

การพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ของปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษสำหรับเครื่องบินแบบแอร์บัส
A320-200 ทำการบินลงสนาม ณ ท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ :
กรณีศึกษาสายการบินไทยสมายล์

บุลเสฎฐ์ มณีไชยพล^{1,*}, วรพล วังฆนนานนท์²

^{1,2}สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน วิทยาลัยโลจิสติกส์และซัพพลายเชน
มหาวิทยาลัยศรีปทุม

Received: 24 June 2022

Revised: 12 December 2022

Accepted: 2 March 2023

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษของเครื่องบินแบบแอร์บัส A320-200 ทำการบินลงสนาม ณ ท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ เพื่อให้เกิดความประหยัดในขณะที่ความปลอดภัยด้านการบินยังคงอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ การวิจัยนี้เป็นการวิจัยแบบผสมผสานโดยใช้เทคนิคเชิงปริมาณนำเชิงคุณภาพ โดยทำการรวบรวมตัวแปรด้านการบินจากการสัมภาษณ์กัปตันซึ่งสามารถสรุปได้จำนวน 8 ตัวแปร และนำข้อมูลทุติยภูมิที่ได้จากข้อมูลด้านการบินในอดีตจำนวน 427 เที่ยวบิน มาวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ โดยให้ชุดข้อมูลฝึกมีจำนวน 307 เที่ยวบิน และชุดข้อมูลทดสอบมีจำนวน 120 เที่ยวบิน แล้วทำการพยากรณ์ข้อมูลในอดีตเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและค่าใช้จ่าย ตลอดจนทดสอบการใช้งานจริงโดยนักบิน ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบมีผลรวมค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเป็น 0.346 จากนั้นจึงนำตัวแบบไปทดสอบในเที่ยวบินจริงพบว่ามีความถูกต้อง 91.67% และหากสายการบินไทยสมายล์ใช้ตัวแบบพยากรณ์นี้ช่วงระหว่างวันที่ 1 เมษายน 2562 – 31 มีนาคม 2563 จะทำให้สายการบินไทยสมายล์สามารถประหยัดค่าใช้จ่ายได้ 10,929,197.60 บาท สรุปได้ว่าตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ นี้สามารถนำไปใช้งานจริงได้เพื่อช่วยให้สายการบินประหยัดค่าเชื้อเพลิง ในขณะที่นักบินก็มีความมั่นใจในความปลอดภัยด้านการบินอีกด้วย

คำสำคัญ: ตัวแบบพยากรณ์ เชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ โครงข่ายประสาทเทียม แอร์บัส A320-200

* ผู้ประสานงานหลัก; อีเมล: baboon48@hotmail.com

Developing a Model Forecasting Extra Fuel for Airbus A320-200 Landing at Suvarnabhumi Airport: a case study of Thai Smile Airways

Boonlasette Maneechaiyapol^{1,*}, Worrapon Wangkananon²

^{1,2}Logistics and Supply Chain Management, College of Logistics and Supply Chain,
Sripatum University

Received: 24 June 2022

Revised: 12 December 2022

Accepted: 2 March 2023

Abstract

This research aims to develop a model forecasting the amount of extra fuel of Airbus A320-200 landing at Suvarnabhumi Airport to achieve economy purpose within an acceptable level of flight safety. This research was carried out with mixed methods using quantitative leading qualitative technique by gathering aeronautical variables which was summarized into 8 items derived from captain interviews associated with the secondary data from the 427 historical flight data, divided into 307 training set with 120 testing set. The data were analyzed by Artificial Neural Networks technique to create the Extra Fuel Forecasting Model (EFFM). The backward test forecasting was then performed for the efficiency and expense comparison, along with utilization of the EFFM by pilot in flight. The results found that the accuracy of the EFFM was assessed by the sum of square error, equaled to 0.346. By the relative error, the accuracy value of actual flight test equaled to 91.67%. However, if THAI Smile Airways utilized the EFFM from 1 April 2019 to 31 March 2020, the airline would have reduced expenses by 10,929,197.60 baht. In conclusion, the EFFM is function to save the fuel costs and assure the pilots to operate flight safely.

Keyword: Forecasting Model, Extra Fuel, Artificial Neural Networks, Airbus A320-200

* Corresponding Author; E-mail: baboon48@hotmail.com

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

อุตสาหกรรมการบินพลเรือนกำลังเผชิญหน้ากับความผันผวนของเชื้อเพลิงที่สูง ความผันผวนของเชื้อเพลิงได้สร้างผลกระทบต่อราคาเชื้อเพลิงในสถานการณ์ปัจจุบัน ซึ่งการลดต้นทุนในแต่ละเที่ยวบินเกิดจากการลดปริมาณเชื้อเพลิงส่วนเกินในแต่ละเที่ยวบินลงอย่างเหมาะสม (Singh and Sharma, 2015) ปริมาณเชื้อเพลิงส่วนเกินนี้เกิดจากการคาดการณ์ของนักบินขณะวางแผนก่อนทำการบิน (Pre-flight Briefing) ซึ่งต้องตัดสินใจระบุปริมาณเชื้อเพลิงให้ครอบคลุม แต่การคาดการณ์ของนักบินจะอยู่บนพื้นฐานของความรู้และประสบการณ์ซึ่งอาจไม่ได้ครอบคลุมปัจจัยแห่งความไม่แน่นอนได้ครบถ้วนทุกประการ ดังนั้นการคาดการณ์โดยแม่นยำด้วยมนุษย์จึงเป็นสิ่งที่เป็นไปได้ยาก นักบินจึงมักจะตัดสินใจระบุปริมาณเชื้อเพลิงแบบเผื่อให้ครอบคลุมระยะเวลาที่ใช้ในการบินวนรอ

ตารางที่ 1 ค่าใช้จ่ายของสายการบินไทยสมายล์เฉพาะที่เกิดจากการบรรทุกเชื้อเพลิง (Extra Fuel) ส่วนเกิน 2 ปี ย้อนหลัง 2561 และ 2562

ค่าใช้จ่าย / ปี	ปี 2561	ปี 2562
Burn Loss Cost (THB)	35,242,308.32	19,448,547.67

ที่มา: Thai Smile Airways Co., Ltd. (2020b)

