

การพยากรณ์การขนส่งทางอากาศจากอากาศยานแต่ละประเภทด้วยวิธีผสมผสาน

The Air Transport Hybrid Forecasting Based on Aircraft Types

บุญญวัฒน์ อักษรกิติ¹ สุวัฒน์ จรรยาพูน¹ และphanumas ทองสุขดี¹

Boonyawat Aksornkitti¹, Suwat Janyapoon¹ and Phanumas Thongsukdee¹

¹หลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต วิทยาลัยโลจิสติกส์และซัพพลายเชน มหาวิทยาลัยศรีปทุม

¹Doctor of Philosophy, College of Logistic and Supply Chain, Sripatum University

Received: August 11, 2022

Revised: September 22, 2022

Accepted: September 27, 2022

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) เพื่อสร้างสมการพยากรณ์อากาศยานที่เหมาะสมแต่ละประเภทด้วยวิธีผสมผสาน (2) เพื่อพยากรณ์อากาศยานแต่ละประเภท โดยเก็บข้อมูลจากอากาศยานแต่ละประเภท (Code A-F) จากท่าอากาศยานภูเก็ต จำนวน 336 ชั่วโมง (14 วัน) เป็นชุดฝึกสอน (train data) และเก็บข้อมูลต่อจากนั้นอีก 24 ชั่วโมง (1 วัน) เพื่อเป็นชุดทดสอบ (test data) และนำมาพยากรณ์โดยใช้ Microsoft Excel และ Microsoft Visual Basic for Application เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล ผลการวิจัยพบว่า การสร้างสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมมาจากอัลกอริทึมการเลียนแบบการอบอุ่นและอัลกอริทึมการเคลื่อนลงตามความชัน และเมื่อนำมาพยากรณ์พบว่าอากาศยาน Code B มีความถูกต้องร้อยละ 100 อากาศยาน Code C มีความถูกต้องร้อยละ 82.53 อากาศยาน Code D มีความถูกต้องร้อยละ 100 และอากาศยาน Code E มีความถูกต้องร้อยละ 100

คำสำคัญ: การขนส่งทางอากาศ การพยากรณ์ การจราจรทางอากาศ ท่าอากาศยาน อากาศยาน

Abstract

This research aims to: (1) create an appropriate hybrid forecasting equation for each type of aircraft; and (2) forecast each type of aircraft. Each type of aircraft's data is collected from Phuket International Airport over a period of 336 hours (14 days) for train data and 24 hours (1 day) for test data, and then the data is analyzed by Microsoft Excel and Microsoft Visual Basic for Applications. Result found: an appropriate hybrid forecasting equation comes from the simulated annealing algorithm and the gradient descent algorithm, which afterward forecasted all types of aircraft. Code B is 100 percent accurate; Code C is 82.53 percent accurate; Code D is 100 percent accurate, and Code E is 100 percent accurate.

Keywords: Air transport, Forecasting, Air traffic, Airport, Aircraft



บทนำ

การจราจรทางอากาศ เป็นส่วนหนึ่งของการขนส่งทางอากาศ ซึ่งหากจะทำให้การจราจรทางอากาศมีประสิทธิภาพนั้นต้องทำให้อากาศยานมาถึงท่าอากาศยานตรงต่อเวลาที่กำหนดด้วยความปลอดภัย โดยมีปัจจัย คือ ผู้โดยสาร/สัมภาระ สภาพอากาศ การทำงานเป็นทีม การให้บริการในลานจอด ความพร้อมของอากาศยาน และการจัดการจราจรทางอากาศ (Aksornkitti, Santisiri & Wongwiwat, 2020) ทั้งนี้หากสามารถทำให้เที่ยวบินตรงต่อเวลาแล้วจะเป็นการประหยัดเชื้อเพลิงตลอดจนลดมลภาวะทางอากาศที่เกิดจากอากาศยานได้อีกด้วย (Huangsuwan, Chansawat & Noitonglek, 2022)

จากข้อมูลดังกล่าวทำให้คณะผู้วิจัยได้สนใจในด้านการจัดการจราจรทางอากาศจึงได้ติดต่อขอพูดคุยอย่างไม่เป็นทางการกับผู้อำนวยการฝ่ายบริหารเครือข่ายการจราจรทางอากาศและผู้บริหารระดับผู้อำนวยการกอง ของบริษัทวิทยุการบินแห่งประเทศไทย จำกัด (Aerothai) พบว่าการบริหารสภาพคล่องการจราจรทางอากาศ (Air traffic flow management--ATFM) เป็นส่วนที่สำคัญในการจัดการจราจรทางอากาศที่ต้องใช้ข้อมูลจำนวนอากาศยานในอนาคตสำหรับการดำเนินงาน ในระดับยุทธศาสตร์ระดับก่อนการปฏิบัติงาน และระดับวันปฏิบัติงาน เช่น ท่าอากาศยาน สามารถนำข้อมูลการพยากรณ์ไปวางแผนการสร้างจำนวนทางวิ่ง การปรับปรุง/สร้างอาคารผู้โดยสาร

