

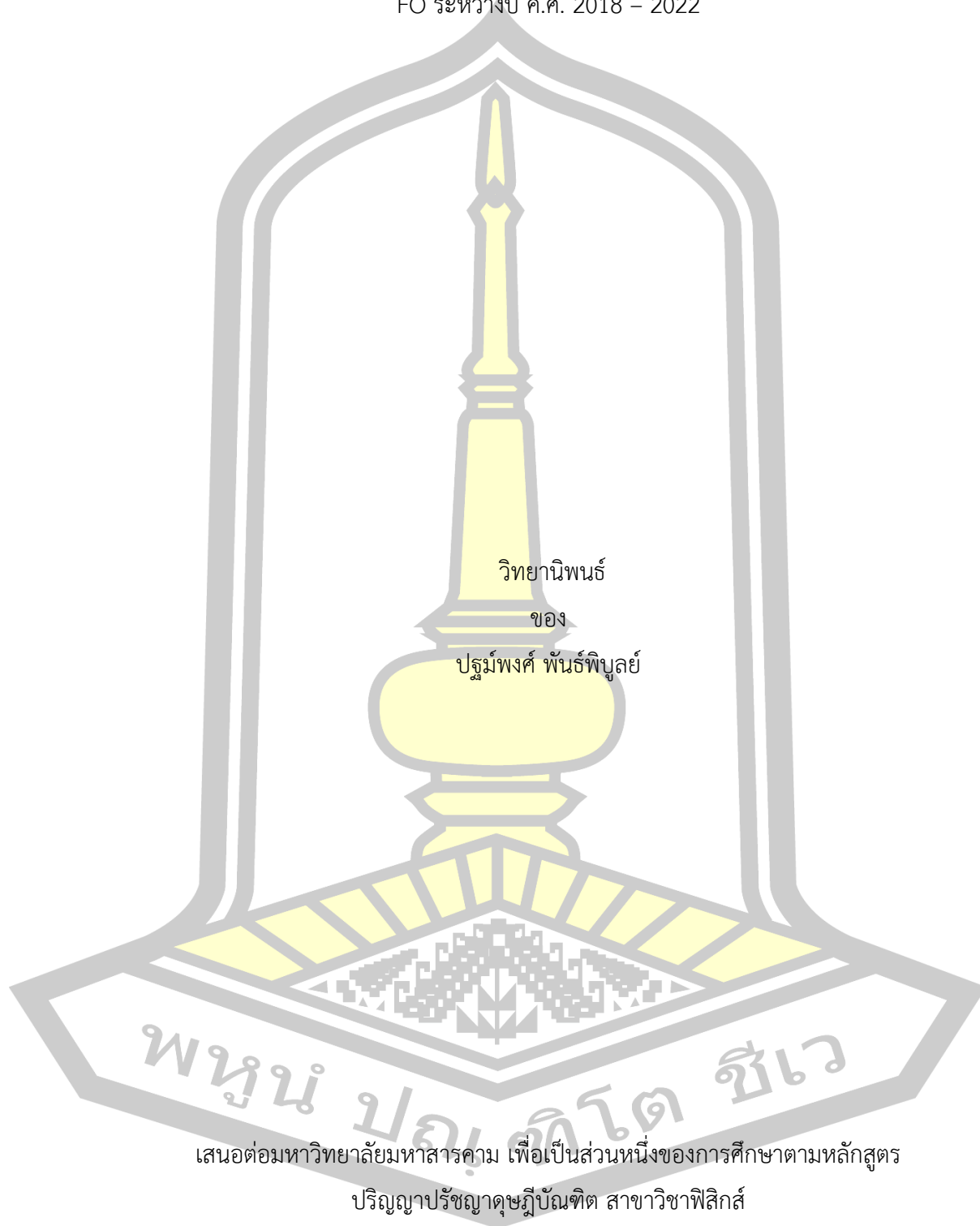
การพัฒนาวิธีวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ระหว่างปี ค.ศ. 2018 – 2022

วิทยานิพนธ์
ของ
ปฐมพงศ์ พันธุ์พิบูลย์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์
เมษายน 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพัฒนาวิธีวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-
FO ระหว่างปี ค.ศ. 2018 – 2022



เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

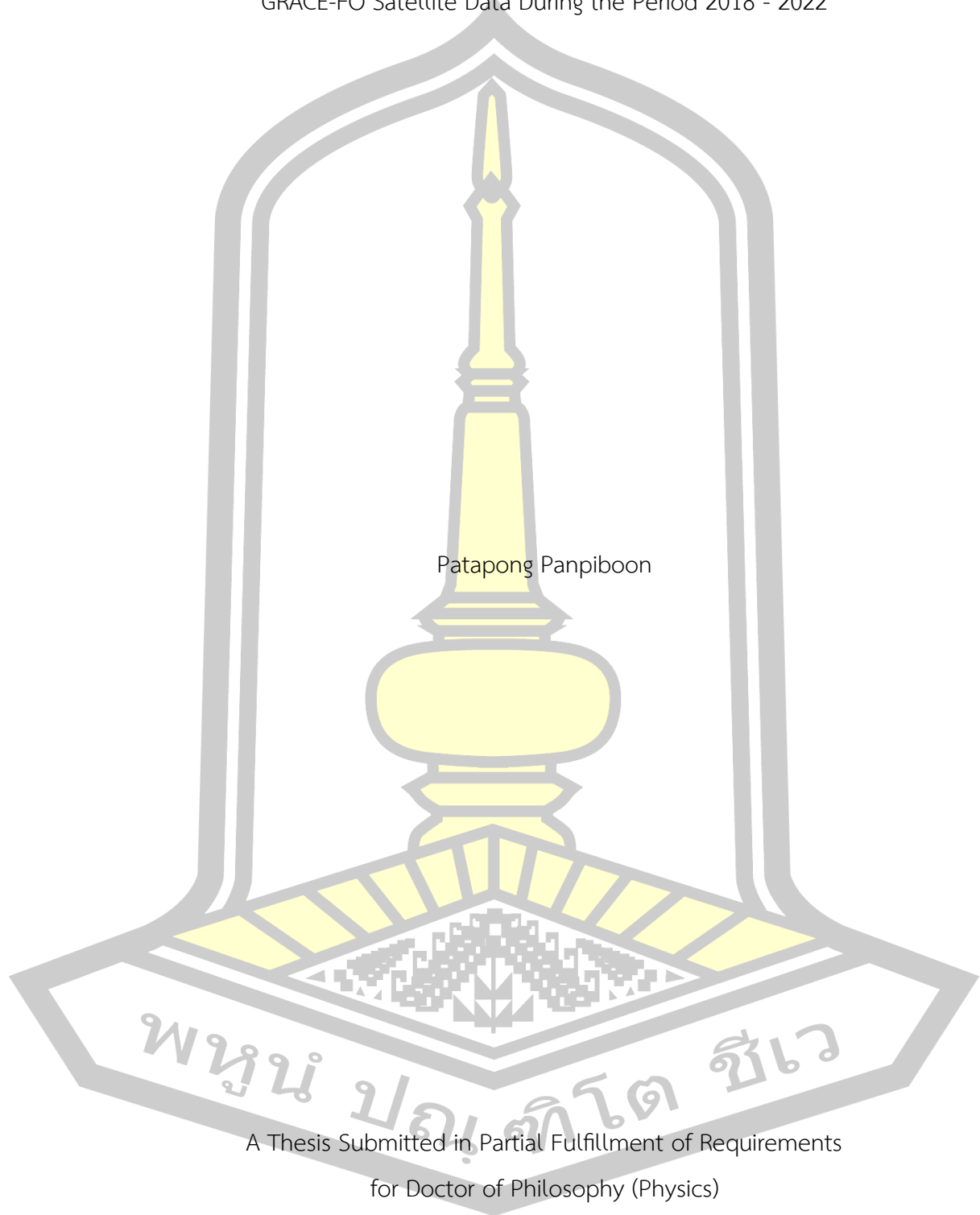
ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์

เมษายน 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Development of Method for Analyzing and Forecasting Thermospheric Density Using
GRACE-FO Satellite Data During the Period 2018 - 2022

Patapong Panpiboon



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Doctor of Philosophy (Physics)

April 2024

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายปฐมพงศ์ พันธุ์พิบูลย์
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชา
ฟิสิกส์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ศ. ดร. พรชัย ทรัพย์นิธิ)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รศ. ดร. ธนา ยีรัมย์)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. อธิวัฒน์ เหล่าสุวรรณ)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. เจษฎา จูริมาศ)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. ประธาน ศรีวิไล)

มหาวิทยาลัยขอนแก่นให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ศ. ดร. ไพโรจน์ ประมวล)

คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การพัฒนาวิธีวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ระหว่างปี ค.ศ. 2018 – 2022		
ผู้วิจัย	ปฐมพงศ์ พันธุ์พิบูลย์		
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์ ดร. ธนา ยีรัมย์		
ปริญญา	ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต	สาขาวิชา	ฟิสิกส์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2567

บทคัดย่อ

ภารกิจด้านเทคโนโลยีอวกาศได้รับผลกระทบอย่างมากจากการผันแปรสนามแม่เหล็กของดวงอาทิตย์ ซึ่งส่งผลต่อการออกแบบภารกิจทั้งการส่งยานอวกาศ การลงจอดและการโคจรของดาวเทียมอย่างปลอดภัย เพื่อให้เข้าใจถึงผลกระทบที่เกิดจากการลากในชั้นบรรยากาศเนื่องจากการผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ งานวิจัยนี้ได้ตรวจสอบและนำเสนอการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างช่วงที่สนามแม่เหล็กโลกถูกรบกวนและช่วงที่สนามแม่เหล็กโลกเงียบสงบตั้งแต่ปี ค.ศ. 2018 ถึง ค.ศ. 2022 โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO 1 ดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แสดงความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลก (ดัชนี SymH และดัชนี ap60) และดัชนีสุริยะ (ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II) ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกมีแนวโน้มลดลงตามระดับความสูงที่เพิ่มขึ้น ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ความหนาแน่นเฉลี่ยในฤดูใบไม้ร่วงมีค่ามากที่สุดตรงข้ามกับฤดูร้อนที่มีค่าต่ำสุด ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นความหนาแน่นเฉลี่ยในฤดูใบไม้ผลิมีค่ามากที่สุดตรงข้ามกับฤดูใบไม้ร่วงที่มีค่าต่ำสุด การเปรียบเทียบพายุแม่เหล็กโลกที่มีตัวขับเคลื่อนเป็นกระแสลมสุริยะความเร็วสูง (high-speed solar wind streams; HSS) และการพ่นมวลโคโรนา (coronal mass ejection; CME) พบว่าเหตุการณ์ HSS ทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นเล็กน้อยแต่คงสภาวะการเพิ่มขึ้นเป็นช่วงเวลายาวนานในขณะที่เหตุการณ์ CME ทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นอย่างมากและเพิ่มขึ้นอย่างฉับพลันสอดคล้องกับกิจกรรมการเปล่งแสงออโรรา ณ บริเวณละติจูดสูง เหตุการณ์ CME มีการตอบสนองที่รวดเร็วกว่าเหตุการณ์ HSS งานวิจัยนี้ใช้วิธี Linear Superposition (LSP) และวิธี Multi-Layer Perceptron (MLP) ในการสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพื่อใช้สำหรับการทำนายค่าความหนาแน่นจากดัชนีสนามแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ ใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Mode Decomposition; EMD) แยกข้อมูลดัชนี Ap ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II ออกเป็นดัชนีละ 7 ฟังก์ชันโหมดแท้จริง (Intrinsic Mode Functions; IMF) พบว่าการใช้โครงข่าย

ประสาทเทียมวิธี MLP มีประสิทธิภาพมากกว่าการคำนวณเชิงตัวเลขด้วยวิธี LSP การพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยการเรียนรู้เชิงลึก 2 วิธี คือวิธี Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) และวิธี Gated Recurrent Unit (GRU) ใช้ EMD แยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เป็น IMF ที่มีความถี่แตกต่างกัน พบว่า ρ , IMF-1, 2, 3, SymH และ ap60 เหมาะสมที่สุดสำหรับเป็นพารามิเตอร์สำหรับป้อนเข้าในแบบจำลองในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ในขณะที่ ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7 และ Mg II เหมาะสมที่สุดสำหรับเป็นพารามิเตอร์สำหรับป้อนเข้าในแบบจำลองในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น แบบจำลอง GRU มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM และมีประสิทธิภาพในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมากกว่าในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลองและการวิเคราะห์กรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์ในสภาวะแม่เหล็กโลกที่แตกต่างกันได้แก่ เหตุการณ์ CME เหตุการณ์ SIR-HSS เหตุการณ์ Quiet และเหตุการณ์ CME-CME โดยสามเหตุการณ์แรกอยู่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดในขณะที่เหตุการณ์ CME-CME อยู่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น การพยากรณ์แบบรายชั่วโมงในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU มีความเหมาะสมมากกว่าแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 การศึกษานี้ให้ข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่าสำหรับนักวิจัยและผู้ประกอบการที่สนใจในการสร้างแบบจำลองการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญสำหรับเทคโนโลยีอวกาศที่มีมูลค่าสูง อีกทั้งยังขยายองค์ความรู้พื้นฐานเพื่ออธิบายสาเหตุของการลากดาวเทียม

คำสำคัญ : สภาพอวกาศ, ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์, การลากดาวเทียม, การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์, โครงข่ายประสาทเทียม

พูน ปณ จิต ชีเว

TITLE	Development of Method for Analyzing and Forecasting Thermospheric Density Using GRACE-FO Satellite Data During the Period 2018 - 2022		
AUTHOR	Patapong Panpiboon		
ADVISORS	Associate Professor Thana Yeeram , Ph.D.		
DEGREE	Doctor of Philosophy	MAJOR	Physics
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2024

ABSTRACT

Space technology missions are significantly impacted by the magnetic variations of the Sun, which affect the design of launch missions to the safe landing of spacecraft on Earth. To better understand the potential effects of atmospheric drag induced by the variation in thermospheric density caused, this work investigates and present predictions of this variation under disturbed and quiet conditions from 2018 to 2022 using data from the GRACE-FO 1, Swarm-A and Swarm-B satellites. Correlation coefficient shows a complex and non-linear relationship between the thermospheric density and the geomagnetic index (SymH and ap60 index) and solar index (F10.7 and Mg II index). Thermospheric density during the quiet time of geomagnetic storms tends to decrease as altitude rises. Autumn has the highest average density during the minimum phase, while summer has the lowest values. The average density is the highest in the spring and the lowest in the fall during the rising phase. Comparing geomagnetic storms driven by high-speed solar wind streams (HSS) and those driven by coronal mass ejection (CME), it was found that HSS driven storms cause a weak but sustained thermospheric density enhancements, while CME-driven storms cause a sudden and sharp thermospheric density enhancement that is consistent with auroral activity at high latitudes. The thermospheric density responses at various altitudes shows that CME events respond more rapidly than HSS events. This work uses the Linear Superposition (LSP) and Multi-Layer Perceptron (MLP) methods to synthesize thermospheric density data for density prediction from the geomagnetic index and

solar indices. Empirical mode decomposition (EMD) is used to decompose the Ap, F10.7, and Mg II indices into Intrinsic Mode Functions (IMF), with each index having up to 7 IMFs. This result shows that using the MLP neural network is more efficient than the numerical method with LSP. Thermospheric density variations are predicted using two deep learning methods: Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU). This process uses EMD to decompose IMF of thermospheric density data at different frequencies. The results of this process show that ρ , IMF-1, 2, 3, SymH and ap60 are most suitable as input features to the model of minimum phase, while ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7 and Mg II are most suitable as input features to the model of rising phase. The GRU has better prediction performance than the Bi-LSTM and is more effective during the period of rising phase than minimum phase. In addition, this research compares the prediction performance of the models and analyzes the case studies of four events on different geomagnetic conditions: CME event, SIR-HSS event, Quiet event, and CME-CME event. In the above case studies, the first three events are in the minimum phase while the CME-CME events are in the rising phase. Hourly forecasting in this research results show that Bi-LSTM and GRU are more suitable than NRLMSIS 2.0 model. This study provides valuable insights for researchers and operators interested in modeling thermospheric density variations, a key factor for high-value space technologies. It also expands basic knowledge on explaining the causes of satellite drag.

Keyword : Space weather, Thermospheric density, Satellite drag, Empirical Mode Decomposition, Neural Network

พหุ ประสิทธิภาพ

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดีเพราะอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ขอขอบพระคุณท่านรองศาสตราจารย์ ดร.ธนา ยีรัมย์ ที่ได้ให้คำปรึกษา คำแนะนำ พร้อมทั้งคอยให้กำลังใจ และขอขอบพระคุณท่านศาสตราจารย์ ดร.พรชัย ทรัพย์นิธิ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ให้คำปรึกษาอันมีคุณค่าในการปรับปรุงแก้ไขเนื้อหาวิทยานิพนธ์เล่มนี้

การศึกษาระดับปรัชญาดุษฎีบัณฑิตและการทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้รับทุนสนับสนุนชื่อ “ทุนนักศึกษาช่วยวิจัย” จากสถาบันวิจัยดาราศาสตร์แห่งชาติ (องค์การมหาชน) โดยได้รับการดูแลและให้คำปรึกษาจาก ดร.กัณฑ์ธนากร น้อยเสนา

ขอขอบพระคุณแหล่งที่มาของข้อมูลที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ ได้แก่ ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO 1 ในโครงการ TOLEOS ข้อมูลจุดมืดจากหอดูดาว WDC-SILSO ในกรุงบรัสเซลส์ ประเทศเบลเยียม ข้อมูลดัชนีสนามแม่เหล็กโลก ap60 จากศูนย์วิจัยธรณีศาสตร์แห่งเยอรมัน Helmholtz Center Potsdam ข้อมูลการแผ่รังสี EUV หรือดัชนี Mg II จากสถาบันฟิสิกส์สิ่งแวดล้อมมหาวิทยาลัยเบอร์เมน ประเทศเยอรมันนี ข้อมูลดัชนีสุริยะ F10.7 ดัชนีสนามแม่เหล็กโลก SymH ดัชนี Kp ดัชนีสนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์ $|B|$ และ Bz ความดันพลวัตของลมสุริยะ P ความเร็วลมสุริยะ Vx จาก OMNIWeb และข้อมูลการทำนายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 จาก CCMC และ NASA

ขอขอบพระคุณอาจารย์ประจำหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ได้แก่รองศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา จูริมาศ รองศาสตราจารย์ ดร.พรรณวดี จูริมาศ และรองศาสตราจารย์ ดร.อรรพวรรณ ฤทธิเดช รวมทั้งอาจารย์ผู้สอนในหลักสูตร ได้แก่รองศาสตราจารย์ ดร.ปวีณา เหลากุล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ประธาน ศรีวิไล และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กฤษณพงศ์ ลิ้มตระกูล ที่คอยติดตามความก้าวหน้าของวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณบิดาและมารดาที่คอยให้กำลังใจและให้การช่วยเหลือสนับสนุนทั้งด้านการศึกษาและการดำเนินชีวิต ขอขอบพระคุณภรรยาที่คอยให้กำลังใจและการพิจารณาช่วยเหลือด้านทุนการศึกษา และสุดท้ายขอขอบคุณบุตรสาวและบุตรชายที่เป็นกำลังใจสูงสุดในการศึกษาระดับปริญญาเอกและการทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

ปฐมพงศ์ พันธุ์พิบูลย์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ฉ
กิตติกรรมประกาศ.....	ช
สารบัญ.....	ณ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ.....	ฐ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	4
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	4
1.4 สถานที่ทำงานวิจัย.....	5
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	7
2.2 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	8
2.2.1 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการลาก	8
2.2.2 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ Ballistic.....	12
2.2.3 เครื่องปรับสมดุลเนื่องจากการลากในชั้นบรรยากาศ	13
2.2.4 สเปกโตรมิเตอร์สำหรับตรวจวัดมวลของนิวตรอล.....	13
2.2.5 การสำรวจระยะไกลด้วยรังสีอัลตราไวโอเลต.....	14
2.2.6 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธีอื่น ๆ	15