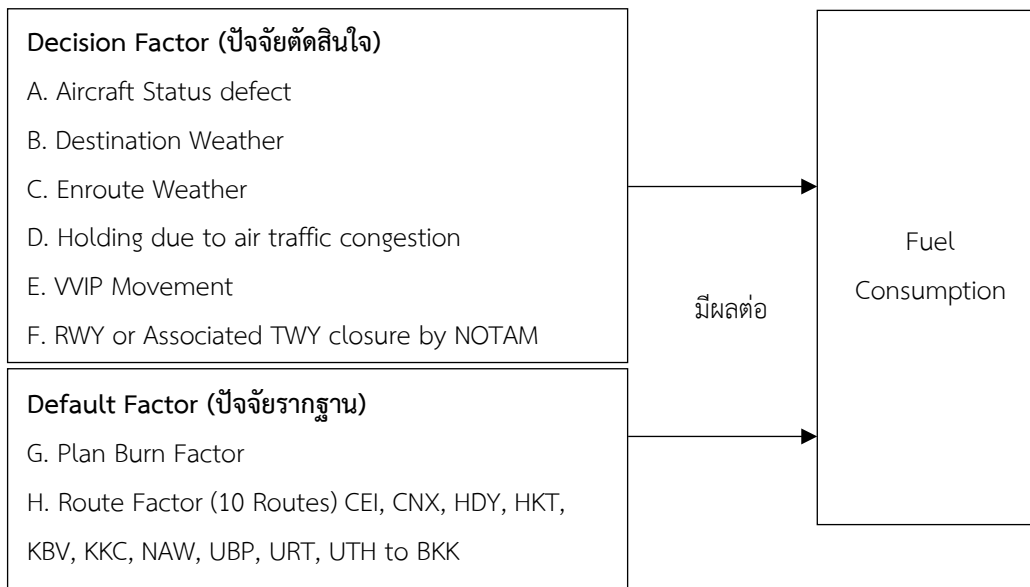
แม้ว่าปี 2562 ฝ่ายบริหารได้รณรงค์ให้นักบินมีการเติมเชื้อเพลิงที่น้อยลง ซึ่งช่วยลดค่าใช้จ่ายที่เกิดจากการบรรทุกเชื้อเพลิงส่วนเกินได้ในระดับหนึ่ง แต่การรณรงค์ดังกล่าวยังไม่มีข้อมูลอันส่งผลสอดคล้องต่อเกณฑ์การตัดสินใจที่แน่ชัดทำให้นักบินยังมีข้อกังวลด้านความปลอดภัย จึงทำให้เกิดข้อจำกัดภายหลังจากปี 2562 ในการที่จะลดปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ (Extra Fuel) งานวิจัยที่วิเคราะห์การพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษนี้จึงเป็นประโยชน์เพิ่มเติมในด้านข้อมูลต่อนักบินของสายการบินไทยสมายล์ที่ทำการบินมายังท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ เนื่องจากปัจจัย 8 ประการจะก่อให้เกิดความผันผวนของเชื้อเพลิงที่มากขึ้น และจำนวนเชื้อเพลิงจะไม่เพียงพอถ้านักบินไม่ตัดสินใจระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษเพื่อชดเชยความผันผวนในแต่ละสถานการณ์ตามเหตุปัจจัยต่าง ๆ อย่างไรก็ตามการตัดสินใจระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษที่มากจนเกินไปจะทำให้เกิดการสูญเสียเชื้อเพลิงสำหรับการบรรทุกน้ำหนักส่วนเกินที่ไม่จำเป็น ก็จะส่งผลให้ต้นทุนด้านเชื้อเพลิงเพิ่มสูงขึ้น ดังนั้นการใช้ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษซึ่งแจ้งความผันผวนของเชื้อเพลิงในแต่ละสถานการณ์ตามเหตุปัจจัยต่าง ๆ จะสร้างความสมดุลในการระบุปริมาณเชื้อเพลิงของนักบินให้ครอบคลุมทั้งด้านเศรษฐศาสตร์และมาตรฐานความปลอดภัยด้านการบิน โดยส่งผลถึงความประหยัดต้นทุนเชื้อเพลิงและช่วยปรับระดับของความปลอดภัยให้อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาตัวแบบ (Model) พยากรณ์ของปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ (Extra Fuel) สำหรับเครื่องบินแบบแอร์บัส A320-200 ทำการบินลงสนามบิน ท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ
2. เพื่อช่วยให้นักบินสามารถระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษให้ใกล้เคียงกับความต้องการจริง

กรอบแนวคิดในการวิจัย

หน่วยงานด้านเชื้อเพลิงของสายการบินไทยสมายล์ได้ระบุว่า ความเสี่ยงเชื้อเพลิงมีปัจจัยรากฐานอยู่ 2 ปัจจัย (Default Factor) คือ ปัจจัยด้านความเสี่ยงเชื้อเพลิงที่วางแผน (Plan Burn Factor) และปัจจัยด้านเส้นทางบิน (Route Factor) เมื่อผู้วิจัยทำการทบทวนวรรณกรรมเพิ่มเติมประกอบกับการสัมภาษณ์เชิงลึก ทำให้ทราบถึงปัจจัยตัดสินใจ (Decision Factor) ที่มีผลต่อความเสี่ยงเชื้อเพลิงอีก 6 ปัจจัย



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดในการวิจัย

ตัวแปรที่มีผลต่อความเสี่ยงเชื้อเพลิง จำนวน 8 ข้อ มีดังนี้

A. Aircraft Status defect ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากรายงานสถานภาพอากาศยานประจำวันโดยกล่าวถึงความชำรุดบางส่วน (Paul et al., 2010)

B. Destination Weather ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากแหล่งข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาโดยกล่าวถึงพยากรณ์อากาศของท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ (Singh and Sharma, 2014)

C. Enroute Weather ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากแหล่งข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาโดยกล่าวถึงพยากรณ์อากาศระหว่างเส้นทางบิน (Mazraati and Alyousif, 2009)

D. Holding due to air traffic congestion ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากตารางบินโดยกล่าวถึงเวลาที่คาดว่าเครื่องบินจะถึงสนามบินสุวรรณภูมิ

E. WVIP Movement ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากประกาศผู้ทำการในอากาศ (Notice to Airmen: NOTAM) โดยกล่าวถึงการเดินทางของบุคคลสำคัญ (Very Very Important Person: VVIP) ด้วยอากาศยาน

F. Runway or Associated Taxiway closure by NOTAM ปัจจัยตัดสินใจ ได้ข้อมูลจากประกาศผู้ทำการในอากาศ โดยกล่าวถึงสภาพความพร้อมใช้งานของทางวิ่ง-ทางขับ (Runway-Taxiway: RWY-TWY)

G. Plan Burn-off Fuel เป็นปัจจัยด้านความเสี่ยงเชื้อเพลิงที่วางแผน ได้ข้อมูลจาก History of Fuel Data โดยกล่าวถึงค่าความเสี่ยงเชื้อเพลิง (Fuel Consumption) ที่บริษัทวางแผนในแต่ละเที่ยวบิน

H. Route เป็นปัจจัยด้านเส้นทางบิน ได้ข้อมูลจากตารางบินโดยกล่าวถึงเส้นทางบิน (Mazraati and Alyousif, 2009) โดยรหัสสนามบิน 10 เส้นทางนั้น ใช้รูปแบบของสมาคมขนส่งทางอากาศระหว่างประเทศ

ประโยชน์ที่ได้รับ

1. สายการบินสามารถลดต้นทุนเชื้อเพลิงลงได้จากการหลีกเลี่ยงการบรรทุกน้ำหนักส่วนเกิน
2. กัปตันมีความมั่นใจและมีความสะดวกในการวางแผนการบินมากยิ่งขึ้น (Casado and Bermúdez, 2020) รวมทั้งสามารถรักษาระดับความปลอดภัยให้อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้
3. ช่วยลดการปล่อยมลภาวะต่าง ๆ เช่น ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ จากการลดปริมาณเชื้อเพลิง

