



แบบรายงานผลงานการพัฒนาคุณภาพต่อเนื่อง (CQI)

1. ชื่อผลงาน

(ภาษาไทย) การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในสถาบันราชานุกุล โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

(ภาษาอังกฤษ) Development of a Forecasting Model for the Number of Patients Receiving Lunch Services at Rajanukul Institute Using Time Series Analysis

2. ชื่อหน่วยงานและที่อยู่ กลุ่มงานโภชนศาสตร์ สถาบันราชานุกุล 4737 ถนน โอศก-ดินแดง แขวงดินแดง เขตดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400

3. ปีที่ดำเนินการ ปี 2568

4. คำสำคัญ

ภาษาไทย :แบบจำลองอนุกรมเวลา, การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย, ระบบบริการอาหาร, สถาบันราชานุกุล, การวางแผนการผลิตอาหาร

ภาษาอังกฤษ : Time Series Model, Patient Forecasting, Hospital Foodservice, Rajanukul Institute, Meal Production Planning

5. ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

งานบริการด้านโภชนาการในสถานพยาบาลทั่วไปมีภารกิจในการให้บริการอาหารผู้ป่วยใน (IPD) ที่เข้ารับบริการ คือ การผลิตและให้บริการอาหารที่ถูกสุขลักษณะและถูกต้องตามหลักโภชนาการ รวมถึงการจัดอาหารเฉพาะโรคตามแผนการรักษาของแพทย์ เพื่อสนับสนุนการรักษาและส่งเสริมสุขภาพของผู้ป่วย นอกจากนี้ยังมีการประเมินภาวะโภชนาการ การให้คำปรึกษา และการให้ความรู้ด้านโภชนาการบำบัดแก่ผู้ป่วยและญาติ เพื่อให้สามารถดูแลสุขภาพได้อย่างเหมาะสม สถาบันราชานุกุลเป็นสถานพยาบาลเฉพาะทางที่ให้บริการผู้บกพร่องทางพัฒนาการและสติปัญญา กลุ่มงานโภชนศาสตร์ได้จัดให้บริการอาหาร พร้อมทั้งดัดแปลงอาหารเฉพาะโรคให้เป็นไปตามแผนการรักษา เพื่อให้เหมาะสมกับโรคและภาวะโภชนาการของผู้ป่วย อาหารที่จัดบริการได้แก่ อาหารตามวัย อาหารไขมันต่ำ อาหารจำกัดโซเดียม อาหารจำกัดโปรตีน อาหารจำกัดพลังงาน อาหารจำกัดธาตุเหล็ก อาหารเพิ่มโปรตีน อาหารเพิ่มพลังงาน หรืออาหารสำหรับผู้ที่มีปัญหาการเคี้ยวกลืน อาหารปั่นผสม นอกจากนั้นยังมีอาหารเฉพาะกลุ่ม เช่น อาหารอิสลาม อาหารเจ อาหารมังสวิรัต อาหารสำหรับผู้แพ้อาหารต่าง ๆ เช่น แพ้ทะเล แพ้ไข่ แพ้ถั่วปากอ้า แพ้นมวัว แพ้แป้งสาลี เป็นต้น

สถาบันราชานุกูล โดยกลุ่มงานโภชนศาสตร์ มีรูปแบบการให้บริการผู้ป่วยในสถาบันราชานุกูลที่มีความแตกต่างกับโรงพยาบาลอื่นๆ ซึ่งจะให้บริการบำบัดดูแลรักษาผู้ป่วยใน (IPD) ตลอด 24 ชั่วโมง และให้บริการอาหารโดยจะใช้จำนวนอาหารผู้ป่วยในมือที่ผ่านมา ประมาณการในการเตรียมและปรุงประกอบได้ใกล้เคียงกับจำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการในมือถัดไปแต่สถาบันราชานุกูลจะให้บริการบำบัดรักษาผู้ป่วยใน (IPD) ช่วงเวลา 08.00 -16.00 น. เป็นอาหารผู้ป่วยมื้อกลางวันและอาหารมื้อว่าง เพียง 1 มื้อ ในปัจจุบันมีผู้ป่วยเข้ามารับบริการโดยประมาณ 60-150 คนต่อวัน โดยทางหอผู้ป่วยต้องรอผู้มารับบริการในช่วงเช้าของแต่ละวัน จึงทำให้ทางกลุ่มงานโภชนาการได้รับยอดการเบิกอาหารจากหอผู้ป่วยครบทุกหอในเวลา 09.30 น. และจัดบริการอาหารไปยังหอผู้ป่วยต่าง ๆ ในเวลา 10.30 น. เพื่อให้ผู้ป่วยได้ฝึกกับประทานอาหารในเวลา 11.00 น. จากกระบวนการบริการดังกล่าว จะเห็นได้ว่า เจ้าหน้าที่มีระยะเวลาในการเตรียม ปรุงประกอบ และจัดตั้งบริการที่จำกัด ส่งผลให้มีความเสี่ยงผิดพลาด ดังนั้น ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2565 ทางกลุ่มงานฯ จึงได้มีการกำหนดแนวทางการปฏิบัติงาน โดยให้มีการจัดเตรียมวัตถุดิบล่วงหน้า 1 วัน และเริ่มกระบวนการผลิตอาหารตั้งแต่วันที่ 08.00 น. เพื่อให้การจัดบริการเป็นไปตามเวลาที่กำหนด

ปัจจุบันพบปัญหา คือ การจัดบริการอาหารยังขาดประสิทธิภาพ เนื่องจากไม่มีรูปแบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหาร จากสถิติย้อนหลัง 3 ปี (ปีงบประมาณ 2565-2567) พบว่าจำนวนผู้มารับบริการอาหารทั้งประเภทอาหารธรรมดาและอาหารเฉพาะโรคมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยในปี 2566 มีผู้รับบริการอาหารธรรมดาสูงถึง 16,694 ราย และอาหารเฉพาะโรค 11,129 ราย ซึ่งสะท้อนถึงความผันผวนและความไม่แน่นอนของจำนวนผู้รับบริการในแต่ละวัน ส่งผลให้เกิดความเสี่ยงต่อการผลิตอาหารไม่เพียงพอ จากข้อมูลประจำเดือนมีนาคม 2568 พบปัญหาการจัดเตรียมอาหารไม่เพียงพอจำนวน 8 ครั้ง จาก 21 วันทำการ (คิดเป็นร้อยละ 38) ซึ่งจำเป็นต้องเร่งปรุงเพิ่มในช่วงเวลาใกล้เคียงกับการจัดบริการ ส่งผลต่อภาระงานของเจ้าหน้าที่และเพิ่มความเสี่ยงในการเกิดอุบัติเหตุจากการทำงานที่เร่งรีบ ทำให้การบริการอาหารล่าช้า ขณะเดียวกันพบว่าเกิดปัญหาการจัดเตรียมอาหารมากเกินความจำเป็น ได้แก่ ข้าวสวยหุงแล้ว กับข้าวที่ปรุงประกอบแล้ว ผลไม้ และขนมหวานที่เตรียมแล้ว เหลือเฉลี่ยวันละ 1.5 กิโลกรัม ซึ่งทำให้เกิดความสูญเสีย ทางทรัพยากรและต้นทุนการจัดบริการโดยไม่จำเป็น และในปี 2566 เกิดอุบัติเหตุการณ์ความเสี่ยงระดับ E จำนวน 2 ครั้ง ได้แก่ 1) บุคลากรได้รับบาดเจ็บถูกมีดบาดขณะเร่งเตรียมปรุงอาหารเพิ่ม 2) บุคลากรได้รับบาดเจ็บจากเหตุน้ำมันกระเด็นจากการนำอาหารแช่แข็งขณะยังเป็นน้ำแข็งมาทอดเพิ่ม จากการวิเคราะห์ Root Cause Analysis (RCA) ทั้งสองเหตุการณ์พบสาเหตุเกิดจากการเร่งรีบในการทำงาน ซึ่งหากมีการพยากรณ์ที่แม่นยำจะช่วยให้สามารถวางแผนการจัดซื้อวัตถุดิบ การเตรียมและปรุงอาหารได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถลดความเสี่ยงอุบัติเหตุเนื่องด้วยการเร่งรีบในการปฏิบัติงาน ทำให้การบริการอาหารมีคุณภาพ ถูกต้อง ครบถ้วน ทันเวลา และตรงตามหลักโภชนาการ เป็นไปตามแผนการรักษา และเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของบุคลากรในกลุ่มงานฯ

การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยวิธีการอนุกรมเวลา (Time series analysis) เป็นวิธีการที่เหมาะสมเนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในอดีตเป็นข้อมูลที่มีอยู่แล้ว และสามารถนำมาวิเคราะห์หารูปแบบและแนวโน้มของจำนวนผู้ป่วยได้ โดยข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์ คือ บันทึกการเบิกอาหารประจำวันของแต่ละหอผู้ป่วยทางระบบ HOSxP ซึ่งจะทำให้สามารถพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยในอนาคตได้อย่างแม่นยำ และจะพิจารณาจากปัจจัยอื่นร่วมด้วย เช่น ฤดูกาล วันหยุด หรือเหตุการณ์พิเศษ ที่อาจมีผลต่อจำนวนผู้ป่วย การศึกษาครั้งนี้เป็นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวัน โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลา แบบจำลองจะถูกพัฒนาโดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง ซึ่งจะคำนึงถึงความแปรปรวนของจำนวนผู้มารับบริการอาหารในแต่ละวันและการเบิกอาหารแต่ละประเภท หรือปัจจัยต่างๆ ที่มีผลต่อจำนวนผู้ป่วย จากนั้นจะทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง และประเมินประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เพื่อใช้ในการวางแผนการผลิตอาหารอย่างมีประสิทธิภาพ ที่สำคัญยังช่วยลดความเสี่ยงการเกิดอุบัติเหตุจากการเร่งรีบในการทำงานของเจ้าหน้าที่ เพื่อให้ทำงานได้อย่างปลอดภัยและมีความสุข

6. เป้าหมาย/ วัตถุประสงค์

- 6.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในสถาบันราชานุกูล
- 6.2 เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยจากแบบจำลองอนุกรมเวลาที่พัฒนาขึ้น
- 6.3 เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยระหว่างแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น กับวิธีการประมาณจำนวนอาหารโดยอิงจากยอดผู้ป่วยของวันก่อนหน้า

7. ตัวชี้วัดความสำเร็จ

- 7.1 แบบจำลองอนุกรมเวลาที่พัฒนาขึ้นมีค่า MAPE ไม่เกินร้อยละ 10
- 7.2 แบบจำลองอนุกรมเวลาที่พัฒนาขึ้นให้ผลแม่นยำกว่าวิธีใช้ค่าของวันก่อนหน้า

8. ระยะเวลาดำเนินการ ตั้งแต่เดือนเมษายน - สิงหาคม 2568 รวม 5 เดือน

9. กิจกรรมการพัฒนา (Quality Improvement Process)

9.1 กิจกรรมก่อนลงมือแก้ไข (Pre improvement process)

การจัดบริการอาหารในสถาบันราชานุกูลยังขาดประสิทธิภาพ เนื่องจากไม่มีรูปแบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วย ใช้จำนวนอาหารของวันปัจจุบันในการเตรียม และผลิตอาหารของวันถัดไป ทำให้การเตรียมอาหารไม่เพียงพอ หรือต้องมีการเตรียมอาหารมากเกินไปจนเกิดความจำเป็น ซึ่งทำให้การบริการล่าช้าและเพิ่มความเสี่ยงต่อการเกิดอุบัติเหตุระหว่างการทำงาน เช่น มีดบาดหรือน้ำมันกระเด็น การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time series analysis) จะช่วยใช้ข้อมูลย้อนหลังเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่สามารถวางแผนการผลิตอาหารได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ การให้บริการอาหารที่ถูกต้องตามหลักโภชนาการและตรงตามแผนการรักษาของแพทย์ การพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของบุคลากรในกลุ่มงานโภชนาการ

ทำให้การบริการเป็นไปตามเวลาที่กำหนด และทำงานได้อย่างปลอดภัยและมีความสุข ดังนั้นจึงได้ทบทวน
วรรณกรรมข้อมูลที่เกี่ยวข้องต่อไปนี้

9.1.1 ข้อมูลผลลัพธ์การดำเนินงาน

1) สถิติผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารผู้ป่วยใน 3 ปีย้อนหลัง (ปีงบประมาณ 2565-2567)