สายการบิน จัดหลุมจอดอากาศยาน สายการบิน สามารถนำข้อมูลไปวางแผนด้านพนักงาน และการซื้ออากาศยาน ผู้ผลิตอากาศยาน สามารถนำข้อมูลไปวางแผนการออกแบบอากาศยานในอนาคต และการจัดการจราจรทางอากาศ โดยนำข้อมูลไปใช้ในการวางแผนการใช้น่านฟ้า และจัดลำดับการลงจอดอากาศยานได้อย่างมีประสิทธิภาพ เป็นต้น (W. Arthakamol & W. Sriwong, *personal communication*, July 4, 2021) จากการสัมภาษณ์ดังกล่าวทำให้คณะผู้วิจัยสนใจในด้านการพยากรณ์จึงได้ทบทวนวรรณกรรมในเรื่องดังกล่าว พบว่า งานวิจัยส่วนใหญ่จะใช้วิธีเชิงปริมาณ (quantitative method) โดยการนำการพยากรณ์ด้านอนุกรมเวลา (time series) มาเปรียบเทียบกับเพื่อหาว่าวิธีใดให้ค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดีที่สุด เช่น งานวิจัยของ Chantrapha and Kantanantha (2021) ด้านความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ (casual models) เช่น งานวิจัยของ Netisopakul and Supasa (2019) ในด้านการผสมผสานระหว่างอนุกรมเวลา เช่นงานวิจัยของ Sutthison and Haruay (2020) ในด้านการผสมผสานระหว่างอนุกรมเวลากับความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ เช่น งานวิจัยของ Ventura, Pinto, Soares, Luna and Gioda (2019)

จากนั้นผู้วิจัยได้หาข้อมูลการพยากรณ์จำนวนอากาศยานในประเทศไทย พบว่า มีรายงานพยากรณ์ความต้องการเดินทางทางอากาศของประเทศ จัดทำโดยสำนักงานการบินพลเรือนแห่งประเทศไทย ร่วมกับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง (The Civil Aviation Authority of Thailand,

2020) ได้ทำการพยากรณ์จำนวนอากาศยานทั้งในประเทศ และระหว่างประเทศจนถึงปีพ.ศ. 2563–2572 ทั้งทำอากาศยาน สังกัดกรมทำอากาศยานและสังกัด บริษัท ทำอากาศยาน ไทย จำกัด (มหาชน) ไว้เรียบร้อยแล้วแต่ยังไม่มีการพยากรณ์ อากาศยานแต่ละประเภท ฉะนั้นการพยากรณ์อากาศยาน แต่ละประเภทจึงเป็นช่องว่าง (gap) ในการพยากรณ์ของ งานวิจัยเรื่องนี้ โดยผู้วิจัยจะพยากรณ์อากาศยานแต่ละ ประเภทด้วยวิธีการผสมผสานระหว่างอนุกรมเวลากับ ความสัมพันธ์เชิงสาเหตุ

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อสร้างสมการพยากรณ์จำนวนอากาศยาน ที่เหมาะสมแต่ละประเภทด้วยวิธีผสมผสาน
2. เพื่อพยากรณ์จำนวนอากาศยานแต่ละประเภท

แนวคิดทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ประเภทอากาศยานตามรหัสอ้างอิงทำอากาศยาน วัตถุประสงค์ของรหัสอ้างอิง มีไว้เพื่อถ่ายต่อออกข้อกำหนด ต่าง ๆ ระหว่างอากาศยานกับลักษณะของทำอากาศยาน เพื่อให้ทำอากาศยานกำหนดสิ่งอำนวยความสะดวกที่เหมาะสม กับอากาศยานที่จะมาใช้บริการ ซึ่งจะแบ่งประเภทอากาศยาน ตั้งแต่ Code A-F โดย Code A มีความยาวปีกน้อยกว่า 14 เมตร ระยะขอบด้านนอกของล้อ 4.4 เมตร เช่น อากาศยาน เครื่องยนต์เดี่ยวทุกประเภท Code B มีความยาวปีก น้อยกว่า 15-23 เมตร ระยะขอบด้านนอกของล้อ 4.5-5 เมตร เช่น Bombardier และ Saab เป็นต้น Code C มีความยาวปีกน้อยกว่า 24-35 เมตร ระยะขอบด้านนอกของ ล้อ 6-8 เมตร เช่น Boeing737 และ Airbus320 เป็นต้น Code D มีความยาวปีกน้อยกว่า 36-51 เมตร ระยะขอบ ด้านนอกของล้อ 9-13 เมตร เช่น Boeing767 และ Airbus300 เป็นต้น Code E มีความยาวปีกน้อยกว่า 52-64 เมตร ระยะขอบด้านนอกของล้อ 9-13 (เหมือน Code D) เมตร เช่น Boeing777 และ Airbus350 เป็นต้น และ Code F มีความยาวปีกน้อยกว่า 65-80 เมตร ระยะขอบด้านนอก ของล้อ 14-16 เมตร เช่น Boeing747 Airbus 380 และ Antonov เป็นต้น (The International civil aviation organization, 2018)