แนวคิด ทฤษฎี เอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การดำเนินงานวิจัยได้ประยุกต์ใช้ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องดังนี้

1. การพยากรณ์ คือ การประเมินค่า ณ เวลาใดเวลาหนึ่งในอนาคต โดยใช้ความรู้ความเชี่ยวชาญ หรือข้อมูลในอดีตโดยมีเป้าหมายหลักเพื่อเป็นข้อมูลที่ช่วยในการตัดสินใจให้กับผู้เกี่ยวข้อง ดังนั้นการพยากรณ์จึงสามารถประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวางในหลากหลายสาขา (Kanthanon, 2018) การพยากรณ์มีหลายวิธี เช่น

1.1 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression) เป็นหลักการที่ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ เมื่อทราบค่าตัวแปรอิสระอื่น ๆ ที่มีอยู่มากกว่า 1 ตัวแปรเพื่อสร้างสมการ

1.2 การพยากรณ์โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกพหุคูณ เป็นการวิเคราะห์ที่ให้ตัวแปรตามเป็นตัวแปรกลุ่ม ทั้งนี้ลักษณะตัวแปรตามของการถดถอยโลจิสติกพหุคูณมีตัวแปรหลายกลุ่ม จัดเรียงไม่ได้ ดังนั้นการวิเคราะห์จึงสลักรูปแบบการเปรียบเทียบเพื่อสร้างสมการได้

2. การวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) เป็นวิธีการสร้างคอมพิวเตอร์ที่จำลองเอาวิธีการทำงานของสมองมนุษย์ หรือทำให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำในแนวทางเดียวกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ เพื่อช่วยให้คอมพิวเตอร์ฟังภาษามนุษย์ได้เข้าใจอ่านออกและรู้จำได้ ในที่นี้หมายถึงระบบปัญญาประดิษฐ์ที่เลียนแบบการคิดวิเคราะห์ของมนุษย์ (Chiewchanwattana, 2020) ซึ่งเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ต้องการประดิษฐ์เครื่องจักร เช่น คอมพิวเตอร์ หรือหุ่นยนต์ ให้สามารถคิดและมีพฤติกรรมเลียนแบบมนุษย์ในกระบวนการตัดสินใจแก้ไขปัญหาได้ (Sirinaovakul, 2013)

3. คู่มือการบินสายการบินไทยสมายล์ได้จำแนกปริมาณเชื้อเพลิงขั้นต่ำในแต่ละเที่ยวบินซึ่งจะต้องมีปริมาณเชื้อเพลิงรวมครบทั้ง 5 รายการ (Ramp Fuel) คือ เชื้อเพลิงขับเคลื่อนบนพื้น (Taxi Fuel) เชื้อเพลิงเดินทาง (Trip Fuel) เชื้อเพลิงสำรอง (Contingency Fuel) เชื้อเพลิงสำหรับสนามบินสำรอง (Alternate Fuel) และเชื้อเพลิงสำรองสุดท้าย (Final Reserve Fuel) (Thai Smile Airways Co., Ltd., 2020a)

ทั้งนี้ยังไม่รวมถึงเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษที่กัปตันจะเป็นผู้ระบุเพิ่มขึ้นมาในกรณีที่คาดว่าเที่ยวบินดังกล่าวจะมีความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงที่มากกว่าปกติ โดย $Ramp\ Fuel + Extra\ Fuel = Final\ Ramp\ Fuel$

Plan Burn-off Fuel นั้นเป็นส่วนหนึ่งของ Ramp Fuel ซึ่งต่างก็เป็นค่าที่บริษัทได้วางแผนไว้ก่อนทำการบิน และในงานวิจัยฉบับนี้เมื่อทราบค่า Predicted Fuel Burn ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของ Predicted Ramp Fuel ก็จะทำให้ทราบค่าปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษโดยอัตโนมัติ หรือในที่นี้คือ Recommended Extra Fuel

จากความสัมพันธ์ดังนี้

Extra Fuel	= Final Ramp Fuel - Ramp Fuel
Recommended Extra Fuel	= Predicted Ramp Fuel - Ramp Fuel หรือ
Recommended Extra Fuel	= Predicted Fuel Burn - Plan Burn-off Fuel ***

นอกจากนี้ ผู้วิจัยได้ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

Casado and Bermúdez (2020) ได้ศึกษาการทำนายความขัดแย้งของอากาศยานด้วยพื้นฐานโครงข่ายประสาทเทียมในท่าทางการบินขณะเข้าสู่แนวร่อนสุดท้ายก่อนถึงสนามบิน ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ โดยกล่าวถึงการบินเข้าสู่แนวร่อนสุดท้ายว่าจะมีระยะห่างระหว่างเครื่องบินที่ไม่เป็นไปตามความต้องการของผู้ควบคุมการจราจรทางอากาศซึ่งมีหน้าที่ควบคุมให้เป็นไปตามกฎการบิน จึงได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมพัฒนาเครื่องมือช่วยตัดสินใจของบุคลากรให้มีความสอดคล้องกับกฎการบินซึ่งมีความแม่นยำในการทำนายมากกว่า 97% และ Hongboonmee (2021) ได้ศึกษาระบบพยากรณ์ความเสี่ยงภาวะหมอนรองกระดูกทับเส้นประสาทผ่านสมาร์ตโฟนด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยวิเคราะห์ปัจจัยตลอดจนพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ความเสี่ยงในการเกิดโรคหมอนรองกระดูกทับเส้นประสาทด้วยการวิเคราะห์ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำ 94.60% นอกจากนี้ Eiampan (2019) ได้ศึกษาการบริหารความผิดพลาดของมนุษย์ในการบิน โดยกล่าวถึงความผิดพลาดด้านการบินที่ถึงขั้นเป็นอากาศยานอุบัติเหตุที่นั้นเกิดจากมนุษย์ถึง 70% การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่สำคัญของปัญญาประดิษฐ์สามารถลดความผิดพลาดนี้ลงได้

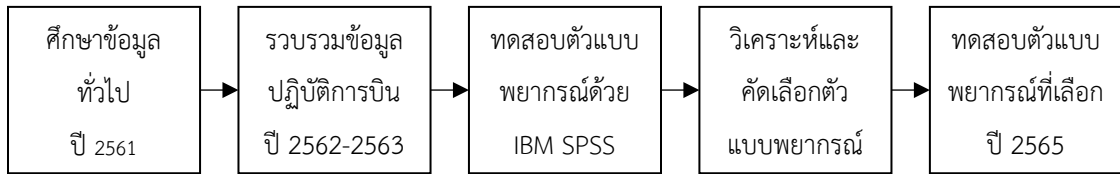
วิธีดำเนินการวิจัย

แบบแผนการวิจัย

งานวิจัยนี้ เป็นการวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods Research) ซึ่งใช้การวิจัยเชิงปริมาณนำเชิงคุณภาพ โดยมีขอบเขตการวิจัยเป็นข้อมูลปฏิบัติการบินของเครื่องบินแบบแอร์บัส A320-200 สายการบินไทยสมายล์ ทำการบินลงสนาม ณ ท่าอากาศยานสุวรรณภูมิ ในช่วงระหว่างวันที่ 12 เมษายน 2562 ถึง 24 มกราคม 2563 โดยทำการศึกษา ทบทวน เอกสารด้านการบิน งานวิจัย และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยที่มีผลต่อความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง ตลอดจนสังเคราะห์ปัจจัยดังกล่าว และรวบรวมปัจจัยที่เกี่ยวข้อง