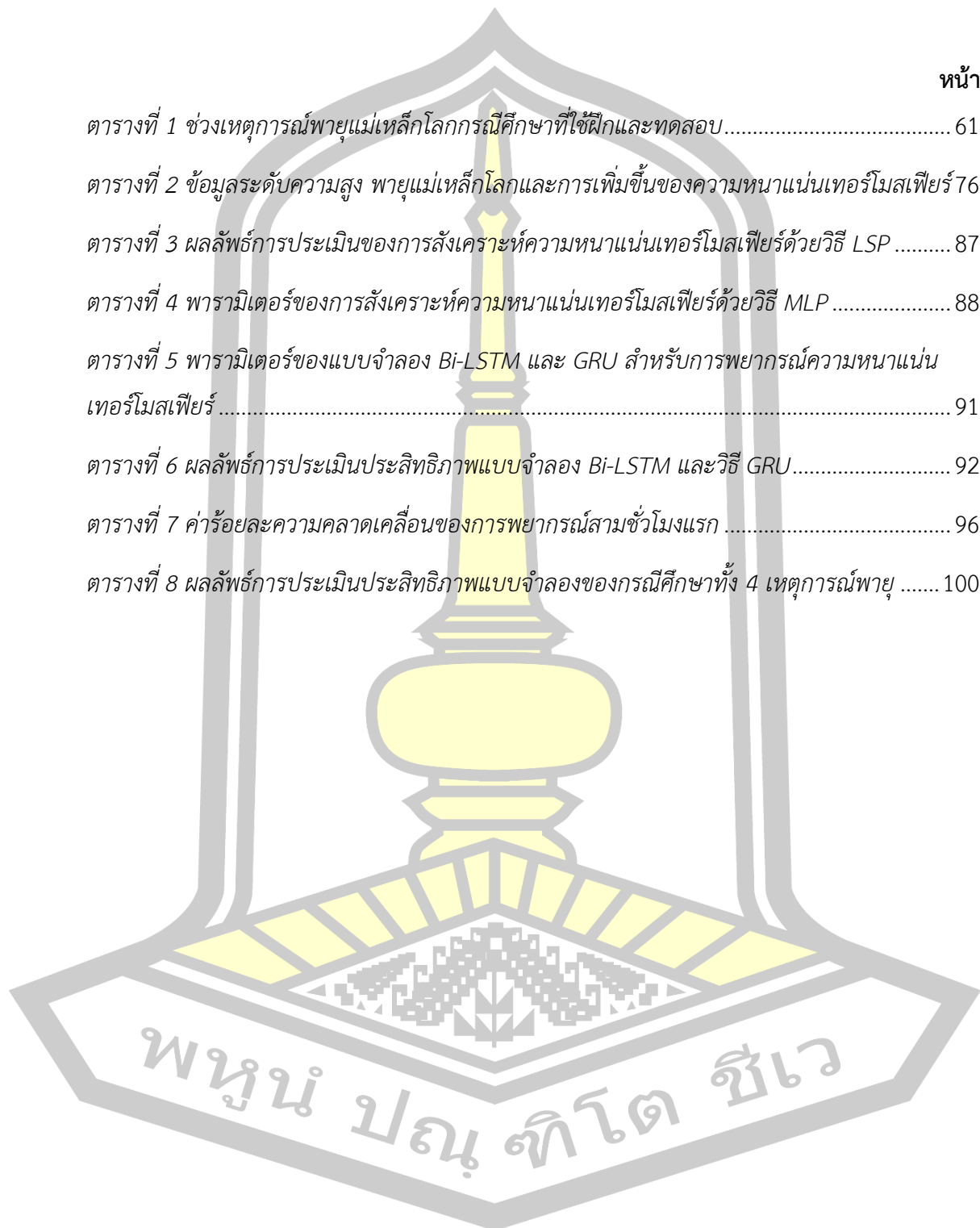
2.3 ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO	15
2.4 แบบจำลองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	18
2.4.1 แบบจำลองเชิงประจักษ์.....	22
2.4.2 แบบจำลองเชิงกายภาพ	24
2.5 การตอบสนองต่อกัมมันตภาพสุริยะของเทอร์โมสเฟียร์	26
2.6 การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์.....	29
2.6.1 กระบวนการกรองสัญญาณ.....	30
2.6.2 ฟังก์ชันโหมดแท้จริง	32
2.6.3 แอมพลิจูดและความถี่	33
2.7 การพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	36
2.7.1 วิธี Multi-Layer Perceptron.....	36
2.7.2 วิธี Bidirectional Long Short-Term Memory	40
2.7.3 วิธี Gated Recurrent Unit.....	42
2.8 เครื่องมือสำหรับการประเมินแบบจำลอง	43
2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	44
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย	51
3.1 ศึกษาความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์	51
3.2 การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์	55
3.3 การสังเคราะห์และพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	56
บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปราย.....	62
4.1 ผลลัพธ์ความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์..	62
4.1.1 ความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ...	62
4.1.2 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก..	67
4.1.3 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ตามฤดูกาล	70

4.1.4 การเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกจากตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน.....	72
4.1.5 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ ขับเคลื่อนด้วย HSS และ CME.....	75
4.2 ผลลัพธ์การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	81
4.3 ผลลัพธ์การสังเคราะห์และการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์.....	87
4.4 ผลลัพธ์การเปรียบเทียบแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU กับ NRLMSIS 2.0	97
บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	111
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	111
5.2 ข้อเสนอแนะ	113
ภาคผนวก.....	114
ภาคผนวก ก ชุดข้อมูลและโปรแกรมคำนวณ.....	115
ภาคผนวก ข ผลงานตีพิมพ์.....	116
บรรณานุกรม.....	122
ประวัติผู้เขียน.....	142



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 ช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษาที่ใช้ฝึกและทดสอบ.....	61
ตารางที่ 2 ข้อมูลระดับความสูง พายุแม่เหล็กโลกและการเพิ่มขึ้นของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ 76	
ตารางที่ 3 ผลลัพธ์การประเมินของการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี LSP	87
ตารางที่ 4 พารามิเตอร์ของการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี MLP	88
ตารางที่ 5 พารามิเตอร์ของแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU สำหรับการพยากรณ์ความหนาแน่น เทอร์โมสเฟียร์	91
ตารางที่ 6 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM และวิธี GRU	92
ตารางที่ 7 ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สามชั่วโมงแรก	96
ตารางที่ 8 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองของกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุ	100



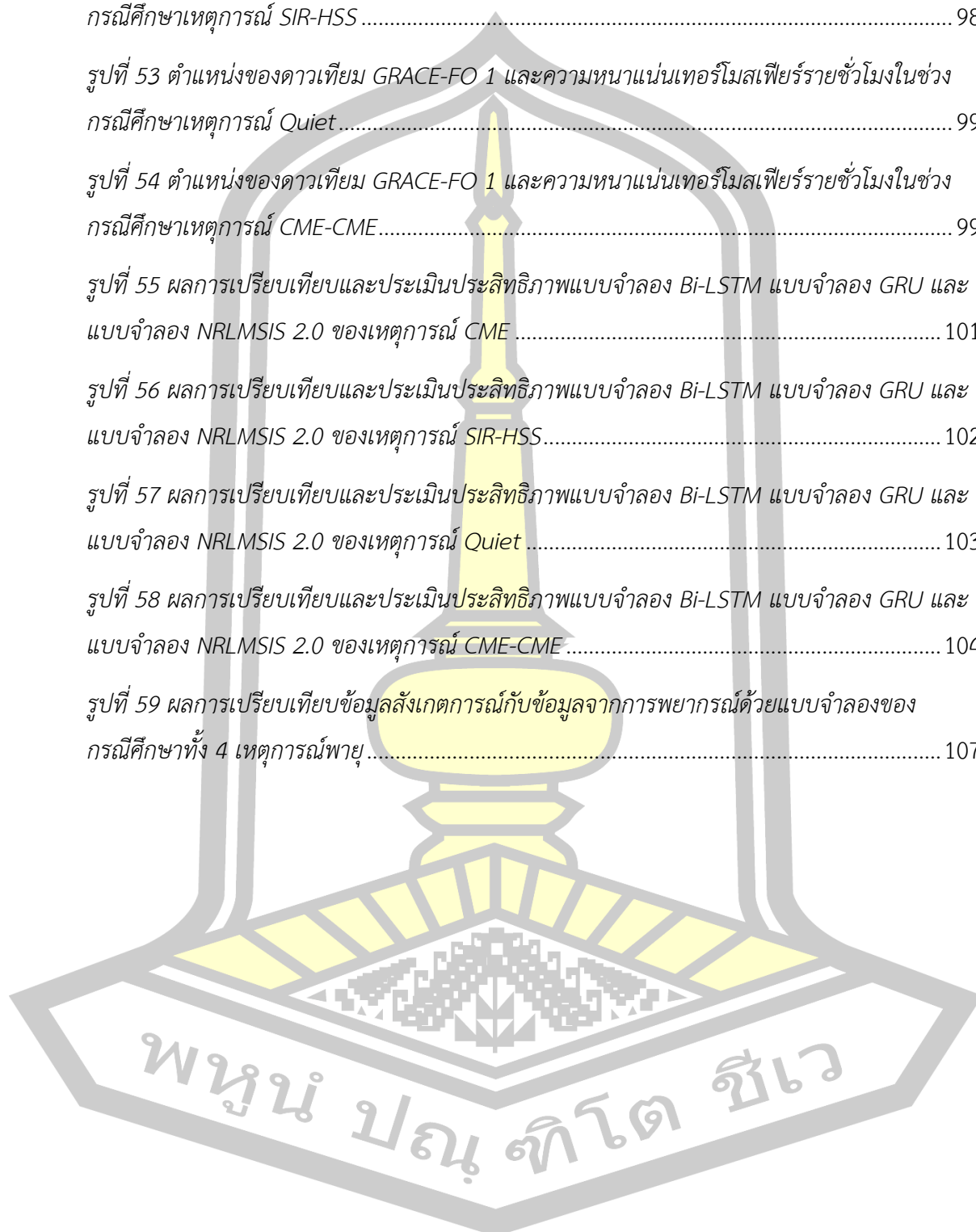
สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วง ค.ศ. 1967-2013 [39].....	11
รูปที่ 2 ดาวเทียม GRACE-FO โคจรรอบโลกเป็นคู่อยู่ห่างกันประมาณ 220 กิโลเมตร [70].....	16
รูปที่ 3 การกิจของโครงการโครงการ Swarm DISC [71]	17
รูปที่ 4 ชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO [72].....	18
รูปที่ 5 โปรไฟล์ความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์เฉลี่ยทั่วโลก [73]	20
รูปที่ 6 โปรไฟล์อุณหภูมิจากแบบจำลอง NRLMSISE-00 [77].....	21
รูปที่ 7 การตอบสนองของเทอร์โมสเฟียร์ต่อพายุแม่เหล็กโลก [12]	28
รูปที่ 8 ตำแหน่งค่า extrema ทั้งหมดของอนุกรมเวลา [116].....	30
รูปที่ 9 ตำแหน่ง envelope ส่วนบน ส่วนล่าง และค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope [116].....	31
รูปที่ 10 แผนผังสรุปขั้นตอนและกระบวนการกรองสัญญาณของอัลกอริทึม EMD	33
รูปที่ 11 กระบวนการกรองสัญญาณที่ไม่สามารถแยกสัญญาณที่มีแอมพลิจูดขนาดเล็กได้ [132].....	35
รูปที่ 12 กระบวนการกรองสัญญาณที่มีความถี่เท่ากันจะพล็อตใน IMF เดียวกัน [132].....	35
รูปที่ 13 แผนผังการทำงานของ MLP [133]	37
รูปที่ 14 แผนผังการทำงานของวิธี LSTM.....	40
รูปที่ 15 แผนผังการทำงานของวิธี Bi-LSTM	41
รูปที่ 16 แผนผังการทำงานของวิธี GRU.....	42
รูปที่ 17 จำนวนจุดมีคบบนดวงอาทิตย์ของวัฏจักรสุริยะ 24 และช่วงเริ่มต้นของวัฏจักรสุริยะ 25.....	52
รูปที่ 18 แผนภาพแสดงขั้นตอนการสังเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี EMD ร่วมกับ MLP	58
รูปที่ 19 แผนภาพแสดงขั้นตอนการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU	59
รูปที่ 20 ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ	63

รูปที่ 21 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ	64
รูปที่ 22 การวิเคราะห์สลายพันธ์แบบไขว้ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ	66
รูปที่ 23 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก ในฤดูใบไม้ผลิ กรณีศึกษาวันที่ 6 เมษายน ค.ศ. 2020	68
รูปที่ 24 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก ในฤดูร้อน กรณีศึกษาวันที่ 18 มิถุนายน ค.ศ. 2020.....	68
รูปที่ 25 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก ในฤดูใบไม้ร่วง กรณีศึกษาวันที่ 9 กันยายน ค.ศ. 2020	69
รูปที่ 26 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก ใน ฤดูหนาว กรณีศึกษาวันที่ 20 มกราคม ค.ศ. 2020.....	69
รูปที่ 27 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกตามฤดูกาล... 70	
รูปที่ 28 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกแบบรายชั่วโมง พิจารณาตามฤดูกาล.....	71
รูปที่ 29 การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพารามิเตอร์ลมสุริยะขณะเกิดเหตุการณ์ พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยการพ่นมวลโคโรนา.....	73
รูปที่ 30 การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพารามิเตอร์ลมสุริยะขณะเกิดเหตุการณ์ พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยกระแสลมสุริยะความเร็วสูง	74
รูปที่ 31 การผันแปรของพารามิเตอร์ลมสุริยะความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B ในช่วงวันที่ 2 -8 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022	76
รูปที่ 32 ภาพถ่ายจากดาวเทียม F17 DMSP/SSUSI ในวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022	78
รูปที่ 33 ภาพถ่ายจากดาวเทียม F17 DMSP/SSUSI ในวันที่ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022	78
รูปที่ 34 สลายพันธ์แบบไขว้ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ กับดัชนี SymH Dst และ a_p	79
รูปที่ 35 การวิเคราะห์ความล่าช้าในการตอบสนองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ระดับความสูง 462 กม. (Swarm-A) และ 511 กม. (Swarm-B).....	79
รูปที่ 36 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แบบรายวัน	82

รูปที่ 37 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี Ap แบบรายวัน.....	82
รูปที่ 38 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี F10.7 แบบรายวัน.....	83
รูปที่ 39 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี Mg II แบบรายวัน	83
รูปที่ 40 การแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นแบบรายชั่วโมง	85
รูปที่ 41 การแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD ของกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกแบบรายชั่วโมง	86
รูปที่ 42 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด	87
รูปที่ 43 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด	88
รูปที่ 44 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ตลอดชุดข้อมูล	88
รูปที่ 45 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด	89
รูปที่ 46 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด	90
รูปที่ 47 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ตลอดชุดข้อมูล	90
รูปที่ 48 การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU	94
รูปที่ 49 การประเมิน validation ของแบบจำลองจากการพยากรณ์	95
รูปที่ 50 เปรียบเทียบข้อมูลสังเกตการณ์กับข้อมูลจากการพยากรณ์ EMD ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น	95
รูปที่ 51 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วงกรณีศึกษาเหตุการณ์ CME	98

รูปที่ 52 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง กรณีศึกษาเหตุการณ์ SIR-HSS	98
รูปที่ 53 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง กรณีศึกษาเหตุการณ์ Quiet	99
รูปที่ 54 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง กรณีศึกษาเหตุการณ์ CME-CME	99
รูปที่ 55 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และ แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME	101
รูปที่ 56 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และ แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ SIR-HSS	102
รูปที่ 57 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และ แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ Quiet	103
รูปที่ 58 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และ แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME-CME	104
รูปที่ 59 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลสังเกตการณ์กับข้อมูลจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองของ กรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุ	107



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

กัมมันตภาพสุริยะ (solar activity) เกี่ยวข้องโดยตรงต่อความแปรปรวนของสภาพอวกาศ (space weather) ซึ่งส่งผลกระทบหลายอย่างต่อระบบเทคโนโลยีในอวกาศ เช่น ความเสี่ยงต่อนักบินอวกาศ การรบกวนสนามแม่เหล็กโลกและแรงดึงดูดของชั้นบรรยากาศ การทำงานและประสิทธิภาพของดาวเทียม ระบบนำทางด้วยดาวเทียม การส่งสัญญาณของคลื่นวิทยุในชั้นไอโอโนสเฟียร์ และโครงข่ายไฟฟ้าบนโลก เป็นต้น การศึกษาเทอร์โมสเฟียร์/ไอโอโนสเฟียร์ของโลกมีความสำคัญอย่างมากสำหรับการปฏิบัติการในอวกาศรวมถึงการสื่อสารและระบบดาวเทียมนำทาง เทอร์โมสเฟียร์เป็นชั้นบรรยากาศของโลกที่มีระดับความสูงประมาณ 90 ถึง 600 กม. ซึ่งประกอบไปด้วยก๊าซร้อนที่แตกตัวเป็นไอออน N_2 O_2 O He และ H [1] การตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงทางแม่เหล็กของดวงอาทิตย์ส่งผลกระทบอย่างมากต่อภารกิจที่เกี่ยวข้องกับเทคโนโลยีอวกาศตั้งแต่การออกแบบภารกิจเพื่อปล่อยสู่อวกาศ ไปจนถึงการนำยานอวกาศกลับสู่พื้นผิวโลกอย่างปลอดภัย ด้วยจำนวนดาวเทียมและเศษซากอวกาศที่เพิ่มขึ้น การติดตามวงโคจรของดาวเทียมและการหลีกเลี่ยงการชนกันจึงมีความสำคัญมากขึ้นเรื่อย ๆ การคาดการณ์การกลับเข้ามาของดาวเทียมและการคำนวณอายุการใช้งานของดาวเทียมเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการวางแผนปฏิบัติการกิจของดาวเทียม และอุตสาหกรรมอวกาศ [2] การวิจัยเพื่อให้เข้าใจกลไกทางเคมีและทางกายภาพของเทอร์โมสเฟียร์จะช่วยให้สามารถติดตามการโคจรของดาวเทียมได้แม่นยำยิ่งขึ้น และพัฒนางานด้านความปลอดภัยของการปฏิบัติการกิจในอวกาศได้

ดาวเทียมที่โคจรในเทอร์โมสเฟียร์ได้รับผลกระทบจากการลากดาวเทียม (satellite drag) ซึ่งเกิดจากการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ หากความเร็วของดาวเทียมในวงโคจรลดลงเกินไปได้ว่าเกิดจากความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นทำให้ดาวเทียมเบี่ยงเบนไปจากวงโคจรเดิมซึ่งอาจส่งผลให้เกิดการชนกับดาวเทียมดวงอื่นหรือเศษซากอวกาศจนนำไปสู่ความเสียหายในที่สุด [3] หัวข้อนี้ได้รับความสนใจอย่างมากเนื่องจากการเกี่ยวข้องกับการสูญเสียดาวเทียมจำนวนมากและการใช้งบประมาณในการลงทุนมหาศาล ยกตัวอย่างกรณีของดาวเทียมวงโคจรต่ำ (Low-Earth orbit; LEO) ของบริษัท SpaceX หรือดาวเทียม Starlink จำนวน 49 ดวง ณ ระดับความสูงประมาณ 210 กม. เหนือผิวโลก ได้รับผลกระทบจากพายุแม่เหล็กโลกสองลูกซึ่งเกิดขึ้นในวันที่ 3 และ 4 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 ส่งผลให้ดาวเทียม 40 ดวงถูกลากและเผาไหม้ในชั้นบรรยากาศ สร้างความเสียหายมูลค่ากว่า 1,700 ล้านบาท [4-8] การลากดาวเทียมเป็นปรากฏการณ์ที่ได้รับอิทธิพลจากการผันแปรความ

หนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งขึ้นกับตำแหน่งและเวลา การผันแปรนี้มีสาเหตุหลักมาจากการแปรปรวนของชั้นบรรยากาศและคลื่น ตลอดจนการแผ่รังสีอัลตราไวโอเล็ตจากดวงอาทิตย์และการรบกวนจากพายุแม่เหล็กโลก [9] การพิจารณาปัจจัยที่กล่าวมานี้อย่างละเอียดจึงเป็นสิ่งสำคัญเพื่อคาดการณ์ภัยคุกคามใด ๆ ต่อดาวเทียมรวมถึงการใช้มาตรการที่จำเป็นเพื่อหลีกเลี่ยง ป้องกัน หรือลดความเสียหายได้

การคาดการณ์ช่วงเวลาที่จะเกิดเหตุการณ์ลากดาวเทียมได้อย่างแม่นยำจำเป็นต้องพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่มีประสิทธิภาพ ปัจจัยสำคัญอย่างหนึ่งที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์คือลมสุริยะ (solar wind) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด (solar maximum) [10] อย่างไรก็ตาม กระบวนการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์นั้นซับซ้อนและต้องมีการศึกษาเพิ่มเติม ดังนั้นจึงจำเป็นต้องตรวจสอบผลกระทบจากปัจจัยอื่น ๆ ด้วย ปัจจัยสำคัญอีกอย่างคือ รังสีอัลตราไวโอเล็ตและฟลักซ์พลาสมา (plasma fluxes) ที่ส่งผลกระทบต่ออาณาบริเวณสนามแม่เหล็กโลก (magnetosphere) ปัจจัยดังกล่าวนี้ได้รับการตรวจวัดตลอดช่วงการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์ (solar rotation) วัฏจักรสุริยะ (solar cycle) เหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างฉับพลัน (impulsive components) และขณะช่วงเวลาก่อเกิดพายุแม่เหล็กโลก (geomagnetic storms) ซึ่งพบว่าเป็นสัญญาณแบบไม่เป็นคาบ (non-periodic) และมีสถานะไม่คงที่ (non-stationary) [11] ดังนั้น ข้อมูลสัญญาณที่เหมาะสมสำหรับใช้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์คือ ดัชนีฟลักซ์วิทยุ F10.7 (solar radio flux) ดัชนีฟลักซ์รังสีอัลตราไวโอเล็ตสุดขีด (extreme-ultraviolet, Mg II EUV) และดัชนีแม่เหล็กโลก a_p [12] นอกจากนี้การนำดัชนีแม่เหล็กโลก SymH มาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การผันแปรนี้มีความเป็นไปได้ที่จะให้ผลลัพธ์ที่ดี [13] ดัชนี a_p ที่มีความละเอียดราย 3 ชั่วโมงได้ถูกพัฒนาให้มีความละเอียดเพิ่มขึ้นเป็นรายนาที่นั่นคือดัชนี $ap60$ ก็มีความเหมาะสม [14] ทั้งนี้การวิเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ทั้งในระยะสงบและระยะพายุร่วมด้วยจะทำให้เกิดความเข้าใจกลไกทางกายภาพที่ซับซ้อนภายในเทอร์โมสเฟียร์ได้