สถิติบริการ	หน่วยนับ	ปี 2565	ปี 2566	ปี 2567
1. การให้บริการอาหารธรรมดา	ราย	5,906	16,694	15,440
2. การให้บริการอาหารเฉพาะโรค	ราย	4,103	11,129	12,632
2.1 อาหารไขมันต่ำ	ราย	1368	3710	4120
2.2 อาหารธรรมดาอย่างง่าย (สับหยาบ/สับละเอียด/หั่นชิ้นเล็ก)	ราย	532	1443	1503
2.3 อาหารโปรตีนสูง	ราย	380	1030	2450
2.4 อาหารอิสลาม	ราย	304	824	1591
2.5 อาหารแพ้นมวัว	ราย	456	1237	623
2.6 อาหารอ่อน	ราย	228	618	540
2.7 แพ้ถั่วปากอ้า G6PD	ราย	380	1030	560
2.8 อาหารแพ้ทะเล	ราย	228	618	650
2.9 อาหารจำกัดโซเดียม	ราย	76	206	189
2.10 อาหารแพ้ไข่	ราย	76	206	56
2.11 ข้าวสาลีและกับข้าว	ราย	76	206	350

จากตารางข้างต้น พบว่า ในระหว่างปี 2565 ถึงปี 2567 สถาบันราชานุกุลมีจำนวนผู้ป่วยที่มารับ
บริการอาหารธรรมดาและอาหารเฉพาะโรคเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ โดยในปี 2565 มีผู้รับบริการอาหารธรรมดา
จำนวน 5,906 ราย เพิ่มขึ้นเป็น 16,694 รายในปี 2566 แต่ลดลงเล็กน้อยเหลือ 15,440 รายในปี 2567 ขณะที่การ
ให้บริการอาหารเฉพาะโรคมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นจาก 4,103 รายในปี 2565 เป็น 11,129 รายในปี 2566 และเพิ่มขึ้น
อีกเป็น 12,632 รายในปี 2567 สำหรับบริการอาหารเฉพาะโรค ประเภทอาหารไขมันต่ำมีการให้บริการสูงสุดในปี
2567 ที่ 4,120 ราย ขณะที่อาหารโปรตีนสูงและอาหารอิสลามก็มีจำนวนผู้รับบริการเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดย
ตลอดระยะเวลาที่ผ่านมา สถาบันฯ ยังคงให้บริการอาหารที่เหมาะสมเพื่อตอบสนองความต้องการของผู้ป่วย

2) อุบัติการณ์ความเสี่ยงจากการเร่งรีบในการปฏิบัติงาน

สถาบันราชานุกุลได้รายงานอุบัติการณ์ความเสี่ยงที่เกิดขึ้นจากการเร่งรีบในการปฏิบัติงาน ซึ่งทำให้เกิด
อุบัติเหตุสองกรณีในกลุ่มงานโภชนศาสตร์ กรณีแรกเกิดขึ้นเมื่อวันที่ 28 พฤศจิกายน 2566 เจ้าหน้าที่ได้รับบาดเจ็บ
จากการถูกมีดบาดขณะหั่นฟักทอง ซึ่งต้องได้รับการเย็บแผล 3 เข็ม และฉีดยาป้องกันบาดทะยัก กรณีที่สอง
เกิดขึ้นเมื่อวันที่ 1 กุมภาพันธ์ 2566 เจ้าหน้าที่ได้รับบาดเจ็บจากน้ำมันกระเด็นขณะทอดอาหาร ทำให้ผิวหนังหลุด

ลอก และเกิดแผลพุพอง สาเหตุของทั้งสองกรณีมาจากการเร่งรีบในการเตรียมอาหาร เนื่องจากอาหารไม่เพียงพอต่อความต้องการของผู้ป่วย และต้องปรุงเพิ่มเพื่อให้บริการทันเวลา ส่งผลให้เกิดความรุนแรงระดับ E ทั้งสองกรณี โดยความรุนแรงระดับ E หมายถึง เหตุการณ์ที่มีผลกระทบต่อร่างกายของบุคลากรหรือผู้ป่วยจริง และจำเป็นต้องได้รับการรักษาทางการแพทย์ เช่น การเย็บแผล ฉีดยา หรือดูแลบาดแผล ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าเป็นเหตุการณ์ที่ส่งผลกระทบต่อสุขภาพอย่างชัดเจน ไม่ใช่เพียงแค่ความเสี่ยงที่เกือบจะเกิดเหตุเท่านั้น

2.1) ความเสี่ยงจากการโดนมีดบาด

สรุปรายงานอุบัติการณ์

๑. สถานที่เกิดเหตุ กลุ่มงานโภชนศาสตร์
๒. วันที่เกิดเหตุ ๒๘ พฤศจิกายน ๒๕๖๖ เวลา ๐๘.๒๐ น.
๓. เวลา ๐๘.๒๐น. นางสาว [REDACTED] พนักงานประกอบอาหารได้ทำการหั่นผักทองเพื่อใช้ในการประกอบอาหารให้ผู้ป่วย ได้ถูกมีดบาดที่นิ้วกลางด้านซ้าย มีบาดแผลค่อนข้างลึก จึงประสานงานไปยังงานพยาบาลผู้ป่วยนอกเพื่อทำการปฐมพยาบาลเบื้องต้นและรายงานแพทย์เวร ประเมินบาดแผลพบว่าแผลต้องทำการเย็บ ให้ส่งต่อผู้ป่วยไปทำการรักษาที่โรงพยาบาลตามสิทธิ์ประกันสังคมคือโรงพยาบาลหัวเฉียวเพื่อการรักษาต่อ ซึ่งแพทย์ได้ประเมินและรักษาโดยเย็บแผล ๓ เข็ม ร่วมกับฉีดวัคซีนป้องกันบาดทะยัก และให้ทำการล้างแผลทุกวัน มีการประเมินโดยแพทย์และได้ทำการส่งต่อผู้ป่วยไปรักษาที่ รพ. ตามสิทธิ์ จึงสรุปได้ว่าเป็นอุบัติการณ์ความรุนแรงระดับ E

2.2) ความเสี่ยงจากการโดนน้ำมันกระเด็น

สรุปรายงานอุบัติการณ์

๑. สถานที่เกิดเหตุ กลุ่มงานโภชนาการ
๒. วันที่เกิดเหตุ ๑ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๖ เวลา ๑๑.๐๐ น.
๓. เวลาประมาณ ๑๑.๐๐น. พนักงานประกอบอาหารกำลังปฏิบัติหน้าที่ปรุงประกอบอาหารสำหรับผู้ป่วยหอจิตเวชเด็กและวัยรุ่น (ทอดหอยจือ) ได้โดนน้ำมันกระเด็นใส่ทำให้ผิวหนังหลุดลอก เกิดบาดแผลประมาณ ๕ ซม. ที่บริเวณแขนข้างขวา และหลังเท้าข้างขวา พาเข้ารับการทำแผลเบื้องต้นที่ อาคารผู้ป่วยนอก เนื่องจากไม่มีความพร้อมในเรื่องของยาและอุปกรณ์บางชนิด จึงต้องไปรักษาตามสิทธิการรักษา คือ โรงพยาบาลหัวเฉียว (เวลาประมาณ ๑๑.๓๐น.) สอบถามเบื้องต้นหลังทำแผล พนักงานประกอบอาหารแจ้งว่าแสบร้อนที่แผลค่อนข้างมาก เวลาประมาณ ๑๒.๔๕น. พนักงานประกอบอาหารได้รับการทำแผลที่โรงพยาบาลหัวเฉียว พบว่ามีบาดแผลเพิ่มเติมคือแผลพุพองบริเวณรอบๆ ขนาดประมาณ ๓-๔ เซนติเมตร จึงสรุปได้ว่าเป็นอุบัติการณ์ความรุนแรงระดับ E

จากการวิเคราะห์ RCA เหตุการณ์ความเสี่ยงที่เกิดขึ้น เกิดจากการความเร่งรีบในการปฏิบัติงาน เนื่องจากอาหารไม่เพียงพอกับผู้ป่วย ต้องเร่งรีบปรุงเพิ่มเพื่อให้บริการผู้ป่วยทันเวลา

3) การวิเคราะห์การจัดบริการอาหารผู้ป่วยใน (IPD) ให้ถูกคน ถูกโรค ทันเวลา

ปัจจัยที่ส่งผลต่อการจัดบริการอาหารผู้ป่วยใน (IPD) ให้ถูกคน ถูกโรค และทันเวลา ที่เกี่ยวข้องมีดังนี้

1. ด้านผู้ป่วย

- จำนวนผู้ป่วยมีความไม่แน่นอนในแต่ละวัน
- ผู้ป่วยมีความแตกต่างด้านทักษะในการกินอาหาร และภาวะโรคที่เป็น ส่งผลต่อความ

หลากหลายของรูปแบบอาหารที่ต้องจัดบริการ

2. ด้านเวลา

- เวลาที่มีสำหรับการเตรียม ปู และจัดตักอาหารมีจำกัด
- ผู้ป่วยบางราย โดยเฉพาะผู้ที่อยู่ระหว่างการฝึก อาจต้องการอาหารเร็วกว่าปกติ ส่งผล

ให้ต้องเร่งกระบวนการ

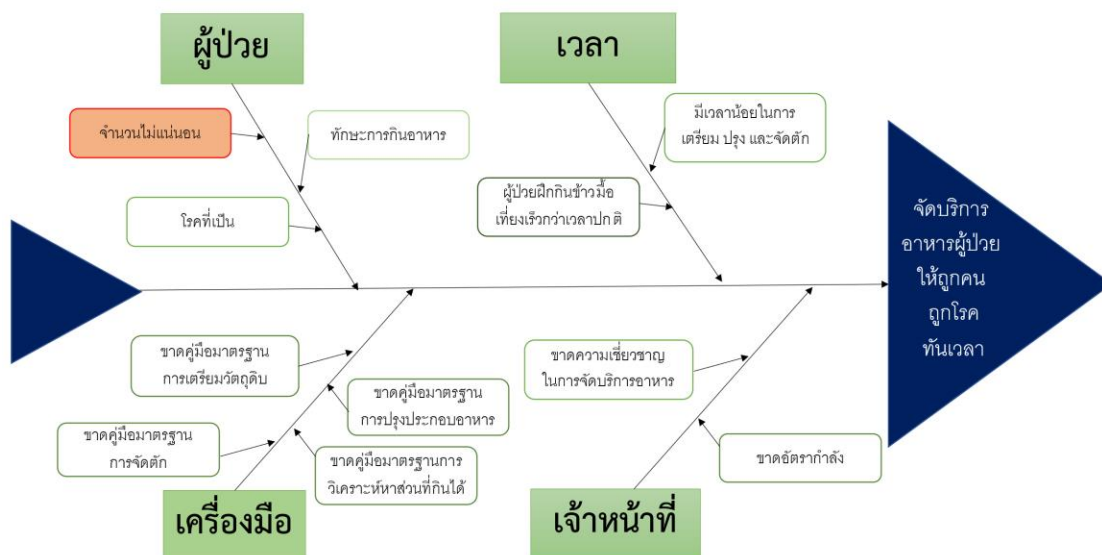
3. ด้านเครื่องมือ

- ขาดคู่มือหรือมาตรฐานการปฏิบัติงาน เช่น ด้านการเตรียมวัตถุดิบ การปรุงอาหาร การจัดตัก และการวิเคราะห์ส่วนที่บริโภคได้

- สิ่งเหล่านี้ส่งผลให้การปฏิบัติงานไม่มีความสอดคล้องหรือชัดเจน

4. ด้านเจ้าหน้าที่

- เจ้าหน้าที่ขาดความเชี่ยวชาญเฉพาะด้านในการจัดบริการอาหารตามหลักโภชนบำบัด
- มีปัญหาเรื่องจำนวนอัตรากำลังไม่เพียงพอต่อภาระงาน



จากการวิเคราะห์การจัดบริการอาหารผู้ป่วยใน (IPD) ในสถาบันราชานุกูล จำเป็นต้องเน้นให้บริการอาหารที่เหมาะสมกับผู้ป่วยแต่ละรายตามประเภทโรคและความต้องการทางโภชนาการ โดยมีการพิจารณาถึงจำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการซึ่งมีความไม่แน่นอน เพื่อให้สามารถจัดเตรียมอาหารได้อย่างมีประสิทธิภาพและทันเวลาต่อผู้ป่วย

4) การวิเคราะห์จำนวนผู้ป่วยมารับบริการอาหารกลางวันผู้ป่วยใน IPD ไม่แน่นอน

จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในโครงการผู้ป่วยใน (IPD) ที่สถาบันราชานุกูลมีความไม่แน่นอน ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อการจัดเตรียมและบริการอาหารให้ผู้ป่วยอย่างมีประสิทธิภาพ ปัจจัยต่างๆ ได้แก่

1. ปัจจัยด้านผู้ป่วย

- ผู้ป่วยบางรายมีอาการไม่สบายหรือเข้ารับการรักษาในสถานพยาบาลหลายแห่ง
- ผู้ปกครองบางรายไม่สะดวกในการพาผู้ป่วยมารับบริการตามเวลาที่กำหนด

2. ปัจจัยด้านหอผู้ป่วย

- ต้องรอการมารับบริการของผู้ป่วย ซึ่งไม่สามารถกำหนดเวลาที่ชัดเจนได้
- รูปแบบการให้บริการอาหารอาจมีความแตกต่างกันระหว่างแต่ละหอผู้ป่วย ส่งผลต่อ

