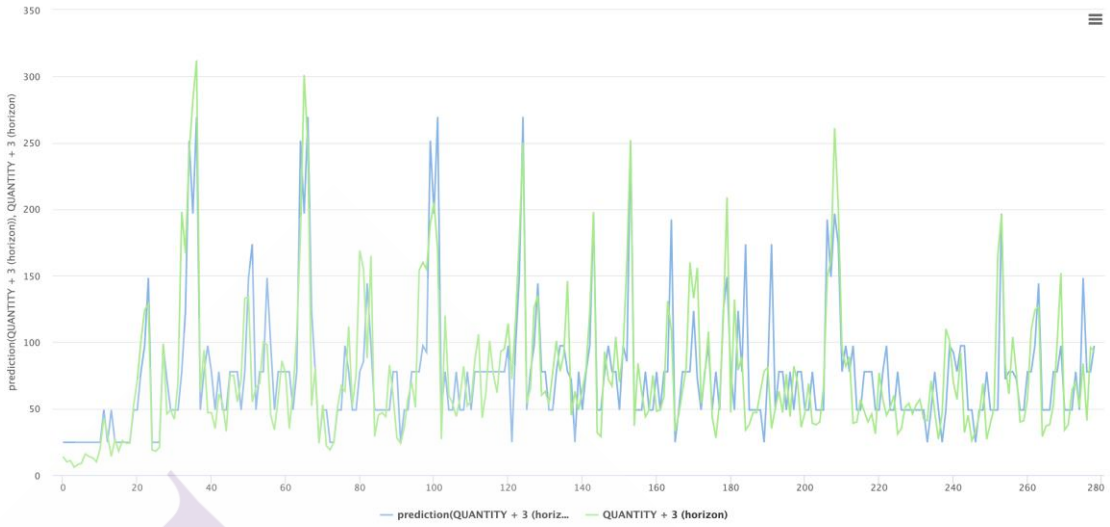
ภาพที่ 128 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 129 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	10	19.321	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	14	19.321	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	1	19.321	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	5	19.321	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	10	19.321	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	10	19.321	Thursday	Weekday	2
7	9	4	2010	11	19.321	Friday	Weekday	2
8	10	4	2010	17	19.321	Saturday	Weekend	2
9	12	4	2010	5	19.321	Monday	Weekday	3
10	13	4	2010	8	19.321	Tuesday	Weekday	3

ภาพที่ 130 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 131 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

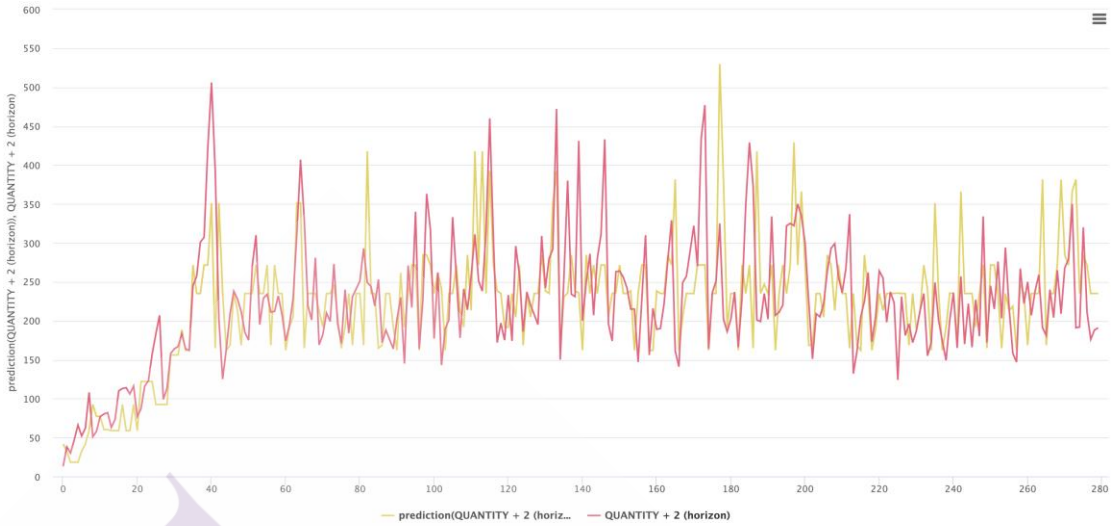
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	14	24.696	Wednesday	Weekday	5
2	6	4	2010	10	24.696	Tuesday	Weekday	2
3	8	4	2010	11	24.696	Thursday	Weekday	2
4	10	4	2010	6	24.696	Saturday	Weekend	2
5	12	4	2010	8	24.696	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	9	24.696	Tuesday	Weekday	3
7	14	4	2010	16	24.696	Wednesday	Weekday	3
8	17	4	2010	14	24.696	Saturday	Weekend	3
9	18	4	2010	13	24.696	Sunday	Weekend	4
10	19	4	2010	10	24.696	Monday	Weekday	4

ภาพที่ 132 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 133 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	36.909
2	5	4	2010	27	36.909
3	8	4	2010	47	36.909
4	9	4	2010	30	36.909
5	11	4	2010	52	36.909
6	15	4	2010	108	79.286
7	19	4	2010	58	79.286
8	29	4	2010	72	79.286
9	3	5	2010	64	79.286
10	4	5	2010	52	79.286

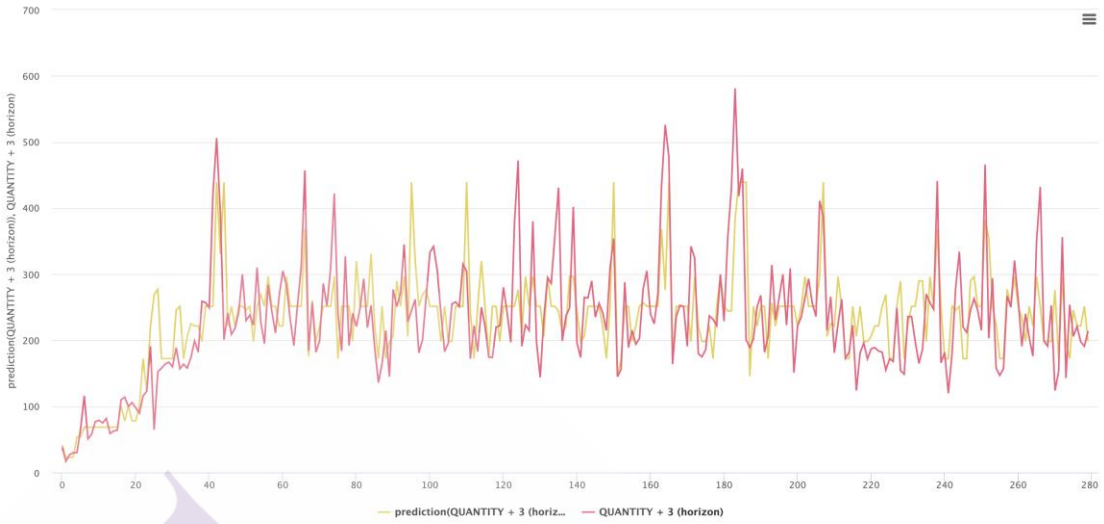
ภาพที่ 134 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 135 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	30	3	2010	13	41.667
2	1	4	2010	38	32.500
3	5	4	2010	30	18.333
4	7	4	2010	47	18.333
5	9	4	2010	66	18.333
6	10	4	2010	52	32.500
7	11	4	2010	62	41.667
8	14	4	2010	108	58.800
9	16	4	2010	51	92.500
10	18	4	2010	58	77.143

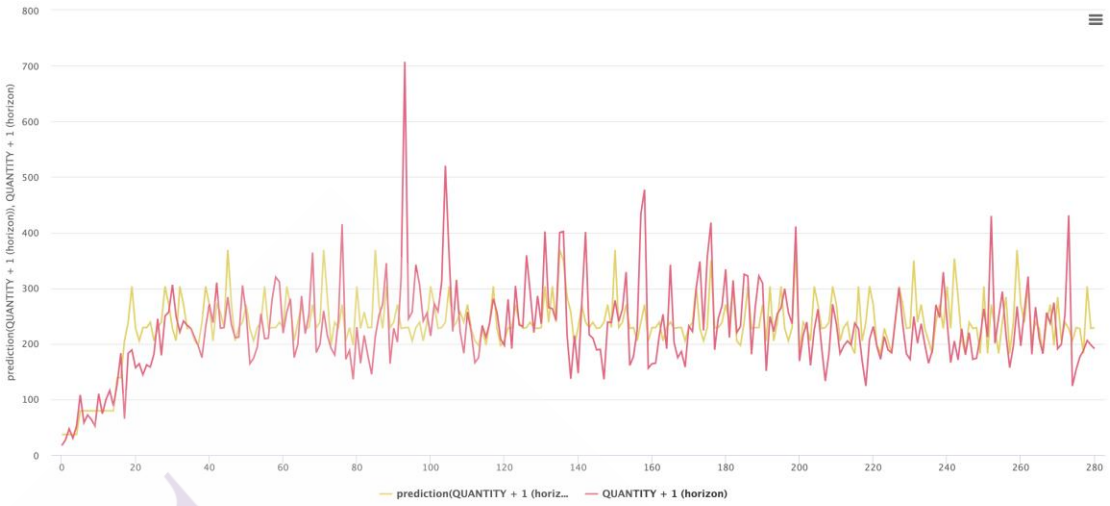
ภาพที่ 136 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 137 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	38	41.667
2	2	4	2010	17	23
3	3	4	2010	27	23
4	4	4	2010	30	23
5	7	4	2010	30	53.667
6	8	4	2010	66	53.667
7	14	4	2010	116	68.583
8	15	4	2010	51	68.583
9	17	4	2010	58	68.583
10	18	4	2010	77	68.583

ภาพที่ 138 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 139 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	36.909	Sunday	Weekend	2
2	5	4	2010	27	36.909	Monday	Weekday	2
3	8	4	2010	47	36.909	Thursday	Weekday	2
4	9	4	2010	30	36.909	Friday	Weekday	2
5	11	4	2010	52	36.909	Sunday	Weekend	3
6	15	4	2010	108	79.286	Thursday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	79.286	Monday	Weekday	4
8	29	4	2010	72	79.286	Thursday	Weekday	5
9	3	5	2010	64	79.286	Monday	Weekday	2
10	4	5	2010	52	79.286	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 140 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 141 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

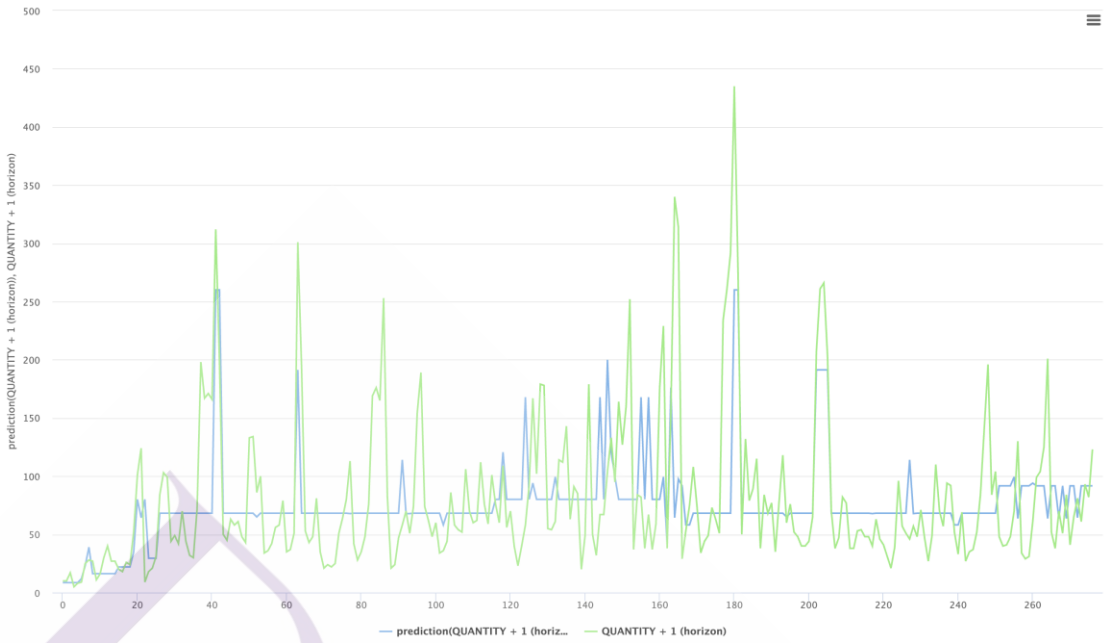
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	30.625	Tuesday	Weekday	5
2	1	4	2010	38	30.625	Thursday	Weekday	1
3	5	4	2010	30	30.625	Monday	Weekday	2
4	7	4	2010	47	30.625	Wednesday	Weekday	2
5	9	4	2010	66	30.625	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	52	30.625	Saturday	Weekend	2
7	11	4	2010	62	30.625	Sunday	Weekend	3
8	14	4	2010	108	74.091	Wednesday	Weekday	3
9	16	4	2010	51	74.091	Friday	Weekday	3
10	18	4	2010	58	74.091	Sunday	Weekend	4

ภาพที่ 142 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 143 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	41.500	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	17	41.500	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	27	41.500	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	30	41.500	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	30	41.500	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	66	41.500	Thursday	Weekday	2
7	14	4	2010	116	68.583	Wednesday	Weekday	3
8	15	4	2010	51	68.583	Thursday	Weekday	3
9	17	4	2010	58	68.583	Saturday	Weekend	3
10	18	4	2010	77	68.583	Sunday	Weekend	4

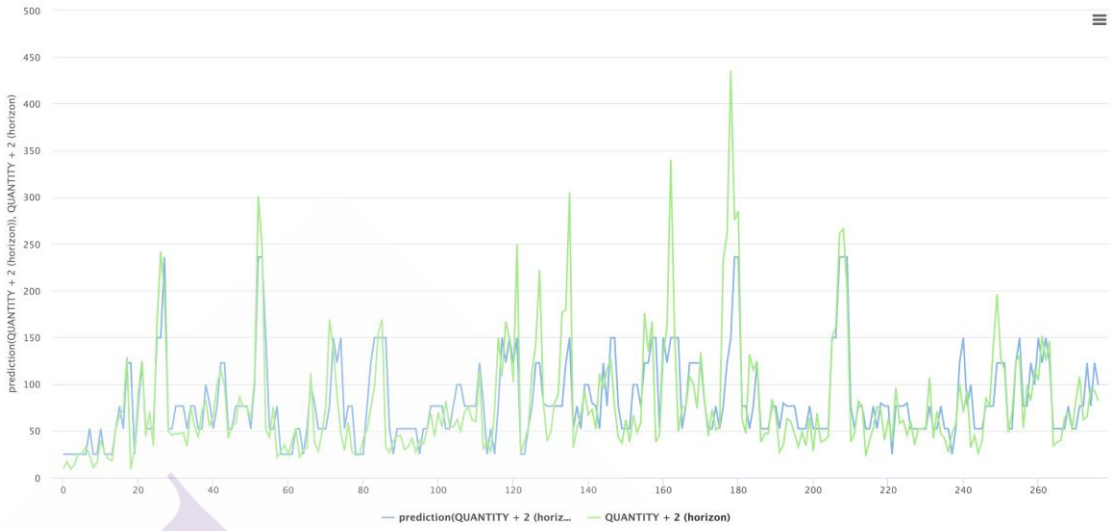
ภาพที่ 144 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 145 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	8.500
2	9	4	2010	10	8.500
3	11	4	2010	17	8.500
4	13	4	2010	5	8.500
5	14	4	2010	8	8.500
6	15	4	2010	9	12
7	22	4	2010	25	23
8	27	4	2010	28	39
9	2	5	2010	27	16.250
10	3	5	2010	11	16.250