การพยากรณ์แบบ Holt-Winters วิธีนี้เรียกอีกชื่อหนึ่งว่า เอกซ์โปเนนเชียลแบบปรับเรียบตรีคูณ (triple exponential smoothing) เป็นวิธีที่พัฒนามาจากของเอกซ์โปเนนเชียล แบบปรับเรียบ (exponential smoothing) เป็นการ พยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความเคลื่อนไหวจากแนวโน้มและ ฤดูกาล ซึ่งมีทั้งรูปแบบแนวโน้มฤดูกาลแบบบวก (additive method) และแบบคูณ (multiplicative method) โดยใช้ค่าปรับให้เรียบ 3 ค่า ได้แก่ แอลฟา (Alpha) α บีตา (Beta) β แกมมา (Gamma) γ โดยทั้ง 3 ค่าจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 โดยที่ α เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม β เป็นค่า ปรับน้ำหนักสำหรับค่าความลาดชัน และ γ เป็นค่าปรับน้ำหนัก สำหรับฤดูกาล (Hyndman & Athanasopoulos, 2021)

$$F_{t+k} = L_t + (k) * B_t + S_{t+k-s} \quad (1)$$

$$L_t = \alpha * (Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) * (L_t + B_{t-1}) \quad (2)$$

$$B_t = \beta * (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) * B_{t-1} \quad (3)$$

$$S_t = \gamma * (Y_t - L_t) + (1 - \gamma) * S_{t-s} \quad (4)$$

โดยที่

- F_{t+k} คือ การพยากรณ์ไปหนึ่งหน่วยอนาคต
- L_t คือ การคำนวณหาแนวโน้มหน่วยปัจจุบัน
- B_t คือ การคำนวณหาค่าความลาดชันหน่วยปัจจุบัน
- S_t คือ การคำนวณหาค่าฤดูกาลหน่วยปัจจุบัน
- Y_t คือ จำนวนอากาศยานจริงหน่วยปัจจุบัน
- K คือ จำนวนสำหรับการพยากรณ์ไปอนาคต k หน่วย
- $t-s$ คือ ค่าฤดูกาลในฤดูกาลที่ผ่านมาในช่วงเวลาเดียวกัน
- * = การคูณ (x)

การปรับค่าพยากรณ์จากสมการถดถอยเชิงเส้น จะใช้วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (gradient descent) สำหรับวิธีการเคลื่อนลงตามความชันนี้เป็นวิธีหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในกับสมการที่กำหนดมา ในที่นี้คือการหาค่าของ c กับ m ของสมการการถดถอยเชิงเส้นที่ทำให้ผลการวัด ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ผิดพลาดน้อยที่สุด (Menon, 2018) จากสูตรสมการเส้นตรง

$$Y = mX + C \quad (5)$$

จากสูตรด้านบนสามารถปรับ m และ c ได้โดย

$$m = m - L * D_m \quad (6)$$

$$c = c - L * D_c \quad (7)$$

โดยที่

$$L = 0.001$$

$$Dm = \frac{-2}{n} \sum_{i=0}^n xi(yi - \hat{y}i) \quad (8)$$

$$Dc = \frac{-2}{n} \sum_{i=0}^n (yi - \hat{y}i) \quad (9)$$

c = จุดตัดของเส้น y

m = ความชันของเส้น

x = ตัวแปรอิสระของข้อมูล

y = ตัวแปรตามของข้อมูล

n = จำนวนทั้งหมด

Yi = ค่าของตัวแปรตาม

Ŷi = ค่าที่ได้จากการพยากรณ์

Xi = ค่าของตัวแปรต้น

* = การคูณ (x)

รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared error--RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - o_i)^2} \quad (10)$$

โดยที่ n คือ จำนวนทั้งหมด

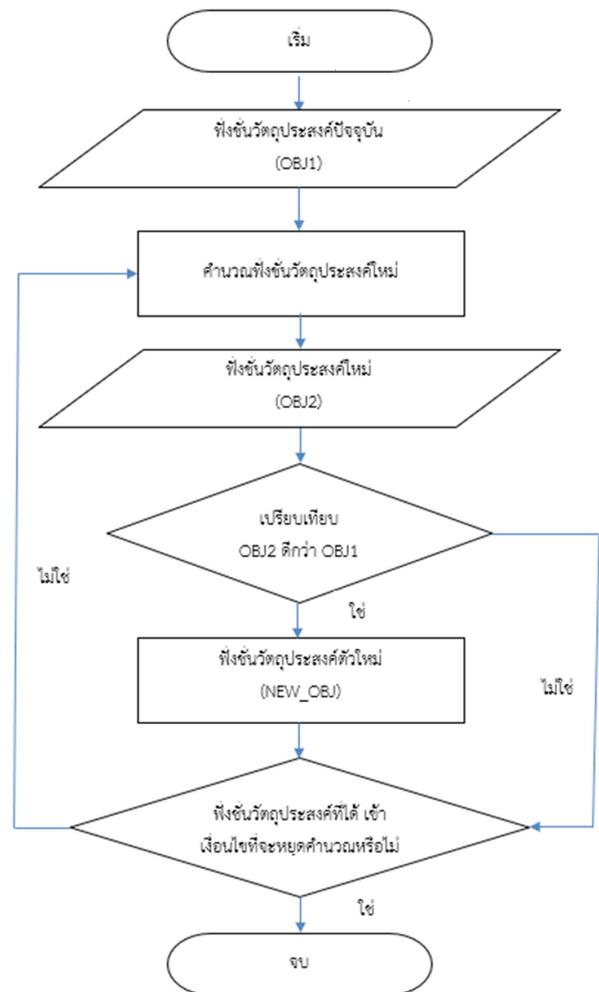
f_i คือ ค่าพยากรณ์

o_i คือ ค่าที่จริง

Σ คือ ผลรวมของผลต่างระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริงยกกำลังสอง