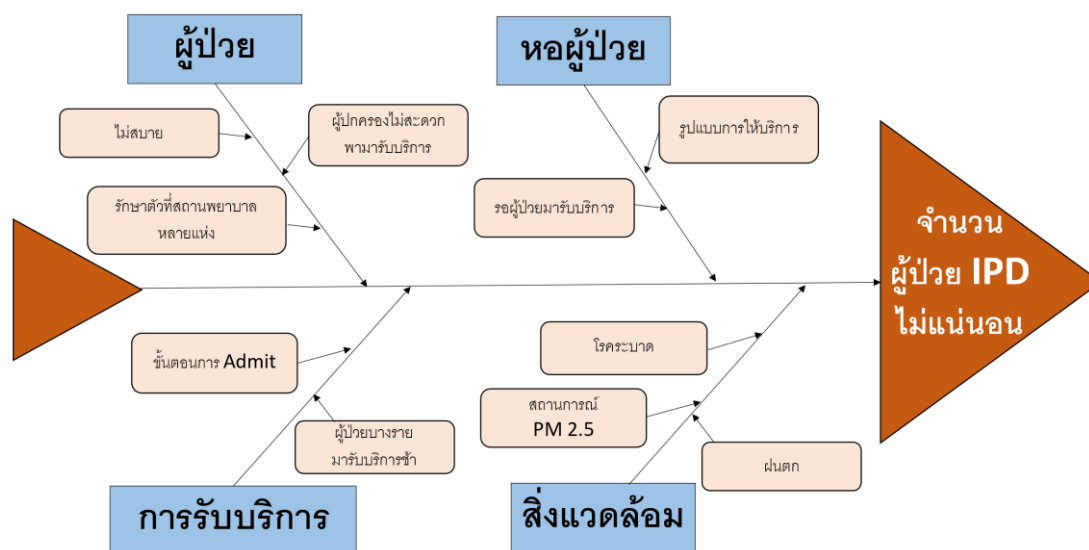
การจัดสรรอาหาร

3. ปัจจัยด้านขั้นตอนการรับบริการ

- ขั้นตอนการ Admit อาจล่าช้า เนื่องจาก Admit ช่วงเวลาเดียวกันในช่วงเช้า
- ผู้ป่วยบางรายมารับบริการช้า

4. ปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม

- โรคระบาด
- สภาพอากาศ เช่น ฝนตก หรือมลพิษทางอากาศ (PM 2.5)
- แผ่นดินไหว



ปัจจัยเหล่านี้ส่งผลให้จำนวนผู้ป่วยในแต่ละวันมีการเปลี่ยนแปลง สามารถทำให้จำนวนผู้ป่วยที่เข้ามารับบริการแตกต่างกันในแต่ละวัน ดังนั้น การวางแผนและการจัดการที่มีความยืดหยุ่น จึงเป็นสิ่งจำเป็นในการตอบสนองต่อสถานการณ์ที่เปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ เพื่อให้ผู้ป่วยได้รับอาหารที่เหมาะสม ตรงตามความต้องการของสุขภาพในเวลาที่ต้องการ

การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในสถาบันราชานุกูลสามารถดำเนินการได้อย่างเหมาะสมโดยการใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลังเพื่อกำหนดรูปแบบและแนวโน้มของจำนวนผู้ป่วย โดยการใช้บันทึกการเบิกอาหารประจำวันจากแต่ละหอผู้ป่วยในระบบ HOSxP ถือเป็นข้อมูลสำคัญที่สามารถนำมาวิเคราะห์เพื่อคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยในอนาคตได้อย่างแม่นยำ

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันนั้น จะต้องพิจารณาปัจจัยหลายอย่าง เช่น ฤดูกาล วันหยุด หรือเหตุการณ์พิเศษ ซึ่งอาจมีผลต่อจำนวนผู้ป่วยในแต่ละวัน นอกจากนี้ การใช้ข้อมูลย้อนหลังของจำนวนผู้ป่วยยังช่วยให้สามารถประเมินความแปรปรวนที่เกิดขึ้นในแต่ละวัน และการเบิกอาหารชนิดต่าง ๆ ส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น เช่นเดียวกับการศึกษาของภาคภูมิ อุณหเลขจิตร และคณะ (2567) ที่ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูง โดยใช้กรอบแนวคิดจากทฤษฎีอนุกรมเวลาเพื่อสร้างโมเดลพยากรณ์สำหรับการคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยอย่างมีประสิทธิภาพ¹ ทั้งนี้ โดยใช้ข้อมูลสถิติผู้ป่วยในอดีตเพื่อประเมินความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่เกี่ยวข้อง ในทำนองเดียวกัน กรรณกเนตรทิพย์ และลาววัลย์ ศรีธธาพุท (2567) ได้พัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายวัตถุดิบที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อเพิ่มความสามารถในการตอบสนองความต้องการของสถานพยาบาล สำหรับการวางแผนการจัดหาให้มีปริมาณเพียงพอ² นอกจากนี้ การศึกษาโดย Davis M. Sue (1985) ยังเสนอแบบจำลอง

การพยากรณ์ที่สามารถช่วยในด้านการเลือกรายการอาหารในโรงอาหาร ซึ่งอาจนำมาใช้เป็นแนวทางในการเลือกเมนูอาหารที่เหมาะสมสำหรับผู้ป่วย³

การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในสถาบันราชานุกูล เป็นการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยเพื่อใช้ในการวางแผนการบริการอาหารให้เพียงพอกับจำนวนผู้ป่วยเท่านั้น จำเป็นต้องมีการจัดทำมาตรฐานอื่น ๆ ร่วมด้วยจึงจะทำให้การบริการอาหารมีประสิทธิภาพ ได้แก่

1. คู่มือมาตรฐานการเตรียม การหั่น วัตถุดิบอาหารตามลักษณะอาหาร เช่น อาหารธรรมดาทั่วไป อาหารขึ้นเล็ก อาหารสับหยาบ อาหารสับละเอียด เป็นต้น
2. คู่มือมาตรฐานการจัดตักบริการอาหารตามวัย ตามโรค และความต้องการสารอาหารของแต่ละบุคคล
3. คู่มือมาตรฐานการวิเคราะห์หาส่วนที่กินได้ (Edible Portion) เพื่อใช้ในการคำนวณปริมาณวัตถุดิบในการสั่งซื้อล่วงหน้า
4. คู่มือมาตรฐานการปรุงประกอบอาหารในแต่ละเมนู

9.1.3 การทบทวนงานวิจัย/ ความรู้ที่เกี่ยวข้อง

9.1.3.1 ขั้นตอนกระบวนการบริการอาหารมื้อกลางวันและอาหารว่างผู้ป่วยใน 1 วัน

การจัดบริการอาหารผู้ป่วยในของสถาบันราชานุกูลดำเนินงานร่วมกันระหว่างนักโภชนาการ/โภชนากร (2 คน) และพนักงานประกอบอาหาร (6 คน) โดยมีขั้นตอนงานประจำวันตั้งแต่วันที่ 08.00–16.00 น. โดยมีกระบวนการได้ดังนี้

เวลา	นักโภชนาการ 1 คน/โภชนากร 1 คน (2 คน)	พนักงานประกอบอาหาร (6 คน)
08.00 น.	1) รับผิดชอบต่ออาหารผู้ป่วย จัดทำบัตรกำกับอาหาร 2) ควบคุมกำกับการปรุงประกอบอาหาร	เริ่มกระบวนการเตรียม/ปรุงประกอบอาหาร 1. หน่วยอาหารทั่วไป (2 คน) 2. หน่วยอาหารเฉพาะโรค (2 คน) 3. หน่วยอาหารว่าง (2 คน)
09.30 น.	1) รับผิดชอบต่ออาหารผู้ป่วยครบทุกหอผู้ป่วย 2) ควบคุมกำกับการจัดตั้งอาหาร	จัดตั้งอาหารตามยอดผู้ป่วย และบัตรกำกับ 1. จัดตั้งอาหารทั่วไป 2. จัดตั้งอาหารเฉพาะโรค 3. จัดอาหารว่าง/ผลไม้ และนม
10.00 น.	ตรวจสอบความถูกต้องของอาหารตามบัตรกำกับอาหาร และครบตามจำนวนรวมทั้งหมด	ตรวจสอบจำนวนอาหารแต่ละหอที่ส่งอาหารตามหอผู้ป่วย 1) หอ ASD1, ASD2 2) หอ DD, DS, ID 3) หอ ASD3, กศพ, หอจิตเวชเด็กและวัยรุ่น
10.30 น.	1) ตรวจสอบอาหารว่าง 2) ตรวจสอบอาหารทั่วไป 2) ตรวจสอบอาหารเฉพาะโรค	
11.00 น.		ผู้ป่วยแต่ละหอ ฝึกปฏิบัติงานอาหารกลางวัน
11.30 น.		ล้างทำความสะอาดภาชนะ อุปกรณ์ในการเตรียม ปรุง จัดตั้งอาหาร
12.00 น.	พักกลางวัน	พักกลางวัน
13.00 น.	ควบคุมกำกับการล้างถาดอาหารผู้ป่วย	เก็บถาดจากหอผู้ป่วย และล้างทำความสะอาด
14.00 น.	ควบคุมกำกับเตรียมวัตถุดิบ	เตรียมวัตถุดิบ สำหรับมื้อกลางวัน ของวันถัดไป
15.00 น.	ควบคุมกำกับตรวจสอบวัตถุดิบคงเหลือ	ตรวจนับจำนวนวัตถุดิบคงเหลือ
16.00 น.	เสร็จการปฏิบัติงานประจำวัน	เสร็จการปฏิบัติงานประจำวัน

จากกระบวนการให้บริการอาหารกลางวันและอาหารว่างผู้ป่วยใน จะเห็นได้ว่า การทบทวนยอดจำนวนผู้ป่วยจริงที่มารับบริการในแต่ละวัน มักเกิดขึ้นภายหลังจากที่มีการเตรียมวัตถุดิบและเริ่มกระบวนการปรุงประกอบอาหารไปแล้ว ส่งผลให้การวางแผนเตรียมอาหารล่วงหน้าเป็นไปอย่างไม่แม่นยำ และมีความเสี่ยงที่จะเกิด

ความคลาดเคลื่อนทั้งในรูปแบบของการเตรียมอาหารไม่เพียงพอ หรือจัดเตรียมมากเกินไปจนจำเป็นเมื่อเทียบกับจำนวนผู้ป่วยจริงที่ได้รับการดูแลในวันนั้น

9.1.3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ภาควิชา อุตุนิยมวิทยา และคณะ (2567) ได้ศึกษาการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูงรายใหม่ในจังหวัดปทุมธานี โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างโมเดลที่สามารถคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยได้อย่างแม่นยำ งานวิจัยนี้ใช้กรอบแนวคิดจากทฤษฎีอนุกรมเวลา (Time Series Analysis) ในการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างโมเดลพยากรณ์ โดยมีตัวแปรที่สำคัญคือ จำนวนผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูงรายใหม่ (Dependent Variable) และช่วงเวลา (Independent Variable) วิธีการวิจัยประกอบด้วยการเก็บรวบรวมข้อมูลสถิติผู้ป่วยในอดีต และนำมาวิเคราะห์เพื่อสร้างโมเดลพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยใช้สถิติพื้นฐาน เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เพื่อประเมินความสัมพันธ์และความแม่นยำของโมเดล เพื่อนำไปสู่การวางแผนป้องกันด้วยการกำหนดมาตรการหรือนโยบายในรูปของกิจกรรมโครงการเพื่อสร้างเสริมสุขภาพให้เหมาะสมกับจำนวนผู้ป่วยเพื่อลดจำนวนผู้ป่วยในระยะยาว โดยการใช้เทคนิคการพยากรณ์หรือการวิเคราะห์อนุกรมเวลา วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์คือข้อมูลทุติยภูมิผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูง ปีงบประมาณ 2560-2566 เป็นข้อมูลเดือนมกราคม 2560 ถึงธันวาคม 2565 จำนวน 72 เดือน ใช้พยากรณ์จำนวนผู้ป่วยรายเดือน พ.ศ. 2566 เปรียบเทียบกับข้อมูลจริงเดือนมกราคมถึงกันยายน 2566 การสร้างแบบจำลองตามวิธีการบ็อกซ์และเจนกินส์ $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_m$ ด้วยฟังก์ชัน `auto.arima()` ใน packages (forecast) จากโมดูล snowCluster โปรแกรมจามาโมวี (jamovi) ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองอนุกรมเวลา $ARIMA(2,1,1)(2,0,0)_{12}$ มีค่าความสอดคล้องกับข้อมูลจริง ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ของข้อมูล 72 เดือนของปี พ.ศ. 2560 ถึง 2565 ร้อยละ 11.02 เมื่อนำค่าพยากรณ์ปี พ.ศ. 2566 12 เดือนเทียบกับข้อมูลจริงปี พ.ศ. 2566 มกราคมถึงกันยายน 2566 พบว่ามีค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์เฉลี่ย 9 เดือน เท่ากับร้อยละ 8.86 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ใช้พยากรณ์ได้ดี สอดคล้องกับผลการศึกษาในประเทศกานาที่ได้นำอนุกรมเวลาพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยด้วยอนุกรมเวลาใช้ในการพยากรณ์โรคความดันโลหิตสูง แต่อย่างไรก็ตามผลที่ได้ยังมีข้อจำกัดเนื่องจากไม่ได้มีการนำปัจจัยอื่นๆ เช่น พฤติกรรมการบริโภคอาหาร ความเป็นอยู่ของประชากรในพื้นที่ เข้ามาร่วมในการวิเคราะห์ด้วย ในการศึกษาครั้งถัดไปต้องมีการศึกษาเปรียบเทียบกับวิธีการอื่นเพื่อให้ผลการศึกษามีความน่าเชื่อถือมากขึ้น¹