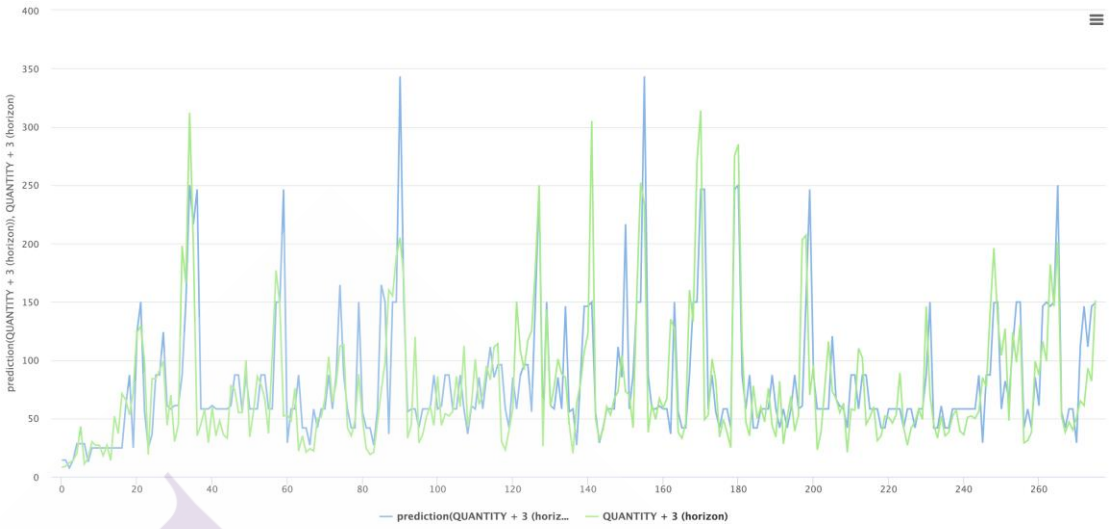
ภาพที่ 146 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 147 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	24.976
2	10	4	2010	17	24.976
3	14	4	2010	9	24.976
4	18	4	2010	14	24.976
5	21	4	2010	25	24.976
6	22	4	2010	26	24.976
7	28	4	2010	33	24.976
8	30	4	2010	24	52.252
9	2	5	2010	11	24.976
10	4	5	2010	16	24.976

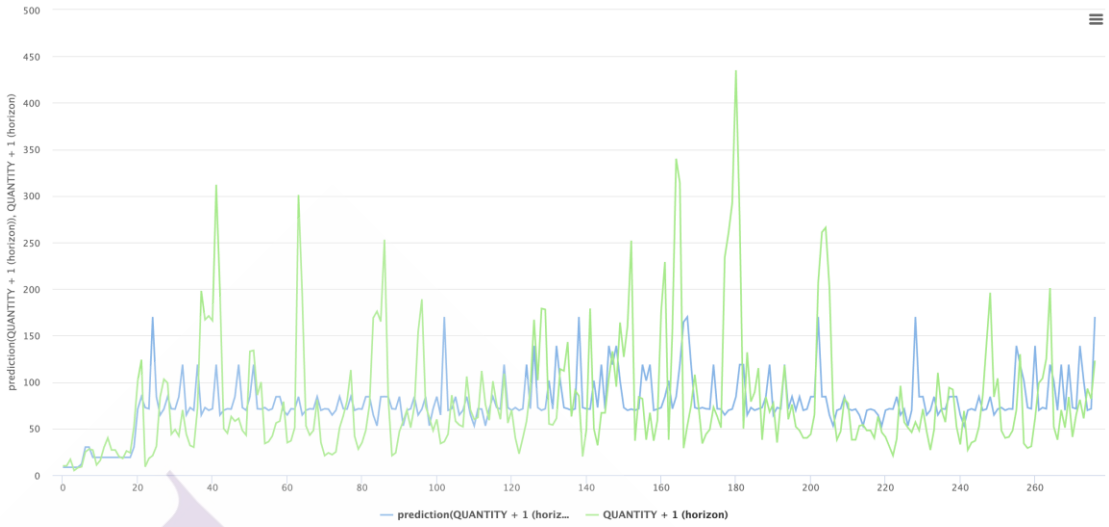
ภาพที่ 148 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 149 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	14.250
2	13	4	2010	9	14.250
3	16	4	2010	12	7.500
4	17	4	2010	14	14.250
5	22	4	2010	20	28.300
6	24	4	2010	43	28.300
7	26	4	2010	11	28.300
8	3	5	2010	16	12.667
9	5	5	2010	30	24.667
10	8	5	2010	27	24.667

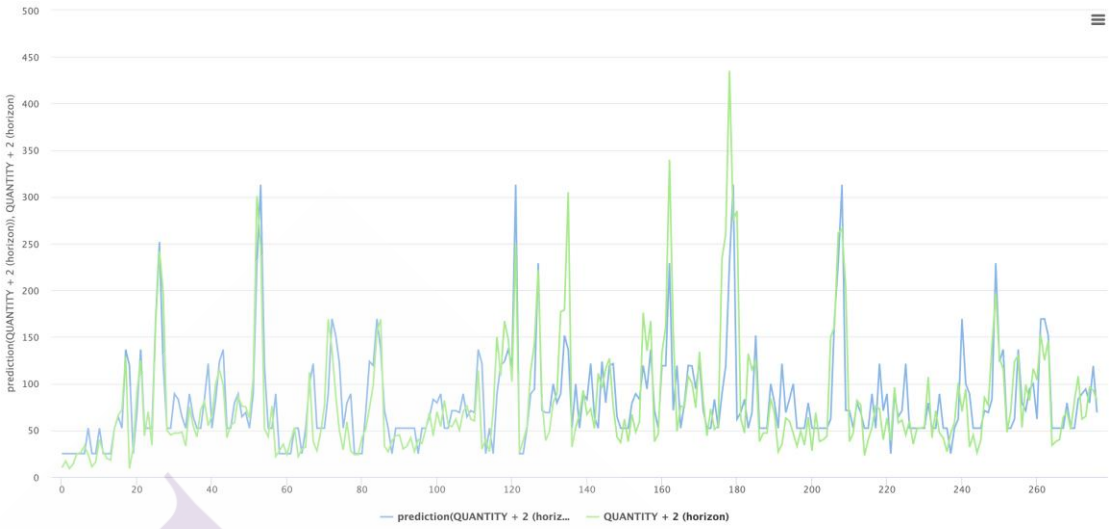
ภาพที่ 150 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 151 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	8.500	Thursday	Weekday	2
2	9	4	2010	10	8.500	Friday	Weekday	2
3	11	4	2010	17	8.500	Sunday	Weekend	3
4	13	4	2010	5	8.500	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	8	8.500	Wednesday	Weekday	3
6	15	4	2010	9	12	Thursday	Weekday	3
7	22	4	2010	25	30.111	Thursday	Weekday	4
8	27	4	2010	28	30.111	Tuesday	Weekday	5
9	2	5	2010	27	19.125	Sunday	Weekend	2
10	3	5	2010	11	19.125	Monday	Weekday	2

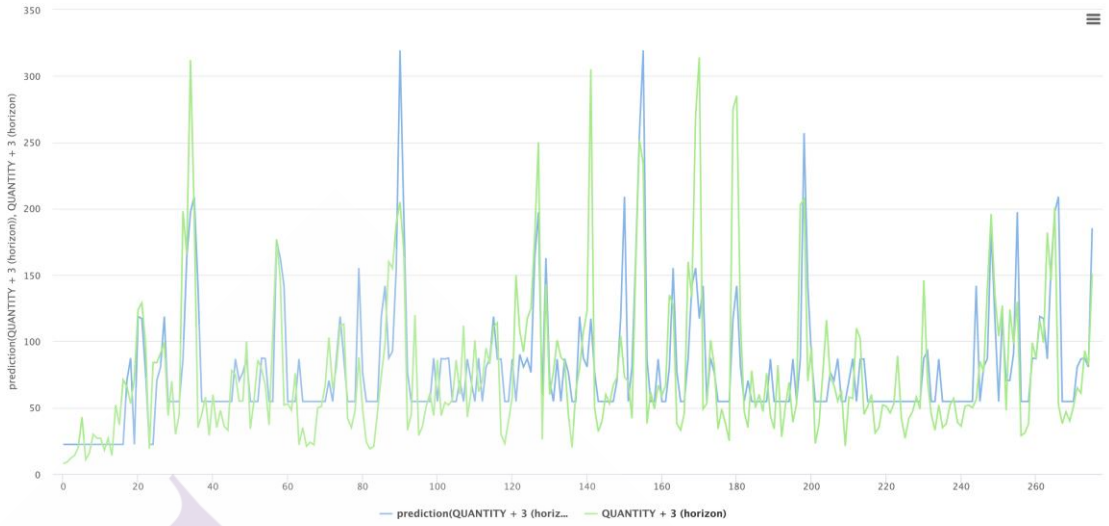
ภาพที่ 152 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 153 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	24.976	Thursday	Weekday	2
2	10	4	2010	17	24.976	Saturday	Weekend	2
3	14	4	2010	9	24.976	Wednesday	Weekday	3
4	18	4	2010	14	24.976	Sunday	Weekend	4
5	21	4	2010	25	24.976	Wednesday	Weekday	4
6	22	4	2010	26	24.976	Thursday	Weekday	4
7	28	4	2010	33	24.976	Wednesday	Weekday	5
8	30	4	2010	24	52.252	Friday	Weekday	5
9	2	5	2010	11	24.976	Sunday	Weekend	2
10	4	5	2010	16	24.976	Tuesday	Weekday	2

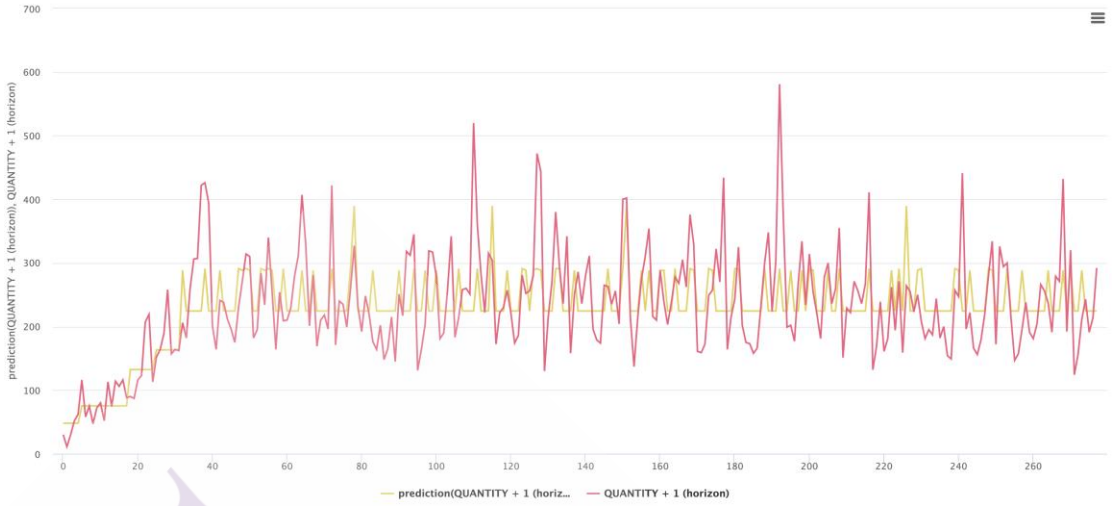
ภาพที่ 154 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 155 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	22.333	Monday	Weekday	3
2	13	4	2010	9	22.333	Tuesday	Weekday	3
3	16	4	2010	12	22.333	Friday	Weekday	3
4	17	4	2010	14	22.333	Saturday	Weekend	3
5	22	4	2010	20	22.333	Thursday	Weekday	4
6	24	4	2010	43	22.333	Saturday	Weekend	4
7	26	4	2010	11	22.333	Monday	Weekday	5
8	3	5	2010	16	22.333	Monday	Weekday	2
9	5	5	2010	30	22.333	Wednesday	Weekday	2
10	8	5	2010	27	22.333	Saturday	Weekend	2

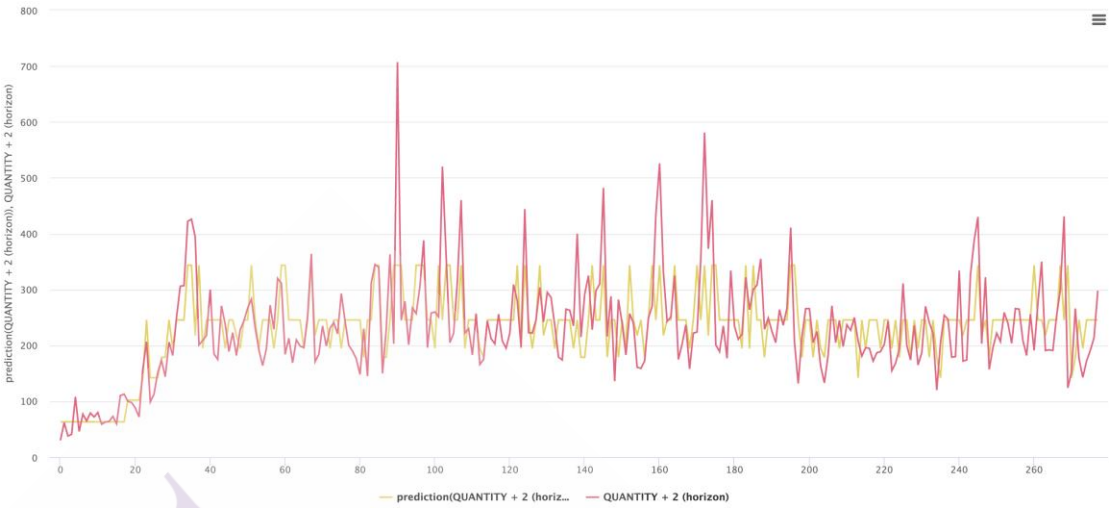
ภาพที่ 156 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 157 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	48
2	7	4	2010	11	48
3	9	4	2010	30	48
4	11	4	2010	52	48
5	12	4	2010	62	48
6	16	4	2010	116	75.318
7	19	4	2010	58	75.318
8	25	4	2010	75	75.318
9	28	4	2010	47	75.318
10	29	4	2010	72	75.318

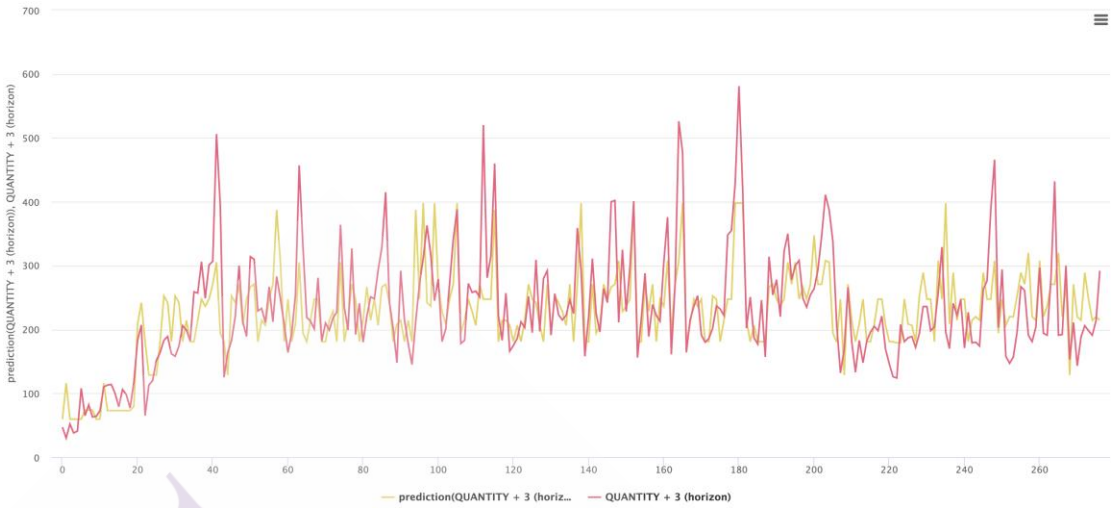
ภาพที่ 158 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 159 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	63.400
2	11	4	2010	62	63.400
3	12	4	2010	38	63.400
4	13	4	2010	41	63.400
5	14	4	2010	108	63.400
6	17	4	2010	46	63.400
7	19	4	2010	77	63.400
8	21	4	2010	65	63.400
9	22	4	2010	79	63.400
10	28	4	2010	72	63.400