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Mode Decomposition; EMD) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่พัฒนาขึ้นในช่วงปลายทศวรรษ 1990 ซึ่งสามารถใช้แยกสัญญาณให้เป็นชุดฟังก์ชันโหมดแท้จริง (Intrinsic Mode Functions; IMF) โดย IMF แต่ละตัวจะแสดงองค์ประกอบของสัญญาณที่มีความถี่แตกต่างกัน วิธีนี้มีประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่คงที่และไม่เป็นเชิงเส้น มีการประยุกต์ใช้ EMD ในการประมวลผลสัญญาณหลากหลายแขนง [15] IMF สามารถใช้ในการวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยคำนึงถึงความแปรปรวนแบบพลวัตของเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งช่วยให้พัฒนาแบบจำลองได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น ในขณะที่วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ได้ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลาย

สำหรับงานจำแนกประเภท (classification) และการถดถอย (regression) [16] การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) มีความยืดหยุ่นในการปรับแต่งแบบจำลองได้หลากหลายตามความต้องการ [17] การใช้งานร่วมกันระหว่าง EMD และโครงข่ายประสาทเทียมจะให้ความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น สามารถใช้ EMD เป็นขั้นตอนก่อนการป้อนเข้าแบบจำลองการพยากรณ์ เพื่อแยกคุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์อย่างแท้จริงจากข้อมูลอนุกรมเวลา วิธีการนี้ถูกนำไปใช้และประสบความสำเร็จในงานด้านต่าง ๆ [18-20]

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยวิธี Multi-Layer Perceptron (MLP) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ประเภทหนึ่งที่ใช้กันอย่างแพร่หลายสำหรับงานจำแนกประเภท (classification) และการถดถอย (regression) ประกอบด้วยเซลล์ประสาทเทียมหลายชั้น (multiple layers of artificial neurons) โดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ในชั้นหนึ่งเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาททุกเซลล์ในชั้นถัดไป MLP เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับ (feedforward neural networks) ซึ่งหมายถึงข้อมูลจะไหลไปในทิศทางเดียวจากชั้นป้อนข้อมูล (input layer) ไปยังชั้นแสดงผล (output layer) เลเยอร์ที่ซ่อนอยู่ (hidden layers) ใน MLP ทำการแปลงสัญญาณแบบไม่เชิงเส้นของข้อมูลที่ป้อนเข้าในฟังก์ชันทำงาน (Activation function) การฝึก MLP เกี่ยวข้องกับการปรับน้ำหนักระหว่างเซลล์ประสาทโดยมีเป้าหมายเพื่อลดความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ที่พยากรณ์ได้และข้อมูลสังเกตการณ์จริง [16] MLP เป็นวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่มีความยืดหยุ่นในการปรับแต่งแบบจำลองได้หลากหลายตามความต้องการ การใช้งานร่วมกันระหว่าง EMD และ MLP จะให้ความสามารถในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น สามารถใช้ EMD เป็นขั้นตอนก่อนการประมวลผลเพื่อแยกคุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์อย่างแท้จริงจากข้อมูลอนุกรมเวลา แล้วป้อนเข้าสู่กระบวนการของวิธี MLP ซึ่งได้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์เพิ่มเติมได้ วิธีการนี้ได้รับการนำไปใช้อย่างประสบความสำเร็จในงานด้านต่าง ๆ [21-24] ทั้งนี้ยังมีการเรียนรู้เชิงลึกที่ได้รับการพัฒนาขึ้นมาใช้งานในลักษณะนี้อีกหลายวิธี ยกตัวอย่างการใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ EMD ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ร่วมกันเช่นการใช้ Long Short-Term Memory (LSTM) ร่วมกับ EMD สำหรับการพยากรณ์ความผันแปรของฟลักซ์อิเล็กทรอนิกส์ [25] การใช้ Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) เพื่อการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ ได้อย่างดีและมีประสิทธิภาพที่มากกว่าแบบจำลองบรรยากาศเชิงประจักษ์ Naval Research Laboratory (NRLMSISE-00) [26] การพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Gated Recurrent Unit (GRU) ใช้พยากรณ์ดัชนี disturbance storm time (Dst) ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญสำหรับอธิบายคุณสมบัติไอโอโนสเฟียร์การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ และใช้เป็นพารามิเตอร์ของแบบจำลองเชิงประจักษ์ต่าง ๆ [27] อย่างไรก็ตาม ยังไม่มีการวิจัยในปัจจุบันที่ใช้ EMD ร่วมกับ Bi-LSTM และ GRU เพื่อพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

แม้ว่าแบบจำลองเหล่านี้จะประสบความสำเร็จอย่างมากในการพยากรณ์ค่าตัวแปรเป้าหมายอื่น ๆ มากมาย แต่ยังพบว่ามีโอกาสในการปรับปรุงและพัฒนาด้านประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในสถานะที่ถูกกรบกวนและเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกได้

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาวิธีวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยเลือกใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO (Gravity Recovery and Climate Experiment Follow-On) ในช่วงระยะกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด (solar minimum) และระยะที่กัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น (rising phase) ในช่วงรอยต่อของวัฏจักรสุริยะที่ 24 และวัฏจักรสุริยะที่ 25 ในช่วงปี ค.ศ. 2018–2022 โดยใช้วิธีการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ร่วมกับการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี MLP วิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ด้วยปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์คือ ดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เพื่อวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ให้มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นข้อมูลที่เป็นประโยชน์เพื่อช่วยหลีกเลี่ยงผลกระทบต่อการปฏิบัติการกิจของดาวเทียมวงโคจรต่ำ รวมทั้งการจัดการและการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยภาษาไพธอนซึ่งอาจมีประโยชน์ในการพัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1. เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ของดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II ที่มีผลต่อความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์
2. เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธีการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์
3. เพื่อพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธีการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ร่วมกับวิธี Multi-Layer Perceptron วิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ช่วงเวลาของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาตั้งแต่วันที่ 29 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 ถึง 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022
2. ดาวนิโหดชุดข้อมูลและดัชนีต่าง ๆ ที่จำเป็นต้องใช้ในการศึกษา ดังนี้
 - 2.1 จำนวนจุดมืดบนดวงอาทิตย์ จากเว็บไซต์ <https://www.sidc.be/silso/datafiles>
 - 2.2 ดัชนี ap60 จากเว็บไซต์ <https://www.gfz-potsdam.de/en>

2.3 ดัชนี SymH, ดัชนี |B|, ดัชนี By, ดัชนี Bz, ดัชนี Vx, ดัชนี P, ดัชนี Kp, ดัชนี a_p และ ดัชนี F10.7 จากเว็บไซต์ <https://omniweb.gsfc.nasa.gov>

2.4 ดัชนี Mg II จากเว็บไซต์ <http://www.iup.uni-bremen.de/UVSAT/data>

2.5 ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่คำนวณจากเครื่องวัดความเร่งดาวเทียม GRACE-FO 1 ดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B จากเว็บไซต์ <https://swarm-diss.eo.esa.int>

2.6 ภาพถ่ายความเข้มแสงออโรราด้วยอัลตราไวโอเล็ตไกลจากเครื่องมือวัด F17 SSUSI ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม DMSP จากเว็บไซต์ <https://ssusi.jhuapl.edu>

3. วิธีที่ใช้ในการศึกษา คือ

3.1 การหาสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient; r)

3.2 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบไขว้ (Cross Correlation)

3.3 การวิเคราะห์ยุคทับซ้อน (Superposed Epoch Analysis; SEA)

3.4 การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Mode Decomposition; EMD)

3.5 วิธี Linear Superposition (LSP)

3.6 วิธี Multi-Layer Perceptron (MLP)

3.7 วิธี Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)

3.8 วิธี Gated Recurrent Unit (GRU)

4. โปรแกรมที่ใช้ในการศึกษาสำหรับภาษา python คือ

4.1 โปรแกรม Jupyter Notebook ใน Anaconda-Navigator

4.2 โปรแกรม Jupyter Notebook ใน Google Colab

5. เครื่องมือสำหรับการประเมินแบบจำลอง คือ

5.1 คำนอมอลไลซ์รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Normalized Root Mean Square Error; NRMSE)

5.2 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination; R^2)

1.4 สถานที่ทำงานวิจัย

1. ห้องปฏิบัติการดาราศาสตร์ สาขาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม

2. หน่วยปฏิบัติการวิจัยเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ ภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ความรู้และความเข้าใจกลไกทางกายภาพที่เกิดขึ้นภายในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์จากการศึกษาความสัมพันธ์ของดัชนีสุริยะและดัชนีแม่เหล็กโลกกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในระยะสงบและระยะพายุแม่เหล็กโลก
2. ได้องค์ความรู้สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่แม่นยำและน่าเชื่อถือซึ่งมีประโยชน์สำหรับผู้ปฏิบัติการกิจในสถานีควบคุมดาวเทียม
3. ผลการวิจัยนำไปประยุกต์ใช้ได้จริงในงานด้านการวางแผนภารกิจดาวเทียม การรับรู้สถานการณ์อวกาศ การนำทางด้วยดาวเทียม และการพัฒนาระบบเตือนภัยล่วงหน้า



บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ การวัดความหนาแน่นเชิงมวล แบบจำลองความหนาแน่น การตอบสนองต่อกัมมันตภาพสุริยะ ความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลก (ดัชนี a_p ดัชนี A_p ดัชนี K_p ดัชนี $SymH$ และดัชนี $ap60$) และดัชนีสุริยะ (ดัชนี $F10.7$ และดัชนี $Mg II$) ปัจจัยจากดวงอาทิตย์ที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรคือดัชนี $SymH$ ดัชนี $ap60$ ดัชนี $F10.7$ และดัชนี $Mg II$ การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ วิธี Linear Superposition (LSP) และวิธี Multi-Layer Perceptron (MLP) ในการสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) และวิธี Gated Recurrent Unit (GRU) รวมทั้งการเลือกใช้เครื่องมือสำหรับการประเมินแบบจำลอง เพื่อแสดงให้เห็นความสัมพันธ์ของปัจจัยจากดวงอาทิตย์ที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งมีผลกระทบต่อปฏิบัติการอวกาศ รวมทั้งรายงานผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

2.1 ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (thermospheric density) เป็นตัวแปรที่สำคัญในการพยากรณ์ความแปรปรวนของสภาพอวกาศ (space weather) ณ บริเวณการปฏิบัติการภารกิจของดาวเทียมวงโคจรต่ำ (Low-Earth orbit) เนื่องจากการลากของชั้นบรรยากาศ (atmospheric drag) เนื้อหาในหัวข้อนี้ได้บรรยายเกี่ยวกับ วิธีในการวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ แบบจำลองเชิงประจักษ์สำหรับใช้พยากรณ์ความแปรปรวนสภาพอวกาศ แบบจำลองเชิงกายภาพ รวมถึงการตอบสนองของชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ต่อปัจจัยที่มีอิทธิพลจากดวงอาทิตย์

ชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์มีความสูงประมาณ 90–600 กม. เหนือผิวโลกและที่ความสูงเหนือระดับนี้ขึ้นไปคือชั้นบรรยากาศเอกโซสเฟียร์ซึ่งส่วนใหญ่ประกอบไปด้วยก๊าซร้อนที่แตกตัวเป็นไอออนบางส่วน ประกอบด้วย N_2 , O_2 , O , He และ H ความหนาแน่นเชิงมวลของก๊าซเหล่านี้จะลดลงอย่างทวีคูณเมื่อความสูงเพิ่มขึ้นในระดับ 25–75 กม. ดาวเทียมหลายดวงรวมทั้งสถานีอวกาศนานาชาติที่โคจรอยู่ในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ตอนบน ณ ระดับความสูงประมาณ 400 กม. โดยมีความหนาแน่นประมาณ 2 กรัมต่อลูกบาศก์กิโลเมตร [1] ซึ่งมากพอที่จะขัดขวางการโคจรของดาวเทียมได้ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จึงเป็นเรื่องที่ต้องให้สำคัญในการพิจารณาเกี่ยวกับการวางแผนการ

ปฏิบัติการกิจ อายุการใช้งาน การติดตามวงโคจร การย้อนกลับเข้าชั้นบรรยากาศ และการหลีกเลี่ยงการชนกัน

การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ส่วนใหญ่เกิดจากการแผ่รังสีอัลตราไวโอเลต (ultraviolet; UV) จากดวงอาทิตย์ซึ่งเป็นแหล่งความร้อนหลักของเทอร์โมสเฟียร์ [28] การแผ่รังสี UV ทำให้เทอร์โมสเฟียร์ขยายตัวเมื่อ UV เพิ่มขึ้นและจะหดตัวเมื่อ UV ลดลง ดังนั้นความหนาแน่นจึงเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามลำดับ ตัวขับเคลื่อนหลักอื่น ๆ ของการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ได้แก่ พลังงานไฟฟ้าและอนุภาคพลังงานจากแมกนีโตสเฟียร์ ลมสุริยะและคลื่นที่เกิดจากชั้นบรรยากาศชั้นล่างซึ่งแพร่กระจายขึ้นสู่ชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แนวโน้มเป็นแบบเอกซ์โพเนนเชียลในแนวดิ่งและยังผันแปรตามแนวระดับ (ผิวโลก) ตามวันและเวลาท้องถิ่นด้วย

2.2 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

การลากของชั้นบรรยากาศเป็นวิธีการวัดความหนาแน่นแบบตรงไปตรงมาจากองค์ประกอบในเทอร์โมสเฟียร์ (อะตอมและโมเลกุล) แต่การวัดความดันสามารถใช้อ่อนุมานความหนาแน่นได้เช่นกัน ดังนั้นในหัวข้อนี้จะบรรยายวิธีการต่าง ๆ ที่ใช้วัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยสังเขปดังนี้

2.2.1 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการลาก

นักวิทยาศาสตร์สามารถวัดความหนาแน่นเชิงมวลได้จากอิทธิพลของแรงลากในชั้นบรรยากาศ จากการสังเกตวงโคจร ณ ภาคพื้นดินของยานอวกาศสปุตนิก (Sputnik) ที่โคจรอยู่ ณ ระดับความสูงในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ชั้นบน การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการลากในชั้นบรรยากาศเป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุด [29] ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการความเร่งเนื่องจากแรงลากดังนี้

$$\dot{v} = -\frac{1}{2} \rho B |v - v_A|^2 e_{v-v_A} \quad (2.1)$$

โดยที่ ρ คือ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (kg/m^3)

$\dot{v}$ คือ ความเร่งของดาวเทียม (m/s^2)

v_A คือ ความเร็วของดาวเทียม (m/s)

v คือ ความเร็วของบรรยากาศท้องถิ่น (m/s)

$v - v_A$ คือ เวกเตอร์หนึ่งหน่วยในทิศทางของความเร็วสัมพัทธ์ $v - v_A$

B คือ สัมประสิทธิ์ Ballistic สามารถคำนวณได้จากสมการ (m^2/kg)

$$B = C_d \frac{A}{m} \quad (2.2)$$

โดยที่ m คือ มวลของดาวเทียม (kg)

A คือ พื้นที่หน้าตัดปกติในทิศทางเดียวกันกับความเร็วสัมพัทธ์ $v - v_A$ (m^2)

C_d คือ สัมประสิทธิ์การลาก

ความหนาแน่นเชิงมวลสามารถคำนวณได้โดยตรงหาทราบ $\dot{x}$, B และ v_A จากตำแหน่งในวงโคจรของดาวเทียมหรือใช้ค่าความเร่งของดาวเทียมจากเครื่องมือวัดความเร่งซึ่งนำมาคำนวณความหนาแน่นได้ วิธีการหาความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ทั้งสองวิธีอธิบายเพิ่มเติมได้ดังต่อไปนี้

2.2.1.1 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากตำแหน่งในวงโคจร

การเร่งความเร็วเนื่องจากแรงลากจะทำให้ดาวเทียมเปลี่ยนแปลงวงโคจรตามสัมพัทธ์แบบเคปเลอร์เรียน (Keplerian trajectory) โดยบันทึกช่วงเวลาทั้งหมดของการเปลี่ยนแปลง $\dot{x}$ ซึ่งจะทำให้สามารถประมาณค่า ρ ได้ ผลกระทบอย่างแรกที่เกิดขึ้นได้เมื่อดาวเทียมมีเปลี่ยนแปลงความเร่งเนื่องจากถูกกระทำด้วยแรงลาก นั่นคือระยะครึ่งแกนเอก (semi-major axis) ของวงโคจรจะลดลง [30] ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีการรบกวน (Perturbation theory) ดังนี้

$$\frac{da}{dt} = - \frac{a^2 \rho B |v - v_A| (v - v_A) \cdot v}{GM_\oplus} \quad (2.3)$$

โดยที่ a คือ ระยะครึ่งแกนเอก (m)

G คือ ค่าคงที่ความโน้มถ่วงสากล ($6.67 \times 10^{-11} \text{ N.m}^2/\text{kg}^2$)

$M_\oplus$ คือ มวลของโลก (kg)

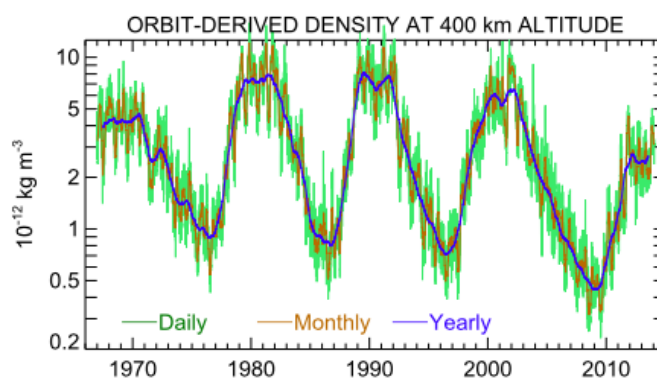
ในทางปฏิบัติระยะครึ่งแกนเอกที่เกิดขึ้นได้จะมีค่าไม่ต่อเนื่องและไม่ใช่อัตราการเปลี่ยนแปลงแบบชั่วขณะ ดังนั้นความหนาแน่นที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธีนี้จึงเป็นค่าเฉลี่ยตามตำแหน่งเส้นทางวงโคจร [31-32] ความละเอียดของการวัด (temporal resolution) โดยทั่วไปจะเป็นรายชั่วโมงหรือรายวันขึ้นอยู่กับความแม่นยำของตำแหน่งวงโคจรที่วัดได้

นอกจากนี้ต้องพิจารณาแรงอื่น ๆ ที่กระทำต่อดาวเทียมด้วย นั่นคือแรงไทดัลและแรงโน้มถ่วงของโลก โดยทั่วไปแรงนี้จะส่งผลกระทบมากกว่าแรงลากซึ่งจะมีลักษณะเป็นคาบและมีหลายความถี่ การอนุมานความหนาแน่นจึงต้องใช้เครื่องมือวัดการแพร่กระจายของตำแหน่งวงโคจร (orbit propagator) เพื่อประเมินและคัดกรองผลกระทบจากแรงดังกล่าวนี้ โดยเครื่องมือวัดการแพร่กระจายของตำแหน่งวงโคจรแบ่งประเภทตามทฤษฎีที่นำมาใช้อธิบาย คือ (1) ทฤษฎีการรบกวนทั่วไป (General Perturbations; GP) และ (2) ทฤษฎีการรบกวนจำเพาะ (Special Perturbations; SP) ขึ้นอยู่กับผู้ใช้งานจะเลือกใช้ทฤษฎีการรบกวนใดในการวิเคราะห์ การอนุมานความหนาแน่นจากการวิเคราะห์แรงด้วยทฤษฎีการรบกวนทั่วไปจะเรียกว่า “ความหนาแน่น GP (GP density)” และการอนุมานความหนาแน่นจากการวิเคราะห์แรงด้วยทฤษฎีการรบกวนจำเพาะจะเรียกว่า “ความหนาแน่น SP (SP density)” กรณีที่ใช้ GP density โดยปกติแล้วองค์ประกอบต่าง ๆ ในวงโคจรจะถูกกำหนดไว้ก่อนแล้วจากนั้นจึงอนุมานความหนาแน่นโดยใช้สมการ (2.3) สำหรับกรณีที่ใช้ SP density มักจะอนุมานความหนาแน่นโดยใช้ร่วมกับแบบจำลองความหนาแน่นเบื้องต้นซึ่งใช้กำหนดค่าองค์ประกอบต่าง ๆ ในวงโคจร (orbital element fitting) [31] อย่างไรก็ตามเครื่องมือวัดการแพร่กระจายของตำแหน่งวงโคจรทั้งสองประเภทสามารถเลือกใช้แบบแยกกันหรือใช้ร่วมกันก็ได้

การพัฒนาและรวบรวมองค์ความรู้เกี่ยวกับวิธีการวิเคราะห์สำหรับการอนุมานความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตตำแหน่งวงโคจร พบว่าการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะมีความสัมพันธ์กับระดับความสูงจากผิวโลก ตำแหน่งละติจูด และเวลาท้องถิ่น [33]-[34] แม้ว่าที่ระดับมาตรฐานความสูง (scale height) $1/2$ นั้นมีความเหมาะสม (มาตรฐานความสูง คือการเปลี่ยนแปลงระดับความสูงที่สอดคล้องกับการลดลงของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งกำหนดด้วย $1/e$) ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่คำนวณได้มาจากการสังเกตตำแหน่งวงโคจรก็มีความละเอียดตั้งแต่ไม่กี่วินาทีจนถึงหลายวัน ดาวเทียมที่มีเครื่องรับ GPS หรือดาวเทียมที่มีการสังเกตการณ์ด้วยเลเซอร์จะมีอีพิเมริสของวงโคจร (orbit ephemerides) ที่แม่นยำซึ่งสามารถประมาณค่าความหนาแน่นในแต่ละตำแหน่งของวงโคจรได้ [35]-[36]