กรรณก เนตรทิพย์ และลาววัลย์ ศรีธธาพุทธ (2567) ได้ศึกษาการพยากรณ์ยอดขายวัตถุออกฤทธิ์ในประเภท 2 ด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาวิธีการปรับเรียบด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และตัวแบบอาร์มา โดยศึกษาความต้องการใช้วัตถุออกฤทธิ์ประเภท 2 กลุ่มยารักษาโรคสมาธิสั้นในประเทศไทยมาจากปัจจัยที่หลากหลาย การประมาณการจัดหาด้วยวิธีทางสถิติเดิมของหน่วยงานพบว่าระหว่างปียังมีการสำรองยาไม่เพียงพอต่อความต้องการของสถานพยาบาล การพยากรณ์อนุกรมเวลาเป็นวิธีการที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ยอดขายและ

ความต้องการสินค้า ยอดขายยาที่หน่วยงานเก็บบันทึกไว้ในรูปของข้อมูลอนุกรมเวลา สามารถนำมาสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเพื่อเตรียมการจัดหาให้มียาเพียงพอได้ การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายวัตถุดิบออกฤทธิ์ในประเภท 2 กลุ่มยารักษาโรคสมมติขึ้นด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาวิธีการปรับเรียบด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และตัวแบบอาร์มา (ARIMA model) และเพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น โดยรวบรวมข้อมูลยอดขายตั้งแต่ปี พ.ศ. 2556 - 2565 และใช้ข้อมูลยอดขายปี พ.ศ. 2565 ใช้เป็นชุดข้อมูลทดสอบในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง การพัฒนาแบบจำลองใช้ซอฟต์แวร์ RStudio ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบอาร์มาที่พัฒนาขึ้นอยู่ในรูปของ seasonal ARIMA สามารถใช้ในการพยากรณ์ยอดขายได้แม่นยำกว่าการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และการประมาณการด้วยวิธีการเดิมของหน่วยงาน ซึ่งสามารถใช้เป็นข้อมูลเพื่อวางแผนการจัดหาให้มีปริมาณเหมาะสมกับความต้องการ²

จิรฐา คำบุญ และคณะ (2565) ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณและราคาส่งออกน้ำมันปาล์มดิบของประเทศไทย : กรณีศึกษาการวิเคราะห์ทางอนุกรมเวลา วัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณและราคาส่งออกน้ำมันปาล์มดิบของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2555 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2564 รวมข้อมูลทั้งสิ้นจำนวน 111 เดือน และวิเคราะห์ด้วยวิธีการเศรษฐมิติ ได้แก่ การทดสอบความหยุดนิ่งของข้อมูลด้วยวิธี ADF unit root และการพยากรณ์ทางอนุกรมเวลาด้วยวิธี SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s ตามลำดับ ผลการศึกษาเชิงประจักษ์ พบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ปริมาณและราคาส่งออกน้ำมันปาล์มดิบของประเทศไทย โดยพิจารณาจากสถิติ AIC SIC RMSE MAPE และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ คือ SARIMA(1,0,2)(0,1,1)₁₂ และ SARIMA(0,1,2)(0,1,1)₁₂ ตามลำดับ สำหรับการพยากรณ์การส่งออกน้ำมันปาล์มดิบของประเทศไทยในช่วง 3 ไตรมาสหลัง ปี พ.ศ. 2564 พบว่า ปริมาณส่งออกมีแนวโน้มลดลงร้อยละ 8.479 แต่ราคามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นร้อยละ 31.730 เมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเดียวกันของปีก่อนหน้า ในขณะที่การพยากรณ์การส่งออกน้ำมันปาล์มดิบของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2565 พบว่า การส่งออกมีปริมาณเพิ่มขึ้นร้อยละ 28.721 แต่ราคาส่งออกมีแนวโน้มลดลงร้อยละ 2.251 เมื่อเปรียบเทียบกับปี พ.ศ. 2564⁴

Davis M Sue (1985) ได้ศึกษาการพยากรณ์การเลือกรายการอาหารในโรงอาหารของโรงพยาบาลของผู้ป่วย มีวัตถุประสงค์เพื่อทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์ (Forecast Model) ที่คัดเลือกแล้วในโรงอาหารของโรงพยาบาล เพื่อหาแบบจำลองที่สามารถทำนายจำนวนลูกค้าที่ใช้บริการโรงอาหารในแต่ละวัน และจำนวนอาหารแต่ละรายการที่ถูกเลือกใช้ในมื้ออาหารที่กำหนดได้อย่างแม่นยำที่สุด โดยใช้ข้อมูลในอดีตเพื่อปรับแบบจำลอง Simple Moving Average, Exponential Smoothing และ Adaptive Exponential Smoothing เพื่อใช้งานจริง ผลการประเมินผลลัพธ์ของแบบจำลองเหล่านี้ด้วยการทดสอบ Analysis of Variance พบว่า ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติระหว่างความแม่นยำในการพยากรณ์ ดังนั้น Simple Moving Average จึงเป็นแบบจำลองที่ใช้งานง่ายกว่า จึงถูกเลือกเพื่อพยากรณ์ความต้องการอาหารจานหลัก การทำกราฟแสดงการ

พยากรณ์จาก Simple Moving Average เทียบกับความต้องการจริง แสดงให้เห็นถึงเส้นโค้งที่คล้ายคลึงกันมาก ซึ่งบ่งชี้ว่า ผู้จัดการที่ไม่มีระบบพยากรณ์ หรือระบบที่มีข้อผิดพลาดสูง อาจได้รับประโยชน์จากการใช้แบบจำลองใดๆ ที่ได้รับการประเมิน³

Wood Steven D (1977) ได้ศึกษาการวางแผนบริการอาหาร (Foodservice Planning) จำเป็นต้องเริ่มต้นด้วยการพยากรณ์ความต้องการ (Demand) การพยากรณ์ความต้องการอาหารแต่ละรายการ (Menu Item) มีความจำเป็นต่อการตัดสินใจผลิตอาหาร การวางแผนกำลังคนและสิ่งอำนวยความสะดวก และการจัดสรรทรัพยากร การพยากรณ์ที่แม่นยำจะช่วยลดภาระในการปรับแผนเดิม การพยากรณ์ความต้องการอาหารแต่ละรายการไม่ควรเป็นงานที่น่าเบื่อและไม่แม่นยำ ซึ่งพบได้บ่อยในระบบการจัดการอาหารของโรงพยาบาล ข้อมูลสามารถเก็บรวบรวมได้ง่ายเพื่อสนับสนุนการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Predictions) ทางสถิติที่แม่นยำ การพยากรณ์จำนวนถาดอาหาร (Meal Tray Count) โดยอิงจากแบบจำลองที่ซับซ้อน คุณด้วยเปอร์เซ็นต์ความชอบอาหารโดยเฉลี่ย สามารถให้การพยากรณ์ความต้องการที่แม่นยำ เมื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนถาดอาหารแล้ว สามารถจัดทำแผ่นงาน (Worksheet) อย่างง่าย เพื่ออำนวยความสะดวกในการสร้างการพยากรณ์ด้วยตนเองอย่างต่อเนื่อง การพยากรณ์เหล่านี้สามารถบันทึกในแผ่นงานที่สะท้อนเปอร์เซ็นต์ความชอบของผู้ป่วย (Patient Preference Percentages) เพื่อให้ผลคูณของเปอร์เซ็นต์กับการพยากรณ์จำนวนถาดอาหาร สร้างการพยากรณ์รายการอาหารบนแผ่นงานเดียวกัน เมื่อเปอร์เซ็นต์ความชอบของผู้ป่วยคงที่ การเก็บรวบรวมข้อมูลสามารถลดลงเหลือเพียงการบันทึกจำนวนถาดอาหารรายวัน และข้อผิดพลาดในการพยากรณ์ล่วงหน้าสำหรับแต่ละมื้ออาหาร พร้อมกับการรวบรวมเปอร์เซ็นต์ความชอบของผู้ป่วยเป็นระยะ เพื่อปรับปรุงและ/หรือตรวจสอบข้อมูลที่มีอยู่ ผู้เขียนกำลังตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างต้นทุน/ผลประโยชน์ของระบบดังกล่าวอย่างละเอียดมากขึ้น ผ่านการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์ใหม่ เป็นที่ชัดเจนว่าระบบมีศักยภาพในการลดต้นทุนในระดับประเภทอาหาร หรือระดับจำนวนถาดอาหารทั้งหมด เชื่อว่าผลประโยชน์เหล่านี้จะส่งต่อไปยังระดับรายการอาหารด้วยเช่นกัน รวมถึงเสนอวิธีการสร้างการพยากรณ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น โดยอาจมีการเพิ่มเวลาในการทำงานเพียงเล็กน้อย (ถ้ามี) การวิจัยที่กำลังดำเนินการจะอธิบายถึงการประหยัดที่คาดหวังไว้อย่างชัดเจนยิ่งขึ้น แนวทางนี้ต้องการความเชี่ยวชาญด้านสถิติและคอมพิวเตอร์เป็นหลัก ในระหว่างการพัฒนาแบบจำลองจำนวนถาดอาหารและตารางเปอร์เซ็นต์ความชอบของผู้ป่วย ผลลัพธ์ของความพยายามนี้สามารถถ่ายทอดไปยังรูปแบบที่บุคลากรด้านการจัดการอาหารสามารถนำไปใช้ได้อย่างง่ายดาย เพื่อสร้างการพยากรณ์ความต้องการอาหารแต่ละรายการด้วยตนเอง⁵

Miller and Shanklin (1988) ได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการรายการเมนูในการดำเนินงานบริการอาหาร มีวัตถุประสงค์เพื่อกำหนดสถานะของการปฏิบัติในการพยากรณ์ความต้องการอาหารแต่ละรายการ (Menu-Item Demand) ในการดำเนินงานบริการอาหาร (Foodservice Operations) ได้ทำการสำรวจเพื่อประเมินเทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้โดยผู้ให้บริการบริการอาหาร โดยส่งแบบสำรวจไปยังกลุ่มตัวอย่าง

แบบสุ่มของสมาชิกสมาคมกำหนดอาหารแห่งอเมริกา (American Dietetic Association Members) จำนวน 834 คน ที่มีหน้าที่รับผิดชอบด้านการจัดการในระบบการให้บริการด้านสุขภาพ การวิเคราะห์ทางสถิติของผลตอบกลับ 392 ชุด แสดงให้เห็นว่า น้อยกว่า 25% ของผู้ปฏิบัติงานใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematical Models) ในการพยากรณ์ความต้องการอาหารแต่ละรายการ แบบจำลอง Naive ถูกนำไปใช้โดยผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่ เทคนิค Moving Average เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้บ่อยที่สุด (14.8%) ประมาณ 75% วิธีการศึกษาคือ การเก็บรวบรวมข้อมูลความต้องการของเมนูอาหารในอดีต และนำมาวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคทางสถิติ เช่น การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis), อนุกรมเวลา (Time Series Analysis), หรือ Exponential Smoothing สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์อาจรวมถึง ค่าเฉลี่ย, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์, ค่าความคลาดเคลื่อน (Error), และค่า p-value เพื่อทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของตัวแปรต่างๆ ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถพยากรณ์ความต้องการของเมนูอาหารได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในระดับที่ยอมรับได้ของผู้ปฏิบัติงาน ระบุว่า จำเป็นต้องมีการศึกษาต่อเนื่อง (Continuing Education) เกี่ยวกับเทคนิคการพยากรณ์ที่อาจนำมาใช้ในการจัดการบริการอาหาร⁶

9.1.3.3 แนวคิด/ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis)