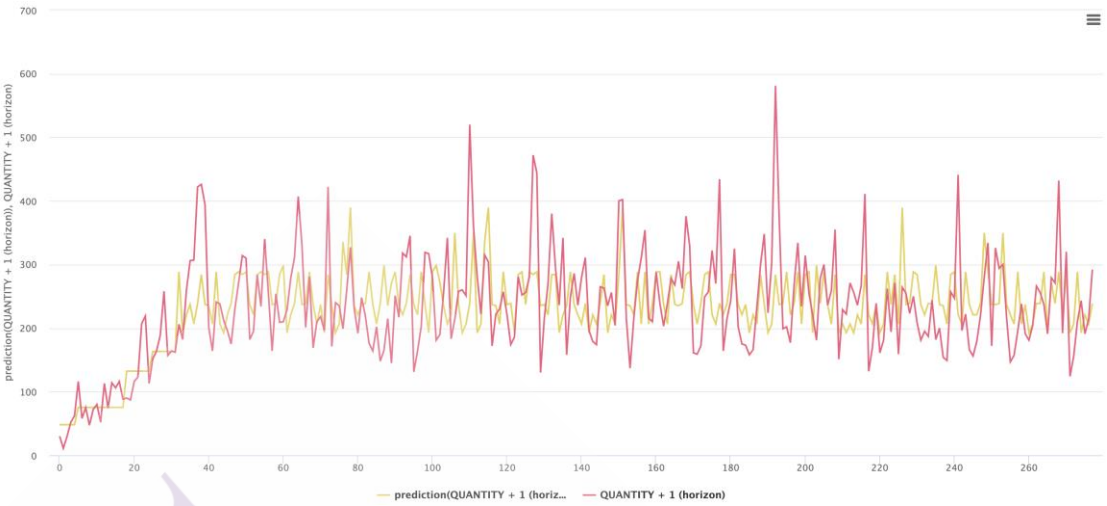
ภาพที่ 160 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 161 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	47	59.600
2	7	4	2010	30	116
3	9	4	2010	52	59.600
4	11	4	2010	38	59.600
5	12	4	2010	41	59.600
6	13	4	2010	108	59.600
7	20	4	2010	65	73.833
8	25	4	2010	82	73.833
9	30	4	2010	63	73.833
10	1	5	2010	64	59.600

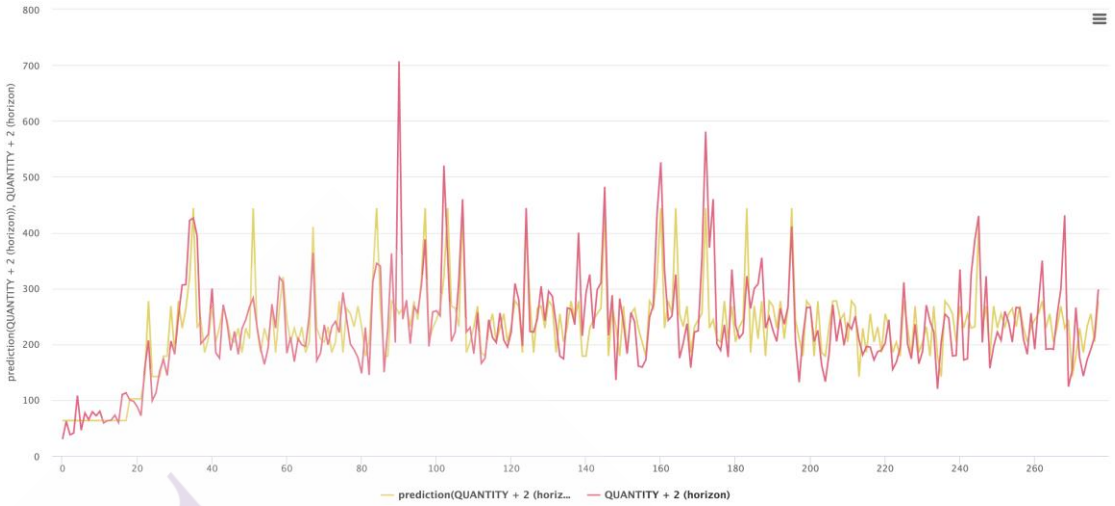
ภาพที่ 162 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 163 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	48	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	11	48	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	30	48	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	52	48	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	62	48	Monday	Weekday	3
6	16	4	2010	116	75.318	Friday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	75.318	Monday	Weekday	4
8	25	4	2010	75	75.318	Sunday	Weekend	5
9	28	4	2010	47	75.318	Wednesday	Weekday	5
10	29	4	2010	72	75.318	Thursday	Weekday	5

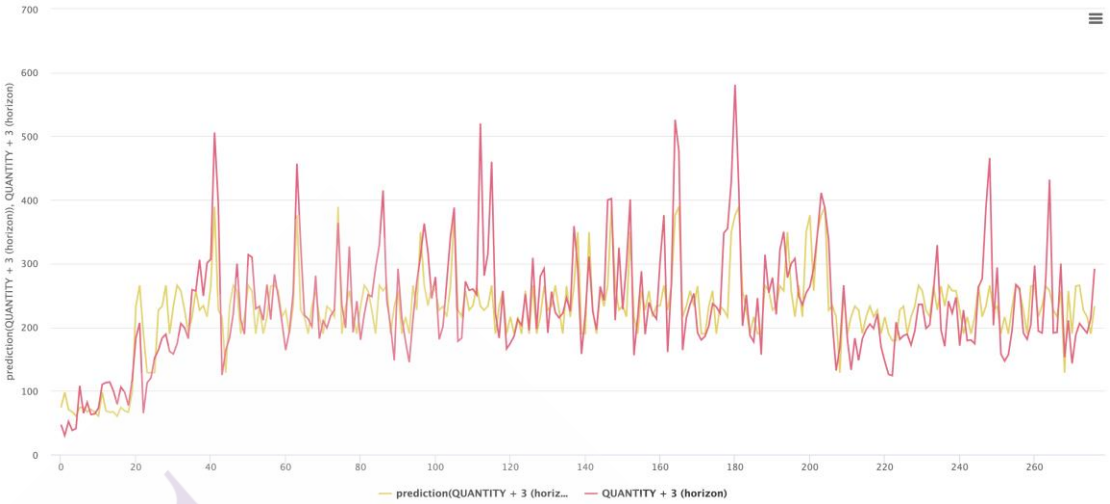
ภาพที่ 164 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 165 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	30	63.400	Thursday	Weekday	2
2	11	4	2010	62	63.400	Sunday	Weekend	3
3	12	4	2010	38	63.400	Monday	Weekday	3
4	13	4	2010	41	63.400	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	108	63.400	Wednesday	Weekday	3
6	17	4	2010	46	63.400	Saturday	Weekend	3
7	19	4	2010	77	63.400	Monday	Weekday	4
8	21	4	2010	65	63.400	Wednesday	Weekday	4
9	22	4	2010	79	63.400	Thursday	Weekday	4
10	28	4	2010	72	63.400	Wednesday	Weekday	5

ภาพที่ 166 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



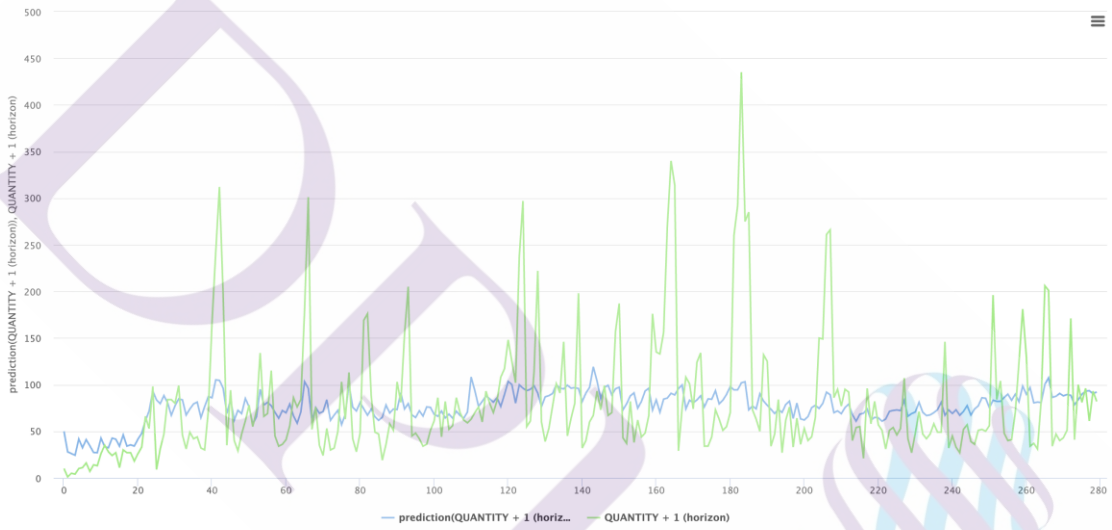
ภาพที่ 167 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	74	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	30	97.750	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	52	70.750	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	38	67	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	41	60.333	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	108	74	Tuesday	Weekday	3
7	20	4	2010	65	74	Tuesday	Weekday	4
8	25	4	2010	82	67	Sunday	Weekend	5
9	30	4	2010	63	70.750	Friday	Weekday	5
10	1	5	2010	64	66.667	Saturday	Weekend	1

ภาพที่ 168 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Decision Tree สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

4. Random Forest

ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Random Forest สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 169 ถึง 216



ภาพที่ 169 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	49.957
2	4	4	2010	1	27.873
3	5	4	2010	5	26.093
4	6	4	2010	4	24.251
5	9	4	2010	10	41.712
6	10	4	2010	11	32.327
7	16	4	2010	16	41.025
8	17	4	2010	7	34.324
9	19	4	2010	14	27.236
10	20	4	2010	13	26.999

ภาพที่ 170 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 171 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

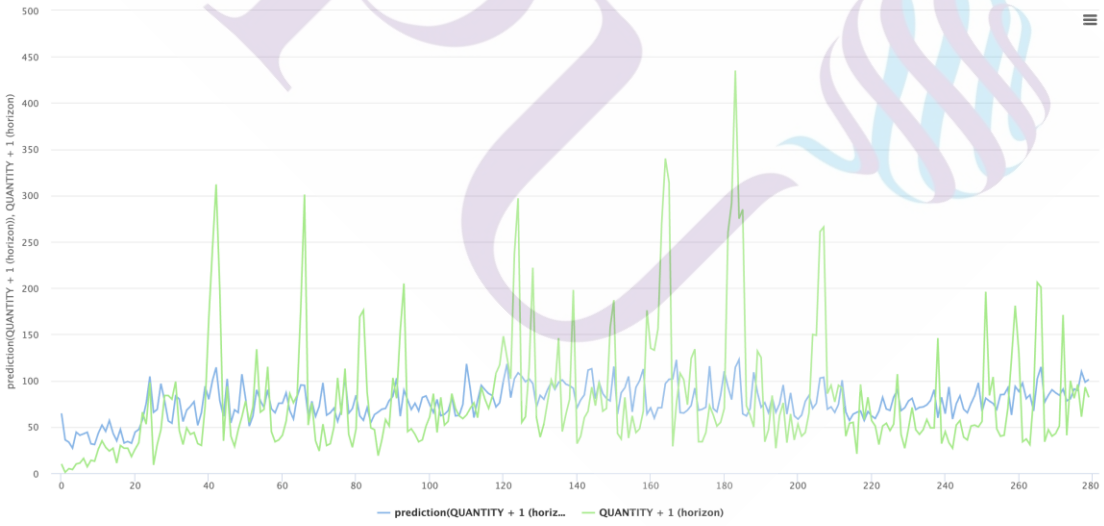
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	49.468
2	2	4	2010	14	31.165
3	3	4	2010	1	28.859
4	4	4	2010	5	24.537
5	7	4	2010	10	24.843
6	8	4	2010	10	29.315
7	9	4	2010	11	29.530
8	10	4	2010	17	28.155
9	12	4	2010	5	23.969
10	13	4	2010	8	22.746

ภาพที่ 172 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 173 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	14	35.984
2	6	4	2010	10	18.945
3	8	4	2010	11	21.162
4	10	4	2010	6	20.415
5	12	4	2010	8	18.997
6	13	4	2010	9	20.101
7	14	4	2010	16	20.723
8	17	4	2010	14	20.740
9	18	4	2010	13	24.506
10	19	4	2010	10	25.409

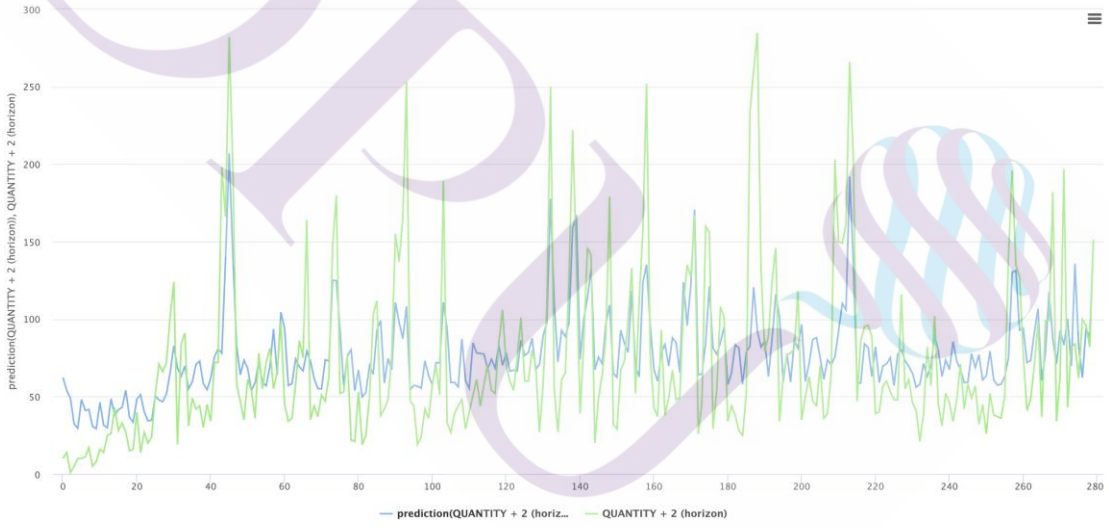
ภาพที่ 174 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 175 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	64.640	Friday	Weekday	1
2	4	4	2010	1	36.093	Sunday	Weekend	2
3	5	4	2010	5	33.533	Monday	Weekday	2
4	6	4	2010	4	27.108	Tuesday	Weekday	2
5	9	4	2010	10	44.353	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	11	41.048	Saturday	Weekend	2
7	16	4	2010	16	42.560	Friday	Weekday	3
8	17	4	2010	7	44.283	Saturday	Weekend	3
9	19	4	2010	14	31.784	Monday	Weekday	4
10	20	4	2010	13	31.039	Tuesday	Weekday	4

