การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าในครอสส์-ด็อกกิ้ง

น.ส.ลัดดา พันธุ์พฤกษ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2564
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Man-Hour Forecasting of Picking Activity in Cross Docking

Miss Ladda Panpurk

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Industrial Engineering
Department of Industrial Engineering
FACULTY OF ENGINEERING
Chulalongkorn University
Academic Year 2021

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าในคลังสินค้าแบบรอสส์-ด็อกกิ้ง
โดย	น.ส.ลัดดา พันธุ์พฤกษ์
สาขาวิชา	วิศวกรรมอุตสาหการ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.โอฬาร กิตติธีรพรชัย

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ดาริชา สุธีวงศ์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.โอฬาร กิตติธีรพรชัย)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อริศรา เจียมสงวนวงศ์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร.เจริญชัย โขมพัตราภรณ์)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ลัดดา พันธุ์พฤกษ์ : การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าในครอสส์-ด็อกกิ้ง. (Man-Hour Forecasting of Picking Activity in Cross Docking) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.โอฬาร กิตติธีรพรชัย

เนื่องจากความผันผวนของความต้องการและปริมาณการใช้แรงงานคนในคลังสินค้า การจัดการกิจกรรมหยิบสินค้าที่มีประสิทธิภาพต้องการความถูกต้องของข้อมูลและการเตรียมแรงงานที่น่าเชื่อถือ การเตรียมแรงงานที่ไม่มีประสิทธิภาพหมายถึงค่าใช้จ่ายแรงงานที่สูงจากการว่างงานหรือค่าล่วงเวลาเช่นเดียวกับบริษัทกรณีศึกษา บริษัทฯให้บริการโลจิสติกส์เฉพาะสำหรับศูนย์กระจายสินค้าอุปโภคบริโภค รวมถึง พุต-ทู-สโตร์ (Put-to-Store) กิจกรรมย้อนกลับของรูปแบบการหยิบทั่วไปซึ่งพนักงานรวบรวมสินค้าหลายชนิดโดยการกระจายสินค้าตามจำนวนและชนิดตามต้องการในพื้นที่ชั่วคราวของสาขา นอกเหนือจากความไม่ถูกต้องของการพยากรณ์จำนวนกล่องที่รับเข้าแล้ว การวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าการเตรียมแรงงานที่ไม่มีประสิทธิภาพเกิดจากแบบพยากรณ์ (Forecasting Model) ที่ไม่พิจารณาสัดส่วนสินค้า จำนวนสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ แรงงานในอดีต และ ประสิทธิผลของพนักงาน ดังนั้นการศึกษานี้จึงนำเสนอและเปรียบเทียบแบบพยากรณ์ซึ่งครอบคลุมปัจจัยดังกล่าวเพื่อทำนายชั่วโมงแรงงานที่ต้องการรายสัปดาห์ การเปรียบเทียบแบบพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลเรียนรู้พบว่าสมการถดถอยเชิงเส้นที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าที่พยากรณ์ขึ้นใหม่เป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระ ให้ความแม่นยำสูงกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา ซึ่งแบบพยากรณ์สมการถดถอยที่นำเอาจำนวนกล่องสินค้าที่พยากรณ์ขึ้นใหม่ จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็วและจำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้ามาใช้เป็นปัจจัยอิสระมีความแม่นยำสูง ด้วยค่า MAPE 4.47% แบบพยากรณ์สมการถดถอยจึงเหมาะในการใช้วางแผนแรงงานของบริษัทฯ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สาขาวิชา วิศวกรรมอุตสาหการ ลายมือชื่อนิสิต .....

ปีการศึกษา 2564 ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

6270239621 : MAJOR INDUSTRIAL ENGINEERING

KEYWORD: MAN-HOUR FORECASTING / PICKING / PUSH TO STORE / LABOR PLANING

Ladda Panpurk : Man-Hour Forecasting of Picking Activity in Cross Docking. Advisor: Asst. Prof. ORAN KITTITHREERAPRONCHAI, Ph.D.

Because of the demand fluctuations and its labor intensive in a warehouse, the managing of an effective picking activity requires an accurate and reliable workforce preparation. The ineffective preparation equates to high labor costs from idle workers or excessive overtime, similar to a case study company. The company provides dedicated logistics operations in a consuming product distribution center, including put-to-store –a reverse of a general picking activity in which an operator consolidates many items by repeatedly dropping specific quantities of an individual item into a buffer area corresponding to an ordered store. In addition to the inaccurate forecasting of incoming cartons, the analysis also reveals that the ineffective preparation causes by a simple workforce forecasting model that neglects mixture of items, quantity of pending items, historical workforce, and productivity of operators. As a result, this study proposes and compares forecasting models that incorporate such factors to predict weekly required man-hour. With training dataset, the model comparison reveals that linear regression models which use new forecasting case as a factor are more accurate than time-series models. In addition, the regression model that combines both new forecasting case, Fast move case and Slow move case provides high accuracy with MAPE of 4.47% Therefore, This model is suitable for the workforce planning.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Field of Study: Industrial Engineering Student's Signature .....

Academic Year: 2021 Advisor's Signature .....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ด้วยความกรุณาจาก รองศาสตราจารย์ ดร. โอฬาร กิตติธีรพรชัย อาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งได้สละเวลาอันมีค่า ให้คำแนะนำ ความช่วยเหลือและแนวทางแก้ไขปัญหาด้วยความเมตตาอย่างดีที่สุดมาโดยตลอด ผู้วิจัยขอขอบพระคุณอาจารย์เป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ คุณสุวนนท์ รุจิรพิพัฒน์ ผู้จัดการแผนก ที่คอยสนับสนุน ส่งเสริม ให้คำปรึกษา ให้กำลังใจและให้ความเข้าใจตลอดการศึกษาเล่าเรียน รวมไปถึงบริษัทที่เล็งเห็นความสำคัญในการพัฒนาบุคลากร มอบทุนการศึกษาให้ผู้วิจัยได้มีโอกาสศึกษาต่อระดับปริญญาโทในครั้งนี้

ขอขอบพระคุณครอบครัว บิดา มารดา น้องสาว แมวจิ๋วและแมวจุ้น ซึ่งเป็นแรงบันดาลใจ แรงผลักดัน กำลังสนับสนุน ความน่ารักและเสียงหัวเราะให้กับผู้วิจัยเสมอมา สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอขอบพระคุณคณาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาความรู้แก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด

ลัดดา พันธุ์พฤกษ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ค

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... ง

กิตติกรรมประกาศ ..... จ

สารบัญ ..... ฉ

สารบัญตาราง ..... ญ

สารบัญภาพ ..... ฐ

บทที่1 บทนำ 18

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 18

1.1.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ให้บริการ 3PL กรณีศึกษา 19

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย 29

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 29

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ 30

1.5 ผลที่ได้รับ 30

1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย 30

บทที่2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 32

2.1 คลังสินค้าและศูนย์กระจายสินค้า 32

2.1.1 ความหมายของคลังสินค้า 32

2.1.2 ศูนย์กระจายสินค้า 33

2.1.3 คลังสินค้าประเภท Cross Docking 33

2.1.4 ประเภทของคลังสินค้า 33

2.2 กิจกรรมหลักภายในคลังสินค้า 34

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.2.1 การรับสินค้า 34
2.2.2 การจัดเก็บ 35
2.2.3 การหยิบสินค้า 35
2.2.4 การจัดเรียงและส่งสินค้า 37
2.3 การพยากรณ์ 37
2.4 ประเภทของการพยากรณ์ 38
2.4.1 การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting Methods) 39
2.4.2 การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Methods) 40
2.5 ขั้นตอนการพยากรณ์ 49
2.6 การวางแผนทรัพยากรมนุษย์ 55
2.6.1 ความหมายของการวางแผนทรัพยากรมนุษย์ 55
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 56
บทที่3 ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา 60
3.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย 60
3.1.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ว่าจ้าง 60
3.1.2 ข้อมูลของผู้ให้บริการ 3PL 62
3.1.3 โครงสร้างองค์กรของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL ที่ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา 63
3.2 ข้อมูลทั่วไปของศูนย์กระจายสินค้า 66
3.2.1 พื้นที่และการจัดเก็บสินค้า 67
3.2.2 กิจกรรมภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา 70
3.3 แผนก Cross Docking ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา 72
3.3.1 ข้อมูลทั่วไปของแผนก Cross Docking 72
3.3.2 ข้อมูลอุปกรณ์การขนถ่าย 73
3.3.3 ขั้นตอนการทำงานของแผนก Cross Docking 75

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.3.4 ปัญหาที่พบหลังจากการดำเนินงานของแผนก Cross Docking 78
บทที่4 การพยากรณ์และผลการวิจัย 82
4.1 แนวคิดการสร้างแบบพยากรณ์ 82
4.2 ขั้นตอนการสร้างแบบพยากรณ์ 84
4.2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล 87
4.2.2 การจัดการข้อมูล 87
4.2.3 พิจารณาลักษณะรูปแบบของข้อมูล 88
4.2.4 การเลือกแบบพยากรณ์ 91
4.2.5 การทดสอบความเหมาะสมของการพยากรณ์ 93
4.2.6 การทดสอบแบบพยากรณ์ 94
4.3 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน 94
4.3.1 การพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลา 95
4.3.2 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง 100
4.4 การพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า 114
4.4.1 การพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลา 115
4.4.2 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง 120
4.5 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ 129
4.5.1 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากวิธีการปัจจุบัน.MCR 129
4.5.2 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากวิธีสมการถดถอย.MCR 130
4.6 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานด้วยแบบพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยในหัวข้อ 4.3 134
4.6.1 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง 134
บทที่5 การทดสอบและการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ 149
5.1 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา 149

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

5.2 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง 151
5.3 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR 152
5.4 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีสมการถดถอย.MCR 154
5.5 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง.MCR 155
5.6 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา 157
5.7 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง 159
5.8 การเปรียบเทียบผลการพยาการณ์ 161
5.9 การสรุปผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน 166
บทที่6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 171
6.1 สรุปผลการวิจัย 171
6.2 ข้อเสนอแนะ 175
รายการอ้างอิง 177
บรรณานุกรม 180
ภาคผนวก 181
ภาคผนวก ก ผลการคำนวณจากโปรแกรม R 182
ประวัติผู้เขียน 184

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1–1 การเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนต่อสัปดาห์ของการพยากรณ์จากผู้ว่าจ้าง 25

ตารางที่ 1–2 ค่าแรงงานต่อชั่วโมงของการทำงานล่วงเวลาในวันปกติ 27

ตารางที่ 2–1 ความแตกต่างของการพยากรณ์เชิงคุณภาพและการพยากรณ์เชิงปริมาณ 49

ตารางที่ 3–1 ข้อมูลทั่วไปของแผนก Cross Docking 73

ตารางที่ 3–2 ความถี่ของปัญหาความคลาดเคลื่อนในช่วงต่างๆ 81

ตารางที่ 4–1 ตัวอย่างข้อมูลที่ดึงออกจาระบบ WMS 87

ตารางที่ 4–2 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 99

ตารางที่ 4–3 ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับชั่วโมงแรงงาน 102

ตารางที่ 4–4 ผลการทดสอบ ANOVA ของปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับชั่วโมงแรงงาน 104

ตารางที่ 4–5 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor 107

ตารางที่ 4–6 ผลการทดสอบ ANOVA ของแบบพยากรณ์ All Factor 108

ตารางที่ 4–7 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical 110

ตารางที่ 4–8 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 113

ตารางที่ 4–9 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 119

ตารางที่ 4–10 ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับจำนวนกล่องสินค้า 122

ตารางที่ 4–11 ค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณของแบบพยากรณ์ MCR 126

ตารางที่ 4–12 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากข้อมูลชุดเรียนรู้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4–13 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 130
ตารางที่ 4–14 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของวิธีสมการถดถอย.MCR 132
ตารางที่ 4–15 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน สมการถดถอย.MCR จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 134
ตารางที่ 4–16 ผลการ ANOVA ของปัจจัยที่เกี่ยวข้อง เมื่อเปลี่ยนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเป็นจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ 138
ตารางที่ 4–17 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR 141
ตารางที่ 4–18 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR หลังการทำ Stepwise Selection 143
ตารางที่ 4–19 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณของแบบพยากรณ์ Pratical.MCR 145
ตารางที่ 4–20 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR 147
ตารางที่ 4–21 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงด้วยกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 148
ตารางที่ 5–1 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดทดสอบ 150
ตารางที่ 5–2 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากข้อมูลชุดทดสอบ 151
ตารางที่ 5–3 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR จากข้อมูลชุดทดสอบ 153
ตารางที่ 5–4 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีสมการถดถอย.MCR จากข้อมูลชุดทดสอบ 154
ตารางที่ 5–5 ความแม่นยำกับของแบบพยากรณ์สมการถดถอยเชิงเส้นตรงจากกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ จากข้อมูลชุดทดสอบ 156
ตารางที่ 5–6 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดทดสอบ 157

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–7 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิง จากข้อมูลชุดทดสอบ 160
ตารางที่ 5–8 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานทั้งหมด จากข้อมูลชุดเรียนรู้ 162
ตารางที่ 5–9 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานทั้งหมด จากข้อมูลชุดทดสอบ 164
ตารางที่ 5–10 การเปรียบเทียบชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา 166
ตารางที่ 5–11 การเปรียบเทียบค่าแรงงานล่วงเวลา 168

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 1–1 กิจกรรมการกระจายสินค้ารูปแบบ Stocking และ รูปแบบ Cross Docking..... 20
รูปที่ 1–2 สัดส่วนของสินค้าขาออกแยกตามวิธีการกระจาย 20
รูปที่ 1–3 ปริมาณสินค้าขาออกในช่วงปี 2018 – 2020 21
รูปที่ 1–4 ขั้นตอนการวางแผนจำนวนแรงงานในปัจจุบัน 22
รูปที่ 1–5 เปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างแบบ Stocking กับจำนวนกล่องสินค้าจริงในปี 2018 - 2020 24
รูปที่ 1–6 เปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างแบบ Cross Docking กับจำนวนกล่องสินค้าจริงปี 2018 - 2020 24
รูปที่ 1–7 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานในกิจกรรม Cross Docking 25
รูปที่ 1–8 ร้อยละของจำนวนชั่วโมงการทำงานต่อจำนวนชั่วโมงการทำงานปกติ 27
รูปที่ 1–9 จำนวนพนักงานในแต่ละสัปดาห์ของแผนก Cross Docking..... 28
รูปที่ 1–10 ความสัมพันธ์ของค่าส่วนที่เหลือของจำนวนกล่องสินค้ากับจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา 28
รูปที่ 2–1 ประเภทของการพยากรณ์ [7] 39
รูปที่ 2–2 ขั้นตอนการทำ Stepwise Selection แบบ Backward Elimination..... 43
รูปที่ 2–3 รูปแบบของข้อมูลในการพยากรณ์ [7]..... 44
รูปที่ 2–4 ขั้นตอนการการพยากรณ์ในเชิงปฏิบัติ [7]..... 51
รูปที่ 3–1 ขอบเขตความรับผิดชอบของผู้ให้บริการ 3PL 61
รูปที่ 3–2 กลุ่มธุรกิจหลักและภาคธุรกิจย่อยบริษัทแม่ของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL 62
รูปที่ 3–3 ผังโครงสร้างองค์กรของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL 64
รูปที่ 3–4 แผนผังศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา..... 67

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 3–5 Selective Pallet Rack, พื้นที่ชั้นล่างและชั้นลอย (Mezzanine) และ Gravity Flow Rack ภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา 69
รูปที่ 3–6 กรงลาก (Roll cage) และ พาเลท (Stringer Pallet) 74
รูปที่ 3–7 ขั้นตอนการทำงานของแผนก Cross Docking 75
รูปที่ 3–8 เครื่อง RF Handheld Terminal 76
รูปที่ 3–9 พื้นที่ที่เกี่ยวข้องขั้นตอนการหยิบสินค้าในแผนก Cross Docking 77
รูปที่ 3–10 ป้ายบ่งชี้ตำแหน่งของสาขา 77
รูปที่ 3–11 การเปรียบเทียบจำนวนชั่วโมงแรงงานคำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า, จำนวนชั่วโมงแรงงานคำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าจริงและจำนวนชั่วโมงแรงงานจริง 79
รูปที่ 4–1ขั้นตอนการพยากรณ์ในงานวิจัย 83
รูปที่ 4–2 ขั้นตอนการพยากรณ์ 85
รูปที่ 4–3 ข้อมูลชั่วโมงแรงงานชุดเรียนรู้ 88
รูปที่ 4–4 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนชั่วโมงแรงงาน 89
รูปที่ 4–5 ข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าชุดเรียนรู้ 90
รูปที่ 4–6 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนกล่องสินค้า 91
รูปที่ 4–7 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี Naïve 95
รูปที่ 4–8 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี Holt’s method 96
รูปที่ 4–9 การหาผลต่างลำดับที่ 1 (d=1) ของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงาน 97
รูปที่ 4–10 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี ARIMA 98
รูปที่ 4–11 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มอนุกรมเวลาเทียบกับค่าจริง 99
รูปที่ 4–12 การเปรียบเทียบจำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า 100
รูปที่ 4–13 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับปัจจัยจำนวนกล่อง 101
รูปที่ 4–14 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับปัจจัยอื่นๆ 103
รูปที่ 4–15 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Simple 105

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 4–16 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Simple 106
รูปที่ 4–17 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ Simple 106
รูปที่ 4–18 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Simple 107
รูปที่ 4–19 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ All Factor 109
รูปที่ 4–20 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ All Factor 110
รูปที่ 4–21 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Practical 112
รูปที่ 4–22 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Practical 112
รูปที่ 4–23 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเทียบกับค่าจริง 114
รูปที่ 4–24 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี Naïve 115
รูปที่ 4–25 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี Holt’s method 116
รูปที่ 4–26 การหาผลต่างลำดับที่ 1 (d=1) ของข้อมูลกล่องสินค้า 117
รูปที่ 4–27 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี ARIMA 118
รูปที่ 4–28 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้ากลุ่มอนุกรมเวลาเทียบกับค่าจริง 119
รูปที่ 4–29 การเปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้า 121
รูปที่ 4–30 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างจำนวนกล่องสินค้ากับปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้อง 122
รูปที่ 4–31 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับจำนวนกล่องสินค้า 123
รูปที่ 4–32 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ FCR 124
รูปที่ 4–33 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ FCR 124
รูปที่ 4–34 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ FCR 125
รูปที่ 4–35 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ FCR 125
รูปที่ 4–36 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ MCR 127
รูปที่ 4–37 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ MCR 127
รูปที่ 4–38 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเทียบกับค่าจริง 128

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 4–39 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่และปัจจัยที่เกี่ยวข้อง 131

รูปที่ 4–40 การวิเคราะห์ความแปรปรวนสมการถดถอย.MCR 133

รูปที่ 4–41 ค่าความคลาดเคลื่อนของสมการถดถอย.MCR 133

รูปที่ 4–42 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากณ์ใหม่และปัจจัยจำนวนกล่องสินค้าประเภทต่างๆ 136

รูปที่ 4–43 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่และปัจจัยอื่นๆ 137

รูปที่ 4–44 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Simple.MCR 139

รูปที่ 4–45 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Simple.MCR 140

รูปที่ 4–46 การทดสอบสมมติฐานของของแบบพยากรณ์ Simple.MCR 140

รูปที่ 4–47 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Simple.MCR 141

รูปที่ 4–48 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR 141

รูปที่ 4–49 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR 142

รูปที่ 4–50 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR หลังการทำ Stepwise Selection 143

รูปที่ 4–51 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR 144

รูปที่ 4–52 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR 144

รูปที่ 4–53 การทดสอบความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Practical.MCR 146

รูปที่ 4–54 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR หลังการทำ Stepwise Selection 146

รูปที่ 4–55 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Practical.MCR 147

รูปที่ 4–56 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงจากกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่เทียบกับค่าจริง 148

รูปที่ 5–1 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ ARIMA(0,1,1) 150

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 5–2 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ MCR 152

รูปที่ 5–3 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์วิธีการปัจจุบัน.MCR 153

รูปที่ 5–4 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์สมการถดถอย.MCR 155

รูปที่ 5–5 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ Simple.MCR 157

รูปที่ 5–6 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ของ ARIMA (2,0,0) 159

รูปที่ 5–7 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ Practical 161

รูปที่ 5–8 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของแบบพยากรณชั่วโมงแรงงานจากแต่ละกลุ่ม 163

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่1

บทนำ

ความแม่นยำของการพยากรณ์ความต้องการสินค้ามีความสำคัญต่อการวางแผนแรงงานเพื่อรองรับกิจกรรมต่างๆที่เกิดขึ้นภายในศูนย์กระจายสินค้า หากการพยากรณ์ความต้องการสินค้ามีความแม่นยำจะทำให้สามารถวางแผนแรงงานได้เหมาะสมกับปริมาณความต้องการสินค้าที่เกิดขึ้นจริงและทำให้สามารถลดการทำงานล่วงเวลา (Overtime) ลงได้

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันธุรกิจประเภทค้าปลีก (Retailer) ในประเทศไทยมีแนวโน้มแข่งขันที่รุนแรงมากขึ้น โดยศูนย์วิจัยกสิกรไทย [1] คาดการณ์ว่ายอดขายของค้าปลีกปี 2020 น่าจะเติบโตอยู่ที่ประมาณร้อยละ 2.7 ถึง 3.0 เมื่อเทียบกับปี 2019 ที่น่าจะขยายตัวประมาณร้อยละ 3.1 ซึ่งผลสำรวจของศูนย์วิจัยกสิกรไทยเกี่ยวกับสถานการณ์และมุมมองของผู้ประกอบการค้าปลีกในกรุงเทพฯและปริมณฑลพบว่ากว่าร้อยละ 60.0 ของผู้ประกอบการค้าปลีกมียอดขายที่แย่ลงเมื่อเทียบกับช่วงเดียวกันของปีก่อน แสดงให้เห็นว่าผู้ประกอบการค้าปลีกยังคงต้องมีกลยุทธ์ด้านการส่งเสริมการขายจูงใจผู้บริโภคควบคู่ไปกับการรักษาระดับการให้บริการให้สม่ำเสมอ ดังนั้นกลยุทธ์ทางการแข่งขันที่ใช้ในการรักษาระดับการให้บริการให้สม่ำเสมอของผู้ประกอบการค้าปลีกคือความสามารถในการตอบสนองความต้องการของลูกค้าที่รวดเร็ว (Responsive Strategy) และเพื่อเพิ่มความสามารถในการตอบสนองความต้องการของลูกค้าจึงทำให้ผู้ประกอบการค้าปลีกหันมาว่าจ้างผู้ให้บริการโลจิสติกส์บุคคลที่ 3 (Third Party Logistics Provider: 3PL) เพิ่มมากขึ้น เนื่องจากผู้ให้บริการ 3PL มีบุคลากรที่มีความเชี่ยวชาญ แรงงานที่มีทักษะเฉพาะ รวมไปถึงเครื่องมือและเครือข่ายธุรกิจระดับ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

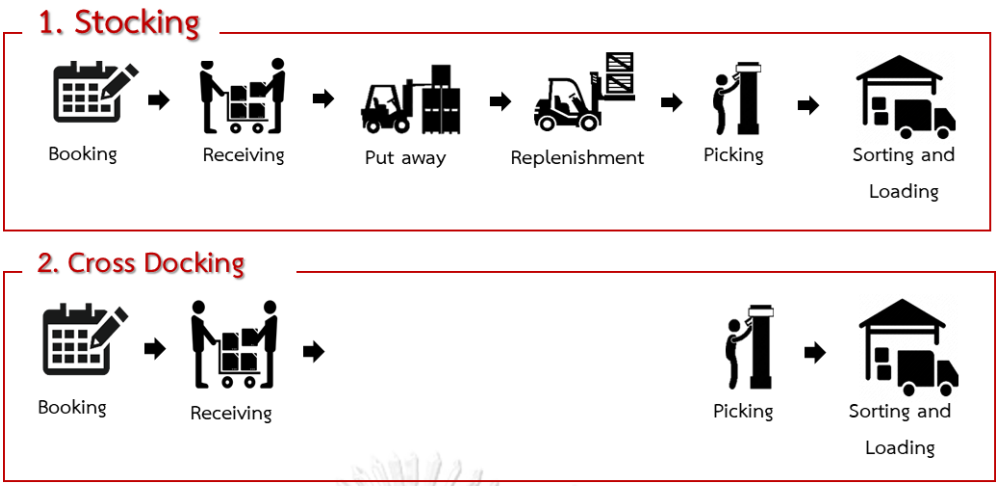
โลก (Global Network) สามารถบริหารจัดการคลังสินค้า กระจายสินค้าและส่งมอบสินค้าให้ถึงมือลูกค้าได้อย่างถูกต้องตรงเวลาและรวดเร็ว ภายใต้สัญญาว่าจ้างที่มีการตกลงกันทั้งในด้านค่าใช้จ่าย (Cost) และประสิทธิภาพการทำงาน (Performance)

ดังนั้นผู้ให้บริการ 3PL จึงต้องมีการจัดการ วางแผนแรงงาน ควบคุมค่าใช้จ่ายและปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานให้เป็นไปตามสัญญาว่าจ้าง โดยเฉพาะในการวางแผนแรงงานที่ต้องอาศัยข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการสินค้าที่ถูกต้องและแม่นยำ เพื่อนำไปวางแผนแรงงานให้สามารถรองรับปริมาณความต้องการสินค้าในแต่ละช่วงได้อย่างเหมาะสม และในขณะเดียวกันต้องควบคุมค่าใช้จ่ายด้านแรงงานที่เกิดขึ้น ทั้งในด้านค่าแรงและการทำงานล่วงเวลา เพื่อให้สามารถใช้ทรัพยากรแรงงานได้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดและลดค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากการทำงานล่วงเวลาลง ดังเช่นผู้ให้บริการ 3PL กรณีศึกษา

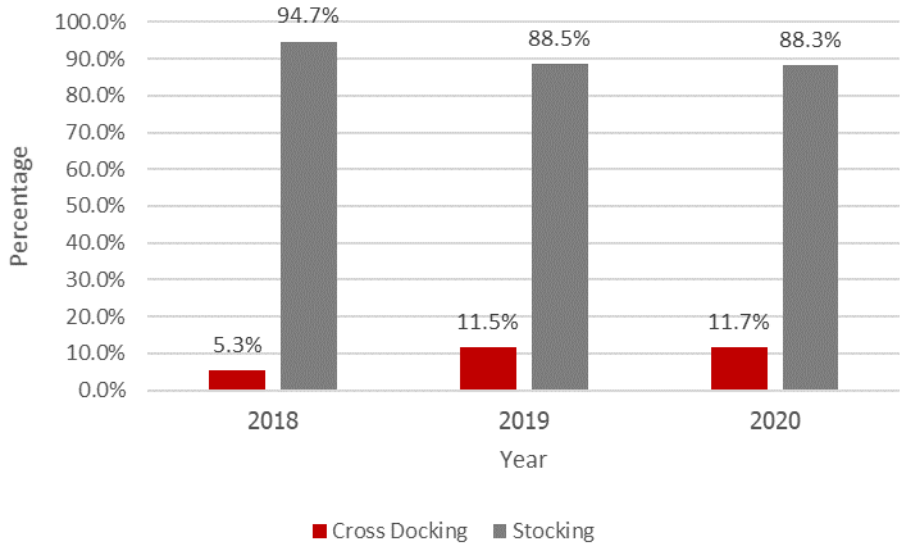
1.1.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ให้บริการ 3PL กรณีศึกษา

บริษัทกรณีศึกษาเป็นผู้ให้บริการ 3PL ให้กับผู้ประกอบการค้าปลีกรายใหญ่รายหนึ่ง มีการใช้ศูนย์กระจายสินค้าเป็นสถานที่รับ จัดเก็บ จัดเรียงและส่งสินค้าไปยังหน้าร้านของผู้ประกอบการค้าปลีกทั่วประเทศไทย โดยภายในศูนย์กระจายสินค้าแบ่งวิธีการกระจายสินค้าเป็น 2 ประเภท ได้แก่ สินค้าจัดเก็บ (Stocking Items) เป็นสินค้าที่ถูกจัดเก็บในคลังสินค้าล่วงหน้าและกระจายเมื่อได้รับคำสั่งซื้อและสินค้าครอสส์-ด็อกกิ้ง (Cross-Docking Items) เป็นสินค้าที่ถูกกระจายไปยังร้านสาขาทันทีที่ได้รวบรวมสินค้าเสร็จสิ้นโดยไม่มีการจัดเก็บและการหยิบสินค้าดังรูปที่ 1-1 โดยทั้งสองรูปแบบมีสัดส่วนดังแสดงในรูปที่ 1-2

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



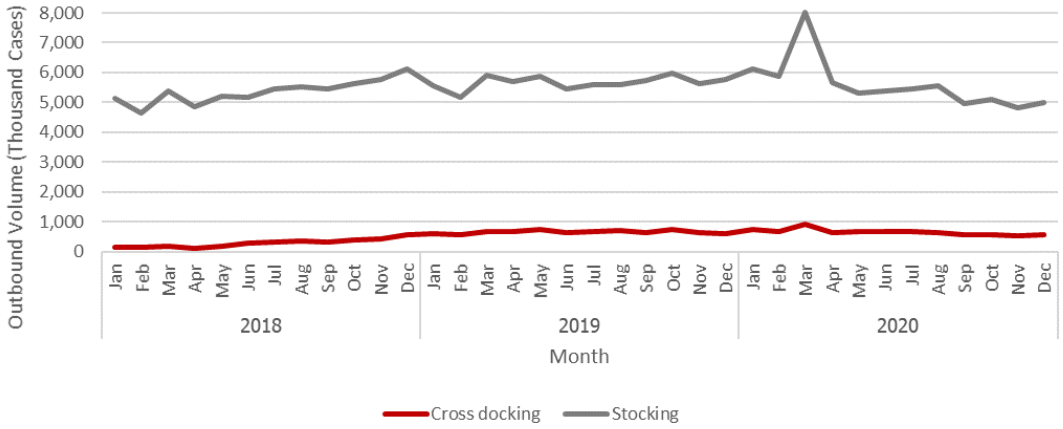
รูปที่ 1–1 กิจกรรมการกระจายสินค้ารูปแบบ Stocking และ รูปแบบ Cross Docking



รูปที่ 1–2 สัดส่วนของสินค้าขาออกแยกตามวิธีการกระจาย

เมื่อพิจารณาปริมาณสินค้าขาออก (Outbound Volume) ของทั้งรูปแบบ Stocking และรูปแบบ Cross Docking พบว่าปริมาณสินค้าขาออกของรูปแบบ Stocking ในช่วงปี 2018 - 2020 มีสัดส่วนโดยเฉลี่ยร้อยละ 90.42 แม้จะเป็นสัดส่วนที่มากกว่าสัดส่วนของรูปแบบ Cross Docking แต่ก็มีแนวโน้มลดลงเรื่อยๆ ดังรูปที่ 1-2 เนื่องจากผู้ประกอบการค้าปลีกซึ่งเป็นผู้ว่าจ้างเล็งเห็นความสามารถในการประหยัดค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้น (Cost Saving) ในรูปแบบการกระจายสินค้าแบบ

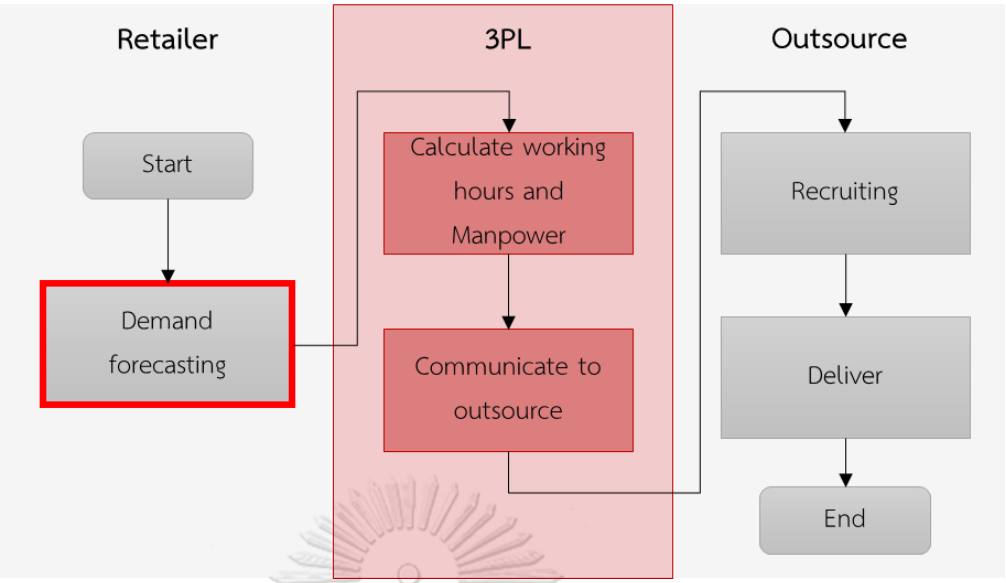
Cross Docking ที่สามารถลดกิจกรรมคลังสินค้าและพื้นที่จัดเก็บสินค้าได้มากกว่าแบบ Stocking โดยเมื่อเปรียบเทียบกิจกรรมระหว่างรูปแบบการกระจายสินค้าทั้ง 2 รูปแบบจะเห็นว่ารูปแบบ Cross Docking มีกิจกรรมคลังสินค้าน้อยกว่า ดังรูปที่ 1-1 จึงเกิดการขยายปริมาณสินค้าในรูปแบบ Cross Docking ทำให้มีสัดส่วนของปริมาณสินค้าขาออกเพิ่มขึ้นดังรูปที่ 1-3



รูปที่ 1–3 ปริมาณสินค้าขาออกในช่วงปี 2018 – 2020

ในปัจจุบันบริษัทผู้ให้บริการ 3PL วางแผนจำนวนชั่วโมงแรงงาน (Man - Hour) เพื่อรองรับปริมาณความต้องการสินค้าในแต่ละสัปดาห์ โดยอาศัยข้อมูลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า (Cases) ที่ได้รับจากผู้ประกอบการค้าปลีกหรือผู้ว่าจ้างล่วงหน้า 1 เดือนดังแสดงในรูปที่ 1-4

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 1-4 ขั้นตอนการวางแผนจำนวนแรงงานในปัจจุบัน

เมื่อได้รับข้อมูลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าจากผู้ว่าจ้าง จะนำมาคำนวณจำนวนชั่วโมงแรงงานรวมที่ต้องการใช้ในการหยิบสินค้าตามจำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างพยากรณ์และนำจำนวนชั่วโมงแรงงานรวมดังกล่าวไปคำนวณจำนวนพนักงานหยิบสินค้า และเมื่อได้จำนวนพนักงานหยิบสินค้าที่ต้องการแล้วจะมีการสื่อสารข้อมูลไปยังบริษัทจัดหาแรงงานเพื่อจัดหาแรงงานต่อไป โดยใช้ระยะเวลาในการดำเนินการเพิ่มหรือลดจำนวนแรงงาน 1 สัปดาห์ ซึ่งหากมีการปรับเปลี่ยนข้อมูลการพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างล่วงหน้าน้อยกว่า 1 สัปดาห์ จะไม่สามารถนำข้อมูลมาปรับเปลี่ยนจำนวนแรงงานได้ทัน นอกจากนี้การทำงานใช้ทักษะและความชำนาญของพนักงงาน หากมีการเตรียมแรงงานที่ผิดพลาดจะไม่สามารถทดแทนด้วยแรงงานทั่วไปได้

โดยจำนวนแรงงานรวมที่ต้องการใช้ในการหยิบสินค้าของแผนก Cross Docking สามารถคำนวณจากการใช้จำนวนกล่องสินค้าขาออกในแต่ละสัปดาห์จากการพยากรณ์หารด้วยอัตราความเร็วเฉลี่ยของจำนวนสินค้าที่สามารถหยิบได้ต่อชั่วโมงดังสมการที่ 1-1 หลังจากนั้นจะนำจำนวนชั่วโมง

แรงงานรวมดังกล่าวมาหารด้วยจำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกิดผลิตภาพของพนักงาน 1 คนต่อวัน (Productive hour) จะได้จำนวนแรงงาน (Workforce) ที่ต้องการใช้ในแต่ละสัปดาห์ดังสมการที่ 1-2

$$\hat{y}_t = \frac{1}{pr} x_t^{fore} \quad (1\text{-}1)$$

$$Workforce\ requirement = \frac{\hat{y}_t}{Productive\ hour\ per\ day} \quad (1\text{-}2)$$

โดยกำหนด

$\hat{y}_t$ คือ จำนวนชั่วโมงแรงงานรวมที่ต้องการใช้ในการหยิบสินค้า (ชั่วโมง)

x_t^{fore} คือ จำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างพยากรณ์ (กล่อง)

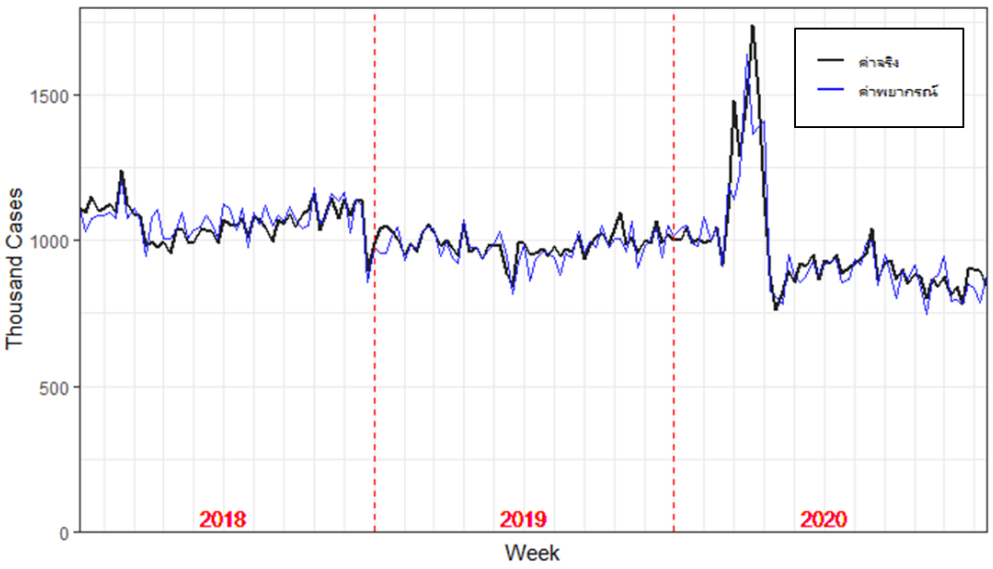
pr คือ อัตราความเร็วเฉลี่ยของจำนวนสินค้าที่สามารถหยิบได้ต่อชั่วโมง (กล่องต่อชั่วโมง)

Workforce requirement คือ จำนวนแรงงานที่ต้องการ

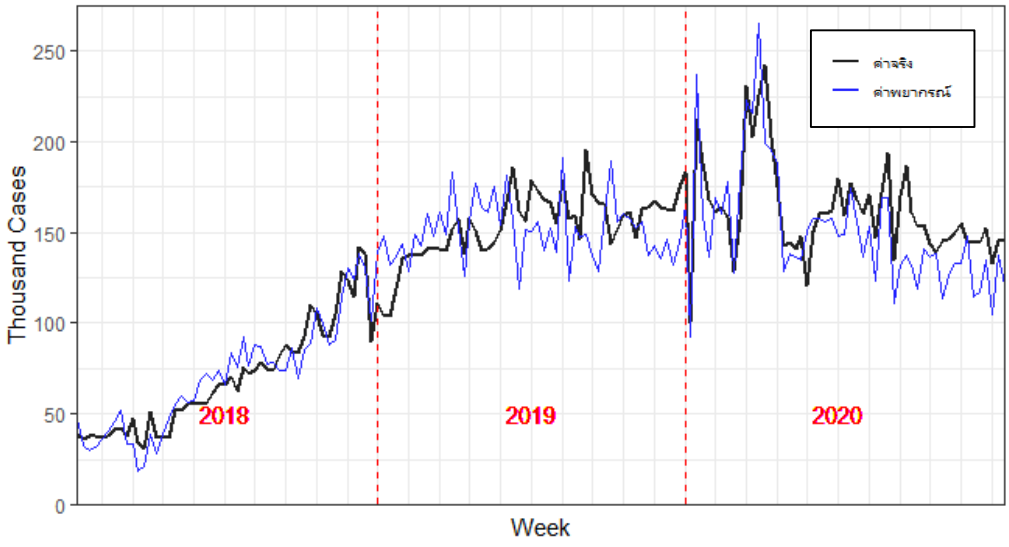
Productive hour คือ จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกิดผลิตภาพของพนักงาน 1 คนต่อวัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบข้อมูลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าที่ได้รับจากผู้ว่าจ้างกับจำนวนสินค้าขาออกที่เกิดขึ้นจริงเป็นรายสัปดาห์ในปี 2018 ถึงปี 2020 ในรูปแบบการกระจายสินค้าทั้ง 2 รูปแบบ โดยรูปแบบ Stocking มีค่าผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริง (Actual Volume) หรือ Residuals ดังรูปที่ 1-5 น้อยกว่ารูปแบบ Cross Docking ที่มีค่าผลต่างการพยากรณ์มากกว่าดังรูปที่ 1-6 โดยเฉพาะในปี 2019 อีกทั้งยังมีแนวโน้มของจำนวกล่องสินค้าขาออกสูงขึ้นเรื่อย ๆ



รูปที่ 1–5 เปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างแบบ Stocking กับจำนวนกล่องสินค้าจริงในปี 2018 - 2020



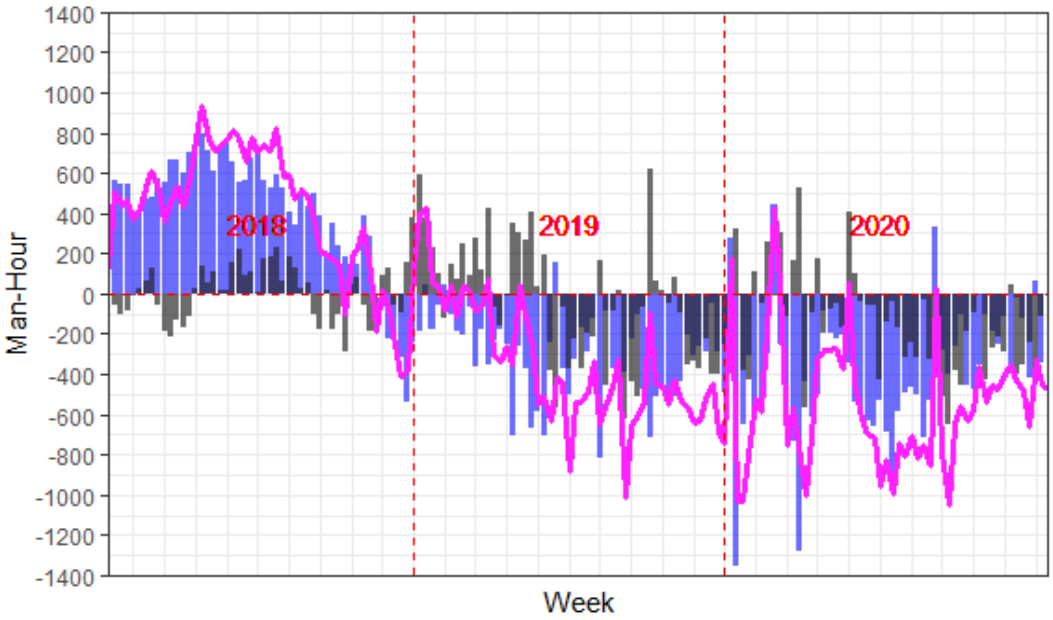
รูปที่ 1–6 เปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างแบบ Cross Docking กับจำนวนกล่องสินค้าจริงปี 2018 - 2020

และเมื่อนำค่าคลาดเคลื่อนของทั้ง 2 รูปแบบมาคำนวณตัวชี้วัดความแม่นยำของการพยากรณ์ดังตารางที่ 1-1 จะเห็นได้ชัดว่ารูปแบบการกระจายสินค้าแบบ Cross Docking มีค่าความคลาดเคลื่อนสูงกว่ารูปแบบการกระจายสินค้าแบบ Stocking ในทุกตัวชี้วัด

ตารางที่ 1–1 การเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนต่อสัปดาห์ของการพยากรณ์จากผู้ว่าจ้าง

	รูปแบบ Stocking			**รูปแบบ Cross Docking**		
Year	**2018**	**2019**	**2020**	**2018**	**2019**	**2020**
MAD	32,983.91	34,882.49	30,130.47	4,452.13	7,756.15	18,959.51
MAPE	3.20%	3.24%	3.13%	15.61%	14.17%	12.92%
RMSE	44,386.90	42,991.28	40,457.87	5,446.37	9,232.42	22,812.75

จากความแตกต่างระหว่างจำนวนกล่องสินค้าจริงกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ ส่งผลให้การเตรียมกำลังคนโดยอาศัยอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงาน ดังสมการที่ 1-1 คลาดเคลื่อนก่อเป็นความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานจากการพยากรณ์และชั่วโมงแรงงานจริง ดังแสดงในรูปที่ 1-7



รูปที่ 1–7 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานในกิจกรรม Cross Docking

ซึ่งสามารถจำแนกได้เป็น 2 ส่วนตามสาเหตุได้แก่

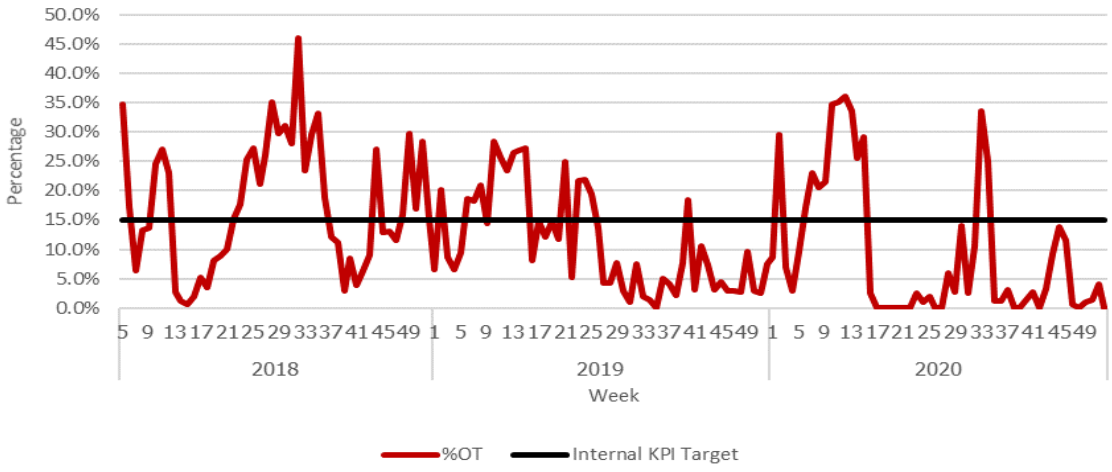
- จำนวนกล่องสินค้า ซึ่งมีสาเหตุจากการแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าของผู้ว่าจ้างที่คลาดเคลื่อน
- สมการการคำนวณ เป็นผลต่างของชั่วโมงแรงงานจริงกับการคำนวณภายใต้สมการที่ 1-1 ซึ่งแสดงการดำเนินกิจกรรมของบริษัทกรณีศึกษา

ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานในกิจกรรม Cross Docking ในรูปที่ 1-7 แสดงให้เห็นว่าในช่วงปี ค.ศ. 2018 การพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้ามีความแม่นยำ ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานเกิดขึ้นมีสาเหตุจากการดำเนินกิจกรรม แต่ในช่วงปี ค.ศ. 2019 - 2020 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานรวม (เส้นสีม่วง) เกิดขึ้นมีสาเหตุจากสมการคำนวณ (แท่งสีดำ) ซึ่งสะท้อนการดำเนินกิจกรรมของบริษัทฯ แต่ในช่วงปี ค.ศ. 2019-2020 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานมีความผันผวนมากขึ้น โดยมีสาเหตุจากทั้งการดำเนินกิจกรรมและการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า (แท่งสีน้ำเงิน) นอกจากนี้ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงาน ยังทวีความรุนแรงมากขึ้น เมื่อพิจารณาสมการที่ 1-1 การคำนวณชั่วโมงแรงงานในปัจจุบันมิได้พิจารณาชั่วโมงแรงงานในอดีตผ่านการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series) หรือ ปัจจัยที่เกี่ยวข้อง อาทิเช่น ประสิทธิภาพการกระจาย อิทธิพลของฤดูกาล จำนวนวันหยุดในสัปดาห์ และ ลักษณะกายภาพของสินค้า เป็นต้น ผ่านสมการถดถอยเชิงเส้น (Regression)

นอกจากนี้ค่าคลาดเคลื่อนดังกล่าวของรูปแบบการกระจายสินค้าแบบ Cross Docking มีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา อันเนื่องมาจากมีการวางแผนกำลังคนไม่สอดคล้องกับจำนวนกล่องสินค้าที่เกิดขึ้นจริง โดยบริษัทผู้ให้บริการ 3PL มีการกำหนดตัวชี้วัดภายในองค์กร (Internal KPI) ซึ่งกำหนดปริมาณร้อยละของจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาต่อจำนวน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ชั่วโมงการทำงานปกติอยู่ที่ไม่เกินร้อยละ 15 โดยมีอัตราค่าแรงงานต่อชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาดัง ตารางที่ 1-3 และเมื่อพิจารณาจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาดังรูปที่ 1-8



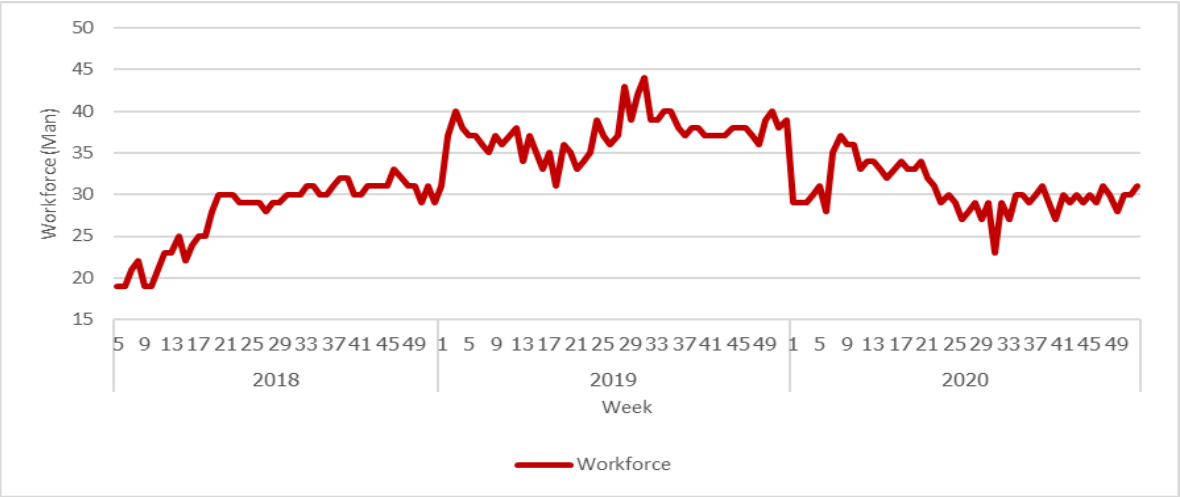
รูปที่ 1–8 ร้อยละของจำนวนชั่วโมงการทำงานต่อจำนวนชั่วโมงการทำงานปกติ

พบว่ามีสัปดาห์ที่ 20 ถึง 30 ของปี 2018 และ สัปดาห์ที่ 8 ถึง 11 ของปี 2020 ที่ปริมาณร้อยละของจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาต่อจำนวนชั่วโมงการทำงานปกติเกินกว่าร้อยละ 15 โดยในช่วงกลางปี 2019 จำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาลดลงเนื่องจากมีการเพิ่มจำนวนแรงงานมากขึ้นดังรูปที่ 1-9 พบว่าจำนวนแรงงานในแต่ละสัปดาห์ของแผนก Cross Docking มีแนวโน้มเพิ่มมากขึ้นตามข้อมูลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าจากผู้ว่าจ้าง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

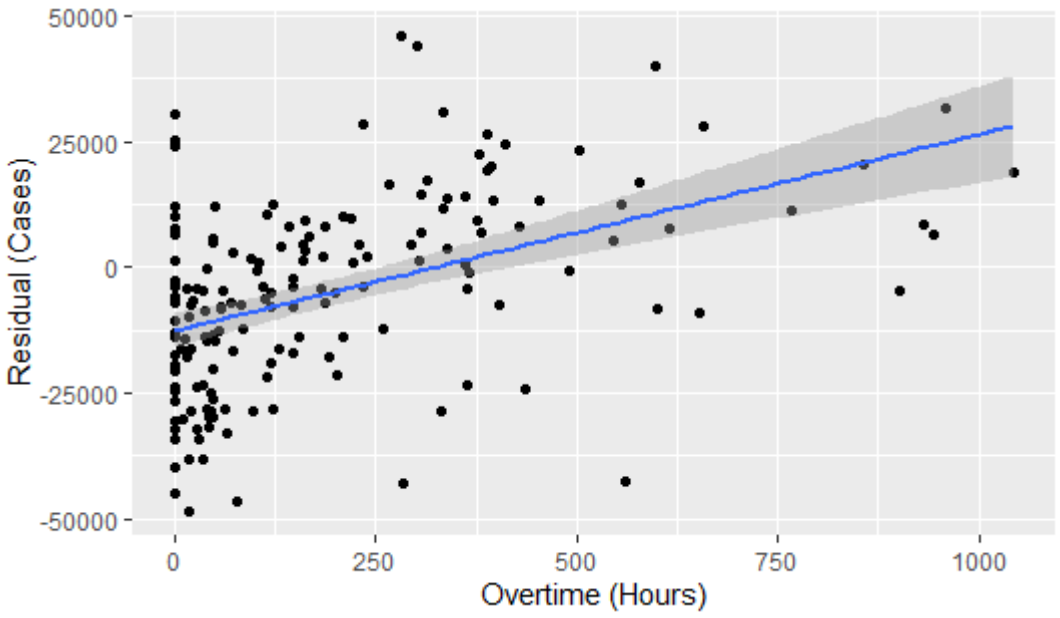
ตารางที่ 1–2 ค่าแรงงานต่อชั่วโมงของการทำงานล่วงเวลาในวันปกติ

จำนวนเท่าของชั่วโมงการทำงานล่วงเลา (ชั่วโมง)	Full time (บาทต่อชั่วโมง)	Temporary (บาทต่อชั่วโมง)
1.5	85.99	75.15



รูปที่ 1–9 จำนวนพนักงานในแต่ละสัปดาห์ของแผนก Cross Docking

เมื่อพิจารณาการนำจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาในปี 2018 ถึงปี 2020 มาแสดงคู่กับค่าส่วนที่เหลือ (Residuals) ของจำนวนกล่องสินค้า ดังรูปที่ 1-10



รูปที่ 1–10 ความสัมพันธ์ของค่าส่วนที่เหลือของจำนวนกล่องสินค้ากับจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา

พบว่าเมื่อค่าส่วนที่เหลือมีค่าบวก จำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลามีแนวโน้มเพิ่มขึ้น และในทางกลับกันเมื่อค่าส่วนที่เหลือมีค่าลบ จำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลามีแนวโน้มลดลง ดังนั้นจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลามีความสัมพันธ์กับค่าส่วนที่เหลือของจำนวนกล่องสินค้า โดยมีค่าสหสัมพันธ์ 0.49 แสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนของจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีผลต่อชั่วโมงการทำงานล่วงเวลา

จากแนวโน้มจำนวนกล่องสินค้าที่เพิ่มขึ้นของการกระจายสินค้ารูปแบบ Cross Docking ค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าและจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาที่เกิดขึ้นในส่วนกิจกรรมนี้ ทำให้ผู้วิจัยสนใจในการวางแผนจำนวนชั่วโมงการแรงงาน ว่าควรมีการวางแผนจำนวนชั่วโมงแรงงานอย่างไรให้เหมาะสมกับจำนวนปริมาณความต้องการสินค้าขาออกและสามารถลดจำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาลงได้ ดังนั้นงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอและคัดเลือกแบบพยากรณ์ (Forecasting Model) ชั่วโมงแรงงานของรูปแบบ Cross Docking ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา ให้เหมาะสมกับความต้องการกระจายสินค้า

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เพื่อปรับปรุงการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าใน Cross Docking และลดชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาลง

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ศึกษากระบวนการหยิบสินค้าในแผนก Cross Docking ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาเท่านั้น
2. ใช้ระยะเวลาในการดำเนินการเพิ่มหรือลดจำนวนแรงงาน 1 สัปดาห์ ดังนั้นการปรับเปลี่ยนข้อมูลการพยากรณ์จากผู้ว่าจ้างล่วงหน้าน้อยกว่า 1 สัปดาห์ ไม่สามารถนำข้อมูลมา

ปรับเปลี่ยนจำนวนแรงงานได้ทัน โดยการเพิ่มหรือลดพนักงานจะใช้พนักงานชั่วคราวเท่านั้น ซึ่งการจัดหาแรงงานและเลิกจ้างแรงงานเป็นขั้นตอนการประสานงานระหว่างแผนกทรัพยากรบุคคลและบริษัทจัดหาแรงงาน ไม่อยู่ในขอบเขตของงานวิจัย ดังนั้นการมีจำนวนแรงงานไม่เพียงพอ เนื่องจากไม่สามารถจัดจ้างได้ตามที่พยากรณ์ไว้ ไม่อยู่ในขอบเขตของงานวิจัยนี้

3. พยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าจริงของแผนก Cross Docking
4. ทักษะและความชำนาญในการทำงานขึ้นอยู่กับพนักงานแต่ละคน
5. ใช้ค่า MAD MAPE และ RMSE ในการประเมินความแม่นยำของแบบพยากรณ์

1.4 ประโยชน์ที่ได้รับ

1. เข้าใจปัจจัยและผลของตัวแปรอิสระต่างๆ (Independent Variables) ที่มีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงาน
2. แบบการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เหมาะสมกับแผนก Cross Docking

1.5 ผลที่ได้รับ

1. จำนวนชั่วโมงการทำงานล่วงเวลาลดลง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

1. ศึกษาข้อมูลทั่วไปของศูนย์กระจายสินค้าและศึกษาข้อมูล ขั้นตอน รายละเอียด กระบวนการทำงานของกิจกรรม Cross Docking
2. ศึกษาข้อมูล ขั้นตอนและวิธีการวางแผนจำนวนแรงงานที่ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาใช้ในการวางแผนจำนวนแรงงานในปัจจุบัน
3. วิเคราะห์ค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลการพยากรณ์ที่ได้รับมาจากผู้ว่าจ้าง และวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของจำนวนชั่วโมงแรงงาน

4. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

5. วิเคราะห์รูปแบบ (Pattern) ชั่วโมงการทำงาน, ศึกษาตัวแปรอิสระ (Independent variable) ที่มีความสัมพันธ์กับชั่วโมงการทำงาน

6. เลือกวิธีการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงการแรงงาน สร้างโมเดลการพยากรณ์และตรวจสอบความแม่นยำของวิธีการพยากรณ์

7. เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ตามที่งานวิจัยนี้นำเสนอกับวิธีการวางแผนกำลังคนในปัจจุบันของศูนย์กระจายสินค้า

8. วิเคราะห์และสรุปผล

9. จัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎี วรรณกรรมและงานวิจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องที่ผู้วิจัยได้ศึกษา เพื่อให้เข้าใจแนวคิดและวิธีการ พร้อมทั้งนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัย ในการดำเนินงานวิจัยมีการประยุกต์ใช้แนวคิดและทฤษฎีต่างๆที่เกี่ยวข้องจากตำรา หนังสือและวารสาร โดยสามารถจัดแบ่งเนื้อหาและนำเสนอตามลำดับดังนี้

2.1 คลังสินค้าและศูนย์กระจายสินค้า

คลังสินค้าและศูนย์กระจายสินค้ามีความแตกต่างกัน ทั้งในด้านจุดประสงค์การใช้งาน กิจกรรมที่เกิดขึ้นภายใน รวมไปถึงการบริหารจัดการในด้านต่างๆ คลังสินค้าเป็นสถานที่จัดเก็บสินค้าในปริมาณมาก มีระยะเวลาในการจัดเก็บยาวนาน ในขณะที่ศูนย์กระจายสินค้าจัดเก็บสินค้าที่มีความหลากหลาย เพื่อตอบสนองคำสั่งซื้อที่รวดเร็ว

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.1.1 ความหมายของคลังสินค้า

คลังสินค้า (Warehouse) หมายถึง ตัวอาคาร สิ่งปลูกสร้างที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อให้เก็บรักษาสินค้าในปริมาณมาก เพื่อเก็บรักาสินค้าหรือพักสินค้าเพื่อรอนำไปทำประโยชน์อื่น [2]

การคลังสินค้า (Warehousing) หมายถึง การจัดการระเบียบ แบบแผน ป้องกันและรักษาสินค้าให้อยู่ในสภาพที่ดี เพื่อให้สามารถรับสินค้าเข้ามาจัดเก็บและส่งออกจากคลังสินค้าได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว ประหยัดเวลาและค่าใช้จ่าย การดำเนินงานคลังสินค้าจึงประกอบด้วยกระบวนการการรับสินค้า (Inbound Proceses) และกระบวนการนำสินค้าออก (Outboound Proceses) [2]

2.1.2 ศูนย์กระจายสินค้า

ศูนย์กระจายสินค้า (Distribution Center) เป็นกลไกให้เกิดการขับเคลื่อนหรือเคลื่อนย้ายสินค้าไปสู่ลูกค้า ซึ่งจะใช้ร่วมกับคลังสินค้าเพื่อทำหน้าที่รับ จัดเก็บ ค้นหาและเลือกหยิบสินค้าตามคำสั่งซื้อและจ่ายสินค้าออก ซึ่งศูนย์กระจายสินค้ามักถูกใช้เพื่อเพิ่มความสามารถในแข่งขันและสร้างความได้เปรียบทางด้านการตอนสนองความต้องการของลูกค้า

2.1.3 คลังสินค้าประเภท Cross Docking

การจัดการคลังสินค้าประเภท Cross Docking หมายถึง คลังสินค้าที่ถูกออกแบบพิเศษเพื่อให้สามารถส่งสินค้าผ่านคลังจากประตูฝั่งรับเข้าไปยังประตูฝั่งนำออกได้โดยไม่ต้องมีการจัดเก็บสินค้าเข้าคลัง โดยจะมีกระบวนการบรรจุ จัดเรียงและคัดแยกสินค้าตามคำสั่งซื้อ หลังจากที่มีการรับสินค้าเข้ามาภายในคลัง จากนั้นนำส่งสินค้า เป็นวิธีการที่กลุ่มผู้ประกอบการธุรกิจค้าปลีกนิยมนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากวิธีนี้สามารถลดเวลาและต้นทุนในการจัดเก็บสินค้า รวมไปถึงทำให้ระดับการบริการลูกค้าสูงขึ้นอีกด้วย

2.1.4 ประเภทของคลังสินค้า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

- คลังสินค้าที่จำแนกตามวัตถุประสงค์ในการประกอบการ [3]

    1. คลังสินค้าส่วนตัว (Private Warehouse) หมายถึง คลังสินค้าที่เอกชนหรือนิติบุคลที่ประกอบธุรกิจต่างๆสร้างขึ้นมาเพื่อใช้สนันสนุนธุรกิจของตนโดยเฉพาะ เจ้าของคลังสินค้าเป็นเจ้าของสินค้านั้นๆ ไม่มีการรับฝากสินค้าจากผู้อื่นเช่น ฉางข้าวโรงสี คลังเก็บรักษาวัตถุดิบ คลังสินค้าของผู้ส่ง เป็นต้น คลังสินค้าประเภทนี้ไม่มีกฎหมายควบคุมการดำเนินงานโดยเฉพาะ เพราะเป็นคลังสินค้าที่มิได้ใช้เพื่อแสวงหาผลประโยชน์จากการรับฝากสินค้าจากบุคคลภายนอก

2. คลังสินค้าสาธารณะ (Public Warehouse) หมายถึง คลังสินค้าที่ตั้งขึ้นเพื่อประกอบธุรกิจให้บริการคลังสินค้าโดยเฉพาะ โดยต้องตั้งอยู่ในรูปบริษัทจำกัดและอยู่ภายใต้การควบคุมของเงื่อนไขควบคุมคลังสินค้า คลังสินค้าประเภทนี้ให้บริการรับฝากและรับจำนำสินค้า ตลอดจนใบประทวนสินค้าเพื่อให้ผู้กู้ยืมเงินจากธนาคารพาณิชย์และสถาบันการเงินต่างๆ

- คลังสินค้าที่จำแนกตามประเภทของสินค้า

1. คลังสินค้าที่เป็นวัตถุดิบ (Raw Materials Warehouse) เป็นสิ่งของที่กิจการซื้อมาเพื่อป้อนเข้าสู่กระบวนการผลิตสำหรับผลิตเป็นสินค้าสำเร็จรูป
2. คลังสินค้าที่เป็นงานระหว่างผลิต (Work in Process Warehouse) เป็นวัสดุที่กิจการมีไว้ใช้ในการดำเนินการผลิตที่ได้เป็นส่วนสำคัญของสินค้าสำเร็จรูป
3. คลังสินค้าสำเร็จรูป (Finish Goods Warehouse) เป็นสินค้าหรือผลิตภัณฑ์ที่ผลิตเสร็จแล้วพร้อมจะจำหน่ายแก่ลูกค้าต่อไป

2.2 กิจกรรมหลักภายในคลังสินค้า

เป้าหมายของคลังสินค้า คือ เก็บรักษาสินค้าไว้ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้ โดยลดค่าใช้จ่ายให้ต่ำที่สุด กิจกรรมหลักของคลังสินค้าประกอบด้วย การรับสินค้า การจัดเก็บสินค้า การหยิบสินค้า การจัดเรียงและการส่งสินค้า นอกจากนี้ในบางคลังสินค้ายังมีกิจกรรมบริการสร้างมูลค่าเพิ่มอีกด้วย [4]

2.2.1 การรับสินค้า

การรับสินค้า (Receiving) หมายถึง การขนถ่ายสินค้าจากรถยนต์ รถไฟ เรือ เข้าเก็บรักษาในคลังสินค้า ซึ่งอาจใช้แรงงานคนหรือเครื่องทุ่นแรงก็ได้ สินค้าที่ขนถ่ายเข้าเก็บรักษาในคลังสินค้าจะมา

ในลักษณะเต็มคันรถ (Carload lot) เป็นส่วนใหญ่ มีการเคลื่อนย้ายเข้าที่เก็บรักษา (Transfer) หรือการขนย้ายสินค้าที่รับลงมาจากรถ เรือ ฯลฯ เมื่อมาถึงคลังสินค้าแล้วเข้าสู่ที่เก็บรักษาภายในคลังสินค้า

2.2.2 การจัดเก็บ

การจัดเก็บ (Storage) เป็นจากการแบ่งหมวดหมู่ (Selection) สินค้าที่รับเข้าคลังสินค้า ซึ่งมีจำนวนมากและอาจจะจัดรวมกันเพื่อความสะดวกรวดเร็วในการขนส่ง เมื่อมาถึงคลังสินค้าแล้วจึงมีการจัดกิจกรรมการคัดเลือก จัดเกรดและมาตรฐานสินค้าใหม่ แยกเป็นหมวดหมู่ เพื่อเตรียมจัดส่งไปยังลูกค้าที่มีความต้องการสินค้าแตกต่างกัน ดังนี้

1. การเก็บรักษาชั่วคราว คือการเก็บรักษาที่มีการหมุนเวียนอยู่เสมอ ระยะเวลาการเก็บรักษาสินค้าขึ้นอยู่ กับวงจรการจำหน่ายและการผลิตของใหม่ทดแทนของเก่าสิ่งสำคัญคือ การที่ต้องมีสินค้าสำรองในจำนวนเพียงพอกับความต้องการของลูกค้า
2. การเก็บรักษาระยะยาว คือการเก็บรักษาสินค้าในระยะเวลายาวนานกว่าปกติ อันมีสาเหตุมาจากสินค้านั้นๆ ผลิตได้บางฤดูกาล เช่น น้ำตาลผลิตจากอ้อย ซึ่งมีเพียงปีละ 1 ครั้ง ความต้องการสินค้าบางอย่างแปรผัน ไม่แน่นอนหรือใช้เฉพาะบางฤดูกาล เช่น เสื้อกันฝน เสื้อกันหนาว
3. การซื้อสินค้าในปริมาณมาก เพื่อให้ต้นทุนถูกลงหรือเพื่อเก็งกำไร

2.2.3 การหยิบสินค้า

โดยทั่วไปแล้วนั้นการออกแบบและควบคุมการหยิบสินค้า (Order picking) ของคลังสินค้าร้อยละ 80 ใช้การหยิบสินค้าแบบใช้คนเดินนำเอกสารไปหยิบสินค้าจากชั้นวาง (Manual picking) ทำให้ค่าใช้จ่ายด้านแรงงานในกิจกรรมนี้สูงถึงร้อยละ 60 ของค่าใช้จ่ายด้านแรงงานทั้งหมดและคิด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เป็นร้อยละ 50 ของค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานทั้งหมด [5] ทำให้กิจกรรมการหยิบสินค้ามักเป็นกิจกรรมที่หน่วยงานให้ความสนใจที่จะปรับปรุง เนื่องจากมีผลกระทบโดยตรงกับประสิทธิภาพของแรงงาน โดยทั่วไปการหยิบสินค้ามี 4 รูปแบบดังนี้ [4]

- **การหยิบรายออร์เดอร์ (Single Order Picking)** เป็นรูปแบบการหยิบที่ง่ายและสามารถพบได้ทั่วไป โดยจะเป็นการหยิบทีละออร์เดอร์ ซึ่งพนักงานหนึ่งคนจะรับผิดชอบหยิบสินค้าทั้งหมดในออร์เดอร์ ซึ่งจะเหมาะกับออร์เดอร์ที่ลูกค้าต้องการสินค้าหลายรายการ
- **การหยิบรายโซน (Zone Picking)** เป็นรูปแบบการหยิบที่เหมาะกับคลังสินค้าขนาดใหญ่ เนื่องจากรูปแบบนี้จะมีการแบ่งพื้นที่เพื่อจัดเก็บสินค้าเป็นโซน ซึ่งในแต่ละโซนจะมีพนักงานที่รับผิดชอบหยิบสินค้าเฉพาะภายในโซนของตนเองเท่านั้น ทำให้เมื่อนำสินค้าไปยังหน้าท่าจะต้องมีพื้นที่ในการรวบรวมสินค้าในแต่ละโซนอีกครั้ง
- **การหยิบรายกลุ่ม (Batch Picking)** เป็นรูปแบบการหยิบที่มักพบในคลังสินค้าที่มีระบบ WMS เนื่องจากรูปแบบการหยิบนี้จะต้องมีการรวบรวมสินค้าหนึ่งรายการจากหลายๆออร์เดอร์ เพื่อให้พนักงานหยิบสินค้าทำงานในบริเวณเดียวกัน ทำให้ง่ายต่อการหยิบ เมื่อเสร็จสิ้นการหยิบ จะมีการนำสินค้าไปคัดแยกตามจำนวนแต่ละออร์เดอร์อีกครั้ง
- **การหยิบรายกลุ่มรายโซน (Batch-Zone Picking)** เป็นรูปแบบการหยิบสินค้าที่นำเอาการหยิบแบบโซนและการหยิบแบบกลุ่มเข้าด้วยกัน คือ พนักงานหยิบสินค้าจะหยิบสินค้าภายในโซนที่ตนเองรับผิดชอบ แต่จะหยิบสินค้าจะทำเช่นเดียวกับการหยิบแบบกลุ่ม

นอกจาก 4 รูปแบบข้างต้นแล้วยังมีการหยิบสินค้าอีกรูปแบบหนึ่ง คือ พุต-ทู-สโตร์ (Put-to-Store) ซึ่งเป็นกิจกรรมย้อนกลับของรูปแบบการหยิบทั่วไป กล่าวคือ หลังจากพนักงานสแกนรหัสแท่ง (Barcode) ของสินค้าแต่ละชนิดแล้ว ระบบสารสนเทศจะระบุปริมาณและร้านสาขาที่ต้องการผ่าน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

อุปกรณ์เพื่อให้พนักงานกระจายสินค้าตามปริมาณและตำแหน่งที่ถูกกำหนดเป็นพื้นที่ชั่วคราวของสาขาจนครบทุกสาขาและทุกชนิดสินค้า ข้อดีของการกระจายสินค้าแบบนี้คือ ไม่ต้องมีการจัดเก็บสินค้าเข้าชั้นวาง ซึ่งเหมาะกับสินค้าที่มีปริมาณมากและหยิบเป็นหน่วยใหญ่ชัดเจน [6]

2.2.4 การจัดเรียงและส่งสินค้า

การจัดเรียงและส่งสินค้า (Sorting and Shipping) เป็นกิจกรรมสุดท้ายของกิจกรรมคลังสินค้า ซึ่งเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของสินค้าและการเตรียมการที่จะนำสินค้าขึ้นพาหนะขนส่งให้มีความปลอดภัย เพื่อไปยังที่สถานที่เก็บรักษา แหล่งผลิตหรือผู้บริโภค

2.3 การพยากรณ์

ท่ามกลางสภาพแวดล้อมทางธุรกิจที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลาทำให้การพยากรณ์เป็นปัจจัยที่สำคัญในการขับเคลื่อนนโยบายและการวางแผนในด้านต่างๆ โดยในการสร้างแบบพยากรณ์นั้นจะอาศัยตรรกะและข้อมูลในอดีต ซึ่งประสิทธิภาพของการพยากรณ์นั้นขึ้นอยู่กับการผสมผสานกันระหว่างข้อมูลเชิงปริมาณและข้อมูลเชิงคุณภาพ ไม่เลือกที่จะใช้ข้อมูลเชิงปริมาณหรือข้อมูลเชิงคุณภาพเพียงอย่างเดียวเท่านั้น โดยหลักการของการพยากรณ์มีดังนี้

Chulalongkorn University

- การพยากรณ์ตั้งอยู่บนสมมุติฐานว่าสาเหตุที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลจะยังคงอยู่และส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในอนาคต
- การพยากรณ์จะมีความคลาดเคลื่อนเสมออันเกิดจากปัจจัยที่เกี่ยวข้องและและการเกิดขึ้นของปัจจัยสุ่ม
- การพยากรณ์แบบรวม (Aggregate Forecasts) มักมีความแม่นยำกว่าการพยากรณ์แบบแยกย่อย (Individual Forecasts) เนื่องจากการพยากรณ์แบบรวมมีแนวโน้มของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไปจากค่าเฉลี่ยน้อยกว่าการพยากรณ์แบบแยกย่อย

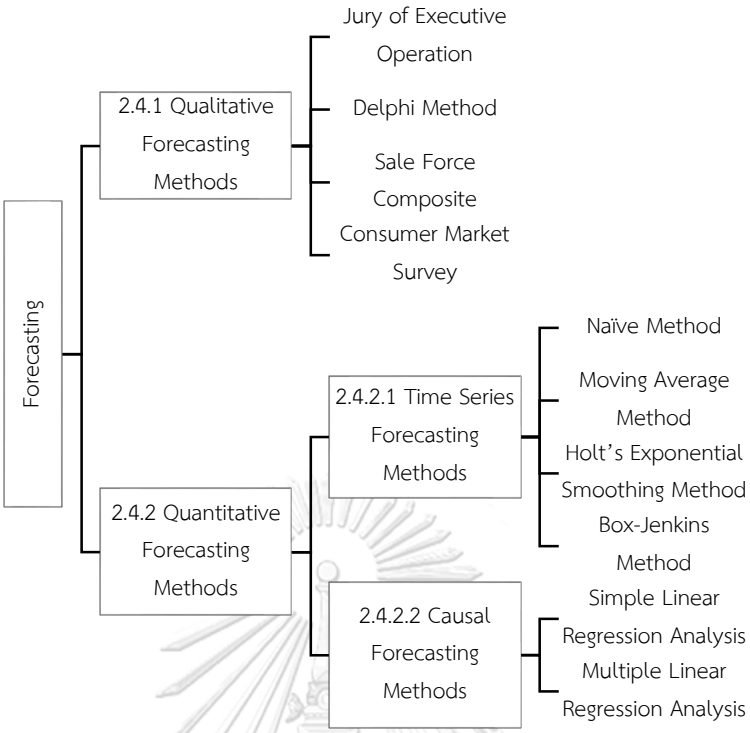
- การพยากรณ์ในระยะยาวมักมีความแม่นยำน้อยกว่าการพยากรณ์ในระยะสั้น เนื่องจากการพยากรณ์ในระยะยาวมีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานไปจากค่าเฉลี่ยมากกว่าการพยากรณ์ในระยะสั้น

2.4 ประเภทของการพยากรณ์

การพยากรณ์ในขั้นแรกอาจแบ่งเป็นการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะยาว โดยในการพยากรณ์ระยะยาวจำเป็นจะต้องมีการกำหนดทิศทางขององค์กรในระยะยาวจากผู้บริหารระดับสูง ส่วนในระยะสั้นจะมีใช้การพยากรณ์ในระดับปฏิบัติการ เพื่อกำหนดกลยุทธ์ในระยะสั้น ๆ เท่านั้น

การพยากรณ์ยังสามารถแบ่งได้ตามประเภทของผลิตผลของการพยากรณ์ (Output) โดยสามารถแบ่งออกเป็นผลิตผลเป็นตัวเลขที่ดีที่สุดตัวเดียว (Point Forecasts) และผลิตผลที่ได้เป็นช่วง (Interval forecasts) ซึ่งเป็นช่วงตัวเลขที่คาดการณ์ว่าค่าที่จะเกิดขึ้นจริงในอนาคตจะตกอยู่ในช่วงตัวเลขดังกล่าวหรือการแจกแจงความน่าจะเป็นนั่นเอง (Density forecasts) นอกจากนี้การพยากรณ์ยังสามารถแบ่งตามประเภทของข้อมูลออกเป็นการพยากรณ์เชิงคุณภาพและการพยากรณ์เชิงปริมาณ ดังรูปที่ 2-1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 2–1 ประเภทของการพยากรณ์ [7]

2.4.1 การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting Methods)

การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative Forecasting Methods) เป็นวิธีการที่ใช้ประสบการณ์ ความรู้ ความชำนาญหรือความคิดเห็นของผู้บริหารหรือผู้เชี่ยวชาญในการพยากรณ์ เป็นวิธีการที่ไม่ได้ใช้วิธีการทางวิทยาศาสตร์และไม่อาศัยวิธีการทางสถิติ ซึ่งเหมาะสมกับการพยากรณ์ในกรณีที่ข้อมูลในอดีตมีน้อยหรือใช้ในการพยากรณ์สินค้าใหม่ที่จะเข้าสู่ตลาด การพยากรณ์เชิงคุณภาพสามารถทำได้หลายวิธีการ [8] ดังนี้

- **การระดมความคิด (Jury of Executive Operation)** วิธีนี้เป็นการระดมความคิดหรือประชุมกลุ่มผู้บริหารของบริษัท โดยวิธีการนี้มีข้อเสียคืออาจเกิดการเอนเอียงหรือเกรงใจทำให้ไม่กล้าออกความคิดเห็น ถ้าความคิดเห็นไม่ตรงกับคนอื่นๆหรือไม่ตรงกับความคิดเห็นของ

ผู้มีอำนาจมากกว่าหรือผู้ถือหุ้นใหญ่และมักจะเห็นด้วยกับความคิดเห็นของผู้มีอำนาจมากกว่าหรือผู้ถือหุ้นใหญ่

- **การพยากรณ์ด้วยวิธีเดลไฟ (Delphi Method)** เทคนิคเดลไฟเป็นเทคนิคที่แก้ข้อเสียของวิธีการระดมความคิด ซึ่งอาจเกิดความเอนเอียงหรือคล้อยตามผู้อื่น โดยวิธีการเดลไฟจะไม่มีการให้ผู้บริหารพบปะพูดคุยกัน มาประชุมหรือระดมความคิดกันซึ่งๆหน้า แต่จะส่งจดหมายคำถามที่เกี่ยวกับสิ่งที่ต้องการพยากรณ์ให้ผู้บริหารทุกคนเขียนคำตอบกลับมาพร้อมทั้งระบุเหตุผล
- **การพยากรณ์ยอดขาย (Sale Force Composite)** เป็นวิธีการที่ให้ตัวแทนขาย พนักงานขายหรือหัวหน้าฝ่ายการตลาดในภาคต่างๆประมาณยอดขายของตนเองหรือในส่วนที่ตนเองรับผิดชอบ จากนั้นนำมารวบรวมเป็นเป็นค่าพยากรณ์ของบริษัท
- **การพยากรณ์โดยการสำรวจตลาด (Consumer Market Survey)** เป็นวิธีการที่ทำการสำรวจลูกค้าหรือผู้ที่คาดว่าจะเป็นลูกค้า เพื่อสำรวจความต้องการในอนาคต อาจทำการสำรวจโดยแบบสอบถาม จดหมาย การสัมภาษณ์ตัวต่อตัว การโทรศัพท์ไปสอบถาม เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.4.2 การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting Methods)

การพยากรณ์เชิงปริมาณเป็นการใช้ข้อมูลที่เป็นตัวเลข อาจมาจากข้อมูลในอดีตหรือการใช้ปัจจัยต่างๆ ที่เกี่ยวข้องมาพยากรณ์ โดยสามารถคำนวณและวัดผลเป็นตัวเลขได้ซึ่งการพยากรณ์เชิงปริมาณบางวิธีต้องใช้ข้อมูลและมีวิธีการที่ซับซ้อนกว่าการพยากรณ์เชิงคุณภาพ โดยสามารถแบ่งการพยากรณ์เชิงคุณภาพแยกย่อยออกเป็น 2 ประเภทด้วยกันดังนี้

2.4.2.1 วิธีการพยากรณ์เชิงสาเหตุ เป็นการพยากรณ์โดยตั้งสมมุติฐานว่าข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์มีความสัมพันธ์กับปัจจัยแวดล้อมต่างๆที่เกี่ยวข้อง เช่น สภาวะทางเศรษฐกิจ อัตรา

ดอกเบี้ย เป็นต้น โดยปัจจัยที่นำมาศึกษาต้องมีอย่างน้อย 2 ปัจจัยหรือ 2 ตัวแปร ดังนั้นวิธีการนี้จึงเป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์และปัจจัยที่เกี่ยวข้อง แล้วจึงนำมาพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปรสามารถแบ่งออกเป็นแบบจำลองการพยากรณ์ (Forecasting Model) ได้ดังนี้

1. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression Analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัวคือตัวแปรตาม (Dependent Variable: Y) และตัวแปรอิสระ (Independent Variable: X) ที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้นตรง (Linear) โดยการดูทิศทางความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว มีรูปแบบดังสมการที่ 2-1

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \varepsilon \qquad (2\text{-}1)$$

โดยกำหนด

Y คือ ตัวแปรตาม

x_1 คือ ตัวแปรอิสระ

β_0 คือ ค่าที่เกิดจากจุดที่เส้นตรงตัดกับแกน Y

β_1 คือ ค่าความชันหรืออัตราการเปลี่ยนแปลงของตัวแปร Y เมื่อตัวแปรอิสระ x_1 เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย

ε คือ ค่าความคลาดเคลื่อน

ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient ; r) เป็นตัวบ่งชี้ถึงความสัมพันธ์นี้ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์นี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1.0 ถึง +1.0 ซึ่งหากมีค่าใกล้ -1.0 นั่นหมายความว่าตัวแปรทั้งสองตัวมีความสัมพันธ์กันอย่างมากในเชิงตรงกันข้าม หากมีค่าใกล้ +1.0 นั่นหมายความว่า ตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์กันโดยตรงอย่างมาก และหากมีค่าเป็น 0 นั่นหมายความว่า ตัวแปร

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ทั้งสองตัวไม่มีความสัมพันธ์ต่อกัน โดยจะพิจารณาจากค่าสหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ตามเกณฑ์ต่อไปนี้ [16]

- $r < 0.20$ ระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรน้อย
- $0.21 < r \leq 0.40$ ระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรค่อนข้างน้อย
- $0.41 < r \leq 0.60$ ระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรปานกลาง
- $0.61 < r \leq 0.80$ ระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวค่อนข้างมาก
- $r > 0.80$ ระดับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรมาก

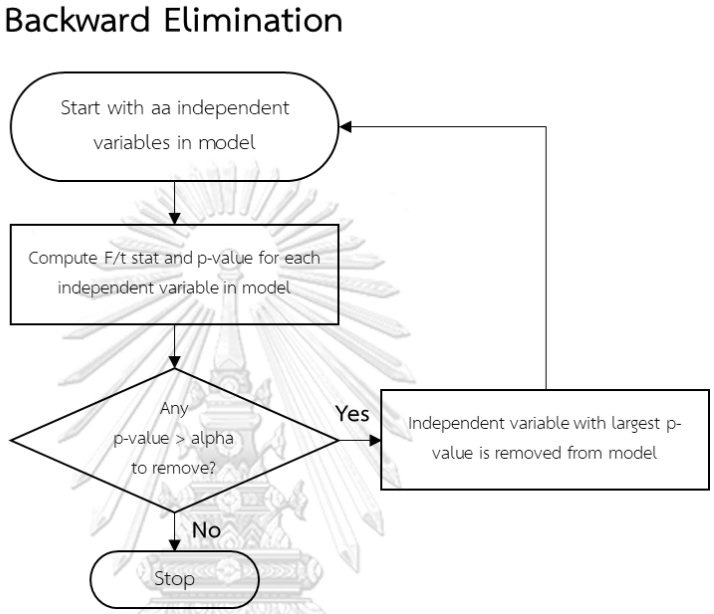
2. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression Analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ 2 ตัวขึ้นไปที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้นตรง โดยเริ่มต้นจะต้องแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยแผนภาพการกระจายหรือ Scatter Plot เพื่อใช้พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Y) และตัวแปรอิสระ (x) ทุกคู่ความสัมพันธ์ เพื่อดูความสัมพันธ์ของข้อมูลและสามารถคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เช่นเดียวกับการวิเคราะห์การถดถอยอย่างง่าย ดังสมการที่ 2-2

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon \qquad (2\text{-}2)$$

จากสมการตัวแปรตามขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระจำนวน k ตัว โดยค่า β_k เป็นตัวชี้วัดการเปลี่ยนแปลงเฉลี่ยของตัวแปรตามต่อ 1 หน่วยการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรอิสระ เมื่อตัวแปรอื่นๆ คงที่

การพิจารณาคัดเลือกปัจจัยอิสระเข้ามาในสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณนั้น วิธีแบบ Backward Elimination ซึ่งจะเป็นการนำทุกตัวแปรใส่ไว้ในสมการแบบพยากรณ์ จากนั้นจะพิจารณาค่า p-value ที่ระดับความเชื่อมั่นที่ต้องการ เช่น ระดับความเชื่อมั่น 95% หากตัวแปรใดมีค่า p-

value มากกว่า 0.05 จะถูกตัดออกจากแบบพยากรณ์ ครั้งละ 1 ตัวแปร โดยเลือกจากตัวแปรที่มีค่า p-value มากที่สุดออกก่อน จากนั้นจะทำการสร้างสมการแบบพยากรณ์ ใหม่ และตัดตัวแปรอิสระที่ไม่ Significant ออก จนไม่สามารถตัดออกได้อีก ดังรูปที่ 2-2



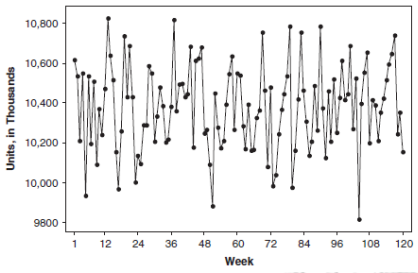
รูปที่ 2–2 ขั้นตอนการทำ Stepwise Selection แบบ Backward Elimination

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

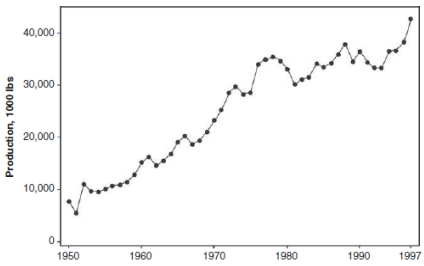
2.4.2.1 วิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting Methods) เป็นการนำข้อมูลในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์ โดยตั้งสมมุติฐานว่าข้อมูลในอดีตเป็นตัวบ่งชี้ข้อมูลในอนาคต เหมาะกับข้อมูลที่ค่อนข้างไม่มีการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบอย่างมีนัยสำคัญในแต่ละช่วงเวลาและยังเป็นวิธีการที่ง่ายต่อการเริ่มต้นการพยากรณ์ โดยสามารถแบ่งรูปแบบของข้อมูล (Data Pattern) ตามได้ดังนี้

1. ข้อมูลคงที่ (Horizontal, Stationary) คือ รูปแบบที่มีค่าเฉลี่ยคงที่อยู่รอบๆ ค่าค่าหนึ่ง ไม่เปลี่ยนแปลงมากนัก ดังรูปที่ 2-3 ก)

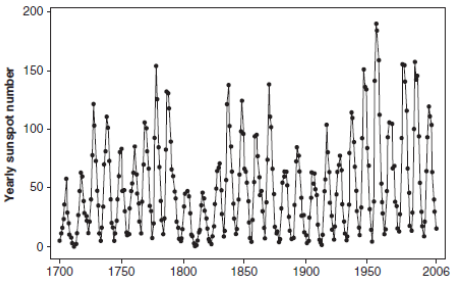
2. ข้อมูลที่เป็นแนวโน้ม (Trend) คือ รูปแบบการเพิ่มขึ้นหรือลดลง อย่างต่อเนื่อง ดังรูปที่ 2-3 ข)
3. ข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal) คือ เป็นรูปแบบความผันผวน ขึ้นหรือลง ที่เกิดขึ้นเป็นประจำ มีรูปแบบเกิดขึ้นซ้ำ ๆ ในช่วงเวลาเดิม ดังรูปที่ 2-3 ค)
4. ข้อมูลวงจรหรือวัฏจักร (Cyclical) คือ เป็นการเคลื่อนไหวซ้ำ ๆ ของการเพิ่มขึ้น หรือลดลง มักไม่มีเวลาการเกิดที่แน่นอน ดังรูปที่ 2-3 ง)



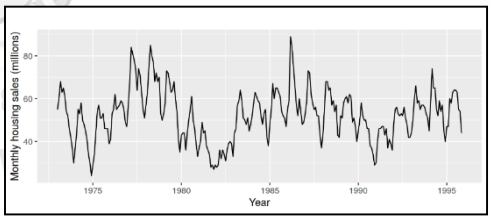
ก) ข้อมูลรูปแบบ Horizontal, Stationary



ข) ข้อมูลรูปแบบ Trend



ค) ข้อมูลรูปแบบ Seasonal



ง) ข้อมูลรูปแบบ Cyclical

รูปที่ 2–3 รูปแบบของข้อมูลในการพยากรณ์ [7]

จากรูปแบบของข้อมูลในแต่ละรูปแบบจะมีวิธีการที่ใช้ในการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลแตกต่างกันออกไป โดยสามารถแบ่งแบบจำลองการพยากรณ์ [8] ได้ดังนี้

1. **วิธีการแบบธรรมดา (Naïve Method)**

เป็นวิธีการที่ง่ายที่สุด เหมาะกับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวอยู่ในระดับคงที่ โดยจะให้ความสำคัญกับข้อมูลที่เกิดขึ้นล่าสุด ซึ่งข้อเสียคือเกิดความแปรปรวนสุ่มในบางค่าของข้อมูล เช่น หากข้อมูลล่าสุดมีค่าสูง การนำไปพยากรณ์จะให้ค่าสูงตามไปด้วย โดยมีสมการการคำนวณดังนี้

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t \qquad (2\text{-}3)$$

2. วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Method)

เป็นเทคนิคการพยากรณ์ที่สามารถใช้ได้ดีกับข้อมูลที่มีรูปแบบอนุกรมเวลาคงที่ ไม่สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีแนวโน้ม มีความแปรผันที่เกี่ยวกับฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยค่าพยากรณ์ ณ เวลา t ใดๆ มีสมการดังนี้

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{k}(Y_t + Y_{t-1} + Y_{t-2} + \cdots + Y_{t-k}) \qquad (2\text{-}4)$$

โดยกำหนด

$\hat{Y}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t+1$

Y_i คือ อนุกรมเวลา ณ เวลา t

k คือ ระยะของการเคลื่อนที่

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3. วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบโฮลท์ (Holt's Exponential Smoothing Method)

เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลโดยนำอนุกรมเวลาในอดีตมาวิเคราะห์องค์ประกอบ เพื่อกำหนดแบบพยากรณ์จำลองสำหรับการพยากรณ์ค่าอนาคต ซึ่งวิธีการนี้จะพิจารณาแนวโน้มโดยใช้ค่าคงในการปรับเรียบข้อมูล 2 ค่า คือ α และ β จึงเป็นวิธีที่ให้ความสำคัญกับข้อมูลปัจจุบัน โดยมีสมการการพยากรณ์ดังสมการที่ 2-5

$$\hat{Y}_{t+p} = L_t + pT_t \qquad (2\text{-}5)$$

โดยกำหนด

$\hat{Y}_{t+p}$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t+p$ โดยที่ p แทนจำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

L_t คือ ค่าประมาณของระยะตัดแกน ณ เวลา t โดยสามารถคำนวณได้จาก

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

T_t คือ ค่าประมาณของความชันของแนวโน้ม ณ เวลา t โดยสามารถคำนวณได้จาก

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1}$$

α คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบในแนวระดับมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

β คือ ค่าคงที่ในการปรับให้เรียบของแนวโน้มมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

p คือ ช่วงเวลา มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n โดยที่ n แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาล่วงหน้า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4. วิธีการบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins (ARIMA) Method)