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นกระบวนการพยากรณ์ค่าของตัวแปรในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลในอดีตของตัวแปรนั้นมาศึกษาความสัมพันธ์เชิงสถิติ ซึ่งประกอบด้วยการแยกแยะส่วนประกอบต่างๆ ของข้อมูลอนุกรมเวลา และวิเคราะห์รูปแบบความสัมพันธ์ของแต่ละส่วน เพื่อนำไปใช้ในการคาดการณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต โดยทั่วไป ข้อมูลอนุกรมเวลาสามารถแบ่งออกเป็น 4 ส่วนประกอบหลัก หรือความเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้น ได้แก่ แนวโน้ม (Trend), ฤดูกาล (Seasonality), วัฏจักร (Cyclical) และความผันผวนแบบสุ่ม (Irregular) ^{7, 8}

1. แนวโน้ม (Trend: T) แสดงทิศทางการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในระยะยาว แนวโน้มนี้อาจเพิ่มขึ้น ลดลง หรือคงที่ ขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ เช่น เศรษฐกิจ สภาพอากาศ หรือประชากร ตัวอย่างของแนวโน้ม ได้แก่ ยอดขายสินค้าที่เพิ่มขึ้นตามจำนวนประชากร หรือ อุณหภูมิเฉลี่ยที่สูงขึ้นตามกาลเวลา

2. การแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal: S) แสดงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดขึ้นซ้ำๆ ในช่วงเวลาที่แน่นอน เช่น เดือน ปี หรือไตรมาส ตัวอย่างของการแปรผันตามฤดูกาล ได้แก่ ยอดขายไอศกรีมที่สูงขึ้นในช่วงฤดูร้อน หรือ ยอดขายของขวัญที่พุ่งสูงขึ้นในช่วงเทศกาลปีใหม่

3. การแปรผันตามวัฏจักร (Cycle: C) แสดงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดขึ้นซ้ำๆ แต่ไม่แน่นอนในระยะเวลายาวกว่าการแปรผันตามฤดูกาล การแปรผันตามวัฏจักรนี้อาจเกิดจากปัจจัยเศรษฐกิจ การเมือง หรือสังคม ตัวอย่างของการแปรผันตามวัฏจักร ได้แก่ จำนวนผู้ว่างงานที่เพิ่มขึ้นในช่วงภาวะเศรษฐกิจตกต่ำ หรือ ยอดขายรถยนต์ที่เพิ่มขึ้นตามสภาวะเศรษฐกิจที่ดี

4. การแปรผันที่ผิดปกติ (Irregular: I) แสดงการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดขึ้นแบบสุ่ม ไม่สามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้ และมักเกิดจากเหตุการณ์ที่ไม่คาดคิด ตัวอย่างของการแปรผันที่ผิดปกติ ได้แก่ อุบัติเหตุทางธรรมชาติ โรคระบาด หรือ เหตุการณ์ทางการเมือง

2. ทฤษฎีแบบจำลอง Autoregressive integrated average model (ARIMA)

แบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) เป็นเครื่องมือทางสถิติที่มีประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น แบบจำลองนี้พัฒนาขึ้นโดย George E.P. Box และ Gwilym M. Jenkins ในทศวรรษ 1970 จึงมักเรียกว่า "Box-Jenkins Methodology" แบบจำลอง ARIMA ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในหลากหลายสาขา เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูง โดยมีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ต่ำกว่าวิธีการพยากรณ์แบบอื่นๆ เช่น การวิเคราะห์แนวโน้ม วิธีการปรับเรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล และวิธีถดถอยเชิงพหุ นอกจากนี้ กระบวนการจัดทำสมการและการพยากรณ์ของ ARIMA ยังมีความซับซ้อนน้อยกว่าแบบจำลองมหภาคที่มีลักษณะเป็นระบบสมการหลายชั้น อย่างไรก็ตาม การใช้แบบจำลอง ARIMA ให้มีประสิทธิภาพสูงสุดนั้น จำเป็นต้องมีชุดข้อมูลที่มีความยาวเพียงพอและต้องเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม เพื่อให้สามารถอธิบายลักษณะของข้อมูลได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ ซึ่งจะนำไปสู่การตัดสินใจและการวางแผนที่มีประสิทธิภาพ โดยพื้นฐานแล้วแบบจำลอง ARIMA เป็นวิธีที่ให้ค่าพยากรณ์ในระยะสั้นที่ดี หรือเหมาะกับการพยากรณ์ไปข้างหน้าในช่วงเวลาสั้นๆ และต้องมีช่วงของข้อมูลที่ยาวพอสมควร แบบจำลอง ARIMA(p,d,q) ประกอบด้วย 3 ส่วนหลักๆ ได้แก่ แบบจำลอง Auto Regressive (AR(p)) กระบวนการ Integrated (I(d)) และแบบจำลอง Moving Average (MA(q)) โดยรายละเอียดของแต่ละส่วนมีดังนี้^{9, 10}

1) แบบจำลอง Auto Regressive (AR (p)) เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยมีสมมติฐานว่าค่าของตัวแปร ณ เวลาปัจจุบัน (Y_t) มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงกับค่าของตัวแปรนั่นเองในอดีต ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$) โดยที่ p คือจำนวนช่วงเวลาในอดีตที่นำมาพิจารณา ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์ (Φ) จะแสดงถึงอิทธิพลของค่าในอดีตที่มีต่อค่าปัจจุบัน นอกจากนี้ ยังมีส่วนประกอบของความคลาดเคลื่อนแบบสุ่ม (ϵ_t) ที่อธิบายถึงปัจจัยอื่นๆ ที่ไม่ได้ถูกพิจารณาในแบบจำลอง ซึ่งเขียนอยู่ในรูปสมการได้ดังนี้

$$AR(p) \text{ คือ } Y_t = \mu + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าของตัวแปร ณ เวลาปัจจุบัน

μ คือ ค่าคงที่ (intercept) หรือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ คือ สัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงอิทธิพลของค่าในอดีต ณ ช่วงเวลาที่ 1, 2, ..., p ที่มี

ต่อค่าปัจจุบัน

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ คือ ค่าของตัวแปรในอดีต ณ ช่วงเวลาที่ 1, 2, ..., p

ϵ_t คือ ความคลาดเคลื่อนแบบสุ่ม (random error) ณ เวลา t ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และความแปรปรวนคงที่

2) แบบจำลอง Moving Average (MA (q)) เป็นรูปแบบที่แสดงว่าค่าสังเกตการณ์ ณ เวลาปัจจุบัน (Y_t) ถูกกำหนดโดยความคลาดเคลื่อน (ϵ) ที่เกิดขึ้นในอดีต ($\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-q}$) โดยที่ q คืออันดับของแบบจำลอง MA ซึ่งแสดงถึงจำนวนช่วงเวลาในอดีตที่นำมาพิจารณา สมการ MA(q) แสดงถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างค่าปัจจุบันกับความคลาดเคลื่อนในอดีต โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ (θ) เป็นตัวบ่งชี้อิทธิพลของความคลาดเคลื่อนในแต่ละช่วงเวลาที่มิต่อค่าปัจจุบัน และมีค่าคงที่ (μ) เป็นค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา ซึ่งเขียนในรูปของ MA(q) ได้ดังนี้

$$MA(q) \text{ คือ } Y_t = \mu + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \theta_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q}$$

โดยที่ Y_t คือ ค่าของตัวแปร ณ เวลาปัจจุบัน

μ คือ ค่าคงที่ (intercept) หรือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลา

ϵ_t คือ ความคลาดเคลื่อนแบบสุ่ม (random error) ณ เวลา t ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และความแปรปรวนคงที่

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ สัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงอิทธิพลของความคลาดเคลื่อนในอดีต ณ ช่วงเวลาที่ 1, 2, ..., q ที่มีต่อค่าปัจจุบัน

$\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-q}$ คือ ค่าของความคลาดเคลื่อนในอดีต ณ ช่วงเวลาที่ 1, 2, ..., q

3) กระบวนการ Integrated (I(d)) คือการหาผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยเปรียบเทียบข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันกับข้อมูลที่ถอยหลังไป d ช่วงเวลา การดำเนินการนี้มีความสำคัญเนื่องจากแบบจำลอง ARIMA ต้องการข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) ในการวิเคราะห์ หากข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้มีคุณสมบัติไม่คงที่ (Nonstationary) จะต้องทำการปรับเปลี่ยนข้อมูลให้มีคุณสมบัติคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนนำไปสร้างแบบจำลอง ARIMA ซึ่งโดยทั่วไปแล้ว การหาผลต่างอันดับที่ d จะช่วยให้ข้อมูลอนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่และเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ แบบจำลอง ARIMA สามารถเขียนในรูปของ I(d) ดังนี้

$$I(d) \text{ คือ } \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$$

$$\text{หรือ } (1-B)Y_t$$

โดยที่ ΔY_t คือ ผลต่างของค่า ณ เวลา t

Y_t คือ ค่าของตัวแปร ณ เวลาปัจจุบัน

Y_{t-1} คือ ค่าของตัวแปร ณ เวลา $t-1$ (ช่วงเวลาก่อนหน้า)

B คือ Backshift operator ซึ่ง $B(Y_t) = Y_{t-1}$ ดังนั้น $(1-B)Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

4) แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) ในการสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลา (Time Series) เพื่อพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต สามารถใช้แบบจำลองทางสถิติที่หลากหลาย เช่น Moving Average, Exponential Smoothing และ ARIMA ซึ่งเป็นที่นิยม เนื่องจากมีความเรียบง่ายในการทำความเข้าใจและประยุกต์ใช้ โดยแบบจำลองเหล่านี้เป็นแบบจำลองเชิงเส้น (Linear Model) ที่ค่าในอนาคตถูกจำกัดให้เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของข้อมูลในอดีต

จากรายละเอียดต่างๆ ที่กล่าวในข้างต้นถ้านำแบบจำลอง Auto Regressive แบบจำลอง Moving Average และ กระบวนการ Integrated มาพิจารณารวมกันสามารถนำมากำหนดเป็นรูปแบบทั่วไปของแบบจำลอง ARIMA ที่ใช้ในการประมาณการ คือ แบบจำลอง ARIMA (p,d,q)

$$ARIMA(p,d,q) = \Delta Y_t = \delta + \Phi \Delta_d Y_{t-1} + \Phi \Delta_d Y_{t-2} + \dots + \Phi \Delta_d Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

โดยที่ $\Delta_d Y_t$ คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาผ่านการหาผลต่าง (differencing) ไปแล้ว d ครั้ง เพื่อให้ข้อมูลมีคุณสมบัติคงที่ (stationary)

δ คือ ค่าคงที่ (drift) หรือค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาหลังจากการหาผลต่าง

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ คือ สัมประสิทธิ์ของส่วนประกอบ Autoregressive (AR) ที่แสดงถึงอิทธิพลของค่าในอดีตของข้อมูลผ่านการหาผลต่างแล้ว

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ สัมประสิทธิ์ของส่วนประกอบ Moving Average (MA) ที่แสดงถึงอิทธิพลของความคลาดเคลื่อนในอดีต

ε_t คือ ความคลาดเคลื่อนแบบสุ่ม (random error) ณ เวลา t ซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และความแปรปรวนคงที่

5) แบบจำลอง Auto Regressive Integrated Moving Average with Exogenous variables (ARIMAX) เป็นวิธีการทางสถิติที่ผสมผสานแบบจำลอง ARIMA เข้ากับการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณเชิงซ้อน เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยพิจารณาถึงอิทธิพลของตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ที่อาจส่งผลกระทบต่อตัวแปรตาม (Y_t) นอกเหนือจากความสัมพันธ์ในอดีตของตัวแปรตามเอง ทำให้ ARIMAX เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่มีความซับซ้อนและได้รับผลกระทบจากปัจจัยภายนอก สามารถเขียนในรูปของ ARIMAX ดังนี้^{7, 10}

$$\Delta_d Y_t = \delta + \Phi_1 \Delta_d Y_{t-1} + \Phi_2 \Delta_d Y_{t-2} + \dots + \Phi_p \Delta_d Y_{t-p} + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \dots + \beta_k X_{kt} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

โดยที่ $\Delta_d Y_t$ คือ ค่าของตัวแปรตาม (Y) ที่ผ่านการหาผลต่างไปแล้ว d ครั้ง ณ เวลา t

δ คือ ค่าคงที่ (constant term)

$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ คือ พารามิเตอร์ของส่วนประกอบ Autoregressive (AR)

$\Delta_d Y_{t-1}, \Delta_d Y_{t-2}, \dots, \Delta_d Y_{t-p}$ คือ ค่าของตัวแปรตามที่ผ่านมาการหาผลต่างแล้วในอดีต(lagged values)

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ คือ พารามิเตอร์ที่แสดงถึงอิทธิพลของตัวแปรอิสระ (X) แต่ละตัว

$X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{kt}$ คือ ค่าของตัวแปรอิสระ ณ เวลา t

ϵ_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (error term) ณ เวลา t

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ คือ พารามิเตอร์ของส่วนประกอบ Moving Average (MA)

$\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-q}$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนในอดีต (lagged error terms)