ภาพที่ 176 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 177 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	10	62.242	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	14	53.911	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	1	49.129	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	5	32.319	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	10	29.551	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	10	48.118	Thursday	Weekday	2
7	9	4	2010	11	41.119	Friday	Weekday	2
8	10	4	2010	17	41.634	Saturday	Weekend	2
9	12	4	2010	5	30.678	Monday	Weekday	3
10	13	4	2010	8	29.236	Tuesday	Weekday	3

ภาพที่ 178 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 179 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	14	48.281	Wednesday	Weekday	5
2	6	4	2010	10	25.877	Tuesday	Weekday	2
3	8	4	2010	11	31.604	Thursday	Weekday	2
4	10	4	2010	6	25.738	Saturday	Weekend	2
5	12	4	2010	8	24.306	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	9	27.100	Tuesday	Weekday	3
7	14	4	2010	16	26.939	Wednesday	Weekday	3
8	17	4	2010	14	25.646	Saturday	Weekend	3
9	18	4	2010	13	27.589	Sunday	Weekend	4
10	19	4	2010	10	28.373	Monday	Weekday	4

ภาพที่ 180 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 181 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

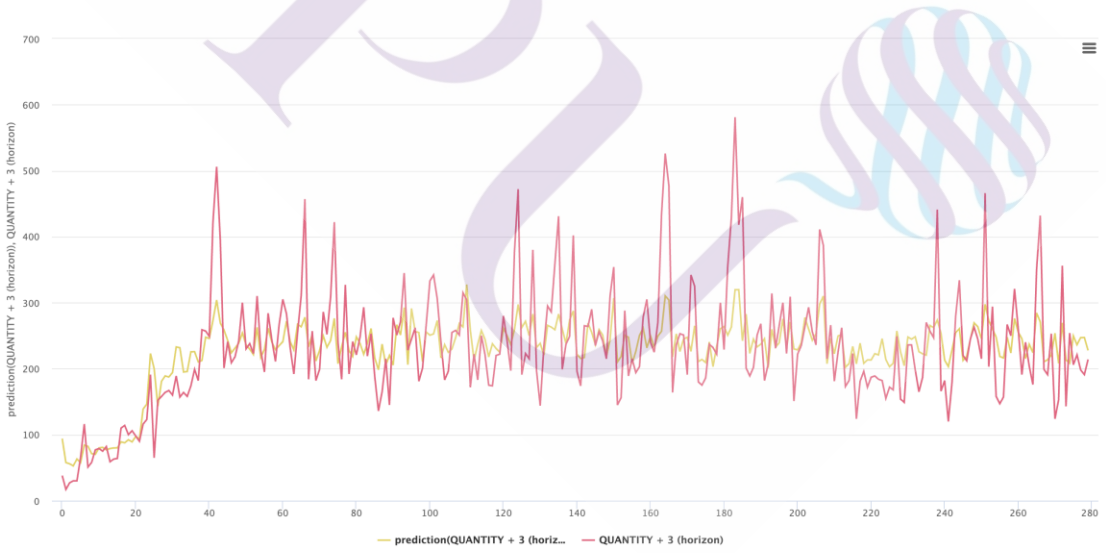
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	54.834
2	5	4	2010	27	47.752
3	8	4	2010	47	47.554
4	9	4	2010	30	82.797
5	11	4	2010	52	65.360
6	15	4	2010	108	64.595
7	19	4	2010	58	67.777
8	29	4	2010	72	71.727
9	3	5	2010	64	85.333
10	4	5	2010	52	83.296

ภาพที่ 182 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 183 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	0	3	2010	13	93.824
2	0	4	2010	38	68.157
3	0	4	2010	30	48.836
4	1	4	2010	47	51.747
5	0	4	2010	66	55.453
6	0	4	2010	52	60.136
7	0	4	2010	62	59.157
8	1	4	2010	108	63.818
9	0	4	2010	51	89.158
10	0	4	2010	58	68.027

ภาพที่ 184 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 185 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	38	94.070
2	2	4	2010	17	57.759
3	3	4	2010	27	55.924
4	4	4	2010	30	52.730
5	7	4	2010	30	63.092
6	8	4	2010	66	57.718
7	14	4	2010	116	84.224
8	15	4	2010	51	82.351
9	17	4	2010	58	71.224
10	18	4	2010	77	70.232

ภาพที่ 186 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 187 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	93.064	Sunday	Weekend	2
2	5	4	2010	27	90.654	Monday	Weekday	2
3	8	4	2010	47	84.643	Thursday	Weekday	2
4	9	4	2010	30	111.869	Friday	Weekday	2
5	11	4	2010	52	100.235	Sunday	Weekend	3
6	15	4	2010	108	90.764	Thursday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	91.835	Monday	Weekday	4
8	29	4	2010	72	96.596	Thursday	Weekday	5
9	3	5	2010	64	114.729	Monday	Weekday	2
10	4	5	2010	52	107.645	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 188 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 189 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

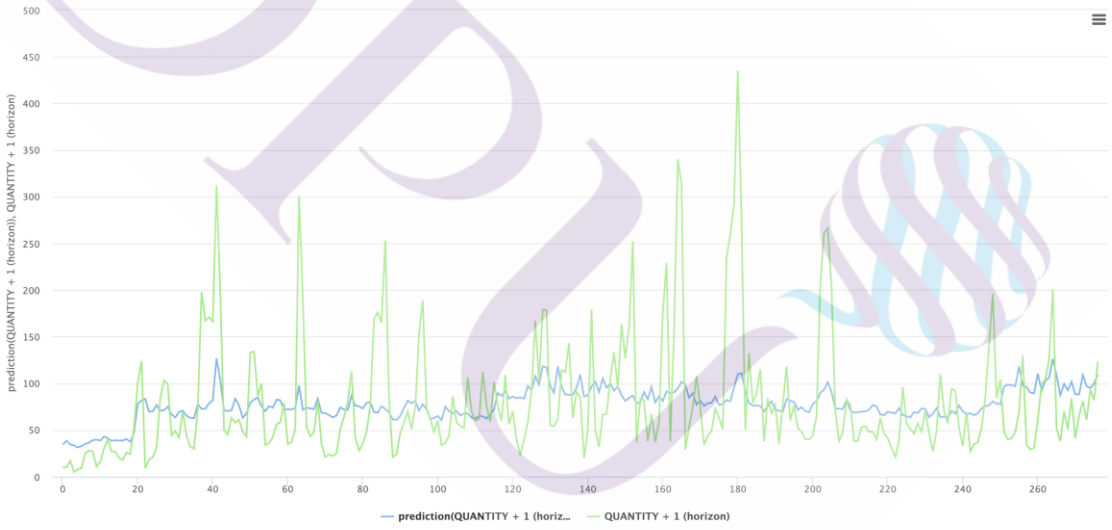
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	124.043	Tuesday	Weekday	5
2	1	4	2010	38	87.020	Thursday	Weekday	1
3	5	4	2010	30	61.131	Monday	Weekday	2
4	7	4	2010	47	67.079	Wednesday	Weekday	2
5	9	4	2010	66	71.755	Friday	Weekday	2
6	10	4	2010	52	76.367	Saturday	Weekend	2
7	11	4	2010	62	77.627	Sunday	Weekend	3
8	14	4	2010	108	75.160	Wednesday	Weekday	3
9	16	4	2010	51	100.460	Friday	Weekday	3
10	18	4	2010	58	92.521	Sunday	Weekend	4

ภาพที่ 190 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 191 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	124.890	Wednesday	Weekday	5
2	2	4	2010	17	58.876	Friday	Weekday	1
3	3	4	2010	27	60.494	Saturday	Weekend	1
4	4	4	2010	30	56.286	Sunday	Weekend	2
5	7	4	2010	30	79.496	Wednesday	Weekday	2
6	8	4	2010	66	74.626	Thursday	Weekday	2
7	14	4	2010	116	97.220	Wednesday	Weekday	3
8	15	4	2010	51	93.597	Thursday	Weekday	3
9	17	4	2010	58	72.422	Saturday	Weekend	3
10	18	4	2010	77	77.154	Sunday	Weekend	4

ภาพที่ 192 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 193 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	34.403
2	9	4	2010	10	38.527
3	11	4	2010	17	34.535
4	13	4	2010	5	33.465
5	14	4	2010	8	31.314
6	15	4	2010	9	32.860
7	22	4	2010	25	35.027
8	27	4	2010	28	36.423
9	2	5	2010	27	39.033
10	3	5	2010	11	39.716

ภาพที่ 194 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 195 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

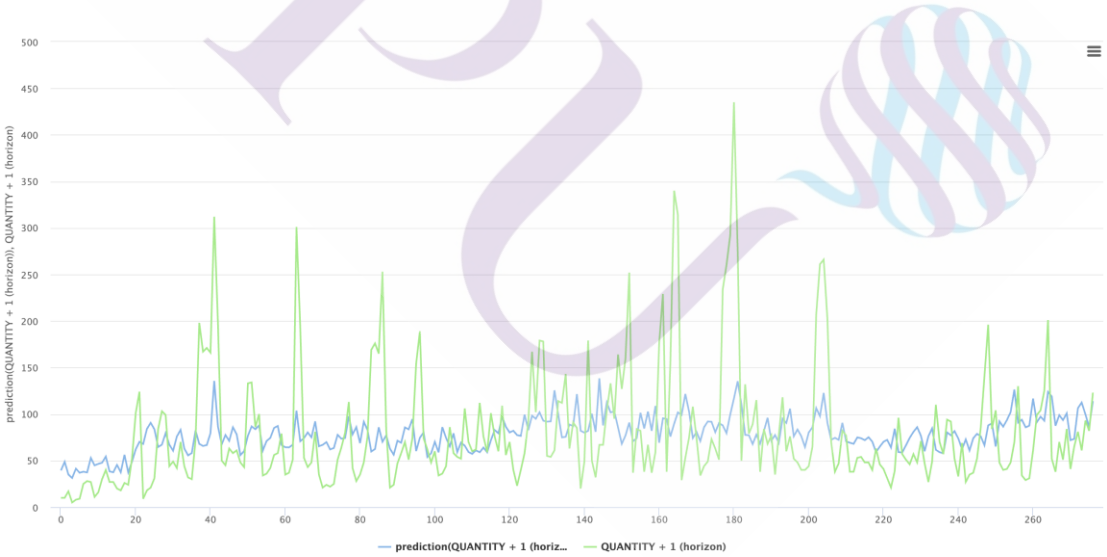
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	28.454
2	10	4	2010	17	27.120
3	14	4	2010	9	27.512
4	18	4	2010	14	26.409
5	21	4	2010	25	29.559
6	22	4	2010	26	34.188
7	28	4	2010	33	32.986
8	30	4	2010	24	38.855
9	2	5	2010	11	35.375
10	4	5	2010	16	31.662

ภาพที่ 196 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 197 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	21.626
2	13	4	2010	9	23.029
3	16	4	2010	12	23.516
4	17	4	2010	14	23.283
5	22	4	2010	20	33.485
6	24	4	2010	43	35.059
7	26	4	2010	11	35.344
8	3	5	2010	16	26.173
9	5	5	2010	30	28.894
10	8	5	2010	27	31.304

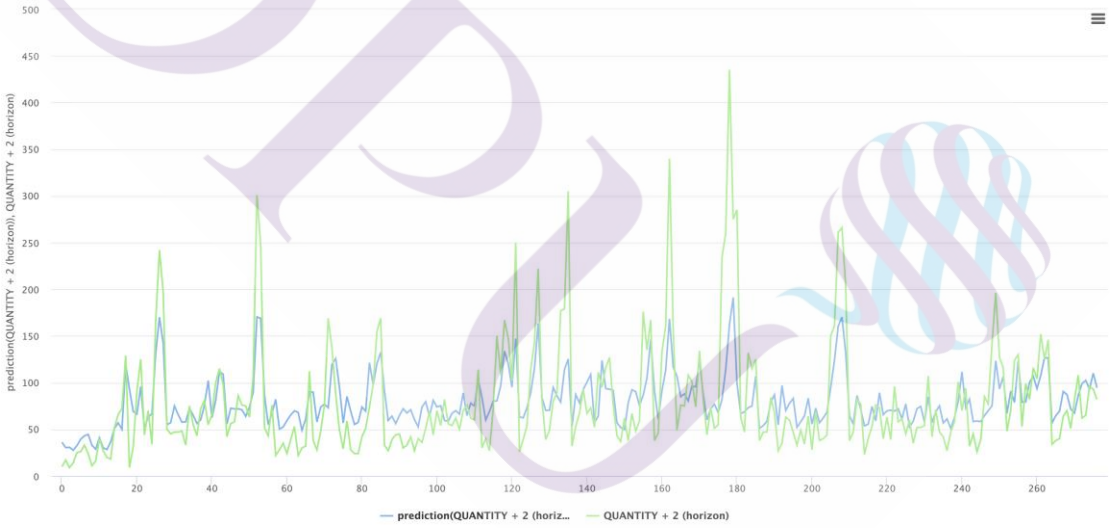
ภาพที่ 198 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 199 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	39.419	Thursday	Weekday	2
2	9	4	2010	10	48.717	Friday	Weekday	2
3	11	4	2010	17	35.066	Sunday	Weekend	3
4	13	4	2010	5	31.264	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	8	41.318	Wednesday	Weekday	3
6	15	4	2010	9	36.952	Thursday	Weekday	3
7	22	4	2010	25	38.104	Thursday	Weekday	4
8	27	4	2010	28	37.289	Tuesday	Weekday	5
9	2	5	2010	27	52.906	Sunday	Weekend	2
10	3	5	2010	11	44.863	Monday	Weekday	2

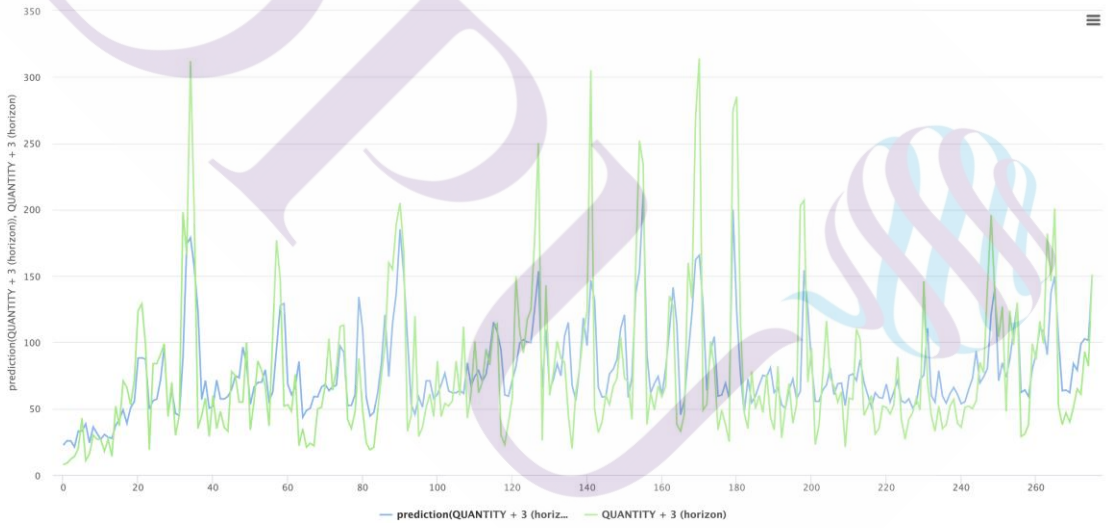
ภาพที่ 200 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 201 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	36.152	Thursday	Weekday	2
2	10	4	2010	17	30.375	Saturday	Weekend	2
3	14	4	2010	9	30.736	Wednesday	Weekday	3
4	18	4	2010	14	27.605	Sunday	Weekend	4
5	21	4	2010	25	32.486	Wednesday	Weekday	4
6	22	4	2010	26	39.364	Thursday	Weekday	4
7	28	4	2010	33	43.079	Wednesday	Weekday	5
8	30	4	2010	24	44.528	Friday	Weekday	5
9	2	5	2010	11	32.917	Sunday	Weekend	2
10	4	5	2010	16	28.679	Tuesday	Weekday	2