ฮิลคลimbingอัลกอริทึม (Hill climbing algorithm--HCA) เป็นการค้นหาคำตอบแบบทางคณิตศาสตร์ซึ่งจะได้คำตอบที่เหมาะสม (optimal solution) ซึ่งจะค้นหาคำตอบที่เหมาะสม (optimal solution) แต่อาจจะมีข้อจำกัดคือ คำตอบที่ได้ อาจจะเป็นแบบดี (local maximum) แต่

ไม่ใช่แบบดีที่สุด (global maximum) หรือ คำตอบที่ได้ อาจจะเป็นแบบระดับเดียวกันหมด (plateau) ซึ่งไม่สามารถตัดสินใจได้ว่าจะไปทางไหน หรืออาจจะได้คำตอบที่ดีที่สุดตลอดเวลาแต่เมื่อเทียบกับเนินเขาลูกอื่นแล้วไม่ได้ดีที่สุด (ridge) (GeeksforGeeks, 2022)

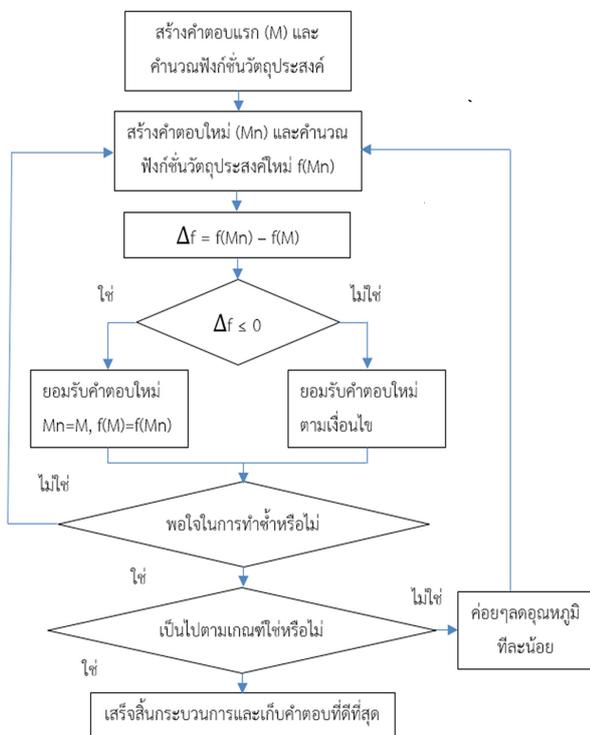


ภาพ 1 Flow chart ของ ฮิลคลimbingอัลกอริทึม

อัลกอริทึมการเลียนแบบการอบอ่อน (Simulated Annealing algorithm--SAA) วิธีการนี้มีแนวคิดมาจากกระบวนการให้ความร้อนแก่เหล็กหรือโลหะจนกว่าอุณหภูมิถึงจุด ๆ หนึ่งแล้วปล่อยให้อุณหภูมิลดลงจะกระทั่งถึงจุดที่ที่เหล็กหรือโลหะสามารถนำไปตัดหรือขึ้นรูปได้ วิธีการนี้สามารถใช้แก้ปัญหาการแบบดี (local minima) ให้เป็นแบบดีที่สุดได้ (global minima) ได้ สามารถใช้แก้ปัญหาการแบบดี (local minima) ให้เป็นแบบดีที่สุดได้ (global minima) ได้ (Liang, 2020)

สมมติฐานการวิจัย

1. ฮิลคลimbingอัลกอริทึม (Hill Climbing Algorithm--HCA) สามารถหาค่า แอลฟา (Alpha) บีต้า (Beta) แกมมา (Gamma) ที่ทำให้การพยากรณ์ของสมการ Holt -Winter ได้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error--RMSE) น้อยที่สุดได้หรือไม่
2. วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent--GD) สามารถหาค่าสมการความชัน b (m) และค่าจุดตัดแกน a (c) ที่ทำให้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error--RMSE) น้อยกว่าสมการ Regression ได้หรือไม่



ภาพ 2 Flow chart ของ อัลกอริทึมการเลียนแบบการอบอ่อน

ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูล จำนวนอากาศยานแต่ละประเภทเป็นรายชั่วโมงย้อนหลัง 336 ชั่วโมง (14 วัน) จากท่าอากาศยานภูเก็ต (HKT) สังกัด บริษัท ท่าอากาศยานไทย จำกัด (มหาชน)

งานวิจัยนี้จะแบ่งประเภทอากาศยานแต่ละประเภทที่ถูกกำหนดไว้โดยองค์การการบินพลเรือนระหว่างประเทศ (ICAO) เป็น 6 ประเภท คือ Code A-Code F