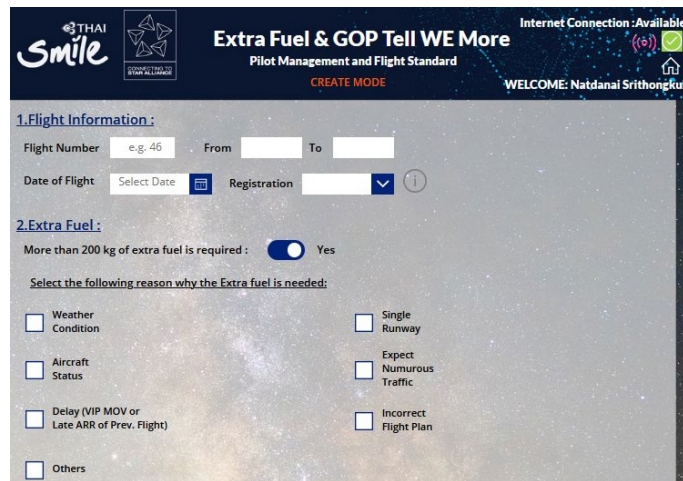
ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ทำการสัมภาษณ์เชิงลึกและอภิปรายเชิงกลุ่ม โดยมีกลุ่มตัวอย่าง จำนวน 2 กลุ่ม คือ กลุ่มกัปตันสายการบินไทยสมายล์จำนวน 9 ท่านที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับ 6 ปัจจัยตัดสินใจที่ใช้ในการพยากรณ์ซึ่งเก็บข้อมูลโดยการสัมภาษณ์เชิงลึก และกลุ่มนักคณิตศาสตร์และโปรแกรมเมอร์จำนวน 7 ท่านที่ให้ข้อมูลการสร้างตัวแบบฯ ซึ่งเก็บข้อมูลจากการอภิปรายเชิงกลุ่ม โดยในการสัมภาษณ์เชิงลึกกับกลุ่มกัปตันทำให้ได้ตัวแปรที่ใช้ในการพยากรณ์ความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง ผู้วิจัยจึงได้รวบรวมข้อมูลหุตุยภูมิจำนวน 427 ชุดจากข้อมูลปฏิบัติการบินในชุดเอกสารแกลงย่อก่อนทำการบินในอดีตมาทำการแปลงรูปแบบของข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์ความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง และทดสอบตัวแบบพยากรณ์กับโปรแกรม IBM SPSS ด้วยวิธีการต่าง ๆ เช่น การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ การถดถอยโลจิสติกพหุคูณ หรือโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพที่ 2 แผนผังวิธีดำเนินการวิจัยโดยย่อ

จากนั้นได้ทำการคัดเลือกวิธีพยากรณ์ และอภิปรายเชิงกลุ่มกับกลุ่มนักคณิตศาสตร์และโปรแกรมเมอร์จำนวน 7 ท่าน เพื่อทดสอบความตรงของตัวแบบ ทำการพยากรณ์ข้อมูลในอดีตเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและค่าใช้จ่าย รวมถึงสร้างแอปพลิเคชันให้นักบินได้ทำการทดลองใช้งานไปจนถึงทดสอบการใช้งานจริง สุดท้ายคือสรุปผลการวิจัยและนำเสนอให้แก่ส่วนที่เกี่ยวข้องของสายการบินไทยสมายล์ต่อไป



ภาพที่ 3 ปัจจัยที่มีผลต่อความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง จากแอปพลิเคชัน Tell WE More สายการบินไทยสมายล์

ผู้วิจัยทำการศึกษาและรวบรวมข้อมูลทั่วไประหว่างเดือนมิถุนายน 2561 ถึง มิถุนายน 2565 รวมระยะเวลา 4 ปี ซึ่งข้อมูลปฏิบัติการบินส่วนใหญ่และช่วงเวลาที่ใช้ทดลองตัวแบบฯ จะไม่ครอบคลุมห้วงเวลาการระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 เนื่องจากความไม่สมจริงของข้อมูลด้านการบิน

เครื่องมือวิจัย

ใช้โปรแกรม IBM SPSS Version 25 และ ระบบปฏิบัติการคอมพิวเตอร์ออนไลน์ Google Colab

การวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยได้จำแนกข้อมูลทุติยภูมิจากข้อมูลปฏิบัติการบินจำนวน 427 ชุด ลงในปัจจัยตัดสินใจ A ถึง F จำนวน 6 ปัจจัย ด้วยการระบุตัวเลขให้แก่ระดับของปัจจัยเพื่อให้สะดวกต่อการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยให้ค่า 0.8 แทนระดับสูง (High) ค่า 0.5 แทนระดับกลาง (Medium) และค่า 0.1 แทนระดับต่ำ (Low) ซึ่งการแบ่งระดับปัจจัยให้มีค่าเป็น สูง-กลาง-ต่ำ นี้ได้ผ่านการรับรองจากผู้ทรงคุณวุฒิด้านการบินเรียบร้อยแล้ว ในขณะที่ข้อมูลปัจจัยด้านเส้นทางบิน (H) จะใช้ค่าเป็น 0,1 และปัจจัยด้านความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงที่วางแผน (G) กับความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงจริง (Burn) นั้นใช้ตัวเลขจากข้อมูลที่มีหน่วยเป็นกิโลกรัม

ตารางที่ 2 ตัวอย่างชุดข้อมูล Training Set

Seq.	Burn	A	B	C	D	E	F	G	H (Route)
1	2020	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.5	2198	KKC-BKK
2	1800	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	2250	KKC-BKK
3	2040	0.1	0.5	0.1	0.8	0.1	0.1	2247	KKC-BKK
4	2040	0.1	0.5	0.1	0.8	0.1	0.1	2211	KKC-BKK
5	1980	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	2191	KKC-BKK
...	(Other Actual Burn-off Fuel)	... (any level of each Factor)				... (Other Domestic Route)			
427	3400	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	3334	HKT-BKK