ภาพที่ 202 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 203 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	22.590	Monday	Weekday	3
2	13	4	2010	9	25.850	Tuesday	Weekday	3
3	16	4	2010	12	25.737	Friday	Weekday	3
4	17	4	2010	14	21.219	Saturday	Weekend	3
5	22	4	2010	20	33.070	Thursday	Weekday	4
6	24	4	2010	43	33.187	Saturday	Weekend	4
7	26	4	2010	11	38.528	Monday	Weekday	5
8	3	5	2010	16	24.243	Monday	Weekday	2
9	5	5	2010	30	36.303	Wednesday	Weekday	2
10	8	5	2010	27	31.471	Saturday	Weekend	2

ภาพที่ 204 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 205 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

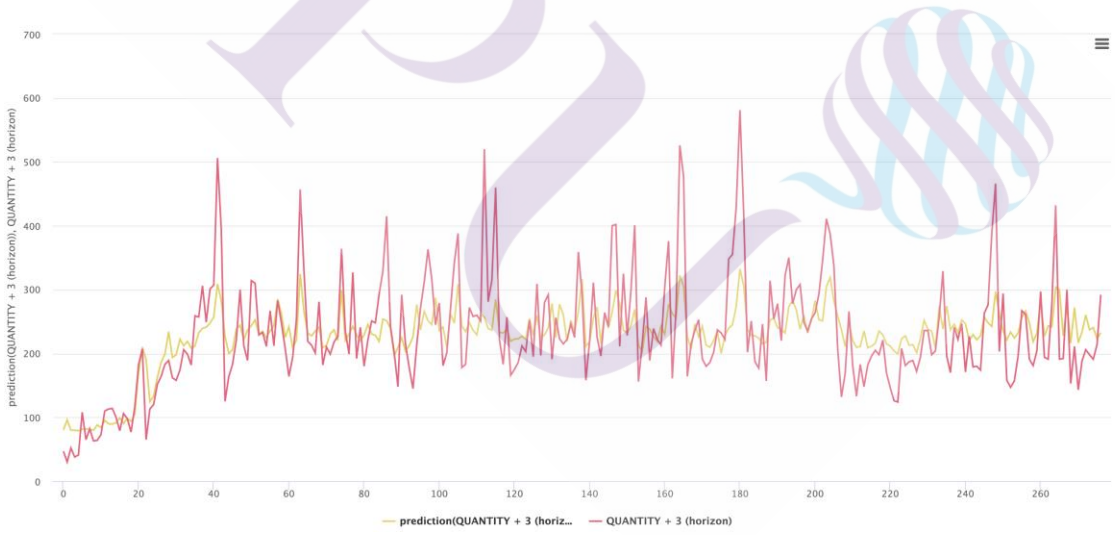
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	82.469
2	7	4	2010	11	87.004
3	9	4	2010	30	109.961
4	11	4	2010	52	90.281
5	12	4	2010	62	85.403
6	16	4	2010	116	115.143
7	19	4	2010	58	90.890
8	25	4	2010	75	100.902
9	28	4	2010	47	110.556
10	29	4	2010	72	114.638

ภาพที่ 206 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 207 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	97.001
2	11	4	2010	62	79.820
3	12	4	2010	38	85.252
4	13	4	2010	41	70.856
5	14	4	2010	108	88.649
6	17	4	2010	46	81.397
7	19	4	2010	77	84.823
8	21	4	2010	65	86.364
9	22	4	2010	79	101.472
10	28	4	2010	72	87.896

ภาพที่ 208 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 209 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	47	80.506
2	7	4	2010	30	96.013
3	9	4	2010	52	79.847
4	11	4	2010	38	79.884
5	12	4	2010	41	79.023
6	13	4	2010	108	81.268
7	20	4	2010	65	82.057
8	25	4	2010	82	81.190
9	30	4	2010	63	79.785
10	1	5	2010	64	88.070

ภาพที่ 210 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 211 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	94.610	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	11	78.761	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	30	124.132	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	52	116.735	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	62	99.346	Monday	Weekday	3
6	16	4	2010	116	134.848	Friday	Weekday	3
7	19	4	2010	58	100.421	Monday	Weekday	4
8	25	4	2010	75	125.272	Sunday	Weekend	5
9	28	4	2010	47	92.739	Wednesday	Weekday	5
10	29	4	2010	72	121.117	Thursday	Weekday	5

ภาพที่ 212 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ภาพที่ 213 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	30	101.232	Thursday	Weekday	2
2	11	4	2010	62	85.754	Sunday	Weekend	3
3	12	4	2010	38	90.225	Monday	Weekday	3
4	13	4	2010	41	74.619	Tuesday	Weekday	3
5	14	4	2010	108	93.846	Wednesday	Weekday	3
6	17	4	2010	46	97.207	Saturday	Weekend	3
7	19	4	2010	77	90.125	Monday	Weekday	4
8	21	4	2010	65	93.888	Wednesday	Weekday	4
9	22	4	2010	79	107.002	Thursday	Weekday	4
10	28	4	2010	72	104.419	Wednesday	Weekday	5

ภาพที่ 214 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

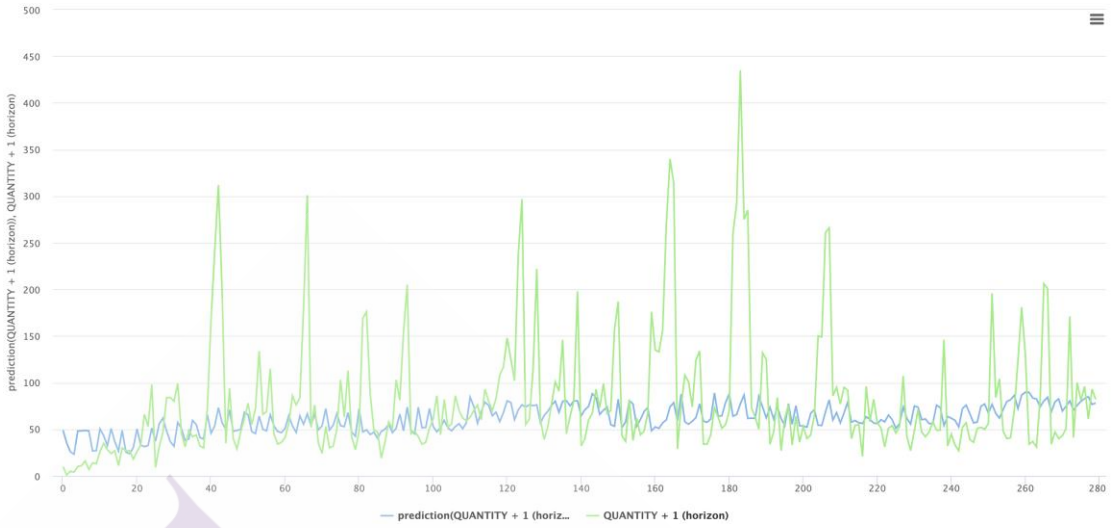
ภาพที่ 215 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	83.463	Tuesday	Weekday	2
2	7	4	2010	30	93.674	Wednesday	Weekday	2
3	9	4	2010	52	76.657	Friday	Weekday	2
4	11	4	2010	38	76.791	Sunday	Weekend	3
5	12	4	2010	41	80.450	Monday	Weekday	3
6	13	4	2010	108	84.281	Tuesday	Weekday	3
7	20	4	2010	65	83.943	Tuesday	Weekday	4
8	25	4	2010	82	79.572	Sunday	Weekend	5
9	30	4	2010	63	80.718	Friday	Weekday	5
10	1	5	2010	64	87.934	Saturday	Weekend	1

ภาพที่ 216 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Random Forest สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

5. Support Vector Machine

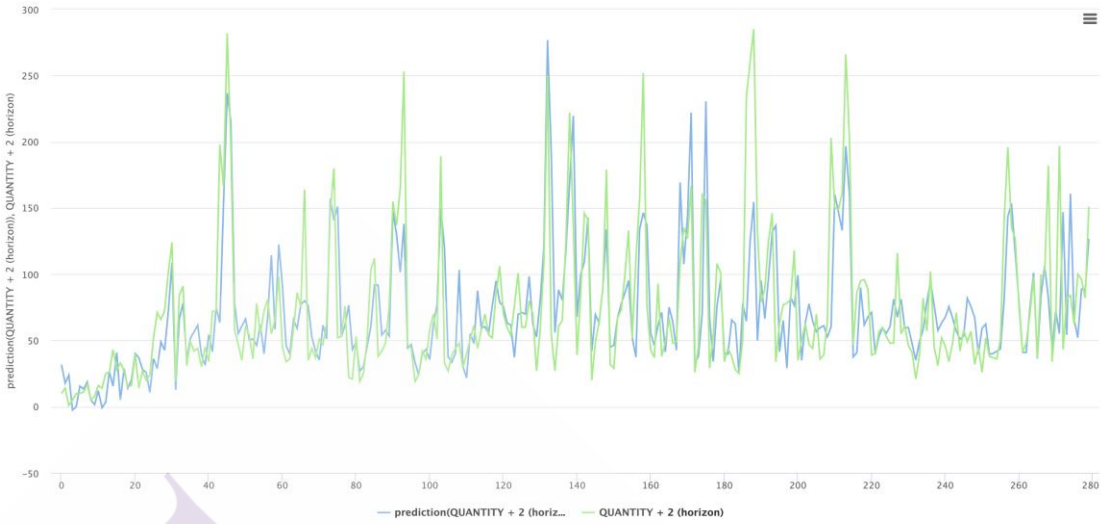
ผลการนำแบบจำลองพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์กับข้อมูลโดยใช้เทคนิค Support Vector Machine สำหรับการสร้างแบบจำลองและพยากรณ์ข้อมูลอนาคต โดยแสดงเป็นกราฟและตัวอย่างข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด และชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ใน 1-3 วัดถัดไป เมื่อพิจารณาจากระยะเวลา 7-14 วันย้อนหลัง และมีเปรียบเทียบผลเมื่อเพิ่มตัวแปรภายนอก เช่น วันของสัปดาห์, วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ รวมทั้งสัปดาห์ของเดือน ซึ่งผลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริงทั้งหมดสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 217 ถึง 264



ภาพที่ 217 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	2	4	2010	10	48.995
2	4	4	2010	1	35.474
3	5	4	2010	5	25.858
4	6	4	2010	4	23.165
5	9	4	2010	10	48.187
6	10	4	2010	11	48.291
7	16	4	2010	16	48.676
8	17	4	2010	7	48.144
9	19	4	2010	14	26.700
10	20	4	2010	13	26.957

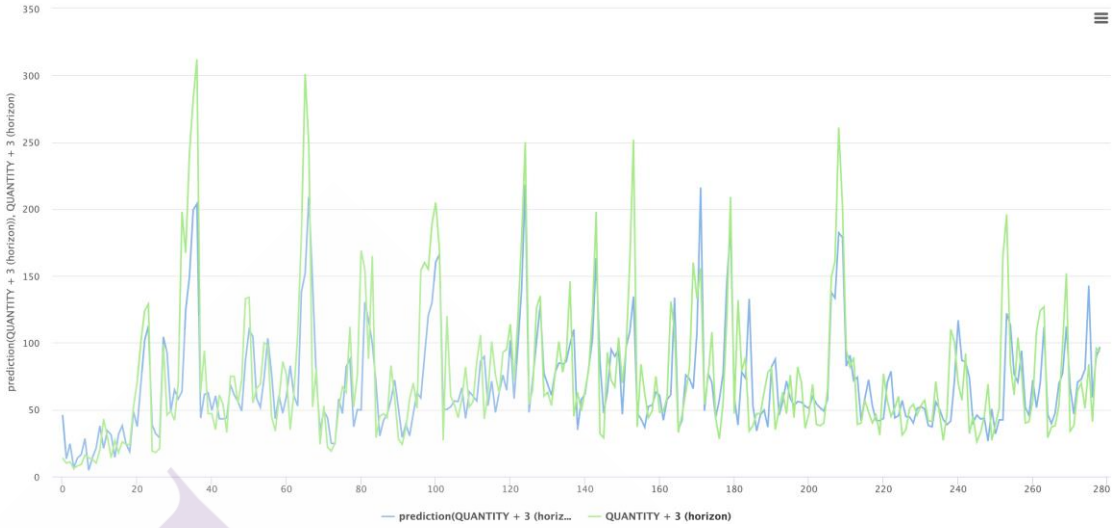
ภาพที่ 218 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 219 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	10	31.771
2	2	4	2010	14	17.781
3	3	4	2010	1	23.835
4	4	4	2010	5	-2.445
5	7	4	2010	10	-0.041
6	8	4	2010	10	15.601
7	9	4	2010	11	13.392
8	10	4	2010	17	18.722
9	12	4	2010	5	4.918
10	13	4	2010	8	1.625

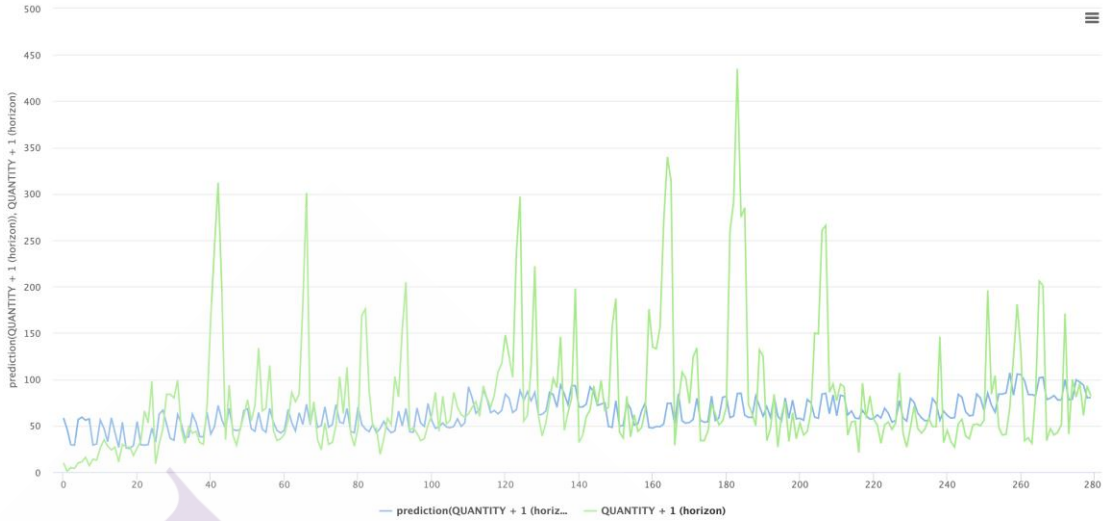
ภาพที่ 220 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 221 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	14	46.064
2	6	4	2010	10	13.243
3	8	4	2010	11	24.468
4	10	4	2010	6	6.575
5	12	4	2010	8	13.884
6	13	4	2010	9	16.466
7	14	4	2010	16	28.410
8	17	4	2010	14	4.662
9	18	4	2010	13	14.197
10	19	4	2010	10	21.345