เป็นเทคนิคการพยากรณ์ที่อาศัยพฤติกรรมของข้อมูลในอดีต เพื่อกำหนดรูปแบบในปัจจุบันและอธิบายแนวโน้มหรือปรากฏการณ์ต่างๆ ของตัวข้อมูลตัวเองในอนาคต โดยปกติข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์จะได้รับอิทธิพลจากปัจจัยสิ่งแวดล้อมต่างๆอยู่ก่อนแล้ว ดังนั้นผลที่ได้จากการพยากรณ์จะอยู่ภายใต้เงื่อนไขปัจจัยนั้นๆ เช่นเดิม ซึ่งเป็นการใช้ความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีตเป็นแนวทางในการวิเคราะห์หาค่าพยากรณ์ของข้อมูลในอนาคต ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ของค่าสังเกตในช่วงเวลาอดีตระหว่าง Y_t กับ Y_{t-1} และนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคตได้ มักใช้ในการพยากรณ์ระยะสั้นหรือปานกลางเท่านั้น เป็นวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีความซับซ้อนแต่ให้ความแม่นยำสูง เนื่องมาจากมีการพิจารณาลักษณะของอนุกรมเวลาที่คงที่ (Stationary) โดยมีการพิจารณาข้อมูลอนุกรมเวลา 3 รูปแบบคือ

1. รูปแบบอัตตถดถอย (Autoregressive Model หรือ AR)

กำหนดให้ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์เชิงถดถอยกับข้อมูลเดียวกันในอดีต สามารถคำนวณได้โดยใช้สมการรูปทั่วไป ดังสมการที่ 4-3

$$AR(p): Y_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1} + \emptyset_2 Y_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (2\text{-}5)$$

เมื่อ

$$\emptyset_0 = \mu\left(1 - \emptyset_1 - \emptyset_2 - \cdots - \emptyset_p\right)$$

โดยกำหนด

Y_t คือ ค่าตัวแปรตอบสนอง ณ ช่วงเวลา t

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \ldots, Y_{t-p}$ คือ ตัวแปรตอบสนอง ณ time lag ที่ $t-1, t-2, \ldots, t-p$

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$\emptyset_0, \emptyset_1, \ldots, \emptyset_p$ คือ เป็นสัมประสิทธ์ความถดถอยซึ่งประมาณได้โดยการหาที่ผลบวกของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองน้อยสุด

ε_t คือ ค่าคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

2. รูปแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Model หรือ MA)

กำหนดให้ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์กับความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่เกิดขึ้นในเวลาอดีต สามารถคำนวณได้โดยใช้สมการรูปทั่วไปดังสมการที่ 4-4

$$MA(q): Y_t = \mu + \varepsilon_t - \omega_1\varepsilon_{t-1} - \omega_2\varepsilon_{t-2} - \cdots - +\omega_q\varepsilon_{t-q} \quad (2\text{-}6)$$

โดยกำหนด

Y_t คือ ค่าตัวแปรตอบสนอง ณ ช่วงเวลา t

μ คือ ค่าเฉลี่ยคงที่ของกระบวนการ

ε_t คือ ค่าคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

$\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_q$ คือ ค่าสัมประสิทธ์ที่ต้องประมาณโดยผลรวมไม่จำเป็นต้องเท่ากับ 1 มีค่าเป็นบวกหรือลบก็ได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \ldots, \varepsilon_{t-q}$ คือ เป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นในอดีต q ช่วงเวลา

3. รูปแบบอัตตถดถอยผสมค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Autoregressive Moving Average Model หรือ ARMA)

กำหนดให้ข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์กับข้อมูลในอดีตและความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ในอดีต สามารถคำนวณได้โดยใช้สมการรูปทั่วไปดังสมการที่ 4-5

$$ARMA(p,q): Y_t = \emptyset_0 + \emptyset_1 Y_{t-1} + \emptyset_2 Y_{t-2} + \cdots + \emptyset_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - + \omega_q \varepsilon_{t-q} \quad (2\text{-}7)$$

ซึ่งในความเป็นจริงแล้ว การที่แต่ละองค์กรจะตัดสินใจเลือกใช้วิธีการพยากรณ์แบบใดนั้นเป็นเรื่องยาก มีงานวิจัยหลายฉบับที่บ่งชี้ว่าการใช้การพยากรณ์หลายๆวิธีการร่วมกันมีประสิทธิภาพกว่าการใช้การพยากรณ์เพียงวิธีการเดียว ดังนั้นการได้มาซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่ดีนั้นต้องอาศัยทั้งวิธีการเชิงปริมาณควบคู่ไปกับองค์ความรู้และประสบการณ์ที่ใช้ในการพยากรณ์เชิงคุณภาพ โดยทั้งวิธีการเชิงคุณภาพและวิธีการเชิงปริมาณมีลักษณะ จุดแข็งและจุดอ่อน ดังแสดงในตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2–1 ความแตกต่างของการพยากรณ์เชิงคุณภาพและการพยากรณ์เชิงปริมาณ

	การพยากรณ์เชิงคุณภาพ	**การพยากรณ์เชิงปริมาณ**
ลักษณะ	ขึ้นอยู่กับการตัดสินใจ ความคิดเห็น วิจารณญาณ ไม่ใช้ตรรกะทางคณิตศาสตร์	ใช้ตรรกะทางคณิตศาสตร์
จุดแข็ง	สามารถปรับเปลี่ยนได้ตามสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนไป	ไม่มีการเปลี่ยนแปลงและสามารถพิจารณาข้อมูลจำนวนมากได้ในเวลาเดียวกัน
จุดอ่อน	มีความเอนเอียง (Bias) ซึ่งจะทำให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ลดลง	บางข้อมูลไม่สามารถเก็บข้อมูลเป็นข้อมูลเชิงปริมาณได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

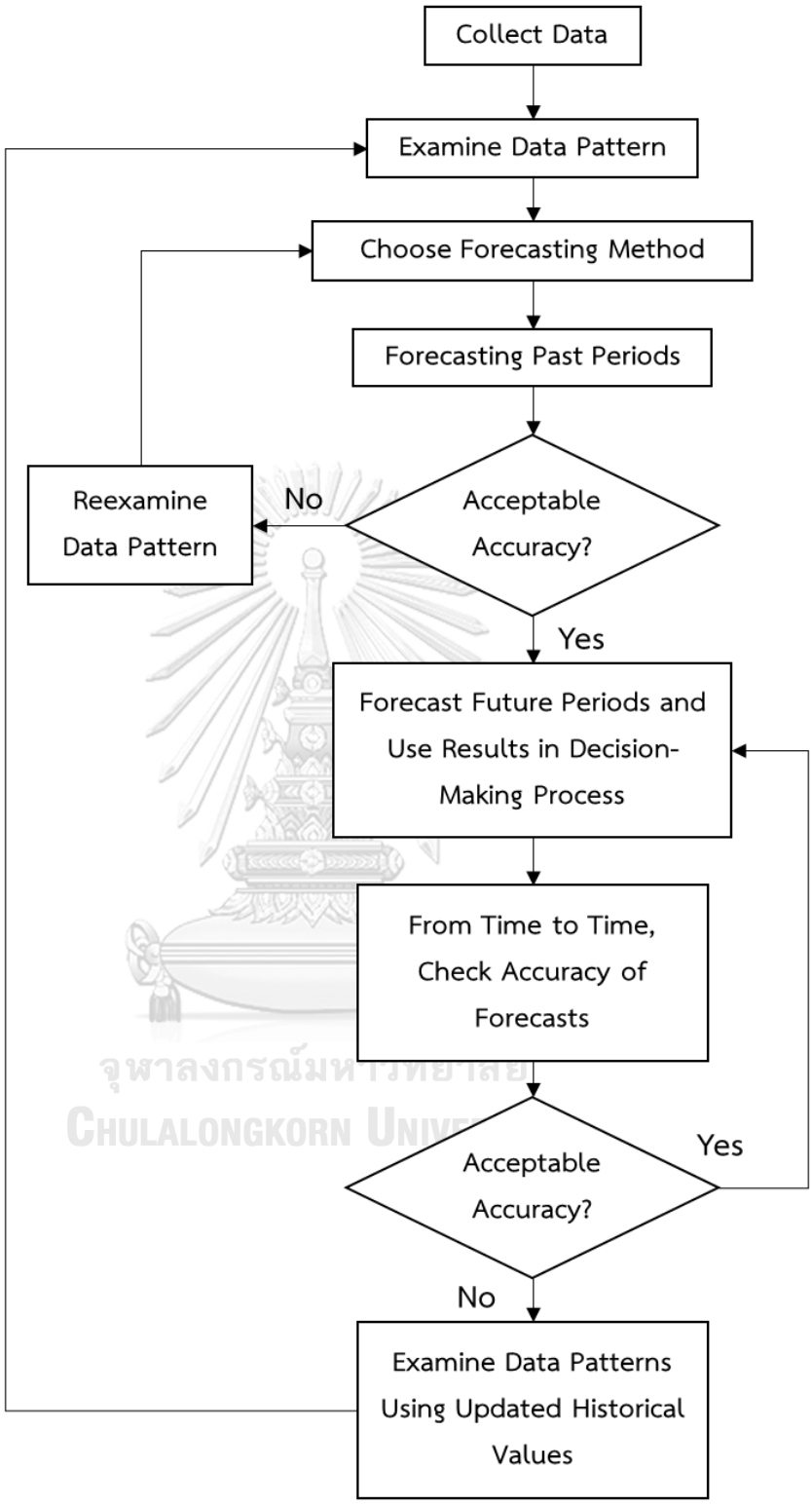
2.5 ขั้นตอนการพยากรณ์

กระบวนการการพยากรณ์เป็นการนำความรู้ ประสบการณ์และข้อมูลที่ได้รับจากในอดีตมาศึกษาและคาดการณ์อนาคต ดังนั้นสมมุติฐานที่ใช้คือเงื่อนไข รูปแบบ ความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีต

จะยังคงอยู่และคาดว่าจะเกิดขึ้นอีกในอนาคต การพยากรณ์จึงเป็นการนำข้อมูลในอดีตมาสร้างแบบพยากรณ์ เพื่อนำไปสู่การคาดการณ์ในอนาคต

เนื่องจากการพยากรณ์เป็นการรวบรวมข้อมูลในอดีต (Collect data) มาพิจารณารูปแบบของข้อมูล เพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ ดังนั้นมื่อเวลาผ่านไปจะเกิดข้อมูลใหม่เพิ่มเข้ามา จึงต้องมีการนำข้อมูลใหม่เหล่านั้นมารวบรวมเข้ากับข้อมูลในอดีตแล้วทำการตรวจสอบรูปแบบของข้อมูลและค่าคลาดเคลื่อนต่างๆอยู่เสมอ ว่ายังอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้หรือไม่ หากยอมรับได้จะสามารถใช้แบบพยากรณ์เดิมพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตต่อไปได้ แต่หากว่าไม่อยู่ในช่วงที่สามารถยอมรับได้จะต้องมีการตรวจสอบรูปแบบของข้อมูล เลือกแบบพยากรณ์และประมาณค่าพารามิเตอร์ใหม่ทั้งหมด ดังแสดงกระบวนการพยากรณ์ในรูปที่ 2-4 [7]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 2–4 ขั้นตอนการการพยากรณ์ในเชิงปฏิบัติ [7]

1. กำหนดปัญหาและเก็บข้อมูล

การกำหนดปัญหาและการเก็บข้อมูลมีความสัมพันธ์กันอย่างใกล้ชิด จึงถือว่าเสมือนเป็นขั้นตอนเดียวกัน หาการพิจารณาในส่วนของการพยากรณ์เชิงปริมาณ การกำหนดปัญหาก็คือการกำหนดข้อมูลที่เหมาะสม โดยข้อมูลจะต้องมีความถูกต้องและพร้อมนำมาใช้งาน ซึ่งในบางครั้งการเข้าถึงข้อมูลเป็นเรื่องยากและใช้เวลานาน และหากไม่มีข้อมูลที่เหมาะสมอาจต้องมีการพิจารณานำวิธีการพยากรณ์เชิงคุณภาพมาใช้แทน บ่อยครั้งที่เกิดปัญหาขึ้นกับการเก็บข้อมูลและการควบคุมคุณภาพของข้อมูลเมื่อจำเป็นจะต้องนำข้อมูลมาใช้ในการพยากรณ์ทางธุรกิจ

2. จัดการและทำความสะอาดข้อมูล (Data cleaning)

เมื่อข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์มีมากหรือน้อยเกินไปจะต้องมีการจัดการและทำความสะอาดข้อมูลเกิดขึ้น บางข้อมูลเกี่ยวข้องกับปัญหาที่เรากำหนด บางข้อมูลเกิดการสูญหาย (Missing Data) ซึ่งจะต้องมีการประมาณค่าเกิดขึ้น บางข้อมูลอาจต้องมีการกำหนดหน่วยใหม่ที่แตกต่างไปจากหน่วยเดิม บางข้อมูลอาจต้องมีการคำนวณมาก่อน เช่น ข้อมูลที่รวบรวมมาจากหลายแหล่ง บางข้อมูลสามารถใช้ได้แค่ในอดีตเท่านั้น ซึ่งโดยปกติแล้วข้อมูลที่เก็บรวบรวมมาจะต้องอยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมกับวิธีการหรือแบบพยากรณ์ที่นำข้อมูลนั้นมาพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3. สร้างแบบพยากรณ์และวัดผล

การสร้างแบบพยากรณ์และวัดผลจะเกี่ยวข้องกับการนำข้อมูลที่เก็บมาไปลองพยากรณ์ด้วยวิธีการต่าง ๆ ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลชุดนั้น โดยการวัดจะดูประเมินจากค่าความแม่นยำที่มากที่สุดหรือมีค่าความผิดพลาดเกิดขึ้นน้อยที่สุด ซึ่งการพยากรณ์ทุกวิธีมีโอกาสที่จะเกิดความคลาดเคลื่อนได้เสมอ โดยสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ได้จากผลต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ดังสมการที่ 2-6

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (2\text{-}6)$$

โดยกำหนด

e_t คือ ค่าประมาณความคลาดเคลื่อนสุ่มจากการพยากรณ์ ณ เวลา t

Y_{t_t} คือ ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

ในการพยากรณ์ข้อมูลชุดหนึ่ง ๆ อาจมีการใช้วิธีการพยากรณ์มากกว่า 1 วิธี ดังนั้นจึงต้องมีเกณฑ์การเลือกวิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดและมีความเหมาะสมที่สุด โดยสามารถพิจารณาได้จากวิธีการประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ได้ดังนี้

- **ค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (Mean Absolute Deviation : MAD)**

เป็นค่าที่วัดความแม่นยำของการพยากรณ์จากการเฉลี่ยค่าคลาดเคลื่อนที่เบี่ยงเบนไปจากค่าพยากรณ์ โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2-7

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

$$MAD = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|Y_t - \hat{Y}_t| \quad (2\text{-}7)$$

โดยกำหนด

Y_t คือ ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

- **ร้อยละของค่าสัมบูรณ์ของค่าความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)**

เป็นค่าที่วัดความแม่นยำของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์เทียบกับค่าจริง มีหน่วยเป็นร้อยละ โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2-8

$$MAPE = \frac{1}{n} \frac{\sum_{t=1}^{n} \left| Y - \hat{Y}_t \right|}{Y_t} \times 100 \qquad (2\text{-}8)$$

โดยกำหนด

Y_t คือ ค่าของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

- **ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองโดยเฉลี่ย (Root Mean Squared Error : RMSE)**

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

เป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าพยากรณ์จากแบบจำลองกับค่าจริงที่เกิดขึ้น หากค่า RMSE มีค่าน้อยกว่าแสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง ซึ่งหน่วยของค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้มีหน่วยเดียวกับค่าพยากรณ์ โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2-9

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} (Y - \hat{Y}_t)^2} \qquad (2\text{-}9)$$

4. การนำแบบพยากรณ์ที่ได้ไปใช้จริง

หลังจากนำข้อมูลมาสร้างแบบพยากรณ์ การพยากรณ์แล้วจะมีการเลือกแบบพยากรณ์ ที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์จริงซึ่งแบบพยากรณ์ที่ดีนั้นไม่จำเป็นต้องมีความซับซ้อน ยุ่งยากเสมอไป หากค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าวิธีที่มีขั้นตอนน้อย ง่ายต่อการเข้าใจไม่มากนัก ก็ควรเลือกใช้วิธีที่ง่ายต่อการเข้าใจ

5. การประเมินผลการพยากรณ์

เป็นขั้นตอนการเปรียบเทียบข้อมูลจากการพยากรณ์กับข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง หลังจากมีการนำแบบพยากรณ์ไปใช้จริงแล้ว จะมีการปรับปรุงข้อมูลและตรวจสอบความแม่นยำของแบบพยากรณ์โดยการนำไปวิเคราะห์หาค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นอยู่เสมอ เมื่อทราบค่าที่เกิดขึ้นจริง

2.6 การวางแผนทรัพยากรมนุษย์

การวางแผนทรัพยากรมนุษย์มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการดำเนินงานในอุตสาหกรรมทุกรูปแบบที่ต้องมีการใช้แรงงานคนในการขับเคลื่อนการผลิตและการทำงานในด้านต่างๆขององค์กร

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.6.1 ความหมายของการวางแผนทรัพยากรมนุษย์

การวางแผนทรัพยากรมนุษย์ หมายถึง กระบวนการคาดการณ์ความต้องการของทรัพยากรมนุษย์ขององค์การเป็นการล่วงหน้าว่าต้องการบุคคลประเภทใด ระดับใด จำนวนเท่าใด และต้องการเมื่อใด (Put The Right Man On The Right Job) และกำหนดวิธีการที่จะได้มาซึ่งทรัพยากรบุคคลที่ต้องการ ว่าจะได้มาจากไหน อย่างไร ตลอดจนการกำหนดนโยบาย และระเบียบปฏิบัติต่างๆ เพื่อที่จะให้ทรัพยากรบุคคลที่มีอยู่ให้เกิดประโยชน์สูงสุด เมื่อวิเคราะห์คำนิยามของการวางแผนบุคคลที่กล่าวมาจะพบว่ามีองค์ประกอบ 2 ส่วนที่น่าสนใจ คือ การคาดการณ์ (Forecasting) และการ

กำหนดแผนปฏิบัติ (Programming) การคาดการณ์ จะเกี่ยวข้องกับจำนวนประเภท และคุณภาพของบุคคลที่องค์การต้องการในอนาคต ส่วนการกำหนดแผนปฏิบัติ จะเกี่ยวข้องกับการแสวงหา และกำหนดวิธีการพัฒนากิจกรรมต่าง ๆ ในองค์การ กล่าวได้ว่า เป็นการนำแนวคิดจากการคาดการณ์มาสู่การปฏิบัติจริง [9]

การวางแผนทรัพยากรมนุษย์ หมายถึง กระบวนการของการวิเคราะห์ความต้องการกำลังคนขององค์การภายใต้สถานการณ์ของการเปลี่ยนแปลงและการพัฒนาหรือกำหนดกิจกรรมต่างๆที่จำเป็นและทำให้ความต้องการดังกล่าวได้รับความสำเร็จหรือเป็นที่น่าพอใจ [10]

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ธรรมชาติของอุปสงค์ของคลังสินค้าประเภทค้าปลีกมักมีความผันผวนในช่วงระยะเวลาสั้นๆ โดยคลังสินค้าต่างๆรับมือกับความผันผวนนี้ด้วยการจ้างพนักงานประจำและชั่วคราว [11] โดยเฉพาะในกิจกรรมการหยิบสินค้าซึ่งเป็นกิจกรรมคลังสินค้าที่มีความสำคัญมากที่สุดและเป็นกิจกรรมที่ใช้ชั่วโมงแรงงานมากที่สุด การมีพนักงานหยิบสินค้าไม่เพียงพอจะส่งผลกระทบกับระดับการให้บริการหรือในทางตรงกันข้ามหากมีการวางแผนให้มีพนักงานหยิบสินค้าที่มากเกินไปก็จะส่งผลกระทบต่อค่าใช้จ่ายด้านแรงงาน [12] แต่เนื่องจากอุปสงค์มักมีรูปแบบที่ไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (Non–Stationary) ทำให้การวางแผนแรงงานเป็นเรื่องที่สำคัญ [13] ดังนั้นกลยุทธ์การวางแผนแรงงานที่มีประสิทธิภาพที่สุดต้องมีความยืดหยุ่นและความสมดุลของภาระงาน [11] เพื่อรักษาระดับการให้บริการและลดความไม่แน่นอนของอุปสงค์ลง ซึ่งความยืดหยุ่นของแรงงาน (Workforce Flexibility) สามารถใช้ในการชดเชยผลกระทบของการพยากรณ์ที่ผิดพลาด (Forecasting Errors) โดยประเมินจากสัดส่วนของพนักงานชั่วคราวและและระดับการฝึกงานต่างแผนก ความยืดหยุ่นของ

Chulalongkorn University

แรงงานจึงเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการรับมือกับความผันผวนและสามารถลดค่าใช้จ่ายด้านการจัดการแรงงานลง [14]

นอกจากการจัดการแรงงานแล้ว ยังมีการปรับปรุงการออกแบบและควบคุมการหยิบสินค้า (Order Picking) เนื่องจากกิจกรรมการหยิบสินค้ามักเป็นกิจกรรมที่หน่วยงานให้ความสนใจที่จะปรับปรุง มีผลกระทบโดยตรงกับประสิทธิภาพของแรงงาน โดยงานวิจัยต่างๆที่ได้ศึกษาวิธีการปรับปรุงการหยิบสินค้า เช่น การจัดลำดับการหยิบ (Order Picking Sequencing) และการกำหนดเส้นทางแบบฮิวริสติกส์ (Routing Heuristics) รวมไปถึงการนำทั้งสองวิธีข้างต้นใช้ร่วมกัน [15]

ดังนั้นนอกจากการจัดการแรงงานและการปรับปรุงการหยิบสินค้า T. Gilsa และคณะ [12] ได้ศึกษาการพยากรณ์ภาระงานสำหรับคลังสินค้าอะไหล่รถยนต์แห่งหนึ่ง โดยใช้วิธีอนุกรมเวลาในการพยากรณ์จำนวนบรรทัดในการสั่งซื้อสินค้า (Order line) ที่มี Data pattern แบบมีแนวโน้มและฤดูกาล โดยใช้วิธีการพยากรณ์หลายๆวิธีเปรียบเทียบกันดังนี้

1. Naïve method
2. Moving average method
3. Exponential smoothing model
4. SARIMA model
5. การพยากรณ์แบบ Composite (CF)

ซึ่งแยกพยากรณ์ในแต่ละโซน และพบว่าในแต่ละโซนใช้แบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดที่แตกต่างกันไป และสามารถนำผลการพยากรณ์ไปคำนวณหาความต้องการใช้จำนวนพนักงานหยิบสินค้าในแต่ละวัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ศิริเทพ จันทร์บุญแก้ว [8] ศึกษาปริมาณสายโทรเข้าศูนย์บริการของธนาคารพาณิชย์ โดยได้เปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยวิธีปรับให้เรียบ (Exponential Smoothing Methods) วิธีของบอกซ์-เจนกินส์ (ARIMA) และวิธีการปัจจุบันของธนาคาร ซึ่งได้พยากรณ์ 5 กลุ่มตามกลุ่มการให้บริการและพยากรณ์แบบรายเดือนและรายวัน และพบว่าวิธีของบอกซ์-เจนกินส์ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด จากนั้นนำผลการพยากรณ์ที่ได้ไปคำนวณหาจำนวนพนักงานให้บริการ

ชัชชญา เสริมพงษ์พันธ์ [16] ใช้สมการเชิงถดถอยในการพยากรณ์ความต้องการปูนซีเมนต์ในประเทศไทย โดยศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระทางเศรษฐกิจมหภาคและปัจจัยด้านประชากรกับตัวแปรตามคือ ปริมาณความต้องการปูนซีเมนต์ในประเทศไทย ซึ่งเป็นการสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) และทำการพัฒนาเป็นแบบจำลองผสมระหว่างแบบพยากรณ์ถดถอยเชิงพหุคูณกับแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้เทคนิคการกำหนดน้ำหนักในผลรวมการพยากรณ์

ศุภวิชญ์ ดำรงค์กิจการ [17] ศึกษาการขาดอัตรากำลังที่จะรองรับการเติบโต และการมอบหมายงานที่ไม่เหมาะสมกับเจ้าหน้าที่ส่งผลให้เจ้าหน้าที่ทำงานหนักของคลินิกทันตกรรมแห่งหนึ่ง โดยเริ่มจากการวิเคราะห์สถานการณ์ปัจจุบันโดยใช้การเขียนแผนผังระบบงาน (Integration Definition for Function Modeling : IDEF0) มาอธิบายหน้าที่ของงานและความสัมพันธ์ของหน้าที่ต่างๆในระบบ จากนั้นสร้างเมทริกซ์เพื่อดูความรับผิดชอบของงานแต่ละตำแหน่ง และวิเคราะห์ขอบเขตพร้อมทั้งความต้องการด้านกำลังคน เมื่อทราบกำลังคนในปัจจุบันแล้วนำมาเปรียบเทียบกับกำลังคนที่ต้องการพบว่ามีชั่วโมงการทำงานที่มากเกินไป ดังนั้นจึงมีการนำชั่วโมงการทำงานที่มากเกินไปไปวางแผนการทำงานล่วงเวลา และสุดท้ายได้ทำการแผนอัตรากำลังคนในอนาคตโดยใช้วิธีการพยากรณ์แบบฤดูกาลของวินเทอร์ (Winter's Linear and Seasonal Exponential Smoothing method) และการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

พยากรณ์แบบวิเคราะห์ความถดถอย (Regression analysis method) มาพยากรณ์ความต้องการใช้บริการของคลินิกทันตกรรมในอนาคต จากนั้นนำข้อมูลการพยากรณ์ความต้องการใช้บริการไปคำนวณกำลังคนที่ต้องการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่3

ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

เพื่อให้เข้าใจข้อมูลพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้มากขึ้น ในบทนี้จะกล่าวถึงข้อมูลทั่วไปของผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย (Stakeholder) ข้อมูลทั่วไปของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา แผนก Cross Docking

3.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย

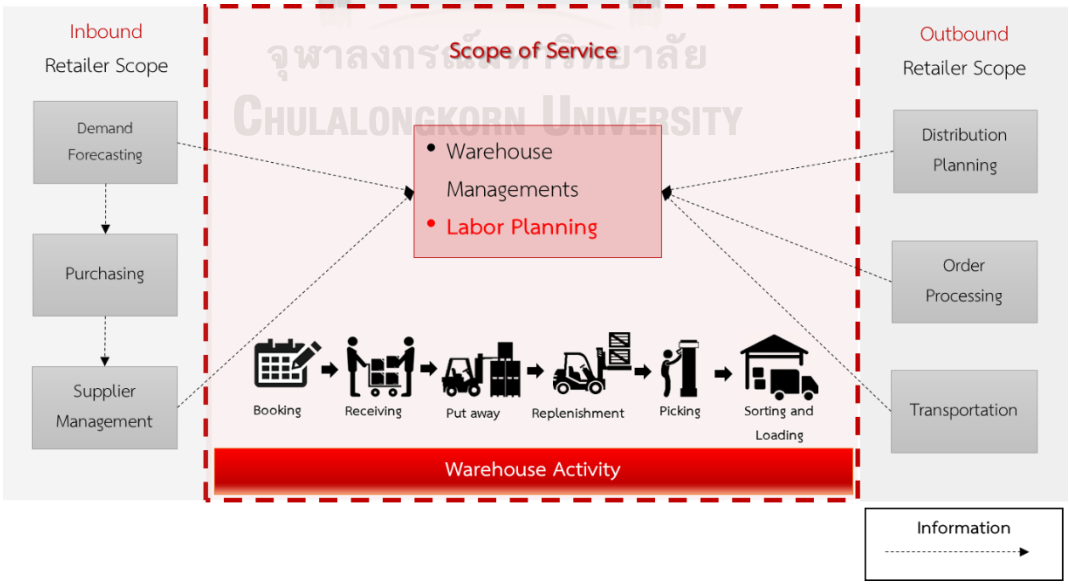
ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาเป็นศูนย์กระจายสินค้าที่มีผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย 2 ส่วนด้วยกันคือ “ผู้ว่าจ้าง”เป็นเจ้าของสินค้า คลังสินค้า ระบบการจัดการคลังสินค้าและ“บริษัทผู้ให้บริการ 3PL” เป็นผู้รับเหมาให้บริการจัดการคลังสินค้า

3.1.1 ข้อมูลทั่วไปของผู้ว่าจ้าง

ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา มีลักษณะการบริหารคลังสินค้าแบบคลังสินค้าสัญญา (Contracted Warehousing) มีการเปิดดำเนินงานมาตั้งแต่ปี ค.ศ. 1998 จนถึงปัจจุบัน รวมระยะเวลากว่า 22 ปี โดยผู้ว่าจ้างได้ทำสัญญาว่าจ้างให้ผู้ให้บริการ 3PL โดยใช้การบริหารแบบบัญชีเปิด (Open Account) ซึ่งมีข้อกำหนดต่างๆในสัญญา เช่น ดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพการ การปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานและการควบคุมค่าใช้จ่าย

ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาจัดเก็บและกระจายสินค้าประเภทอุปโภคและบริโภค (Dried Food) ไปยังหน้าร้านจำนวน 247 สาขาทั่วประเทศ โดยแบ่งประเภทของหน้าร้านเป็น 9 รูปแบบตามตามขนาดพื้นที่และรายการสินค้าที่จำหน่าย และรูปแบบออนไลน์ 1 สาขา เพื่อเข้าถึงกลุ่มลูกค้าที่มีความหลากหลาย โดยมีสินค้าที่จัดจำหน่ายมากกว่า 26,000 รายการ จากผู้ผลิตทั้งในและ

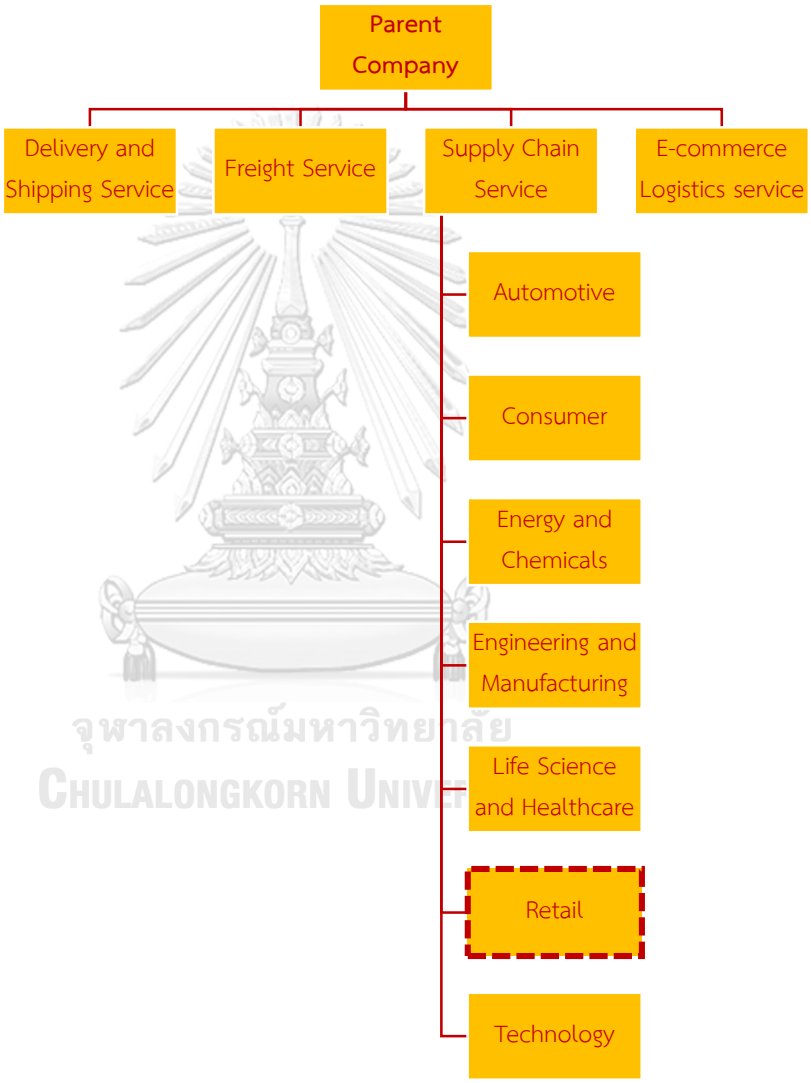
ต่างประเทศ ซึ่งผู้ว่าจ้างเป็นผู้กำหนดและวางแผนในการนำสินค้าเข้าและออกจากศูนย์กระจายสินค้า โดยในส่วนของขาเข้า (Inbound) ดังรูปที่ 3-1 ผู้ว่าจ้างจะเป็นผู้พยากรณ์ปริมาณความต้องการสินค้า การจัดซื้อ รวมไปถึงการจัดการผู้จัดสนองสินค้า (Supplier) และในส่วนของขาออก (Outbound) ผู้ว่าจ้างจะเป็นผู้วางแผนการกระจายสินค้า บริหารจัดการคำสั่งซื้อ รวมไปถึงวางแผนการขนส่งร่วมกับผู้รับเหมาด้านขนส่ง (Outsourcing) ซึ่งการวางแผนและการกำหนดปริมาณสินค้าทั้งหมดจะมีการส่งข้อมูลเข้าระบบมายังศูนย์กระจายสินค้า โดยขอบเขตการให้บริการของผู้ให้บริการ 3PL จะเป็นในส่วนของกิจกรรมคลังสินค้าทั้งหมด ตั้งแต่กิจกรรมการรับสินค้าเข้ามาภายในคลังสินค้า ตลอดจนการนำสินค้าลงรถบรรทุก นอกจากนี้ยังมีการวางแผนแรงงาน (Labor Planning) ที่ต้องใช้ในกิจกรรมคลังสินค้า และในส่วนของการขนส่ง (Transportation) นั้น ผู้ว่างจ้างมีการจัดจ้างผู้รับเหมาภายนอกให้ดำเนินการขนส่งสินค้าไปยังหน้าร้านทั่วประเทศ โดยผู้ว่าจ้างมีการบริหารจัดการแยกส่วนออกไปจากกิจกรรมคลังสินค้าโดยสิ้นเชิงแต่มีการสื่อสารข้อมูลกันระหว่างผู้ให้บริการ 3PL และผู้รับเหมาด้านขนส่ง



รูปที่ 3–1 ขอบเขตความรับผิดชอบของผู้ให้บริการ 3PL

3.1.2 ข้อมูลของผู้ให้บริการ 3PL

ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาเป็นศูนย์กระจายสินค้าที่ดำเนินการโดยบริษัทผู้ให้บริการ 3PL ซึ่งเป็นบริษัทข้ามชาติ มีสำนักงานใหญ่อยู่ที่ต่างประเทศ โดยบริษัทแม่ประกอบธุรกิจ 4 ธุรกิจหลักดังแสดงในรูปที่ 3-2 มีรายละเอียดดังนี้



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 3–2 กลุ่มธุรกิจหลักและภาคธุรกิจย่อยบริษัทแม่ของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL

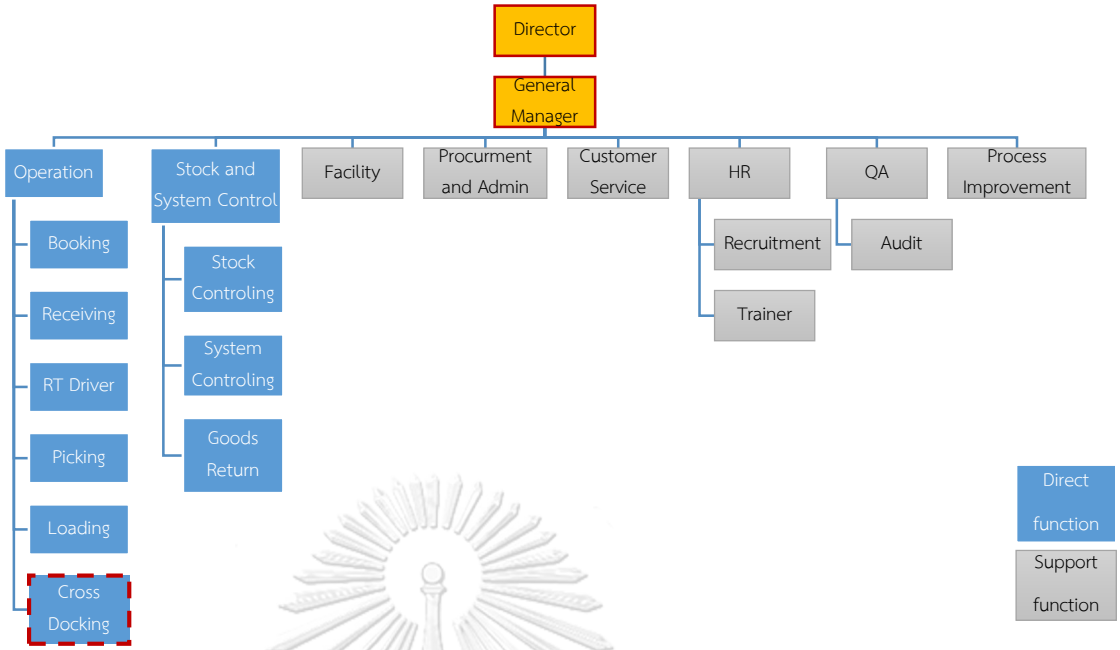
1. ธุรกิจการให้บริการด้านการจัดส่งสินค้า (Delivery and Shipping Service) เป็นธุรกิจที่ให้บริการขนส่งสินค้าทั้งในและต่างประเทศ
2. ธุรกิจการให้บริการด้านการขนส่งสินค้าทั้งทางบก ทางอากาศและทางน้ำ (Freight Service) เป็นธุรกิจที่ให้บริการขนส่งสินค้ากับหน่วยธุรกิจขนาดใหญ่
3. ธุรกิจการให้บริการด้านห่วงโซ่อุปทาน (Supply Chain Service) หรือให้บริการ 3PL โดยให้บริการจัดการกิจกรรมภายในคลังสินค้า รวมไปถึงเทคโนโลยีด้านคลังสินค้า
4. ธุรกิจการให้บริการด้านโลจิสติกส์ให้กับผู้ประกอบการธุรกิจออนไลน์ (E-commerce Logistics Service) ให้บริการด้านเว็บไซต์และการจัดการคลังสินค้าขนาดเล็ก

ซึ่งในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงเพียงธุรกิจการให้บริการด้านห่วงโซ่อุปทานหรือการให้บริการ 3PL เท่านั้น ซึ่งบริษัทผู้ให้บริการ 3PL ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาอยู่ในภาคธุรกิจด้านค้าปลีก มีขอบเขตการให้บริการในกิจกรรมหลักตั้งแต่การรับสินค้า จัดเก็บสินค้า หยิบสินค้า และการจัดเรียงและส่งสินค้า รวมไปถึงให้บริการด้านกิจกรรมสนับสนุน (Support function) ในด้านต่างๆ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.1.3 โครงสร้างองค์กรของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL ที่ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

โครงสร้างองค์กรของผู้ให้บริการ 3PL ประกอบด้วย 3 ส่วนหลักคือ ส่วนที่เป็นงานปฏิบัติการ (Direct Function) งานควบคุมและดูแลระบบ (Stock and System Control) และส่วนที่เป็นงานสนับสนุน (Support Function) ในแต่ละส่วนงานจะมีผู้จัดการแผนก หัวหน้าแผนกและพนักงานประจำแผนกดังรูปที่ 3-3 โดยมีรายละเอียดดังนี้



รูปที่ 3–3 ผังโครงสร้างองค์กรของบริษัทผู้ให้บริการ 3PL

1. งานปฏิบัติการ (Direct Function) ประกอบไปด้วยแผนกต่างๆดังนี้

- แผนกรับนัดส่งสินค้า (Booking) เป็นแผนกที่รับนัดวัน เวลา และจองประตูลงสินค้าให้กับผู้ผลิตสินค้าหรือผู้จัดหาสินค้า (Suppliers)
- แผนกรับสินค้า (Receiving) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ตรวจสอบสภาพ จำนวนสินค้า และความถูกต้องของเอกสารที่ผู้จัดสนองสินค้ามาส่ง พร้อมทั้งทำรับเข้าระบบ WMS
- แผนกขับรถยกสูง (Reach Truck Driver) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ขับรถ Reach Truck เพื่อเคลื่อนย้ายพาเลทสินค้าไปยังตำแหน่งต่างๆภายในคลังสินค้า
- แผนกหยิบสินค้า (Picking) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่หยิบสินค้าตามจำนวนและตำแหน่งที่ระบบระบุ
- แผนกนำส่งสินค้า (Loading) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ขนย้ายสินค้าที่ทำการ Picking เรียบร้อยแล้วขึ้นรถบรรทุก พร้อมมีการบันทึกรายละเอียดต่าง ๆ ลงระบบ WMS

- แผนก Cross Docking เป็นแผนกที่เป็นเหมือนศูนย์กระจายสินค้าย่อยอีกหนึ่งศูนย์ภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาประกอบด้วยกิจกรรมตั้งแต่การรับสินค้า การหยิบสินค้า และการโหลดสินค้าลงรถบรรทุก ซึ่งจะมีขั้นตอนในการทำงานน้อยกว่าการกระจายสินค้ารูปแบบ Stocking

2. งานควบคุมและดูแลระบบ (Stock and System Control) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ควบคุมดูแลระบบ พร้อมทั้งตรวจสอบความถูกต้องของจำนวนสินค้าในระบบกับจำนวนสินค้าจริง โดยมีแผนกย่อยดังนี้

- แผนกควบคุมสินค้า (Stock Control) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ตรวจสอบความถูกต้องของสินค้าทั้งในด้านจำนวนและตัวสินค้า จะมีการทำกิจกรรมการนับสินค้า (Cycle Counting) เพื่อคอยตรวจสอบความถูกต้องของสินค้าในระบบกับสินค้าจริง โดยจะมีการปรับจำนวนสินค้าให้ตรงตามระบบ ซึ่งจะมีกระบวนการขออนุมัติจากผู้ว่าจ้างต่อไป
- แผนกควบคุมระบบ (System Control) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ควบคุมและตรวจสอบความถูกต้องของการนำข้อมูลต่าง ๆ เข้าระบบ เช่น ข้อมูลขนาดของสินค้า ข้อมูลการปรับจำนวนสินค้าที่เกิดจากการ Cycle count เป็นต้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

- แผนกรับคืนสินค้า (Goods Return) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่รับสินค้าที่คืนกลับมาจากสาขาในกรณีต่างๆ เช่น สินค้าเสียหายจากการขนส่ง สินค้าใกล้หมดอายุ สินค้าที่ผู้จัดสนองสินค้าเรียกคืน เป็นต้น

3. งานสนับสนุนการปฏิบัติการ (Support Function) เป็นแผนกต่าง ๆ ที่เป็นการสนับสนุนงานปฏิบัติการ ได้แก่แผนกดังต่อไปนี้

- แผนกอำนวยความสะดวก (Facility) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ดูแลความเรียบร้อยทั่ว ๆ ไปของคลังสินค้า และซ่อมบำรุงสาธารณูปโภคทั่วไป
- แผนกจัดซื้อและธุรการ (Procurement and Admin) ทำหน้าที่จัดซื้อวัสดุ อุปกรณ์สำนักงานและอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง พร้อมทั้งดูแลเรื่องงานธุรการด้านต่าง ๆ
- แผนกลูกค้าสัมพันธ์ (Customer Service) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ประสานงานและสื่อสารระหว่างศูนย์กระจายสินค้ากับสาขา ในเรื่องต่าง ๆ
- แผนกทรัพยากรบุคคล (Human Resource) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่คัดเลือกบุคลากรเข้าทำงาน พร้อมทั้งดูแลเรื่องสวัสดิการด้านต่าง ๆ รวมไปถึงการฝึกอบรมพนักงานให้สามารถทำงานได้ตามมาตรฐานของบริษัท
- แผนกประกันคุณภาพ (Quality Assurance) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่ตรวจสอบมาตรฐานการทำงาน ตรวจสอบตัวชี้วัดประสิทธิภาพการทำงาน รวมไปถึงควบคุมเอกสารต่าง ๆ ให้เป็นไปตามนโยบายของบริษัท
- แผนกปรับปรุงการปฏิบัติการ (Process Improvement) เป็นแผนกที่ทำหน้าที่พัฒนา แก้ไขและปรับปรุงกระบวนการทำงาน ให้สอดคล้องกับตัวชี้วัดต่าง ๆ ที่ได้ตกลงกับผู้ว่าจ้างไว้

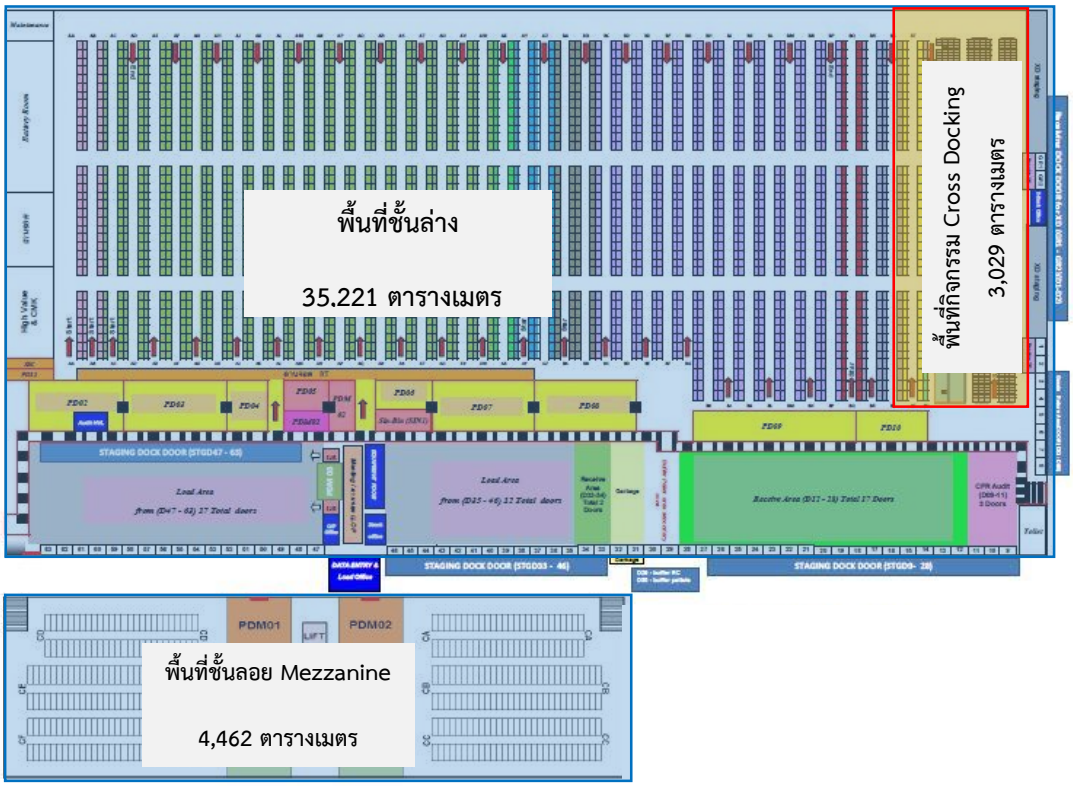
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

3.2 ข้อมูลทั่วไปของศูนย์กระจายสินค้า

ศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาบริการจัดการคลังสินค้าโดยบริษัทให้บริการ 3PL ดังนั้นเพื่อให้เข้าใจข้อมูลพื้นที่และการจัดเก็บโดยทั่วไปของศูนย์กระจายสินค้า รวมไปถึงกิจกรรมในศูนย์กระจายสินค้า ในส่วนนี้จะกล่าวถึงพื้นที่ในส่วนต่าง ๆ และกิจกรรมคลังสินค้าของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