งานวิจัยนี้จะใช้วิธีแบบผสมผสานระหว่างอนุกรมเวลา (time series) กับการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised machine learning)

วิธีดำเนินการวิจัย

ผู้วิจัยดาวน์โหลดข้อมูลจำนวนอากาศยานแต่ละประเภทในสังกัด บริษัท ท่าอากาศยานไทย จำกัด (มหาชน) จากท่าอากาศยานภูเก็ต (HKT) โดยจะให้ข้อมูลย้อนหลัง 336 ชั่วโมง (14 วัน) เป็นชุดฝึกสอน (train data) และเก็บข้อมูลต่อจากนั้นอีก 24 ชั่วโมง (1 วัน) เพื่อเป็นชุดทดสอบ (test data)

พยากรณ์ด้วยวิธี Holt-Winter--HW จากสมการทั้งหมด 3 ตัว คือ Level (L_t) แนวโน้ม (B_t) และฤดูกาล (S_t) ซึ่งแต่ละสมการจะมีค่า แอลฟา (Alpha) α บีต้า (Beta) β แกมมา (Gamma) γ โดยทั้ง 3 ค่าจะมีค่าอยู่ระหว่าง 0-1

หาค่า แอลฟา (Alpha) บีต้า (Beta) แกมมา (Gamma) ที่เหมาะสม ซึ่งจะใช้ทั้งหมด 3 วิธีเปรียบเทียบกัน เพื่อให้ได้ค่า RMSE น้อยที่สุด คือ (1) ตั้งค่าเริ่มต้นใน Microsoft Excel ให้ค่าแอลฟา บีต้า แกมมา เป็น 0.5 ทุกตัว (2) ฮิลคลimbingอัลกอริทึม (Hill Climbing Algorithm--HCA) และ (3) อัลกอริทึมการเลียนแบบการอบอ่อน (Simulated Annealing Algorithm--SAA) โดยวิธีที่ 2 และ 3 ผู้วิจัยจะเขียน Code ในโปรแกรม Microsoft Visual Basic for Application--VBA เพื่อหาค่าแอลฟา บีต้า แกมมา

สร้างแบบจำลองการถดถอย (regression modeling) หลังจากที่ได้ค่าแอลฟา บีต้า แกมมา ที่เหมาะสมเรียบร้อยแล้วในขั้นตอนต่อไปจะเป็นการสร้างแบบจำลองการถดถอย ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised machine learning) เพื่อเป็นการผสมผสานการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและแบบจำลองการถดถอย

นำสมการการถดถอยที่ได้มาปรับค่าพยากรณ์ด้วยวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent--GD)

นำผลการพยากรณ์มาวัดประสิทธิภาพด้วยรากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error--RMSE)

เปรียบเทียบค่า แอลฟา บีต้า แกมมา จาก 3 วิธี
ที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุด และเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ได้
จากสมการ Regression กับสมการ Regression ที่ได้ปรับ
ด้วยค่า GD หลังจากนั้นนำมาสร้าง สมการพยากรณ์ ตาม
วัตถุประสงค์ข้อที่ 1

นำสมการที่ได้มาพยากรณ์ด้วยวิธีการผสมผสาน
เพื่อพยากรณ์อากาศยานแต่ละประเภท ตามวัตถุประสงค์
ข้อที่ 2

การเก็บรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยเรื่องนี้เก็บข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary
data) อากาศยานแต่ละประเภท (Code A-F) จากท่า
อากาศยานภูเก็ต (HKT) สังกัด บริษัท ท่าอากาศยานไทย
จำกัด (มหาชน) 336 ชั่วโมง (14 วัน) เป็นชุดฝึกสอน (train
data) และ เก็บข้อมูลต่อจากนั้นอีก 24 ชั่วโมง (1 วัน) เพื่อ
เป็นชุดทดสอบ (test data)

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

Microsoft Excel และ Microsoft Visual Basic
for Application

ตาราง 1

การเปรียบเทียบค่า แอลฟา บีต้า แกมมา จากสมการ Holt-Winter สำหรับอากาศยาน Code B

Code B	Initial	HCA	SAA
Alpha	0.500000000	0.778428853	1.000000000
Beta	0.500000000	0.878272951	1.000000000
Gamma	0.500000000	0.276137412	1.000000000
RMSE	0.034817834	0.015473374	0.000000000

ตาราง 2

เปรียบเทียบสมการ Regression และ Regression ที่ได้ปรับ GD สำหรับอากาศยาน Code B

Code B	Initial	GD
c	0.1826484	0.000361991
m	- 0.1826484	0.000000000
RMSE	0.018116231	0.000361991

ตาราง 3

การเปรียบเทียบค่า แอลฟา บีต้า แกมมา จากสมการ Holt-Winter สำหรับอากาศยาน Code C

Code C	Initial	HCA	SAA
Alpha	0.500000000	0.08866936	0.194425821
Beta	0.500000000	0.948877811	0.073686063
Gamma	0.500000000	0.013699234	0.000541568
RMSE	1.151989508	0.692754535	0.593121004