ดังเช่นตัวอย่างชุดข้อมูลฝึก (Training Set) ที่มีค่าปัจจัย A เป็น 0.1 ซึ่งหมายถึงมีความขรุขระของอากาศยานที่ไม่กระทบต่อความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง ในส่วนของปัจจัย B มีค่าเป็น 0.1 ซึ่งกล่าวถึงพยากรณ์อากาศที่สนามบินสุวรรณภูมิว่ามีทัศนวิสัยมากกว่า 5 กิโลเมตร ในขณะที่ค่า 0.5 คือ มีทัศนวิสัยตั้งแต่ 1.5-5 กิโลเมตร ปัจจัย C ที่มีค่าเป็น 0.1 กล่าวถึงพยากรณ์อากาศที่ไม่มีเมฆขวางเส้นทางบิน ปัจจัย D ค่า 0.8 คือ ช่วงเวลาที่เที่ยวบินร่อนลงสนามบินสุวรรณภูมิโดยคาดว่าจะมีจำนวนอากาศยานมากกว่า 40 เที่ยวบินต่อชั่วโมง ปัจจัย E ที่มีค่าเป็น 0.1 คือ การเดินทางของบุคคลสำคัญในวันนั้นไม่มีผลกระทบต่อเที่ยวบิน และ ปัจจัย F มีค่าเป็น 0.1 และ 0.5 นั้น หมายถึง การปิดทางวิ่ง-ทางขับ ไม่มีผลกระทบต่อเที่ยวบิน และมีผลกระทบต่อเที่ยวบินเพียงเฉพาะในส่วนการวิ่งขึ้น (Take Off) ตามลำดับ โดยชุดข้อมูล 427 เที่ยวบินนั้น ครอบคลุมถึง 10 เส้นทางบิน และแต่ละเส้นทางบินมีจำนวนชุดข้อมูล 40-44 เที่ยวบิน

ผลการวิจัย

จากวิธีดำเนินการวิจัยดังกล่าวเมื่อนำมาประกอบกับข้อมูลชุดฝึกจำนวน 427 ชุด ทำการทดลองในโปรแกรม IBM SPSS Version 25 ด้วยวิธีวิเคราะห์ต่าง ๆ ได้ผลการทดลองดังตารางที่ 3 และตารางที่ 4

ตารางที่ 3 ผลรวมค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Sum of Square Error: SSE) จากการทดลองหลายฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) และหลากหลายสถาปัตยกรรมของการวิเคราะห์ที่โครงข่ายประสาทเทียม

Number of Hidden Layer/ Activation Function	1-Hidden Layer (17-8-1) SSE value	2-Hidden Layer (17-8-6-1) SSE value
Hyperbolic – Hyperbolic tng.	1.408	1.599
Hyperbolic tng. – Sigmoid	0.429	0.484
Sigmoid – Hyperbolic tng.	1.601	1.528
Sigmoid – Sigmoid	0.346*	0.418

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีวิเคราะห์ต่าง ๆ

วิธีวิเคราะห์ข้อมูล	ผลการวิเคราะห์ข้อมูล
ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ	Error (No valid cases found)
ตัวแบบการถดถอยโลจิสติกพหุคูณ	Significant = 1.0 (ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ)
ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม	สามารถสร้างสมการทำนายได้ ค่า SSE = .346

ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณมีรูปแบบของสมการดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_kx_k + \varepsilon$$

สมการข้างต้นนี้เป็นสมการเชิงเส้น และเนื่องจากข้อมูลบางชุดของงานวิจัยฉบับนี้มีความขัดแย้งกันเองในบางเที่ยวบิน ทำให้การวิเคราะห์โดยตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณซึ่งเป็นตัวแบบเชิงเส้นนั้นไม่มีความเหมาะสมเนื่องจากโปรแกรม IBM SPSS Version 25 ไม่สามารถแสดงผลในกรณีนี้ได้ จึงเป็นการบอกโดยนัยว่าตัวแบบสมการไม่เชิงเส้นจะมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลที่มีความขัดแย้งกันเองในบางชุดดังกล่าวนี้

Model Fitting Information

Model	Model Fitting Criteria	Likelihood Ratio Tests		
	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	3655.335			
Final	3272.198	383.136	1581	1.000

Pseudo R-Square

Cox and Snell	.592
Nagelkerke	.592
McFadden	.104

ภาพที่ 4 ผลสรุปตัวแบบการถดถอยโลจิสติกพหุคูณจากโปรแกรม IBM SPSS Version 25

Model Summary

Training	Sum of Squares Error	1.054
	Relative Error	.153
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error ^a
	Training Time	0:00:00.12
Testing	Sum of Squares Error	.346
	Relative Error	.152

ภาพที่ 5 ผลสรุปตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจากโปรแกรม IBM SPSS Version 25

จึงสรุปได้ว่า ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีวิเคราะห์ข้อมูลที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งได้จัดทำขึ้นเป็นเครื่องมือสำหรับสร้างตัวแบบข้อมูลแบบไม่เชิงเส้น ประกอบด้วย ชั้นรับเข้า (Input Layer) และชั้นส่งออก (Output

Layer) รวมถึงชั้นซ่อน (Hidden Layer) อย่างละ 1 ชั้น การเชื่อมต่อระหว่างชั้นจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) ที่เกี่ยวข้องซึ่งปรับแต่งซ้ำ ๆ โดยอัลกอริทึมการฝึก เพื่อลดความผิดพลาดให้เหลือน้อยที่สุดและจัดการให้เกิดการทำนายที่มีความแม่นยำ (IBM, n.d.) สถาปัตยกรรมในงานวิจัยฉบับนี้จะเป็นแบบ 17-8-1 ซึ่งมีชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นของชั้นซ่อน-ชั้นส่งออกเป็นแบบ Sigmoid-Sigmoid โดยรูปแบบของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ผู้วิจัยเลือกนั้นจะทำให้ได้ค่าผลรวมค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเป็น 0.346 ซึ่งมีค่าน้อยที่สุด และมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Relative Error) เป็น 0.152

ข้อมูลในการวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิโดยเก็บรวบรวมจากสายการบินไทยสมายล์ สามารถแบ่งข้อมูลจำนวนดังกล่าวได้เป็น 2 ส่วน โดยให้ชุดข้อมูลฝึกมีจำนวน 307 ตัวอย่าง และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) มีจำนวน 120 ตัวอย่าง ซึ่งจะนำมาใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการสร้างสมการทำนายความสัมพันธ์เชิงซ้อน และเมื่อผลรวมค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองระหว่างการฝึก (Train) ลดลงเหลือน้อยที่สุดก็จะสามารถสรุปสมการทำนายความสัมพันธ์เชิงซ้อนได้ตามที่ผู้วิจัยต้องการ (Kengpol and Wangkananon, 2015) ซึ่งสมการทำนายฯ คือ