3.2.1 พื้นที่และการจัดเก็บสินค้า

บริษัทกรณีศึกษาดำเนินงานกระจายสินค้าให้กับบริษัทธุรกิจค้าปลีกอุปโภคบริโภคสมัยใหม่ (Modern Trade Consumer Product) ศูนย์กระจายสินค้าแบ่งสินค้าตามรูปแบบการกระจายสินค้าเป็น 2 ประเภทดังกล่าวในตอนต้น การดำเนินกิจกรรมของสินค้าทั้งสองอยู่ภายใต้อาคารเดียวกันดังรูปที่ 3-4 มีพื้นที่รวมทั้งสิ้น 42,712 ตารางเมตร โดยแบ่งการจัดเก็บสินค้าออกเป็น 3 ส่วนดังรูปที่ 3-4 โดยมีรายละเอียดดังนี้



รูปที่ 3–4 แผนผังศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

1. พื้นที่ชั้นล่าง มีพื้นที่ 35,221 ตารางเมตร ใช้ดำเนินกิจกรรมรับสินค้า จัดเก็บสินค้า หยิบสินค้า การเติมเต็มสินค้า และการจัดเรียงสินค้าขึ้นรถบรรทุก มีพนักงานปฏิบัติงานจำนวน

530 คน โดยในส่วนของการจัดเก็บใช้ Selective pallet rack 7 ชั้นในการจัดเก็บสินค้า โดยแบ่งการจัดเก็บเป็น 2 ส่วนประกอบด้วย

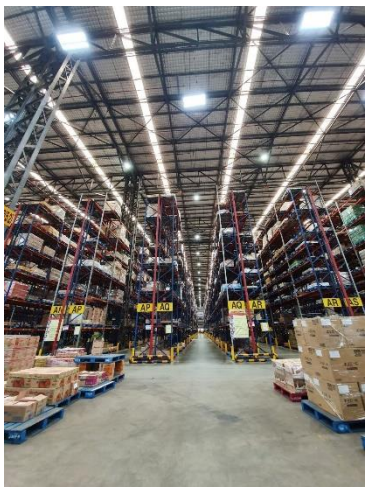
- ตำแหน่งพร้อมหยิบสินค้า (Pickface) เป็นพื้นที่ที่ใช้หยิบสินค้า โดยใช้พื้นที่ 2 ชั้นด้านล่างของ Selective Pallet Rack จำนวน 10,796 ตำแหน่ง มีการเก็บสินค้าแยกเป็นกลุ่ม 7 กลุ่ม ตามลักษณะสินค้าและวิธีการหยิบได้แก่

  - สินค้าหยิบเป็นลัง เป็นสินค้าที่หยิบในหน่วยนับใหญ่ที่สุด โดยหยิบยกทั้งลัง
  - สินค้าหยิบแพ็ค เป็นสินค้าที่หยิบเป็นหน่วยย่อยรองลงมาจากลัง โดยจะเปิดลังเพื่อหยิบแพ็คสินค้าภายใน
  - สินค้ามูลค่าสูง เป็นสินค้าที่มีราคาสูง เช่น เบียร์ เหล้าและไวน์
  - สินค้าประเภทข้าวและน้ำตาลทราย เป็นสินค้าที่มีน้ำหนักมากและหยิบยกทั้งกระสอบใหญ่ขนาด 15 - 50 กิโลกรัม
  - สินค้าประเภททิชชู่และผ้าอ้อม เป็นสินค้าที่อ่อนไหวต่อกลิ่น จึงต้องมีการจัดเก็บแยกเฉพาะออกจากสินค้าอื่น
  - สินค้าประเภทน้ำดื่มและเครื่องดื่ม เป็นสินค้าที่สาขามักสั่งซื้อในปริมาณมาก มีทั้งรูปแบบขวดและกระป๋อง ขนาด 200 มิลลิลิตร ถึง 5 ลิตร
  - สินค้าเครื่องสำอางจากญี่ปุ่นของร้านในเครือ (จัดเก็บในพื้นที่แยกเฉพาะ)

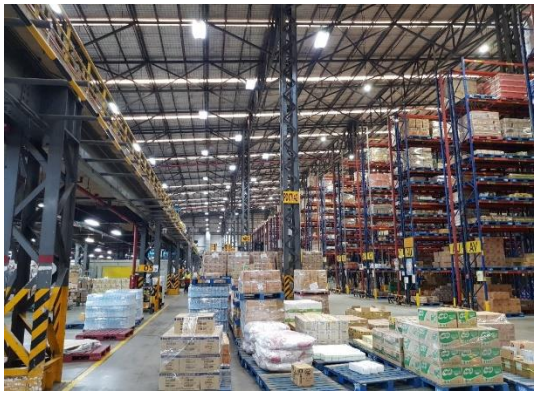
  เพื่อควบคุมคุณภาพของสินค้า

- พื้นที่การหยิบสินค้าแบบก้อนรวม (Reserve Area) เป็นพื้นที่จัดเก็บสินค้าเพื่อรอเติมเต็มสินค้าให้กับพื้นที่ Pickface ดังรูปที่ 3-5 ก) โดยใช้พื้นที่ชั้นที่ 3 ถึง ชั้นที่ 7 ของ Selective Pallet Rack จำนวน 25,103 ตำแหน่ง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



ก) Selective Pallet Rack



ข) พื้นที่ชั้นล่างและชั้นลอย (Mezzanine)

ค) Gravity Flow Rack ด้านหน้า

ง) Gravity Flow Rack ด้านข้าง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 3–5 Selective Pallet Rack, พื้นที่ชั้นล่างและชั้นลอย (Mezzanine) และ Gravity Flow Rack ภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

2. พื้นที่ชั้นลอย (Mezzanine) เป็นชั้นที่ 2 ของศูนย์กระจายสินค้า มีพื้นที่ 4,462 ตารางเมตร ดังรูปที่ 3-5 ข) ใช้ชั้นเก็บแบบ Gravity Flow Rack ดังรูปที่ 3-5 ค) และ ง) โดยเป็นพื้นที่ Pick Face ใช้หยิบสินค้าทั้งหมด จัดเก็บสินค้าประเภทหยิบเป็นชิ้น มีพนักงานปฏิบัติงาน จำนวน 50 คน
3. พื้นที่แผนก Cross Docking มีพื้นที่ 3,029 ตารางเมตร ใช้ในการหยิบสินค้า ในลักษณะที่เป็นการหยิบสินค้าไปวางไว้ตามตำแหน่งที่อยู่ (Location) ที่มีการระบุไว้ และการจัดเรียงและส่งสินค้า มีพนักงานปฏิบัติหน้าที่จำนวน 60 คน

3.2.2 กิจกรรมภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

ภายในศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษามีกิจกรรมซึ่งเป็นขั้นตอนการทำงาน รับผิดชอบโดยแผนกต่างๆในแต่ละส่วนงาน โดยมีความสัมพันธ์เชื่อมโยงกันดังนี้

1. การรับนัดส่งสินค้า รับผิดชอบโดยแผนก Booking ทำหน้าที่สร้างเวลานัดหมายในระบบจองประตูส่งสินค้าให้กับผู้จัดสนองสินค้า โดยทางผู้จัดสนองสินค้าจะโทรเข้ามาแจ้งเลขที่การสั่งซื้อ (Purchasing Order Number) ประเภทรถ จำนวนสินค้าและประเภทอุปกรณ์การขนถ่ายสินค้า จากนั้นแผนกนัดรับสินค้าจะผูกเลขที่การสั่งซื้อกับหมายเลขการนัดหมายที่ระบบสร้างขึ้น รวมไปถึงกรอกรายละเอียดต่างลงในระบบ จากนั้นทำการจองประตูที่เหมาะสมกับประเภทรถที่จะเข้ามาส่งสินค้า และแจ้งหมายเลขการนัดหมายให้กับผู้จัดสนองสินค้า โดยจะรับนัดส่งสินค้าให้กับทั้งการกระจายสินค้าแบบ Stocking และ Cross Docking
2. การตรวจรับสินค้า รับผิดชอบโดยแผนก Receive ทำหน้าที่รับสินค้าเข้าศูนย์กระจายสินค้า โดยเริ่มจากการพิมพ์เอกสารการรับสินค้า (Inbound Shipment) จากระบบ เพื่อนำเอกสารไปใช้ตรวจสอบความถูกต้องของสินค้า เมื่อผู้จัดสนองสินค้ามาส่งสินค้าจะมีการแจ้งให้ผู้จัด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สนองสินค้าถอยรถเข้าตามประตูที่ได้จองไว้ หลังจากนั้นตรวจสอบความปลอดภัยต่าง ๆ ตามมาตรฐานความปลอดภัย เมื่อตรวจสอบเสร็จเรียบร้อย จะแจ้งให้ผู้จัดสนองสินค้านำสินค้าตัวอย่างเป็นจำนวนร้อยละ 15 มาทำการตรวจสอบวันเดือนปีที่ผลิต วันเดือนปีที่หมดอายุ ตรวจสอบรหัสแท่งสินค้า และจำนวนการบรรจุ (Pack size) เมื่อทำการสุ่มตรวจจนครบร้อยละ 15 จะแจ้งให้ผู้จัดสนองสินค้าขนถ่ายสินค้าที่เหลือทั้งหมดขึ้นมาบริเวณพื้นที่รับสินค้าและทำการตรวจนับจำนวนสินค้าทั้งหมด พร้อมกับทำการรับสินค้าเข้าระบบผ่านอุปกรณ์ RF เมื่อทำการรับเข้าระบบเรียบร้อยแล้ว จะทำการเคลื่อนย้ายสินค้าไปยังจุดพักสินค้า (Put and Drop Area) ที่ระบบระบุเพื่อรอจัดเก็บเข้าชั้นวางสินค้า จากนั้นพนักงานขับรถยกสูงจะเคลื่อนย้ายสินค้าเข้าจัดเก็บบนชั้นวางตามตำแหน่งที่อยู่ที่ระบบระบุ

3. การจัดเก็บสินค้า รับผิดชอบโดยแผนก RT Driver เป็นกิจกรรมที่เคลื่อนย้ายพาเลทสินค้าที่ทำการรับเข้าระบบและนำมาพักไว้บริเวณจุดพัก (Put and Drop) นำไปเก็บเข้าตำแหน่งที่อยู่ของ Reserve Locations ตามที่ระบบระบุ
4. การเติมสินค้าลงใน Pickface รับผิดชอบโดยแผนก RT Driver อีกเช่นกัน เป็นกิจกรรมที่เคลื่อนย้ายสินค้าจาก Reserve Locations ลงมาเติมในตำแหน่ง Pickface ซึ่งระบบจะแจ้งเตือนไปยังหน้าจอที่ติดตั้งบนรถ เมื่อจำนวนสินค้าใน Pickface ลดลงมาอยู่ในระดับที่มีการกำหนดค่าต่ำสุดไว้
5. การหยิบสินค้า รับผิดชอบโดยแผนก Pick ทำหน้าที่หยิบสินค้าตามคำสั่งซื้อ โดยระบบจะมีการแบ่งคำสั่งซื้อออกเป็นกลุ่ม ๆ ตามกลุ่มของสินค้า ซึ่งพนักงานหยิบสินค้าจะทำการหยิบสินค้าตามตำแหน่งและจำนวนที่ระบบระบุ
6. การจัดเรียงและส่งสินค้า รับผิดชอบโดยแผนก Load เป็นแผนกที่ทำหน้าที่รวบรวมสินค้าของแต่ละสาขาขึ้นรถบรรทุก โดยจะมีนำแผนการส่งมาใช้ในการติดตามสินค้าที่ต้องนำส่ง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

พร้อมตรวจสอบความเรียบร้อย ความแข็งแรงของอุปกรณ์ขนถ่ายและพันแผ่นฟิล์มยืดเพื่อป้องกันความเสียหายที่จะเกิดกับสินค้า จากนั้นนับจำนวนและบันทึกรายละเอียดต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องลงระบบ

นอกจากนี้ยังมีแผนก Cross Docking ที่มีกิจกรรมคลังสินค้าน้อยกว่ารูปแบบ Stocking ซึ่งจะกล่าวโดยละเอียดในหัวข้อที่ 3.3 โดยในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยมีหน้าที่รับผิดชอบในแผนก Cross Docking และมีความสนใจในปัญหาที่เกิดขึ้นภายในแผนก

3.3 แผนก Cross Docking ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา

แผนก Cross Docking เป็นแผนกที่งานวิจัยนี้ให้ความสนใจ เนื่องจากเป็นศูนย์ดำเนินการกระจายสินค้ารูปแบบ Cross Docking มีหลักการทำงานแบบ พุต-ทู-สโตร์ (Put-to-Store) ซึ่งเป็นกิจกรรมย้อนกลับของรูปแบบการหยิบทั่วไป กล่าวคือ หลังจากพนักงานสแกนรหัสแท่งของสินค้าแต่ละชนิดแล้ว ระบบสารสนเทศจะระบุปริมาณและร้านสาขาที่ต้องการผ่านอุปกรณ์เพื่อให้พนักงานกระจายสินค้าตามปริมาณและตำแหน่งที่ถูกกำหนดเป็นพื้นที่ชั่วคราวของสาขาจนครบทุกสาขาและทุกชนิดสินค้า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

3.3.1 ข้อมูลทั่วไปของแผนก Cross Docking

กิจกรรมนี้เป็นกิจกรรมการกระจายสินค้าที่ไม่มีขั้นตอนการจัดเก็บสินค้าและจะมีการกระจายสินค้าออกโดยทันทีภายใน 24 ชั่วโมง โดยสินค้าในแผนกนี้สามารถแบ่งประเภทของสินค้าตามลักษณะการเคลื่อนไหวออกเป็น 2 ประเภทคือ สินค้าเคลื่อนไหวเร็ว (Fast Moving) และสินค้าเคลื่อนไหวช้า (Slow Moving) ซึ่งสินค้าประเภท Fast Moving มีลักษณะสินค้า อาทิเช่น น้ำดื่ม น้ำอัดลม และชาเขียว ในส่วนของสินค้าประเภท Slow Moving จะเป็นสินค้าอื่น ๆ ทั่วไป ซึ่งผู้ว่าจ้างมองว่าสินค้าประเภท Slow Moving เคลื่อนไหวช้า ไม่ควรนำเข้ามาจัดเก็บไว้ภายในศูนย์กระจาย

สินค้า เนื่องจากทำให้สิ้นเปลืองพื้นที่ในการจัดเก็บ จะนำเข้ามาภายในศูนย์กระจายสินค้าเมื่อต้องการนำไปขายเท่านั้น และในส่วนของสินค้าประเภท Fast Moving เคลื่อนไหวเร็ว ด้วยปริมาณคราวละมาก ๆ เพื่อลดกิจกรรมต่างในศูนย์กระจายสินค้าลง จึงนำสินค้าประเภทนี้เข้ามาอยู่ในแผนก Cross Docking ด้วยเช่นกัน ซึ่งมีข้อมูลทั่วไปดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3–1 ข้อมูลทั่วไปของแผนก Cross Docking

พื้นที่	3,029 ตารางเมตร
ช่วงวันปฏิบัติงาน	7 วัน 24 ชั่วโมง
ช่วงเวลาปฏิบัติงาน	แบ่งเป็น 3 กะ - กะเช้า 5:00 น. - 15:00 น. - กะบ่าย 14:00 น. - 23:00 น. - กะดึก 22:00 น.- 6:00 น.
จำนวนพนักงานหยิบสินค้า (Picker)	45 คน ทำงานเฉลี่ยกะละ 15 คน
จำนวนหัวหน้างาน	4 คน หมุนเวียนกัน แบ่งการทำงาน 1 คนต่อกะ
ลักษณะสินค้า	สินค้า Fast Moving เช่น น้ำดื่ม น้ำอัดลม และสินค้า Slow Moving เช่น ปากกา ปืนฉีดน้ำ

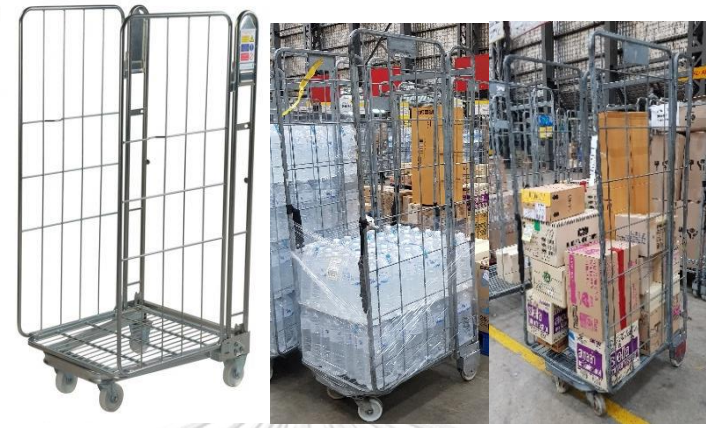
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

3.3.2 ข้อมูลอุปกรณ์การขนถ่าย

ในแผนก Cross Docking ใช้อุปกรณ์ขนถ่าย 2 ชนิดดังรูปที่ 3-6 ได้แก่

■ กรงลาก (Two-Side Roll Cage) ขนาดกว้าง 0.8 เมตร ยาว 1.1 เมตร สูง 1.7 เมตร รองรับน้ำหนักได้ 500 กิโลกรัม สามารถพับด้านข้างเข้าและซ้อนกันได้

■ พาเลท (Stringer Pallet) ขนาดกว้าง 1.0 เมตร ยาว 1.2 เมตร สูง 0.15 เมตร รองรับน้ำหนักได้ 1,000 กิโลกรัม



ก) กรงลาก

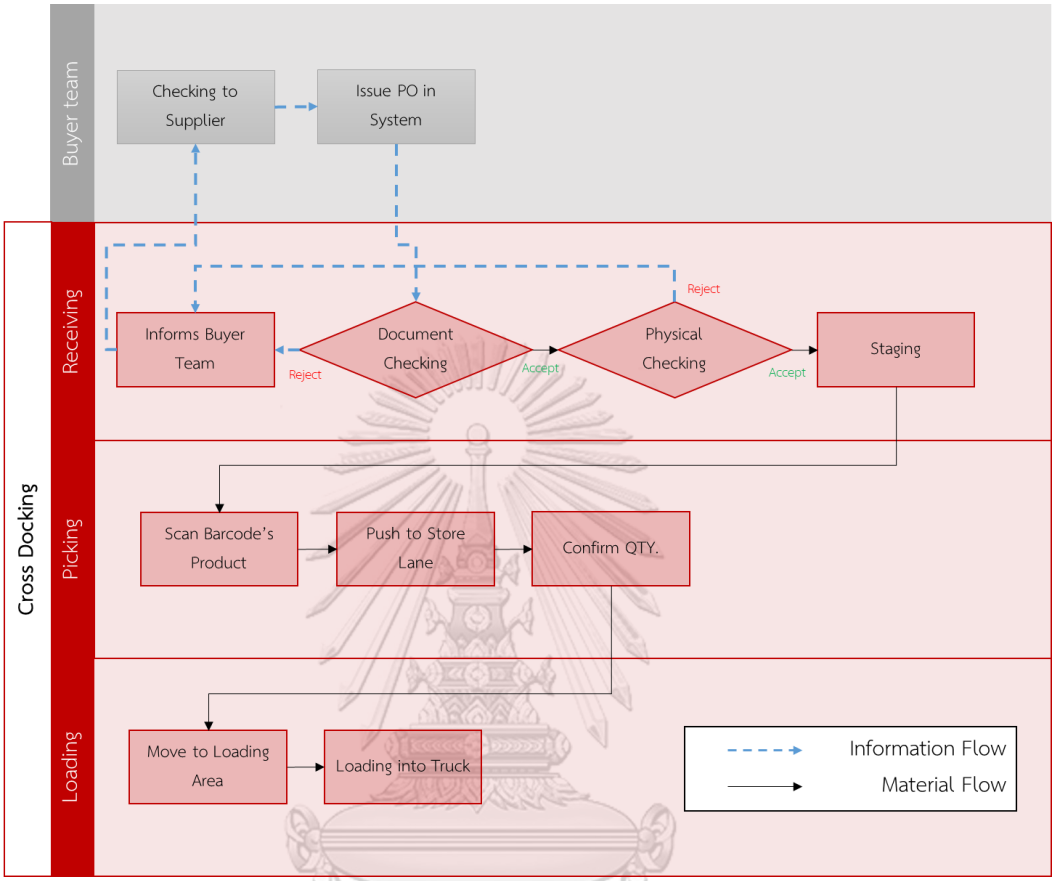
ข) พาเลท

CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 3-6 กรงลาก (Roll cage) และ พาเลท (Stringer Pallet)

3.3.3 ขั้นตอนการทำงานของแผนก Cross Docking

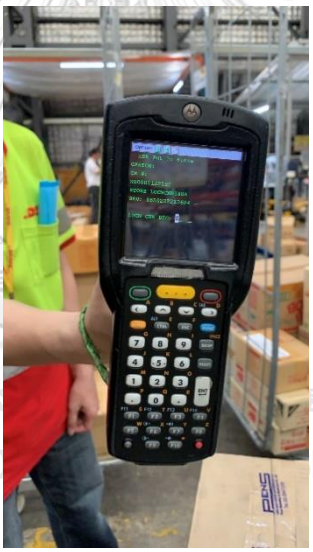
แผนก Cross Docking มีขั้นตอนการทำงาน ดังแสดงในรูปที่ 3-7



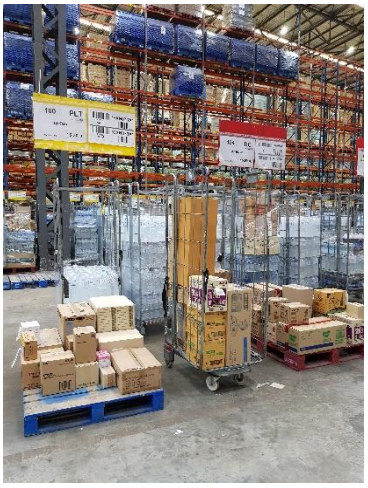
รูปที่ 3–7 ขั้นตอนการทำงานของแผนก Cross Docking

ซึ่งเริ่มต้นจากการตรวจสอบเอกสารที่ทางผู้จัดสนองสินค้านำส่งมากับสินค้า หากเอกสารถูกต้องจะทำการตรวจสอบสภาพโดยเป็นการสุ่มตรวจ ร้อยละ 15 ของจำนวนสินค้า หลังจากนั้นตรวจนับจำนวนสินค้า หากเกิดปัญหาเกี่ยวกับเอกสารหรือตัวสินค้า พนักงานที่ทำการรับสินค้าจะส่งอีเมลทางระบบแจ้งทางแผนกจัดซื้อ (Buyer) ของผู้ว่าจ้าง โดยหลังจากทำการรับสินค้าตรวจสอบรับสินค้าเข้าระบบเรียบร้อยแล้ว จะเคลื่อนย้ายสินค้ามาวางไว้ในพื้นที่พักสินค้าขาเข้าของแผนก Cross Docking หลังจากนั้นพนักงานหยิบสินค้า จะนำอุปกรณ์ RF เทอร์มินอลแบบมือจับ (Radio Frequency Handheld Terminal) ดังรูปที่ 3-8 ซึ่งเป็นเครื่องมือการอ่านรหัสแท่งแบบพกพาพร้อม

หน้าจอที่สามารถสั่งงานเชื่อมต่อกับระบบ WMS [4] มาสแกนรหัสแท่งสินค้า ระบบจะแสดงตำแหน่งซึ่งเป็นตัวแทนของสาขาที่ต้องนำสินค้าไปวางดังรูปที่ 3-9 ก) เมื่อพนักงานเดินทางไปถึงตำแหน่งตามที่ระบบแสดง จะต้องยืนยันรหัสประจำตำแหน่ง (Digit Location) ที่แสดงอยู่บนป้ายสาขา ดังรูปที่ 3-10 เพื่อบอกระบบว่าได้มาถึงยังปลายทางแล้ว จากนั้นระบบจะให้สแกนเลขที่กล่องบรรจุ (Carton Number) ที่ติดอยู่กับอุปกรณ์การขนถ่าย ซึ่งอาจจะเป็นกรงลากหรือพาเลท จากนั้นระบบจะแสดงจำนวนสินค้าที่ต้องหยิบวางบนอุปกรณ์การขนถ่าย และแสดงช่องว่างให้พนักงานยืนยันระบุจำนวนที่สามารถหยิบได้จริงลงในระบบ เมื่อพนักงานยืนยันจำนวนสินค้าที่สามารถเบิกได้เสร็จเรียบร้อยแล้ว ระบบจะแสดงปลายทางถัดไปดังรูปที่ 3-9 ข)



รูปที่ 3–8 เครื่อง RF Handheld Terminal



ก) ตำแหน่งของสาขาหรือ Store Lane

ข) การเคลื่อนย้ายสินค้าไปปลายทางของสาขาถัดไป ตามที่ระบบระบุ

รูปที่ 3–9 พื้นที่ที่เกี่ยวข้องขั้นตอนการหยิบสินค้าในแผนก Cross Docking

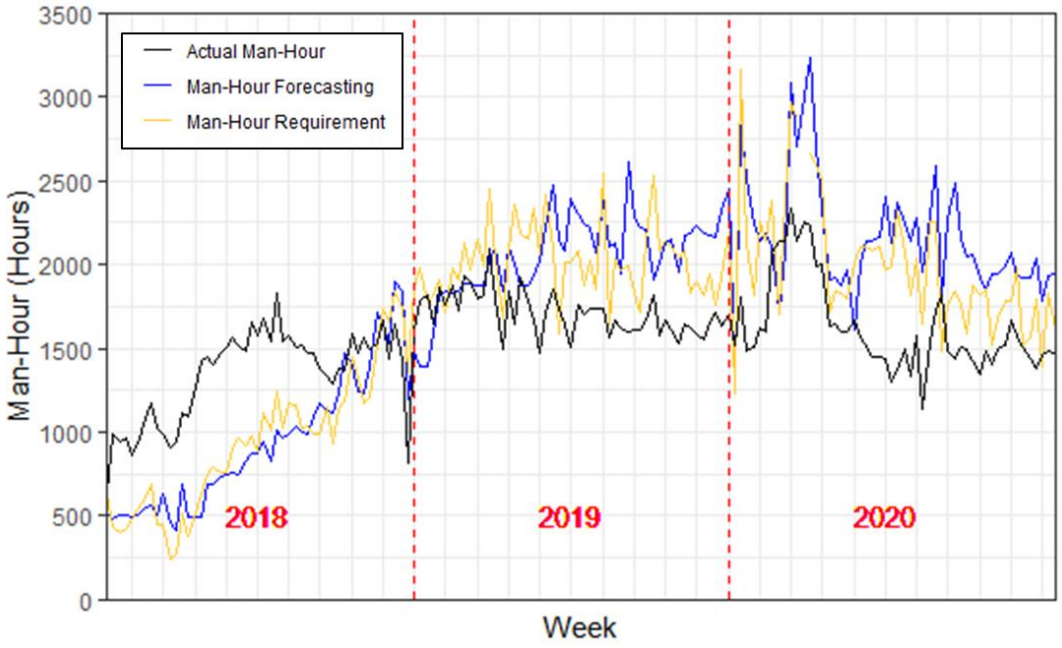
รูปที่ 3–10 ป้ายบ่งชี้ตำแหน่งของสาขา

เมื่อถึงรอบตามเวลาที่กำหนด จะมีพนักงานเคลื่อนย้ายสินค้าที่อยู่ตามตำแหน่งต่าง ๆ ของตรอกสาขา (Store Lane) ไปยังลานโหลดสินค้า เพื่อนำไปรวมกับสินค้าที่กระจายในรูปแบบ Stocking เพื่อขนย้ายลงรถบรรทุกต่อไป

3.3.4 ปัญหาที่พบหลังจากการดำเนินงานของแผนก Cross Docking

จากการดำเนินงานของแผนก Cross Docking พบว่าข้อมูลการพยากรณ์ที่ได้จากผู้ว่าจ้าง มีค่าความคลาดเคลื่อนสูงดังที่กล่าวในเบื้องต้นในหัวข้อที่ 1.1 ทำให้จำนวนชั่วโมงแรงงานที่คำนวณจากสมการที่ 1-1 คลาดเคลื่อนไปด้วย และเนื่องจากเป็นแผนกที่ใช้แรงงานในการหยิบสินค้า โดยในบางวันมีจำนวนแรงงานไม่เพียงพอกับจำนวนสินค้าที่ต้องหยิบ เนื่องจากสินค้ามีจำนวนมากเกินกว่าที่ผู้ว่าจ้างพยากรณ์ไว้ ทำให้เกิดการทำงานล่วงเวลา หรือในบางวันจำนวนสินค้าที่ต้องหยิบมีน้อยกว่าที่ผู้ว่าจ้างพยากรณ์ไว้ ทำให้มีแรงงานจำนวนหนึ่งที่ต้องให้ไปทำงานที่ไม่ก่อให้เกิดมูลค่า เมื่อนำข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงานรวมที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า จำนวนชั่วโมงแรงงานที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าจริง และจำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกิดขึ้นจริงรายสัปดาห์ในปี 2018 และปี 2020 มาพิจารณาดังรูปที่ 3-11 เมื่อวิเคราะห์ความแตกต่างของจำนวนชั่วโมงแรงงาน พบว่าปัจจัยที่ทำให้เกิดการทำงานล่วงเวลามาจาก 2 กรณีคือ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 3–11 การเปรียบเทียบจำนวนชั่วโมงแรงงานคำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า, จำนวนชั่วโมงแรงงานคำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าจริงและจำนวนชั่วโมงแรงงานจริง

1. จำนวนกล่องสินค้าจริงน้อยกว่าจำนวนที่พยากรณ์ไว้ (Over Forecasting) โดยจำนวนพนักงานที่วางแผนไว้ไม่เหมาะสมเพียงพอที่จะสามารถรองรับปริมาณความต้องการสินค้าที่เกิดขึ้นจริงได้ แม้ว่าปริมาณความต้องการสินค้าที่เกิดขึ้นจริงจะน้อยกว่าที่ผู้ว่าจ้างพยากรณ์ไว้ กล่าวคือ มีจำนวนพนักงานที่มีไม่เพียงพอต่อจำนวนสินค้าจริง และเมื่อพิจารณาจากรูปที่ 3-11 พบว่าปี 2018 มีจำนวนชั่วโมงแรงงานที่วางแผนไว้ (Man-Hour Forecasting) (สีเหลือง) มากกว่าจำนวนแรงงานที่ต้องการใช้จริง (Man-Hour Requirement) (สีฟ้า) แต่จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกิดขึ้นจริง (Actual Man-Hour) (สีดำ) มากกว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ต้องการใช้จริง (สีฟ้า) แสดงให้เห็นว่ามีจำนวนแรงงานไม่เพียงพอ จึงทำให้เกิดการทำงานล่วงเวลาขึ้น

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2. จำนวนกล่องสินค้าจริงมากกว่าจำนวนที่พยากรณ์ไว้ (Under Forecasting) ทำให้เกิดการทำงานล่วงเวลาขึ้น เนื่องจากจำนวนแรงงานที่มีไม่เพียงพอที่จะรองรับปริมาณความต้องการสินค้าที่เกิดขึ้นจริงได้ และเมื่อพิจารณาจากรูปที่ 3-11 พบว่าสัปดาห์ที่ 5 ถึง 18 ของปี 2019 มีจำนวนชั่วโมงแรงงานที่วางแผนไว้ (สีเหลือง) น้อยกว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ต้องการใช้จริง (สีฟ้า) จึงทำให้เกิดการทำงานล่วงเวลาขึ้น

เมื่อนำความถี่เป็นจำนวนสัปดาห์ของจำนวนกล่องสินค้าที่เกิด Over Forecasting, Under Forecasting และการเกิดค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้อยู่ระหว่าง -15% ถึง +15% มาเปรียบเทียบกับจำนวนชั่วโมงแรงงานในรูปแบบของเมทริกซ์ โดยหากจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ต้องการใช้จริงเกินกว่า 15% ของจำนวนชั่วโมงแรงงานที่มี จะสรุปว่ามีจำนวนชั่วโมงแรงงานไม่เพียงพอ และในทางตรงกันข้ามหากจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ต้องการใช้จริงน้อยกว่า 15% ของจำนวนชั่วโมงแรงงานที่มีจะสรุปว่ามีจำนวนชั่วโมงแรงงานเกินกว่าความต้องการและหากจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ต้องการใช้จริงอยู่ระหว่าง -15% ถึง +15% จะเป็นช่วงที่สามารถยอมรับค่าเผื่อได้ โดยสามารถแสดงความถี่เป็นจำนวนสัปดาห์ได้ดังตารางที่ 3-2 พบว่าปัญหาจำนวนชั่วโมงแรงงานไม่เพียงพอ ในขณะที่จำนวนกล่องสินค้าอยู่ระหว่างค่าคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้มีความถี่มากที่สุด ซึ่งหมายความว่าการที่ไม่สามารถจัดหาชั่วโมงแรงงานได้ตามที่วางแผนไว้ เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นมากที่สุด รองลงมาคือการมีจำนวนชั่วโมงแรงงานไม่เพียงพอ แม้ว่าจำนวนกล่องสินค้าจะน้อยกว่าที่พยากรณ์ไว้ก็ตาม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 3–2 ความถี่ของปัญหาความคลาดเคลื่อนในช่วงต่างๆ

		ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงาน		
		< -15%	**±15%**	**> +15%**
ความแตกต่างของจำนวนกล่อง	**> +15%**	17	2	11
	±15%	41	3	11
	< -15%	7	3	9

การวิเคราะห์ความแตกต่างของจำนวนกล่องสินค้าในตารางที่ 3-2 แสดงให้เห็นว่าบริษัทกรณีศึกษามีแนวโน้มคาดการณ์ชั่วโมงแรงงานน้อยกว่าค่าจริงแม้ว่าทางผู้ว่าจ้างจะแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าใกล้เคียงกับจำนวนจริงแล้วก็ตาม การวิเคราะห์ความถี่ดังกล่าวนำไปสู่การพิจารณาอนุกรมเวลาของจำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า รวมไปถึงปัจจัยอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำเสนอและคัดเลือกแบบพยากรณ์ (Forecasting Model) ชั่วโมงแรงงานของแผนก Cross Docking ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษา ให้เหมาะสมกับความต้องการกระจายสินค้า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่4

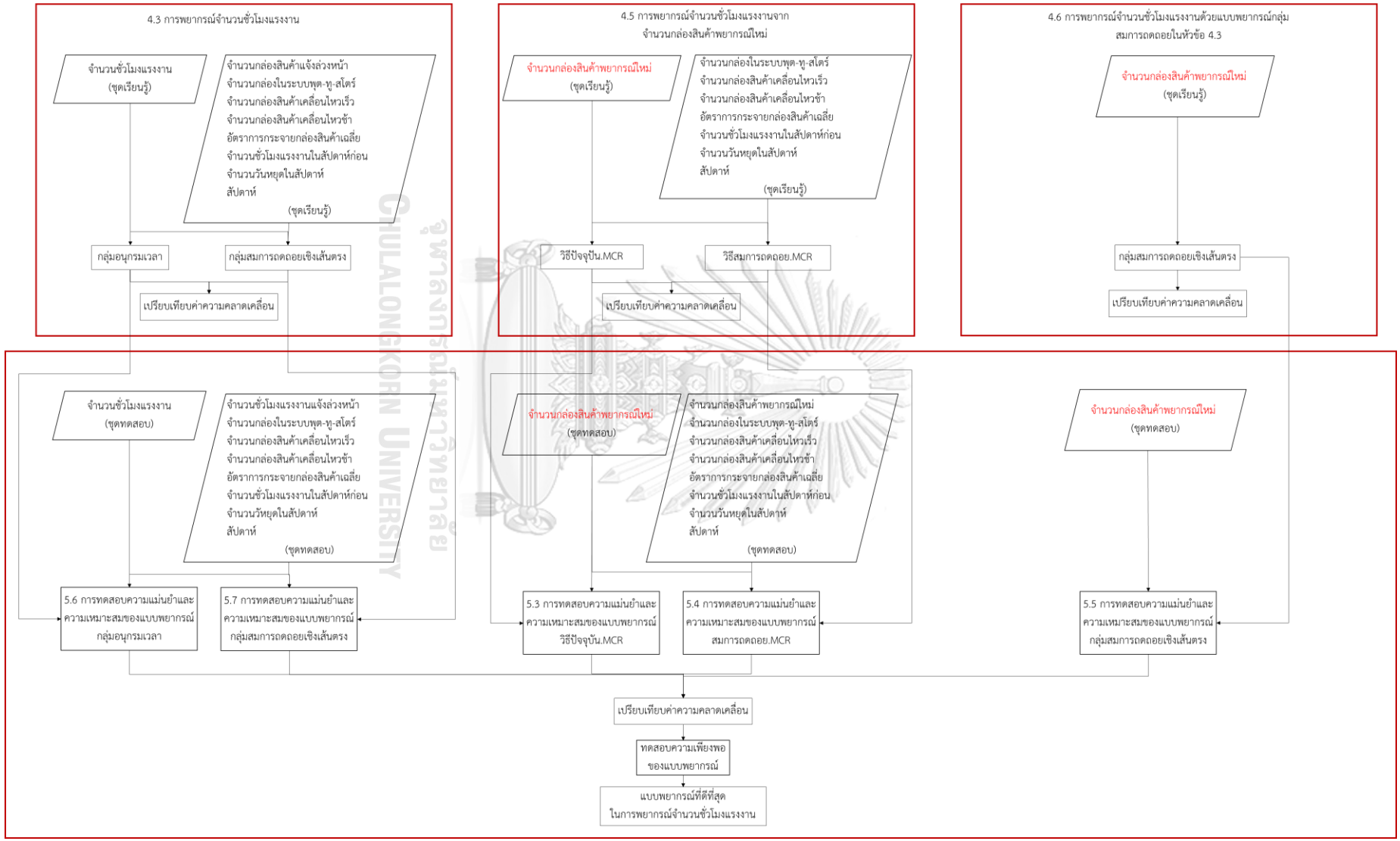
การพยากรณ์และผลการวิจัย

ในบทนี้จะทำการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยตรงและพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าเพื่อนำจำนวนกล่องสินค้าที่ได้จากการพยากรณ์ไปสร้างสมการที่ใช้คำนวณชั่วโมงแรงงาน ซึ่งทั้ง 2 ส่วนจะมีการใช้วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณทั้งแบบวิธีอนุกรมเวลาและวิธีเชิงสาเหตุ

4.1 แนวคิดการสร้างแบบพยากรณ์

การพยากรณ์แบ่งออกเป็นการใช้การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและการวิเคราะห์การถดถอยเปรียบเทียบกัน โดยแบบพยากรณ์ทั้งหมดสร้างและวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมด้วย R/RStudio [18] จากนั้นจะนำจำนวนชั่วโมงแรงงานที่ได้จากทั้ง 2 ส่วน มาเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ แล้วจึงเลือกแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดมาใช้ในการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน ดังรูปที่ 4-1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 4–1ขั้นตอนการพยากรณ์ในงานวิจัย

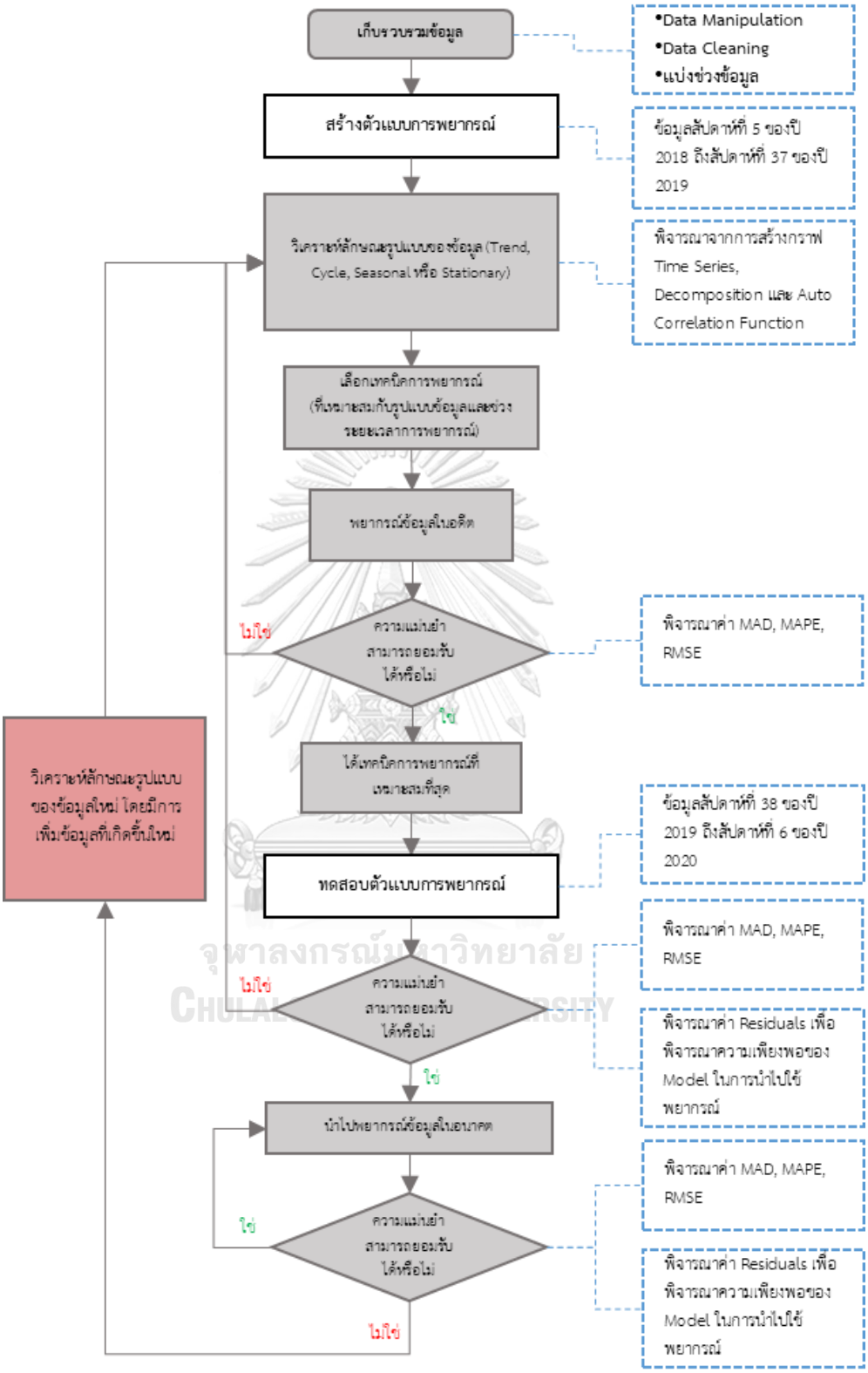
ขั้นตอนการพกยากรณ์ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยเริ่มจากการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยตรงในหัวข้อที่ 4.3 ซึ่งจะใช้แบบพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาและแบบพยากรณ์สมการถดถอยเชิงเส้นตรงโดยพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ เพื่อให้ได้ค่าคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานมาเปรียบเทียบกัน จากนั้นผู้วิจัยทำการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่ในหัวข้อที่ 4.4 โดยใช้แบบพยากรณ์อนุกรมเวลาและสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเช่นเดียวกับการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่ จากนั้นนำค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่ไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน ด้วยวิธีการปัจจุบันและสมการถอถอยเชิงเส้นตรงในหัวข้อที่ 4.5 โดยใช้ค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่แทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้างที่มีความคลาดเคลื่อนสูง นอกจากนี้ยังนำค่าพยากรณ์ของจำนวนกล่องสินค้าใหม่ไปใช้กับแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงชุดเดียวกับหัวข้อที่ 4.3 เพื่อทดสอบว่าหากจำนวนกล่องสินค้ามีความแม่นยำมากขึ้น จะทำให้แบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจะได้แบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานชุดใหม่ที่ใช้ค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่เป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระในหัวข้อที่ 4.6

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

หลังจากผู้วิจัยนำค่าคลาดเคลื่อนมาเปรียบเทียบความแม่นยำ ระหว่างกลุ่มอนุกรมเวลาและสมการถดถอยเชิงเส้นตรง พร้อมทั้งทดสอบความเหมาะสมของแบบพยากรณ์ในหัวข้อที่ 5.3, 5.4, 5.5 และ 5.6 จากนั้นนำแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดในแต่ละหัวข้อมาเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์เพื่อเลือกวิธีที่ดีที่สุด

4.2 ขั้นตอนการสร้างแบบพยากรณ์

ในการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า ทั้งในกลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง ผู้วิจัยได้ทำการสร้างแบบพยากรณ์ตามขั้นตอนดังรูปที่ 4-2



รูปที่ 4–2 ขั้นตอนการพยากรณ์

ซึ่งก่อนการสร้างแบบพยากรณ์ ผู้วิจัยได้ทำการรวบรวมข้อมูล ตรวจสอบข้อมูล แบ่งช่วงของข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดเรียนรู้ใช้ในการสร้างแบบพยากรณ์กับชุดทดสอบซึ่งใช้ในการทดสอบแบบพยากรณ์

จากนั้นผู้วิจัยนำข้อมูลชุดเรียนรู้ไปสร้างแบบพยากรณ์ โดยเริ่มจากการวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลเพื่อใช้ในการเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม จากการพิจารณารูปแบบอนุกรมเวลา (Time Series Plot) และการพิจารณาสหสัมพันธ์แบบอนุกรม (Autocorrelation) จากนั้นพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ เพื่อนำไปคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนและพิจารณาว่าอยู่ในช่วงที่สามารถยอมรับได้หรือไม่ ซึ่งค่าที่ผู้บริหารบริษัทกรณีศึกษาสามารถยอมรับได้คือ ค่า MAPE ไม่เกิน 15% พร้อมทั้งมีการทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ในการนำไปใช้ หากไม่สามารถยอมรับได้จะหมายถึงแบบพยากรณ์ที่ใช้อยู่ไม่เหมาะสมกับรูปแบบข้อมูลในปัจจุบัน จะมีการกลับไปพิจารณารูปแบบข้อมูลเพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมใหม่อีกครั้ง

หากค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ สามารถยอมรับได้จะสามารถนำแบบพยากรณ์ไปพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบเพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ยังมีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วงที่สามารถยอมรับได้แม้ว่าข้อมูลในอนาคตจะเปลี่ยนไป พร้อมทั้งมีการทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ในการนำไปใช้ จึงต้องมีการตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนอยู่เสมอว่ายังอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้หรือไม่เมื่อมีข้อมูลเพิ่มขึ้น หากไม่สามารถยอมรับได้จะมีการกลับไปพิจารณารูปแบบข้อมูลเพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมใหม่อีกครั้ง

Chulalongkorn University

4.2.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection) ต้องมีการพิจารณาถึงระยะเวลาที่ใช้เก็บข้อมูล (Timely) ความถูกต้องของข้อมูล (Accurate) ความสม่ำเสมอในการเก็บข้อมูล (Consistence) สามารถเข้าใจได้ง่าย (Easy to Understand) และง่ายต่อการใช้งาน (Easy to Use) ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์สามารถดึงออกจากระบบจัดการคลังสินค้า (Warehouse Management System) ของบริษัทกรณีศึกษา ได้แก่ จำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้าขาออก

4.2.2 การจัดการข้อมูล

ข้อมูลที่จัดเก็บมาจะต้องผ่านการจัดการและกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) ซึ่งในงานวิจัยนี้มีการรวบรวมข้อมูลย้อนหลัง 152 สัปดาห์ ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 5 ของปี 2018 จนถึง ปี 2020 โดยแบ่งข้อมูลปี 2019 และปี 2020 ออกเป็น 2 ชุดคือ