ตาราง 4

เปรียบเทียบสมการ Regression และ Regression ที่ได้ปรับ GD สำหรับอากาศยาน Code C

Code C	Initial	GD
c	1.998050954	0.42161016
m	0.300908904	0.72983207
RMSE	1.362090415	0.984378416

ตาราง 5

การเปรียบเทียบค่า แอลฟา บีต้า แกมมา จากสมการ Holt-Winter สำหรับอากาศยาน Code D

Code D	Initial	HCA	SAA
Alpha	0.500000000	0.985352397	0.002342343
Beta	0.500000000	0.658547938	0.009189427
Gamma	0.500000000	0.998031139	0.991272688
RMSE	0.197443732	0.024501306	1.17735E-06

ตาราง 6

เปรียบเทียบสมการ Regression และ Regression ที่ได้ปรับ GD สำหรับอากาศยาน Code D

Code D	Initial	GD
c	0.057423129	0.058388716
m	-0.057419776	0.997727468
RMSE	0.244822652	0.102222998

ตาราง 7

การเปรียบเทียบค่า แอลฟา บีต้า แกมมา จากสมการ Holt-Winter สำหรับอากาศยาน Code E

Code E	Initial	HCA	SAA
Alpha	0.500000000	0.410850406	0.82328254
Beta	0.500000000	0.138889849	0.063153505
Gamma	0.500000000	0.286497593	0.466526449
RMSE	0.648538549	0.286728681	0.184152613

ตาราง 8

เปรียบเทียบสมการ Regression และ Regression ที่ได้ปรับ GD สำหรับอากาศยาน Code E

Code E	Initial	GD
c	0.80606979	0.00474301
m	0.050515275	0.89255003
RMSE	0.886764506	0.420840127

ตาราง 9

เปรียบเทียบค่าร้อยละผลการพยากรณ์อากาศยานแต่ละประเภท (Code B-E) ทั้ง 3 วิธี

Code	Holt-Winter	GD	Hybrid
B	100.00	100.00	100.00
C	64.70	70.59	82.53
D	100.00	100.00	100.00
E	94.12	76.47	100.00

ผลการวิจัย

จากตาราง 1 อากาศยาน Code B “Initial” ใช้ค่า แอลฟา บีต้า แกมมา ที่ 0.500000000 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.034817834 “HCA” ใช้ค่า แอลฟา บีต้า แกมมา ที่ 0.778428853 0.878272951 และ 0.276137412 ตามลำดับ เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.015473374 “SAA” ใช้ค่า แอลฟา บีต้า แกมมา ที่ 1.000000000 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.000000000

จากตาราง 2 อากาศยาน Code B “Initial” เมื่อ $c = 0.1826484$ และ $m = -0.1826484$ เมื่อแทนในสมการ Regression จะได้ค่า RMSE 0.01811623 “GD” เมื่อ $c=0.000361991$ และ $M = 0.000000000$ แทนในสมการ Regression หลังจากที่ได้วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (GD) จะได้ค่า RMSE 0.000361991

จากตาราง 3 อากาศยาน Code C “Initial” ใช้ค่า แอลฟา บีต้า แกมมา ที่ 0.500000000 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 1.151989508

“HCA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.08866936 0.948877811 และ 0.013699234 ตามลำดับ เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.692754535 “SAA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.194425821 0.073686063 และ 0.000541568 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.593121004

จากตาราง 4 อากาศยาน Code C “Initial” เมื่อ $c = 1.998050954$ และ $m = 0.300908904$ เมื่อแทนค่าในสมการ Regression จะให้ค่า RMSE 1.362090415 “GD” เมื่อ $c = 0.42161016$ และ $m = 0.72983207$ แทนในสมการ Regression หลังจากที่ได้วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (GD) จะให้ค่า RMSE 0.984378416

จากตาราง 5 อากาศยาน Code D “Initial” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.500000000 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 1.151989508 “HCA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.985352397 0.658547938 และ 0.998031139 ตามลำดับ เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.024501306 “SAA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.002342343 0.009189427 และ 0.991272688 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 1.17735E-06

จากตาราง 6 อากาศยาน Code D “Initial” เมื่อ $c = 0.057423129$ และ $m = -0.057419776$ เมื่อแทนค่าในสมการ Regression จะให้ค่า RMSE 0.244822652 “GD” เมื่อ $c = 0.058388716$ และ $m = 0.997727468$ แทนในสมการ Regression หลังจากที่ได้วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (GD) จะให้ค่า RMSE 0.102222998

จากตาราง 7 อากาศยาน Code E “Initial” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.500000000 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 1.151989508 “HCA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.410850406 0.138889849 และ 0.286497593 ตามลำดับ เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.286728681 “SAA” ใช้ค่า แอลฟา ปีต้า แกมมา ที่ 0.82328254 0.063153505 และ 0.466526449 เมื่อแทนค่าในสมการ Holt-Winter จะให้ค่า RMSE 0.184152613

จากตาราง 8 อากาศยาน Code E “Initial” เมื่อ $c = 0.80606979$ และ $m = 0.050515275$ เมื่อแทนค่าในสมการ Regression จะให้ค่า RMSE 0.886764506 “GD” เมื่อ $c = 0.00474301$ และ $m = 0.89255003$ แทนในสมการ Regression หลังจากที่ได้วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (GD) จะให้ค่า RMSE 0.420840127