9.2 วิธีการดำเนินการศึกษา

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้เป็นการศึกษาเชิงพยากรณ์ (Predictive study) โดยการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Analysis) โดยใช้ข้อมูลการเบิกอาหารจากหอผู้ป่วย จากบันทึกในระบบ HOSxP ของทางสถาบันราชานุกูล ช่วงวันที่ 1 ตุลาคม 2566 - 31 มีนาคม 2568 ยกเว้นวันหยุดเสาร์-อาทิตย์ (5 วัน/สัปดาห์) โดยมีขั้นตอนการศึกษาดังนี้

1. วิเคราะห์ปัญหาจากอุบัติการณ์ความเสี่ยง สถิติผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารป้อนหลัง การวิเคราะห์ปัญหาการจัดการบริการอาหารผู้ป่วยใน (IPD) การวิเคราะห์จำนวนผู้ป่วยมารับบริการอาหารกลางวันผู้ป่วยใน และทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) มาใช้ในการวางแผนการให้บริการอาหารผู้ป่วยใน
2. ยื่นขอรับการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ สถาบันราชานุกูล
3. ส่งหนังสือเพื่อขอเข้าถึงข้อมูลใน ระบบ HOSxP
4. เก็บข้อมูลการเบิกอาหารของผู้ป่วยแต่ละหอ จากบันทึกในระบบ HOSxP ตามแบบฟอร์มบันทึกการเบิกอาหารประจำวันผู้ป่วยใน สถาบันราชานุกูล
5. วิเคราะห์ข้อมูล สรุปและรายงานผลการศึกษา

เพื่อความชัดเจนในการดำเนินการศึกษา รายละเอียดของประชากร กลุ่มตัวอย่าง วิธีการเก็บข้อมูล และแนวทางการวิเคราะห์ จะได้นำเสนอเป็นหัวข้อย่อยต่อไปนี้

9.2.1 ประชากร

ประชากรตัวอย่าง คือ ผู้ป่วยในที่มารับบริการอาหารกลางวัน ในสถาบันราชานุกูล

9.2.2 กลุ่มตัวอย่างและกลุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่าง ได้แก่ ผู้ป่วยในที่มารับบริการอาหารกลางวัน ในสถาบันราชานุกูล ช่วงวันที่ 1 ตุลาคม 2566 - 31 มีนาคม 2568 ที่บันทึกในระบบ HOSxP (วันจันทร์ - วันศุกร์)

9.2.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ใช้เครื่องมือทั้งด้านการเก็บข้อมูลและการวิเคราะห์ข้อมูล โดยสามารถจำแนกได้เป็น 2 กลุ่ม ได้แก่

1. เครื่องมือสำหรับการเก็บข้อมูล

ใช้แบบบันทึกการเบิกอาหารประจำวันผู้ป่วยใน สถาบันราชานุกูล สำหรับบันทึกจำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารกลางวันในแต่ละวัน โดยจำแนกตามห่อผู้ป่วย ลักษณะอาหาร (เช่น อาหารธรรมดา ข้าวเล็กน้อย สับหยาบ สับละเอียด และอาหารปั่นผสม) และข้อจำกัดด้านโภชนาการ (เช่น อาหารไขมันต่ำ เพิ่มโปรตีน แพ้อาหารทะเล ฯลฯ) ข้อมูลดังกล่าวถูกรวบรวมเข้าสู่ระบบ HOSxP และนำมาใช้เป็นข้อมูลหุ้ยภูมิสำหรับการวิเคราะห์

2. เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล

ใช้ภาษา Python ในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยเลือกใช้ไลบรารีที่เหมาะสมกับข้อมูล อนุกรมเวลา ได้แก่ pandas และ numpy สำหรับจัดการตารางข้อมูลและประมวลผลเบื้องต้น, statsmodels และ pmdarima สำหรับสร้างแบบจำลอง ARIMA/SARIMA และการทดสอบทางสถิติ, matplotlib สำหรับแสดงผลกราฟ และ scikit-learn ร่วมกับ scipy.stats สำหรับประเมินค่าความคลาดเคลื่อนและทดสอบความแตกต่างของแบบจำลอง

9.2.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล

เก็บข้อมูลการเบิกอาหารจากห่อผู้ป่วยโดยนักโภชนาการ ตามแบบฟอร์มบันทึกการเบิกอาหารประจำวันผู้ป่วยใน สถาบันราชานุกูล ได้แก่ จำนวนผู้ป่วย และประเภทอาหารที่เบิกในแต่ละวัน โดยแยกประเภทตามห่อผู้ป่วย ลักษณะอาหารได้แก่ อาหารธรรมดา อาหารเล็กน้อย อาหารสับหยาบ อาหารสับละเอียด อาหารปั่นผสม และตามความต้องการทางโภชนาการและข้อจำกัดของผู้ป่วย เช่น อาหารปกติทั่วไป อาหารไขมันต่ำ อาหารอิสลาม อาหารเพิ่มโปรตีน อาหารลดโซเดียม อาหารแพ้อาหารทะเล อาหารแพ้นมวัว และอาหารแพ้ถั่วปากอ้า จากบันทึกในระบบ HOSxP ของทางสถาบันราชานุกูล ช่วงวันที่ 1 ตุลาคม 2566 - 31 มีนาคม 2568 ยกเว้นวันหยุดเสาร์-อาทิตย์ (5 วัน/สัปดาห์)

ก่อนนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ ได้ดำเนินการตรวจสอบและทำความสะอาดข้อมูล (data cleaning) อย่างเป็นระบบ โดยเฉพาะในกรณีที่พบค่าศูนย์ในวันหยุดที่ไม่มีการให้บริการอาหาร ซึ่งข้อมูลลักษณะนี้ไม่ได้แสดงถึงความต้องการที่ลดลงของผู้ป่วยจริง หากแต่เกิดจากการหยุดให้บริการของระบบ ทั้งนี้ หากปล่อยให้ค่าศูนย์เหล่านี้อยู่ จะส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์เกิดความเียงเบน (bias) และรับรู้ผิดว่าในวันดังกล่าวมีความต้องการลดลงอย่างผิดปกติ จึงได้แทนค่าดังกล่าวด้วยค่าที่ขาดหาย (Missing value หรือ NA) เพื่อไม่ให้ข้อมูลดังกล่าวส่งผลต่อการเรียนรู้ของแบบจำลอง หลังจากแทนค่าด้วย NA แล้ว ได้ดำเนินการเติมค่าที่ขาดหายโดยใช้เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบศูนย์กลาง (Centered Moving Average) ซึ่งเป็นวิธีที่อาศัยการถ่วงเฉลี่ยค่า

ข้อมูลก่อนหน้าและถัดไปในระยะที่ใกล้เคียงกัน เพื่อประมาณค่าที่น่าจะเกิดขึ้นในวันหยุดนั้น วิธีนี้มีข้อดีคือสามารถรักษาแนวโน้มหลักของข้อมูล (trend) และโครงสร้างเชิงเวลา (temporal pattern) ได้ดีกว่าการแทนค่าด้วยค่าคงที่หรือค่าเฉลี่ยของทั้งชุดข้อมูล อีกทั้งยังช่วยลดผลกระทบจากค่าผิดปกติ (outliers) ทำให้อนุกรมเวลามีความราบเรียบและต่อเนื่องมากพอที่จะนำไปใช้พัฒนาแบบจำลอง ARIMA/SARIMA ได้อย่างมีประสิทธิภาพและเชื่อถือได้

9.2.5 การวิเคราะห์ข้อมูล

1. ข้อมูลพื้นฐานใช้สถิติ ร้อยละ ค่าเฉลี่ย

2. วิเคราะห์อนุกรมเวลาการเบิกอาหารจากหอผู้ป่วย ด้วยตัวแบบจำลอง ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

2.1 ตรวจสอบ stationarity ของข้อมูลด้วยการแสดงกราฟแนวโน้ม และทดสอบด้วย Augmented Dickey-Fuller Test (ADF Test) จาก statsmodels

2.2 กำหนดให้การทำให้อข้อมูลอยู่ในภาวะนิ่ง (stationary) เป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการเลือกแบบจำลอง โดยพิจารณาค่าการต่างเชิงลำดับ (d และ D) ผ่านการวนลูปค่าพารามิเตอร์ (grid search) ตามแนวทางของแบบจำลอง ARIMA/SARIMA

2.3 วิเคราะห์กราฟ ACF และ PACF เพื่อตั้งค่าพารามิเตอร์ p, d, q และ P, D, Q สำหรับโมเดล ARIMA/SARIMA ทั้งนี้ แม้ผู้วิจัยจะดำเนินการตรวจสอบโครงสร้างข้อมูลเบื้องต้นด้วยการทดสอบ ADF และวิเคราะห์กราฟ ACF/PACF แต่การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองไม่ได้อิงจากผลดังกล่าวโดยตรง หากแต่ใช้วิธีการค้นหาแบบครอบคลุม (grid search) โดยการวนลูปค่าพารามิเตอร์ p, d, q และ P, D, Q ในช่วง 0 ถึง 3 ครอบคลุมแบบจำลองที่เป็นไปได้ภายใต้โครงสร้างข้อมูลจริง ทั้งนี้เพื่อประเมินแบบจำลองอย่างเป็นระบบและลดอคติจากการตั้งค่าด้วยสายตา โดยใช้ค่า RMSE, MAE และ MAPE เป็นเกณฑ์ชี้วัดประสิทธิภาพ

2.4 ใช้ฟังก์ชัน auto_arima() จาก pmdarima เพื่อแนะนำโมเดลเบื้องต้น

2.5 แบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ได้แก่

- ชุดฝึกฝน วันที่ 1 ตุลาคม 2566 – 29 กุมภาพันธ์ 2568
- ชุดทดสอบ วันที่ 1 – 31 มีนาคม 2568

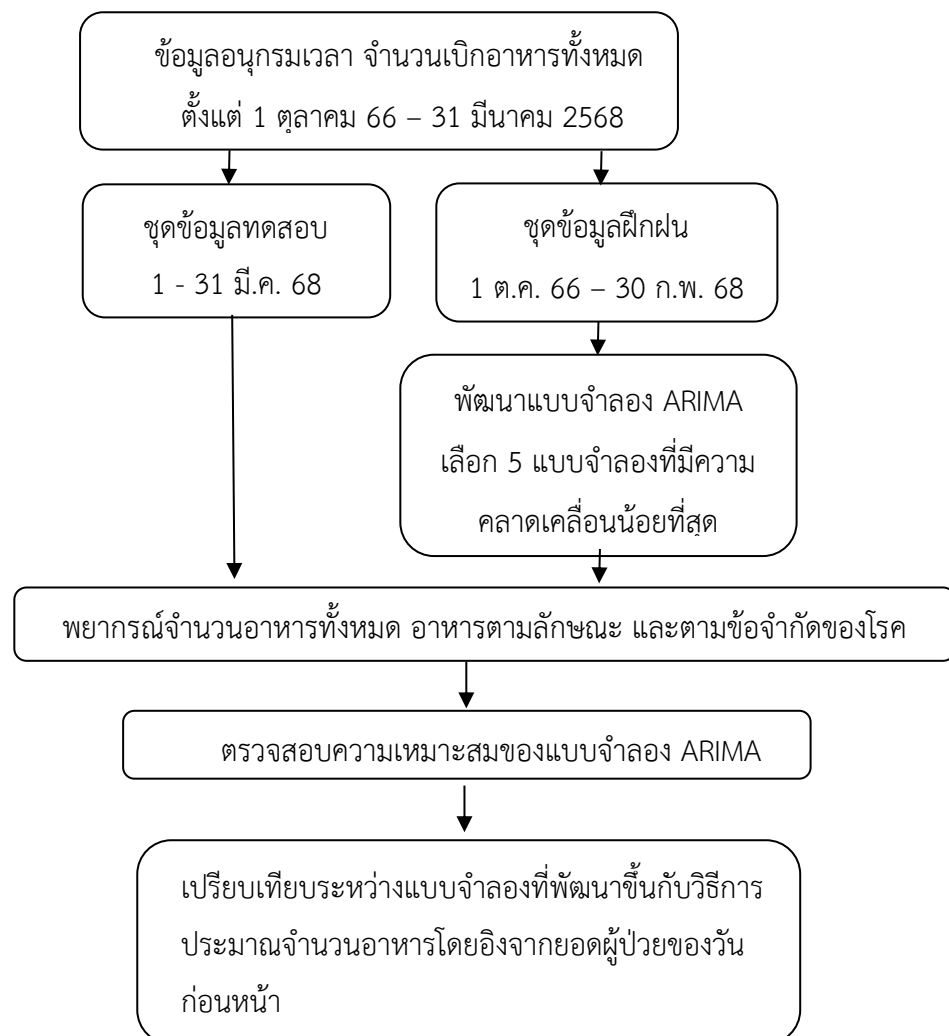
2.6 ทำการคัดเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจากการวิเคราะห์ชุดข้อมูลฝึก โดยทดลองค่า (p, d, q) และ (P, D, Q, s) โดยที่แต่ละพารามิเตอร์อยู่ในช่วง 0 ถึง 3 (รวม 0, 1, 2, 3) ซึ่งหมายถึงการทดลองค่าที่เป็นไปได้ 3 ค่า (3 ระดับ) สำหรับทุกพารามิเตอร์ ทั้งนี้เพื่อควบคุมปริมาณการประมวลผลให้อยู่ในขอบเขตที่เหมาะสม และครอบคลุมโครงสร้างของข้อมูลโดยไม่ซับซ้อนเกินไป โดยค่าของ s กำหนดเป็น 5 ซึ่งสอดคล้องกับฤดูกาลรายสัปดาห์ของข้อมูลที่มีเฉพาะวันจันทร์ถึงศุกร์ (seasonality = 5)