1. ข้อมูลชุดเรียนรู้ (Training Dataset): เป็นข้อมูลช่วงต้นจำนวน 83 สัปดาห์ (ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 31 ของปี 2020) เพื่อสร้างแบบพยากรณ์
2. ข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Dataset): เป็นข้อมูลเพื่อทดสอบแบบพยากรณ์ จำนวน 21 สัปดาห์ (ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 32 ของปี 2020 จนถึงสัปดาห์ที่ 52 ของปี 2020)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4–1 ตัวอย่างข้อมูลที่ดึงออกจาระบบ WMS

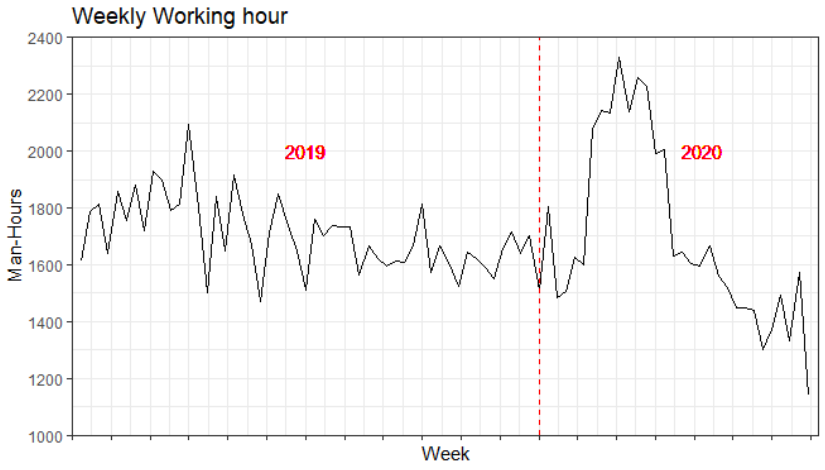
year	actCases	fctCases	fastCases	slowCases	inbCases	pickRate	clnManHr
2018	47,615	38,381	32790	14825	50030	75	631.5
2018	32,461	36,424	22354	10107	34108	33	994.0
2018	29,766	37,581	20498	9268	31276	31	946.0
2018	31,747	37,871	21863	9884	33357	33	966.5
2018	36,122	36,715	24876	11246	37954	42	858.5
2018	40,090	37,859	27608	12482	42123	43	933.0
2018	45,673	41,241	31453	14220	47989	42	1076.0
2018	51,848	41,966	35705	16143	54478	44	1171.0
2018	33,292	37,640	22927	10365	34981	33	1020.5

4.2.3 พิจารณาลักษณะรูปแบบของข้อมูล

หลังจากพิจารณาแล้วว่าข้อมูลมีเพียงพอที่จะสามารนำไปใช้ในการพยากรณ์ในขั้นต่อไป โดยพิจารณาข้อมูล พบว่าในช่วงปี 2018 มีรูปแบบข้อมูลที่เป็นแนวโน้มต่างจากข้อมูลในปี 2019 และ 2020 เนื่องจากเป็นช่วงที่เริ่มมีการจัดตั้งการทำงานในรูปแบบครอสส์-ด็อกกิ้งจึงทำให้มีการเติบโตของจำนวนสินค้าเป็นแนวโน้มเพิ่มขึ้นและเริ่มคงที่ในปี 2019 ผู้วิจัยจึงไม่นำข้อมูลในปี 2018 ในการสร้างแบบพยากรณ์ การพิจารณาลักษณะรูปแบบของข้อมูลจะทำให้สามารถกำหนดแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลและให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ โดยจะแยกพิจารณาลักษณะของชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า ดังนี้

1. **ข้อมูลชั่วโมงแรงงาน**

เมื่อนำข้อมูลชุดเรียนรู้ของข้อมูลชั่วโมงแรงงานมาพิจารณาลักษณะของข้อมูลเพื่อกำหนดแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่เหมาะสมดังรูปที่ 4-3

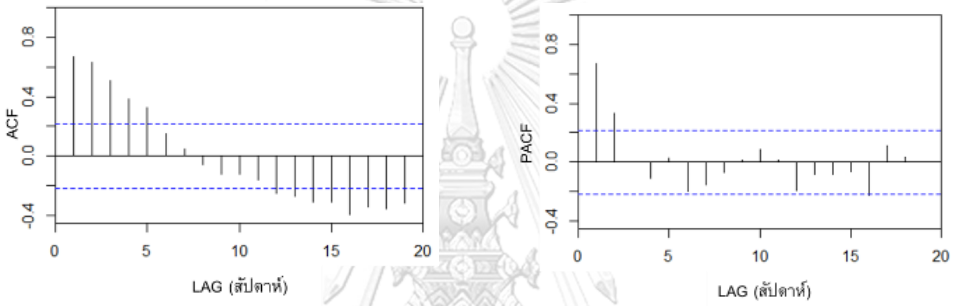


รูปที่ 4–3 ข้อมูลชั่วโมงแรงงานชุดเรียนรู้

ข้อมูลชุดเรียนรู้ไม่ปรากฏแสดงผลของแนวโน้ม และ ผลของฤดูกาลที่ชัดเจน แม้ว่าข้อมูลมีค่าสูงผิดปกติคือช่วงสัปดาห์ที่ 7 ถึง ถึงสัปดาห์ที่ 15 ของปี 2020 ซึ่งเป็นช่วงที่มียอดขายสินค้าสูง

เนื่องมาจากสถานการณ์การระบาดของ COVID-19 เมื่อทำการทดสอบ Stationary ของข้อมูลชุดเรียนรู้ด้วย Augmented Dickey-Fuller [19] พบว่าข้อมูลไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (p-value = 0.6546) จึงทำการแปรข้อมูลด้วยผลต่าง 1 สัปดาห์ ก่อนทดสอบซ้ำและพบว่าผลต่าง 1 สัปดาห์ข้อมูลมีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ด้วยค่าความเชื่อมั่นทางสถิติ 95%

นอกจากนี้การสร้างแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ ACF และ PACF ของจำนวนชั่วโมงแรงงาน เพื่อวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 4-4



ก) ค่า ACF ข) ค่า PACF

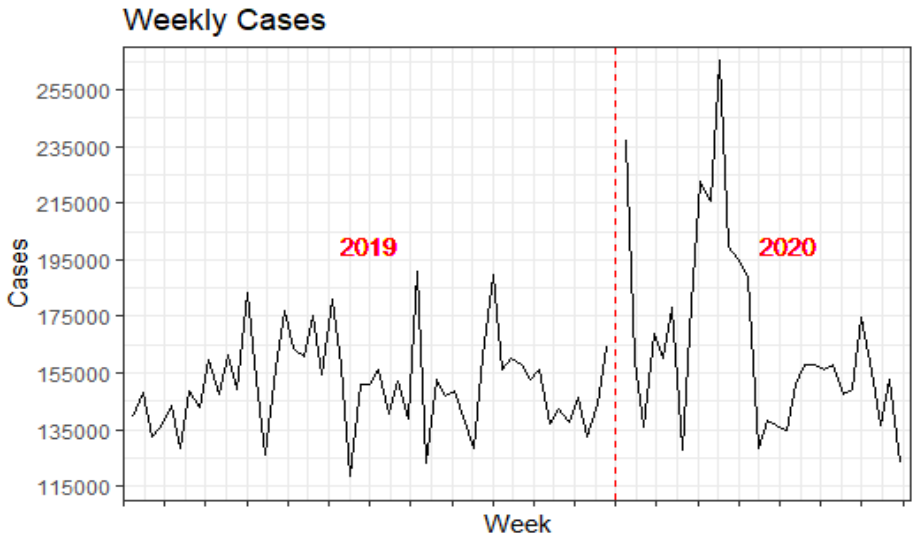
รูปที่ 4–4 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนชั่วโมงแรงงาน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

พบว่าข้อมูลชุดเรียนรู้มีสหสัมพันธ์กับช่วงเวลาในอดีตเนื่องจากค่า ACF มีแนวโน้มลดลงเรื่อยๆ และค่า PACF ช่วง 2 สัปดาห์แรกในอดีตมีค่าสูงกว่าค่าวิกฤติ ซึ่งแสดงถึงรูปแบบของข้อมูลที่ไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (Non-Stationary) แบบมีแนวโน้ม

2. ข้อมูลจำนวนกล่องสินค้า

เมื่อนำข้อมูลชุดเรียนรู้ของข้อมูลจำนวนกล่องสินค้ามาพิจารณาลักษณะของข้อมูล เพื่อกำหนดแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่เหมาะสมดังรูปที่ 4-5

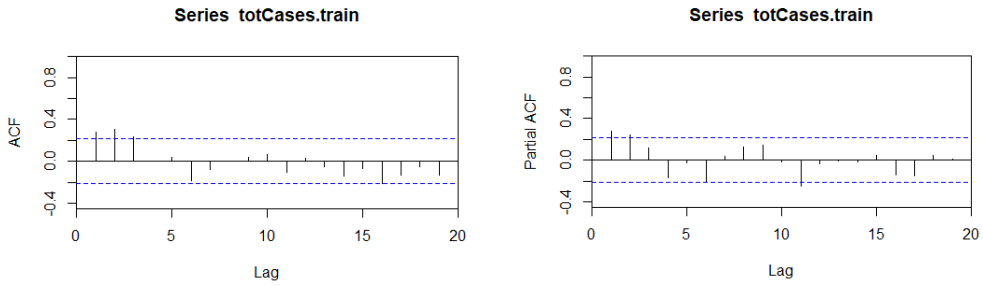


รูปที่ 4–5 ข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าชุดเรียนรู้

พบว่าข้อมูลชุดเรียนรู้ไม่ปรากฏแสดงผลของแนวโน้ม และผลของฤดูกาลที่ชัดเจน แม้ว่าข้อมูลมีค่าสูงผิดปกติในช่วงสัปดาห์แรกของปีที่เป็นช่วงเทศกาลปีใหม่และช่วงสัปดาห์ที่ 7 ถึง ถึงสัปดาห์ที่ 15 ของปี 2020 ซึ่งเป็นช่วงที่มียอดขายสินค้าสูงเนื่องมาจากสถานการณ์การระบาดของ COVID-19 เมื่อทำการทดสอบ Stationary ของข้อมูลชุดเรียนรู้ ด้วย Augmented Dickey-Fuller [19] พบว่าข้อมูลไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (p-value = 0.0783) จึงทำการแปรข้อมูลด้วยผลต่าง 1 สัปดาห์ ก่อนทดสอบซ้ำและพบว่าผลต่าง 1 สัปดาห์ ข้อมูลมีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ด้วยค่าความเชื่อมั่นทางสถิติ 95%

นอกจากนี้การสร้างแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ ACF และ PACF ของจำนวนกล่องสินค้าดังแสดงในรูปที่ 4-6

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



ก) ค่า ACF ข) ค่า PACF

รูปที่ 4–6 การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนกล่องสินค้า

การวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนกล่องสินค้าให้ผลเหมือนกับการวิเคราะห์จำนวนชั่วโมงแรงงานกล่าวคือ ข้อมูลชุดเรียนรู้มีสหสัมพันธ์กับช่วงเวลาในอดีตเนื่องจากค่า ACF มีแนวโน้มลดลงและค่า PACF ช่วง 2 สัปดาห์แรกในอดีตมีค่าสูงกว่าค่าวิกฤติซึ่งแสดงถึงรูปแบบของข้อมูลที่ไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่แบบมีแนวโน้ม

4.2.4 การเลือกแบบพยากรณ์

การเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลและช่วงเวลาที่จะทำการพยากรณ์พิจารณาจากรูปแบบข้อมูลที่ไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่แบบมีแนวโน้ม ทั้งชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า โดยเป็นการพยากรณ์ระยะสั้น รายสัปดาห์ ดังนั้นงานวิจัยนี้นำเสนอแบบพยากรณ์สามารถจำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มอนุกรมเวลาสำหรับพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า 6 แบบพยากรณ์ กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงสำหรับพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานจำนวน 3 แบบพยากรณ์และกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงสำหรับพยากรณ์จำนวกล่องสินค้าจำนวน 2 แบบพยากรณ์ ดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

1. แบบพยากรณ์สำหรับพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน

- **Naive** เป็นแบบพยากรณ์ที่นำมาใช้เป็นตัวเปรียบเทียบ เพื่อพิจารณาแบบพยากรณ์ที่แตกต่างกัน เป็นการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์และความจำเป็นในการใช้แบบพยากรณ์ ซึ่งแบบพยากรณ์นี้เป็นแบบพยากรณ์ที่ให้ความสำคัญกับข้อมูลที่เกิดขึ้นล่าสุดในการพยากรณ์ใช้ทดสอบการปราศจากข้อมูลในอดีต
- **Holt's** เป็นแบบพยากรณ์ที่เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้มเช่นเดียวกับข้อมูลชุดเรียนรู้ เป็นวิธีที่ง่ายและค่าใช้จ่ายต่ำ นอกจากนี้ยังมีปรับเรียบข้อมูลก่อนการพยากรณ์ เพื่อทดสอบการนำค่าเฉลี่ยและแนวโน้มในอดีตมาพยากรณ์
- **ARIMA** เป็นแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ซับซ้อน แต่ให้ความแม่นยำสูง โดยแบบพยากรณ์เป็นแบบพยากรณ์เชิงเส้นตรงที่สามารถใช้ได้กับทั้งข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาคงที่และไม่เป็นอนุกรมเวลาคงที่ ซึ่งแบบพยากรณ์แบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก เป็นส่วนที่มีการกำหนดให้ข้อมูลปัจจุบันมีความสัมพันธ์เชิงถดถอยกับข้อมูลเดียวกันในอดีต ส่วนที่สองมีการกำหนดให้ข้อมูลปัจจุบันมีความสัมพันธ์กับความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีต

นอกจากแบบพยากรณ์จำลองอนุกรมเวลาแล้ว ยังเสนอแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร เพื่อเปรียบเทียบดังต่อไปนี้

- **Simple** เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเป็นปัจจัยอิสระในพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีคำนวณชั่วโมงแรงงานในปัจจุบัน
- **All Factor** เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องรวมถึงจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทมาสร้างสมการถดถอยที่ดีที่สุดโดยใช้การถดถอยแบบขั้นตอน (Stepwise Linear Regression) เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำของข้อมูล รวมถึงศึกษาปัจจัยอิสระ

ที่มีผลต่อชั่วโมงแรงงานและสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการปรับปรุงแบบพยากรณ์ในอนาคต

- **Practical** เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน

2. แบบพยากรณ์สำหรับพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า

ในกลุ่มแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา เลือกแบบพยากรณ์เช่นเดียวกับการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน แต่ส่วนของแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงพหุคูณเลือกใช้ 2 แบบพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบดังต่อไปนี้

- **Forecasting Case Regression (FCR)** เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเป็นปัจจัยอิสระในพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า
- **Multiple Case Regression (MCR)** เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งานเช่นเดียวกับการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

การเลือกสมการถดถอยทำโดยพิจารณาค่า AIC และ R^2_{adj} ที่ดีสุด จากนั้นจะพิจารณาเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบพยากณ์ เพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด

4.2.5 การทดสอบความเหมาะสมของการพยากรณ์

ในขั้นตอนนี้จะทำไปพร้อมกับขั้นตอนที่ 4.2.4 เป็นการทดสอบพร้อมทั้งพิจารณาความเพียงพอของการพยากรณ์โดยพิจารณา Residuals ว่าเป็นไปตามสมมติฐานหรือไม่ ซึ่งประกอบไปด้วย

1. **Residual** ต้องมีการจายตัวแบบสุ่ม ไม่มีรูปแบบ สามารถพิจารณาได้จากการสร้างกราฟ Residuals คู่กับข้อมูลหรือเวลา หรือ Time Series Plot
2. **ACF** พิจารณาจากกราฟ ACF ว่าไม่ปรากฏ Time lag ใดที่มีนัยสำคัญ
3. **Normal Distribution** ของ Residuals มีการกระจายตัวแบบปกติ

4.2.6 การทดสอบแบบพยากรณ์

เมื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดได้แล้ว จะสามารถนำแบบพยากรณ์ไปทดสอบโดยนำไปพยากรณ์ข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อทดสอบความเหมาะสมของแบบพยากรณ์ (Model Fitting) พร้อมทั้งจะต้องมีการพิจารณาความแม่นยำและความเหมาะสมของแบบพยากรณ์ หากความคลาดเคลื่อนยังอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ จะสามารถนำแบบพยากรณ์ ไปพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตได้ ทั้งนี้จะต้องมีการพิจารณาความคลาดเคลื่อนอยู่เสมอ เพื่อตรวจสอบว่าค่าคลาดเคลื่อนยังอยู่ในระดับที่ยอมรับได้หรือไม่ หากยังอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ก็สามารถใช้แบบพยากรณ์ที่ค้นหามาพยากรณ์ข้อมูลได้ต่อไป แต่ในทางตรงกันข้าม หากค่าคลาดเคลื่อนเกินกว่าระดับที่ยอมรับได้ จำเป็นต้องมีการพิจารณาลักษณะรูปแบบของข้อมูลใหม่ โดยต้องมีการรวมข้อมูลที่เกิดขึ้นใหม่เข้าไปพิจารณาด้วย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4.3 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

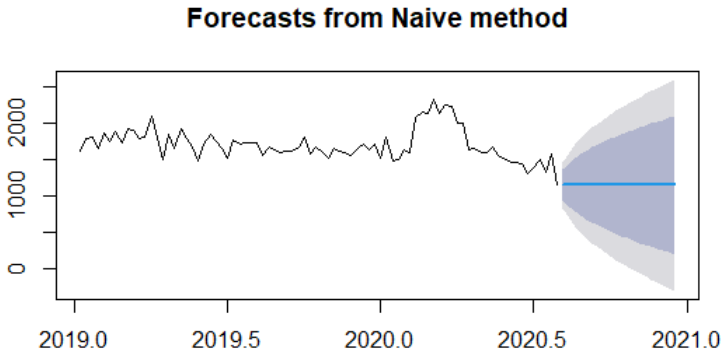
จากการวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลชุดเรียนรู้และการเลือกแบบพยากรณ์ในหัวข้อที่ 4.2.3 และหัวข้อที่ 4.2.4 ในหัวข้อนี้จะทำการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยตรง ซึ่งเป็นการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยใช้การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและสมการถดถอยเชิงเส้นตรง โดยจะใช้เทคนิคที่เลือกจากหัวข้อที่ 4.2.4

4.3.1 การพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลา

แบบพยากรณ์ที่นำเสนอของกลุ่มอนุกรมเวลาประกอบไปด้วย 3 แบบพยากรณ์ ได้แก่ Naive , Holt's และ ARIMA โดยแต่ละแบบพยากรณ์ได้ผลการพยากรณ์ดังนี้

1. วิธีการพยากรณ์ Naïve

เป็นวิธีการพยากรณ์ที่ง่ายที่สุด โดยจะให้ความสำคัญกับข้อมูลล่าสุดทำให้วิธีนี้สามารถจับการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นได้อย่างรวดเร็ว และมักนิยมนำวิธีนี้ไปเปรียบเทียบกับวิธีที่มีความซับซ้อนเพื่อช่วยในการตัดสินใจเลือกวิธีการพยากรณ์ โดยสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2-3 ได้ผลการพยากรณ์และค่าความคลาดเคลื่อนดังรูปที่ 4-7



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

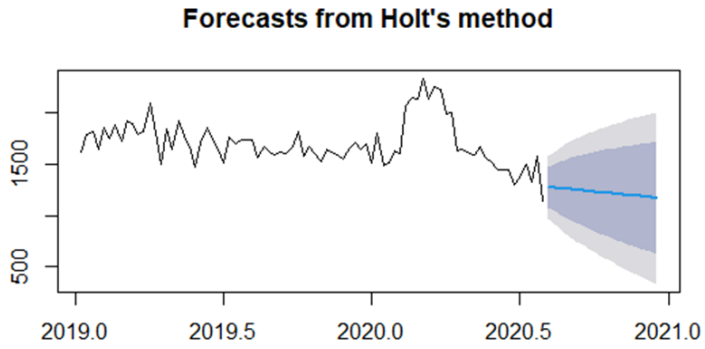
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	-5.814815	165.6299	126.9753	-0.9182694	7.563209	0.4940673
	ACF1					
Training set	-0.3916103					

รูปที่ 4–7 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี Naïve

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 126.98 ค่า MAPE มีค่า 7.56 และค่า RMSE มีค่า 165.63

2. วิธีการพยากรณ์ Exponential smoothing adjusted for trend: Holt's method

การพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ใช้ค่าที่ได้จากโปรแกรม R กำหนดค่าปรับให้เรียบในแนวระดับหรือ Level (alpha, α) และ ค่าปรับให้เรียบในแนวโน้มหรือ Trend (Beta, β) ซึ่งค่าปรับเรียบทั้ง 2 ค่าที่โปรแกรม R กำหนดเป็นค่าที่ได้จากค่า Sum of Square Error ต่ำที่สุด ซึ่งได้ค่า $\alpha = 0.649$ และ $\beta = 0.199$ และได้กราฟการพยากรณ์และค่าความคลาดเคลื่อนดังรูปที่ 4-8




```
Smoothing parameters:
  alpha: 0.6492785
  beta : 0.1993756
  gamma: FALSE
```

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-0.5847535	150.9883	116.2795	-0.6627516	6.878571	0.4524493	-0.04571759

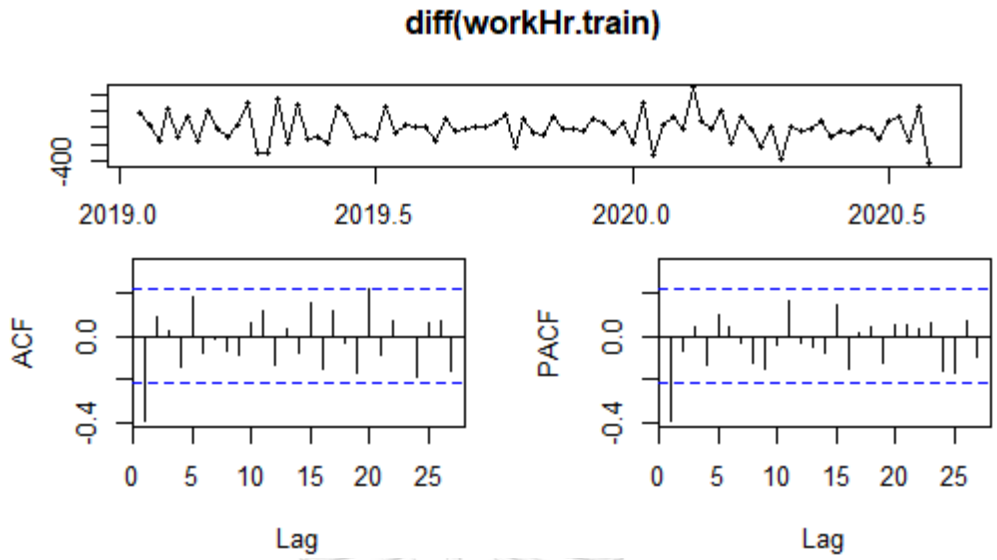
รูปที่ 4–8 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี Holt’s method

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 116.28 ค่า MAPE มีค่า 6.88 และค่า RMSE มีค่า 150.99 ซึ่งวิธีนี้ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธี Naïve

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

3. วิธีการพยากรณ์ ARIMA

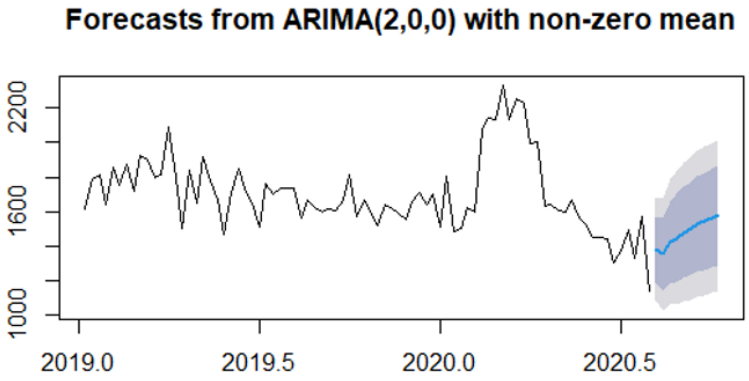
ผลการพิจารณารูปแบบของข้อมูลในหัวข้อที่ 4.2.3 พบว่าข้อมูลเป็นแบบ Non-stationary และมีแนวโน้ม ดังนั้นจึงต้องแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 $(d = 1)$ ซึ่งจะได้กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลที่หาผลต่างแล้วดังรูปที่ 4-9



รูปที่ 4–9 การหาผลต่างลำดับที่ 1 (d=1) ของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงาน

พบว่ากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลที่หาผลต่างที่มีลักษณะคงที่ สามารถใช้แบบพยากรณ์ ARIMA พยากรณ์ได้ เมื่อนำข้อมูลไปสร้างโมเดลโดยใช้คำสั่ง auto.arima ในโปรแกรม R เพื่อให้โปรแกรมเลือกรูปแบบโมเดลที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด ซึ่งได้แบบพยากรณ์คือ ARIMA(2,0,0) และค่าคลาดเคลื่อนดังรูปที่ 4-10

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University




```
Series: workHr.train
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
         ar1     ar2       mean
      0.4775  0.3376  1671.2116
s.e.  0.1096  0.1098    82.7516

sigma^2 estimated as 22254:  log likelihood=-525.73
AIC=1059.47   AICc=1059.99   BIC=1069.09
                    ME     RMSE      MAE        MPE     MAPE      MASE
Training set 0.4077138 146.4221 111.7259 -0.7376297 6.642616 0.4347312
                    ACF1
Training set 0.006437041
```

รูปที่ 4–10 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยวิธี ARIMA

จากผลการพยากรณ์พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA ที่เหมาะสมคือ ARIMA(2,0,0) เมื่อกลับไปพิจารณารูปที่ 4-4 พบว่า ACF ของชั่วโมงแรงงานค่อยๆลดลง เมื่อ Time lag เพิ่มขึ้น ในขณะที่ PACF ปรากฏ 2 Time lag แรกที่มีนัยสำคัญ ซึ่งสอดคล้องกับแบบพยากรณ์ที่ได้ ดังนั้น แสดงให้เห็นว่าชั่วโมงแรงงาน ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์เชิงถดถอยกับชั่วโมงแรงงานสัปดาห์ที่ 2 ที่ผ่านมา

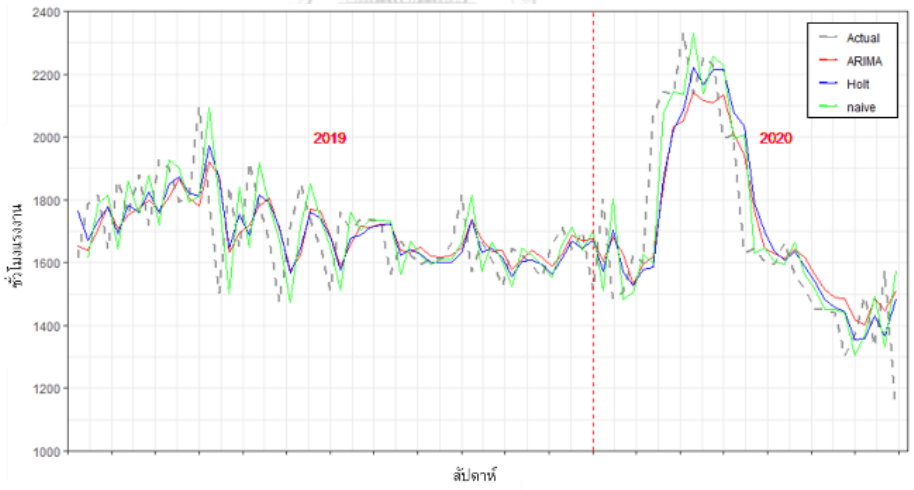
จากการทดสอบทั้ง 3 วิธีของการพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลา โดยพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1 ของปี 2019 จนถึง สัปดาห์ที่ 31 ของปี 2020 ได้ค่า Measuring Forecast Error ดังตาราง 4-2

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4–2 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่1-1)	197.54	11.65	243.98
อนุกรมเวลา	Naïve	126.98	7.56	165.63
	Holt's Method	116.28	6.88	150.99
	ARIMA (2,0,0)	111.73	6.64	146.42

จากตารางที่ 4-2 พบว่าแบบพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาทั้ง 3 วิธี ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการปัจจุบัน โดยแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือ ARIMA (2,0,0) มีค่า MAD มีค่า 111.73 ค่า MAPE มีค่า 6.64 และค่า RMSE มีค่า 146.42 ซึ่งน้อยกว่าวิธี Naïve และ Holt's method โดยค่า MAPE ไม่เกิน $\pm$15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับ



รูปที่ 4–11 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มอนุกรมเวลาเทียบกับค่าจริง

เมื่อพิจารณา Measuring Forecast Error ของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงาน พบว่าวิธี ARIMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์น้อยที่สุด ดังรูปที่ 4-11 ดังนั้นจึงเลือกวิธี ARIMA เป็นแบบพยากรณ์กลุ่ม Time series ที่ใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานรายสัปดาห์

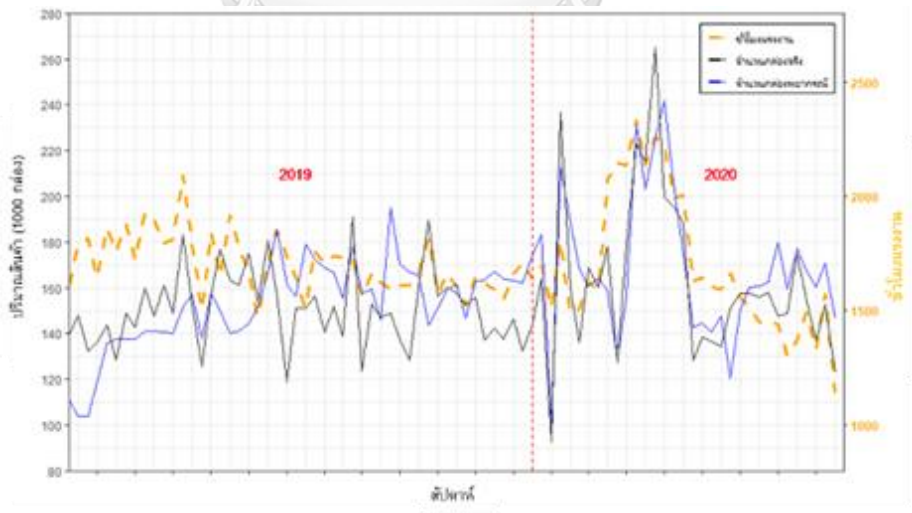
4.3.2 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง

ในงานวิจัยในการพยากรณ์โดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงนั้น จะใช้แบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและปัจจัยอิสระ 2 ตัวขึ้นไปที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้นตรง โดยเริ่มต้นจะต้องแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยแผนภาพการกระจายหรือ Scatter Plot เพื่อใช้พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Y) และตัวแปรอิสระ (x) ทุกคู่ความสัมพันธ์ เพื่อพิจารณาความสัมพันธ์ของข้อมูล

- **การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่เกี่ยวข้อง**

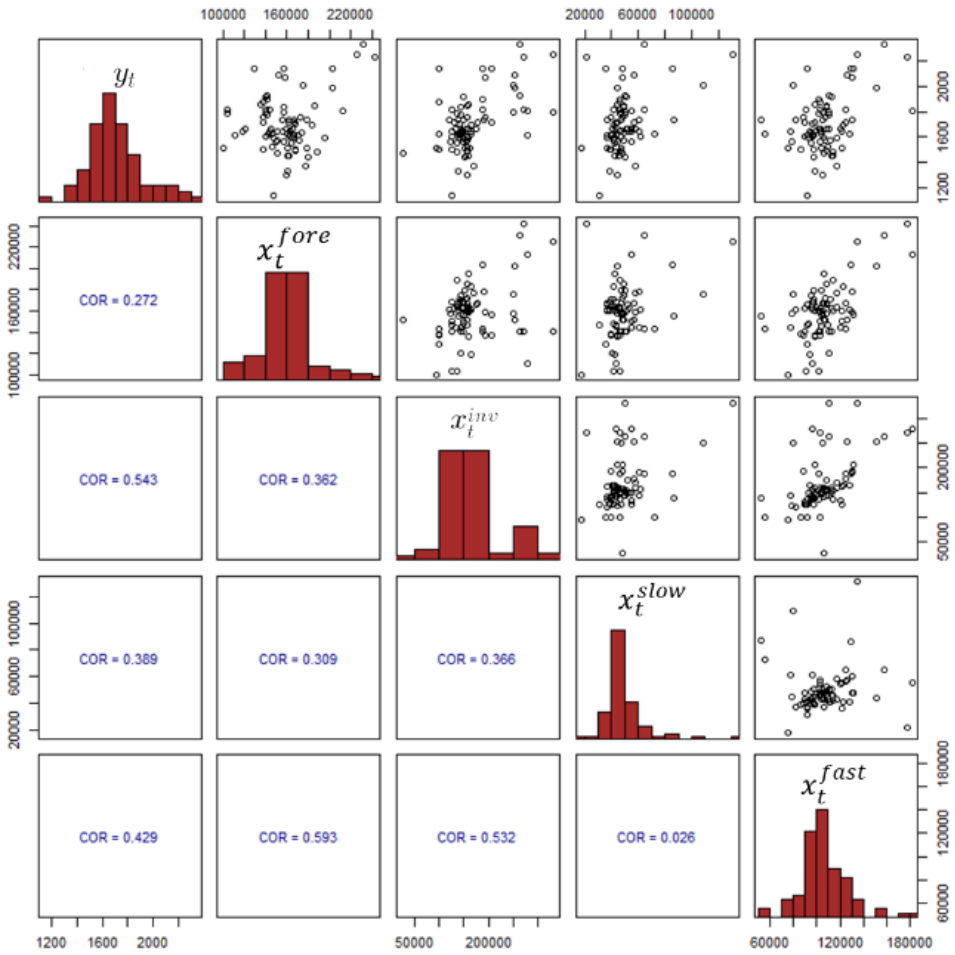
1. **ปัจจัยจำนวนกล่องสินค้า**

ข้อมูลหลักในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานพยากรณ์คือจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเพราะเป็นข้อมูลที่ผู้ว่าจ้างต้องแจ้งรายสัปดาห์ตามสัญญาการให้บริการ แม้ว่าปัจจัยจำนวนกล่องสินค้าจะสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงาน อย่างไรก็ดีค่าพยากรณ์ก็ปรากฏความแตกต่างดังแสดงในรูปที่ 4-12



รูปที่ 4–12 การเปรียบเทียบจำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้า

ความแตกต่างในรูปที่ 4-12 มีลักษณะไม่สม่ำเสมอตลอดข้อมูลชุดเรียนรู้ จึงควรพิจารณาปัจจัยที่เกี่ยวข้องอื่นประกอบ อนึ่งการพยากรณ์โดยจำนวนกล่องสินค้าที่ได้รับจริง (x_t^{actu}) สามารถจำแนกเป็นสินค้าเคลื่อนไหวช้า (x_t^{slow}) และสินค้าเคลื่อนไหวเร็ว (x_t^{fast}) หากวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ระหว่างจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงกับจำนวนกล่องสินค้าทั้งสองประเภทและจำนวนกล่องในระบบพุต-ทู-สโตร์ (x_t^{inv}) ดังแสดงในรูปที่ 4-13 พบว่าค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนชั่วโมงแรงงานขึ้นอยู่กับจำนวนกล่องสินค้าในระบบระบบพุต-ทู-สโตร์ ในขณะที่จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าและเคลื่อนไหวเร็วเกือบเป็นอิสระกันด้วยค่าสหสัมพันธ์ 0.026



รูปที่ 4–13 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับปัจจัยจำนวนกล่อง

2. ปัจจัยอื่นๆนอกเหนือจากกล่องสินค้า

นอกเหนือจากกล่องสินค้าแล้ว ผู้วิจัยยังได้รวบรวมปัจจัยที่เกี่ยวข้องดังตารางที่ 4-3 พร้อมวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงได้ดังรูปที่ 4-14

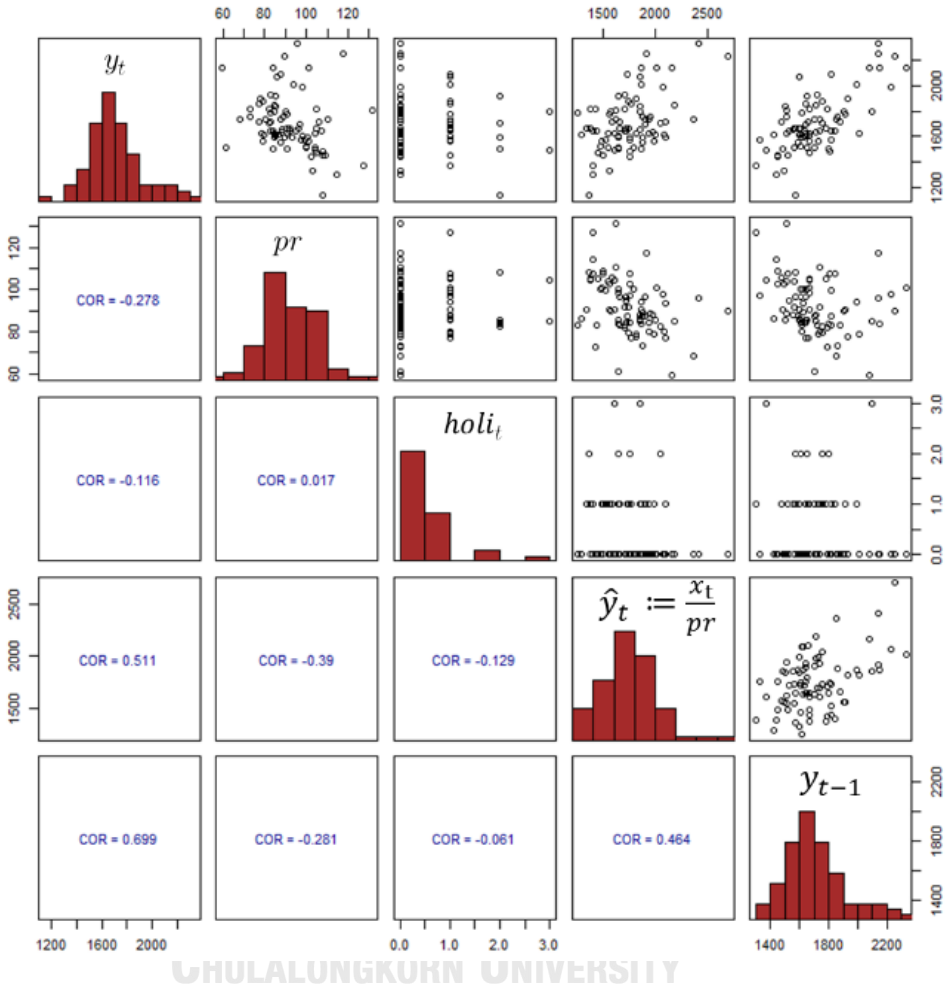
ตารางที่ 4–3 ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับชั่วโมงแรงงาน

ตัวแปร	ข้อมูล
x_t^{fore}	กล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้าในสัปดาห์ t (พันกล่อง)
x_t^{actu}	กล่องสินค้าจริงในสัปดาห์ t (พันกล่อง); $x_t^{actu} = x_t^{slow} + x_t^{fast}$
x_t^{slow}	กล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าจากผู้ผลิตในสัปดาห์ t (พันกล่อง)
x_t^{fast}	กล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็วจากผู้ผลิตในสัปดาห์ t (พันกล่อง)
x_t^{inv}	จำนวนกล่องสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ (พันกล่อง)
pr	อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย (กล่อง/ชั่วโมง-คน)
y_{t-1}	ชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ t-1
t	สัปดาห์
$holi_t$	จำนวนวันหยุดในสัปดาห์ t
$\hat{y}_t$	จำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบัน

ปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องนอกเหนือจากจำนวนกล่องสินค้า ยังมีอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย (pr) ซึ่งอาจมีผลกับชั่วโมงแรงงาน เนื่องจากเป็นความเร็วในการหยิบสินค้า ต่อมาคือชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา (y_{t-1}) เนื่องจากเป็นจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงที่เกิดจากการทำงานกับจำนวนกล่องสินค้า ซึ่งอาจสัมพันธ์กับชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ถัดไป ต่อมาคือสัปดาห์ของปี (t) เนื่องจากความต้องการสินค้าอาจมีรูปแบบเปลี่ยนไปตามฤดูกาล ส่งผลให้สัปดาห์ของปีอาจมีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ต่อมาคือจำนวนวันหยุดในสัปดาห์ ($holi_t$) เนื่องจากพฤติกรรมของผู้บริโภคมักออกไปจับจ่ายซื้อสินค้าในวันหยุดที่ไม่ใช่วันหยุดประจำสัปดาห์ ทำให้ความต้องการสินค้าอาจมีมากและมีผลต่อชั่วโมงแรงงาน สุดท้ายคือชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบัน ($\hat{y}_t$) เนื่องจากคำนวณจาก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าและอัตราการกระจายกล่องสินค้า ซึ่งอาจมีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงาน



CHULALONGKORN UNIVERSITY

รูปที่ 4–14 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับปัจจัยอื่นๆ

ค่าสหสัมพันธ์ของรูปที่ 4-14 แสดงว่าอัตราการกระจายกล่องสินค้าและจำนวนวันหยุดในสัปดาห์มีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานน้อยกว่าการประมาณชั่วโมงแรงงานด้วยวิธีปัจจุบัน เป็นที่น่าสนใจว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ที่ผ่านมามีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานหลังจากพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อพิจารณาความสัมพันธ์กับตัวแปรตามที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้ผลดังตารางที่ 4-4

ตารางที่ 4–4 ผลการทดสอบ ANOVA ของปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับชั่วโมงแรงงาน

	DF	MSE	F-value	p-value
pr	1	298,986.5	284.4	0.000
x_t^{fore}	1	853,836.0	812.2	0.000
x_t^{inv}	1	969,011.4	921.7	0.000
x_t^{slow}	1	322,781.9	307.0	0.000
x_t^{fast}	1	1,331,762.5	1,266.8	0.000
$holi_t$	1	572.1	0.5	0.463
t	1	1368.4	1.3	0.258
Residuals	74	1051.3		

ผลการวิเคราะห์พบว่าปัจจัยที่ค่า p-value มีค่าน้อยกว่า 0.05 ซึ่งหมายความว่าปัจจัยนั้นๆ มีนัยสำคัญทางสถิติและมีความสัมพันธ์กับชั่วโมงแรงงานคือ จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า จำนวนกล่องสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าและเคลื่อนไหวเร็ว และอัตราการกระจายกล่องสินค้าเป็นปัจจัยที่สำคัญควรนำไปสร้างแบบพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

- **การสร้างแบบจำลองและคัดเลือกปัจจัยที่เหมาะสม**

เพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระต่างๆมีความเหมาะสมกับแบบพยากรณ์ ทั้งในทางทฤษฎีและสถิติ จึงต้องทำการทดสอบสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและปัจจัยอิสระ โดยทำการทดสอบภายใต้ระดับความเชื่อมั่น (Confident Interval) ที่ 95% จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่เกี่ยวข้องนำไปสู่การนำเสนอแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร เพื่อเปรียบเทียบแต่ละแบบพยากรณ์ดังต่อไปนี้

1. **Simple** เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้ชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบัน (คำนวณจากจำนวนกล่องพยากรณ์หารด้วยอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย (กล่อง/ชั่วโมง-คน) ดังสมการที่ 1-1) เท่านั้นในการพยากรณ์เช่นเดียวกับที่ใช้อยู่ปัจจุบัน ซึ่งกำหนดให้ $avgTH = \hat{y}_t = \frac{1}{pr} x_t^{fore} = \beta_1$ โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงอย่างง่าย คำนวณด้วยโปรแกรม R ได้ผลดังรูปที่ 4-15

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ avgTH - 1, data = train.DT)