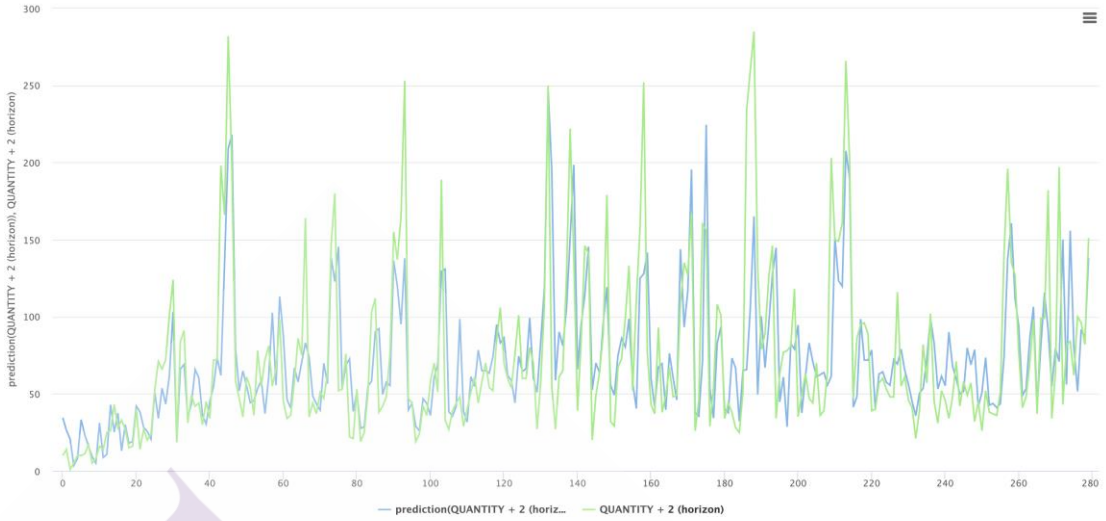
ภาพที่ 222 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 223 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	2	4	2010	10	58.461	83.795	71.969	1
2	4	4	2010	1	46.220	81.179	86.528	2
3	5	4	2010	5	29.374	67.442	71.969	2
4	6	4	2010	4	29.110	72.325	71.969	2
5	9	4	2010	10	56.830	83.795	71.969	2
6	10	4	2010	11	59.266	87.671	86.528	2
7	16	4	2010	16	56.049	83.795	71.969	3
8	17	4	2010	7	57.398	87.671	86.528	3
9	19	4	2010	14	29.238	67.442	71.969	4
10	20	4	2010	13	30.371	72.325	71.969	4

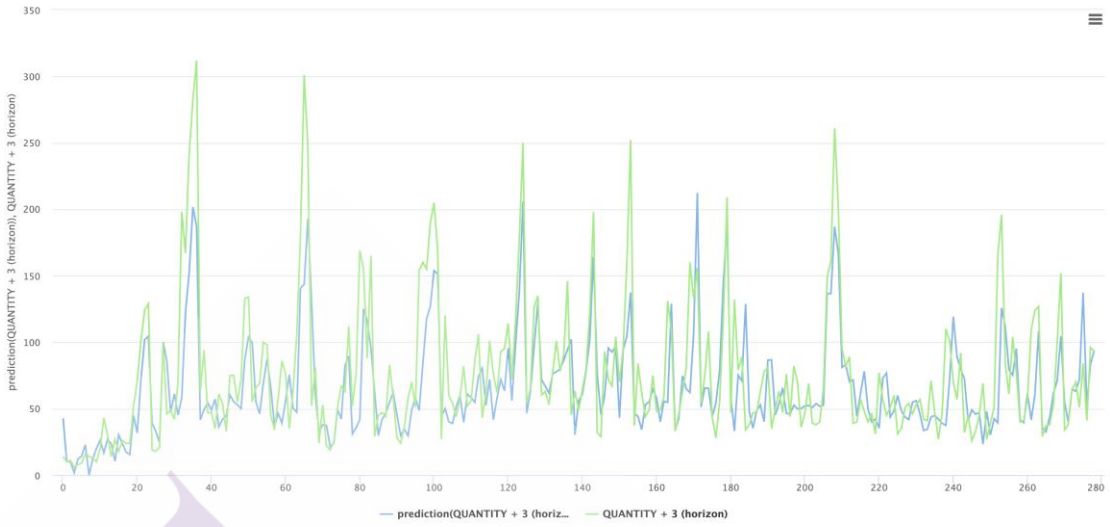
ภาพที่ 224 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 225 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	10	34.532	79.477	84.184	5
2	2	4	2010	14	26.333	91.351	84.184	1
3	3	4	2010	1	20.718	81.934	76.106	1
4	4	4	2010	5	3.543	73.324	76.106	2
5	7	4	2010	10	7.895	79.477	84.184	2
6	8	4	2010	10	33.236	98.401	84.184	2
7	9	4	2010	11	23.345	91.351	84.184	2
8	10	4	2010	17	16.102	81.934	76.106	2
9	12	4	2010	5	9.251	73.744	84.184	3
10	13	4	2010	8	5.094	73.345	84.184	3

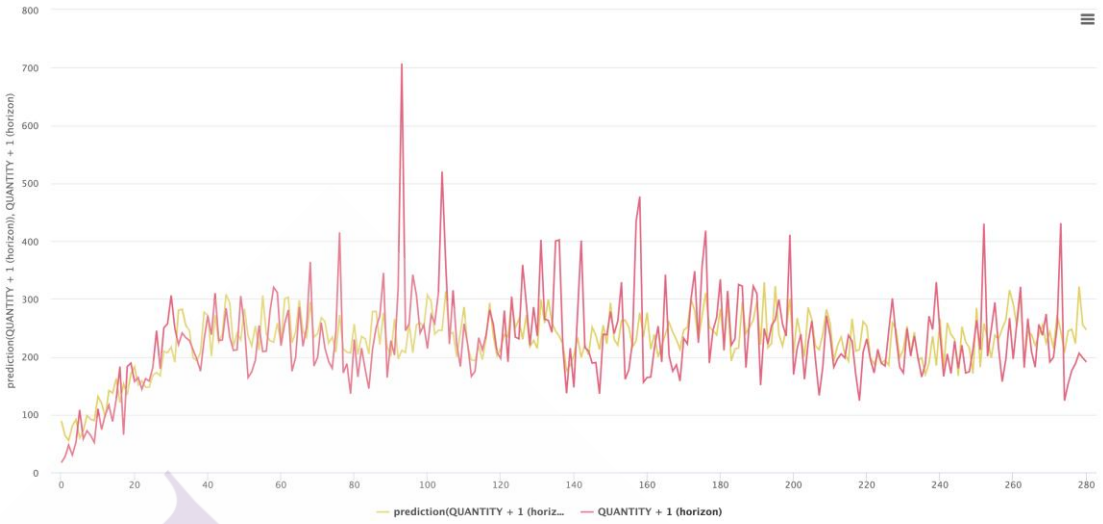
ภาพที่ 226 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 227 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday
1	31	3	2010	14	42.901	89.959	84.973
2	6	4	2010	10	10.260	79.921	84.973
3	8	4	2010	11	9.979	94.059	84.973
4	10	4	2010	6	1.752	73.133	69.541
5	12	4	2010	8	12.029	71.606	84.973
6	13	4	2010	9	14.259	79.921	84.973
7	14	4	2010	16	22.832	89.959	84.973
8	17	4	2010	14	0.006	73.133	69.541
9	18	4	2010	13	12.163	70.835	69.541
10	19	4	2010	10	20.029	71.606	84.973

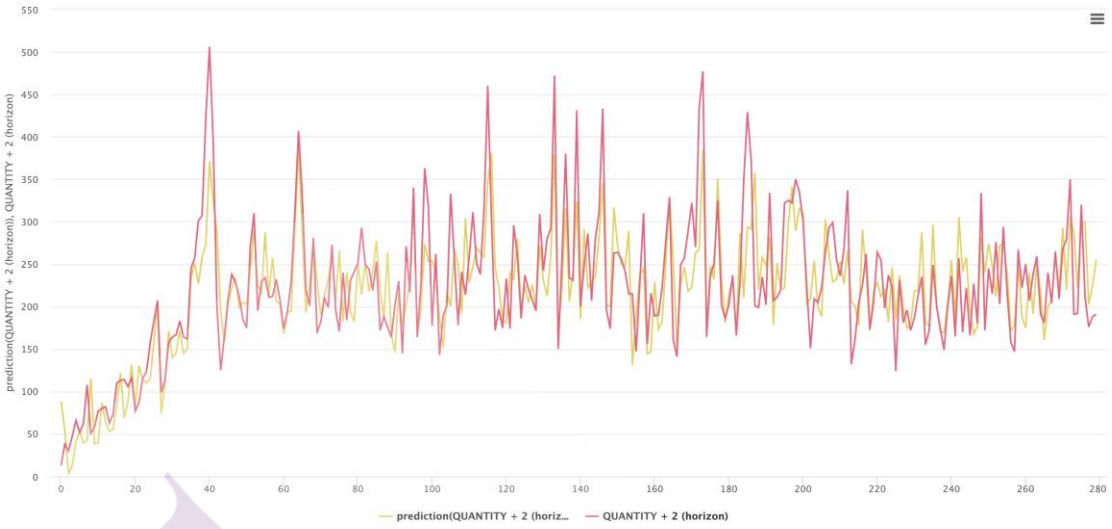
ภาพที่ 228 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 229 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	4	4	2010	17	89.213
2	5	4	2010	27	63.662
3	8	4	2010	47	55.482
4	9	4	2010	30	80.501
5	11	4	2010	52	91.593
6	15	4	2010	108	59.530
7	19	4	2010	58	71.990
8	29	4	2010	72	98.426
9	3	5	2010	64	91.947
10	4	5	2010	52	89.395

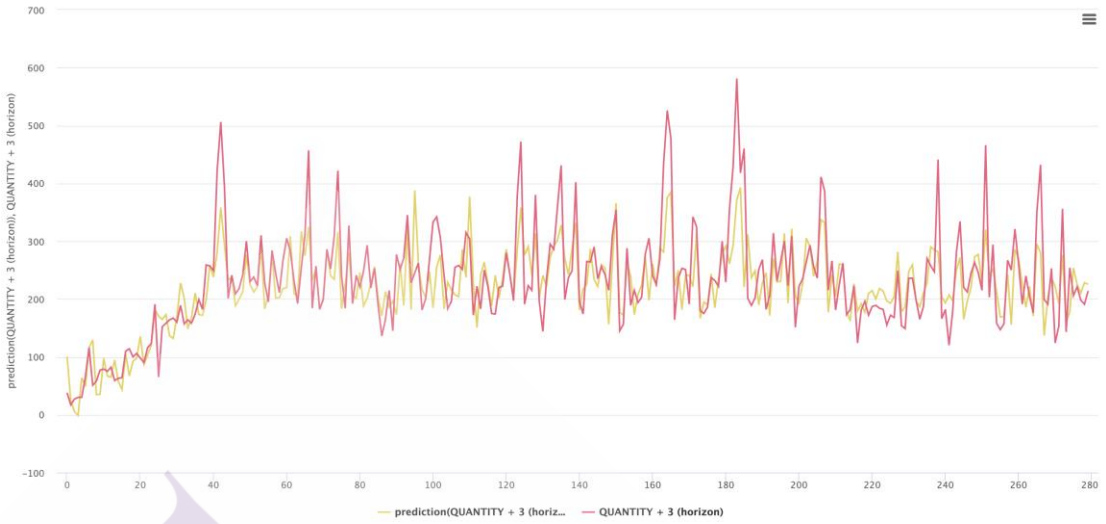
ภาพที่ 230 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 231 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	30	3	2010	13	88.370
2	1	4	2010	38	54.045
3	5	4	2010	30	2.963
4	7	4	2010	47	12.795
5	9	4	2010	66	40.495
6	10	4	2010	52	53.526
7	11	4	2010	62	39.316
8	14	4	2010	108	42.491
9	16	4	2010	51	115.536
10	18	4	2010	58	38.496

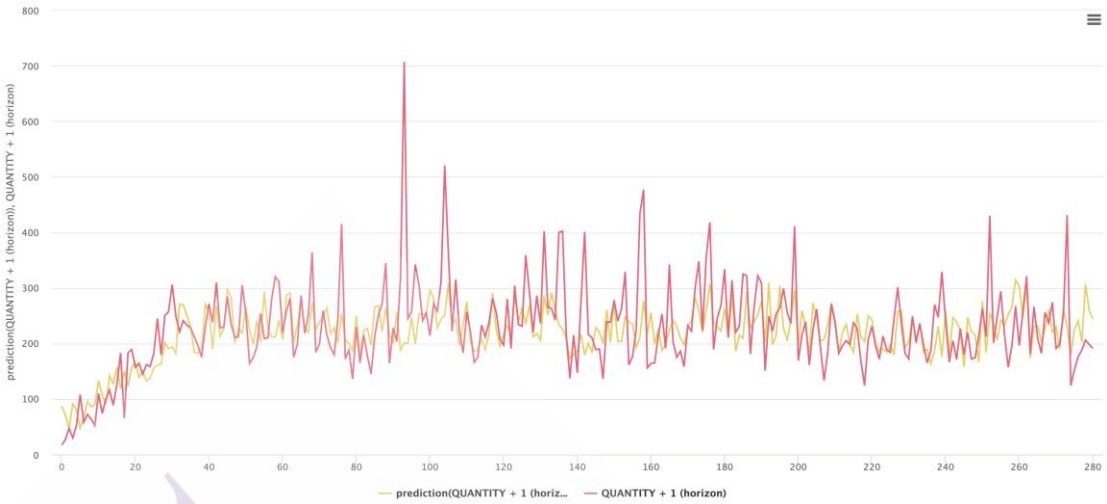
ภาพที่ 232 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 233 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	31	3	2010	38	100.445
2	2	4	2010	17	24.365
3	3	4	2010	27	5.316
4	4	4	2010	30	-1.101
5	7	4	2010	30	63.987
6	8	4	2010	66	48.839
7	14	4	2010	116	115.704
8	15	4	2010	51	129.267
9	17	4	2010	58	34.721
10	18	4	2010	77	35.476

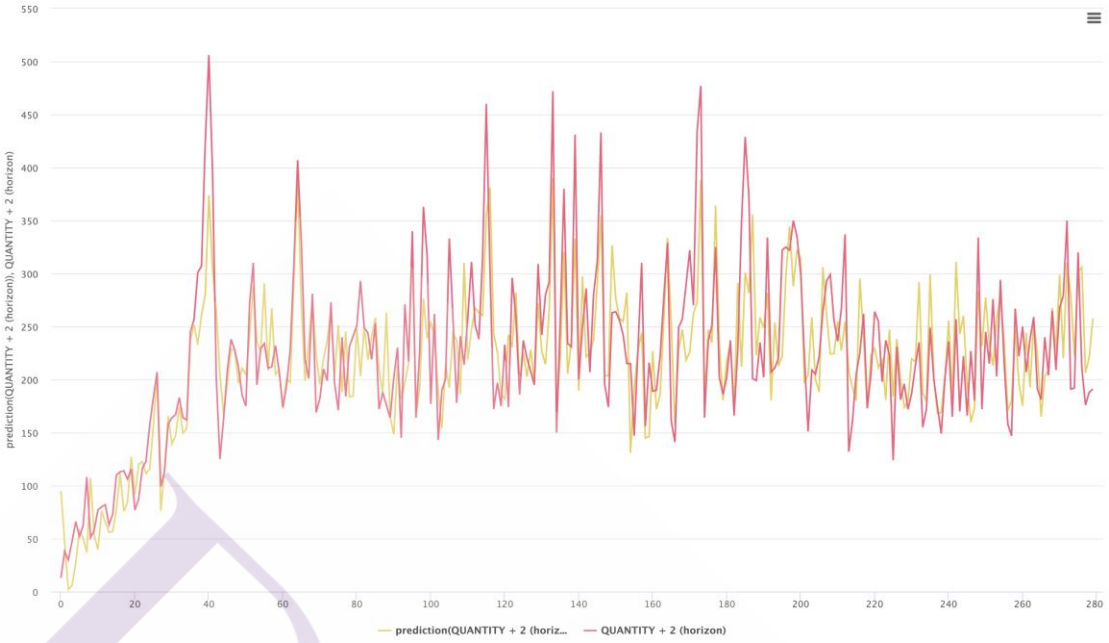
ภาพที่ 234 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 235 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	4	4	2010	17	87.439	227.912	239.917	2
2	5	4	2010	27	71.001	213.216	223.673	2
3	8	4	2010	47	46.876	227.745	223.673	2
4	9	4	2010	30	90.921	265.840	223.673	2
5	11	4	2010	52	81.093	227.912	239.917	3
6	15	4	2010	108	47.652	227.745	223.673	3
7	19	4	2010	58	67.642	213.216	223.673	4
8	29	4	2010	72	95.535	227.745	223.673	5
9	3	5	2010	64	86.138	213.216	223.673	2
10	4	5	2010	52	89.343	212.268	223.673	2