การวิเคราะห์ภาพรวมจากตำแหน่งวงโคจรของดาวเทียมต่าง ๆ เพื่ออธิบายพฤติกรรมการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยใช้พัฒนาแบบจำลองเทอร์โมสเฟียร์เชิงประจักษ์ยกตัวอย่างเช่น ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียมประมาณ 80 ดวง ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองเทอร์โมสเฟียร์สำหรับดาวเทียมวงโคจรต่ำเรียกว่าแบบจำลองความหนาแน่น Jacchia-70 (J70) ซึ่งการผันแปรความหนาแน่นขึ้นกับระดับความสูง ตำแหน่งละติจูดและเวลาท้องถิ่น ชุดข้อมูลนี้เรียกว่า High Accuracy Satellite Drag Model (HASDM) ซึ่งครอบคลุมข้อมูลย้อนหลังตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 [37] ยังมีชุดข้อมูลจากดาวเทียมที่โคจรแบบคู่ (two-line orbital element sets; TLEs) ประมาณ 50 ดวง ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองเทอร์โมสเฟียร์เชิงประจักษ์ในช่วงปี ค.ศ. 2000 พบว่าความหนาแน่น

เทอร์โมสเฟียร์ส่งผลกระทบต่อชั้นบรรยากาศของโลกมากกว่าผลกระทบจากฮาร์มอนิกทรงกลม (spherical harmonic terms) [38] ทั้งนี้ยังมีการวิเคราะห์ TLEs จากดาวเทียมประมาณ 5,000 ดวง ในช่วงปี ค.ศ. 1967-2013 ซึ่งการผันแปรจะขึ้นกับระดับความสูง แสดงตัวอย่างข้อมูลดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วง ค.ศ. 1967-2013 [39]

2.2.1.2 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากเครื่องมือวัดความเร่ง

เครื่องมือวัดความเร่งที่ติดตั้งบนดาวเทียมจะใช้วัดความเร่งของดาวเทียม โดยละเว้นการพิจารณาอิทธิพลจากแรงโน้มถ่วงของโลกออกไปจึงทำให้วัดความเร่งในช่วงขณะของดาวเทียมที่ถูกกระทำโดยแรงลากได้ตามสมการที่ (2.1) การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธีนี้ จะมีความละเอียดของการวัดมากกว่าการวัดที่คำนวณได้จากตำแหน่งของวงโคจร แต่ยังมีข้อจำกัดด้านข้อมูลที่ยังไม่เพียงพอหรือความครอบคลุมของข้อมูลเชิงพื้นที่และข้อมูลในอดีต เนื่องจากดาวเทียมที่มีเครื่องมือวัดความเร่งมีจำนวนไม่มาก อีกทั้งเครื่องมือวัดความเร่งจะมีกระบวนการปรับเทียบ (calibrate) ซึ่งทำได้ยาก เพราะในปัจจุบันดาวเทียมที่มีเครื่องมือวัดความเร่งส่วนใหญ่จะมีรูปทรงที่ซับซ้อนซึ่งทำให้การคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การลากทำได้ยากมากขึ้น จึงทำให้มีการพัฒนาแบบจำลองที่ไม่พิจารณาแรงลาก (model non-drag) แต่พิจารณาปัจจัยแวดล้อมอื่นแทน เช่น แรงยกทางอากาศพลศาสตร์ (aerodynamic lift) และแรงดันรังสีอาทิตย์ (solar radiation pressure) [40] นอกจากนี้ยังมีการพัฒนาแบบจำลองที่พิจารณาแรงโน้มถ่วงของโลกสำหรับการคำนวณความหนาแน่นและลมโดยใช้ข้อมูลจากเครื่องมือวัดความเร่งด้วย

เครื่องมือวัดความเร่งหลายเครื่องที่ได้ทำภารกิจในช่วงเวลาสั้น ๆ ระหว่างปี ค.ศ. 1967–1972 โดยวัดและประเมินความหนาแน่น ณ ระดับความสูงต่ำกว่า 200 กม. [41] จากนั้นในระหว่างปี ค.ศ. 1974–1977 ภารกิจ Atmospheric Explorer (AE) ได้ใช้เครื่องมือวัดความเร่งครั้งแรก ต่อเนื่องด้วยดาวเทียม Castor ซึ่งใช้เครื่องมือวัดความเร่ง Cactus วัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างปี ค.ศ. 1975–1979 [42] ทั้งนี้ในปี ค.ศ. 1980 ยังมีเครื่องมือวัดความเร่งบางเครื่องที่ทำภารกิจใน

ช่วงเวลาสั้น ๆ ในปี ค.ศ. 2000 มีเครื่องมือวัดความเร่งที่ติดตั้งบนดาวเทียมซึ่งใช้ทำภารกิจสำคัญในการวัดสนามโน้มถ่วงของโลก [43] ในปี ค.ศ. 2000–2010 เป็นช่วงการทำภารกิจของดาวเทียม Challenging Minisatellite Payload (CHAMP) ในปี ค.ศ. 2002 ได้เริ่มต้นภารกิจของดาวเทียมระบบคู่แฝด Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) ซึ่งมีนักวิจัยหลายกลุ่มที่ใช้ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากเครื่องมือวัดความเร่งของภารกิจนี้ [44–46] นอกจากนี้ ดาวเทียม Gravity Field and Steady-State Ocean Circulation Explorer (GOCE) ได้เปิดตัวในปี ค.ศ. 2009 และรวบรวมข้อมูลความหนาแน่นและข้อมูลการลากในชั้นบรรยากาศ ณ บริเวณระดับความสูงประมาณ 270 กม. ระหว่างเดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2009 ถึงพฤษภาคม ค.ศ. 2012 [47] ยังมีเครื่องมือวัดความเร่งบนดาวเทียม Swarm ซึ่งทำภารกิจพร้อมกันสามดวงได้เปิดตัวในเดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2013 โดยมีกำหนดใช้งานจนถึงปี ค.ศ. 2017 [48]

การเปรียบเทียบข้อมูลความหนาแน่นของดาวเทียม CHAMP และ GRACE ซึ่งคำนวณความหนาแน่นได้จาก 2 เครื่องมือ คือเครื่องมือ Precision Orbit Ephemerides (POE) และเครื่องมือ HASDM พบว่าข้อมูลความหนาแน่นของดาวเทียมจากทั้งสองมีความสอดคล้องกันอย่างมาก อย่างไรก็ตาม เครื่องมือวัดที่ให้ข้อมูลเชิงพื้นที่และข้อมูลเวลาที่มีความละเอียดสูงมากว่านี้จะสามารถให้รายละเอียดอื่น ๆ เพิ่มเติมได้อีก เช่น ค่าความหนาแน่นสูงสุดตอนเที่ยงคืน (midnight density maximum) การเพิ่มขึ้นของพายุแม่เหล็กโลกบริเวณขั้วโลก (geomagnetic cusp enhancements) และการรบกวนชั้นบรรยากาศในขณะที่ความหนาแน่นเชิงมวลเคลื่อนที่ร่วมกับการหมุนของโลก (traveling atmospheric disturbances) เป็นต้น ซึ่งคุณสมบัติเหล่านี้ไม่สามารถตรวจวัดได้จากเครื่องมือ POE และ HASDM [36]

2.2.2 การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ Ballistic

การประมาณค่า C_d และ B ในสมการ (2.1) และ (2.3) จำเป็นต้องทราบมวล รูปทรง และองค์ประกอบอย่างแม่นยำของดาวเทียม การคำนวณทางทฤษฎีโดยทั่วไปจะมีความแม่นยำประมาณร้อยละ 10–15 สำหรับดาวเทียมทรงกลม [49–51] ทฤษฎีสำหรับอธิบายการลากของชั้นบรรยากาศแบ่งประเภทตามค่า Knudsen number (K) ว่าค่าสูงหรือต่ำซึ่งเป็นอัตราส่วนของค่าเฉลี่ยเส้นทางอิสระ (mean free path) ต่อความยาวคุณลักษณะ (characteristic length) ของดาวเทียม สำหรับดาวเทียมส่วนใหญ่ ณ ระดับความสูงมากกว่า 150 กม. จะมีค่า $K \sim 1$ และสันนิษฐานว่าการไหลของโมเลกุลเป็นไปอย่างอิสระ ในขณะที่ ณ ระดับความสูงต่ำกว่า 150 กม. จะไม่ค่อยได้รับความสนใจในการตรวจวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ทฤษฎีที่ใช้อธิบายอันตรกิริยาระหว่างการไหลของโมเลกุลอิสระและพื้นผิวของก๊าซอธิบายว่าโมเลกุล (รวมถึงอะตอม) บางส่วนที่ตกกระทบพื้นผิวของ

ก๊าซจะปรับอุณหภูมิของผิวโมเลกุลให้เท่ากับอุณหภูมิพื้นผิวของก๊าซก่อนที่จะสะท้อนออกมา การสะท้อนออกมาซ้ำ ๆ นั้นสันนิษฐานว่าเป็นการฟุ้งทั้งหมด (purely diffusive) หรือกึ่งการสะท้อนสมบูรณ์ (quasi-specular) แบบจำลองสำหรับอันตรกิริยานี้จะนำไปใช้กับพื้นผิวสัมผัสของดาวเทียม เพื่อคำนวณการถ่ายโอนโมเมนตัมสุทธิบนดาวเทียมซึ่งทำให้การคำนวณหา C_d ทำได้ยากมากขึ้น เนื่องจากโมเลกุลที่ตกกระทบบางส่วนโดยเฉพาะอะตอมออกซิเจนถูกดูดซับบนพื้นผิวสัมผัสของดาวเทียมซึ่งส่งผลต่อพลังงาน accommodation ดังนั้น การประมาณค่า C_d จึงขึ้นอยู่กับลักษณะทางกายภาพของดาวเทียม ชิ้นส่วนประกอบดาวเทียม และอุณหภูมิซึ่งแปรผันตามพารามิเตอร์ในแบบจำลองเชิงค่าพลังงานด้วยค่าสัมประสิทธิ์ accommodation และมุมการสะท้อนของโมเลกุล (ค่าสัมประสิทธิ์แมกซ์เวลล์) อย่างไรก็ตามในการศึกษาส่วนใหญ่ ณ ระดับความสูงมาก ๆ พารามิเตอร์ดังกล่าวนี้จะไม่ค่อยได้ถูกนำมาใช้

ในทางปฏิบัติพบว่าวัตถุขนาดเล็ก ๆ เช่น เศษฝุ่นจะส่งผลกระทบอย่างมากกับพื้นผิวสัมผัสของดาวเทียม โดยพิจารณาจากทอม ρB และจำเป็นต้องมีสมมติฐานเพิ่มเติมเพื่อใช้อธิบายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ นั่นคือค่าสัมประสิทธิ์ B จะถือว่ามีความคงที่ในช่วงเวลาเท่านั้นหรือมีความผันแปรตามทฤษฎีการเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบของชั้นบรรยากาศ ด้วยสมมติฐานนี้การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สามารถอนุมานได้แม้ว่าจะไม่ได้พิจารณา B [52] อีกหนึ่งวิธีที่ใช้อธิบายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ คือการสอบเทียบค่า B โดยการประมาณความหนาแน่นของวัตถุที่ทราบค่าในช่วงเวลา ณ ระดับความสูงนั้น ๆ [53]

2.2.3 เครื่องปรับสมดุลเนื่องจากการลากในชั้นบรรยากาศ

เครื่องมือที่ใช้ปรับสมดุลของดาวเทียมเมื่อต้องอยู่ในสถานการณ์ที่ชั้นเทอร์โมสเฟียร์มีความหนาแน่นเพิ่มมากขึ้นซึ่งส่งผลให้เกิดการลากในชั้นบรรยากาศคือเครื่อง Broglie Drag Balance Instrument (DBI) โดยใช้สำหรับวัดการโก่งตัวของสปริงที่เชื่อมต่อกับมวลสองก้อน โดยติดตั้งให้มวลหนึ่งสัมผัสกับแรงลากซึ่งจะมีขนาดเล็กกว่ามวลที่อยู่ด้านในตัวของเครื่องมาก ตรงข้ามกับเครื่องมือวัดความเร่งซึ่งจะติดตั้งให้มวลที่สัมผัสกับแรงลากมีขนาดใหญ่กว่า เครื่องมือประเภทนี้ติดตั้งบนดาวเทียมบน San Marco [54-55]

2.2.4 สเปกโตรมิเตอร์สำหรับตรวจวัดมวลของนิวตรอน

องค์ความรู้ส่วนใหญ่เกี่ยวกับองค์ประกอบเทอร์โมสเฟียร์เกิดขึ้นในช่วงทศวรรษที่ 1960 ถึง 70 และต้นทศวรรษที่ 80 จากการตรวจวัดในแหล่งกำเนิด (in-situ) ด้วยสเปกโตรมิเตอร์สำหรับตรวจวัดมวลของนิวตรอน (Neutral Mass Spectrometers; NMS) แม้ว่าการวัดเหล่านี้จะไม่ได้ใช้เพื่อศึกษาความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยตรง แต่การวัดนี้มีส่วนสำคัญต่อแบบจำลองเชิง

ประจักษ์ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายสองแบบจำลองคือ MSIS และ DTM ชุดข้อมูลจาก NMS จำนวนมากมาจากดาวเทียม AE และดาวเทียม Dynamics Explorer (DE) ข้อมูลนิวทรอลยังสังเกตการณ์ได้จากเครื่องมือวัด NMS ที่ติดตั้งบนจรวดห้วงอวกาศ (sounding rockets) และบนดาวเทียม Orbiting Geophysical Observatory (OGO) 6, San Marco, European Space Research Organization (ESRO) 4 และดาวเทียม Aeros-A อีกด้วย [56-59]

โดยทั่วไปเครื่องมือ NMS จะวัดปริมาณความหนาแน่นของ He, O, N₂ และ Ar เช่นเดียวกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่วัดได้จากการลาก ข้อมูลจากเครื่องมือวัด NMS จะมีความคลาดเคลื่อนของปริมาณความหนาแน่นของนิวทรอลซึ่งส่วนหนึ่งมาจากความยุ่งยากในการสอบเทียบการประมาณค่าความหนาแน่น O ด้วยเครื่องมือวัด NMS นั้นยากเป็นพิเศษ เนื่องจาก O สามารถทำปฏิกิริยากับพื้นผิวของเครื่องมือวัดแล้วเปลี่ยนเป็น O₂ นอกจากนี้สเปกโตรมิเตอร์โอเพ่นซอร์ส (open-source spectrometers) ได้ช่วยลดปัญหาความซับซ้อนของปริมาณ O – O₂ ซึ่งเลือกใช้สำหรับประมาณค่าความเข้มข้นของ O₂ อย่างเดียวเท่านั้น [60] ทั้งนี้ในปี ค.ศ. 1983 ได้ยุติภารกิจของดาวเทียม DE-2 และไม่มีการรวบรวมข้อมูลจาก NMS อีก

2.2.5 การสำรวจระยะไกลด้วยรังสีอัลตราไวโอเลต

การอนุมานโปรไฟล์ความหนาแน่นของ N₂, O และ O₂ จากการวัดปรากฏการณ์เรืองแสงในตอนกลางวัน (dayglow) เนื่องจากการแผ่รังสีอัลตราไวโอเลตไกล (far ultraviolet: FUV) ของโลก สปีชีส์เหล่านี้ส่วนใหญ่ผลิตโดยการกระตุ้นโฟโตอิเล็กตรอน (photoelectron) เนื่องจาก N₂, O และ O₂ มีจำนวนมากและมีอิทธิพลมากกว่าองค์ประกอบอื่น ๆ ในชั้นเทอร์โมสเฟียร์จึงใช้ประเมินความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้ [53]

วิธี FUV นำไปประยุกต์ใช้กับการสแกนผิวขอบของโลก (limb-scanning) ในช่วงปี ค.ศ. 2002–2007 โดยเครื่องมือ Global Ultraviolet Imager (GUVI) ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม Thermosphere Ionosphere Mesosphere Energetics and Dynamics (TIMED) [61-62] วิธีนี้ยังถูกนำไปประยุกต์ใช้กับการวัดด้วยเครื่องมือ Special Sensor Ultraviolet Limb Imager (SSULI) และ Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) ซึ่งทั้งสองติดตั้งบนดาวเทียม Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) โปรไฟล์ความหนาแน่นเชิงมวลที่อนุมานได้จากข้อมูล GUVI กับความหนาแน่นเชิงมวลที่วัดได้จากตำแหน่งวงโคจรนำไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองเทอร์โมสเฟียร์เชิงประจักษ์ พบว่าความสัมพันธ์ของทั้งสองวิธีกับแบบจำลองนี้มีความสัมพันธ์ค่อนข้างสูง (สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.68) และมีค่าอคติสัมพัทธ์ (relative bias) น้อยกว่าร้อยละ 5 ณ ระดับความสูง 300–500 กม. แต่ความหนาแน่นเชิงมวลนี้จะมีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญในแต่ละระดับความสูง [53]

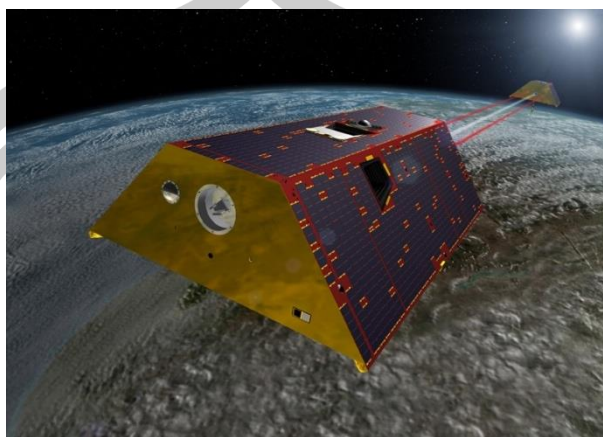
2.2.6 การวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธีอื่น ๆ

เครื่องวัดความดันที่ติดตั้งบนจรวดยุคแรก ๆ สามารถใช้ตรวจวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้ [63] การวัดความหนาแน่นด้วยเครื่องวัดความดันนี้ได้ปรับปรุงให้ทันสมัยขึ้นโดยใช้วัดจำนวนความหนาแน่นของ O ซึ่งเป็นสปีชีส์ที่มีมากที่สุดในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ [64] มีวิธีการอนุมานความหนาแน่นของ O ด้วยวิธีการกระจายเรดาร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Incoherent Scatter Radar; ISR) ซึ่งมีสมมติฐานหลายประการร่วมกับการพิจารณาในช่วงเหตุการณ์พายุและภายใต้สภาวะเงียบทางแม่เหล็กโลก (geomagnetically quiet) [65-66] ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ตอนบน ณ บริเวณละติจูดสูงที่อนุมานจาก ISR นั้นมีค่ามากกว่าการคำนวณจากข้อมูลการสำรวจของดาวเทียม CHAMP ประมาณร้อยละ 10 ถึงร้อยละ 25 ซึ่งความแตกต่างนี้เป็นผลมาจากความไม่แน่นอนของการวัด [65] นอกจากนี้ยังมีการวัดรังสีอินฟราเรดที่แผ่ออกจากผิวโลก (Infrared airglow) ด้วยเครื่องมือต่าง ๆ เพื่ออนุมานความหนาแน่น O ในเทอร์โมสเฟียร์ชั้นล่าง วิธีนี้โดยทั่วไปแล้วจะจำกัดการนำไปใช้งาน ณ ระดับความสูงที่ต่ำกว่า 110 กม. และมีการวัดการการแผ่รังสีเพื่ออนุมานความหนาแน่นของ O ณ ระดับความสูง 130-175 กม. [67-68] อีกวิธีคือใช้เทคนิคการบังด้วยชั้นบรรยากาศ (atmospheric occultation) จากแหล่งกำเนิดรังสีเอกซ์ในเชิงดาราศาสตร์ (astronomical X-ray sources) พบว่าผลดำเนินการมีแนวโน้มที่ดีซึ่งสามารถนำข้อมูลมาสร้างเป็นโปรไฟล์ความหนาแน่นของอะตอม O ณ ระดับความสูง 70-150 กม. ได้ ที่ระดับความสูงนี้จะมีการดูดกลืนที่แตกต่างกันในแต่ละช่วงชั้นพลังงานจึงทำให้สามารถประมาณค่าความหนาแน่นเชิงมวลได้ [68] นอกจากนี้ยังมีการใช้เทคนิคการบังด้วยชั้นบรรยากาศเนื่องจากการแผ่รังสี UV จากดวงอาทิตย์เพื่อวัดความหนาแน่นของ O₂ ณ ระดับความสูง 90-220 กม. อีกด้วย [69]

2.3 ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO

ภารกิจของดาวเทียม Gravity Recovery and Climate Experiment Follow-on (GRACE-FO) ดังรูปที่ 2 ซึ่งคล้ายกับภารกิจของดาวเทียม Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) ที่ปฏิบัติการเกี่ยวกับการวัดสัญญาณที่เกี่ยวข้องกับแรงโน้มถ่วงและการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศของโลก เป็นโครงการที่ร่วมมือกันขององค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติ (National Aeronautics and Space Administration; NASA) และศูนย์การบินและอวกาศ แห่งชาติเยอรมัน (German Aerospace Center; DLR) ดาวเทียม GRACE ปฏิบัติภารกิจตั้งแต่เดือนมีนาคม ค.ศ. 2002 จนถึงเดือนตุลาคม ค.ศ. 2017 ในส่วนของดาวเทียม GRACE-FO เป็น

ภารกิจที่ดำเนินการต่อเนื่องกับภารกิจของดาวเทียม GRACE ที่ปฏิบัติการกิจตั้งแต่วันที่ 22 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 จนถึงปัจจุบัน



รูปที่ 2 ดาวเทียม GRACE-FO โคจรรอบโลกเป็นคู่อยู่ห่างกันประมาณ 220 กิโลเมตร [70]