Coefficients:
 avgTH
0.9643
```

รูปที่ 4–15 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Simple

จากผลการคำนวณพบว่าไม่มีค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 0$ แต่มีค่าสัมประสิทธ์การถดถอย $\beta_1 = 0.964$ จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : แบบพยากรณ์ ไม่มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

H_1: : แบบพยากรณ์ มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ F เท่ากับ 4,212.9 ดังรูปที่ 4-16 ดังนั้นแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df    Sum Sq   Mean Sq F value    Pr(>F)
avgTH       1 236958995 236958995  4212.9 < 2.2e-16 ***
Residuals 81   4555906     56246
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–16 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Simple

จากนั้นทำการทดสอบสมมติฐาน (Hypothesis test) เพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระหรือจำนวนกล่องพยากรณ์มีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยกำหนดให้

$$H_0 \quad : \quad \beta_1 = 0$$

$$H_1 \quad : \quad \beta_1 \neq 0$$

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ t เท่ากับ 64.91 ดังรูปที่ 4-17 ดังนั้นจำนวนกล่องพยากรณ์มีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ได้แบบพยากรณ์ ดังสมการที่ 4-1 และคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-18

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ avgTH - 1, data = train.DT)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-542.00 -128.54   11.94  186.69  577.23

Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
avgTH  0.96427    0.01486   64.91   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 237.2 on 81 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9811,    Adjusted R-squared:  0.9809
F-statistic:  4213 on 1 and 81 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

รูปที่ 4–17 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ Simple

$$y_t = 0.9643 \frac{1}{pr} x_t^{fore} \quad (4\text{-}1)$$

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	21.50302	235.7113	188.1824	0.6276374	10.9483	1.151934

รูปที่ 4–18 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Simple

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 188.18 ค่า MAPE มีค่า 10.95 และค่า RMSE มีค่า 235.71

2. **All Factor** เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องรวมถึงจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทมาใช้ในการสร้างสมการถดถอยที่ดีที่สุด โดยใช้การถดถอยแบบขั้นตอน Stepwise Selection แบบ Backward Elimination ด้วยโปรแกรม R เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำ จากผลการคำนวณพบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 843.18$ และค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยอื่นๆมีค่าดังตารางที่ 4-5

ตารางที่ 4–5 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
β_0	Intercept	β_0	834.18
t	week	β_1	-0.35
$holi_t$	holidays	β_2	2.43
x_t^{fore}	fctCases	β_3	-0.01
x_t^{fast}	fastCases	β_4	0.01
x_t^{slow}	slowCases	β_5	0.01
x_t^{inv}	inbCases	β_6	0.00
pr	pickRate	β_7	-8.00
y_{t-1}	lstManHr	β_8	0.01
$\hat{y}_t = \frac{1}{pr} x_t^{fore}$	avgTH	β_9	0.52
n	id	β_{10}	0.17

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = \beta_8 = \beta_9 = \beta_{10} = 0$

H_1 : อย่างน้อยมี β_i หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0

พบว่ามีสองปัจจัยที่ไม่ significant คือ y_{t-1}และnซึ่งมีค่า p-value มากกว่า 0.05 ส่วนปัจจัยอิสระที่เหลือ significant ทั้งหมด ดังตารางที่ 4-6 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

ตารางที่ 4–6 ผลการทดสอบ ANOVA ของแบบพยากรณ์ All Factor

	DF	MSE	F-value	p-value
t	1	505,868	706.1	0.000
$holi_t$	1	25,582	35.7	0.000
x_t^{fore}	1	452,591	631.8	0.000
x_t^{fast}	1	130,877	182.7	0.000
x_t^{slow}	1	451,581	630.4	0.000
x_t^{inv}	1	116,632	162.8	0.000
pr	1	2,095,187	2924.7	0.000
y_{t-1}	1	540	0.8	0.388
$\hat{y}_t$	1	25,564	35.7	0.000
n	1	830	1.2	0.286
Residuals	71	716		

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ต่อไปทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน (Stepwise Selection) โดยใช้วิธีแบบ Backward Elimination ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระแต่ละค่าว่ามีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_i = 0$$
$$H_1 \quad : \quad \beta_i \neq 0$$

จากการทดสอบพบว่ามีปัจจัยอิสระที่มีค่า p-value มีมากกว่า 0.05 ได้แก่ t , $holi_t$, x_t^{inv} , y_{t-1} และ n ดังรูปที่ 4-19 ดังนั้นจะทำการกำจัด x_t^{inv} ออกจากแบบพยากรณ์เป็นปัจจัยแรก เนื่องจากเป็นปัจจัยอิสระที่มีค่า p-value มากที่สุด แล้วทำการสร้างแบบพยากรณ์ใหม่อีกครั้ง จากนั้นคัดเลือกปัจจัยถัดไปที่มีค่า p-value มากกว่า 0.05 ออกจากแบบพยากรณ์เช่นเดิม ซึ่งในโปรแกรม R สามารถใช้คำสั่ง Step() เพื่อกำจัดปัจจัยอิสระที่ไม่มีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ตามขั้นตอนของ Stepwise Selection

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ . - year - fRatio - totCases, data = train.DT)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-85.584 -11.037   2.108  16.560  65.563

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  8.364e+02  1.569e+02   5.331 1.10e-06 ***
week        -3.479e-01  2.619e-01  -1.328    0.188
holidays     2.428e+00  4.214e+00   0.576    0.566
fctCases    -6.016e-03  1.001e-03  -6.010 7.24e-08 ***
fastCases    1.067e-02  2.877e-04  37.089  < 2e-16 ***
slowCases    1.008e-02  2.918e-04  34.543  < 2e-16 ***
inbCases     1.533e-05  7.866e-05   0.195    0.846
pickRate    -7.996e+00  1.665e+00  -4.801 8.49e-06 ***
lstManHr     7.151e-03  2.073e-02   0.345    0.731
avgTH        5.218e-01  8.878e-02   5.878 1.24e-07 ***
id           1.656e-01  1.539e-01   1.076    0.285
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 26.77 on 71 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9868,    Adjusted R-squared:  0.985
F-statistic: 531.2 on 10 and 71 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

รูปที่ 4–19 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ All Factor

หลังจากที่ทำการสร้างแบบพยากรณ์ครั้งสุดท้าย สามารถนำไปเขียนเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณดังสมการที่ 4-2 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อน ดังรูปที่ 4-20

$$y_t = 834.18 - 0.0061\, x_t^{fore} + 0.010\, x_t^{slow} + 0.011\, x_t^{fast} - 7.98\, pr + 0.526\, \hat{y}_t \qquad (4\text{-}2)$$

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	-2.771327e-15	25.60836	18.56154	-0.007483122	1.096965	0.113622

รูปที่ 4–20 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ All Factor

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 18.56 ค่า MAPE มีค่า 1.10 และค่า RMSE มีค่า 25.61

- **Practical** เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน การเลือกสมการถดถอยทำโดยพิจารณาค่า AIC และ R^2_{adj} ที่ดีสุด โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร ซึ่งไม่รวมปัจจัยที่บริษัทไม่ทราบล่วงหน้าในแต่ละสัปดาห์ได้แก่ x_t^{fast} และ x_t^{slow} ที่จะทราบก็ต่อเมื่อสินค้าเข้ามาถึงศูนย์กระจายสินค้าแล้วเท่านั้น โดยขั้นตอนการสร้างแบบพยากรณ์นั้นทำเช่นเดียวกับแบบพยากรณ์ All Factor ดังนั้นสร้างแบบพยากรณ์ด้วยใช้โปรแกรม R โดยนำปัจจัยทั้งหมดใส่เข้าไปในแบบพยากรณ์ ยกเว้น x_t^{fast} และ x_t^{slow} พบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 1{,}149$ และค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยอื่นๆมีค่าดังตารางที่ดังตารางที่ 4-7

ตารางที่ 4–7 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical

ตัวแปร	**ตัวย่อในโปรแกรม R**	**พารามิเตอร์**	**ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย**
β_0	Intercept	β_0	1,149.00
t	week	β_1	-2.37

Chulalongkorn University

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
$holi_t$	holidays	β_2	0.62
x_t^{fore}	fctCases	β_3	0.00
x_t^{inv}	inbCases	β_4	0.00
pr	pickRate	β_5	-6.88
y_{t-1}	lstManHr	β_6	0.36
$\hat{y}_t = \frac{1}{pr} x_t^{fore}$	avgTH	β_7	-0.06
n	id	β_8	-1.07

จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = \beta_8 = 0$

H_1 : อย่างน้อยมี β_i หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0

พบว่ามีสองปัจจัยที่ไม่ significant คือ $holi_t$, $\hat{y}_t$ และ n ซึ่งมีค่า p-value มากกว่า 0.05 ส่วนปัจจัยอิสระที่เหลือ significant ทั้งหมด ดังรูปที่ 4-21 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df  Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
week        1  505868  505868 30.7215 4.490e-07 ***
holidays    1   25582   25582  1.5536    0.2166
fctCases    1  452591  452591 27.4860 1.481e-06 ***
inbCases    1  438440  438440 26.6266 2.048e-06 ***
pickRate    1  898320  898320 54.5552 1.991e-10 ***
lstManHr    1  295839  295839 17.9664 6.488e-05 ***
avgTH       1    1390    1390  0.0844    0.7722
id          1   36049   36049  2.1893    0.1433
Residuals  73 1202036   16466
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–21 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Practical

ต่อไปจะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระ แต่ละค่าว่ามีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_i = 0$$
$$H_1 \quad : \quad \beta_i \neq 0$$

จากการทดสอบสมมติฐานเช่นเดียวกับแบบพยากรณ์ All Factor และคัดเลือกปัจจัย เพื่อกำจัดปัจจัยอิสระที่ไม่มีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ตามขั้นตอนของ Stepwise Selection ได้ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical ซึ่งสามารถนำไปเขียนเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณ ดังสมการที่ 4-3 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-22

$$y_t = 960.64 - 1.83\, x_t^{fore} + 16.47\, x_t^{inv} - 6.00\, pr + 0.0\, \hat{y}_t + 0.4269\, y_{t-1} \qquad (4\text{-}3)$$

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	8.314487e-15	125.8205	100.8384	-0.5527102	5.940741	0.6172692

รูปที่ 4–22 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Practical

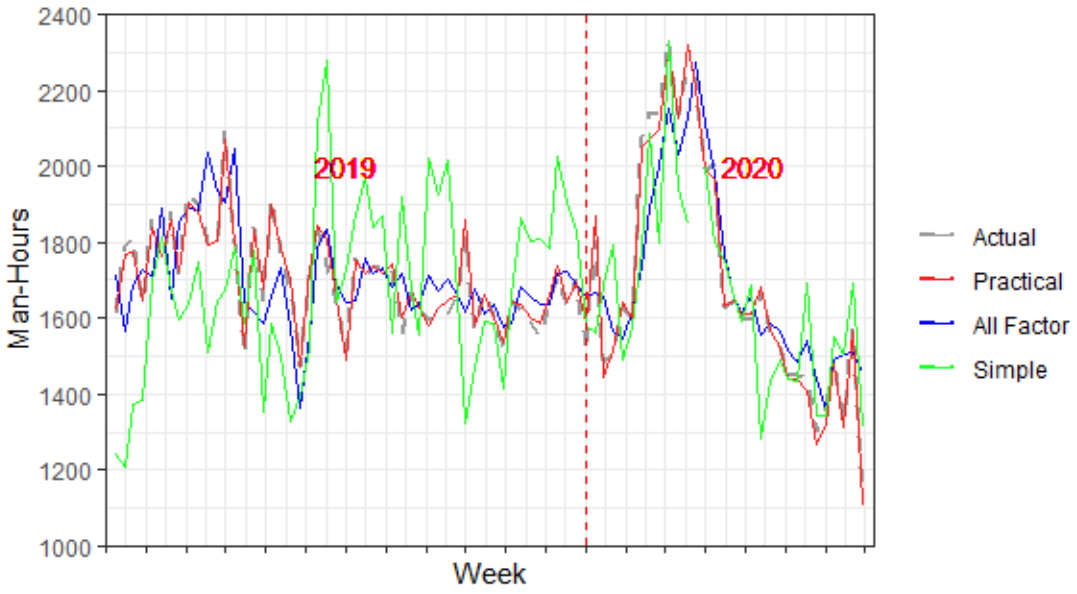
จากผลการพยากรณ์พบว่าแบบพยากรณ์ All Factor ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด แต่บริษัทกรณีศึกษาไม่ทราบจำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็วและช้าล่วงหน้า จึงทำให้แบบพยากรณ์ Practical มีความเหมาะสมมากกว่าแบบพยากรณ์ All Factor และ Simple ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD มีค่า 100.84 ค่า MAPE มีค่า 5.94 และค่า RMSE มีค่า 125.82 โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

จากการทดสอบทั้ง 3 วิธีของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงานตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1 ของปี 2019 จนถึง สัปดาห์ที่ 31 ของปี 2020 ได้ค่า Measuring Forecast Error ดังตาราง 4-8

ตารางที่ 4–8 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		**MAD**	**MAPE**	**RMSE**
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	197.54	11.65	243.98
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ 4-1)	188.18	10.95	235.71
	AllFactor (สมการที่ 4-2)	18.56	1.10	25.61
	Practical (สมการที่ 4-3)	100.84	5.94	125.82

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 4–23 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเทียบกับค่าจริง

เมื่อพิจารณา Measuring Forecast Error ของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงาน พบว่าแบบพยากรณ์ All Factor และ Practical มีความแม่นยำกว่า แบบพยากรณ์ Simple ดังรูปที่ 4-23 โดยแบบพยากรณ์ All Factor ตอบสนองการเปลี่ยนแปลงของชั่วโมงแรงงานที่ดีที่สุด โดยแบบพยากรณ์ All Factor ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด จากการพิจารณาปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้องของแบบพยากรณ์ All Factor มีข้อจำกัดสำคัญ เนื่องจากจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทไม่ทราบล่วงหน้า ดังนั้นแบบพยากรณ์ Practical จึงมีความเหมาะสมมากกว่าเนื่องจากการมีอยู่ของข้อมูล ณ เวลาการพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

4.4 การพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า

จากการวิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลชุดเรียนรู้และการเลือกแบบพยากรณ์ในหัวข้อที่ 4.2.3 และหัวข้อที่ 4.2.4 ในหัวข้อนี้จะทำการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า ซึ่งเป็นการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าโดยใช้การพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเช่นเดียวกับการ

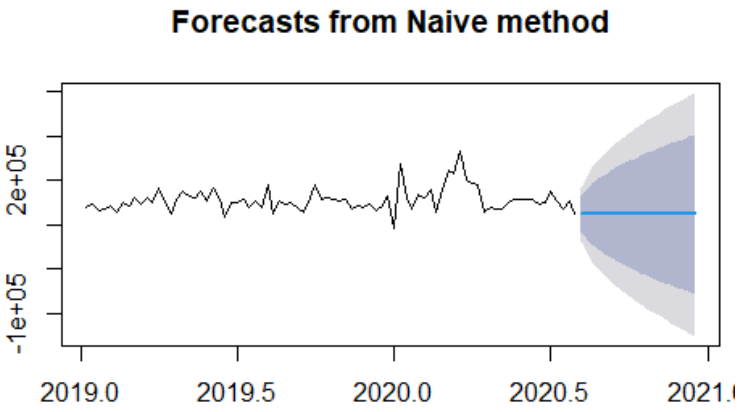
พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานในหัวข้อก่อนหน้านี้ ดังรูปที่ 4-1 เมื่อได้วิธีที่ดีที่สุดในการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า นำค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าที่ได้ไปใช้เป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระ ในการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นที่ใช้การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานและเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนกับวิธีการปัจจุบัน

4.4.1 การพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลา

รูปแบบข้อมูลของจำนวนกล่องสินค้ามีรูปแบบเป็น Non-stationary และมีแนวโน้ม ดังนั้นพยากรณ์ที่นำเสนอของกลุ่มอนุกรมเวลาประกอบไปด้วย 3 แบบพยากรณ์ ได้แก่ Naive , Holt's และ ARIMA โดยแต่ละแบบพยากรณ์ได้ผลการพยากรณ์ดังนี้

1. วิธีการพยากรณ์ Naïve

เป็นวิธีที่ใช้เปรียบเทียบกับวิธีที่มีความซับซ้อนเพื่อช่วยในการตัดสินใจเลือกวิธีการพยากรณ์ ผลการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้จากโปรแกรม R ได้ผลการพยากรณ์และค่าคลาดเคลื่อนดังรูปที่ 4-24



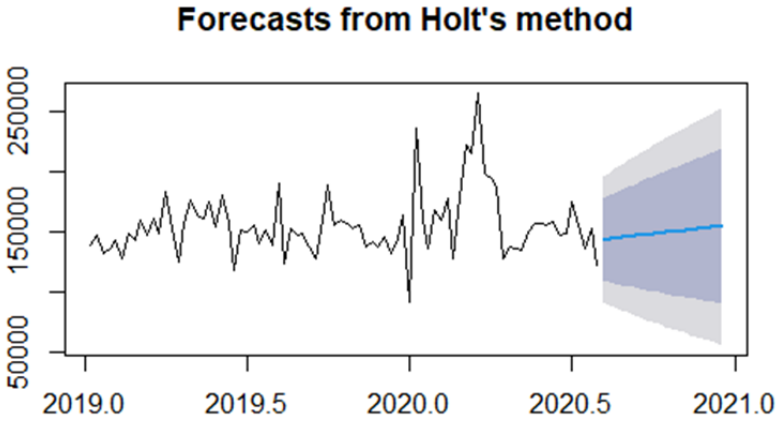

```
                     ME      RMSE       MAE        MPE      MAPE       MASE
Training set -198.2346 31141.28 21488.83 -2.055861 13.82283 0.7815493
                   ACF1
Training set -0.509885
```

รูปที่ 4–24 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี Naïve

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 21,488.83 ค่า MAPE มีค่า 13.82 และค่า RMSE มีค่า 31,141.28

2. วิธีการพยากรณ์ Exponential smoothing adjusted for trend: Holt's method

ในการพยากรณ์ด้วยเทคนิคนี้จะใช้ค่าจากโปรแกรม R กำหนดค่าปรับให้เรียบ Level (alpha, α) และ ค่าปรับให้เรียบ Trend (Beta, β) ซึ่งค่าปรับเรียบทั้ง 2 ค่าที่โปรแกรม R กำหนดเป็นค่าที่ให้ค่า Sum of Square Error ต่ำที่สุด ซึ่งได้ค่า $\alpha = 0.429$ และ $\beta = 0.070$ และได้กราฟการพยากรณ์และค่าคลาดเคลื่อนดังรูปที่ 4-25




```
Smoothing parameters:
 alpha: 0.42917
 beta : 0.06990751
 gamma: FALSE
```

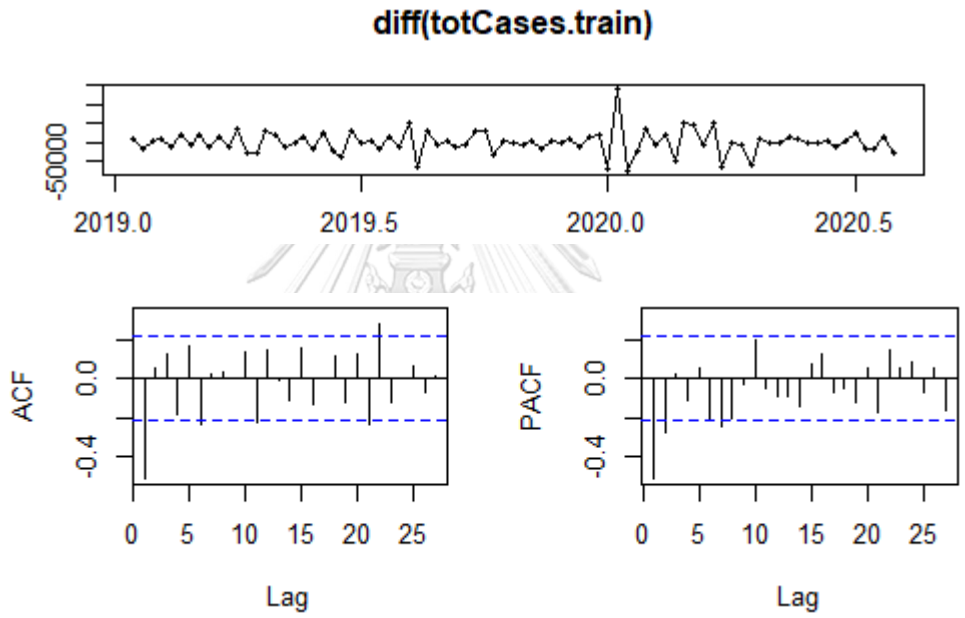
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-3146.45	25786.92	17536.71	-4.115445	11.41013	0.6378105	-0.02676828

รูปที่ 4–25 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี Holt's method

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 17536.71 ค่า MAPE มีค่า 11.41 และค่า RMSE มีค่า 25786.92 ซึ่งวิธีนี้ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธี Naïve

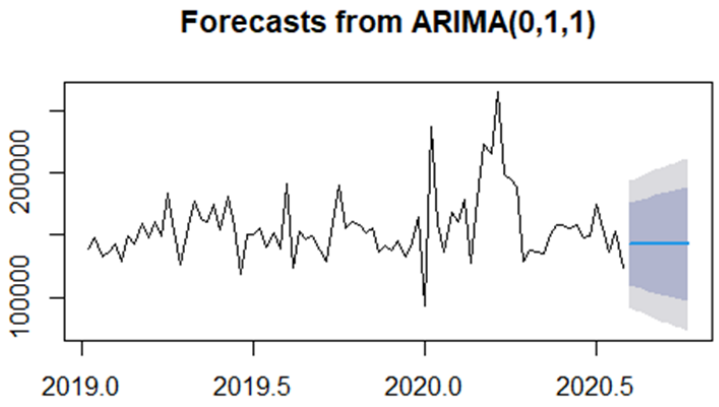
3. วิธีการพยากรณ์ ARIMA

จากผลการพิจารณารูปแบบของข้อมูลในหัวข้อที่ 4.2.3 พบว่าข้อมูลเป็นแบบ Non-stationary ดังนั้นจึงต้องแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 $(d = 1)$ ซึ่งจะได้กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลที่หาผลต่างแล้วดังรูปที่ 4-26



รูปที่ 4–26 การหาผลต่างลำดับที่ 1 (d=1) ของข้อมูลกล่องสินค้า

พบว่ากราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลที่หาผลต่างที่มีลักษณะคงที่ สามารถใช้แบบพยากรณ์ ARIMA พยากรณ์ข้อมูลได้ เมื่อนำข้อมูลไปสร้างโมเดลโดยใช้คำสั่ง auto.arima ในโปรแกรม R เพื่อให้โปรแกรมเลือกรูปแบบโมเดลที่มีความเหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด ซึ่งได้รูปแบบโมเดลการพยากรณ์คือ ARIMA (0,1,1) ดังรูปที่ 4-27




```
Series: totCases.train
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
          ma1
      -0.6860
s.e.   0.1144

sigma^2 estimated as 666699370:  log likelihood=-937.62
AIC=1879.24   AICc=1879.4   BIC=1884.03
                    ME     RMSE      MAE        MPE     MAPE      MASE          ACF1
Training set 97.57954 25503.69 16926.4 -2.010754 10.85504 0.6156138 -0.006638945
```

รูปที่ 4–27 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าด้วยวิธี ARIMA

จากผลการพยากรณ์พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA ที่เหมาะสมคือ ARIMA (0,1,1) เมื่อกลับไปพิจารณารูปที่ 4-6 พบว่า ACF ของจำนวนกล่องสินค้า significant ที่ 2 Time lag แรก จากนั้นหายไป ในขณะที่ PACF significant ที่ Time lag แรกจากนั้นค่อยๆลดลง ซึ่งสอดคล้องกับแบบพยากรณ์ที่ได้ ดังนั้นแสดงให้เห็นว่าจำนวนกล่องสินค้า ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์กับความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่เกิดขึ้นในสัปดาห์ที่ผ่านมา และค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 16926.40 ค่า MAPE มีค่า 10.86 และค่า RMSE มีค่า 25503.69 ซึ่งวิธีนี้ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธี Naïve และ Holt’s method โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

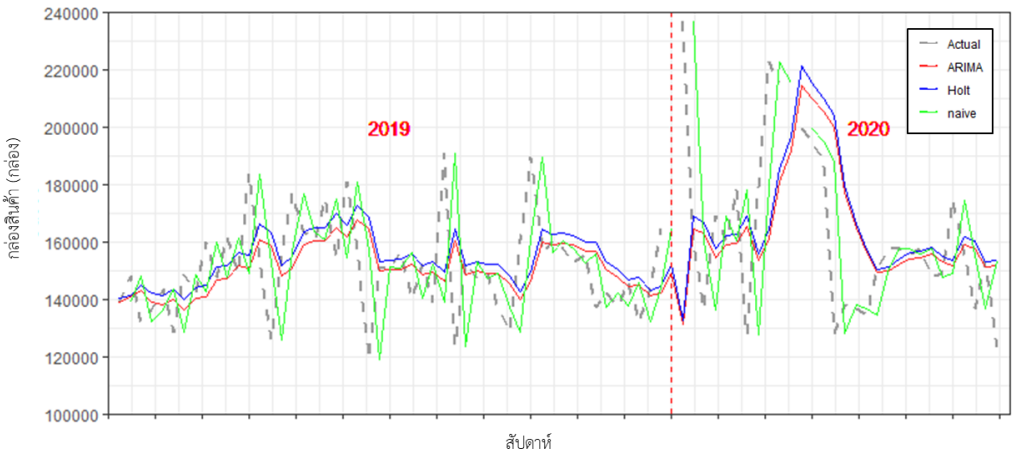
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากการทดสอบทั้ง 3 วิธีของข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 31 ของปี 2020 ได้ค่า Measuring Forecast Error ดังตาราง 4-9

ตารางที่ 4–9 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	กล่องสินค้าจากผู้ว่าจ้าง	19,373.54	14.48	23,392.52
อนุกรมเวลา	Naïve	21,488.83	13.82	31,141.28
	Holt's Method	17,536.71	11.41	25,786.92
	ARIMA (0,1,1)*	16,926.40	10.86	25,503.69

จากตารางที่ 4-9 พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA (0,1,1) ให้ค่าคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกับแบบพยากรณ์ Holt's Method ในขณะที่แบบพยากรณ์ Naïve ให้ค่าคลาดเคลื่อนมากที่สุด



รูปที่ 4–28 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้ากลุ่มอนุกรมเวลาเทียบกับค่าจริง

เมื่อพิจารณา Measuring Forecast Error ของข้อมูลจำนวนกล่องสินค้า พบว่าวิธี ARIMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์น้อยที่สุด ดังรูปที่ 4-28 ดังนั้นจึงเลือกวิธี ARIMA เป็นแบบพยากรณ์ Time series ที่ใช้พยากรณ์จำนวนกล่องสินค้ารายสัปดาห์

4.4.2 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง

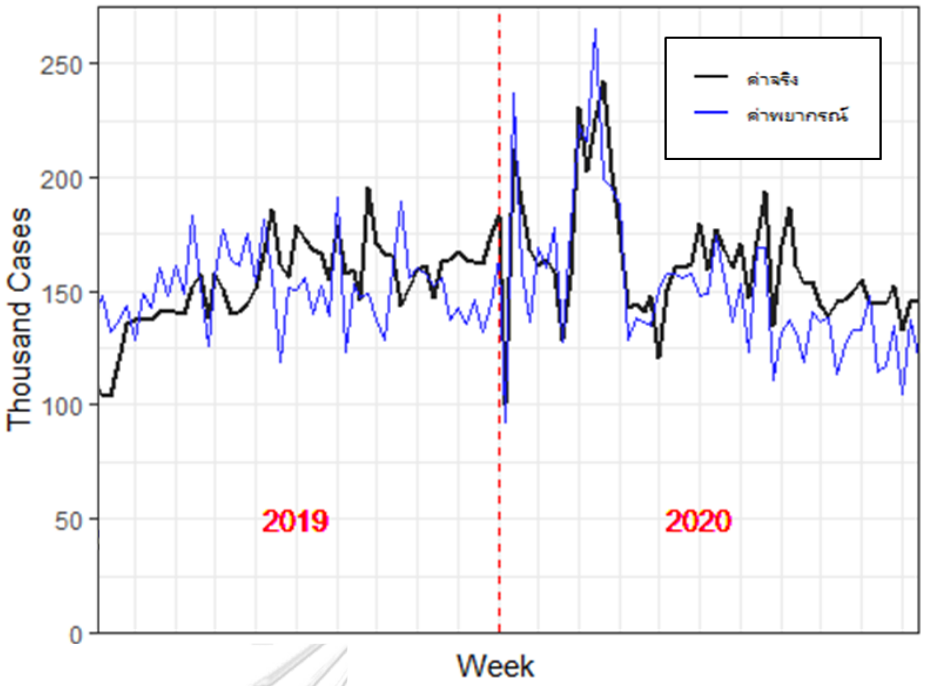
- **การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่เกี่ยวข้อง**

ในงานวิจัยในการพยากรณ์โดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงนั้น จะใช้แบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและปัจจัยอิสระ 2 ตัวขึ้นไปที่มีความสัมพันธ์กันในลักษณะเชิงเส้นตรงเช่นเดียวกับการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

1. **ปัจจัยจำนวนกล่องสินค้า**

ข้อมูลหลักในการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าคือจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า เนื่องจากเป็นข้อมูลที่ผู้ว่าจ้างต้องแจ้งรายสัปดาห์ตามสัญญาการให้บริการ ซึ่งยังปรากฏความแตกต่างระหว่างจำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้ากับกล่องสินค้าจริง อีกทั้งมีลักษณะไม่สม่ำเสมอตลอดข้อมูลชุดเรียนรู้ ดังรูปที่ 4-29

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



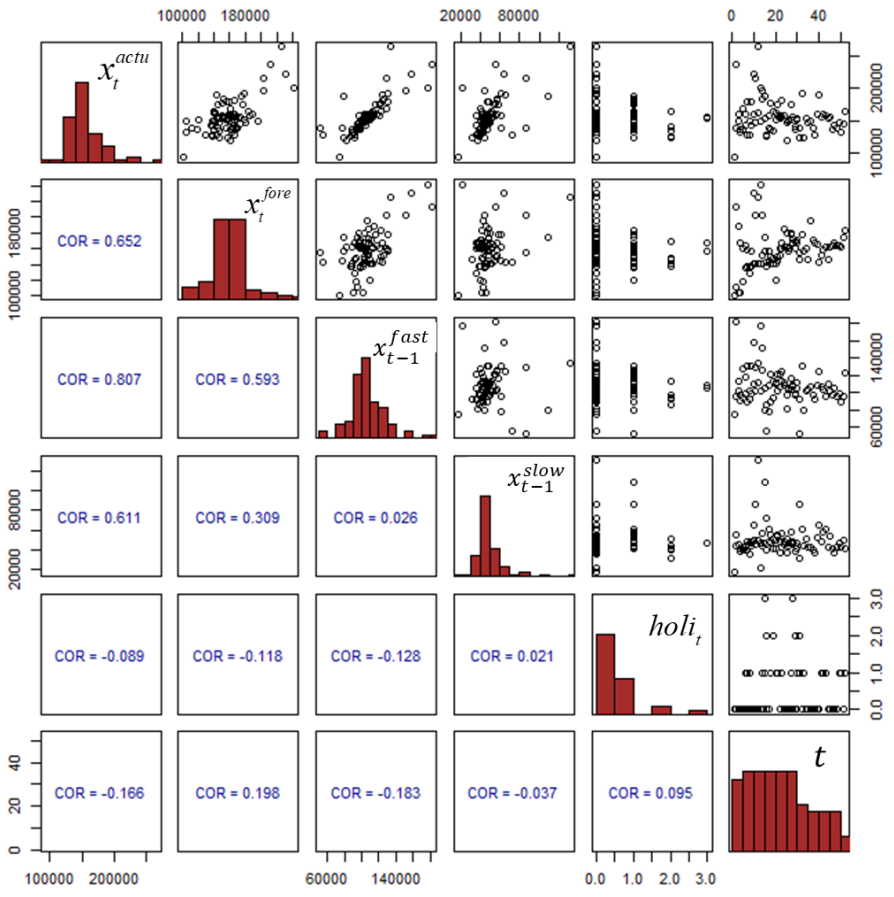
รูปที่ 4–29 การเปรียบเทียบจำนวนกล่องสินค้า

การพิจารณาปัจจัยที่เกี่ยวข้องอื่นประกอบดังตารางที่ 4-10 หากวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างจำนวนกล่องสินค้าจริง (x_t^{actu}) กับจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า (x_t^{fore}) จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้า (x_{t-1}^{slow}) และสินค้าเคลื่อนไหวเร็ว (x_{t-1}^{fast}) ในสัปดาห์ที่ผ่านมา ปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องนอกเหนือจากจำนวนกล่องสินค้า ยังมีสัปดาห์ของปี (t) เนื่องจากความต้องการสินค้าอาจมีรูปแบบเปลี่ยนไปตามฤดูกาล ส่งผลให้สัปดาห์ของปีอาจมีผลต่อจำนวนกล่องสินค้า ต่อมาคือจำนวนวันหยุดในสัปดาห์ ($holi_t$) เนื่องจากพฤติกรรมของผู้บริโภคมักออกไปจับจ่ายซื้อสินค้าในวันหยุดที่ไม่ใช่วันหยุดประจำสัปดาห์ ทำให้ความต้องการสินค้าอาจมีมากและอาจมีผลต่อจำนวนกล่องสินค้า ดังแสดงในรูปที่ 4-30

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 4–10 ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับจำนวนกล่องสินค้า

ตัวแปร	ข้อมูล
x_t^{actu}	กล่องสินค้าจริงในสัปดาห์ t (พันกล่อง); $x_t^{actu} = x_t^{slow} + x_t^{fast}$
x_t^{fore}	กล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้าในสัปดาห์ t (พันกล่อง)
x_{t-1}^{fast}	กล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็วจากผู้ผลิตในสัปดาห์ t-1 (พันกล่อง)
x_{t-1}^{slow}	กล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าจากผู้ผลิตในสัปดาห์ t-1 (พันกล่อง)
$holi_t$	จำนวนวันหยุดในสัปดาห์ t
t	สัปดาห์



รูปที่ 4–30 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างจำนวนกล่องสินค้ากับปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้อง

พบว่าค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนกล่องสินค้าที่ได้รับจริงขึ้นอยู่กับจำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็วถึง 0.807 รองลงมาคือจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าและสินค้าเคลื่อนไหวช้า นอกเหนือจากกล่องสินค้าแล้ว พบว่าจำนวนวันหยุดและสัปดาห์เกือบเป็นอิสระกัน

หลังจากพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อพิจารณาความพันธ์กับตัวแปรตามที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้ผลดังรูปที่ 4-31

```
Analysis of Variance Table

Response: totCases
           Df     Sum Sq    Mean Sq    F value Pr(>F)
fctCases    1 2.3591e+10 2.3591e+10 4.6928e+31 <2e-16 ***
fastCases   1 1.5132e+10 1.5132e+10 3.0102e+31 <2e-16 ***
slowCases   1 1.6751e+10 1.6751e+10 3.3322e+31 <2e-16 ***
holidays    1 0.0000e+00 0.0000e+00 1.1301e+00 0.2911
week        1 0.0000e+00 0.0000e+00 9.8360e-01 0.3245
Residuals 76 0.0000e+00 0.0000e+00
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–31 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับจำนวนกล่องสินค้า

ผลการวิเคราะห์พบว่าจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวเร็ว และจำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าเป็นปัจจัยที่สำคัญควรนำไปสร้างแบบพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

- **การสร้างแบบจำลองและคัดเลือกปัจจัยที่เหมาะสม**

เพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระต่างๆมีความเหมาะสมกับแบบพยากรณ์ ทั้งในทางทฤษฎีและสถิติ จึงต้องทำการทดสอบสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและปัจจัยอิสระ โดยทำการทดสอบภายใต้ระดับความเชื่อมั่นที่ 95% จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่เกี่ยวข้องนำไปสู่การนำเสนอแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร เพื่อเปรียบเทียบโดยแต่ละแบบพยากรณ์ดังต่อไปนี้

1. **FCR** เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเท่านั้นในการพยากรณ์ โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงอย่างง่าย คำนวณด้วยโปรแกรม R ได้ผลดังรูปที่ 4-32

```
Call:
lm(formula = totCases.train ~ fctCases, data = train.DT)

Coefficients:
(Intercept)     fctCases
   4.90e+04     6.72e-01
```

รูปที่ 4–32 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ FCR

จากผลการคำนวณพบว่าไม่มีค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 49{,}0000$ มีค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย $\beta_1 = 0.672$ จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : แบบพยากรณ์ ไม่มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

H_1: : แบบพยากรณ์ มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ F เท่ากับ 59.194 ดังรูปที่ 4-33 ดังนั้นแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

```
Analysis of Variance Table

Response: totCases.train
           Df     Sum Sq    Mean Sq F value    Pr(>F)
fctCases    1 2.3591e+10 2.3591e+10  59.194 3.211e-11 ***
Residuals 80 3.1883e+10 3.9854e+08
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–33 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ FCR

จากนั้นทำการทดสอบสมมติฐาน เพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระหรือจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีผลต่อจำนวนกล่องสินค้าหรือไม่ โดยกำหนดให้

$$H_0: \beta_1 = 0$$

$$H_1: \beta_1 \neq 0$$

```
Call:
lm(formula = totCases.train ~ fctCases, data = train.DT)

Residuals:
   Min     1Q Median     3Q    Max
-38781 -15482    -63  13189  64730

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 4.900e+04  1.407e+04   3.483 0.000808 ***
fctCases    6.720e-01  8.734e-02   7.694 3.21e-11 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 19960 on 80 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4253,    Adjusted R-squared:  0.4181
F-statistic: 59.19 on 1 and 80 DF,  p-value: 3.211e-11
```

รูปที่ 4–34 การทดสอบสมมติฐานของแบบพยากรณ์ FCR

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ t เท่ากับ 3.483 ดังรูปที่ 4-36 ดังนั้นจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีผลต่อจำนวนกล่องสินค้า จึงได้แบบพยากรณ์ ดังสมการที่ 4-4 และคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-35

$$\hat{x}_t^{fore} = 49{,}000 + 0.672\, x_t^{fore} \qquad (4\text{-}4)$$

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	5.319539e-13	19718.52	15645.72	-1.447134	10.08662	0.8792336

รูปที่ 4–35 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ FCR

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 15645.72 ค่า MAPE มีค่า 10.01 และค่า RMSE มีค่า 19718.52

2. MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน การเลือกสมการถดถอยทำโดยพิจารณาค่า AIC และ R^2_{adj} ที่ดีสุด โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณดังนั้นสร้างแบบพยากรณ์ด้วยใช้โปรแกรม R โดยนำปัจจัยทั้งหมดใส่เข้าไปในแบบพยากรณ์ ได้ผลดังตารางที่ 4-11

ตารางที่ 4–11 ค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณของแบบพยากรณ์ MCR

ตัวแปร	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธ์การถดถอย
x_t	β_0	47,525.484
x_t^{fore}	β_1	0.956
x_{t-1}^{fast}	β_2	36.004
x_{t-1}^{slow}	β_3	0.956
$holi_t$	β_4	-263.429
t	β_5	-172.865

จากผลการคำนวณพบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 47{,}525.484$ และค่าสัมประสิทธ์การถดถอย จากนั้นทำการวิเคราะห์ ANOVA เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$$H_0 \quad : \quad \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$$

$$H_1 \quad : \quad \text{อย่างน้อยมี } \beta_i \text{ หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0}$$

พบว่ามีสองปัจจัยที่ไม่ significant คือ $holi_t$ และ t ซึ่งมีค่า p-value มากกว่า 0.05 ส่วนปัจจัยอิสระที่เหลือ significant ทั้งหมด ดังรูปที่ 4-36 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า

```
Analysis of Variance Table

Response: totCases.train
           Df     Sum Sq    Mean Sq    F value Pr(>F)
fctCases    1 2.3591e+10 2.3591e+10 4.6928e+31 <2e-16 ***
fastCases   1 1.5132e+10 1.5132e+10 3.0102e+31 <2e-16 ***
slowCases   1 1.6751e+10 1.6751e+10 3.3322e+31 <2e-16 ***
week        1 0.0000e+00 0.0000e+00 1.2250e+00 0.2719
holidays    1 0.0000e+00 0.0000e+00 8.8870e-01 0.3488
Residuals 76 0.0000e+00 0.0000e+00
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 4–36 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ MCR

ต่อไปจะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระ แต่ละค่าว่ามีผลต่อจำนวนกล่องสินค้าหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_i = 0$$
$$H_1 \quad : \quad \beta_i \neq 0$$

จากการทดสอบสมมติฐานและคัดเลือกปัจจัย เพื่อกำจัดปัจจัยอิสระที่ไม่มีผลต่อจำนวนกล่องสินค้า ได้ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของพยากรณ์ ซึ่งสามารถนำไปสร้างเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงแบบหลายพหุคูณดังสมการที่ 4-5 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-37

$$\hat{x}_t^{fore} = 36{,}237.61 + 0.89\, x_t^{fore} + 36.07\, x_{t-1}^{fast} + 0.74\, x_{t-1}^{slow} \qquad (4\text{-}5)$$

```
                      ME     RMSE      MAE       MPE     MAPE      MASE
Training set -3.545782e-13 11618.46 9240.301 -0.5129037 5.975591 0.5192719
```

รูปที่ 4–37 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ MCR

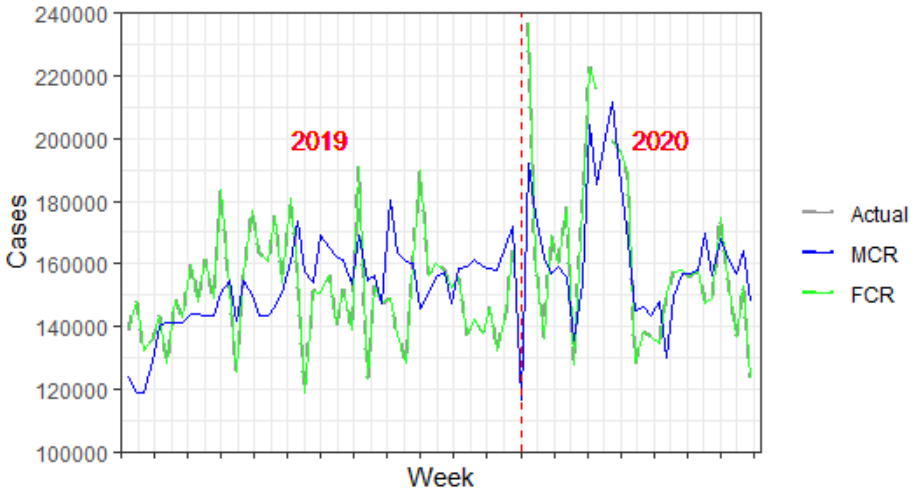
จากผลการพยากรณ์พบว่าแบบพยากรณ์ MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่า FCR จึงทำให้แบบพยากรณ์ MCR มีความเหมาะสมมากกว่าแบบพยากรณ์ FCR ด้วยค่า MAD มีค่า 9240.30 ค่า

MAPE มีค่า 5.98 และค่า RMSE มีค่า 11618.46 โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

เมื่อนำสมการถดถอยที่ได้มาทดสอบได้ค่า Measuring Forecast Error ดังตาราง 4-12

ตารางที่ 4–12 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงจากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	กล่องสินค้าจากผู้ว่าจ้าง	19,373.54	14.48	23,392.52
สมการถดถอย	FCR (สมการที่ 4-4)	15,645.72	10.09	19,718.52
	MCR (สมการที่ 4-5)*	9,240.30	5.97	11,618.46



รูปที่ 4–38 ผลการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงเทียบกับค่าจริง

เมื่อพิจารณา Measuring Forecast Error ของข้อมูลจำนวนกล่องสินค้า พบว่าแบบพยากรณ์ MCR มีความแม่นยำกว่า แบบพยากรณ์ FCR ดังรูปที่ 4-38 ดังนั้นแบบพยากรณ์ MCR จึงมีความเหมาะสมมากกว่า

4.5 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่

จากการคัดเลือกแบบพยากรณ์ ในการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าพบว่าแบบพยากรณ์ MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังนั้นนำจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ที่ได้จากแบบพยากรณ์ดังกล่าวไปสร้างแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน 2 แบบพยากรณ์ คือ สมการที่ใช้อยู่ในปัจจุบันและสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์มาเป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระในการสร้างสมการ จากนั้นจะเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อคัดเลือกสมการที่จะใช้ในการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานต่อไป

4.5.1 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากวิธีการปัจจุบัน.MCR

วิธีการคาดการณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน คำนวณจากการใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าหารด้วยอัตราความเร็วเฉลี่ยของจำนวนสินค้าที่สามารถหยิบได้ต่อชั่วโมงดังสมการที่ 1-1 แต่ในส่วนนี้จะใช้จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ที่ได้จากการใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงตามสมการที่ 4-5 แทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าที่มีความคลาดเคลื่อนสูง โดยสามารถคำนวณได้ตามสมการที่ 4-6

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

$$\hat{y}_t = \frac{1}{pr}\hat{x}_t^{fore} \quad (4\text{-}6)$$

โดยกำหนด

$\hat{y}_t$ คือ ชั่วโมงแรงงานพยากรณ์สัปดาห์ที่ t

pr คือ การกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย (กล่อง/ชั่วโมง-คน)

$\hat{x}_t^{fore}$ คือ กล่องสินค้าที่พยากรณ์ใหม่ในสัปดาห์ t

เมื่อนำกล่องสินค้าสินค้าพยากรณ์ไปคำนวณชั่วโมงแรงงานตามสมการที่ 4-6 และคำนวณค่าคลาดเคลื่อนได้ดังตารางที่ 4-13

ตารางที่ 4–13 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR จากข้อมูลชุดเรียนรู้

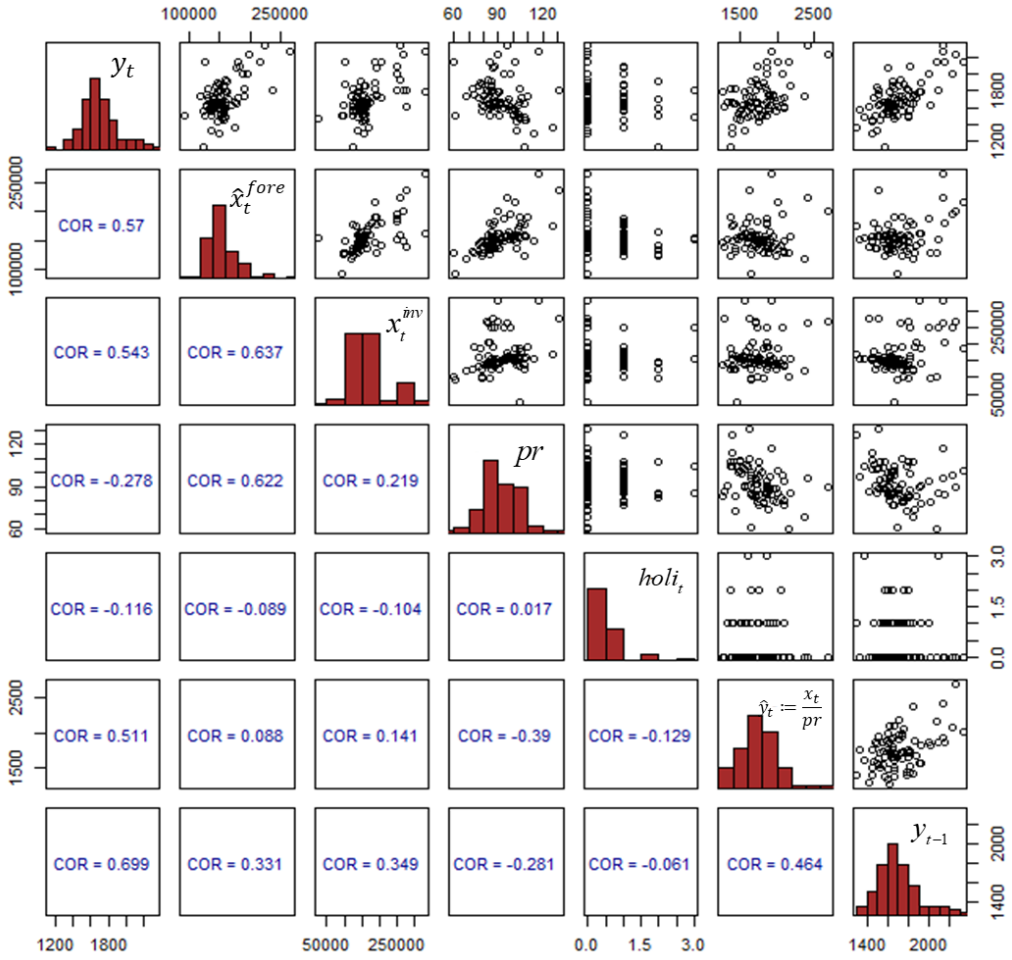
ประเภทของแบบพยากรณ์	MAD	MAPE	RMSE
วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	197.54	11.65	243.98
วิธีการปัจจุบัน.MCR (สมการที่ 4-6)	188.42	10.73	227.01

จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้พบว่าวิธีการปัจจุบัน.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการในปัจจุบันเดิม ดังตารางที่ 4-13 ด้วยค่า MAD เท่ากับ 188.42 ค่า MAPE เท่ากับ 10.73 และค่า RMSE เท่ากับ 227.01 โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

4.5.2 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานจากวิธีสมการถดถอย.MCR

การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานโดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงนั้นจะใช้แบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงพหุคูณที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากแบบพยากรณ์ MCR มาเป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระในการสร้างสมการ โดยเริ่มต้นจะต้องแสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยแผนภาพการกระจายเพื่อพิจารณาความสัมพันธ์ของข้อมูลและคำนวณค่าสหสัมพันธ์ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ถึงความสัมพันธ์ ดังรูปที่ 4-39

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 4–39 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่และปัจจัยที่เกี่ยวข้อง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากการวิเคราะห์พบว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานมีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ที่ผ่านมา จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ จำนวนกล่องในระบบพุต-ทู-สโตร์ และจำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบัน

หลังจากพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อพิจารณาความพันธ์กับตัวแปรตามที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ผลการวิเคราะห์พบว่า จำนวนวันหยุดในสัปดาห์มีค่า p-value เท่ากับ 0.463 แสดงให้เห็นว่าจำนวนวันหยุดในสัปดาห์ไม่มีผลกับจำนวนชั่วโมงแรงงาน