จากตาราง 9 เป็นการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีการคือ “Holt-Winter” “GD” และ “Hybrid” อากาศยาน Code B การพยากรณ์ทั้ง 3 วิธีให้ผลการพยากรณ์ถูกต้อง ร้อยละ 100 อากาศยาน Code C การพยากรณ์ด้วยวิธี Holt-Winter GD และ Hybrid ให้ความถูกต้อง ร้อยละ 64.70 ร้อยละ 70.59 และ ร้อยละ 82.53 ตามลำดับ อากาศยาน Code D การพยากรณ์ด้วยวิธี Holt-Winter GD และ Hybrid ให้ความถูกต้อง ร้อยละ 100 ทั้ง 3 วิธี และ Code E การพยากรณ์ด้วยวิธี Holt-Winter GD และ Hybrid ให้ความถูกต้อง ร้อยละ 94.12 ร้อยละ 76.47 และ ร้อยละ 100 ตามลำดับ

สรุปผล

วัตถุประสงค์ข้อที่ 1 จากตาราง 1 และ 2 สำหรับ อากาศยาน Code B จะได้สมการ Holt-Winter ที่มี แอลฟา ปีต้า แกมมา เป็น 1.000000000 ทั้ง 3 ค่า และได้สมการ Regression (GD) ที่มี $c = 0.000361991$ และ $m = 0.000000000$ ตาราง 3 และ 4 สำหรับ อากาศยาน Code C จะได้สมการ Holt-Winter ที่มี แอลฟา ปีต้า แกมมา เป็น 0.194425821 0.073686063 และ 0.000541568 ตามลำดับ และได้สมการ Regression (GD) ที่มี $c = 0.42161016$ และ $m = 0.72983207$ ตาราง 5 และ 6 สำหรับ อากาศยาน Code D จะได้สมการ Holt-Winter ที่มี แอลฟา ปีต้า แกมมา เป็น 0.002342343 0.009189427 และ 0.991272688 ตามลำดับ และได้สมการ Regression (GD) ที่มี $c = 0.058388716$ และ $m = 0.997727468$ ตาราง 7 และ 8 สำหรับ อากาศยาน Code E จะได้สมการ Holt-Winter ที่มี แอลฟา ปีต้า แกมมา เป็น 0.82328254 0.063153505 และ 0.466526449 ตามลำดับ และได้สมการ Regression (GD) ที่มี $c = 0.00474301$ และ $m = 0.89255003$

วัตถุประสงค์ข้อที่ 2 จากตาราง 9 พบว่า การพยากรณ์จากอากาศยานด้วยวิธีผสมผสาน (hybrid) อากาศยาน Code B มีความถูกต้องร้อยละ 100 อากาศยาน Code C มีความถูกต้องร้อยละ 82.53 อากาศยาน Code D มีความถูกต้องร้อยละ 100 และอากาศยาน Code E มีความถูกต้องร้อยละ 100

สมมติฐานข้อที่ 1 จากตาราง 1 3 5 7 พบว่า ฮิลล์ไคลมิงอัลกอริทึม (Hill climbing algorithm--HCA) ไม่สามารถหาค่า แอลฟา (Alpha) บีต้า (Beta) แกมมา (Gamma) ที่ทำให้การพยากรณ์ของสมการ Holt-Winter ได้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean squared error--RMSE) น้อยที่สุดได้ แต่เป็นอัลกอริทึมการเลียนแบบการอบอ่อน (Simulated Annealing algorithm--SAA) ที่สามารถให้ค่า RMSE น้อยที่สุดได้

สมมติฐานข้อที่ 2 จากตาราง 2 4 6 8 พบว่า วิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient descent--GD) สามารถให้ค่าสมการความชัน m และค่าจุดตัดแกน c ที่ทำให้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error--RMSE) น้อยกว่าสมการ Regression ได้

ทั้งนี้จากข้อมูลจากอากาศยาน จากท่าอากาศยานภูเก็ต ไม่พบอากาศยาน Code A และ Code F

อภิปรายผล

การสร้างสมการพยากรณ์ควรใช้การพยากรณ์ผสมผสานกันเพื่อให้ได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำระหว่างอนุกรมเวลาในที่นี้คือ Holt-Winter (HW) เนื่องจาก HW นั้นสามารถปรับค่าแอลฟา (Alpha) บีต้า (Beta) แกมมา (Gamma) ทำให้เกิดความแม่นยำในการพยากรณ์ยิ่งขึ้น สอดคล้องกับงานวิจัยของ Chantrapha and Kantanantha