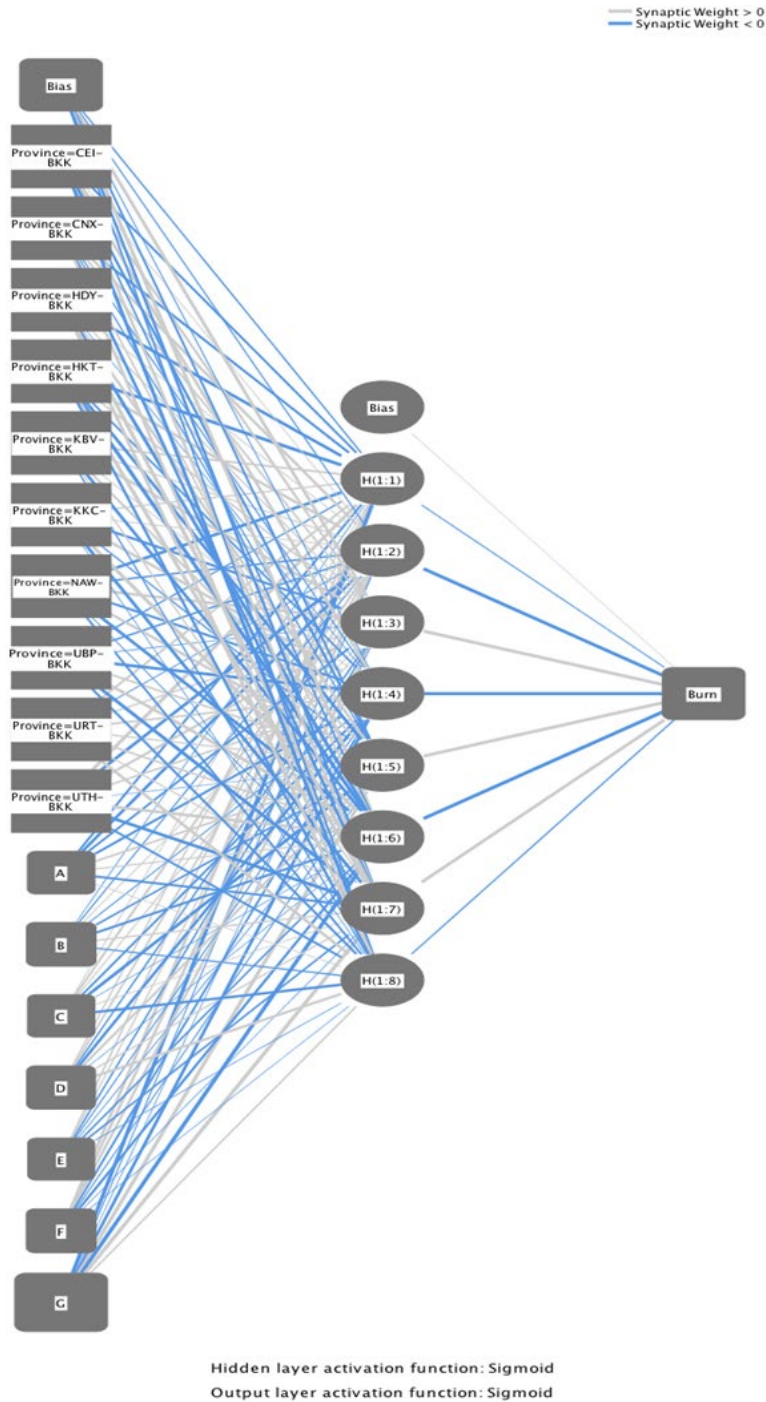
$$\hat{Y} = \frac{1}{1 + e^{-\left[\left(\frac{1}{1+e^{-(X_N \times W)}}\right)^* \times V\right]}}$$

$$L = \hat{Y} \times (Y_{max} - Y_{min}) + Y_{min}$$

- X คือ Matrix ค่าตัวแปรต้นต่าง ๆ (Input)
- X_N คือ Scaled Matrix ค่าตัวแปรต้นต่าง ๆ (Input)
- W คือ Matrix ค่า Weight ของตัวแปรต้น (Input)
- V คือ Matrix ค่า Weight ไปยัง Output Layer
- \hat{Y} คือ Scaled Predicted Fuel Burn
- Y_{min} คือ Minimum Actual Burn-off Fuel
- Y_{max} คือ Maximum Actual Burn-off Fuel
- L คือ Predicted Fuel Burn

โปรแกรม IBM SPSS ในส่วนของ Neural Networks: Multilayer Perceptron ให้ค่าที่จำเป็นอย่างยิ่งต่อการสร้างสมการทำนาย โดยให้ค่าน้ำหนักซึ่งเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของสมการ และค่าความเอนเอียง (Bias) เป็นค่าคงที่ของสมการ ซึ่งเพียงพอสำหรับผู้วิจัยที่จะสามารถนำไปสร้างสมการทำนายได้ รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการวิจัยฉบับนี้มีสัดส่วน คือ ชั้นรับเข้า : ชั้นซ่อน : ชั้นส่งออก = 17 : 8 : 1 โดยสัดส่วนดังกล่าวนี้ ยังไม่รวมถึงค่าความเอนเอียงชั้นรับเข้าจำนวน 1 โหนด และค่าความเอนเอียงชั้นซ่อน จำนวน 1 โหนด

นอกจากนี้ผู้เชี่ยวชาญทุกท่านได้พิจารณาการสร้างสมการทำนายความสัมพันธ์เชิงซ้อนซึ่งเป็นตัวแบบทางคณิตศาสตร์ของผู้วิจัย โดยมีความเห็นที่สอดคล้องไปในแนวทางเดียวกันว่าโปรแกรมและรูปแบบทางคณิตศาสตร์ที่ผู้วิจัยได้จัดทำนั้นมีความถูกต้อง



ภาพที่ 6 แผนผังโครงข่ายประสาทเทียมของสมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงแบบ 17 : 8 : 1

ผู้วิจัยจึงได้ทำการทดลองป้อนข้อมูลตลอดจนจัดรูปแบบการคำนวณให้สอดคล้องกับสมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงลงในโปรแกรมไมโครซอฟต์เอ็กเซล ซึ่งถือเป็นตัวแทนของสมการทำนายและเป็นระบบคำนวณหลักของงานวิจัยฉบับนี้ อีกทั้งยังจัดทำทดสอบความเที่ยงตรงหรือความตรงของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยวิธีการเปรียบเทียบกันระหว่างการใช้ระบบปฏิบัติการคอมพิวเตอร์ออนไลน์ Google Colab กับวิธีทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงในโปรแกรมไมโครซอฟต์เอ็กเซลพบว่า ค่าความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงที่ได้จากทั้งสองวิธีมี

ความตรงกันถึงทศนิยมตำแหน่งที่ 5 ตัวอย่างเช่น ชุดข้อมูลบรรทัดแรกสมการทำนายที่ผ่านการแสดงผลโดยโปรแกรม ไมโครซอฟต์เอ็กเซลให้ค่าทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิง หรือ Predicted Fuel Burn เป็น 2092.13746 กิโลกรัม ในขณะที่ Google Colab ให้ค่าทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงเป็น 2092.1374602107785 กิโลกรัม

ตารางที่ 5 ตัวอย่างการระบุค่าสำหรับปัจจัยต่าง ๆ ในโปรแกรมไมโครซอฟต์เอ็กเซลซึ่งเป็นระบบคำนวณหลัก

Input Layer with Bias																		
Route	BIAS	CEI	CNX	HDY	HKT	KBV	KKC	NAW	UBP	URT	UTH	A	B	C	D	E	F	G
KKC-BKK	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.5	2198