ภาพที่ 236 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 237 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

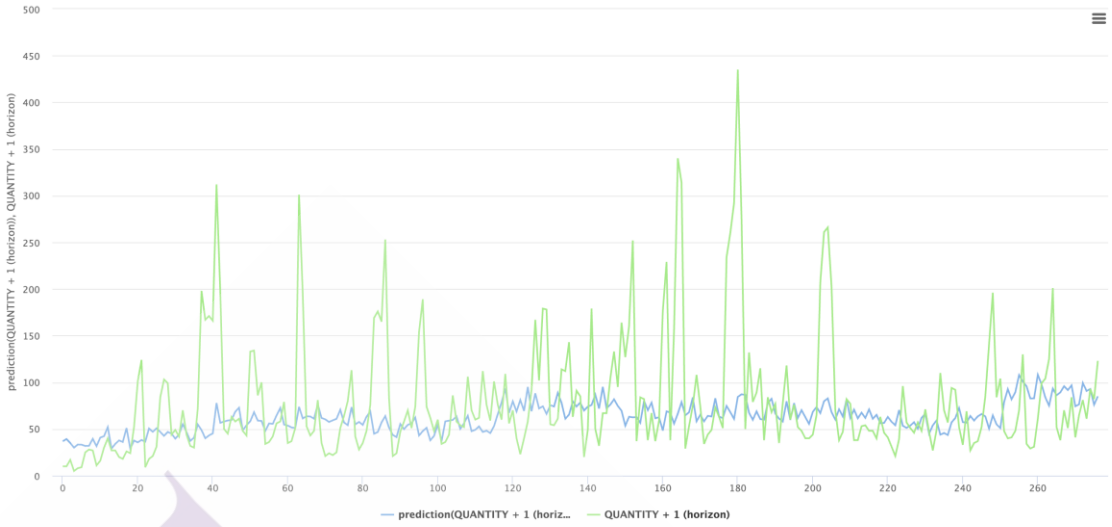
Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	30	3	2010	13	94.872	214.543	241.727	5
2	1	4	2010	38	46.985	261.584	241.727	1
3	5	4	2010	30	2.181	223.978	241.727	2
4	7	4	2010	47	5.778	233.302	241.727	2
5	9	4	2010	66	26.982	256.164	241.727	2
6	10	4	2010	52	57.466	223.682	213.029	2
7	11	4	2010	62	50.624	211.450	213.029	3
8	14	4	2010	108	36.866	233.302	241.727	3
9	16	4	2010	51	107.123	256.164	241.727	3
10	18	4	2010	58	52.859	211.450	213.029	4

ภาพที่ 238 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ภาพที่ 239 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

Row No.	Date:day...	Date:mont...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	31	3	2010	38	97.825	254.155	235.691	5
2	2	4	2010	17	36.824	227.994	235.691	1
3	3	4	2010	27	14.730	210.508	211.122	1
4	4	4	2010	30	1.555	219.363	211.122	2
5	7	4	2010	30	61.987	254.155	235.691	2
6	8	4	2010	66	53.643	250.210	235.691	2
7	14	4	2010	116	109.830	254.155	235.691	3
8	15	4	2010	51	131.270	250.210	235.691	3
9	17	4	2010	58	37.196	210.508	211.122	3
10	18	4	2010	77	34.392	219.363	211.122	4

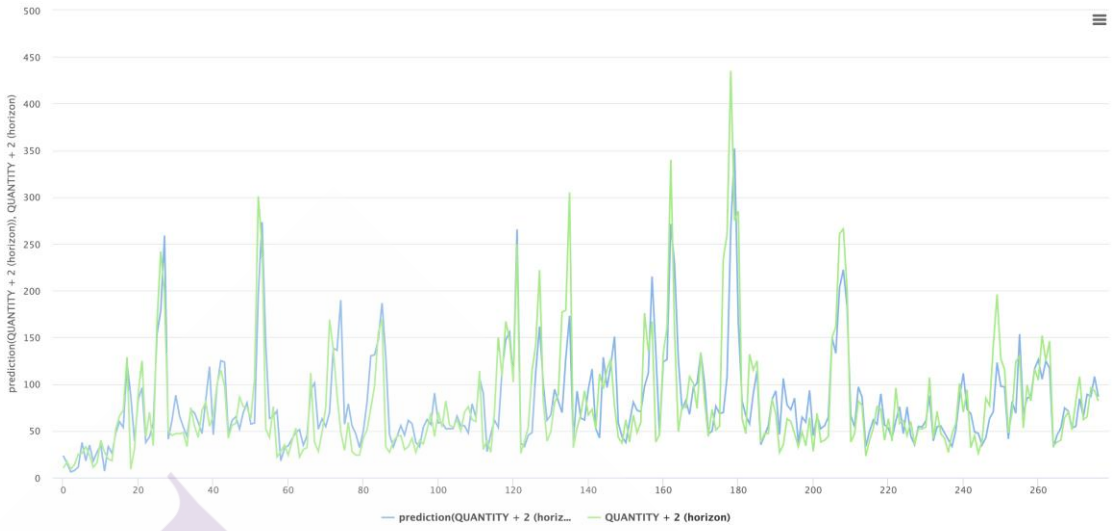
ภาพที่ 240 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ 241 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	36.853
2	9	4	2010	10	39.286
3	11	4	2010	17	34.968
4	13	4	2010	5	29.990
5	14	4	2010	8	33.334
6	15	4	2010	9	33.208
7	22	4	2010	25	31.836
8	27	4	2010	28	31.979
9	2	5	2010	27	39.514
10	3	5	2010	11	31.661

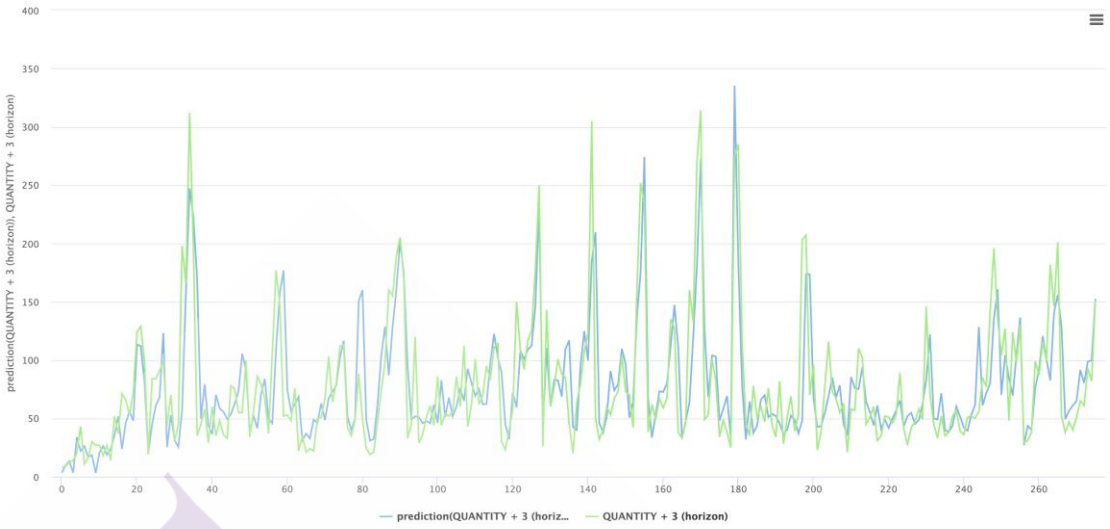
ภาพที่ 242 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 243 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	10	23.483
2	10	4	2010	17	15.167
3	14	4	2010	9	6.036
4	18	4	2010	14	7.660
5	21	4	2010	25	11.282
6	22	4	2010	26	37.678
7	28	4	2010	33	18.024
8	30	4	2010	24	34.720
9	2	5	2010	11	17.754
10	4	5	2010	16	27.239

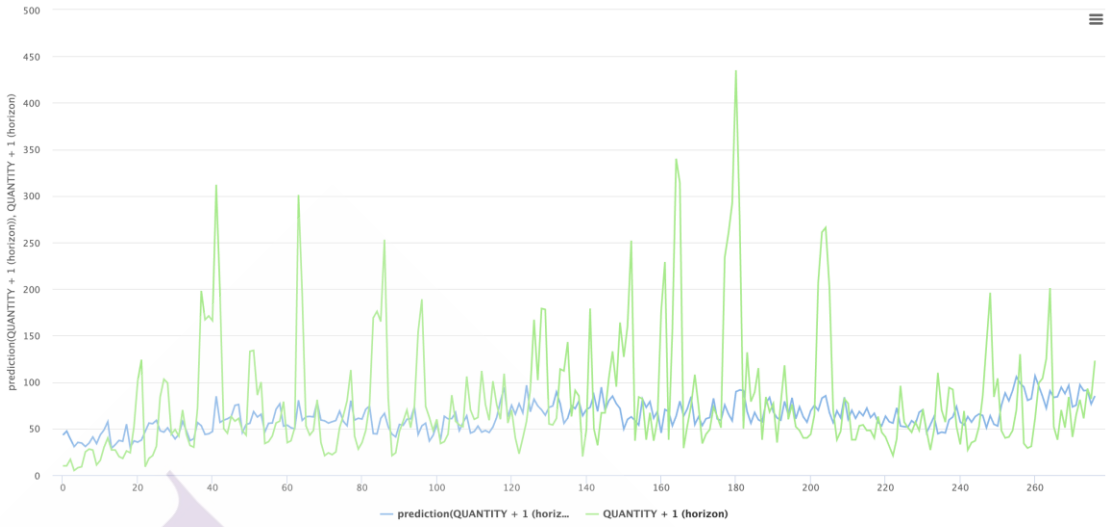
ภาพที่ 244 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 245 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	12	4	2010	8	3.385
2	13	4	2010	9	9.785
3	16	4	2010	12	13.257
4	17	4	2010	14	3.345
5	22	4	2010	20	33.761
6	24	4	2010	43	21.952
7	26	4	2010	11	26.261
8	3	5	2010	16	16.784
9	5	5	2010	30	18.587
10	8	5	2010	27	3.202

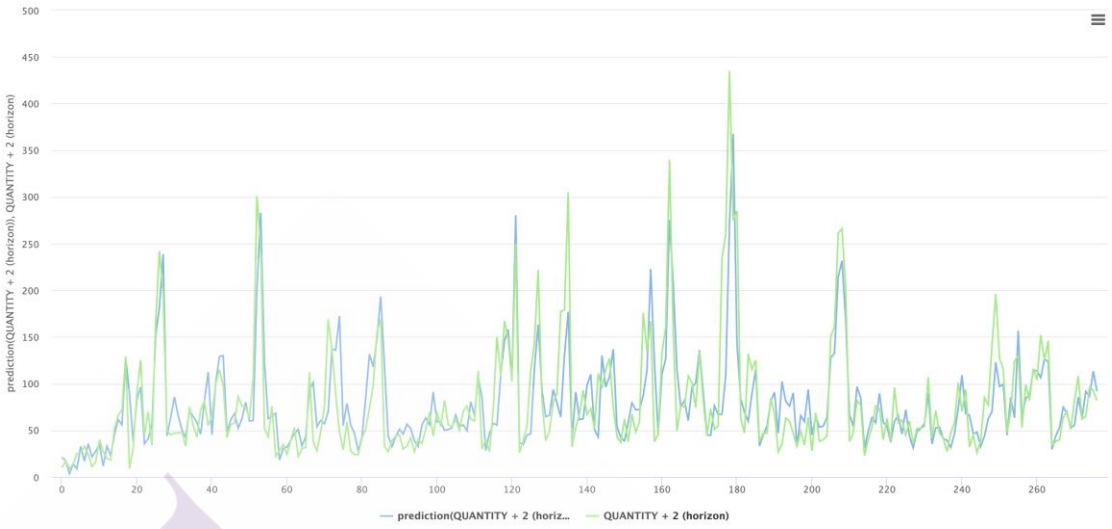
ภาพที่ 246 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 247 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	43.005	77.761	75.763	2
2	9	4	2010	10	47.360	88.676	75.763	2
3	11	4	2010	17	38.847	76.813	82.894	3
4	13	4	2010	5	30.636	74.016	75.763	3
5	14	4	2010	8	35.170	72.838	75.763	3
6	15	4	2010	9	34.530	77.761	75.763	3
7	22	4	2010	25	30.788	77.761	75.763	4
8	27	4	2010	28	34.448	74.016	75.763	5
9	2	5	2010	27	41.059	76.813	82.894	2
10	3	5	2010	11	33.896	69.676	75.763	2

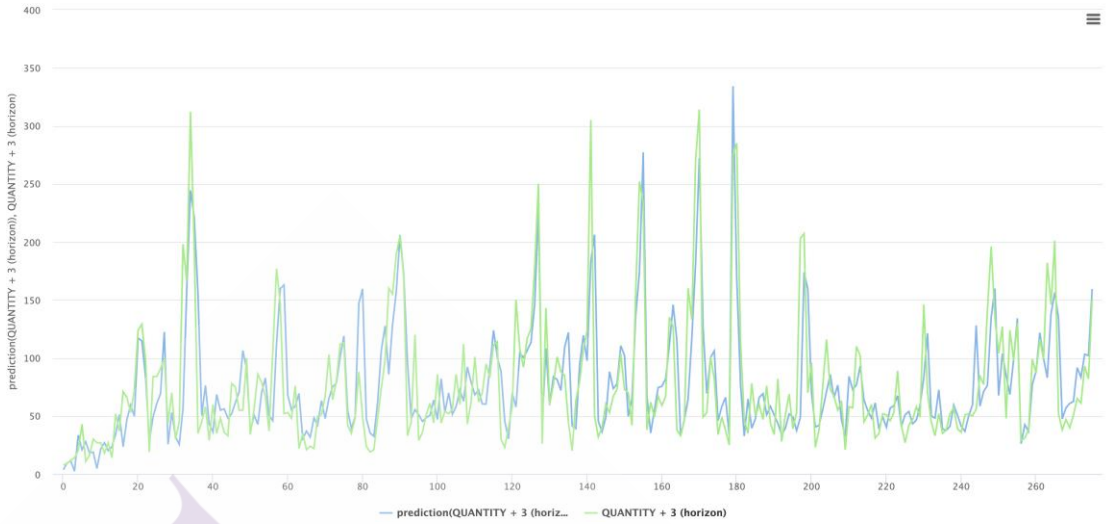
ภาพที่ 248 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 249 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	10	20.953	89.825	81.389	2
2	10	4	2010	17	17.480	79.707	72.990	2
3	14	4	2010	9	3.529	82.931	81.389	3
4	18	4	2010	14	13.730	68.782	72.990	4
5	21	4	2010	25	8.747	82.931	81.389	4
6	22	4	2010	26	32.807	89.825	81.389	4
7	28	4	2010	33	17.065	82.931	81.389	5
8	30	4	2010	24	35.677	86.258	81.389	5
9	2	5	2010	11	21.419	68.782	72.990	2
10	4	5	2010	16	27.602	71.883	81.389	2