นอกจากนี้พบว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ที่ผ่านมา จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ จำนวนกล่องในระบบพุต-ทู-สโตร์ อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย จำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบันและจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ที่ผ่านมา เป็นปัจจัยที่มีสำคัญควรนำไปสร้างแบบพยากรณ์ ดังนั้นสร้างแบบพยากรณ์ด้วยใช้โปรแกรม R โดยนำปัจจัยทั้งหมดใส่เข้าไปในแบบพยากรณ์ ได้ผลดังตารางที่ 4-14

ตารางที่ 4–14 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของวิธีสมการถดถอย.MCR

ตัวแปร	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธ์การถดถอย
β_0	β_0	811.91
$holi_t$	β_1	-0.80
x_t^{fore}	β_2	-0.01
x_t^{inv}	β_3	-0.00
pr	β_4	-8.53
y_{t-1}	β_5	-0.09
$\hat{y}_t$	β_6	0.64
$\hat{x}_t^{fore}$	β_7	0.13

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากผลการคำนวณพบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 811.91$ และค่าสัมประสิทธ์การถดถอยอื่นๆมีค่าดังตารางที่ 4-14 จากนั้นทำการวิเคราะห์ ANOVA เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0$

H_1 : อย่างน้อยมี β_i หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0

พบว่ามีสองปัจจัยที่ไม่ significant คือ $\hat{y}_t$ ซึ่งมีค่า p-value มากกว่า 0.05 ส่วนปัจจัยอิสระที่เหลือ significant ทั้งหมด ดังรูปที่ 4-40 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df  Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
holidays    1   51520   51520  3.0794 0.0834313 .
fctCases    1  260784  260784 15.5870 0.0001779 ***
inbCases    1  861424  861424 51.4871 4.622e-10 ***
pickRate    1  948331  948331 56.6815 1.004e-10 ***
lstManHr    1  434234  434234 25.9540 2.586e-06 ***
avgTH       1    2755    2755  0.1647 0.6860416
newCases    1   58981   58981  3.5253 0.0643810 .
Residuals 74 1238086   16731
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–40 การวิเคราะห์ความแปรปรวนสมการถดถอย.MCR

ต่อไปจะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระ แต่ละค่าว่ามีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_i = 0$$

$$H_1 \quad : \quad \beta_i \neq 0$$

จากการทดสอบสมมติฐานและคัดเลือกปัจจัย ได้ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของสมการถดถอย.MCR ซึ่งสามารถนำไปเขียนเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณดังสมการที่ 4-7 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-41

$$y_t = 62.21 - 0.01\, x_t^{fore} + 0.97\, x_t^{inv} + 0.01\, \hat{x}_t^{fore} \qquad (4\text{-}7)$$

```
                      ME     RMSE      MAE        MPE    MAPE      MASE
Training set 2.495226e-14 123.951 100.5553 -0.5482125 5.94934 0.6155359
```

รูปที่ 4–41 ค่าความคลาดเคลื่อนของสมการถดถอย.MCR

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4–15 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน สมการถดถอย.MCR จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์	MAD	MAPE	RMSE
วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	197.54	11.65	243.98
วิธีสมการถดถอย.MCR (สมการที่ 4-7)	100.55	5.95	123.95

จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้พบว่าสมการถดถอย.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการในปัจจุบันเดิม ดังตารางที่ 4-15 ด้วยค่า MAD เท่ากับ 100.55 ค่า MAPE เท่ากับ 11.65 และค่า RMSE เท่ากับ 123.95 โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

4.6 การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานด้วยแบบพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยในหัวข้อ 4.3

จากการคัดเลือกแบบพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าพบว่าแบบพยากรณ์ MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังนั้นผู้วิจัยจะนำจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ที่ได้จากแบบพยากรณ์ดังกล่าวไปเป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระให้กับแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานจากหัวข้อที่ 4.3 เพื่อทดสอบว่าหากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนน้อยลง จะทำให้แบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานจากหัวข้อ 4.3 มีความแม่นยำมากขึ้น โดยเลือกกลุ่มวิธีสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากนั้นจะเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อคัดเลือกสมการที่จะใช้ในการพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานต่อไป

4.6.1 การพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง

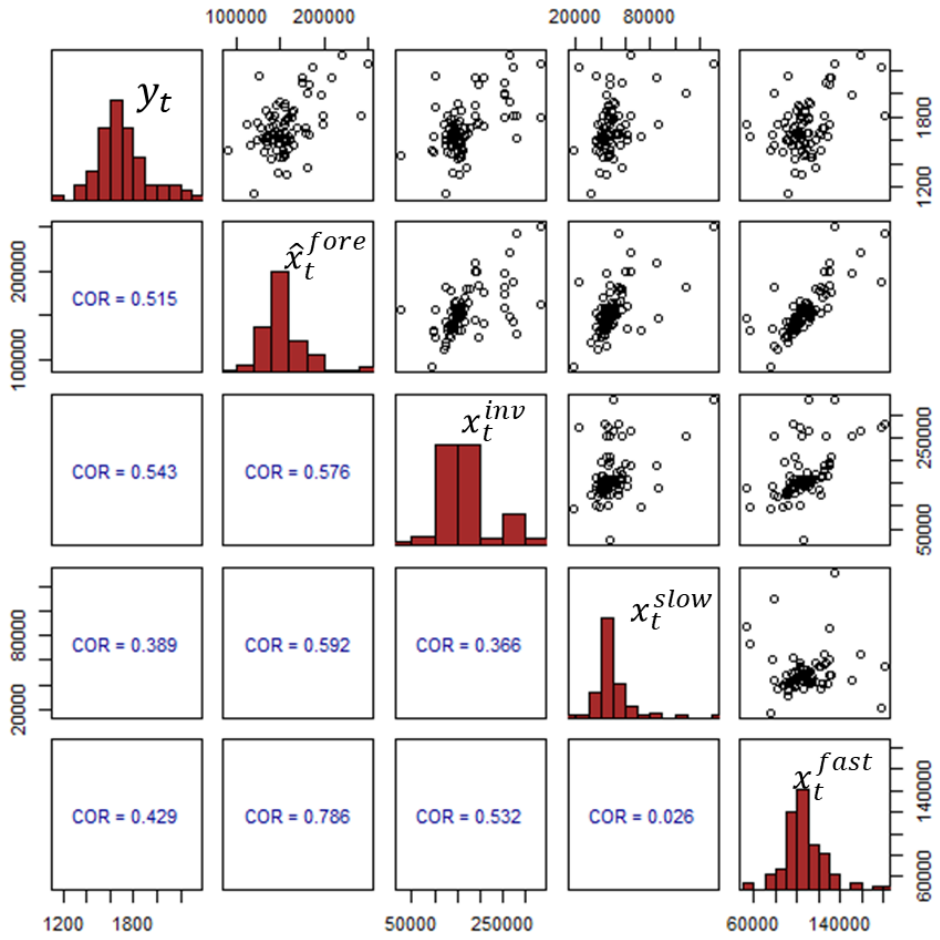
การพยากรณ์โดยใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงนั้น จะใช้แบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงพหุคูณ เพื่อใช้พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Y) และตัวแปรอิสระ (x) ทุกคู่ความสัมพันธ์ เพื่อพิจารณาความสัมพันธ์ของข้อมูล

1. ปัจจัยจำนวนกล่องสินค้า

ข้อมูลหลักในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานคือจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ จากแบบพยากรณ์ MCR โดยใช้กล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่เป็นปัจจัยอิสระแทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้าง

ในส่วนการพิจารณาปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้องประกอบ จะทำการพิจารณาเช่นเดียวกับการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานด้วยสมการถดถอยเชิงเส้นตรงในหัวข้อที่ 4.3 ซึ่งสามารถพิจารณาค่าสหสัมพันธ์ได้จากรูปที่ 4-42 พบว่าค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนชั่วโมงแรงงานขึ้นอยู่กับจำนวนกล่องสินค้าในระบบระบบพุต-ทู-สโตร์และจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ ในขณะที่จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าและเคลื่อนไหวเร็วเกือบเป็นอิสระกันด้วยค่าสหสัมพันธ์ 0.026

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

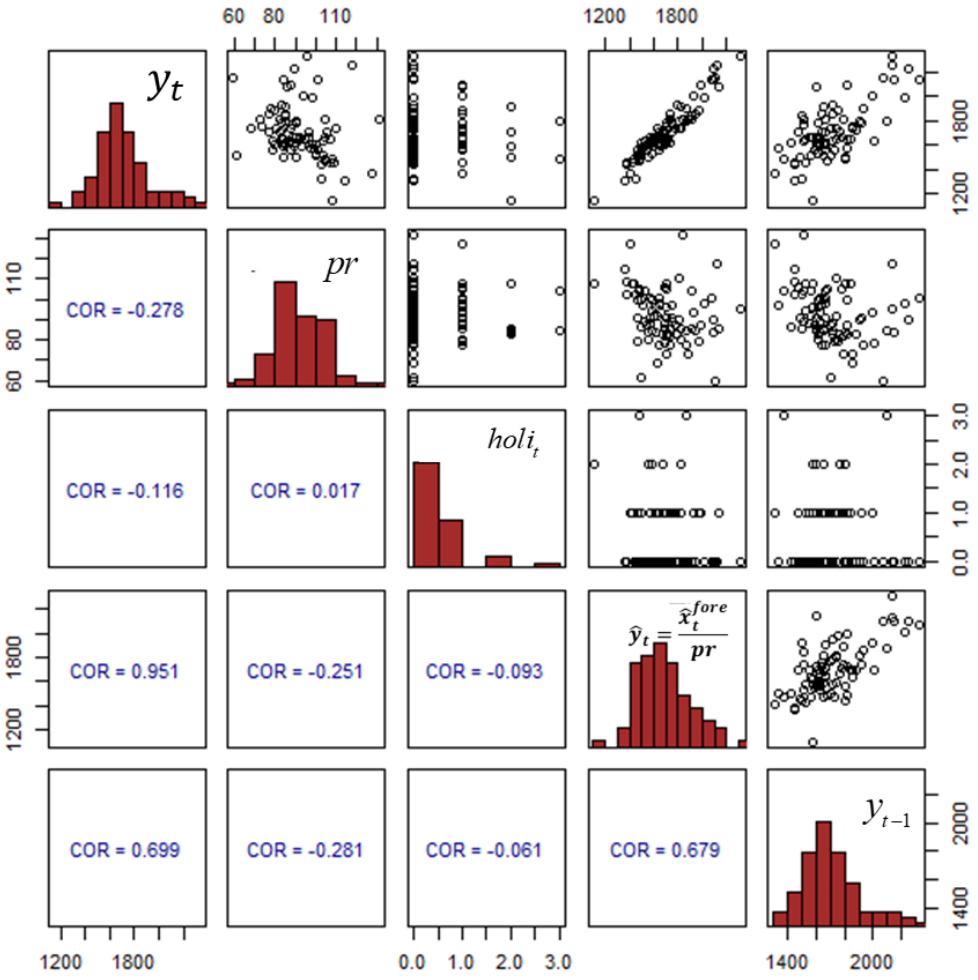


รูปที่ 4–42 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากณ์ใหม่และปัจจัยจำนวนกล่องสินค้าประเภทต่างๆ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2. ปัจจัยอื่นๆนอกเหนือจากกล่องสินค้า

นอกเหนือจากกล่องสินค้าแล้ว ผู้วิจัยยังได้รวบรวมปัจจัยที่เกี่ยวข้อง พร้อมวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงได้ดังรูปที่ 4-43



รูปที่ 4–43 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่และปัจจัยอื่นๆ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากรูปที่ 4-43 พบว่าปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องนอกเหนือจากจำนวนกล่องสินค้า ยังมีชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมาที่มีผลกับจำนวน และโดยเฉพาะอย่างยิ่งชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบัน หลังจากพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อพิจารณาความสัมพันธ์กับตัวแปรตามที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ได้ผลดังตารางที่ 4-16

ตารางที่ 4–16 ผลการ ANOVA ของปัจจัยที่เกี่ยวข้อง เมื่อเปลี่ยนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเป็นจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่

	DF	MSE	F-value	p-value
$\hat{x}_t^{fore}$	1	1,023,437.00	11,904.24	0.00
x_t^{inv}	1	350,468.50	4,076.52	0.00
x_t^{slow}	1	33,428.24	388.83	0.00
x_t^{fast}	1	115,031.00	1,337.99	0.00
pr	1	225,2968.00	26,205.70	0.00
$holi_t$	1	688.13	8.00	0.01
$\hat{y}_t$	1	73,801.76	858.44	0.00
y_{t-1}	1	16.69	0.19	0.66
Residuals	73	85.97		

ผลการวิเคราะห์พบว่าปัจจัยที่ค่า p-value มีค่ามากกว่า 0.05 ซึ่งหมายความว่าปัจจัยนั้นๆ ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติและไม่มีความสัมพันธ์กับชั่วโมงแรงงาน คือ จำนวนชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา ส่วนปัจจัยอื่นๆที่เหลือทั้งหมด มีค่า p-value น้อยกว่า 0.05 จึงเป็นปัจจัยที่สำคัญ ควรนำไปสร้างแบบพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

- **การสร้างแบบจำลองและคัดเลือกปัจจัยที่เหมาะสม**

เพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระต่างๆมีความเหมาะสมกับแบบพยากรณ์ ทั้งในทางทฤษฎีและสถิติ จึงต้องทำการทดสอบสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นและปัจจัยอิสระ โดยทำการทดสอบภายใต้ระดับความเชื่อมั่นที่ 95% จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่เกี่ยวข้องนำไปสู่การนำเสนอแบบพยากรณ์ถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณ เพื่อเปรียบเทียบแต่ละแบบพยากรณ์ดังต่อไปนี้

1. **Simple.MCR** เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้ชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบันที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่หารด้วยอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยดังสมการที่ 1-1 เท่านั้นในการพยากรณ์ ซึ่งกำหนดให้ $avgTH = \hat{y}_t = \frac{1}{pr}\hat{x}_t^{fore} = \beta_1$ โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงอย่างง่าย คำนวณด้วยโปรแกรม R ได้ผลดังรูปที่ 4-44

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ avgTH - 1, data = train.DT)

Coefficients:
avgTH
1.007
```

รูปที่ 4–44 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Simple.MCR

จากผลการคำนวณพบว่าไม่มีค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 0$ แต่มีค่าสัมประสิทธ์การถดถอย $\beta_1 = 1.007$ จากนั้นทำการวิเคราะห์ ANOVA เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : แบบพยากรณ์ ไม่มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

H_1: : แบบพยากรณ์ มีความเหมาะสมในการใช้พยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ F เท่ากับ 52,541 ดังรูปที่ 4-45 ดังนั้นแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df    Sum Sq   Mean Sq F value    Pr(>F)
avgTH       1 241142502 241142502   52451 < 2.2e-16 ***
Residuals 81    372399      4598
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

รูปที่ 4–45 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Simple.MCR

จากนั้นทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อทดสอบว่าปัจจัยอิสระหรือจำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบันมีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยกำหนดให้

$$H_0 \quad : \quad \beta_1 = 0$$
$$H_1 : \quad : \quad \beta_1 \neq 0$$

พบว่า ปฏิเสธ H_0 ที่ค่า p-value มีค่าเท่ากับ 0.000 ซึ่งน้อยกว่า 0.05 และ t เท่ากับ 229 ดังรูปที่ 4-46

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ avgTH - 1, data = train.DT)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-128.27  -62.45   17.84   53.13  122.70

Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
avgTH 1.006802   0.004396     229   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 67.8 on 81 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9985,    Adjusted R-squared:  0.9984
F-statistic: 5.245e+04 on 1 and 81 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

รูปที่ 4–46 การทดสอบสมมติฐานของของแบบพยากรณ์ Simple.MCR

ดังนั้นจำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบันมีผลต่อชั่วโมงแรงงานและได้แบบพยากรณ์ ดังสมการที่ 4-8 และคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-47

$$y_t = 1.007 \frac{1}{pr} \hat{x}_t^{fore} \quad (4\text{-}8)$$

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	0.9275504	67.39027	58.34701	-0.03295353	3.436852	0.3571636

รูปที่ 4–47 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Simple.MCR

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 58.35 ค่า MAPE มีค่า 3.44 และค่า RMSE มีค่า 67.39

2. **All Factor.MCR** เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องรวมถึงจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทมาใช้ในการสร้างสมการถดถอย โดยใช้การคัดเลือกแบบขั้นตอน เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำ จากผลการคำนวณพบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = -2.211$ และค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยอื่นๆมีค่าดังรูปที่ 4-48 และตารางที่ 4-17

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ . - year - id - fRatio - fctCases - totCases,
    data = train.DT)

Coefficients:
(Intercept)         week     holidays    fastCases    slowCases
 -2.211e+00    3.023e-02   -1.259e-01    1.082e-02    1.060e-02
   inbCases     pickRate      lstManHr     newCases        avgTH
  2.351e-05    1.099e-01   -2.725e-03   -1.091e-02    1.011e+00
```

รูปที่ 4–48 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR

ตารางที่ 4–17 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
β_0	Intercept	β_0	-2.211
n	week	β_1	0.030
$holi_t$	holidays	β_2	-0.126
x_t^{fast}	fastCases	β_3	0.011

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธ์การถดถอย
x_t^{slow}	slowCases	β_4	0.011
x_t^{inv}	inbCases	β_5	0.000
pr	pickRate	β_6	0.110
y_{t-1}	lstManHr	β_7	-0.003
$\hat{x}_t^{fore}$	newCases	β_8	-0.011
$\hat{y}_t$	avgTH	β_9	1.011

จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = \beta_8 = \beta_9 = 0$

H_1 : อย่างน้อยมี β_i หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0

พบว่าปัจจัยที่มีค่า p-value มากกว่า 0.05 รูปที่ 4-49 คือ จำนวนชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา ส่วนปัจจัยอื่นๆที่เหลือ มีค่า p-value น้อยกว่า 0.05 ทั้งหมด ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df  Sum Sq Mean Sq    F value  Pr(>F)
week        1  505868  505868  5814.2113 < 2e-16 ***
holidays    1   25582   25582   294.0329 < 2e-16 ***
fastCases   1  505929  505929  5814.9172 < 2e-16 ***
slowCases   1  528506  528506  6074.4015 < 2e-16 ***
inbCases    1  116678  116678  1341.0385 < 2e-16 ***
pickRate    1 2095544 2095544 24085.2054 < 2e-16 ***
lstManHr    1     373     373     4.2832 0.17064
newCases    1     167     167     1.9154 0.04208 *
avgTH       1   71204   71204   818.3883 < 2e-16 ***
Residuals 72    6264      87
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 4–49 การวิเคราะห์ความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR

ต่อไปทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระ แต่ละค่าว่ามีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_1 = 0$$
$$H_1 \quad : \quad \beta_1 \neq 0$$

จากการทดสอบสมมติฐานและคัดเลือกปัจจัย เพื่อกำจัดปัจจัยอิสระที่ไม่มีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ตามขั้นตอนของ Stepwise Selection ได้ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor. MCR ได้ดังรูปที่ 4-50 และตารางที่ 4-18

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ slowCases + fastCases + newCases + avgTH,
    data = train.DT)

Coefficients:
(Intercept)    slowCases    fastCases     newCases        avgTH
    6.48536      0.01063      0.01086     -0.01086      1.00301
```

รูปที่ 4–50 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR หลังการทำ Stepwise Selection

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4–18 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR หลังการทำ Stepwise Selection

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
β_0	Intercept	β_0	6.49
x_t^{slow}	slowCases	β_1	0.01
x_t^{fast}	fastCases	β_2	0.01
$\hat{x}_t^{fore}$	NewCases	β_3	-0.01

จากค่าสัมประสิทธิ์ในตารางที่ 4-18 สามารถนำไปเขียนเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณได้ดังสมการที่ 4-9 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-51

$$y_t = 6.49+0.01x_t^{slow}+0.011x_t^{fast}-0.01\,\hat{x}_t^{fore} \quad (4\text{-}9)$$

```
                      ME      RMSE       MAE            MPE       MAPE
Training set -8.318306e-15 8.798981 6.685948 -0.003549723 0.4005461
                   MASE
Training set 0.04092716
```

รูปที่ 4–51 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ All Factor.MCR

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 6.69 ค่า MAPE มีค่า 0.40 และค่า RMSE มีค่า 8.80

3. **Practical.MCR** เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์ และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน การเลือกสมการถดถอยทำโดยพิจารณาค่า AIC และ R^2_{adj} ที่ดีสุด โดยใช้หลักการของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงหลายตัวแปร ซึ่งไม่รวมปัจจัยที่บริษัทไม่ทราบล่วงหน้าในแต่ละสัปดาห์ได้แก่ จำนวนสินค้าเคลื่อนไหวเร็วและจำนวนสินค้าเคลื่อนไหวช้าที่จะทราบก็ต่อเมื่อสินค้าเข้ามาถึงศูนย์กระจายสินค้าแล้วเท่านั้น โดยขั้นตอนการสร้างแบบพยากรณ์นั้นทำเช่นเดียวกับแบบพยากรณ์ All Factor.MCR ดังนั้นสร้างแบบพยากรณ์ โดยนำปัจจัยทั้งหมดใส่เข้าไปในแบบพยากรณ์ยกเว้น x_t^{fast} และ x_t^{slow} พบว่าค่า y-Intercept หรือค่า $\beta_0 = 460.400$ และค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยอื่นๆมีค่าดังรูปที่ 4-52 และตารางที่ดังตารางที่ 4-19

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ . - year - id - fRatio - fctCases - fastCases -
    slowCases - totCases, data = train.DT)

Coefficients:
(Intercept)         week     holidays     inbCases     pickRate
  4.604e+02   -4.696e-01   -4.594e+00    5.852e-04   -3.715e+00
   lstManHr     newCases        avgTH
  6.740e-02    1.342e-03    6.962e-01
```

รูปที่ 4–52 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4–19 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณของแบบพยากรณ์ Pratical.MCR

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย
β_0	Intercept	β_0	460.400
n	week	β_1	-0.470
$holi_t$	holidays	β_2	-4.594
x_t^{inv}	inbCases	β_3	0.001
pr	pickRate	β_4	-3.715
y_{t-1}	lstManHr	β_5	0.067
$\hat{x}_t^{fore}$	newCases	β_6	0.001
$\hat{y}_t$	avgTH	β_7	0.696

จากนั้นทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน เพื่อวิเคราะห์ความเหมาะสมโดยรวมในการนำแบบพยากรณ์ไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงานดังนี้

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0$

H_1 : อย่างน้อยมี β_i หนึ่งตัวที่ไม่เท่ากับ 0

พบว่าปัจจัยทั้งหมดมีค่า p-value น้อยกว่า 0.05 ดังนั้นจึงปฏิเสธ H_0 หมายความว่าแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน ดังรูปที่ 4-53

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

```
Analysis of Variance Table

Response: clnManHr
           Df  Sum Sq Mean Sq  F value    Pr(>F)
week        1  505868  505868 133.6731 < 2.2e-16 ***
holidays    1   25582   25582   6.7600  0.011249 *
inbCases    1  793203  793203 209.5999 < 2.2e-16 ***
pickRate    1  525842  525842 138.9511 < 2.2e-16 ***
lstManHr    1  613960  613960 162.2358 < 2.2e-16 ***
newCases    1 1075537 1075537 284.2053 < 2.2e-16 ***
avgTH       1   36080   36080   9.5338  0.002839 **
Residuals 74  280043    3784
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 4–53 การทดสอบความแปรปรวนของแบบพยากรณ์ Practical.MCR

ต่อไปจะทำการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่จะนำใช้ในแบบพยากรณ์ โดยใช้วิธีคัดเลือกแบบขั้นตอน ซึ่งเป็นการทดสอบค่าปัจจัยอิสระ แต่ละค่าว่ามีผลต่อชั่วโมงแรงงานหรือไม่ โดยตั้งสมมติฐานดังนี้

$$H_0 \quad : \quad \beta_i = 0$$
$$H_1 \quad : \quad \beta_i \neq 0$$

จากการทดสอบสมมติฐานและคัดเลือกปัจจัย เพื่อกำจัดปัจจัยอิสระที่ไม่มีผลต่อชั่วโมงแรงงาน ตามขั้นตอนของ Stepwise Selection ได้ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR ได้ดังรูปที่ 4-54 และตารางที่ 4-20

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

```
Call:
lm(formula = clnManHr ~ lstManHr + pickRate + inbCases + avgTH,
    data = train.DT)

Coefficients:
(Intercept)     lstManHr     pickRate     inbCases        avgTH
  2.175e+02    7.395e-02   -1.523e+00    6.385e-04    8.241e-01
```

รูปที่ 4–54 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR หลังการทำ Stepwise Selection

ตารางที่ 4–20 ค่าสัมประสิทธ์การถดถอยของแบบพยากรณ์ Practical.MCR

ตัวแปร	ตัวย่อในโปรแกรม R	พารามิเตอร์	ค่าสัมประสิทธ์การถดถอย
β_0	Intercept	β_0	217.500
y_{t-1}	lstManHr	β_1	0.074
pr	pickRate	β_2	-1.523
x_t^{inv}	inbCases	β_3	0.001
$\hat{y}_t$	avgTH	β_4	0.824

จากตารางที่ 4- 20 สามารถนำค่าสัมประสิทธิ์ไปเขียนเป็นสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณ ดังสมการที่ 4-10 และสามารถคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนได้ดังรูปที่ 4-55

$$y_t = 217.5 + 10.074y_{t-1} - 1.523pr + 0.001x_t^{inv} + 0.824\hat{y}_t \quad (4\text{-}10)$$