ผลการพยากรณ์ข้อมูลในอดีตระหว่างวันที่ 1 เมษายน 2562 ถึง 31 มีนาคม 2563 โดยจำลองสถานการณ์กับสมการทำนายความสิ้นเปลืองเพื่อเปรียบเทียบค่าใช้จ่าย (Burn Lost Cost) พบว่าการที่กัปตันใช้ประสบการณ์เพียงอย่างเดียวตัดสินใจระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ ทำให้บริษัทต้องสูญเสียค่าใช้จ่ายมากกว่ากรณีที่ใช้ตัวแบบพยากรณ์ทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงทำการระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ เมื่อรวมทุกเส้นทางบินทั้งสิ้น 10 เส้นทางบินนั้นจะเป็นจำนวนเงิน 10,929,197.60 บาท และการพิจารณาความคลาดเคลื่อนของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษเปรียบเทียบกับความคลาดเคลื่อนของการตัดสินใจสั่งเชื้อเพลิงของกัปตันพบว่า การตัดสินใจของกัปตันโดยใช้ประสบการณ์เพียงอย่างเดียวก่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการสั่งเชื้อเพลิงเมื่อเทียบกับปริมาณที่เครื่องบินเผาผลาญจริง (Actual Burn-off Fuel) คิดเป็นความคลาดเคลื่อนจำนวน 300,751 กิโลกรัม ในขณะที่ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ ได้ระบุความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงซึ่งก่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการสั่งเชื้อเพลิงเมื่อเทียบกับปริมาณที่เครื่องบินเผาผลาญจริง คิดเป็นความคลาดเคลื่อนจำนวนเพียง 51,781 กิโลกรัม

ส่วนการทดสอบไปข้างหน้า (Forward Test) ในเที่ยวบินจริงเป็นจำนวน 19 เที่ยวบินดังตารางที่ 6 นั้น ได้ทำการระบุค่าระดับของปัจจัยตัดสินใจในปัจจัย A-F ให้สอดคล้องกับข้อมูลปฏิบัติการบินของแต่ละเที่ยวบิน ในขณะที่เอกสารดังกล่าวก็ได้แสดงค่าปัจจัย G ซึ่งเป็นค่าความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงที่บริษัทวางแผนไว้ในแต่ละเที่ยวบิน (Plan Burn-off Fuel) ด้วย

ซึ่งข้อมูลแต่ละเที่ยวบินดังกล่าวนี้เมื่อทำการป้อนค่าในตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ ก็จะทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงในหลักตาราง ‘Pred.Burn’ (Predicted Fuel Burn) โดยสมการค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ คือ

$$Relative\ Error = \frac{|Predict - Actual|}{Actual}$$

ในส่วนของการทดสอบการใช้งานจริงนั้น นับตั้งแต่ผู้วิจัยได้กำหนดสมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงตั้งแต่วันที่ 12 พฤษภาคม 2565 ผู้วิจัยได้ให้นักบินสายการบินไทยสมายล์ทำการทดลองใช้งานตัวแบบพยากรณ์ความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงและปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ โดยให้มีการพยากรณ์ก่อนทำการบินในบางเที่ยวบิน ทำให้ได้ผลการทดสอบการใช้งานจริงจำนวน 19 เที่ยวบินดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ผลการทดสอบไปข้างหน้าโดยนักบินที่ทำการบินในห้วงพฤษภาคม-มิถุนายน พ.ศ.2565

Flight No.	Route	A	B	C	D	E	F	G	Pred.Burn	Actual Burn	Error	%	Relative Err
1 WE212	HKT-BKK	0.1	0.1	0.5	0.5	0.1	0.1	3405	3220	2900	320	11.034483	0.1103448
2 WE206	HKT-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	3376	3322	3020	302	10	0.1
3 WE111	CNX-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	2878	2872	2720	152	5.5882353	0.0558824
4 Flight Jo	HKT-BKK	0.1	0.1	0.1	0.5	0.1	0.1	3283	3200	2840	360	12.676056	0.1267606
5 Flight Jo	KKC-BKK	0.1	0.5	0.1	0.8	0.1	0.1	2148	2068	2140	-72	-3.364486	0.0336449
6 Flight Jo	HDY-BKK	0.5	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	3311	3365	3200	165	5.15625	0.0515625
7 Flight Jo	NAW-BKK	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	3447	3470	3200	270	8.4375	0.084375
8 Flight Jo	CEI-BKK	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	0.5	3207	2909	2900	9	0.3103448	0.0031034
9 WE043	KKC-BKK	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	2093	2010	2080	-70	-3.365385	0.0336538
10 WE214	HKT-BKK	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	3094	3201	2940	261	8.877551	0.0887755
11 WE216	HKT-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	3440	3337	3100	237	7.6451613	0.0764516
12 WE286	HKT-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	3458	3342	3420	-78	-2.280702	0.022807
13 WE258	URT-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	2663	2771	2400	371	15.458333	0.1545833
14 WE206	HKT-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	3462	3343	2960	383	12.939189	0.1293919
15 WE111	CNX-BKK	0.1	0.5	0.1	0.8	0.1	0.1	2911	2917	2700	217	8.4375	0.084375
16 WE268	HDY-BKK	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	3239	3302	2990	312	10.434783	0.1043478
17 WE021	UBP-BKK	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.1	2355	2466	2200	266	12.090909	0.1209091
18 WE250	KBV-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	2868	3175	2800	375	13.392857	0.1339286
19 WE005	UTH-BKK	0.1	0.5	0.5	0.8	0.1	0.1	2504	2541	2370	171	7.2151899	0.0721519
												Sum of RE	1.5830445
												FWD Test Relative Error	0.0833181

โดยพบว่า การทดสอบไปข้างหน้า (Forward Test) มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เป็น 0.0833 หรือ 8.33% ในขณะที่การทดสอบย้อนกลับ (Backward Test) กับกลุ่มชุดข้อมูลในอดีตทั้งหมด 427 ชุดข้อมูล ที่ผู้วิจัยได้ใช้สร้างสมการทำนายนั้นพบว่า มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ 0.04819 หรือ 4.819% และจากผลการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่า สมการของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ ซึ่งได้จากการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมชุดนี้มีความเที่ยงตรง (Validity) ถึงทศนิยมตำแหน่งที่ 5 เป็นผลจะทำให้กลุ่มนักบินที่ใช้สมการทำนายฯ มีความมั่นใจว่าได้ตัดสินใจอย่างไม่ผิดพลาดต่อการระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ ซึ่งอยู่บนพื้นฐานของข้อมูลด้านการบินในอดีต