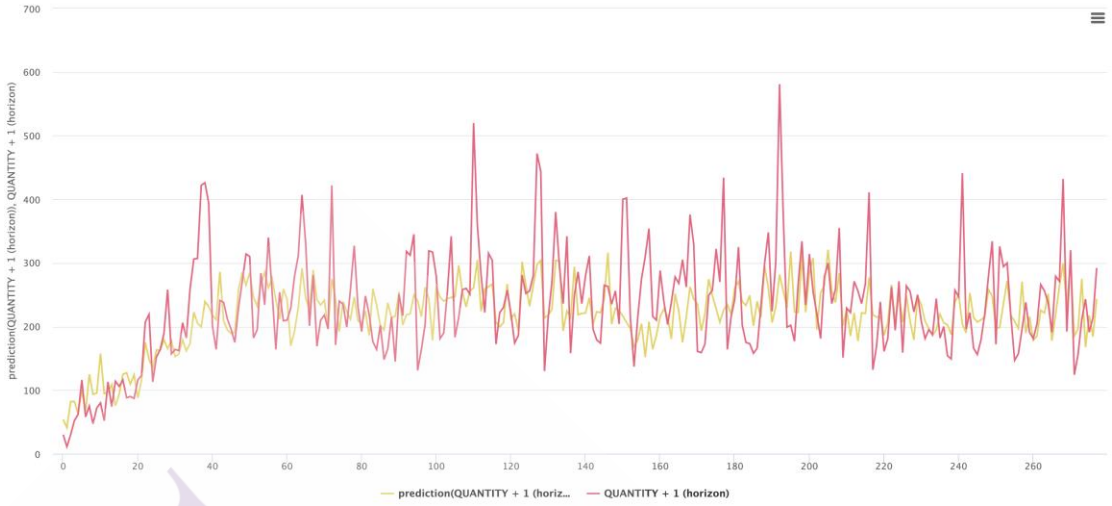
ภาพที่ 250 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 251 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	12	4	2010	8	3.674	73.600	85.432	3
2	13	4	2010	9	9.504	78.664	85.432	3
3	16	4	2010	12	11.289	81.120	85.432	3
4	17	4	2010	14	2.474	73.078	70.739	3
5	22	4	2010	20	33.482	86.249	85.432	4
6	24	4	2010	43	20.988	73.078	70.739	4
7	26	4	2010	11	27.889	73.600	85.432	5
8	3	5	2010	16	18.190	73.600	85.432	2
9	5	5	2010	30	18.959	96.995	85.432	2
10	8	5	2010	27	4.810	73.078	70.739	2

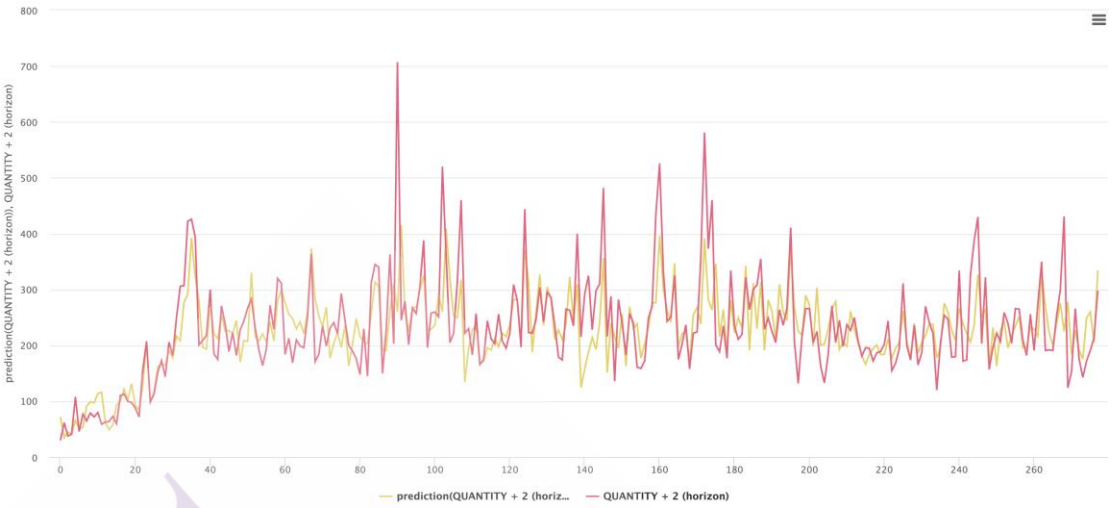
ภาพที่ 252 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้ารายการที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 253 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	30	53.654
2	7	4	2010	11	41.065
3	9	4	2010	30	82.104
4	11	4	2010	52	82.303
5	12	4	2010	62	63.161
6	16	4	2010	116	99.809
7	19	4	2010	58	66.825
8	25	4	2010	75	124.881
9	28	4	2010	47	93.460
10	29	4	2010	72	95.440

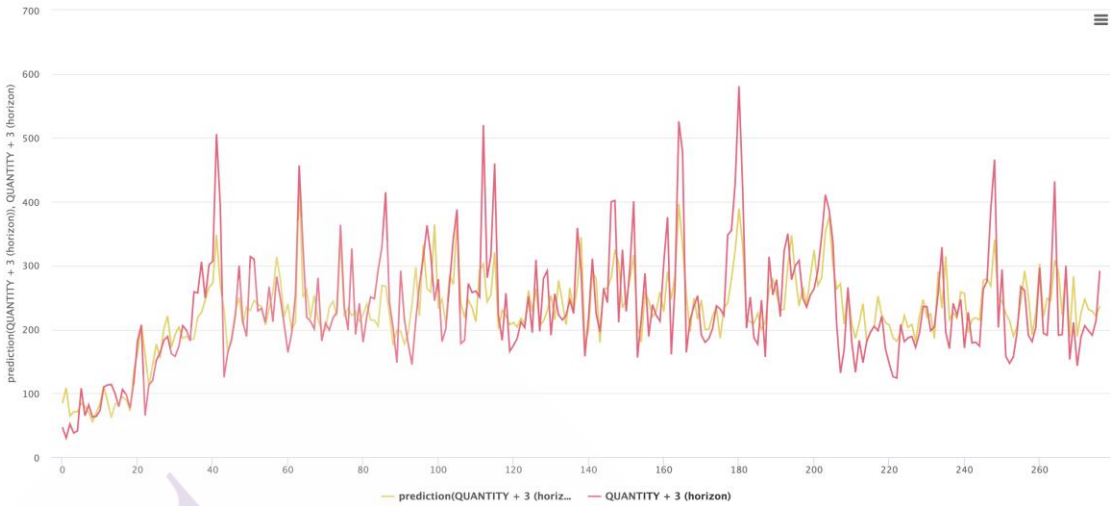
ภาพที่ 254 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 255 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	8	4	2010	30	71.829
2	11	4	2010	62	34.786
3	12	4	2010	38	45.076
4	13	4	2010	41	41.525
5	14	4	2010	108	65.877
6	17	4	2010	46	51.146
7	19	4	2010	77	53.479
8	21	4	2010	65	91.189
9	22	4	2010	79	99.391
10	28	4	2010	72	97.294

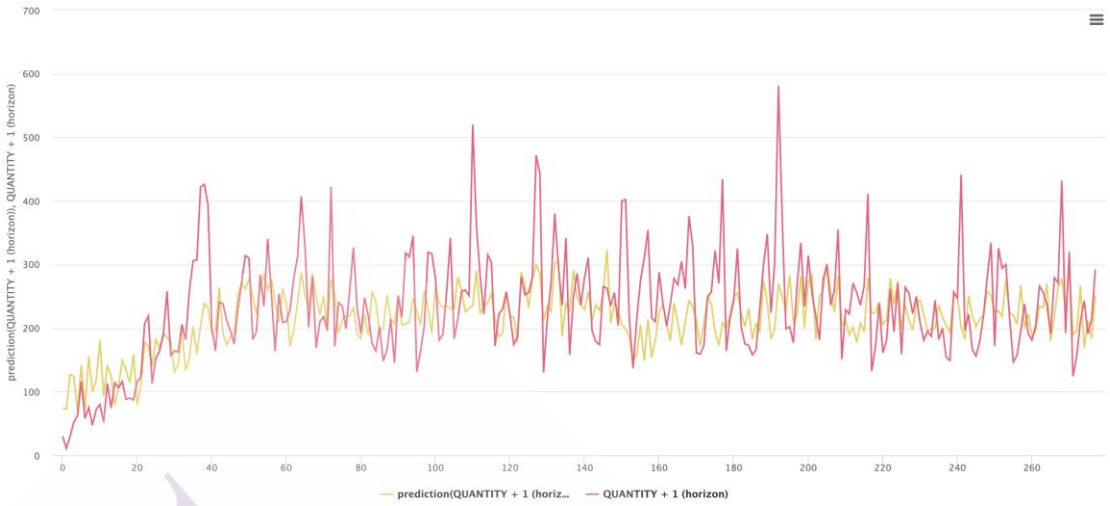
ภาพที่ 256 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 257 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...
1	6	4	2010	47	29.839
2	7	4	2010	30	67.053
3	9	4	2010	52	36.277
4	11	4	2010	38	46.531
5	12	4	2010	41	48.674
6	13	4	2010	108	49.114
7	20	4	2010	65	76.143
8	25	4	2010	82	67.629
9	30	4	2010	63	54.768
10	1	5	2010	64	55.990

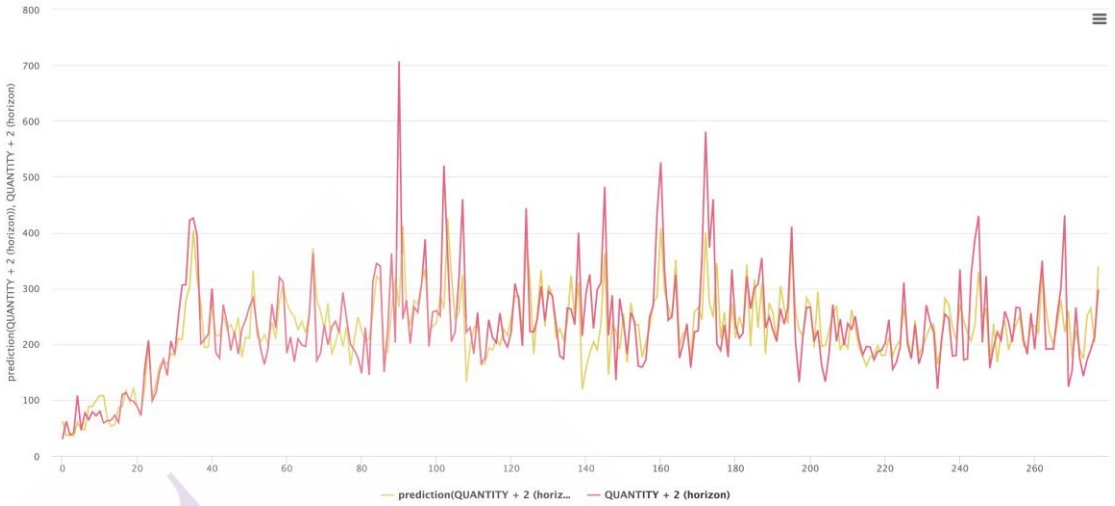
ภาพที่ 258 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 259 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	30	73.855	216.223	222.681	2
2	7	4	2010	11	72.680	213.449	222.681	2
3	9	4	2010	30	127.004	257.968	222.681	2
4	11	4	2010	52	123.872	230.585	245.862	3
5	12	4	2010	62	69.190	210.372	222.681	3
6	16	4	2010	116	141.871	257.968	222.681	3
7	19	4	2010	58	73.344	210.372	222.681	4
8	25	4	2010	75	155.018	230.585	245.862	5
9	28	4	2010	47	99.782	213.449	222.681	5
10	29	4	2010	72	116.910	227.987	222.681	5

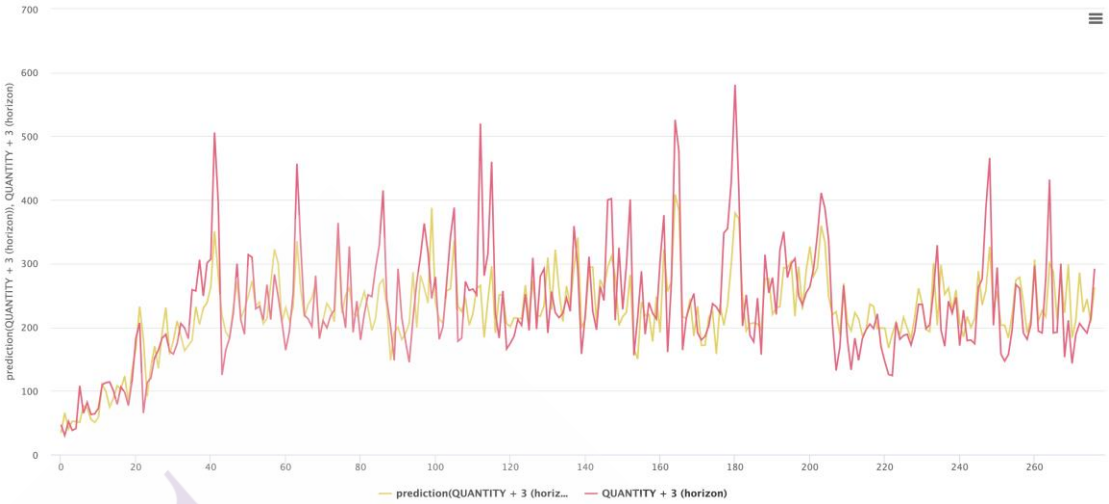
ภาพที่ 260 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ใน 1 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 261 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	8	4	2010	30	62.760	257.225	240.595	2
2	11	4	2010	62	36.892	206.521	211.516	3
3	12	4	2010	38	37.163	219.760	240.595	3
4	13	4	2010	41	36.105	216.984	240.595	3
5	14	4	2010	108	59.669	232.545	240.595	3
6	17	4	2010	46	48.368	224.112	211.516	3
7	19	4	2010	77	46.928	219.760	240.595	4
8	21	4	2010	65	88.373	232.545	240.595	4
9	22	4	2010	79	88.929	257.225	240.595	4
10	28	4	2010	72	99.507	232.545	240.595	5

ภาพที่ 262 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 2 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ 263 กราฟข้อมูลของปริมาณขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

Row No.	Date:day...	Date:month...	Date:year	QUANTITY ...	prediction...	Day of Week	Holiday	Week
1	6	4	2010	47	33.606	234.887	239.807	2
2	7	4	2010	30	65.735	259.920	239.807	2
3	9	4	2010	52	40.454	224.491	239.807	2
4	11	4	2010	38	52.341	222.991	212.308	3
5	12	4	2010	41	51.863	216.415	239.807	3
6	13	4	2010	108	50.726	234.887	239.807	3
7	20	4	2010	65	76.565	234.887	239.807	4
8	25	4	2010	82	72.820	222.991	212.308	5
9	30	4	2010	63	55.564	224.491	239.807	5
10	1	5	2010	64	50.340	210.579	212.308	1

ภาพที่ 264 ตัวอย่างข้อมูลของปริมาณการขายจริงเทียบกับข้อมูลพยากรณ์ของชุดข้อมูลสินค้าทั้งหมวดหมู่ที่ขายดีที่สุด เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรภายนอก (เช่น วันของสัปดาห์ วันทำการและวันหยุดของสัปดาห์ และสัปดาห์ของเดือน) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine สำหรับการพยากรณ์ในอีก 3 วันถัดไป เมื่อพิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาว ชุติมณฑน์ ภักดีสิโรตม์
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต ภาควิชาธรณีวิทยา จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2553
ตำแหน่งและสถานที่ทำงานปัจจุบัน	นักวิเคราะห์ข้อมูลและธุรกิจ บริษัท คิวบ์ อนาไลติกส์ คอนซัลติ้ง จำกัด บริษัท คิวบ์ เอ็ดยู-ซีน จำกัด

DPU