2.7 บันทึกผลการประเมินค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองทั้งหมดที่ได้จากการทดสอบชุดพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อจัดอันดับแบบจำลองตามค่า RMSE, MAE และ MAPE ที่ต่ำที่สุด และคัดเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในแต่ละประเภทอาหาร

2.8 ใช้แบบจำลองที่ได้มาทำการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบ โดยเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับค่าจริงแบบรายวัน (walk-forward validation) คัดเลือก 1 แบบจำลองที่มีค่า RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) น้อยที่สุด

2.9 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองกับวิธีพยากรณ์จากค่าของวันก่อนหน้า (Naive Forecast) ซึ่งเป็นวิธีพื้นฐานที่ใช้ค่าจริงของวันก่อนหน้าเป็นค่าพยากรณ์ของวันถัดไป โดยนำค่าความคลาดเคลื่อน (MAE, RMSE และ MAPE) จากแบบจำลองที่ดีที่สุดในการชุดข้อมูลทดสอบ มาเปรียบเทียบกับค่าของ Naive Forecast และใช้สถิติ Wilcoxon Signed-Rank Test เพื่อทดสอบความแตกต่างของประสิทธิภาพระหว่างสองวิธีอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

แผนผังการวิเคราะห์ข้อมูล



9.2.6 ข้อพิจารณาทางจริยธรรม

การศึกษานี้ได้รับการอนุมัติจริยธรรมการวิจัยจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยของสถาบันราชานุกูล (COE No. 01/2568) โดยข้อมูลที่ใช้ไม่ระบุชื่อผู้ป่วย และใช้เพื่อการวิเคราะห์เชิงระบบเพื่อการพัฒนาคุณภาพบริการเท่านั้น

9.2.7 ระยะเวลาการดำเนินงาน

กิจกรรม	แผนการดำเนินงานวิจัย ปี 2568						
	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.
1. ทบทวนวรรณกรรม	←→						
2. ร่างบทที่ 1 - 3	←→						
3. ขอรับรองจริยธรรมในการวิจัย						←→	
4. เก็บข้อมูล							←→
5. วิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย							←→

10. ผลการดำเนินงานหรือการประเมินผลการเปลี่ยนแปลง (Performance)

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยในที่มีบริการอาหารกลางวันในสถาบันราชานุกูล โดยใช้ข้อมูลย้อนหลังจากระบบ HOSxP ระหว่างวันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2566 ถึงวันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2568 (เฉพาะวันจันทร์-ศุกร์) ข้อมูลดังกล่าวนำมาวิเคราะห์ในเชิงอนุกรมเวลาเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมและแม่นยำที่สุด เพื่อช่วยในการวางแผนจัดเตรียมอาหารล่วงหน้าอย่างมีประสิทธิภาพ

10.1 ลักษณะข้อมูลเบื้องต้น

ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์เป็นข้อมูลรายวันเกี่ยวกับการเบิกอาหารกลางวันสำหรับผู้ป่วยใน ซึ่งได้จากระบบบริการผู้ป่วยของสถาบันราชานุกูล ระหว่างวันที่ 1 ตุลาคม พ.ศ. 2566 ถึงวันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2568 โดยช่วงเวลาดังกล่าวมีจำนวนวันทั้งหมด 549 วัน ประกอบด้วย

- วันจันทร์ถึงศุกร์ (วันทำการ) จำนวน 364 วัน
- วันเสาร์-อาทิตย์ จำนวน 156 วัน
- วันหยุดนักขัตฤกษ์และวันหยุดพิเศษตามประกาศสำนักนายกรัฐมนตรี จำนวน 29 วัน (ไม่นับรวมวันเสาร์-อาทิตย์)

โดยในการวิเคราะห์ครั้งนี้ ได้คัดเลือกเฉพาะข้อมูลในวันทำการ (วันจันทร์ถึงศุกร์ ที่ไม่มีวันหยุดนักขัตฤกษ์) เท่านั้น เพื่อนำไปใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์อย่างเป็นระบบ และจำแนกออกเป็น 2 กลุ่มหลัก ได้แก่ กลุ่มลักษณะอาหาร (Texture Types) และกลุ่มข้อจำกัดด้านอาหาร (Dietary Restrictions)

1. กลุ่มลักษณะอาหาร (Texture Types) ประกอบด้วย

- อาหารธรรมดา (Regular)
- อาหารชิ้นเล็ก (Soft bite sized)
- อาหารสับหยาบ (Minced)
- อาหารสับละเอียด (Pureed)
- อาหารปั่นผสม (Blended Diet)

ข้อมูลแสดงให้เห็นว่าผู้ป่วยส่วนใหญ่ได้รับอาหารแบบอาหารธรรมดา รองลงมาคืออาหารชิ้นเล็ก อาหารสับหยาบ อาหารสับละเอียด และอาหารปั่นผสม ตามลำดับ โดยสถิติเบื้องต้นของจำนวนการเบิกอาหารในแต่ละประเภทสรุปได้ดังตารางที่ สถิติเบื้องต้นของจำนวนผู้ป่วยจำแนกตามลักษณะอาหารต่อไปนี้

ลักษณะอาหาร	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่าต่ำสุด	ค่าสูงสุด
อาหารธรรมดา	75.1	11.2	34	104
อาหารชิ้นเล็ก	21.9	5.6	5	35
อาหารสับหยาบ	3.6	1.5	0	8
อาหารสับละเอียด	1.4	0.9	0	5
อาหารปั่นผสม	1.7	1.2	0	7
อาหารรวมทั้งหมด	103.7	16.7	16	142

จากข้อมูลการเบิกอาหารประจำวันผู้ป่วยใน พบว่าอาหารที่ให้บริการจำแนกได้เป็น 5 ลักษณะ ได้แก่ อาหารธรรมดา อาหารชิ้นเล็ก อาหารสับหยาบ อาหารสับละเอียด และอาหารปั่นผสม โดยมีค่าเฉลี่ยต่อวันอยู่ที่ 75.1, 21.9, 3.6, 1.4 และ 1.7 ราย ตามลำดับ ขณะที่อาหารรวมทั้งหมดมีค่าเฉลี่ย 103.7 รายต่อวัน (SD = 16.7) มีค่าต่ำสุดที่ 16 ราย และค่าสูงสุดที่ 142 ราย ซึ่งแสดงถึงความผันผวนของจำนวนผู้ป่วยในแต่ละวัน จึงจำเป็นต้องมีการวางแผนจัดเตรียมอาหารที่ยืดหยุ่นและสอดคล้องกับจำนวนผู้ป่วยจริงในแต่ละวัน เพื่อให้บริการได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2. กลุ่มข้อจำกัดด้านอาหาร (Dietary Restrictions) ได้แก่

- อาหารทั่วไป
- อาหารไขมันต่ำ
- อาหารอิสลาม
- อาหารเสริมโปรตีน
- อาหารแพ้นะเล
- อาหารแพ้ถั่วปากอ้า

จากข้อมูลพบว่า ผู้ป่วยส่วนใหญ่มีข้อจำกัดด้านอาหารในกลุ่มอาหารทั่วไป อาหารไขมันต่ำ และอาหารเสริมโปรตีน ตามลำดับ ซึ่งสะท้อนความต้องการอาหารเฉพาะด้านในประชากรกลุ่มนี้ ทั้งนี้ ข้อมูลดังกล่าวเป็นข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา และมีความต่อเนื่องรายวันตามลำดับเวลา ซึ่งเหมาะสมสำหรับการนำมาวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลา ARIMA และ SARIMA ต่อไปนี้หัวข้อถัดไป

10.2 การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์

การวิเคราะห์ดำเนินการแยกตามตัวแปร 7 ประเภท ได้แก่ อาหารทั้งหมดทุกประเภท อาหารอาหารธรรมดาทั้งหมด อาหารอาหารขึ้นเล็กน้อยทั้งหมด อาหารไขมันต่ำทั้งหมด อาหารอิสลามทั้งหมด อาหารแพะทะเลทั้งหมด และอาหารเพิ่มโปรตีนทั้งหมด โดยกำหนดโครงสร้างของแบบจำลองให้อยู่ในรูป $ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)[s]$ โดยค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดได้ผ่านการวนลูปค่าพารามิเตอร์ (grid search) ในช่วง 0 ถึง 3 สำหรับแต่ละค่า ได้แก่ p , d , q , P , D และ Q เพื่อคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดภายใต้เงื่อนไขของข้อมูลจริง โดยพิจารณาความคลาดเคลื่อน เช่น RMSE MAE และ MAPE เป็นหลัก

ทั้งนี้ผู้ศึกษาไม่ได้ใช้กราฟ ACF และ PACF เป็นเครื่องมือหลักในการกำหนดพารามิเตอร์ของแบบจำลอง แต่ใช้เพื่อประกอบการตรวจสอบโครงสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลเบื้องต้นเท่านั้น เช่น การพิจารณาว่าข้อมูลมีลักษณะ seasonal หรือมีการสัมพันธ์แบบ lag ยาวหรือไม่ โดยผลจากกราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลทั้ง 7 ตัวแปร พบว่าบางตัวแปรมีค่าสูงใน lag ที่มากกว่า 3 แสดงถึงโครงสร้างความสัมพันธ์ที่ยาวและมีฤดูกาล ซึ่งอาจไม่ถูกจับโดย grid search ที่กำหนดช่วงแคบ อย่างไรก็ตาม การใช้ grid search ช่วง 0-3 มีข้อดีคือควบคุมความสม่ำเสมอในการเปรียบเทียบแบบจำลอง และลดความเสี่ยงจาก overfitting

ข้อมูลของบางตัวแปรมีลักษณะความสัมพันธ์ที่ต่อเนื่องยาวนาน หรือมีรูปแบบฤดูกาลที่ซับซ้อนเกิน lag ที่ 3 ซึ่งอาจไม่ถูกรวมอยู่ในการคัดเลือกแบบจำลองหากใช้ช่วงพารามิเตอร์ที่จำกัด อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยยังคงกำหนดช่วงค่าของพารามิเตอร์ในกระบวนการ grid search ไว้ที่ 0-3 เพื่อควบคุมความสม่ำเสมอของการเปรียบเทียบแบบจำลองทั้งหมด และหลีกเลี่ยงความเสี่ยงของการ overfitting ซึ่งหมายถึงการที่แบบจำลองมีความซับซ้อนมากเกินไปจนจดจำข้อมูลเฉพาะในชุดฝึกฝนมากเกินไป ส่งผลให้แบบจำลองพยากรณ์ข้อมูลใหม่ได้ไม่แม่นยำ

10.3 ผลการพยากรณ์

อาหารรวมทุกประเภท

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (1,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	8.0961	12.2368	9.2382
	ชุดทดสอบ	7.3711	10.5852	7.0004
ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	8.1036	12.2561	9.3024
	ชุดทดสอบ	7.2727	10.3623	6.8763
ARIMA (2,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	8.1318	12.2748	9.2560
	ชุดทดสอบ	7.3825	10.6403	7.0163
ARIMA (1,1,1) (0,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	8.1415	12.2888	9.3270
	ชุดทดสอบ	7.2682	10.3698	6.8568
ARIMA (1,1,1) (1,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	8.1418	12.2886	9.3275
	ชุดทดสอบ	7.2794	10.3734	6.8690

อาหารธรรมชาติทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (2,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	5.9974	9.0910	9.4500
	ชุดทดสอบ	5.3233	9.7798	6.4260
ARIMA (1,1,1) (1,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	6.0026	9.0952	9.4633
	ชุดทดสอบ	5.3363	9.7423	6.4428
ARIMA (1,1,1) (0,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	6.0027	9.0952	9.4635
	ชุดทดสอบ	5.3354	9.7416	6.4418
ARIMA (2,0,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	6.0082	9.2233	9.5338
	ชุดทดสอบ	5.9311	9.9801	7.1378
ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	6.0143	9.1114	9.4835
	ชุดทดสอบ	5.3230	9.7326	6.4317