```
                      ME      RMSE       MAE         MPE      MAPE
Training set -1.109021e-14 58.94137 49.56421 -0.1085881 2.918725
                   MASE
Training set 0.3034009
```

รูปที่ 4–55 ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบพยากรณ์ Practical.MCR

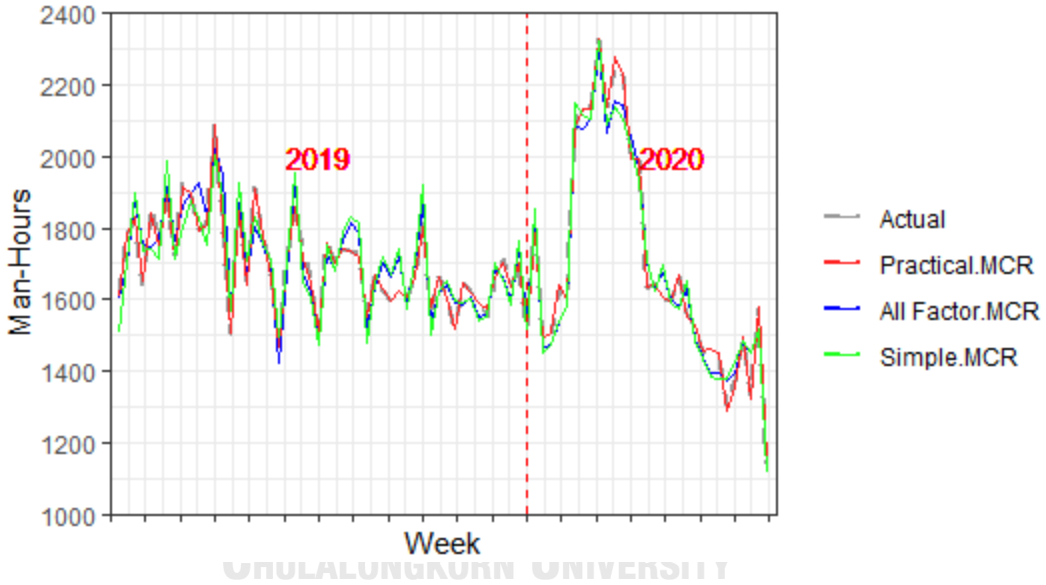
จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ ค่า MAD มีค่า 49.56 ค่า MAPE มีค่า 2.92 และค่า RMSE มีค่า 58.94 โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

จากการทดสอบทั้ง 3 วิธีของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงานตั้งแต่สัปดาห์ที่ 1 ของปี 2019 จนถึง สัปดาห์ที่ 31 ของปี 2020 ได้ค่า Measuring Forecast Error ดังตาราง 4-21

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 4–21 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงด้วยกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	197.54	11.65	243.98
สมการถดถอย	Simple.MCR (สมการที่ 4-8)	58.35	3.44	67.39
	All Factor.MCR (สมการที่ 4-9)	6.69	0.40	8.80
	Practical.MCR (สมการที่ 4-10)	49.56	2.92	58.94



รูปที่ 4–56 ผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงจากกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่เทียบกับค่าจริง

เมื่อพิจารณา Measuring Forecast Error ของข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงานดังรูปที่ 4-56 พบว่าแบบพยากรณ์ All Factor.MCR ให้ความแม่นยำสูงเที่สุด แต่เนื่องจากการมีอยู่ของข้อมูล ณ เวลาการพยากรณ์ จึงทำให้แบบพยากรณ์ Practical.MCR มีความเหมาะสมมากกว่า แบบพยากรณ์ Simple.MCR และ All Factor.MCR

บทที่5

การทดสอบและการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์

ในบทนี้เป็นการทดสอบความเหมาะสมของแบบพยากรณ์และการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ ด้วยการวัดผลความแม่นยำของแบบพยากรณ์ โดยอาศัยค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย โดยจะพิจารณาค่าที่น้อยที่สุด เพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสม การพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานแบ่งออกเป็น 2 ส่วนเพื่อเปรียบเทียบกันคือ พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานโดยตรงกับพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าและนำไปสร้างสมการที่ใช้คำนวณชั่วโมงแรงงาน ซึ่งในแต่ละส่วนจะเปรียบเทียบทั้งการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและสมการถดถอยเชิงเส้น

5.1 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา

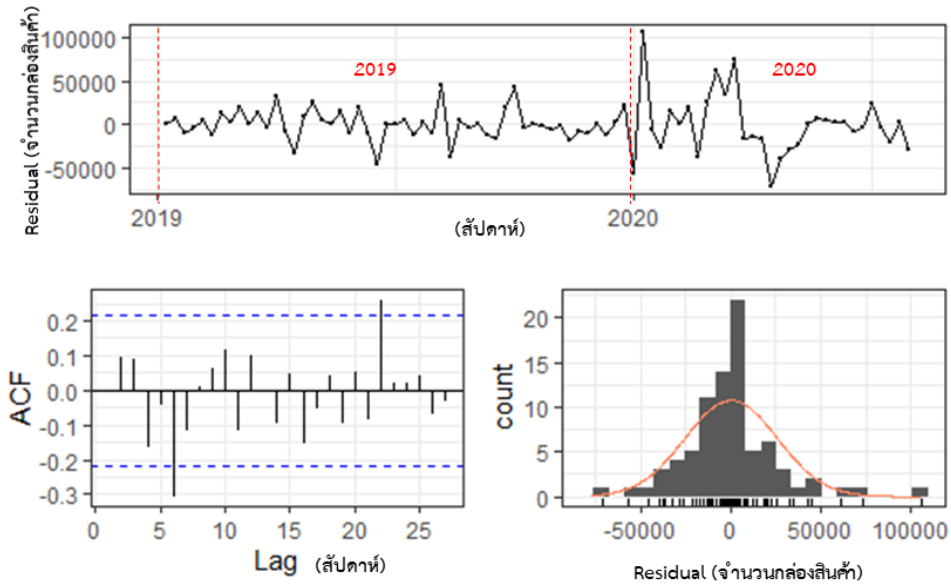
หลังจากที่ได้แบบพยากรณ์ ARIMA (0,1,1) เป็นแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดจากหัวข้อที่ 4.4.1 ผู้วิจัยนำแบบพยากรณ์ ARIMA (0,1,1) ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบคือข้อมูลแต่ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 32 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 52 ของปี 2020 จำนวน 21 สัปดาห์ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลชั่วโมงแรงงานจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA(0,1,1) เหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตารางที่ 5-1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–1 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
อนุกรมเวลา	Naïve	21,488.83	13.27	31,141.28
	Holt's Method	17,536.71	9.46	25,786.92
	ARIMA (0,1,1)*	16,926.40	9.79	25,503.69

จากตารางที่ 5-1 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA ที่เลือกมานั้นเหมาะสมเพียงพอ (Model Adequacy) เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่ามีค่าลดลง โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปทำ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-1



รูปที่ 5–1 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ ARIMA(0,1,1)

พบว่าไม่ได้มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

5.2 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง

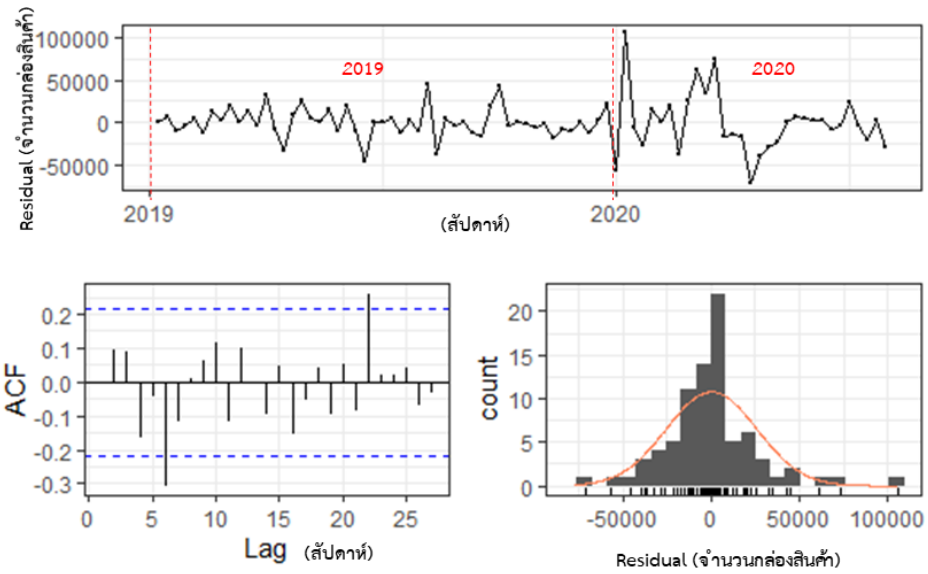
หลังจากการพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนในหัวข้อที่ 4.4.2 พบว่าแบบพยากรณ์ MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังนั้นนำแบบพยากรณ์ MCR ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบคือข้อมูลตั้งแต่สัปดาห์ที่ 32 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 52 ของปี 2020 จำนวน 21 สัปดาห์ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ MCR เหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตามรางที่ 5-2

ตารางที่ 5–2 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์กล่องสินค้า กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
สมการถดถอย	FCR (สมการที่ 4-4)	25,407.35	12.15	30,390.28
	MCR (สมการที่ 4-5)*	19,424.81	7.06	24,621.10

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากตารางที่ 5-2 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ MCR ที่เลือกมานั้นเหมาะสมเพียงพอ เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปสร้างกราฟ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-2



รูปที่ 5–2 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ MCR

พบว่าไม่ได้มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

5.3 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR

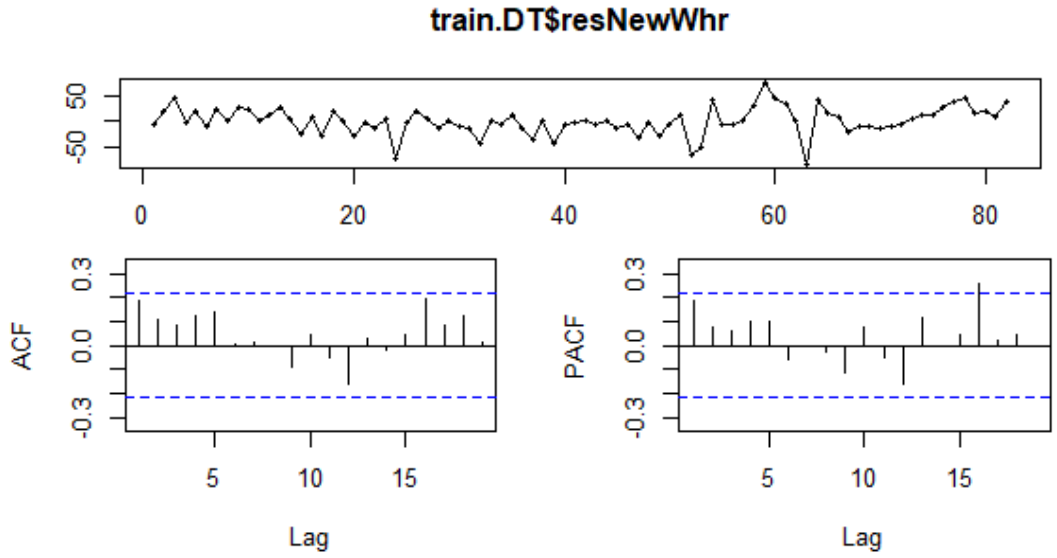
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ในหัวข้อที่ 4.5.1 พบว่าแบบพยากรณ์วิธีปัจจุบัน.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการปัจจุบันเดิม ดังนั้นจะนำแบบพยากรณ์วิธีปัจจุบัน.MCR ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์วิธีปัจจุบัน.MCR ว่าเหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตามรางที่ 5-3

ตารางที่ 5–3 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีการปัจจุบัน.MCR จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์	MAD	MAPE	RMSE
วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	256.24	17.05	296.38
วิธีการปัจจุบัน.MCR (สมการที่ 4-6)	204.83	11.73	311.94

จากตารางที่ 5-3 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์เหมาะสมเพียงพอ เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปสร้างกราฟ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-3



รูปที่ 5–3 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์วิธีการปัจจุบัน.MCR

พบว่าไม่ได้มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

5.4 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีสมการถดถอย.MCR

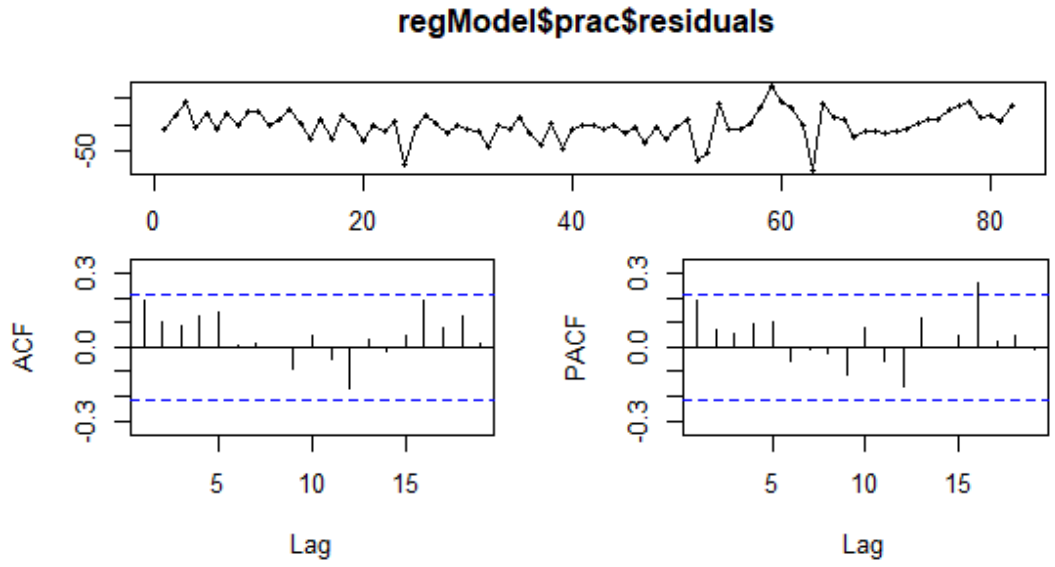
จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ในหัวข้อที่ 4.5.2 พบว่าแบบพยากรณ์วิธีสมการถดถอย.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการปัจจุบันเดิม ดังนั้นจะนำแบบพยากรณ์สมการถดถอย.MCR ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลจำนวนชั่วโมงแรงงานจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ดังกล่าวเหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตารางที่ 5-4

ตารางที่ 5–4 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน วิธีสมการถดถอย.MCR จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์	**MAD**	**MAPE**	**RMSE**
วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	256.24	17.05	296.38
วิธีสมการถดถอย.MCR (สมการที่ 4-7)	102.45	5.43	120.46

จากตารางที่ 5-4 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์เหมาะสมเพียงพอ เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปสร้างกราฟ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-4

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 5–4 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์สมการถดถอย.MCR

เมื่อเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนกับวิธีปัจจุบันพบว่าแบบพยากรณ์สมการถดถอย.MCR มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าและเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมมากกว่าวิธีการในปัจจุบันที่แม้ว่าจะใช้ค่าพยากรณ์กล่องสินค้าที่แม่นยำมากขึ้นก็ตาม

5.5 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง.MCR

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ในหัวข้อ 4.6.1 พบว่า แบบพยากรณ์ Practical.MCR มีความเหมาะสมในด้านการมีอยู่ของข้อมูลและมีค่าคลาดเคลื่อนอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ จึงนำแบบพยากรณ์ Practical.MCR ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลชั่วโมงแรงงานจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ Practical.MCR เหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตามรางที่ 5-5

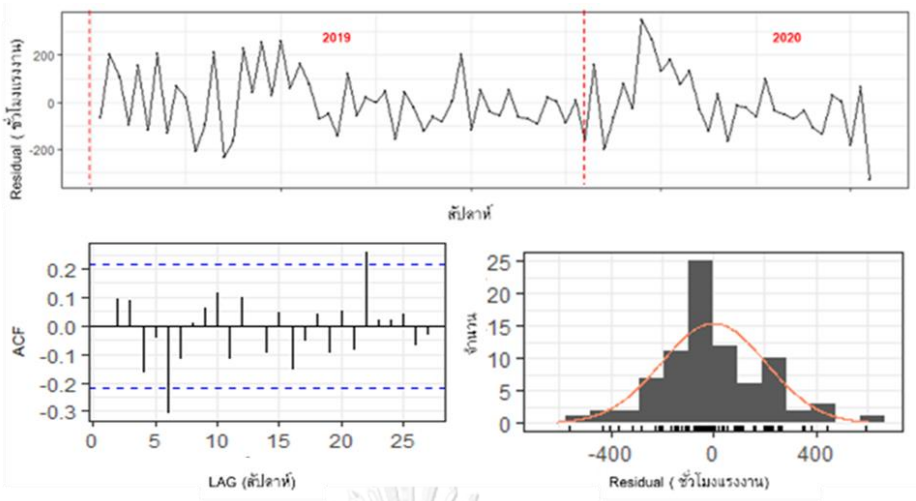
ตารางที่ 5–5 ความแม่นยำกับของแบบพยากรณ์สมการถดถอยเชิงเส้นตรงจากกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	256.24	17.05	296.38
สมการถดถอย	Simple.MCR (สมการที่ 4-8)*	60.95	4.47	69.42
	All Factor.MCR (สมการที่ 4-9)*	7.06	0.51	9.10
	Practical.MCR (สมการที่ 4-10)	51.49	3.03	60.04

จากตารางที่ 5-5 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ All Factor.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด แต่มีข้อจำกัดด้านข้อมูลเช่นเดียวกับแบบพยากรณ์ All Factor จึงทำให้แบบพยากรณ์ Simple.MCR และ Practical.MCR มีความเหมาะสมมากกว่า และเมื่อเปรียบเทียบความซับซ้อนของการสร้างแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ Simple.MCR มีความซับซ้อนน้อยกว่า ทำให้ง่ายต่อการใช้งานมากกว่าแบบพยากรณ์ Practical.MCR และให้ค่าคลาดเคลื่อนที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกแบบพยากรณ์ Simple.MCR เป็นแบบพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน และเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากการนำค่า Residual ไปทำ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-5 พบว่าไม่มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน



รูปที่ 5–5 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ Simple.MCR

5.6 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา

จากการพิจารณ์การพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ในหัวข้อที่ 4.3.1 พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA(2,0,0) ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังนั้นนำแบบพยากรณ์ ARIMA(2,0,0) ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบคือข้อมูลแต่ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 32 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 52 ของปี 2020 จำนวน 21 สัปดาห์ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลชั่วโมงแรงงานจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA(2,0,0) เหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตามรางที่ 5-6

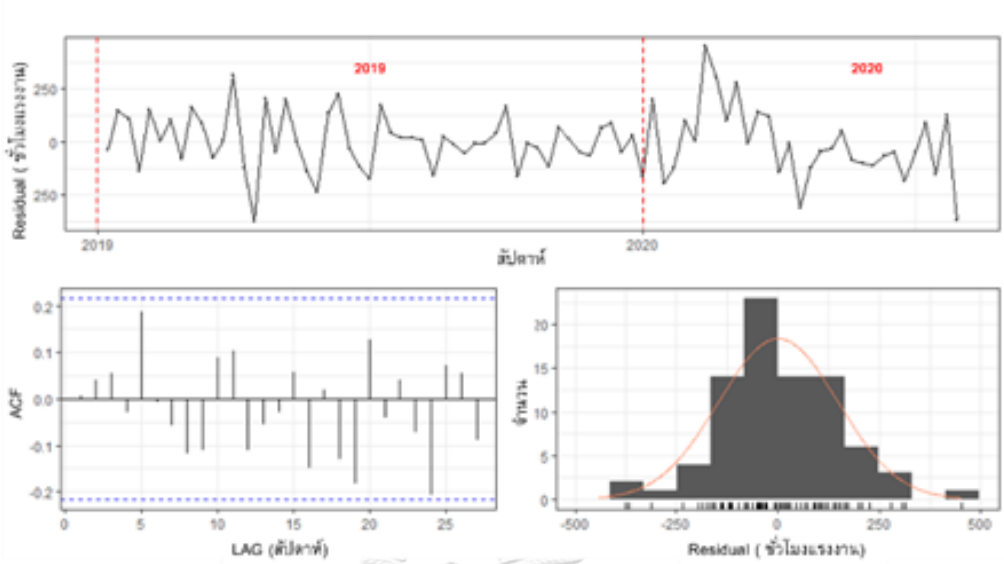
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–6 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มอนุกรมเวลา จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่1-1)	256.24	17.05	296.38
อนุกรมเวลา	Naïve	88.48	5.82	114.23
	Holt's Method	87.19	5.71	108.59
	ARIMA (2,0,0)*	89.96	5.97	114.95

จากตารางที่ 5-6 การทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA (2,0,0) ที่เลือกมานั้นเหมาะสมเพียงพอ เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปทำ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อพิจารณา Pattern และสร้างกราฟ Histogram และพิจารณาการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-6 พบว่าไม่มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 5–6 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ของ ARIMA (2,0,0)

5.7 การทดสอบความแม่นยำและความเหมาะสมของการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง

จากการพิจารณาค่าคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรร์ข้อมูลชุดเรียนรู้ ในหัวข้อที่ 4.3.2 จากนั้นจะนำแบบพยากรณ์ Practical ไปทดสอบกับข้อมูลชุดทดสอบคือข้อมูลแต่ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 32 ของปี 2019 จนถึงสัปดาห์ที่ 52 ของปี 2020 จำนวน 21 สัปดาห์ เพื่อพิจารณาความแม่นยำของค่าการพยากรณ์ โดยเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์กับข้อมูลชั่วโมงแรงงานจริง เพื่อทดสอบว่าแบบพยากรณ์ Practical เหมาะสมหรือไม่ ได้ผลดังตามรางที่ 5-7

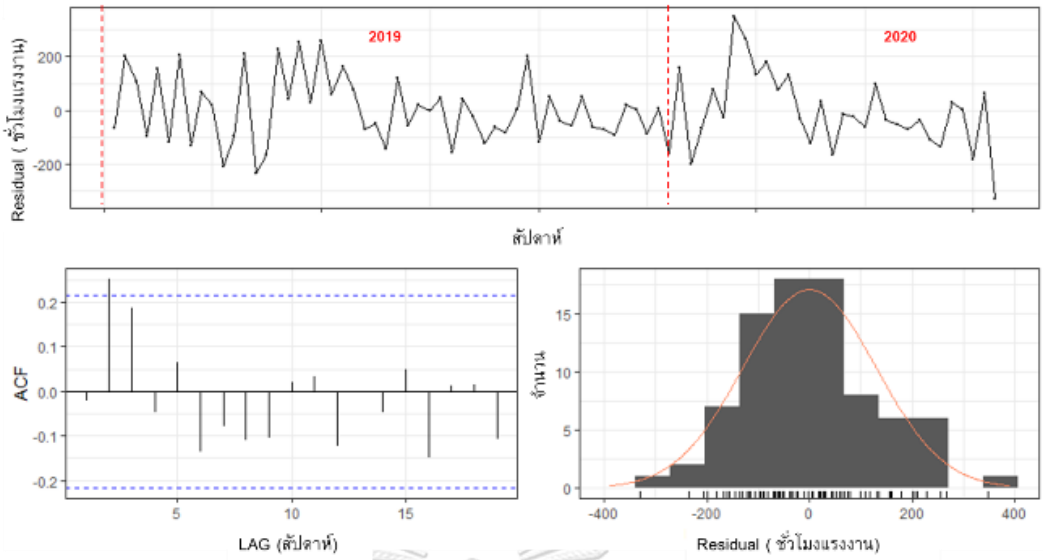
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–7 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน กลุ่มสมการถดถอยเชิง จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ 1-1)	256.24	17.05	296.38
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ 4-1)	206.87	13.75	241.40
	AllFactor (สมการที่ 4-2)	95.93	6.50	111.06
	Practical (สมการที่ 4-3)*	77.91	5.85	124.98

จากตารางที่ 5-7 ในการทดสอบแบบพยากรณ์ พบว่าแบบพยากรณ์ Practical ที่เลือกมานั้นเหมาะสมเพียงพอ เนื่องจากเมื่อพิจารณาจากค่าคลาดเคลื่อนทั้ง 3 ค่าพบว่าค่าลดลงจากวิธีการเดิม โดยค่า MAPE ไม่เกิน ±15% ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 5–7 การทดสอบความเพียงพอของแบบพยากรณ์ Practical

นอกจากนี้ยังนำค่า Residual ไปทำ Time series plot และทดสอบหา ACF ของ Residual เพื่อดู Pattern และสร้างกราฟ Histogram เพื่อดูการกระจายตัวของ Residual ดังรูปที่ 5-7 พบว่าไม่ได้มี Pattern อะไรหลงเหลืออยู่ จึงสรุปได้ว่าวิธีนี้เหมาะสมเพียงพอที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์

5.8 การเปรียบเทียบผลการพยาการณ์

จากการพยากรณ์ข้อมูลชุดเรียนรู้ ดังตารางที่ 5-8 พบว่าในกลุ่มอนุกรมเวลา แบบพยากรณ์ ARIMA (2,0,0) เป็นแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ส่วนในกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรง พบว่าแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมและให้ค่าคลาดเคลื่อน้อยที่สุด คือแบบพยากรณ์ Practical และเมื่อนำค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าที่ได้จากแบบพยากรณ์ MCR มาสร้างแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน พบว่าAll Factor.MCR ให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด แต่เนื่องจากความซับซ้อนและข้อจำกัดด้านข้อมูลจึงทำให้แบบพยากรณ์ Simple.MCR มีความเหมาะสมมากกว่า และเมื่อนำแบบพยากรณ์ทุกกลุ่มมาเปรียบเทียบกัน พบว่าแบบพยากรณ์ Simple.MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมและให้

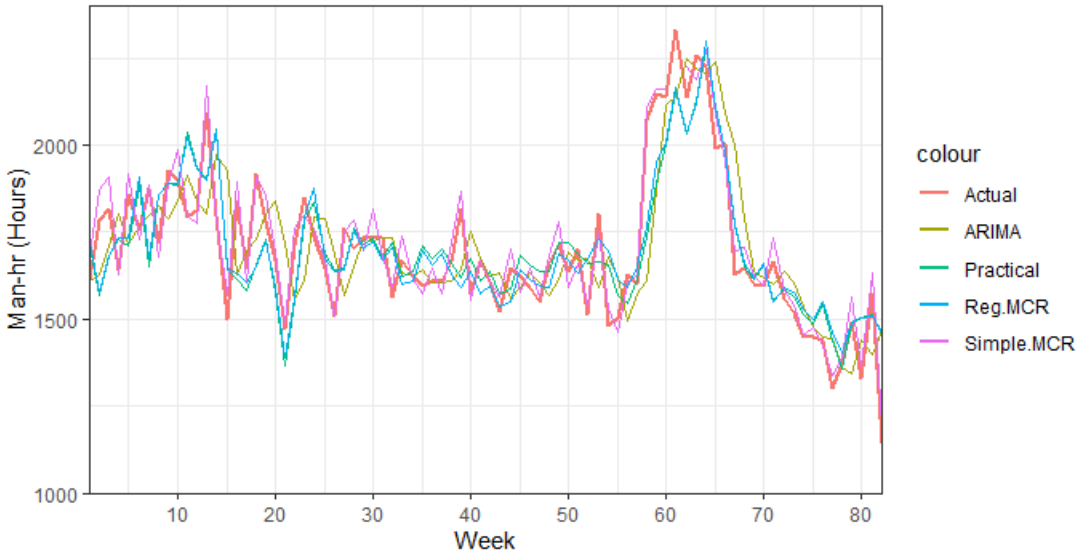
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ค่าคลาดเคลื่อน MAPE อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ ไม่เกิน ±15% ด้วยค่า MAD เท่ากับ 58.35 ค่า MAPE เท่ากับ 3.44 และค่า RMSE เท่ากับ 67.39

ตารางที่ 5–8 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานทั้งหมด จากข้อมูลชุดเรียนรู้

ประเภทของแบบพยากรณ์		กล่องสินค้า	AIC	MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่1-1)	จากผู้ว่าจ้าง	-	197.54	11.65	243.98
อนุกรมเวลา	Naïve		-	126.98	7.56	165.63
	Holt's Method		-	116.28	6.88	150.99
	ARIMA (2,0,0)*		**-**	**111.73**	**6.64**	**146.42**
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ 4-1)		932.57	188.18	10.95	235.71
	AllFactor (สมการที่ 4-2)		578.54	18.56	1.10	25.61
	Practical (สมการที่ 4-3)*		**937.81**	**100.84**	**5.94**	**125.82**
	วิธีการปัจจุบัน.MCR (สมการที่ 4-6)	พยากรณ์ขึ้นใหม่	-	188.42	10.73	227.01
	วิธีสมการถดถอย.MCR (สมการที่ 4-7)*		598.46	100.55	5.95	123.95
สมการถดถอย	**Simple.MCR (สมการที่ 4-8)****		**933.07**	**58.35**	**3.44**	**67.39**
	All Factor.MCR (สมการที่ 4-9)		479.40	6.69	0.40	8.80
	Practical.MCR (สมการที่ 4-10)*		**832.93**	**49.56**	**2.92**	**58.94**

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 5–8 การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของแบบพยากรณชั่วโมงแรงงานจากแต่ละกลุ่ม

นอกจากนี้เมื่อนำค่าพยากรณ์จากแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดในแต่ละกลุ่ม พบว่าแบบพยากรณ์ Simple.MCR ให้ค่าพยากรณ์ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดดังรูปที่ 5-8 จากนั้นนำแบบพยากรณ์ทั้งหมดไปทดสอบความแม่นยำด้วยกับข้อมูลชุดทดสอบ ดังตารางที่ 5-9

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–9 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานทั้งหมด จากข้อมูลชุดทดสอบ

ประเภทของแบบพยากรณ์		กล่องสินค้า	AIC	MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่1-1)	จากผู้ว่าจ้าง	-	256.24	17.05	296.38
อนุกรมเวลา	Naïve		-	88.48	5.82	114.23
	Holt's Method		-	87.19	5.71	108.59
	ARIMA (2,0,0)*		**-**	**89.96**	**5.97**	**114.95**
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ 4-1)		1028.63	206.87	13.75	241.40
	AllFactor (สมการที่ 4-2)		768.25	95.93	6.50	111.06
	Practical (สมการที่ 4-3)*		**1087.57**	**77.91**	**5.85**	**124.98**
	วิธีการปัจจุบัน.MCR (สมการที่ 4-6)	พยากรณ์ขึ้นใหม่	-	204.83	11.73	311.94
	วิธีสมการถดถอย.MCR (สมการที่ 4-7)*		618.75	**102.45**	**5.43**	**120.46**
สมการถดถอย	**Simple.MCR (สมการที่ 4-8)****		**1003.59**	**60.95**	**4.47**	**69.42**
	All Factor.MCR (สมการที่ 4-9)		565.47	7.06	0.51	9.10
	Practical.MCR (สมการที่ 4-10)*		**925.68**	**51.49**	**3.03**	**60.04**

พบว่าแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดในกลุ่มอนุกรมเวลาคือ ARIMA (2,0,0) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานนั้น ชั่วโมงแรงงาน ณ เวลาปัจจุบัน มีความสัมพันธ์เชิงถดถอยกับชั่วโมงแรงงานในอดีต 2 สัปดาห์ย้อนหลัง ส่วนในกลุ่มสมการถดถอยพบว่าแบบพยากรณ์ All Factor ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด แต่การพิจารณาปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้องมีข้อจำกัดสำคัญ เนื่องจากจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทไม่ทราบล่วงหน้า ดังนั้นแบบพยากรณ์ Practical ซึ่งมีปัจจัยอิสระในสมการคือ จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้า จำนวนกล่องสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ย จำนวนชั่วโมงแรงงานคาดการณ์จากวิธีการปัจจุบันและชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา แบบพยากรณ์ Practical จึงมีความเหมาะสมมากกว่า เนื่องจากการมีอยู่ของข้อมูล ณ เวลาการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

พยากรณ์ เป็นที่น่าสนใจว่าทั้งสองกลุ่มมีชั่วโมงแรงงานในอดีตที่มีความสัมพันธ์กับการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานในอนาคต

นอกจากนี้เมื่อผู้วิจัยทำการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่ โดยเปรียบเทียบระหว่างแบบพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอย เช่นเดียวกับการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน พบว่าแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือ แบบพยากรณ์ MCR เป็นแบบพยากรณ์กล่องสินค้าในกลุ่มสมการถดถอย จากนั้นผู้วิจัยนำจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่ที่ได้จากแบบพยากรณ์กล่องสินค้า MCR ไปเป็นปัจจัยอิสระแทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าในแบบพยากรณ์วิธีการปัจจุบันและวิธีสมการถดถอย โดยใช้ชื่อแบบพยากรณ์เป็น วิธีการปัจจุบัน.MCR และวิธีสมการถดถอย.MCR พบว่าวิธีสมการถดถอยให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการปัจจุบัน.MCR

เมื่อผู้วิจัยนำกล่องสินค้าพยากรณ์ใหม่จากแบบพยากรณ์ MCR ไปเป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระให้กับกลุ่มสมการถดถอย 3 แบบพยากรณ์ ได้แก่ Simple.MCR, Practical.MCR และ All Factor.MCR พบว่าแบบพยากรณ์ All Factor.MCR ให้ความแม่นยำสูงมาก แต่เนื่องจากมีข้อจำกัดด้านการมีอยู่ของข้อมูล เช่นเดียวกับแบบพยากรณ์ All Factor จึงทำให้แบบพยากร์ Practical.MCR และ Simple.MCR มีความเหมาะสมมากกว่า และเมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนพบว่าแบบพยากรณ์ Simple.MCR ให้ค่าคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกับแบบพยากรณ์ Practical.MCR และมีความซับซ้อนในการสร้างแบบพยากรณ์น้อยกว่า จึงทำให้แบบพยากรณ์ Simple.MCR มีความเหมาะสมมากกว่าแบบพยากรณ์ Practical.MCR

ดังนั้นเมื่อเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อน การมีอยู่ของข้อมูลและความง่ายดายในการสร้างแบบพยากรณ์จึงทำให้แบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน Pratical.MCR มีความเหมาะสมมากที่สุด ในการใช้พยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานของบริษัทกรณีศึกษา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

5.9 การสรุปผลการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน

จากการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์พบว่า แบบพยากรณ์ Simple.MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน ซึ่งแบบพยากรณ์ดังกล่าว อาศัยจำนวนกล่องสินค้าที่พยากรณ์ขึ้นใหม่เป็นข้อมูลสำคัญในการคาดการณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน จึงแสดงให้เห็นว่าความถูกต้องของจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีผลต่อชั่วโมงแรงงาน หากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้างมีความแม่นยำที่สูงขึ้น จะทำให้บริษัทกรณีศึกษา สามารถคาดการณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานได้แม่นยำขึ้นและสามารถบริหารแรงงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น รวมไปถึงสามารถลดค่าใช้จ่ายที่เกี่ยวข้องกับการจัดหาแรงงานและชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา โดยเมื่อผู้วิจัยนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากแบบพยากรณ์ Simple.MCR ไปเปรียบเทียบกับจำนวนชั่วโมงแรงงานจริง ดังตารางที่ 5-10

ตารางที่ 5–10 การเปรียบเทียบชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา

ปี	สัปดาห์	ชั่วโมงแรงงานปกติ	OT	ชั่วโมงแรงงานจริง	ค่าพยากรณ์ Simple.MCR	ผลต่างระหว่างชั่วโมงปกติกับชั่วโมงพยากรณ์	ชั่วโมง OT ที่เกิดจากการใช้แบบพยากรณ์	%OT ที่ลดลง	จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกินความต้องการ
2019	2	1,365.00	247.50	1,612.50	1,509.83	-144.83	102.67	58.52%	0.00
2019	3	1,582.00	204.00	1,786.00	1,708.24	-126.24	77.76	61.88%	0.00
2019	4	1,624.00	191.50	1,815.50	1,900.96	-276.96	0.00	100.00%	85.46
2019	5	1,470.00	172.00	1,642.00	1,735.83	-265.83	0.00	100.00%	93.83
2019	6	1,477.00	382.00	1,859.00	1,740.63	-263.63	118.37	69.01%	0.00
2019	7	1,491.00	264.00	1,755.00	1,713.93	-222.93	41.07	84.44%	0.00
2019	8	1,477.00	401.00	1,878.00	1,985.31	-508.31	0.00	100.00%	107.31
2019	9	1,554.00	166.00	1,720.00	1,714.38	-160.38	5.62	96.62%	0.00
2019	10	1,484.00	443.00	1,927.00	1,804.30	-320.30	122.70	72.30%	0.00
2019	11	1,512.00	388.00	1,900.00	1,874.67	-362.67	25.33	93.47%	0.00
2019	12	1,533.00	260.00	1,793.00	1,823.25	-290.25	0.00	100.00%	30.25

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ปี	สัปดาห์	ชั่วโมงแรงงานปกติ	OT	ชั่วโมงแรงงานจริง	ค่าพยากรณ์ Simple.MCR	ผลต่างระหว่างชั่วโมงปกติกับชั่วโมงพยากรณ์	ชั่วโมง OT ที่เกิดจากการใช้แบบพยากรณ์	%OT ที่ลดลง	จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกินความต้องการ
2019	13	1,442.00	371.00	1,813.00	1,752.32	-310.32	60.68	83.64%	0.00
2019	14	1,540.00	554.00	2,094.00	2,002.83	-462.83	91.17	83.54%	0.00
2019	15	1,351.00	448.50	1,799.50	1,884.21	-533.21	0.00	100.00%	84.71
2019	16	1,281.00	219.50	1,500.50	1,571.14	-290.14	0.00	100.00%	70.64
2019	17	1,351.00	489.50	1,840.50	1,927.14	-576.14	0.00	100.00%	86.64
2019	18	1,260.00	389.00	1,649.00	1,710.02	-450.02	0.00	100.00%	61.02
2019	19	1,414.00	502.00	1,916.00	1,832.58	-418.58	83.42	83.38%	0.00
2019	20	1,386.00	394.00	1,780.00	1,756.27	-370.27	23.73	93.98%	0.00
2019	21	1,337.00	333.00	1,670.00	1,714.99	-377.99	0.00	100.00%	44.99
2019	22	1,400.00	72.00	1,472.00	1,496.83	-96.83	0.00	100.00%	24.83
2019	23	1,407.00	305.50	1,712.50	1,706.91	-299.91	5.59	98.17%	0.00
2019	24	1,519.00	331.50	1,850.50	1,956.24	-437.24	0.00	100.00%	105.74
2019	25	1,456.00	283.50	1,739.50	1,646.25	-190.25	93.25	67.11%	0.00
2019	26	1,449.00	199.00	1,648.00	1,609.43	-160.43	38.57	80.62%	0.00
2019	27	1,449.00	61.50	1,510.50	1,475.15	-26.15	35.35	42.52%	0.00
2019	28	1,687.00	72.50	1,759.50	1,753.75	-66.75	5.75	92.07%	0.00
2019	29	1,582.00	121.50	1,703.50	1,680.79	-98.79	22.71	81.31%	0.00
2019	30	1,687.00	51.00	1,738.00	1,784.82	-97.82	0.00	100.00%	46.82
2019	31	1,715.00	19.00	1,734.00	1,833.09	-118.09	0.00	100.00%	99.09
2019	32	1,610.00	122.00	1,732.00	1,813.53	-203.53	0.00	100.00%	81.53
2019	33	1,533.00	29.50	1,562.50	1,478.74	54.26	83.76	-183.93%	0.00
2019	34	1,645.00	22.50	1,667.50	1,645.27	-0.27	22.23	1.18%	0.00

พบว่าในสัปดาห์ที่ 2 ของปี 2019 มีค่าพยากรณ์มีจำนวนชั่วโมงแรงงาน 1,509.83 ชั่วโมง ในขณะที่มีชั่วโมงแรงงานปกติเพียง 1,365 ชั่วโมง ซึ่งยังขาดชั่วโมงแรงงานปกติอีก 144.83 ชั่วโมง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

หมายความว่าหากนำแบบพยากรณ์ Simple.MCR ไปใช้งานจะทำให้ฝ่ายปฏิบัติการสามารถจัดหาแรงงานชั่วคราวจากบริษัทจัดหาแรงงานเพื่อทดแทนชั่วโมงแรงงานปกติที่ขาดไป 144.83 ชั่วโมงได้ และจะทำให้สามารถลดจำนวนชั่วโมงแรงงานล่วงเวลาจากเดิม 247.5 เหลือเพียง 102.67 ชั่วโมง ในทางกลับกันในสัปดาห์ที่ 4 ของปี 2019 พบว่าค่าพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานคือ 1,900.69 ชั่วโมง ในขณะที่ชั่วโมงแรงงานปกติมีเพียง 1,624 ชั่วโมง ดังนั้นจึงขาดชั่วโมงแรงงานอีก 276.96 ชั่วโมง ดังนั้นหากฝ่ายปฏิบัติการสามารถหาแรงงานมาทดแทนได้ทัน จะทำให้ในสัปดาห์นี้ไม่มีชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา เนื่องจากจำนวนชั่วโมงแรงงานพยากรณ์ (1,900.69 ชั่วโมง) มากกว่าชั่วโมงแรงงานที่ใช้จริง (1,815.5 ชั่วโมง) ซึ่งมีค่ามากกว่า 85.46 ชั่วโมง หมายความว่ามีการจัดจ้างแรงงานเกินกว่าที่ใช้จริงในชั่วโมงการทำงานปกติ

ดังนั้นจึงต้องมีการพิจารณาเปรียบเทียบค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากชั่วโมแรงงานที่เกินความต้องการประกอบด้วย โดยกำหนดค่าแรงโดยเฉลี่ยเป็น 325 บาทต่อวัน หรือชั่วโมงละ 40.63 บาท สำหรับชั่วโมงแรงงานปกติ และชั่วโมงแรงงานล่วงเวลาเป็น 60.94 บาทต่อชั่วโมง จากนั้นนำค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากแบบพยากรณ์มาเปรียบเทียบกับค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นในปัจจุบัน ดังตารางที่ 5-11

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 5–11 การเปรียบเทียบค่าแรงงานล่วงเวลา

ปี	สัปดาห์	วิธีการปัจจุบัน		แบบพยากรณ์ Simple.MCR					
		OT	ค่าใช้จ่าย OT ในปัจจุบัน	ชั่วโมง OT ที่เกิดจากการใช้แบบพยากรณ์	จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกินความต้องการ	ค่า OT	ค่าแรงงานปกติ	ค่าแรงงานรวม	%ค่าใช้จ่ายที่ลดลง
2019	2	247.50	15,082.03	102.67	0.00	6,256.69	0.00	6,256.69	58.52%
2019	3	204.00	12,431.25	77.76	0.00	4,738.39	0.00	4,738.39	61.88%
2019	4	191.50	11,669.53	0.00	85.46	0.00	3,471.97	3,471.97	70.25%
2019	5	172.00	10,481.25	0.00	93.83	0.00	3,811.77	3,811.77	63.63%
2019	6	382.00	23,278.13	118.37	0.00	7,213.14	0.00	7,213.14	69.01%
2019	7	264.00	16,087.50	41.07	0.00	2,502.69	0.00	2,502.69	84.44%
2019	8	401.00	24,435.94	0.00	107.31	0.00	4,359.62	4,359.62	82.16%

ปี	สัปดาห์	วิธีการปัจจุบัน		แบบพยากรณ์ Simple.MCR					
		OT	ค่าใช้จ่าย OT ในปัจจุบัน	ชั่วโมง OT ที่เกิดจากการใช้แบบพยากรณ์	จำนวนชั่วโมงแรงงานที่เกินความต้องการ	ค่า OT	ค่าแรงงานปกติ	ค่าแรงงานรวม	%ค่าใช้จ่ายที่ลดลง
2019	9	166.00	10,115.63	5.62	0.00	342.27	0.00	342.27	96.62%
2019	10	443.00	26,995.31	122.70	0.00	7,476.98	0.00	7,476.98	72.30%
2019	11	388.00	23,643.75	25.33	0.00	1,543.78	0.00	1,543.78	93.47%
2019	12	260.00	15,843.75	0.00	30.25	0.00	1,228.86	1,228.86	92.24%
2019	13	371.00	22,607.81	60.68	0.00	3,697.71	0.00	3,697.71	83.64%
2019	14	554.00	33,759.38	91.17	0.00	5,555.54	0.00	5,555.54	83.54%
2019	15	448.50	27,330.47	0.00	84.71	0.00	3,441.37	3,441.37	87.41%
2019	16	219.50	13,375.78	0.00	70.64	0.00	2,869.56	2,869.56	78.55%
2019	17	489.50	29,828.91	0.00	86.64	0.00	3,519.78	3,519.78	88.20%
2019	18	389.00	23,704.69	0.00	61.02	0.00	2,479.09	2,479.09	89.54%
2019	19	502.00	30,590.63	83.42	0.00	5,083.29	0.00	5,083.29	83.38%
2019	20	394.00	24,009.38	23.73	0.00	1,446.28	0.00	1,446.28	93.98%
2019	21	333.00	20,292.19	0.00	44.99	0.00	1,827.61	1,827.61	90.99%
2019	22	72.00	4,387.50	0.00	24.83	0.00	1,008.86	1,008.86	77.01%
2019	23	305.50	18,616.41	5.59	0.00	340.78	0.00	340.78	98.17%
2019	24	331.50	20,200.78	0.00	105.74	0.00	4,295.78	4,295.78	78.73%
2019	25	283.50	17,275.78	93.25	0.00	5,682.24	0.00	5,682.24	67.11%
2019	26	199.00	12,126.56	38.57	0.00	2,350.11	0.00	2,350.11	80.62%
2019	27	61.50	3,747.66	35.35	0.00	2,154.03	0.00	2,154.03	42.52%
2019	28	72.50	4,417.97	5.75	0.00	350.13	0.00	350.13	92.07%
2019	29	121.50	7,403.91	22.71	0.00	1,384.12	0.00	1,384.12	81.31%
2019	30	51.00	3,107.81	0.00	46.82	0.00	1,902.03	1,902.03	38.80%
2019	31	19.00	1,157.81	0.00	99.09	0.00	4,025.34	4,025.34	-247.67%
2019	32	122.00	7,434.38	0.00	81.53	0.00	3,312.28	3,312.28	55.45%
2019	33	29.50	1,797.66	83.76	0.00	5,104.06	0.00	5,104.06	-183.93%
2019	34	22.50	1,371.09	22.23	0.00	1,354.87	0.00	1,354.87	1.18%

จากการใช้แบบพยากรณ์ Simple.MCR พบว่าในสัปดาห์ที่ 2 ของปี 2019 มีชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา 102.67 ชั่วโมง จากเดิม 247.50 ชั่วโมง จึงทำให้สามารถลดค่าใช้จ่ายจากเดิม 15,843.75 บาท เหลือเพียง 6,256.69 บาท คิดเป็น 58.52% และในสัปดาห์ที่ 4 ของปี 2019 พบว่าไม่มีชั่วโมงแรงงานล่วงเวลาเกิดขึ้น จากเดิมมีชั่วโมงแรงงานล่วงเวลา 191.50 ชั่วโมง แต่ค่าพยากรณ์ในสัปดาห์นี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

คือ 1,900.96 ชั่วโมง ในขณะที่ชั่วโมงแรงงานที่ใช้จริงคือ 1,815.50 แสดงให้เห็นว่ามีการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานเกินกว่าที่ใช้จริง 85.46 ชั่วโมง จึงทำให้ในสัปดาห์ที่ 4 มีค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากการมีแรงงานเกินความต้องการในชั่วโมงปกติคิดเป็น 3,471.97 บาท และเมื่อเปรียบเทียบกับค่าใช้จ่ายของชั่วโมงแรงงานล่วงเวลาในวิธีการปัจจุบันที่มีค่าใช้จ่าย 11,669.53 บาท ซึ่งสามารถลดค่าใช้ลงได้ 70.25%

ดังนั้นเมื่อทำการเปรียบเทียบจำนวนชั่วโมงแรงงานทั้งหมด พบว่าแบบพยากรณ์ Simple.MCR สามารถลดชั่วโรงแรงงานล่วงเวลาลงได้เฉลี่ย 58.99% ต่อสัปดาห์และสามารถลดค่าใช้จ่ายเนื่องมาจากการทำงานล่วงเวลาลง 28.12% ต่อสัปดาห์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

บทที่6

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ปัญหาการวางแผนจัดการแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ ของบริษัทผู้ให้บริการโลจิสติส์ กรณีศึกษามีสาเหตุจากความแม่นยำของจำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้า และ ความเหมาะสมของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องพร้อมนำเสนอแบบพยากรณ์เชิงปริมาณทั้งในกลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอย โดยข้อมูลปัจจัยที่สำคัญในการพยากรณ์ได้แก่ จำนวนกล่องที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้า ประเภทสินค้า จำนวนสินค้าที่คงค้างในระบบทรูพุตของพนักงาน และ ชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา

6.1 สรุปผลการวิจัย

จากการพิจารณารูปแบบข้อมูลของชั่วโมงแรงงานมีลักษณะที่ไม่ปรากฏแสดงผลของแนวโน้มและผลของฤดูกาลที่ชัดเจน แม้ว่าข้อมูลมีค่าสูงผิดปกติคือช่วงสัปดาห์ที่ 7 ถึง ถึงสัปดาห์ที่ 15 ของปี 2020 ซึ่งเป็นช่วงที่มียอดขายสินค้าสูงเนื่องมาจากสถานการณ์การระบาดของ COVID-19 เมื่อทำการทดสอบ Stationary ของข้อมูลชุดเรียนรู้ด้วย Augmented Dickey-Fuller พบว่าข้อมูลไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (p-value = 0.6546) และมีแนวโน้ม เมื่อทราบลักษณะของข้อมูลแล้ว ทำการเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลและช่วงเวลาที่จะทำการพยากรณ์ ซึ่งในงานวิจัยนี้นำเสนอแบบพยากรณ์สามารถจำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม รวมจำนวน 6 แบบพยากรณ์ ได้แก่ กลุ่มอนุกรมเวลา 3 แบบพยากรณ์และกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงจำนวน 3 แบบพยากรณ์ คือ Naïve, Holt's และ ARIMA

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

นอกเหนือจากแบบพยากรณ์จำลองอนุกรมเวลาแล้ว ยังเสนอแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรงพหุคูณเพื่อเปรียบเทียบ 3 แบบพยากรณ์ได้แก่ 1. Simple เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเป็นปัจจัยอิสระในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานเท่านั้น 2. AllFactor เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องรวมถึงจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทในการสร้างสมการถดถอยที่ดีที่สุดโดยใช้การถดถอยแบบขั้นตอน เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำของข้อมูล 3. Practical เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน จากนั้นจะพิจารณาเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบพยากณ์ เพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด

พบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA (2,0,0) เป็นแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดในกลุ่มอนุกรมเวลา ให้ค่าคลาดเคลื่อน ค่า MAD 89.96 ค่า MAPE 5.97 และค่า RMSE 114.95 ส่วนกลุ่มสมการถดถอยได้แบบพยากรณ์ Practical เป็นแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดและมีความเป็นไปได้ในการใช้งานรองลงมาจากแบบพยากรณ์ All Factor ให้ค่าคลาดเคลื่อน ค่า MAD 77.91 ค่า MAPE 5.85 และค่า RMSE 124.98 และเมื่อนำแบบพยากรณ์ ทั้งสองมาเปรียบเทียบกันพบว่าแบบพยากรณ์ ที่ดีที่สุดคือแบบพยากรณ์ Practical ซึ่งสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าวิธีการที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ในส่วนของการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า จากการพิจารณารูปแบบข้อมูลของจำนวนกล่องสินค้ามาพิจารณา เพื่อกำหนดแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่เหมาะสม พบว่าข้อมูลชุดเรียนรู้ไม่ปรากฏแสดงผลของแนวโน้ม และผลของฤดูกาลที่ชัดเจน เช่นเดียวกับจำนวนชั่วโมงแรงงาน เมื่อทำการทดสอบ Stationary ของข้อมูลชุดเรียนรู้ ด้วย Augmented Dickey-Fuller พบว่าข้อมูลไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (p-value = 0.0783) จากนั้นทำการเลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลและช่วงเวลาที่จะทำการพยากรณ์ ซึ่งในงานวิจัยนี้นำเสนอแบบพยากรณ์สามารถ

จำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม รวมจำนวน 5 แบบพยากรณ์ ได้แก่ กลุ่มอนุกรมเวลา 3 แบบพยากรณ์คือ Naïve, Holt's และ ARIMA นอกเหนือจากแบบพยากรณ์จำลองอนุกรมเวลาแล้ว ยังเสนอแบบพยากรณ์ถดดอยเชิงเส้นตรง เพื่อเปรียบเทียบ 2 แบบพยากรณ์ได้แก่ FCR เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า และแบบพยากรณ์ MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องในการสร้างสมการถดถอยที่ดีที่สุดโดยใช้การถดถอยแบบขั้นตอน เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำของข้อมูล จากนั้นจะพิจารณาเปรียบเทียบความแม่นยำของแต่ละแบบพยากรณ์ เพื่อเลือกแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด โดยพบว่าแบบพยากรณ์ ARIMA (0,1,1) เป็นแบบพยากรณ์ ที่ดีที่สุดในกลุ่มอนุกรมเวลา ด้วยค่าคลาดเคลื่อน ค่า MAD 16,926.40 ค่า MAPE 9.79 และค่า RMSE 25,503.69 ในส่วนของกลุ่มสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพบว่าแบบพยากรณ์ MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุด ด้วยค่าคลาดเคลื่อน MAD 19,424.81 MAPE 7.06 และ RMSE 24,621.10 เมื่อนำแบบพยากรณ์ทั้งสองมาเปรียบเทียบกันพบว่าแบบพยากรณ์ที่ดีที่สุดคือแบบพยากรณ์ MCR ซึ่งสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่า ARIMA (0,1,1)

หลังจากที่ได้แบบพยากรณ์ MCR ทำให้สามารถนำจำนวนกล่องพยากรณ์ใหม่ที่ได้จากตัวแบบดังกล่าวไปใช้เป็นปัจจัยอิสระแทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้างที่มีความคลาดเคลื่อนสูง โดยแบ่งออเป็น 2 กลุ่มคือ 1. วิธีการปัจจุบัน.MCR เป็นการใช้ค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าที่ได้จากแบบพยากรณ์ MCR แทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าในวิธีการปัจจุบัน 2. สมการถดถอย.MCR เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องสินค้าที่พยากรณ์ใหม่ในการสร้างแบบพยากรณ์ถดถอยเชิงเส้นตรง ซึ่งพบว่าแบบพยากรณ์สมการถดถอย.MCR มีความแม่นยำมากกว่าด้วยค่าคลาดเคลื่อน MAD 102.45 MAPE 5.43 และ RMSE 120.46 นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้นำค่าพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าใหม่ไปแทนจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าในแบบพยากรณ์กลุ่มอนุกรม

เวลา เพื่อทดสอบว่า หากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามีความแม่นยำมากขึ้น จะทำให้แบบพยากรณ์กลุ่มนี้สามารถพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงานได้แม่นยำขึ้น ซึ่งได้แก่แบบพยากรณ์ Simple.MCR, All Factor.MCR และ Practical.MCR ที่มีความแม่นยำสูงมากทั้ง 3 ตัวแบบ แต่ตัวแบบที่เหมาะสม มีความซับซ้อนน้อยและมีข้อมูลของปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบล่วงหน้าคือแบบพยากรณ์ Simple.MCR ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์คือ ค่า MAD มีค่า 2.25 ค่า MAPE มีค่า 4.47 และค่า RMSE มีค่า 69.42

เนื่องจากในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน จากการวิเคราะห์ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานจากการพยากรณ์และชั่วโมงแรงงานจริงสามารถจำแนกได้เป็น 2 ส่วนตามสาเหตุได้แก่

- จำนวนกล่องสินค้า ซึ่งมีสาเหตุจากการแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าของผู้ว่าจ้างที่คลาดเคลื่อน
- สมการการคำนวณ เป็นผลต่างของชั่วโมงแรงงานจริงกับการคำนวณ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ดังนั้นเพื่อปรับปรุงการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานและแสดงให้เห็นว่าสมการคำนวณที่ใช้อยู่ปัจจุบันไม่เหมาะสมที่จะนำไปคำนวณ ผู้วิจัยจึงทำการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นตรงพหุคูณ โดยใช้จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์จากแบบพยากรณ์ MCR เป็นหนึ่งในปัจจัยอิสระของสมการถดถอยที่ใช้คำนวณชั่วโมงแรงงาน พบว่าวิธีสมการถดถอยเชิงเส้นตรง Simple.MCR ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

นอกจากนี้แบบพยากรณ์ Simple.MCR ยังมีข้อดี คือ มีตัวแปรอิสระที่ใช้ในการคำนวณน้อย ทำให้สามารถนำไปใช้งานได้ง่ายกว่า อีกทั้งในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานถูกแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนคือขั้นตอนที่พยากรณ์จำนวนกล่องสินค้าและขั้นตอนนำกล่องสินค้าพยากรณ์มาพยากรณ์จำนวนชั่วโมงแรงงาน ทำให้เมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบข้อมูล ส่งผลให้ต้องมีการปรับปรุงแบบพยากรณ์ใน

อนาคต จะเป็นการปรับปรุงขั้นตอนใดขั้นตอนหนึ่งเท่านั้น ซึ่งไม่ต้องศึกษาปัจจัยต่างๆที่เกี่ยวข้องใหม่ทั้งหมดทั้งแบบพยากรณ์

ผลการเปรียบเทียบพบว่าแบบพยากรณ์ที่นำเสนอมีความแม่นยำกว่าวิธีการปัจจุบัน โดยแบบพยากรณ์สมการถดถอยมีความแม่นยำกว่าแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาแต่มีโอกาสเกิดโอเวอร์ ฟิตติ้งของแบบพยาการณ์สูง จากการศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าจำนวนสินค้าแต่ละประเภทส่งผลให้แบบการพยากรณ์มีความแม่นยำสูง จึงควรมีการแบ่งปันข้อมูลดังกล่าวในอนาคต และหากในอนาคตหากสามารถติดตามและแยกอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานได้เป็นรายบุคคลจะทำให้สามารถคัดเลือกพนักงานให้เหมาะสมกับปริมาณงาน รวมไปถึงยังสามารถนำแบบพยากรณ์ที่ได้ไปประยุกต์เข้ากับระบบการจัดการคลังสินค้าให้สามารถสามารถคำนวณและวางแผนแรงงานได้โดยอัตโนมัติ

6.2 ข้อเสนอแนะ

การนำแบบพยากรณ์ไปใช้จริงนั้น ข้อมูลในอนาคตอาจมีการเปลี่ยนแปลงรูปแบบไป ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนอาจมีค่ามากกว่าค่าที่ยอมรับได้ ซึ่งจะส่งผลให้แบบพยากรณ์ที่ใช้อยู่ในปัจจุบันอาจจะไม่เหมาะสมกับข้อมูลอีกต่อไป ดังนั้นควรต้องมีการเขียนโปรแกรมตรวจสอบค่าคลาดเคลื่อนเป็นระยะเพื่อให้ค่าพยากรณ์ที่ได้แม่นยำมากที่สุด นอกจากนี้สามารถพัฒนาแบบพยากรณ์เพื่อนำไปใช้ร่วมกับระบบการจัดการคลังสินค้าให้สามารถทำงานร่วมกับฝ่ายปฏิบัติการได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งในอนาคตควรมีการแบ่งปันข้อมูลจากผู้ว่าจ้างมากขึ้น สามารถพัฒนาแบบพยากรณ์ให้เป็นข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อให้ผู้เกี่ยวข้องสามารถเข้าถึงและนำไปวิเคราะห์วางแผนกำลังคนได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถลดต้นทุน ลดเวลา และช่วยในการตัดสินใจ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

นอกจากนี้การศึกษาการสร้างแบบพยากรณ์และการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของความแม่นยำของจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าที่ได้รับจากผู้ว่าจ้าง ซึ่งมีผลต่อการบริหารแรงงาน รวมถึงค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้น ดังนั้นบริษัทกรณีศึกษาอาจต้องให้ความสำคัญกับค่าคลาดเคลื่อนของจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ามากยิ่งขึ้น จากเดิมการว่าจ้างการให้บริหารจัดการคลังสินค้าเป็นสัญญาแบบเปิด ที่ไม่มีการระบุค่าคลาดเคลื่อนของจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าอย่างชัดเจน จึงทำให้ค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นเป็นอุปสรรคในบริหารแรงงานของบริษัทกรณีศึกษา ดังนั้นในสัญญาฉบับต่อไป จึงควรมีการระบุค่าคลาดเคลื่อนเป็นช่วง และกำหนดราคาการให้บริการตามความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น รวมไปถึงการกำหนดสัดส่วนของจำนวนพนักงานประจำและพนักงานชั่วคราวที่ทำให้ค่าใช้จ่ายต่ำที่สุด ซึ่งจะทำให้บริษัทกรณีศึกษาสามารถบริหารแรงงานได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีความยืดหยุ่นมากขึ้น รวมไปถึงสามารถลดค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจากชั่วโมงแรงงานล่วงเวลาลง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รายการอ้างอิง

[1] ศูนย์วิจัยกสิกรไทย. ค้าปลีกปี 2563 : คาดโต 2.8% ... กำลังซื้อผู้บริโภคยังคงกดดันการเติบโตของธุรกิจอย่างต่อเนื่อง (กระแสทรรศน์ ฉบับที่ 3052). [Online]. แหล่งที่มา: https://kasikornresearch.com/th/analysis/k-econ/business/Pages/z3052.aspx. [8 พฤศจิกายน 2561]

[2] นวรัตน์ สระบัว. การออกแบบและการจัดการคลังสินค้า. กรุงเทพมหานคร: ภาควิชาเทคโนโลยีขนถ่ายวัสดุ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2547

[3] คำนาย อภิปรัชญาสกุล. คลังสินค้าและศูนย์กระจายสินค้า. พิมพ์ครั้งที่ 1. กรุงเทพมหานคร: โฟกัสมีเดีย แอนด์ พับลิชชิ่ง, 2553.

[4] โอฬาร กิตติธีรพรชัย. คลังสินค้าและการจัดการคลังสินค้า. กรุงเทพมหานคร: ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2561.

[5] R. De Koster, T. Le-Duc, and K. J. Roodbergen. Design and Control of Warehouse Order Picking: A Literature Review. European Journal of Operational Research, vol. 182, no. 2, pp. 481-501, 2007.

[6] J. Y. Shiau, and J. A. Huang. Wave Planning for Cart Picking in a Randomized Storage Warehouse. Applied Sciences, 2020.

[7] John E. Hanke and Dean W. Wichern. Business Forecasting. 9th Edition. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2009.

[8] S. Chanbunkaew, and W. Tharmmaphornphilas. Forecasting of Incoming Calls in a Commercial Bank Service Call Center. Proceedings of the 10th International Conference on Computer Modeling and Simulation, pp. 281-284. New York: Association for Computing Machinery, 2020.

[9] พยอม วงศ์สารศรี. องค์การและการจัดการ. กรุงเทพฯ: สุภา, 2542.

[10] นพ ศรีบุญนาค. การคัดเลือกบุคคลและการบริหารค่าตอบแทน. กรุงเทพฯ: สูตรไพศาล, 2546.

[11] S. De Leeuw, and V.C.S Wiers. Warehouse manpower planning strategies in times of financial crisis: evidence from logistics service providers and retailers in the Netherlands. Production Planning & Control, Vol. 26, No. 4, pp. 328-337, 2015.

[12] T. Gilsa, K. Ramaekers, A. Caris, and M. Cools. The use of time series forecasting in zone order picking systems to predict order pickers'workload. International Journal of Production Research, vol. 55, no. 21, pp. 6380-6393, 2017.

[13] M. Defraeye, and I. V. Nieuwenhuyse. Staffing and scheduling under nonstationary demand for service: A literature review. Omega, vol. 58, pp. 4-25, 2016.

[14] N. R. Sanders, and L. P. Ritzman. Using Warehouse Workforce Flexibility to Offset Forecast Errors. Journal of Business Logistics, vol. 25, no. 2, pp. 251–269, 2004.

[15] J. O. Ong, and D. T. Joseph. A review of order picking improvement method. J@ti Undip: Jurnal Teknik Industri, vol. 9, no. 3, pp. 135-138, 2014.

[16] ชัชชญา เสริมพงษ์พันธ์. การพยากรณ์ความต้องการใช้ปูนซีเมนต์ในประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต, คณะพานิชยศาสตร์และการบัญชี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, 2560

[17] ศุภวิชญ์ ดำรงค์กิจการ. การจัดการกำลังคนของคลินิกทันตกรรมพิเศษ. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต, สาขาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2559

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

[18] M. J. Crawley. Statistics: An Introduction Using R. 1st Edition. Wiley, 2005.

[19] E. E. Holmes, M. D. Scheuerell, and E. J. Ward. Applied time series analysis for fisheries and environmental data. [Online]. 2021 Available from: https://nwfsc-timeseries.github.io/atsa-labs/ [2021, Aug 12]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บรรณานุกรม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ก
ผลการคำนวณจากโปรแกรม R

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

```
Start:  AIC=549.27
clnManHr ~ (year + week + holidays + fctCases + fastCases + slowCases +
    inbCases + pickRate + lstManHr + fRatio + avgTH + id + totCases) -
    year - fRatio - totCases

            Df Sum of Sq     RSS    AIC
- inbCases   1        27   50890 547.32
- lstManHr   1        85   50948 547.41
- holidays   1       238   51101 547.66
- id         1       830   51693 548.60
<none>                     50863 549.27
- week       1      1264   52127 549.29
- pickRate   1     16513   67376 570.33
- avgTH      1     24750   75613 579.79
- fctCases   1     25873   76736 581.00
- slowCases  1    854805  905668 783.40
- fastCases  1    985456 1036319 794.45

Step:  AIC=547.32
clnManHr ~ week + holidays + fctCases + fastCases + slowCases +
    pickRate + lstManHr + avgTH + id

            Df Sum of Sq     RSS    AIC
- lstManHr   1        84   50975 545.45
- holidays   1       237   51127 545.70
- id         1       809   51699 546.61
<none>                     50890 547.32
- week       1      1343   52233 547.45
- pickRate   1     17236   68126 569.24
- avgTH      1     24972   75863 578.06
- fctCases   1     26144   77034 579.31
- slowCases  1    974456 1025346 791.57
- fastCases  1   1177478 1228368 806.39

Step:  AIC=545.45
clnManHr ~ week + holidays + fctCases + fastCases + slowCases +
    pickRate + avgTH + id

            Df Sum of Sq     RSS    AIC
- holidays   1       253   51228 543.86
- id         1       806   51780 544.74
<none>                     50975 545.45
- week       1      1587   52561 545.97
- pickRate   1     17472   68446 567.62
- avgTH      1     25444   76419 576.66
- fctCases   1     26348   77322 577.62
- slowCases  1   1274686 1325661 810.64
- fastCases  1   1356061 1407036 815.52

Step:  AIC=543.86
clnManHr ~ week + fctCases + fastCases + slowCases + pickRate +
    avgTH + id

            Df Sum of Sq     RSS    AIC
- id         1       843   52071 543.20
<none>                     51228 543.86
- week       1      1492   52720 544.21
- pickRate   1     17262   68490 565.67
- avgTH      1     25835   77063 575.34
- fctCases   1     26939   78167 576.51
- slowCases  1   1281191 1332419 809.05
- fastCases  1   1355967 1407195 813.53

Step:  AIC=543.2
clnManHr ~ week + fctCases + fastCases + slowCases + pickRate +
    avgTH

            Df Sum of Sq     RSS    AIC
<none>                     52071 543.20
- week       1      1704   53775 543.84
- pickRate   1     16458   68529 563.72
- avgTH      1     26902   78973 575.35
- fctCases   1     27083   79154 575.54
- slowCases  1   1321774 1373845 809.57
- fastCases  1   1468621 1520692 817.89
```

รูปที่ ก-1 การคัดเลือกปัจจัยอิสระด้วยคำสั่ง step() ของแบบพยากรณ์ All Factor

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ลัดดา พันธุ์พฤกษ์
วัน เดือน ปี เกิด	23 พฤษภาคม 2535
สถานที่เกิด	นนทบุรี
วุฒิการศึกษา	สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนท่าอิฐศึกษา อ.ปากเกร็ด จ. นนทบุรี และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี คณะวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ) ภาควิชาวิศวกรรมขนถ่ายวัสดุ สาขาวิศวกรรมโลจิสติกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้า พระนครเหนือ กรุงเทพมหานคร ในปีพ.ศ. 2558 หลังจากนั้นได้ผ่านการคัดเลือกให้ได้รับทุนการศึกษาระดับปริญญาโทจากบริษัทที่ทำงานอยู่ในปัจจุบัน ในปีพ.ศ. 2561 หลังจากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรปริญญาโท วิศวกรรมศาสตร์มหาบัณฑิต (วศ.ม) ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีพ.ศ. 2562
ที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่ 57/1 หมู่ 8 ซอยโดม ตำบล ละหาร อำเภอ บางบัวทอง จังหวัด นนทบุรี 11110

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University