ดาวเทียม GRACE-FO ได้ติดตั้งเครื่องมือวัดความเร่งแบบสามแกน (three-axis accelerometers) เพื่อวัดความเร่งของตัวเองโดยไม่ได้อิทธิพลจากแรงโน้มถ่วง (non-gravitational forces) ซึ่งเป็นการทดสอบเทคโนโลยีใหม่ที่ออกแบบมาเพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการวัดที่มีประสิทธิภาพสูงอยู่แล้วของระบบการวัดในดาวเทียม GRACE ทั้งนี้ดาวเทียม GRACE-FO จะดำเนินการติดตามการเคลื่อนตัวของแหล่งน้ำบนผิวโลกเพื่อติดตามการเปลี่ยนแปลงของปริมาณน้ำบาดาล น้ำในทะเลสาบ แม่น้ำขนาดใหญ่ ความชื้นในดิน แผ่นน้ำแข็งธารน้ำแข็งระดับน้ำทะเลและมหาสมุทร ซึ่งเป็นการเปิดมุมมองของปรากฏการณ์ธรรมชาติที่ไม่เหมือนโครงการใด ๆ ที่เกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศของโลก จึงทำให้ข้อมูลที่ได้จากการทำภารกิจในโครงการนี้มีประโยชน์อย่างมากต่อประชากรโลก

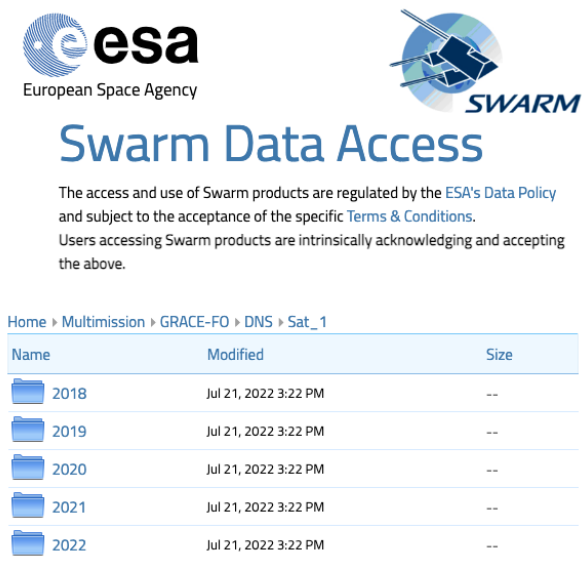
Swarm DISC (Swarm Data, Innovation และ Science Cluster) เป็นกลุ่มความร่วมมือระดับนานาชาติที่ส่งเสริมให้นำข้อมูลในภารกิจของดาวเทียม Swarm กลับมาปรับปรุงให้เป็นข้อมูลทางวิทยาศาสตร์อีกครั้ง งานของ Swarm DISC คือการประมวลผลข้อมูลใหม่และเผยแพร่ข้อมูลจากดาวเทียม Swarm ระดับ 1b และระดับ 2 กิจกรรมการสื่อสารโฆษณาประชาสัมพันธ์ การระบุ การเลือก และการใช้งานข้อมูล ดังแสดงรายละเอียดในรูปที่ 3 โครงการ Swarm DISC ได้รับทุนสนับสนุนจาก ESA (European Space Agency) ผ่านสัญญาหมายเลข 4000109587/13/I-NB หนึ่งในข้อมูลที่น่าสนใจที่นำมาประมวลผลใหม่คือ ชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO ผู้ที่สนใจหรือนักวิจัยสามารถดาวน์โหลดชุดข้อมูลทั้งหมดจากโครงการได้ที่ https://swarm-diss.eo.esa.int/#swarm/Multimission/GRACE-FO/DNS/Sat_1



รูปที่ 3 ภารกิจของโครงการโครงการ Swarm DISC [71]

ข้อมูลดิบเกี่ยวกับดาวแบบคู่แฝดของดาวเทียม GRACE-FO เป็นชุดข้อมูลที่ได้จากการวัดว่าดาวเทียมสองดวงที่โคจรรอบโลกนี้อยู่ห่างจากกันมากน้อยเพียงใด โดยดาวเทียมทั้งสองดวงจะส่งสัญญาณไมโครเวฟถึงกันอย่างต่อเนื่องเพื่อวัดระยะห่างระหว่างกันโดยกำหนดระยะห่างเริ่มต้นให้อยู่ห่างกันประมาณ 220 กิโลเมตร ขณะที่ดาวเทียมทั้งคู่โคจรรอบโลกและเคลื่อนที่ผ่านไปยังบริเวณพื้นที่ที่มีแรงโน้มถ่วงมากกว่าเล็กน้อยหรือมีความเข้มข้นมวลมากกว่าบริเวณอื่น จะส่งผลต่อดาวเทียมดวงแรกก่อนและมีแรงดึงดูดให้เคลื่อนที่ออกห่างจากออกจากดาวเทียมดวงที่สอง จากนั้นดาวเทียมดวงที่สองจะถูกแรงดึงดูดให้เคลื่อนที่เข้าหาดาวเทียมดวงแรกเพื่อรักษาระยะห่างตามที่กำหนดไว้ อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงของระยะทางระหว่างดาวเทียมทั้งสองดวงไม่สามารถมองเห็นด้วยสายตามนุษย์ แต่ระบบไมโครเวฟบนดาวเทียม GRACE-FO จะมีความแม่นยำอย่างยิ่งในการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นเพียงเล็กน้อย อุปกรณ์วัดที่มีความแม่นยำสูงนี้เรียกว่าเครื่องมือวัดความเร่ง (accelerometer) ซึ่งติดตั้งอยู่ที่ตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลของดาวเทียมทั้งสองดวง เครื่องมือนี้จะวัดความเร่งที่ไม่ได้เกิดจากแรงโน้มถ่วง นั่นคือความเร่งที่เกิดจากแรงลากของชั้นบรรยากาศ (atmospheric drag) ในรูปที่ 4 แสดงชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO ของดาวเทียมดวงที่หนึ่งช่วงของข้อมูลตั้งแต่วันที่ 29 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 ถึง 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022 ในรูปแบบของการรวบรวมข้อมูลแบบรายวันในไฟล์ .CDF (Common Data Format) ทั้งนี้ดาวเทียม GRACE-FO ยังได้ติดตั้งเครื่องรับ GPS (Global Positioning System) ของดาวเทียมใช้ระบุตำแหน่งที่แน่นอนของดาวเทียมที่โคจรรอบตำแหน่งเหนือพื้นผิวโลกซึ่งเครื่องมือนี้จะมีความผิดพลาดได้เพียงหนึ่งเซนติเมตรหรือน้อยกว่าเท่านั้น ข้อมูลทั้งหมดที่ได้จากดาวเทียมนี้จะใช้สร้างแผนที่

แบบรายเดือนสำหรับสนามแรงโน้มถ่วงเฉลี่ยของโลก โดยให้รายละเอียดว่ามวล (ส่วนใหญ่เป็น ธรณีศึกษามวลของน้ำ) กำลังเคลื่อนที่อย่างไรรอบทรงกลมโลก



รูปที่ 4 ชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO [72]

2.4 แบบจำลองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

การจำลองปรากฏการณ์ในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ให้เป็นไปตามทฤษฎีสมดุลอุทกสถิต (hydrostatic balance) เพื่อให้ได้รายละเอียดเกี่ยวกับเกรเดียนของความดัน (pressure gradient) ในแนวตั้งโดยไม่พิจารณาแรงโน้มถ่วงของโลก ณ ระดับความสูงประมาณ 200 กม. การพุ่งของโมเลกุล และแรงโน้มถ่วงจะทำให้สปีชีส์ที่เป็นองค์ประกอบในชั้นบรรยากาศนี้แยกออกตามมวลและเป็นไปตาม โปรไฟล์อุทกสถิตดังแสดงในรูปที่ 5 ซึ่งแสดงโปรไฟล์ความหนาแน่นถ้าพิจารณาในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด (solar maximum) โดย N_2 จะมีปริมาณเพิ่มขึ้นมากในเทอร์โมสเฟียร์ชั้นล่าง ส่วน O จะมีปริมาณเพิ่มขึ้นมาก ณ ระดับความสูง 200-760 กม. และ He จะมีปริมาณเพิ่มขึ้นมาก ณ ระดับความสูงมากกว่า 760 กม. ดังแสดงในรูปที่ 5(c) ถ้าพิจารณาในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด (solar minimum) ความสูงของการเปลี่ยนแปลงของ O และ He ณ ระดับความสูงประมาณ 520 กม. ดังแสดงในรูปที่ 5(f) พบว่าการเปลี่ยนแปลงนี้ขึ้นกับความหนาแน่นเชิงมวล ทั้งนี้การอธิบายความสมดุลอุทกสถิตสามารถแสดงได้ดังสมการ

$$dP = -\rho g dz = -\rho d\Phi = -\rho g_0 d\zeta \quad (2.4)$$

โดยที่ P คือ ความดัน (Pa)

ρ คือ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (kg/m^3)

g คือ ความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงของโลก (m/s^2)

z คือ ความสูง (m)

F คือ ศักย์โน้มถ่วง (J)

$d\zeta$ คือ ระดับความสูงของพลังงานศักย์ปรับแก้แรงโน้มถ่วง (m)

g_0 คือ แรงโน้มถ่วงอ้างอิงที่ใช้ในการกำหนด (m/s^2)

การใช้พลังงานศักย์ปรับแก้แรงโน้มถ่วงทำให้สมการที่ (2.4) อยู่ในรูปที่ง่ายขึ้น โดยพิจารณาแยกการแปรผันของแรงโน้มถ่วงออกจากสมการ จากนั้นการปรับสเกล g_0 ของระดับความสูงสำหรับใช้ในพลังงานศักย์ปรับแก้แรงโน้มถ่วงจะเป็นการกำหนดขึ้นเองแต่ต้องใช้อย่างสม่ำเสมอ โดยทั่วไปแล้ว g_0 ถูกกำหนดให้เป็นแรงโน้มถ่วงที่พื้นผิว ดังนั้น ζ จะมีค่าใกล้เคียงกับค่าของ z โดยใช้กฎของแก๊สในอุดมคติทำให้สมการ (2.4) ปรับรูปได้ดังสมการที่ (2.5)

$$d(\ln \rho) = -\frac{g_0 M}{kT} d\zeta - d(\ln \frac{T}{M}) \quad (2.5)$$

โดยที่ T คือ อุณหภูมิ (K)

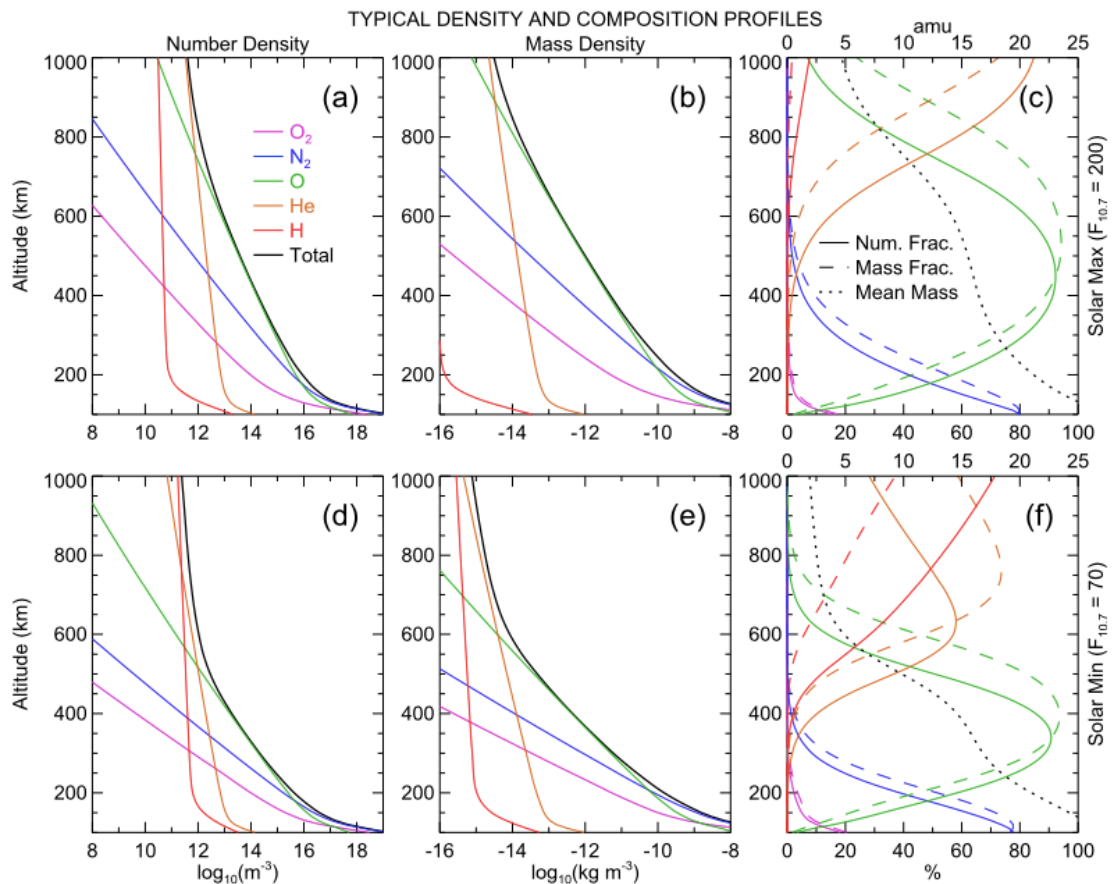
M คือ มวลเฉลี่ยของสปีชีส์ที่ถ่วงน้ำหนักด้วยปริมาณความหนาแน่น (kg)

k คือ ค่าคงที่ของ Boltzmann (1.380649×10^{-23} J/K)

เมื่อทำการอินทิเกรตสมการ (2.5) จะได้

$$\ln \rho(\zeta) = \ln \rho(\zeta_0) - \ln \frac{T(\zeta)}{T(\zeta_0)} + \ln \frac{M(\zeta)}{M(\zeta_0)} - \frac{g_0}{k} \int_{\zeta_0}^{\zeta} \frac{M}{T} d\zeta' \quad (2.6)$$

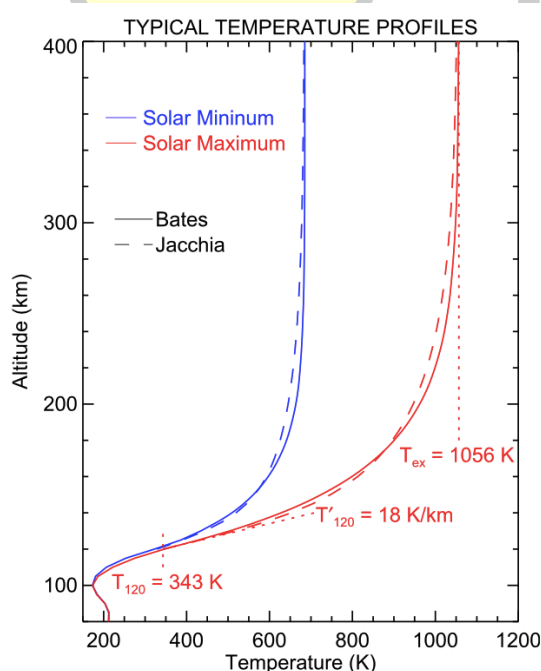
โดยที่ ζ_0 คือ ระดับความสูงของพลังงานศักย์ปรับแก้แรงโน้มถ่วงอ้างอิง (J)



รูปที่ 5 โปรไฟล์ความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์เฉลี่ยทั่วโลก [73]

องค์ประกอบของสปีชีส์หลักที่ไม่เหมือนกันของเทอร์โมสเฟียร์จะพิจารณาด้วย $M(\zeta)$ โปรไฟล์ทั่วไปซึ่งแสดงในรูปที่ 5(a) ซึ่งแสดงโปรไฟล์ความหนาแน่นในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด โดยที่ $F_{10.7} = 200$ หน่วยฟลักซ์สุริยะ ($1 \text{ sfu} = 10^{-22} \text{ W m}^{-2} \text{ Hz}^{-1}$) จากแบบจำลอง NRLMSISE-00 (b) โปรไฟล์ความหนาแน่นเชิงมวลที่สอดคล้องกันสำหรับแต่ละสปีชีส์ (c) อัตราส่วนการผสมจำนวน (เส้นทึบ) อัตราส่วนการผสมมวล (เส้นประ) และแสดงมวลโมเลกุลเฉลี่ยในหน่วยมวลอะตอม (เส้นประสีดำ) ส่วน (d)-(f) เหมือนกับ (a)-(c) แต่อยู่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ($F_{10.7} = 70$) โดยที่รูปที่ 5(c) และ (f) ในโปรไฟล์ความหนาแน่นเชิงมวลในบรรยากาศชั้นบนจะซับซ้อนมากกว่าในบรรยากาศชั้นล่าง ความหนาแน่น ณ ระดับความสูงคงที่ใด ๆ ไม่ได้ขึ้นอยู่กับโปรไฟล์ของอุณหภูมิเท่านั้นแต่ยังขึ้นอยู่กับโปรไฟล์ขององค์ประกอบด้วย [74] ดังนั้นความรู้เรื่ององค์ประกอบในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ชั้นล่างจึงมีความสำคัญต่อการเปลี่ยนแปลงของโปรไฟล์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ และมีความจำเป็นอย่างมากที่ต้องทราบค่าความเข้มข้นของ O เนื่องจากเป็นสปีชีส์ที่มีมากที่สุดไนเทอร์โมสเฟียร์ ทั้งนี้ O อาจเป็นสปีชีส์หลักที่ทำลายที่สุดในการวัดและการพัฒนาแบบจำลองเนื่องจากเป็นสปีชีส์ที่มีปฏิกิริยาและความแปรปรวนสูง เทอร์โมสเฟียร์ได้รับความร้อนจากการดูดกลืนรังสี EUV และการแผ่รังสี FUV

นอกจากนี้ยังมีแหล่งความร้อนอื่น ๆ ได้แก่ การกระจายตัวของกระแสไฟฟ้า อนุภาคพลังงานสูงจากแมกนีโตสเฟียร์ การให้ความร้อนแบบเหน็ด และการแผ่กระจายของคลื่นขึ้นในแนวตั้ง กระบวนการระบายความร้อนในเทอร์โมสเฟียร์ชั้นบนจะดำเนินกระบวนการไปอย่างไม่มีประสิทธิภาพจึงทำให้มีอุณหภูมิสูงมากซึ่งเป็นที่มาของข้อขึ้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ พลังงานที่ดูดซับจะสูญเสียไปโดยส่วนใหญ่ผ่านการนำความร้อนของโมเลกุลที่ลดลงไปยังเทอร์โมสเฟียร์ชั้นล่าง ด้วยเหตุนี้จึงมีการแผ่รังสีอินฟราเรดโดย CO_2 และ NO ไปยังอวกาศ การระบายความร้อนด้วยแผ่รังสีอินฟราเรดของ O ก็มีผลสำคัญเช่นกัน กระบวนการนี้จะช่วยสร้างความสมดุลระหว่างความร้อนและความเย็นในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งแสดงโปรไฟล์ของอุณหภูมิทั่วไปของชั้นบรรยากาศนี้ดังรูปที่ 6 เป็นการแสดงโปรไฟล์อุณหภูมิจากแบบจำลองสภาพภูมิอากาศมาตรฐาน NRLMSISE-00 ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ($F_{10.7} = 70$, เส้นสีน้ำเงิน) และช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด ($F_{10.7} = 200$, เส้นสีแดง) พารามิเตอร์สามตัวที่อธิบายโปรไฟล์อุณหภูมิของ Bates [75] (ใช้ใน MSIS และ DTM) เงื่อนไขในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด คือ อุณหภูมิของชั้นบรรยากาศเอกโซสเฟียร์ (T_{ex}) อุณหภูมิที่ระดับความสูงอ้างอิง 120 กม. (T_{120}) และเกรเดียนต์ในแนวตั้งของอุณหภูมิที่ระดับความสูงอ้างอิง (T'_{120}) สอดคล้องกับโปรไฟล์อุณหภูมิจากแบบจำลองของ Jacchia [76] ซึ่งคำนวณโดยใช้ค่าพารามิเตอร์เดียวกัน (เส้นประ) โปรไฟล์ของอุณหภูมิมียุคต่ำสุดที่ mesopause และมีค่าอุณหภูมิเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วระหว่างระดับความสูง 100 ถึง 150 กม. และมีค่าอุณหภูมิกว่า 200 กม. โดยเข้าสู่ใกล้ค่าซีมโทติก (asymptotic) ซึ่งเป็นค่าอุณหภูมิโดยทั่วไปของชั้นบรรยากาศเอกโซสเฟียร์



รูปที่ 6 โปรไฟล์อุณหภูมิจากแบบจำลอง NRLMSISE-00 [77]

การผันแปรความหนาแน่นเชิงมวลขนาดใหญ่ตามแนวระดับ ณ ระดับความสูงคงที่ใด ๆ นั้น ส่วนใหญ่จะสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิ ผ่านการขยายตัวทางความร้อน (ความหนาแน่นเพิ่มมากขึ้น) หรือการหดตัว (ความหนาแน่นลดน้อยลง) ผลกระทบนี้อธิบายด้วยเทอมอินทิกรัลของสมการ (2.6) ส่วนเทอมที่สองทางขวามือของสมการ (2.6) ใช้อธิบายผลของกฎแก๊สในอุดมคติของความหนาแน่นที่เพิ่มมากขึ้นจะมีอุณหภูมิลดลงซึ่งตรงข้ามกับเทอมอินทิกรัลแต่โดยทั่วไปแล้วจะมีผลกระทบน้อยกว่ามาก