อาหารชั้นเล็กทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	3.4469	4.5203	20.8297
	ชุดทดสอบ	2.6288	3.2097	13.8962
ARIMA (2,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	3.4469	4.5203	20.8311
	ชุดทดสอบ	2.6306	3.2115	13.9053
ARIMA (1,1,1) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	3.4533	4.5397	20.9798
	ชุดทดสอบ	2.6478	3.2138	13.9691
ARIMA (2,1,1) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	3.4544	4.5397	20.9864
	ชุดทดสอบ	2.6582	3.2247	14.0121
ARIMA (1,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	3.4577	4.5257	20.9270
	ชุดทดสอบ	2.6691	3.2517	14.0979

อาหารไขมันต่ำทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (1,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	2.5216	3.5523	14.1734
	ชุดทดสอบ	2.0682	2.5542	10.1139
ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	2.5219	3.5550	14.1757
	ชุดทดสอบ	2.0680	2.5553	10.1022
ARIMA (2,1,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	2.5220	3.5549	14.1758
	ชุดทดสอบ	2.0712	2.5636	10.1236
ARIMA (2,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	2.5285	3.5686	14.1964
	ชุดทดสอบ	2.0719	2.5539	10.1353
ARIMA (1,0,2) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	2.5325	3.5954	14.1198
	ชุดทดสอบ	2.0245	2.4340	9.6256

อาหารอิสลามทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (1,0,2) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2723	1.6753	26.8230
	ชุดทดสอบ	1.3340	1.7682	19.5697
ARIMA (1,0,2) (1,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2735	1.6756	27.1301
	ชุดทดสอบ	1.3185	1.7436	19.3049
ARIMA (2,0,2) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2746	1.6582	28.1115
	ชุดทดสอบ	1.3752	1.8167	20.5503
ARIMA (1,0,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2774	1.6805	27.0425
	ชุดทดสอบ	1.3299	1.7597	19.5112
ARIMA (2,0,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2778	1.6579	28.0259
	ชุดทดสอบ	1.3485	1.8109	20.2461

อาหารแพะเลทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (2,0,1) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2581	1.5662	25.7400
	ชุดทดสอบ	2.1835	2.7181	32.8335
ARIMA (1,0,2) (2,0,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2619	1.5695	25.7902
	ชุดทดสอบ	2.1768	2.7153	32.9935
ARIMA (1,0,2) (2,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2622	1.5803	25.7868
	ชุดทดสอบ	2.1805	2.7223	32.9848
ARIMA (2,1,2) (2,1,2)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2628	1.5825	26.0853
	ชุดทดสอบ	2.1664	2.7211	32.4224
ARIMA (1,0,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.2631	1.5798	25.7894
	ชุดทดสอบ	2.1822	2.7059	33.1131

อาหารเพิ่มโปรตีนทั้งหมด

แบบจำลอง	ชุดข้อมูล	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA (2,1,2) (0,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.6008	2.1158	33.9099
	ชุดทดสอบ	0.9661	1.4296	27.6867
ARIMA (2,1,2) (1,1,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.6008	2.1158	33.9102
	ชุดทดสอบ	0.9607	1.4296	27.4954
ARIMA (2,0,1) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.6065	2.1014	32.2356
	ชุดทดสอบ	1.0392	1.4983	31.5726
ARIMA (2,1,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.6078	2.1138	34.0929
	ชุดทดสอบ	1.0229	1.5035	29.7467
ARIMA (1,0,2) (1,0,1)[5]	ชุดฝึกฝน	1.6110	2.0824	32.8551
	ชุดทดสอบ	1.0531	1.5147	31.7842

จากผลการวิเคราะห์ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่มารับบริการอาหารในแต่ละวัน ด้วยแบบจำลอง ARIMA/SARIMA ที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละประเภทอาหาร พบว่าแบบจำลองสำหรับอาหารรวมทุกประเภท (ARIMA(1,1,1)(0,1,1)[5]) มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำที่สุด (MAE = 7.27, RMSE = 10.37, MAPE = 6.86) รองลงมาคืออาหารธรรมดา (MAE = 5.32, RMSE = 9.73, MAPE = 6.43) และอาหารไขมันต่ำ (MAE = 2.02, RMSE = 2.43, MAPE = 9.63) ซึ่งล้วนเป็นกลุ่มที่มีจำนวนผู้ป่วยต่อวันมากและสม่ำเสมอ ส่งผลให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบได้อย่างแม่นยำ ขณะที่อาหารที่มีจำนวนผู้ป่วยน้อยและแปรผันสูง เช่น อาหารอิสลาม อาหารแพะทะเล และอาหารเพิ่มโปรตีน แม้แบบจำลองจะให้ค่า MAE และ RMSE ในระดับที่ยอมรับได้ (ไม่เกิน 2.2 ราย) แต่กลับมีค่า MAPE สูงเกินร้อยละ 25 แสดงให้เห็นถึงความไม่เสถียรในการพยากรณ์เมื่อเทียบกับขนาดจริงของข้อมูล ดังนั้นในกลุ่มอาหารที่มีความแปรผันสูง ควรใช้ผลการพยากรณ์ร่วมกับบริบทการให้บริการจริงเพื่อเพิ่มความแม่นยำและลดความคลาดเคลื่อนในการเตรียมอาหารให้เหมาะสมยิ่งขึ้น

10.4 การเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองกับวิธีการประมาณจำนวนอาหารโดยอิงจากยอด

ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า

ตาราง แสดงค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ได้แก่ MAE, RMSE, MAPE และ Median APE โดยเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลอง ARIMA/SARIMA ที่เหมาะสมที่สุดกับวิธีการประมาณจำนวนอาหารโดยอิงจากยอดผู้ป่วยของวันก่อนหน้า ซึ่งเป็นวิธีพื้นฐานที่ใช้ค่าจริงของวันก่อนหน้าเป็นค่าคาดการณ์ของวันถัดไป

ประเภทอาหาร	วิธีการพยากรณ์	MAE	RMSE	MAPE	Median APE	Wilcoxon (V)	p-value
อาหารรวมทุกประเภท	ARIMA (1,1,1) (0,1,1)[5]	7.2682	10.3698	6.8568	4.7623	28	0.001*
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	13.0952	15.4103	12.5814	10.1852		
อาหารธรรมดาทั้งหมด	ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	5.3230	9.7326	6.4317	4.3295	16	0.001*
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	10.0476	13.8856	12.7141	9.6386		
อาหารขึ้นเล็กทั้งหมด	ARIMA (1,1,1) (1,0,1)[5]	2.6288	3.2097	13.8962	11.1794	73	0.147
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	3.6190	4.7809	18.2508	18.1818		
อาหารไขมันต่ำทั้งหมด	ARIMA (1,0,2) (2,0,2)[5]	2.0245	2.4340	9.6256	9.0601	83	0.272
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	2.6190	3.1547	12.4748	12.5000		
อาหารอิสลามทั้งหมด	ARIMA (1,0,2) (1,0,2)[5]	1.3185	1.7436	19.3049	11.7692	57	0.042*
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	1.7619	2.3197	25.7220	12.5000		
อาหารแพะทะเลทั้งหมด	ARIMA (2,1,2) (2,1,2)[5]	2.1664	2.7211	32.4224	20.1617	51	0.024*
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	2.6667	3.1168	42.6508	33.3333		
อาหารเพิ่มโปรตีนทั้งหมด	ARIMA (2,1,2) (1,1,1)[5]	0.9607	1.4296	27.4954	8.9460	6	0.001*
	ผู้ป่วยของวันก่อนหน้า	2.3333	2.8368	68.6432	44.4444		

จากผลการวิเคราะห์พบว่า แบบจำลองอนุกรมเวลา ARIMA ที่พัฒนาขึ้นให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าวิธีการประมาณจากยอดผู้ป่วยของวันก่อนหน้าในทุกตัวแปร โดยเฉพาะในกลุ่มอาหารรวมทุกประเภท อาหารธรรมดา อาหารอิสลาม อาหารแพะทะเล และอาหารเพิ่มโปรตีน ซึ่งผลการทดสอบ Wilcoxon signed-rank test พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.05$) ส่วนอาหารขึ้นเล็กและอาหารไขมันต่ำ แม้แบบจำลองจะให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยกว่า แต่ไม่พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ ผลลัพธ์เหล่านี้สนับสนุนว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีศักยภาพในการนำไปใช้วางแผนเตรียมอาหารล่วงหน้าได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการเดิม

11. บทเรียน

11.1 ปัจจัยความสำเร็จ

- ได้รับความร่วมมือจากเจ้าหน้าที่กลุ่มงานโภชนศาสตร์ ทำให้ดำเนินการได้อย่างราบรื่น
- ความชัดเจนของเป้าหมายและแนวทางการวิเคราะห์ ช่วยให้ทีมสามารถปรับตัวและปฏิบัติงานได้ตรง

ประเด็น

- ความท้าทายด้านการจัดการข้อมูลจากระบบ HOSxP แก้ไขได้ด้วยการประสานงานเชิงรุกกับผู้ดูแลระบบ และการวางแผนล่วงหน้าในการทำความสะอาดข้อมูล

11.2 ข้อเสนอแนะ

- ควรเก็บข้อมูลย้อนหลังอย่างเป็นระบบ และแยกประเภทอาหารให้ชัดเจนเพื่อความแม่นยำในการพยากรณ์
- หลีกเลี่ยงการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลวันก่อนหน้าเพียงอย่างเดียว เนื่องจากไม่สะท้อนแนวโน้มตามฤดูกาล หรือรูปแบบรายสัปดาห์
- ควรพัฒนา Dashboard ที่ใช้งานง่าย แสดงผลพยากรณ์ล่วงหน้า เพื่อให้เจ้าหน้าที่สามารถวางแผนการเตรียมอาหารได้แม่นยำและทันเวลา

11.3 แผนการพัฒนาต่อยอด

- จัดทำคู่มือมาตรฐานการเตรียม การหั่น และการปรุงอาหารตามลักษณะอาหารแต่ละประเภท
- พัฒนาคู่มือการจัดตั้งอาหารให้เหมาะสมกับผู้ป่วยแต่ละราย ตามช่วงวัยและภาวะร่างกาย
- จัดทำคู่มือคำนวณ Edible Portion เพื่อใช้วางแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบล่วงหน้าอย่างมีประสิทธิภาพ
- พัฒนาระบบ Dashboard เชิงพยากรณ์แบบใช้งานจริง ให้เจ้าหน้าที่สามารถเข้าถึงผลพยากรณ์ได้สะดวก และทันเวลาในทุกวัน

12. รายชื่อผู้พัฒนา/สมาชิกทีม:

- | | |
|--------------------------|------------|
| 1. นายอิทธิพงศ์ ประวาท | หัวหน้าทีม |
| 2. นางสาววรจจิมา ภูบุบผา | สมาชิกทีม |

13. ชื่อและที่อยู่ของผู้ประสานงาน สำหรับการติดต่อประสานงาน

ชื่อ นายอิทธิพงศ์ ประวาท

ที่อยู่ 4737 ถนน โอโศก-ดินแดง แขวงดินแดง เขตดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400

e-mail : Peaw1704@hotmail.com

เบอร์โทรศัพท์ : 0852059598

เอกสารอ้างอิง

1. ภาคภูมิ อุณหเลขจิตร, เจริญชัย อึ้งเจริญสุข, อัษฎาวุฒิ โยธาสุภาพ, วัฒนา ชยธวัช. การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูงรายใหม่ จังหวัดปทุมธานี. วารสารวิจัยและพัฒนา วไลยอลงกรณ์ในพระบรมราชูปถัมภ์ สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี. 2024;19(3):76-90.
2. กรกนก เนตรทิพย์, ลาวัลย์ ศรัทธาพุทธร, editors. การพยากรณ์ยอดขายวัตถุดิบออกฤทธิ์ในประเภท 2 ด้วย การวิเคราะห์อนุกรมเวลาวิธีการปรับเรียบด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และตัวแบบอาร์มา. รายงานการประชุม Graduate School Conference; 2024.
3. Davis MS. Customer and food item selection forecasting in a hospital cafeteria. 1985.
4. Cumroon C, Jatuporn C, Suvanvihok V, Seerasarn N. การพยากรณ์ปริมาณและราคาส่งออกน้ำมัน ปาล์มดิบของประเทศไทย: กรณีศึกษาการ วิเคราะห์ทางอนุกรมเวลา. Journal of Modern Learning Development. 2021;6(4):315-29.
5. Wood SD. A model for statistical forecasting of menu item demand. Journal of the American Dietetic Association. 1977;70(3):254-9.
6. Miller JL, Shanklin CW. Forecasting menu-item demand in foodservice operations. Journal of the American Dietetic Association. 1988;88(4):443-6.
7. Robert A. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. ACADEMIC PRESS, INC.; 1999.
8. Fattah J, Ezzine L, Aman Z, El Moussami H, Lachhab A. Forecasting of demand using ARIMA model. International Journal of Engineering Business Management. 2018;10:1847979018808673.
9. Ghosh S. Forecasting of demand using ARIMA model. American Journal of Applied Mathematics and Computing. 2020;1(2):11-8.
10. Box GE, Jenkins GM, Reinsel GC, Ljung GM. Time series analysis: forecasting and control: John Wiley & Sons; 2015.