สรุปผลการวิจัย

จากวัตถุประสงค์ด้านการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ นั้น สมการที่พัฒนาขึ้นมาได้ คือ

$$\text{Predicted Fuel Burn} = \hat{Y} \times (Y_{max} - Y_{min}) + Y_{min}$$

การใช้สมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงทำงานในนามของตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ ระหว่างวันที่ 1 เมษายน 2562 ถึง 31 มีนาคม 2563 นั้นจะทำให้สายการบินไทยสมายล์สามารถประหยัดค่าใช้จ่ายได้จำนวน 10,929,197.60 บาท ซึ่งถือเป็นการลดต้นทุนจากการบรรทุกน้ำหนักเชื้อเพลิงส่วนเกิน สร้างความสมดุลให้ครอบคลุมทั้งด้านเศรษฐศาสตร์และมาตรฐานความปลอดภัยด้านการบิน โดยส่งผลถึงความประหยัดต้นทุนเชื้อเพลิง และช่วยปรับระดับของความปลอดภัยให้อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ในทำนองเดียวกันการป้อนข้อมูลด้านการบินในลักษณะการทดสอบไปข้างหน้า (Forward Test) เพื่อพยากรณ์ความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงนั้น พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Relative Error) เป็น 0.0833 หรือ 8.33% ดังตารางที่ 6 ซึ่งสามารถกล่าวได้ว่าตัวแบบฯ มีค่าความถูกต้อง 91.67% ในขณะที่การทดสอบย้อนกลับ (Backward Test) กับกลุ่มชุดข้อมูลในอดีตทั้งหมด 427 ชุดข้อมูล พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เป็น 0.04819 หรือ 4.819%

อภิปรายผล

จากค่าความถูกต้องและค่าความคลาดเคลื่อนที่กล่าวมาข้างต้นสามารถกล่าวได้ว่า ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษ ซึ่งใช้การวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมในการดำเนินการนั้น สอดคล้องกับระบบทำนายความขัดแย้งของอากาศยานด้วยพื้นฐานโครงข่ายประสาทในท่าทางการบินขณะเข้าสู่สนามช่วงสุดท้าย (Final Approach) (Casado and Bermúdez, 2020) ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการที่จะควบคุมให้ระยะห่างระหว่างเครื่องบินที่ร่อนลงสนามนั้นมีระยะตามที่กำหนดในกฎการบินโดยถือว่าเป็นเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจ ทั้งสำหรับผู้ควบคุมการจราจรทางอากาศและนักบินที่กำลังทำการบิน ซึ่งงานวิจัยฉบับดังกล่าวมีการทำนายที่แม่นยำมากกว่า 97% นอกจากนี้งานของผู้วิจัยยังมีประสิทธิภาพเช่นเดียวกับระบบพยากรณ์ความเสี่ยงภาวะหมอนรองกระดูกทับเส้นประสาทผ่านสมาร์ตโฟนด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Hongboonmee, 2021) ซึ่งมีค่าความถูกต้อง 94.60% อันเป็นเหตุสนับสนุนได้ว่า สมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงของผู้วิจัยที่ใช้การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ก็สามารถระบุปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษได้อย่างเหมาะสมและแม่นยำเช่นเดียวกับระบบพยากรณ์อื่นที่ใช้การวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมด้วยเช่นกัน งานวิจัยฉบับนี้นอกจากจะส่งผลถึงความสะดวกในการวางแผนด้านการบินแล้ว ยังทำให้เกิดความปลอดภัยที่ก้าวหน้าขึ้นในอีกทางหนึ่งซึ่งถือเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างที่สุดในอุตสาหกรรมการบิน (Eiampan, 2019)

ข้อเสนอแนะ

1. ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้

1.1 งานวิจัยฉบับนี้หากใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการปฏิบัติการบิน ให้เน้นการใช้โดยพิจารณาร่วมกับกฎการบินของแต่ละบริษัทอย่างเคร่งครัด และนักบินที่ใช้ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ ต้องเป็นผู้ที่มีวินัยด้านการบินที่ดี เนื่องจากตัวแบบฯ นี้จัดทำขึ้นด้วยข้อจำกัดด้านการกระจายตัวของข้อมูลซึ่งอาจมีผลต่อความแม่นยำในบางกรณี ดังนั้นไม่ว่าสมการทำนายความสิ้นเปลืองเชื้อเพลิงจะให้ค่า Predicted Fuel Burn เท่าใด ก็ปัดต้นจะต้องไม่สั่งเชื้อเพลิงต่ำกว่าปริมาณเชื้อเพลิงขั้นต่ำระบุไว้ในกฎการบิน

1.2 ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณเชื้อเพลิงเพิ่มพิเศษฯ นี้สามารถประยุกต์ใช้กับเครื่องบินรุ่นอื่นได้

2. ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

สามารถนำการพัฒนาครั้งนี้ไปประยุกต์ใช้กับอุตสาหกรรมอื่นที่ใกล้เคียงได้ เช่น อุตสาหกรรมยานยนต์หรือการขนส่ง ซึ่งจะสร้างคุณูปการต่อประเทศชาติได้มากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- Casado, R., and Bermúdez, A. (2020). Neural Network-Based Aircraft Conflict Prediction in Final Approach Maneuvers. *Electronics*, 9(10), 1708.
- Chiewchanwattana, S. (2020). *Artificial Neural Networks*. Khon Kaen: Klungnan Vitthaya. (in Thai)
- Eiampan, T. (2019). Human Error Management in Aviation. *Sripatum Review of Humanities and Social Sciences*, 19(2), 166-176. (in Thai)

- Hongboonmee, N. (2021). Predictive System for Risk of Herniated Disc via Smartphone using Data Mining Techniques. *Sripatum Review of Science and Technology*, 13(1), 128-143. (in Thai)
- Kanthananon, K. (2018). *Statistical Forecasting*. Bangkok: Se-Education. (in Thai)
- Kengpol, A., and Wangkananon, W. (2015). An assessment of customer contentment for ready-to-drink tea flavor notes using artificial neural networks. In V. Kachitvichyanukul, K. Sethanan, P. Golinska-Dawson (Eds.), *Toward sustainable operations of supply chain and logistics systems*. (pp. 421-434). Springer.
- Mazraati, M., and Alyousif, O. M. (2009). Aviation Fuel Demand Modelling in OECD and Developing Countries: Impacts of Fuel Efficiency. *OPEC Energy Review*, 33(1), 23-46.
- Paul, S., Kapoor, K., Jasani, D., Dudhwewala, R., Gowda, V. B., and Nair, T. R. (2010). Application of artificial neural networks in aircraft maintenance, repair and overhaul solutions. *The Proceedings of Total Engineering, Analysis and Manufacturing Technologies [TEAMTECH2008]*, 22nd- 24th September 2008 at IISc, Bangalore, 42-48.
- Singh, V., and Sharma, S. K. (2014). Evolving Base for The Fuel Consumption Optimization in Indian Air Transport: Application of Structural Equation Modeling. *European Transport Research Review*, 6(3), 315-332.
- Singh, V., and Sharma, S. K. (2015). Fuel Consumption Optimization in Air Transport: A Review, Classification, Critique, Simple Meta-analysis, and Future Research Implications. *European Transport Research Review*, 7(2), 1-24.
- Sirinaovakul, B. (2013). *Artificial Intelligence: Swarm Intelligence*. Bangkok: Top. (in Thai)
- Thai Smile Airways Co., Ltd. (2020a). *Operation Manual Part A (Unpublished confidential document)*. Bangkok: Thai Smile Airways Co., Ltd.
- Thai Smile Airways Co., Ltd. (2020b). *Thai Smile Airways' expense of Fuel: Paper presentation in Thai Airways International Public Company Limited's Board Meeting*. Bangkok: Thai Airways International Public Company. (in Thai)