แบบจำลองเชิงประจักษ์จะใช้ธิบายพฤติกรรมโดยเฉลี่ยจากข้อมูลสังเกตการณ์ซึ่งใช้กฎทางคณิตศาสตร์และการกำหนดค่าพารามิเตอร์ในการพัฒนา ในขณะที่แบบจำลองเชิงกายภาพจะเริ่มต้นการพัฒนาด้วยสมการของไหลซึ่งเป็นสมการหลักสำหรับการพิจารณาระบบของเทอร์โมสเฟียร์หรือการคู่ควบของระบบเทอร์โมสเฟียร์-ไอโอโนสเฟียร์ อย่างไรก็ตาม แบบจำลองเชิงประจักษ์อาจพิจารณาครอบคลุมไปถึงเงื่อนไขและข้อจำกัดของแบบจำลองเชิงกายภาพ ในขณะที่แบบจำลองเชิงกายภาพก็อาจใช้พารามิเตอร์จากแบบจำลองเชิงประจักษ์เพื่อใช้กำหนดเงื่อนไขขอบเขตได้ โดยจะอธิบายรายละเอียดแบบจำลองทั้งสองประเภทพอสังเขปได้ดังนี้

2.4.1 แบบจำลองเชิงประจักษ์

แบบจำลองเชิงประจักษ์ของเทอร์โมสเฟียร์มีประโยชน์และใช้กันอย่างแพร่หลายซึ่งใช้ในวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกัน 1) แบบจำลองเชิงประจักษ์จะให้มุมมองเชิงสังเคราะห์ของข้อมูลจำนวนมากที่รวบรวมไว้ในอดีตย้อนไปหลายทศวรรษ จึงใช้เป็นเกณฑ์มาตรฐานสำหรับการประเมินข้อมูลใหม่และแบบจำลองอื่น ๆ (ทั้งเชิงประจักษ์และเชิงกายภาพ) 2) แบบจำลองเชิงประจักษ์จะถูกใช้แบบจำลองสำหรับพยากรณ์ข้อมูลไว้ล่วงหน้าก่อนที่จะมีการวัดข้อมูลสังเกตการณ์ของพารามิเตอร์ธรณีฟิสิกส์ต่าง ๆ รวมถึงความหนาแน่นที่วัดได้จากตำแหน่งวงโคจร จากเครื่องมือวัดความเร่ง และจากการแผ่รังสี FUV 3) แบบจำลองเชิงประจักษ์จะถูกใช้เป็นตัวกรองสำหรับแยกการผันแปรของข้อมูลทางธรณีฟิสิกส์และใช้เปรียบเทียบข้อมูลตัวอย่างที่แตกต่างกัน เช่น การศึกษาการเปลี่ยนแปลงในระยะยาวมักใช้แบบจำลองเชิงประจักษ์เพื่อลบการผันแปรทางธรณีฟิสิกส์ที่ทราบออกจากข้อมูลก่อนเพื่อให้ง่ายต่อการคำนวณหาแนวโน้ม การคำนวณความหนาแน่นจากข้อมูลความเร่งที่วัดได้จากเครื่องมือวัดความเร่งในแหล่งกำเนิดนั้นนิยมทำให้เป็นนอร์มอลไลซ์ก่อน โดยใช้แบบจำลองเชิงประจักษ์ตรวจสอบ ณ ระดับความสูงใด ๆ ก่อนทำการวิเคราะห์ข้อมูลสังเกตการณ์ และ 4) แบบจำลองเชิงประจักษ์สามารถใช้ได้ทั้งทางภูมิอากาศวิทยาและการพยากรณ์เกี่ยวกับสภาพแวดล้อมแบบจำลองเชิงประจักษ์จะมีความจำเป็นในกรณีที่ข้อมูลปัจจุบันขาดหายไปเนื่องจากการตรวจวัดเทอร์โมสเฟียร์ไม่ดีพอ สามารถใช้งานร่วมกับข้อมูลจำเพาะอื่น ๆ ได้ ทั้งนี้แบบจำลองเชิงประจักษ์ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์แรงลากในชั้นบรรยากาศยังใช้สำหรับคำนวณหาขอบเขตและเงื่อนไขเริ่มต้นสำหรับแบบจำลองเชิงกายภาพได้

แบบจำลองเชิงประจักษ์สำหรับทำนายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ได้รับความนิยมมากที่สุดสามแบบ คือ 1) แบบจำลอง MSIS (Mass Spectrometer Incoherent Scatter Radar Extended) โดยที่แบบดั้งเดิมจะใช้ข้อมูลของแมสสเปกโตรมิเตอร์และอุณหภูมิที่อนุมานจากข้อมูล ISR บนภาคพื้นดิน แต่ในปัจจุบันจะใช้ข้อมูลร่วมกับเครื่องมือวัดความเร่งและความหนาแน่นที่ได้จากตำแหน่งวงโคจรและการวัดแบบบั้งรังสี UV [58-59], [78], [79-81] 2) แบบจำลอง DTM (Drag Temperature Model) โดยที่แบบดั้งเดิมจะใช้ข้อมูลความหนาแน่นที่ได้จากตำแหน่งวงโคจร แต่ในปัจจุบันจะรวมข้อมูลจากเครื่องมือวัดความเร่งและแมสสเปกโตรมิเตอร์ ข้อมูลอุณหภูมิที่อนุมานจากข้อมูล ISR และข้อมูลการแผ่รังสีไอฟาเรดแบบ airglow ด้วย [44], [82-84] และ 3) แบบจำลอง JB2008 (Jacchia-Bowman) ซึ่งพัฒนามาจากแบบจำลอง JB2006 [76], [85-86] แบบจำลองนี้จะใช้ข้อมูลความหนาแน่นที่วัดได้จากการลากในชั้นบรรยากาศ [87]

ทั้งสามแบบจำลองใช้พารามิเตอร์สำคัญสามตัวเหมือนกันเพื่อใช้อธิบายโปรไฟล์ของอุณหภูมิในแนวตั้ง ณ ระดับความสูงมากกว่า 120 km คือ อุณหภูมิที่ระดับความสูงอ้างอิง (T_0) เกรเดียนในแนวตั้งของอุณหภูมิที่ระดับความสูงอ้างอิง (T'_0) และอุณหภูมิของชั้นบรรยากาศเอกโซสเฟียร์ (T_{ex}) ดังแสดงในรูปที่ 6 อย่างไรก็ตาม แบบจำลองทั้งสามมีรูปแบบการใช้พารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน แบบจำลอง NRLMSISE-00 (Naval Research Laboratory Mass Spectrometer Incoherent Scatter Radar Extended) และแบบจำลอง DTM-2013 จะใช้โปรไฟล์แบบ exponential Bates [75] ดังชุดสมการ

$$T(\zeta) = T_{ex} - (T_{ex} - T_0)e^{-\sigma(\zeta - \zeta_0)} \quad (2.7)$$

$$\sigma \equiv \frac{T'_0}{T_{ex} - T_0}$$

โดยที่ ζ_0 คือ ความสูงของพลังงานศักย์ปรับแก้แรงโน้มถ่วงอ้างอิง ณ ความสูง 120 km
 σ คือ ระดับความสูงผกผัน หรือ shape factor

ในขณะที่แบบจำลอง JB2008 จะใช้ฟังก์ชันอาร์กแทนเจนต์ (arctangent function) เพื่อแสดงพฤติกรรมของค่าอุณหภูมิแบบ asymptotic ในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ตอนบน [76] ซึ่งสัมพันธ์กับค่าอุณหภูมิของชั้นบรรยากาศเอกโซสเฟียร์ ดังชุดสมการ

$$T(z) = T_0 + \frac{2}{\pi} (T_{ex} - T_0) \tan^{-1} \left\{ -\sigma \frac{\pi}{2} (z - z_0) [1 + B(z - z_0)^\beta] \right\}$$

$$B = 4.5 \times 10^{-6} \text{ km}^{-2.5} \quad (2.8)$$

$$\beta = 2.5$$

โดยที่ z คือระดับความสูง (km)

z_0 คือระดับความสูงอ้างอิง เท่ากับ 120 km

เปรียบเทียบรูปแบบการใช้พารามิเตอร์ทั้งสองแบบดังรูปที่ 6 พบว่าความแตกต่างสูงสุดของอุณหภูมิมีค่าประมาณ ≥ 20 K (ผลต่างระหว่างเส้นที่บีกับเส้นประ) แสดงให้เห็น ณ บริเวณระดับความสูงประมาณ 220 km

2.4.2 แบบจำลองเชิงกายภาพ

ปัจจุบันแบบจำลองเชิงกายภาพสำหรับใช้อธิบายชั้นเทอร์โมสเฟียร์ได้นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เพื่อระบุ และตีความกระบวนการทางกายภาพที่เกิดขึ้นทางภูมิอากาศวิทยาหรือในบางเหตุการณ์ที่น่าสนใจ ในขณะที่แบบจำลองเชิงประจักษ์จะมีข้อจำกัดในเรื่องนี้มาก แบบจำลองเชิงกายภาพยังมีความสามารถในการพยากรณ์ที่แบบจำลองเชิงประจักษ์ทำไม่ได้ เช่น สามารถจำลองสภาวะทางธรณีฟิสิกส์ที่ไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลจากการวัดในอดีต และสามารถแสดงถึงความแปรปรวนทางกายภาพภายในของระบบได้ อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงกายภาพของชั้นเทอร์โมสเฟียร์ถึงแม้จะมีความได้เปรียบเชิงพยากรณ์มากกว่าแบบจำลองเชิงประจักษ์แต่ก็ยังมีข้อจำกัดในการพยากรณ์ระยะสั้น ๆ ด้วยเหตุผลสองประการ คือ 1) มีข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ค่อนข้างน้อยสำหรับการพยากรณ์เชิงกายภาพ และ 2) ชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์มีการตอบสนองอย่างมากจากตัวขับเคลื่อนภายนอกโดยเฉพาะปัจจัยที่มีอิทธิพลจากแสงอาทิตย์แต่มีความแปรปรวนภายในเทอร์โมสเฟียร์เองเพียงเล็กน้อย ดังนั้นความแม่นยำในการพยากรณ์จึงขึ้นอยู่กับการพยากรณ์ของตัวขับเคลื่อนเป็นส่วนใหญ่ อย่างไรก็ตามแบบจำลองเชิงกายภาพและเชิงประจักษ์ในปัจจุบันได้พัฒนาการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำที่ใกล้เคียงกัน [88-89]

แบบจำลองเชิงกายภาพได้พัฒนาขึ้นเพื่อจำลองพฤติกรรมทั้งหมดของชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์หรือแยกจำลองพฤติกรรมเพียงบางส่วนก็ได้ สมมติฐานหลักของแบบจำลองเชิงกายภาพส่วนใหญ่คือความสมดุลอุทกสถิต (Hydrostatic equilibrium) ซึ่งเป็นตัวกำหนดข้อจำกัดและเงื่อนไขเกี่ยวกับความเร็วและการกำหนดชื่อยกเว้นการนำมาพิจารณาสำหรับบางตัวแปรในแนวตั้งออกจากสมการโมเมนตัม [90] สมมติฐานทางอุทกสถิตจะใช้ร่วมกับการใช้ค่าเกรเดียนตความดันแนวตั้งทำให้

สมการความต่อเนื่องเรียบง่ายมากยิ่งขึ้น ซึ่งเทียบเท่ากับพฤติกรรมของไหลที่อัดตัวไม่ได้ (incompressible fluid) การประมาณทางอุทกสถิตินั้นถือว่ามีความแม่นยำเพียงพอภายใต้สภาวะทั่วไป แต่แบบจำลอง GITM ไม่ได้ใช้สมการอุทกสถิตในการพัฒนาซึ่งพบว่าหลังจากการเพิ่มขึ้นอย่างฉับพลันของการให้ความร้อนจุลในละติจูดสูง (อาจเกิดขึ้นระหว่างการก่อตัวของพายุแม่เหล็กโลก) เกรเดียนความดันในแนวตั้งที่เกิดขึ้นจะแพร่กระจายไปเป็นคลื่นอะคูสติกและมีค่าเพิ่มสูงขึ้นในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ตอนบนได้ ซึ่งความหนาแน่นที่เพิ่มขึ้นมากกว่าร้อยละ 100 จะบอกเป็นนัยว่าสมมติฐานทางอุทกสถิต (ไม่รวมคลื่นอะคูสติก) เป็นการประเมินการตอบสนองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ตอนบนได้ต่ำกว่าความเป็นจริงในเหตุการณ์การเปลี่ยนแปลงอย่างฉับพลันของพลังงานที่ถูกป้อนเข้ามา สมมติฐานทางอุทกสถิตยังเปลี่ยนแปลงความสัมพันธ์การกระจายตัวของคลื่นความโน้มถ่วงที่ระดับความถี่สูงอีกด้วย [89], [91]

ความสำคัญของการคำนวณแรงโน้มถ่วงที่ขึ้นกับระดับความสูงในแบบจำลองเทอร์โมสเฟียร์ โดยความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงของโลกจะลดลงประมาณร้อยละ 10 ณ ระดับความสูงระหว่าง 100 ถึง 400 กม. [92] เพื่อให้สมมติฐานทางอุทกสถิตินั้นยังถูกต้องการคำนวณแรงโน้มถ่วงที่ขึ้นกับระดับความสูงไม่จำเป็นต้องนำมาพิจารณาสำหรับแบบจำลองอุทกสถิตซึ่งจะใช้แก้ปัญหาเกี่ยวกับศักย์โน้มถ่วงของเกรเดียนความดันแนวตั้ง [93] ส่วนศักย์โน้มถ่วงสามารถแปลงให้เป็นฟังก์ชันที่ขึ้นกับระดับความสูงโดยนำมาคำนวณเพิ่มเติมในภายหลังได้ อย่างไรก็ตามการประเมินการผันแปรภายในเทอร์โมสเฟียร์และการกำหนดพารามิเตอร์บางอย่างอาจต้องใช้ระยะทางในแนวตั้งแบบสมบูรณ์หรือแบบดิฟเฟอเรนเชียล และเพื่อให้ได้แบบจำลองประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากยิ่งขึ้น พารามิเตอร์เหล่านี้มักจะถูกกำหนดโดยสมมติว่าอิทธิพลจากความโน้มถ่วงนั้นคงที่ ทั้งนี้ยังไม่พบการศึกษาผลกระทบของวิธีการนี้ ผู้วิจัยได้แสดงตัวอย่างแบบจำลองทางกายภาพที่มีอยู่ในปัจจุบัน ดังนี้

- 1) Thermosphere-ionosphere-electrodynamics general circulation model (TIE-GCM) [94-95]
- 2) Thermosphere-ionosphere-mesosphere-electrodynamics general circulation model (TIME-GCM) [96]
- 3) Coupled thermosphere ionosphere plasmasphere electrodynamic model (CTIPE) [97]
- 4) Spectral Mesosphere/Lower Thermosphere Model (SMLTM) [98]
- 5) Global ionosphere-thermosphere model (GITMe) [99-100]
- 6) Whole Atmosphere Model (WAM) [89], [101]
- 7) Whole Atmosphere Community Climate Model thermospheric extension (WACCM-X) [102]

- 8) Ground-to-Topside Model of Atmosphere and Ionosphere for Aeronomy (GAIA) [103-104]

2.5 การตอบสนองต่อกัมมันตภาพสุริยะของเทอร์โมสเฟียร์

การแผ่รังสีอัลตราไวโอเล็ตสุดขีด (extreme-ultraviolet; EUV) จากดวงอาทิตย์โดยทั่วไปจะเพิ่มขึ้น 2 เท่าเมื่อเปลี่ยนจากช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดเป็นช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด [105] ซึ่งทำให้อุณหภูมิของชั้นเทอร์โมสเฟียร์ตอนบนเพิ่มขึ้นประมาณ 2 เท่า และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ณ ระดับความสูงประมาณ 400 กม. เพิ่มขึ้นประมาณ 10 เท่า โดยทั่วไปแล้วภายใน 1 รอบวัฏจักรสุริยะ EUV จะมีการผันแปรได้ถึงประมาณร้อยละ 20 ระหว่างการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์ 27 วัน Jacchia เป็นคนแรกที่ได้กล่าวถึงผลกระทบของการมอดูเลต (modulation) ต่อความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยช่วงเวลากการตอบสนองความหนาแน่นจะสอดคล้องกับการแผ่รังสี EUV แบบรายวัน [106] แบบจำลองเชิงกายภาพโดยทั่วไปจะต้องใช้เวลาประมาณ 1-3 วันเพื่อเข้าสู่สภาวะคงที่ [107] การวิเคราะห์ด้วยเทคนิค Empirical Orthogonal Function (EOF) โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม CHAMP ในปี ค.ศ. 2001-2008 พบว่าเทอร์โมสเฟียร์ไม่ได้ตอบสนองเฉพาะรังสีอาทิตย์เท่านั้นแต่ยังรวมถึงความแปรปรวนทางภูมิอากาศที่สำคัญอื่น ๆ ด้วย เทคนิค EOF ยังแสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมากในการแผ่รังสี EUV ซึ่งผันแปรตามฤดูกาล ละติจูด เวลาท้องถิ่น และกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก [108]

คลื่นวิทยุฟลักซ์สุริยะที่ความยาวคลื่น 10.7 ซม. ($F_{10.7}$) นิยมใช้เป็นดัชนีสำหรับอธิบายการแผ่รังสี EUV และใช้ในการพัฒนาแบบจำลองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย เนื่องจากเป็นดัชนีที่มีความสม่ำเสมอและความต่อเนื่องในการเก็บข้อมูล การพัฒนาแบบจำลองด้วยดัชนี $F_{10.7}$ ส่วนใหญ่จะวิเคราะห์ด้วยเงื่อนไขการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์สามรอบคือค่าเฉลี่ยราย 81 วัน ($\bar{F}_{10.7}$) และผลต่างระหว่างค่าเฉลี่ยรายวันและ 81 วัน ($\Delta F_{10.7}$) ส่วนใหญ่จะใช้ $F_{10.7}$ แทน $\Delta F_{10.7}$ และค่าเฉลี่ยจะใช้ $P = F_{10.7} + \bar{F}_{10.7}$ [109]

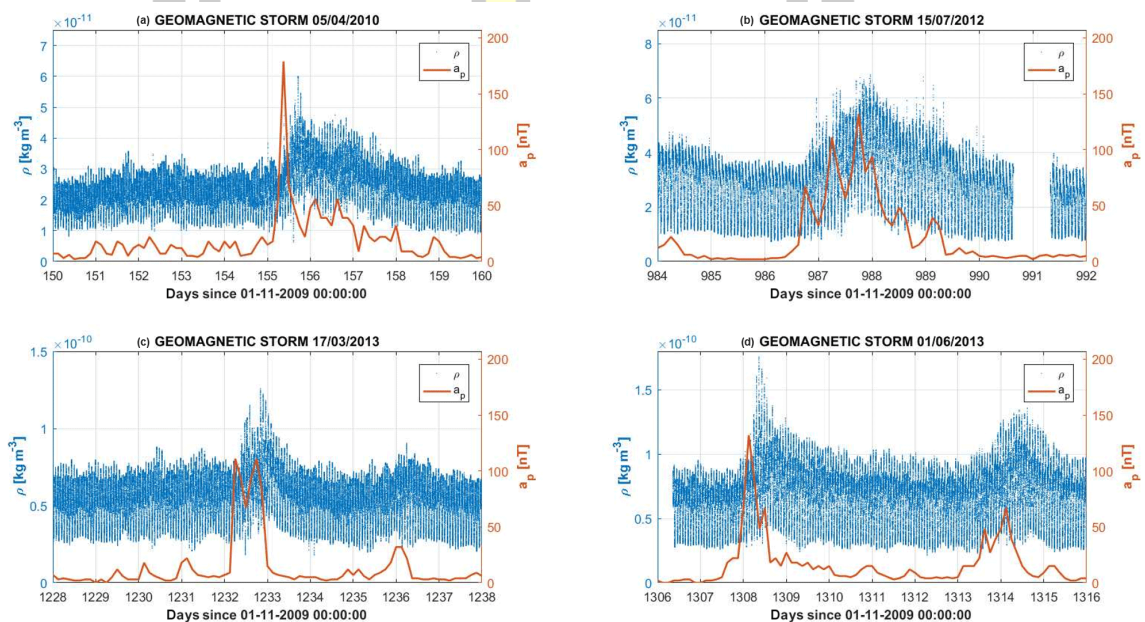
หอดูดาว Solar and Heliospheric Observatory (SOHO) ได้วัดการแผ่รังสี EUV ด้วยอุปกรณ์ Solar-EUV Monitor (SEM) ซึ่งอยู่ในย่านความถี่ 26-34 นาโนเมตร และอุปกรณ์ Solar Extreme Ultraviolet Experiment (SEE) ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม TIMED ได้วัดการแผ่รังสี EUV ตลอดย่านความถี่ โดยทั้งสองวิธีเป็นการวัดแบบระยะยาว นอกจากนี้ยังมีการวัดการแผ่รังสี EUV แบบช่วงระยะที่สั้นลงและอาจเป็นตัวเลือกที่ดีกว่า นั่นคือ ดัชนี Mg II [110] ที่ทำการวัดในย่านความถี่ FUV ประมาณ 280 นาโนเมตร ซึ่งเป็นความถี่ที่มากกว่าในย่านที่ใช้วัดดัชนี $F_{10.7}$ [105] ทั้งนี้ยังมี

ข้อสรุปว่าดัชนี Mg II ใช้อธิบายการผันแปรความหนาแน่นในช่วงระยะสั้น (<81 วัน) ได้ดีกว่าดัชนี F10.7 [106]

ตัวแปรและปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรจากดวงอาทิตย์ถูกป้อนเข้าและนำไปใช้สำหรับการเฝ้าสังเกตการณ์และใช้พยากรณ์ความหนาแน่นของชั้นเทอร์โมสเฟียร์ แบบจำลองความหนาแน่นของชั้นบรรยากาศส่วนใหญ่ได้นำพลาสมาฟลักซ์สุริยะดัชนี F10.7 มาใช้เป็นดัชนีของฟลักซ์สุริยะ [10] ดัชนี a_p และ K_p ใช้สำหรับอธิบายการผันแปรของสนามแม่เหล็กโลก ดัชนี F10.7 ได้รับการตรวจวัดทุกวันตั้งแต่ ค.ศ. 1947 ที่ Penticton ประเทศแคนาดา ในเวลาสากล 17:00 น. 20:00 น. และ 23:00 น. ส่วนดัชนี a_p ของสนามแม่เหล็กโลกจะได้รับการตรวจวัดเฉลี่ยทุก 3 ชั่วโมง ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรจากดวงอาทิตย์และดัชนีอื่น ๆ ได้รับการกำหนดขึ้นใหม่เรื่อย ๆ ตามกาลเวลา ซึ่งบางดัชนีได้จากการวัดในแหล่งกำเนิดโดยตรงจากดาวเทียม (in situ) และบางดัชนีได้มาจากหอสังเกตการณ์ภาคพื้นโลก ดัชนี Mg II core-to-wing ratio (cwr) จะทำการตรวจวัดแบบรายวันตั้งแต่ปี ค.ศ. 1978 และดาวินโหลตได้จาก NOAA Space Environment Center หรือ Institut für Umweltphysik ของ Universität Bremen ซึ่งได้พิสูจน์แล้วว่าเป็นดัชนีที่ดีเยี่ยมสำหรับการอธิบายรังสีอัลตราไวโอเลตย่านกลาง (mid-ultraviolet)

โครงสร้างและการผันแปรความหนาแน่นในเทอร์โมสเฟียร์ของโลกถูกควบคุมโดยปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรจากดวงอาทิตย์ โดยส่วนใหญ่อยู่ในรูปของการแผ่รังสี EUV ของดวงอาทิตย์ที่ผันแปรสูงในด้านการกลางวัน และอยู่ในรูปของการกระจายพลังงานความร้อนของกระแสไอโอโนสเฟียร์เหนือขั้วและการสะสมพลังงานจลน์จากอนุภาคพลังงานต่ำในบริเวณที่มีปรากฏการณ์แสงเหนือแสงใต้ [111] กัมมันตภาพของสนามแม่เหล็กโลกคือการสะสมของอนุภาคและผลกระทบจากไอโอโนสเฟียร์และอาณาบริเวณสนามแม่เหล็กโลกซึ่งถูกกระตุ้นโดยอันตรกิริยาของปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปร นอกจากนี้ยังมีลมสุริยะซึ่งแบ่งออกเป็นสองประเภท คือ ลมสุริยะที่เคลื่อนที่ด้วยความเร็วสูงและลมสุริยะเคลื่อนที่ด้วยความเร็วต่ำซึ่งอาจมีอันตรกิริยาต่อกันระหว่างการเดินทางในอวกาศระหว่างดาวเคราะห์ ทำให้เกิดแรงกระแทกที่ส่งผลกระทบต่ออาณาบริเวณสนามแม่เหล็กโลก พลังงานที่ป้อนเข้ามาในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์มีค่าโดยเฉลี่ยประมาณร้อยละ 80 มาจากฟลักซ์ EUV และอีกร้อยละ 20 มาจากสนามแม่เหล็กโลก อย่างไรก็ตามในระลอกกัมมันตภาพของสนามแม่เหล็กโลกที่รุนแรง พลังงานที่ป้อนเข้ามาในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์จากสนามแม่เหล็กโลกอาจเพิ่มสูงขึ้นถึงประมาณร้อยละ 70 [112] ฟลักซ์ EUV นั้นมีความแปรปรวนเป็นอย่างมาก [113] ดังนั้นกัมมันตภาพของสนามแม่เหล็กโลกจึงเป็นแหล่งพลังงานที่แปรปรวนและมีการเปลี่ยนแปลงอย่างฉับพลันในช่วงเวลาสั้น ๆ ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกเมื่อเทียบกับสถานการณ์เงียบสงบก่อนเกิดพายุ การเปลี่ยนแปลงอย่างฉับพลันนี้อาจทำให้เกิดการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นเป็น 2 หรือ 3 เท่าเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ยก่อนเกิดเหตุการณ์ ดังรูปที่ 7 การแผ่รังสี EUV จากดวงอาทิตย์ที่ป้อนเข้า

มาในเทอร์โมสเฟียร์กลับมีลักษณะที่ต่อเนื่อง สาเหตุจากการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์ในรอบ 27 วันซึ่งทำให้เกิดการผันแปรในการปลดปล่อยพลังงานจากดวงอาทิตย์ที่สัมพันธ์กับการเคลื่อนที่ของอนุภาคในบริเวณที่มีการเกิดอันตรกิริยาฝั่งด้านกลางวันของโลก ในช่วง 1 วัฏจักรสุริยะหรือ 11 ปี การผันแปรตามฤดูกาลและช่วงเวลาครึ่งปีได้รับอิทธิพลจากการเคลื่อนที่ของจุดใต้แสงอาทิตย์ (subsolar point) และการกระจายความร่อนที่ไม่สม่ำเสมอของซีกโลกทั้งสองในช่วงวันครีษมายัน (solstices) นอกจากนี้ยังมีการผันแปรรายวันของการแผ่รังสี EUV ซึ่งก่อให้เกิดความไม่สมดุลของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างด้านกลางวันและด้านกลางคืน นั่นคือชั้นเทอร์โมสเฟียร์จะตอบสนองต่อปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรจากดวงอาทิตย์ในแต่ละช่วงเวลาที่แตกต่างกัน



รูปที่ 7 การตอบสนองของเทอร์โมสเฟียร์ต่อพายุแม่เหล็กโลก [12]

พายุแม่เหล็กโลกของเหตุการณ์วันที่ในรูปที่ 7(a) คือ วันที่ 5 เมษายน ค.ศ. 2010 รูปที่ 7(b) คือ วันที่ 15 กรกฎาคม ค.ศ. 2012 รูปที่ 7(c) คือ วันที่ 17 มีนาคม ค.ศ. 2013 และรูปที่ 7(d) คือ วันที่ 1 มิถุนายน ค.ศ. 2013 โดยดัชนี a_p จะถูกวัดทุก ๆ 3 ชั่วโมงและนำไปหาค่าเฉลี่ยให้มีความละเอียดเป็นแบบรายวัน (A_p) โดยทั่วไปความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะมีความล่าช้าในตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงสนามแม่เหล็กโลกอาจใช้เวลา 6 ถึง 12 ชั่วโมง การประเมินความล่าช้าระหว่างดัชนี a_p กับ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ในช่วงพายุแม่เหล็กโลก พบว่ามีความล่าช้าในการตอบสนองประมาณ 9 ชั่วโมง พายุแม่เหล็กโลกได้รับอิทธิพลต่อการผันแปรจากดวงอาทิตย์อย่างฉับพลันซึ่งกินเวลานานหลายชั่วโมงถึงหลายวันซึ่งเกิดจากพลาสมาสุริยะที่ปล่อยออกมา

ระหว่างเหตุการณ์การพ่นมวลโคโรนาซึ่งส่งผลกระทบต่ออวกาศบริเวณสนามแม่เหล็กโลกหรือเกิดจากบริเวณที่เกิดการกระแทกระหว่างลมสุริยะความเร็วสูงและลมสุริยะความเร็วต่ำ [12]

การเชื่อมต่อใหม่ของสนามแม่เหล็กโลกทำให้เกิดกระแสไฟฟ้าเหนี่ยวนำในชั้นบรรยากาศไอโอโนสเฟียร์ รูปที่ 7(a) แสดงให้เห็นการตอบสนองของเทอร์โมสเฟียร์ไม่เพียงแต่มีความล่าช้าเท่านั้นแต่ยังผ่อนคลายสู่สภาวะเงียบสงบ (quiet state) ด้วยช่วงเวลาจำกัดประมาณ 1 วัน มีสองเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นระหว่างการผ่อนคลายดังรูปที่ 7(c) พบว่าเหตุการณ์ที่สองจะมีความหนาแน่นเพิ่มสูงขึ้นกว่าเหตุการณ์แรกซึ่งยังไม่ผ่อนคลาย จึงส่งผลให้ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้น แบบจำลองเชิงพลศาสตร์สามารถใช้พิจารณารูปแบบการผ่อนคลายของพายุได้ [114] และเหมาะสมกับการอธิบายเหตุการณ์พายุที่เกิดขึ้นหลาย ๆ เหตุการณ์ต่อเนื่องกันอย่างฉับพลันดังรูปที่ 7(b) ซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะในกรณีแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างการเกิดเหตุการณ์พายุสุริยะในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด

2.6 การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์

การพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมสำหรับการวิจัยทางวิทยาศาสตร์ แต่ในอดีตยังมีข้อจำกัดด้วยเทคนิคและวิธีการที่ใช้สำหรับพยากรณ์ ความผันแปรของข้อมูลที่เกิดจากกระบวนการตามธรรมชาติซึ่งมีการตรวจวัดได้แล้วพบว่าข้อมูลเหล่านั้นไม่เป็นเชิงเส้นและไม่คงที่ ดังนั้นวิธีการพยากรณ์จึงได้พัฒนาวิธีการใหม่เรียกว่าการแปลงแบบ Hilbert-Huang transform (HHT) ซึ่งประกอบด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Mode Decomposition; EMD) และ Hilbert spectral analysis [115] เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลที่พัฒนาขึ้นใหม่ซึ่งมีการใช้งานกันอย่างแพร่หลายในการวิจัยทางด้านการพยากรณ์ เช่น การประยุกต์ใช้กับข้อมูลแผ่นดินไหว [116] การวิจัยด้านธรณีฟิสิกส์ [117] วิธีการประยุกต์ใช้ในการประมวลผลภาพ [118] และการวินิจฉัยความผิดปกติของเครื่องจักร [119], [120] การวิเคราะห์อนุกรมเวลาทางการเงิน [121] ทางด้านการแพทย์ [122] และงานทางด้านวิศวกรรมเครื่องกล [123] เป็นต้น การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธี EMD นำมาใช้เพื่อลดสัญญาณรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น การวัดระยะทางด้วยแสง (Light detection and ranging; Lidar) ในสาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ [124] หรือในสาขาวิทยาศาสตร์ เช่น ชีววิทยา [125] ภูมิอากาศ [126] และพลวัต [121], [127] รวมทั้งในสาขาวิศวกรรมโยธาหรือการก่อสร้าง [121] และยังมีการนำไปใช้ในงานด้านการจราจร [128] อีกด้วย

วิธี EMD เป็นการวิเคราะห์และการคัดกรองข้อมูลแบบใหม่ที่มีแนวคิดหลักในการแยกข้อมูลแบบอนุกรมเวลาที่ไม่คงที่และไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นชุดข้อมูลแบบผสมที่มีความสัมพันธ์เกี่ยวเนื่องกัน [129] ส่วนประกอบย่อยที่ถูกแยกออกเรียกว่าฟังก์ชันโหมดแท้จริง (intrinsic mode functions;

IMF) และส่วนตกค้าง (residual; r) วิธีการของ EMD ไม่จำเป็นต้องแปลงจากโดเมนเวลาไปเป็นโดเมนความถี่เหมือนวิธีการแปลงแบบฟูเรียร์ (Fourier transform) แต่วิธีการของ EMD จะสามารถดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลในโดเมนเวลาได้เลย [130] วิธีการ EMD ยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพสูง

2.6.1 กระบวนการกรองสัญญาณ

กระบวนการอัลกอริทึมของ EMD มี 6 ขั้นตอน เรียกว่ากระบวนการกรองสัญญาณ (Sifting Process) ในขณะที่แนวคิดหลักของ EMD คือการแบ่งข้อมูลแบบอนุกรมเวลาออกเป็น IMF_i และ $r(t)$ ดังนั้นอนุกรมเวลา $x(t)$ เขียนได้ดังสมการที่ (2.9) โดยที่จำนวนครั้งของกระบวนการกรองสัญญาณจะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาจำเพาะของข้อมูล [116]

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + r(t) \quad (2.9)$$

โดยที่ $x(t)$ คือ อนุกรมเวลาเริ่มต้น

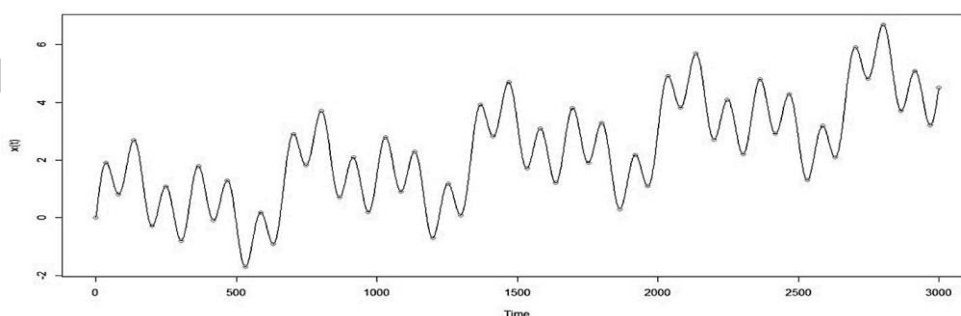
$r(t)$ คือ ส่วนตกค้าง

IMF_i คือ ฟังก์ชันโหมดแท้จริงลำดับที่ i

การคำนวณหา IMF_i มีขั้นตอนดังนี้

2.6.1.1 เริ่มต้นด้วยการใช้อนุกรมเวลาเริ่มต้นเป็น $x(t)$ สำหรับกระบวนการกรองสัญญาณ แล้ว กำหนดให้ค่าตัวบ่งชี้การทำซ้ำ 2 ตัวคือ $i = 1$ และ $j = 1$

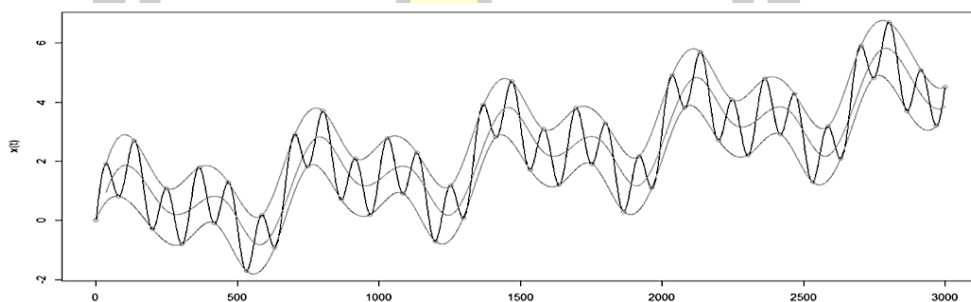
2.6.1.2 ประเมินตำแหน่งค่า extrema ทั้งหมด (บนและล่าง) ของอนุกรมเวลา $x(t)$ แสดงดังรูปที่ 8 แสดงกราฟเส้นคืออนุกรมเวลาเริ่มต้น $x(t)$ จุดวงกลมด้านบนแสดงถึงค่า extrema ส่วนบน และจุดวงกลมด้านล่างแสดงถึงค่า extrema ส่วนล่าง



รูปที่ 8 ตำแหน่งค่า extrema ทั้งหมดของอนุกรมเวลา [116]

2.6.1.3 สร้างฟังก์ชัน envelope ส่วนบน $e_u(t)$ (ตำแหน่งสูงสุด) โดยเชื่อมต่อตำแหน่งค่า extrema ทั้งหมดโดยใช้เส้นโค้งกำลังสาม (cubic spline) ในทำนองเดียวกัน สร้างฟังก์ชัน envelope ส่วนล่าง $e_l(t)$ (ตำแหน่งต่ำสุด) จากนั้นสร้างฟังก์ชันค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope เป็น $m_j(t)$ จากสมการที่ (2.10) โดยรูปที่ 9 กราฟเส้นทึบหนาแสดงอนุกรมเวลาเริ่มต้น $x(t)$ กราฟเส้นด้านบนแสดงถึงฟังก์ชัน envelope ส่วนบน กราฟเส้นด้านล่างแสดงถึงฟังก์ชัน envelope ส่วนล่าง และกราฟเส้นบางตรงกลางแสดงค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope

$$m_j(t) = \frac{e_u(t) + e_l(t)}{2} \quad (2.10)$$



รูปที่ 9 ตำแหน่ง envelope ส่วนบน ส่วนล่าง และค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope [116]

2.6.1.4 กำหนดฟังก์ชันใหม่ $h_j(t)$ โดยใช้ค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope $m_j(t)$ และสัญญาณอนุกรมเวลาเริ่มต้น $x(t)$ จากสมการที่ (2.11)

$$h_j(t) = x(t) - m_j(t) \quad (2.11)$$

ตรวจสอบว่าฟังก์ชัน $h_j(t)$ สามารถเป็น IMF_i ได้หรือไม่ตามเงื่อนไข หากฟังก์ชัน $h_j(t)$ เป็นไปตามเงื่อนไขแล้ว ให้ดำเนินการต่อในขั้นตอนที่ 5 ถ้าไม่เป็นไปตามเงื่อนไข ให้ดำเนินการซ้ำแล้วเปลี่ยนให้ $x(t)$ เป็น $h_j(t)$ โดยค่าตัวบ่งชี้การทำซ้ำ j ยังได้ดำเนินการต่อเนื่องจนกลายเป็น $j = j + 1$ และทำซ้ำอีกครั้งตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 ถึงขั้นตอนที่ 4

2.6.1.5 ขั้นตอนนี้แบ่งย่อยออกเป็น 3 ขั้น ขั้นที่ 1 จากกระบวนการในขั้นตอนที่ 4 ให้บันทึก $h_j(t)$ ให้เป็น IMF_i โดยที่ $IMF_i(t) = h_j(t)$ ขั้นที่ 2 คำนวณหาฟังก์ชันส่วนตกค้าง $r_i(t)$ โดยใช้ $IMF_i(t)$ และสัญญาณ $x(t)$ จากสมการที่ (2.12) ขั้นที่ 3 ดำเนินการซ้ำค่าตัวบ่งชี้การทำซ้ำ i และ j จนกลายเป็น $i = i + 1$ และ $j = 1$

$$r_{i+1}(t) = x(t) + IMF_i(t) \quad (2.12)$$

2.6.1.6 พิจารณาฟังก์ชันส่วนตกค้าง $r_i(t)$ ซึ่งได้มาจากขั้นตอนที่ 5 จะใช้ตัดสินใจว่า กระบวนการกรองสัญญาณจะสิ้นสุดลงหรือไม่ ถ้า $r_i(t)$ เป็นฟังก์ชัน monotonic ไม่สามารถแยก IMF_i เพิ่มเติมได้อีกหรือมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD_h) ระหว่าง 0.2 ถึง 0.3 [116] โดยที่ SD_h เขียนได้ ดังสมการที่ (2.13) เรียกว่า "เกณฑ์การหยุดกระบวนการกรองสัญญาณ (stopping criterion)"

$$SD_h = \sum_{t=1}^T \frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_{k-1}^2(t)} \quad (2.13)$$

ขั้นตอนที่ 1 ถึง 6 เป็นกระบวนการกรองสัญญาณของ EMD โดยรูปที่ 10 แสดงเป็นผังงาน สรุปขั้นตอนและกระบวนการกรองสัญญาณทั้งหมด

2.6.2 ฟังก์ชันโหมดแท้จริง

กระบวนการกรองสัญญาณเพื่อแยกสัญญาณออกเป็น IMF_i มีเงื่อนไข 2 กรณี ได้แก่

กรณีที่ 1

$$|Num[extrima] - Num[cross - zero]| \leq 1 \quad (2.14)$$

โดยที่ $Num[extreme]$ คือ จำนวนตำแหน่งค่า extrema (ค่าสูงสุดและต่ำสุดทั้งหมด)

$Num[cross-zero]$ คือ จำนวนตำแหน่งที่เส้นโค้งฟังก์ชันตัดผ่านค่าศูนย์

กรณีที่ 2

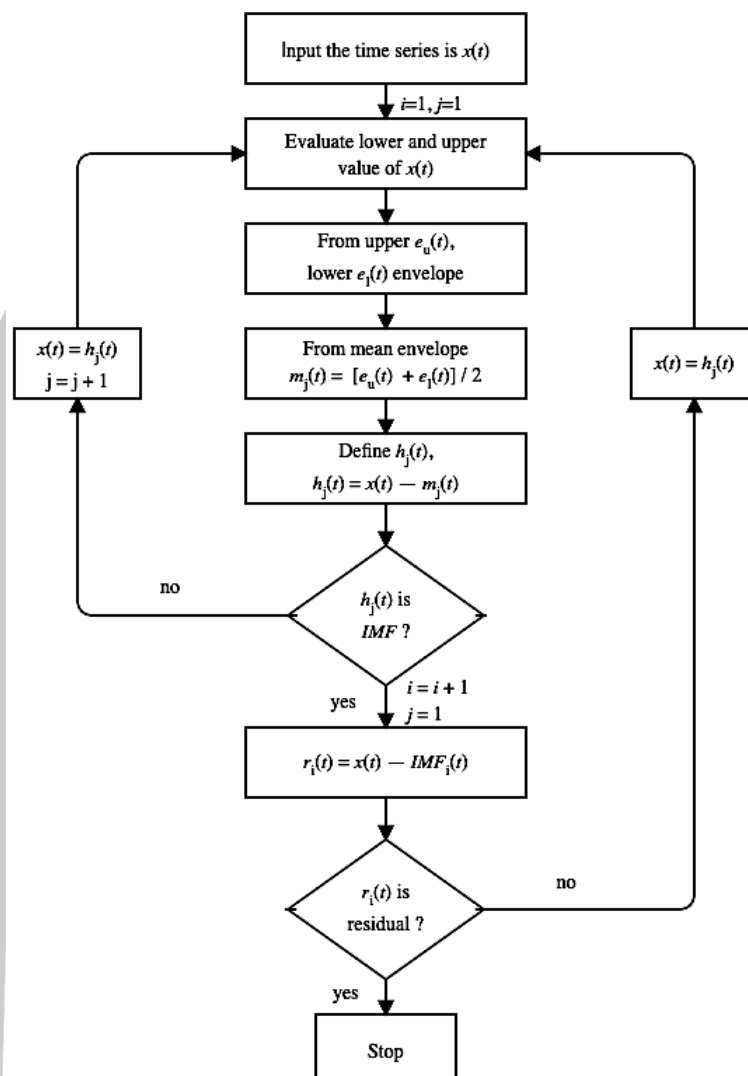
$$|m(t)| = \left| \frac{e_u(t) + e_l(t)}{2} \right| < \varepsilon \quad (2.15)$$