(2021); Ventura et al. (2019) โดยทั้ง 3 ตัวนี้ผู้วิจัยได้ใช้ 3 วิธีในการหาค่าที่เหมาะสม คือ “Initial” “HC” และ “SA” ผลที่ได้ออกมาพบว่าวิธี “SA” สามารถหาค่าที่เหมาะสม (ค่า RMSE เข้าใกล้ 0) ได้มากที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Hutem et al. (2564) วิธีเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Machine learning--ML) ในที่นี้ คือ Regression model เพื่อเป็นการปรับค่าพยากรณ์ให้แม่นยำมากยิ่งขึ้นโดยวิธีการพยากรณ์นี้ก็มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่แม่นยำเช่นกัน ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Netisopakul and Supasa (2019) โดยหลังจากที่ได้สมการ Regression แล้วผู้วิจัยได้นำไปปรับค่าด้วยวิธีการปรับค่าพยากรณ์ด้วยวิธีการเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient descent--GD) เพื่อเป็นการลดค่า RMSE ให้เข้าใกล้ 0 มากยิ่งขึ้น หลังจากนั้นเมื่อใช้วิธีผสมผสานนี้ พบว่า การพยากรณ์มีความแม่นยำขึ้นตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Sutthison and Haruay (2020); Dantas et al. (2017)

อย่างไรก็ตามการหาค่า แอลฟา (Alpha) บีต้า (Beta) แกมมา (Gamma) ที่เหมาะสมในสมการ (HW) สามารถใช้ โปรแกรม Solver ใน Microsoft Excel ได้แต่อาจจะไม่ได้ค่าที่น้อยที่สุด ดังงานวิจัยของ Phaettho and Lekhavat (2021) และยกตัวอย่างในงานวิจัยฉบับนี้ในการพยากรณ์อากาศยาน Code E ค่า แอลฟา บีต้า แกมมาที่ได้จาก Solver คือ 0.344048685 1 และ 0.267800203 และค่า RMSE ที่ได้ คือ 0.486230688 แต่เมื่อใช้วิธี “HC” จะได้ ค่าแอลฟา บีต้า แกมมา 0.410850406 0.138889849 และ 0.286497593

ตามลำดับ ค่า RMSE ที่ได้ คือ 0.286728681 และ “SA” จะได้ ค่าแอลฟา บีต้า แกมมา 0.82328254 0.063153505 และ 0.466526449 ตามลำดับ ค่า RMSE ที่ได้ คือ 0.184152613 ส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นกว่าการใช้ Solver



References

- Aksornkitti, B., Santisiri, W., & Wongwiwat, A. (2020). The analysis and comparison of factors in delay and flight on time, one airline of Asia Region. *Rajamangala University of Technology Tawan–Ok Social Science Journal*, 9(1), 70–77. (in Thai)
- Arthakamol, W., & Sriwong, W. (2021). *Personal communication: Air Traffic Flow Management--ATFM*. Aeronautical Radio of Thailand Company Limited. (in Thai)
- Chantrapha, U., & Kantanantha, N. (2021). Forecasting export values of cars, equipment and parts of Thailand by Time series Methods. *Thai Journal of Operation Research*, 9(2), 12–20. (in Thai)
- Dantas, T. M., Oliveria, F. L. C., & Repolho, H. M. V. (2017). Air transportation demand forecast through bagging Holt–Winters method. *Journal of Air Transport Management*, 59(2017), 116–123. doi: 10.1016/j.jairtraman.2016.12.006
- GeeksforGeeks. (2022). *Introduction to hill climbing: Artificial intelligence*. Retrieved from <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-hill-climbing-artificial-intelligence>
- Huangsuwan, S., Chansawat, B., & Noitonglek, K. (2021). Commercial aviation: Social and environmental issues. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 16(1), 1–15. (in Thai)
- Hutem, T., Somtom, K., Luangsuwan, W., & Tantiphawadi, P. (2021). The use of simulated annealing algorithm for farmer’s freight vehicle route design. *Thai Industrial Engineering Network Journal*, 7(1), 93–106. (in Thai)
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principle and practice*. Retrieved from <https://otexts.com/fpp3/>
- Menon, A. (2018). *Linear regression using gradient descent*. Retrieved from <https://towardsdatascience.com/linear-regression-using-gradient-descent-97a6c8700931>
- Netisopakul, P., & Supasa, N. (2019). Appropriate model analysis for garment sales forecasting. *MUT Journal of Business Administration*, 16(2), 77–96. (in Thai)
- Phaettho, P., & Lekhavat, S. (2021). Applying mathematical modelling for job shop scheduling problem: A case study of automotive part factory. *Thai Journal of Operation Research*, 9(2), 82–92. (in Thai)
- The Civil Aviation Authority of Thailand. (2020). *Thailand’s air travel demand forecasting*. Retrieved from <https://www.caat.or.th/th/archives/53358> (in Thai)
- The International civil aviation organization. (2018). *Annex 14th, aerodrome–volume I Aerodrome design and operation* (8th ed.). Canada: International Civil Aviation Organization (ICAO)
- Sutthison, T., & Haruay, S. (2020). The development of a hybrid model for forecasting the time series of monthly household electrical distribution units of people in the Northeast, Thailand. *The Journal of KMUTNB*, 30(4), 630–644. (in Thai)
- Ventura, L. M. B., Pinto, F. O., Soares, L. M., Luna, A. S., & Gioda, A. (2019). Forecast of daily PM 2.5 concentration applying artificial neural network and Holt–Winter model. *Air Quality Atmosphere & Health*, 12(2019), 317–325. doi: <https://doi.org/10.1007/s11869-018-00660-x>