โดยที่ $e_u(t)$ คือ ฟังก์ชัน envelope ส่วนบน

$e_l(t)$ คือ ฟังก์ชัน envelope ส่วนล่างที่สร้างขึ้นโดยใช้เส้นโค้งกำลังสามเชื่อมต่อ ตำแหน่งที่มีค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดทั้งหมด

$m(t)$ คือ ฟังก์ชันค่าเฉลี่ยของฟังก์ชัน envelope

ε คือ จำนวนบวกที่มีค่าน้อยมากซึ่งลู่อเข้าใกล้ศูนย์หรือเท่ากับศูนย์



รูปที่ 10 แผนผังสรุปขั้นตอนและกระบวนการกรองสัญญาณของอัลกอริทึม EMD

2.6.3 แอมพลิจูดและความถี่

ค่าแอมพลิจูดและความถี่ (Amplitude and frequency) ในการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์จะขึ้นอยู่กับการเลือกพารามิเตอร์ของอัลกอริทึม จึงไม่สามารถรับประกันความเป็นเอกลักษณ์ของการแยกข้อมูลได้ พารามิเตอร์ที่สำคัญคือ เกณฑ์การหยุดกระบวนการกรองสัญญาณเงื่อนไขขอบเขต และวิธีการประมาณค่าในช่วง (interpolation method) หรือการใช้เส้นโค้งกำลังสาม การเลือกพารามิเตอร์ที่ไม่เหมาะสมอาจส่งผลให้เกิดการกรองสัญญาณมากเกินไป (over-sifting) และเกิดการผสมโหมด (mode-mixing) ได้ ผลลัพธ์ที่ดีของแอมพลิจูดและความถี่ต้องเป็นไปตามเงื่อนไข คือ 1) อัตราการสุ่มตัวอย่างต้องเป็นไปตาม Nyquist theorem และ 2) สัญญาณข้อมูลเริ่มต้นจะต้องมีจำนวน extrema ของค่าสูงสุกกับค่าต่ำสุดเท่ากัน การสุ่มตัวอย่างมากเกินไป (Over-sampling) จะมีผลกระทบต่อผลลัพธ์อย่างมาก เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีนั้น วิธีการ EMD หรือ Hilbert

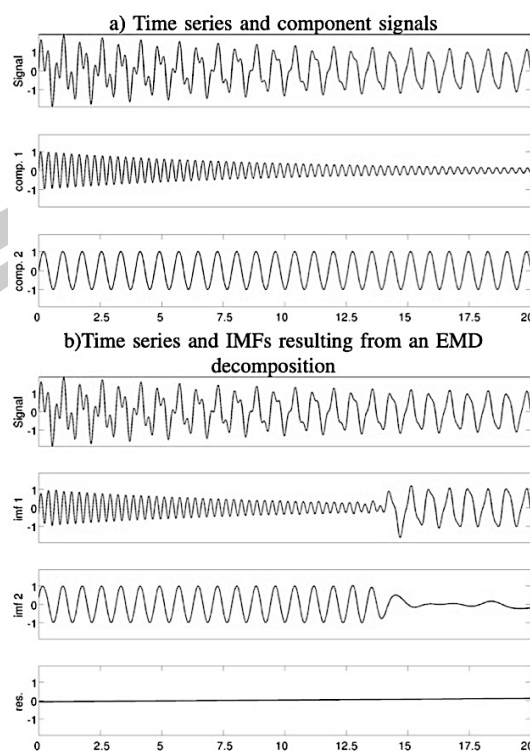
Transform ต้องมีอย่างน้อย 5 ตัวอย่างต่อรอบ สัญญาณที่มีแอมพลิจูดขนาดเล็กมากจะไม่สามารถแยกออกได้ เนื่องจากไม่สามารถตรวจจับ extrema ได้ ส่งผลให้อนุกรมเวลาเริ่มต้นจะไม่ถูกแยกออกเป็นฟังก์ชันย่อยได้อย่างถูกต้อง ยกตัวอย่างดังรูปที่ 11 [131] ได้แสดงกระบวนการกรองสัญญาณ โดยที่ (a) แสดงอนุกรมเวลาและสัญญาณส่วนประกอบ (comp. 1 และ comp. 2) และ (b) การแยกสัญญาณ เป็น *IMF* (imf 1 และ imf 2) จากสัญญาณเริ่มต้นที่สร้างจากการรวมกันของสัญญาณองค์ประกอบย่อยสองสัญญาณดังสมการที่ (2.16)

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) = e^{-0.1t} \sin(20t) + \sin(8t) \quad (2.16)$$

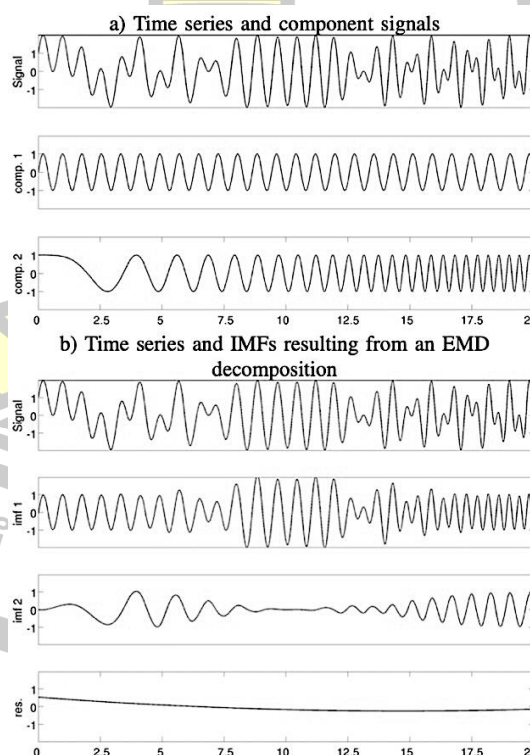
ผลของการแยกสัญญาณจะเกิดการผสมโหมดให้เด่นชัดขึ้นทันทีในช่วงที่แอมพลิจูดของส่วนประกอบสัญญาณของฟังก์ชัน $x_1(t)$ มีขนาดเล็กเกินไป โดยถูกสัญญาณของฟังก์ชัน $x_2(t)$ ครอบคลุมจำนวนของ extrema จะลดลงครึ่งหนึ่งจาก *IMF* หนึ่งไปยัง *IMF* ถัดไป และสำหรับทุกความถี่ของสัญญาณเริ่มต้นหากสัญญาณที่มีความถี่เท่ากันและถูกกรองโดยตัวกรองเดียวกัน สัญญาณเหล่านั้นจะถูกแสดงใน *IMF* เดียวกัน และใน *IMF* ท้าย ๆ จึงจะรวมกับช่วงสัญญาณที่แยกไม่ได้ ดังรูปที่ 12 ได้แสดงกระบวนการกรองสัญญาณ โดยที่ (a) แสดงอนุกรมเวลาและสัญญาณส่วนประกอบ (comp. 1 และ comp. 2) และ (b) การแยกสัญญาณเป็น *IMF* (imf 1 และ imf 2) จากสัญญาณเริ่มต้นที่สร้างจากการรวมกันของสองสัญญาณองค์ประกอบย่อยดังสมการที่ (2.17)

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) = \sin(8t) + \cos(0.4t^2) \quad (2.17)$$

พหุ ประสิทธิภาพ



รูปที่ 11 กระบวนการกรองสัญญาณที่ไม่สามารถแยกสัญญาณที่มีแอมพลิจูดขนาดเล็กได้ [132]



รูปที่ 12 กระบวนการกรองสัญญาณที่มีความถี่เท่ากันจะพล็อตใน IMF เดียวกัน [132]

การพยากรณ์ข้อมูลเชิงอนุกรมเวลาด้วยอัลกอริทึม EMD ถึงแม้จะมีประสิทธิภาพแต่ยังพบปัญหาในกระบวนการที่เกิดขึ้นได้ในบางกรณี เช่น การแสดงผลลัพท์สุดท้าย ปัญหาการผสมโหมด และปัญหาจากการใช้เส้นโค้งกำลังสาม อย่างไรก็ตามยังมีข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนมากที่ไม่เป็นเชิงเส้นและไม่คงที่ซึ่งจำเป็นต้องใช้อัลกอริทึม EMD เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความเหมาะสมสำหรับการพัฒนาการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำในอนาคต

2.7 การพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning; ML) เป็นสาขาย่อยของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ได้รับความนิยมและใช้ในการดำเนินงานด้านต่าง ๆ ซึ่งช่วยให้เกิดความเสถียรภาพและดำเนินงานได้อย่างอัตโนมัติ และยังสามารถให้รายละเอียดที่สำคัญที่คอยสนับสนุนในการตัดสินใจของงานที่มีความท้าทาย ซับซ้อนและมีความผันแปรมาก ๆ ของมนุษย์ได้

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks; ANN) เป็น ML ที่ได้รับความนิยมซึ่งมีประสิทธิภาพในด้านต่าง ๆ โดยให้ข้อมูลและความสามารถในการคำนวณที่เหมาะสม ง่ายต่อการนำไปปรับใช้กับปัญหาต่าง ๆ งานที่ทำหายอย่างหนึ่งสำหรับอัลกอริทึม นี้คือการพยากรณ์สภาพอากาศ โดยการคาดการณ์เหตุการณ์แม่เหล็กโลกที่อาจส่งผลกระทบต่อโลก จะช่วยให้มนุษย์สามารถป้องกัน หลีกเลี่ยงอันตรายหรือภัยพิบัติที่อาจเกิดขึ้นได้

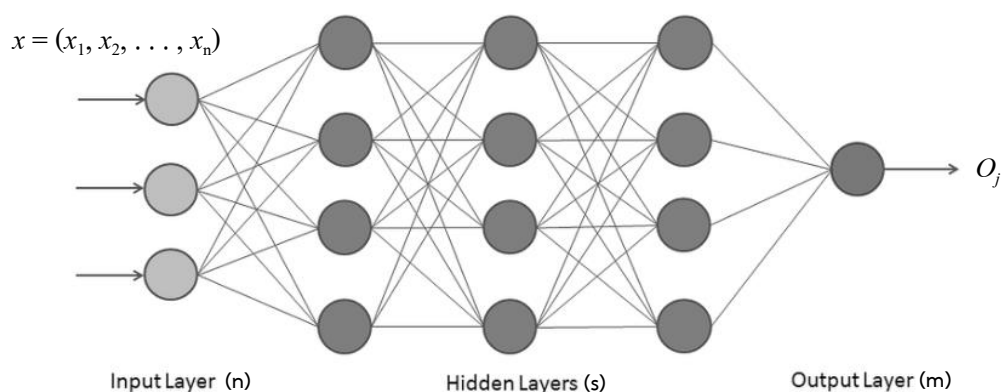
วิธี ANN เป็นอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกประเภทของข้อมูลซึ่งได้รับแรงบันดาลใจจากระบบสมองของมนุษย์ ANN นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อนโดยการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้า (input) และผลลัพธ์ (output) ที่ซับซ้อน ANN ได้รับการฝึก (training) โดยใช้อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ (backpropagation) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าแล้วแพร่กระจายข้อผิดพลาดในทิศทางย้อนกลับเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ (hidden layer) ตัวแปรป้อนเข้าที่ทราบค่ามี N จำนวน จะให้ผลลัพธ์หนึ่งค่าหรือมากกว่า ในชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่จะมีฟังก์ชันทำงาน (activation function) [132]

2.7.1 วิธี Multi-Layer Perceptron

วิธี ANN ในแบบพื้นฐานจะเริ่มต้นอธิบายด้วยวิธี Multi-Layer Perceptron (MLP) ซึ่งมีการประยุกต์ใช้งานอย่างแพร่หลายในงานด้าน ML และ Deep Learning (DL) โดยวิธีดังกล่าวนี้จะนำไปใช้สำหรับพยากรณ์หรือจัดกลุ่มข้อมูล โดยจะแสดงรายละเอียดไว้พอสังเขปดังนี้

MLP เป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีขั้นตอนการทำงานหลัก ๆ คือ 1) Input layer จะทำหน้าที่รับข้อมูลที่ป้อนเข้ามาและส่งต่อไปยังชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ 2) Hidden layers

จะประกอบด้วยหน่วยประมวลผลหลาย ๆ ชั้น โดยแต่ละชั้นจะมีการคำนวณและส่งต่อผลลัพธ์ไปยังชั้นถัดไป โดยมักใช้ activation function เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของ output ให้อยู่ในช่วงที่กำหนด (3) Output layer จะทำหน้าที่ส่งผลลัพธ์ออกมา ดังรูปที่ 13



รูปที่ 13 แผนผังการทำงานของ MLP [133]

MLP มีหลายชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ โดยแต่ละชั้นจะทำให้สามารถจำแนกข้อมูลได้ดีกว่า ANN ที่มีชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่เพียงชั้นเดียว ทั้งนี้ ANN สามารถปรับปรุงและเรียนรู้เองได้ (self-learning) ด้วยการปรับค่าน้ำหนักของเซลล์ประสาท (neuron) ให้เหมาะสมกับข้อมูลป้อนเข้า โดยใช้การแพร่ย้อนกลับ เพื่อคำนวณค่าผิดพลาดของผลลัพธ์และปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม ในขณะที่ MLP เป็นหนึ่งใน ANN ที่ได้รับความนิยมที่สุด โดยวิธีการดังกล่าวนี้ี้จะมีความสามารถในการทำงานที่ซับซ้อนระหว่าง input และ output ซึ่งใช้ได้กับข้อมูล ฟังก์ชัน หรือสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ [134-135] ชั้นตอนของ MLP ประกอบด้วย neuron หลายชั้นซึ่งรวมถึงชั้นข้อมูลป้อนเข้า ชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ หนึ่งชั้นหรือมีมากกว่า และชั้นผลลัพธ์ซึ่งแต่ละชั้นประกอบด้วย neuron หลายเซลล์ที่เชื่อมต่อกับ neuron ในชั้นข้างเคียง เนื่องจาก MLP มี neuron ที่ไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งอาจมีปฏิสัมพันธ์จำนวนมากในหลายชั้น จึงสามารถตรวจจับปรากฏการณ์ที่ซับซ้อนได้ MLP ได้รับการฝึกโดยใช้ข้อมูลในอดีตเพื่อเรียนรู้และจับลักษณะของข้อมูล พารามิเตอร์ของ MLP รวมถึงการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและการปรับค่า biases ซึ่งได้รับการปรับซ้ำ ๆ ในกระบวนการลดความคลาดเคลื่อนโดยรวมของระบบหรือการลดความคลาดเคลื่อนกำลังสองให้เหลือน้อยที่สุด การพิจารณาโครงข่าย MLP ทั้ง 3 ชั้นซึ่งประกอบด้วยขนาดตัวอย่างของข้อมูลป้อนเข้ามี k ชั้น ชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่มี s ชั้น และชั้นผลลัพธ์มี m ชั้น โดยมีขั้นตอนและกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่กำหนดให้ข้อมูลป้อนเข้า เป็นเวกเตอร์รูปแบบ $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ จากชุดข้อมูลและเผยแพร่ไปยัง neuron ทั้งหมดในชั้น

ประมวลผลที่ซ่อนอยู่ โดยให้แต่ละตัวเป็น h ซึ่งจะใช้คำนวณข้อมูลป้อนเข้าสู่สุทธิ (y_h) และสร้างผลลัพธ์ (Y_h) [136] ดังแสดงในสมการต่อไปนี้

$$y_h = \sum_{i=1}^n w_{ih} x_i \quad (2.18)$$

$$Y_h = f(y_h) = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ih} x_i\right) \quad (2.19)$$

โดยที่ w_{ih} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างเซลล์ประสาทลำดับที่ i ของชั้นข้อมูลป้อนเข้าและลำดับที่ h ของชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่
 f คือ ฟังก์ชันทำงาน

ฟังก์ชันทำงานมีชื่อเรียกอีกอย่างว่าฟังก์ชันถ่ายโอนซึ่งใช้กำหนดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลป้อนเข้าและผลลัพธ์ของโหนดและโครงข่าย [137]

เซลล์ประสาทผลลัพธ์ในแต่ละเซลล์จะรับผลลัพธ์จากชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่เป็นข้อมูลป้อนเข้า และทำการดำเนินการทั้งหมดที่อธิบายไว้ข้างต้นอย่างต่อเนื่องจนกว่าจะตรงตามเงื่อนไขการยกเลิก โดยกระบวนการทำซ้ำของผลลัพธ์จะพิจารณาจาก O_j ซึ่งแสดงดังสมการที่ (2.20) [136]

$$O_j = f\left(\sum_{h=1}^s Y_h w_{hj}\right) = f\left[\sum_{h=1}^s f\left(\sum_{i=1}^n w_{ih} x_i\right) w_{hj}\right] \quad (2.20)$$

การใช้ MLP กับอัลกอริทึม การแพร่กระจายย้อนกลับ (back-propagation algorithm) ซึ่งเป็นหนึ่งในอัลกอริทึมการเรียนรู้ที่ได้รับความนิยมสูงสุด เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ซึ่งลดความคลาดเคลื่อนโดยรวมให้เหลือน้อยที่สุดโดยใช้กฎเดลต้าทั่วไป (delta rule) และวิธีการลดระดับความชันน้อยสุด (gradient steepest descent method) ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (back-propagation neural network; BPN) อธิบายไว้ดังนี้ [136]

ขั้นตอนที่ 1: ดำเนินการปรับข้อมูล input ให้เป็นมาตรฐาน (normalization) และนำข้อมูลลอการึมเวลาไปยังชั้นข้อมูลป้อนเข้า

ขั้นตอนที่ 2: กำหนดสถาปัตยกรรมโครงข่ายและพารามิเตอร์ รวมถึงอัตราการเรียนรู้ ฟังก์ชันทำงาน และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้น

ขั้นตอนที่ 3: คำนวณความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์จากแบบจำลองกับผลลัพธ์ที่ต้องการ

ขั้นตอนที่ 4: คำนวณการเปลี่ยนแปลงน้ำหนัก ใช้ความคลาดเคลื่อนในการคำนวณการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ กับชั้นผลลัพธ์และชั้นข้อมูลป้อนเข้ากับชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่

ขั้นตอนที่ 5: อัปเดตค่าถ่วงน้ำหนัก เริ่มจากปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ไปยังชั้นผลลัพธ์

$$w_{hj}^{k+1} = w_{hj}^k + \Delta w_{hj}^k \quad (2.21)$$

จากนั้นปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นข้อมูลป้อนเข้ากับชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่

$$w_{ih}^{k+1} = w_{ih}^k + \Delta w_{ih}^k \quad (2.22)$$

โดยที่ i, h และ j คือ อันดับของชั้นข้อมูลป้อนเข้า ชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ และชั้นผลลัพธ์ตามลำดับ

w_{hj} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงระหว่างชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ กับชั้น output ในการทำซ้ำ $(k + 1)$

w_{ih} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงระหว่างชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ กับชั้นข้อมูลป้อนเข้าในการทำซ้ำ $(k + 1)$

Δw_{hj} และ Δw_{ih} คือ ผลต่างการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักสุทธิ

ขั้นตอนที่ 6: ทำซ้ำขั้นตอนที่ 1-5 จนกว่าความคลาดเคลื่อนโดยรวมจะเป็นไปตามเกณฑ์ที่กำหนดไว้ล่วงหน้า

สิ่งที่จำเป็นในการใช้ BPN คือการกำหนดจำนวนของชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ จำนวนของเซลล์ประสาทในแต่ละชั้นประมวลผลที่ซ่อนอยู่ อัตราการเรียนรู้ โมเมนตัม และฟังก์ชันทำงาน

2.7.2 วิธี Bidirectional Long Short-Term Memory

เริ่มต้นจากวิธี Long Short-Term Memory (LSTM) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ใช้แก้ปัญหาที่แก้ไขด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบธรรมดาไม่ได้ โดยหลักการของวิธี LSTM ถูกพัฒนาให้สามารถจดจำข้อมูลในระยะยาวและมีความสามารถในการจัดการปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการลืมข้อมูลในระยะสั้น ดังนั้นวิธี LSTM จึงได้รับความนิยมในการใช้ในงานที่ต้องการการจดจำและการทำนายข้อมูลที่มีลำดับ (Sequence) เช่น การประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing) การจำแนก (Classification) และการทำนายข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time Series Prediction) ที่ยาวนาน [138]

แผนผังการทำงานของวิธี LSTM ดังแสดงในรูปที่ 14 โดยหลักการทำงานของวิธี LSTM ซึ่งแบ่งส่วนสำคัญของกระบวนการทำงานออกเป็น 3 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1: Cell State (C_t) คือ ส่วนที่ใช้เก็บข้อมูลในระยะยาวซึ่งทำให้วิธี LSTM สามารถจดจำข้อมูลในระยะยาวได้

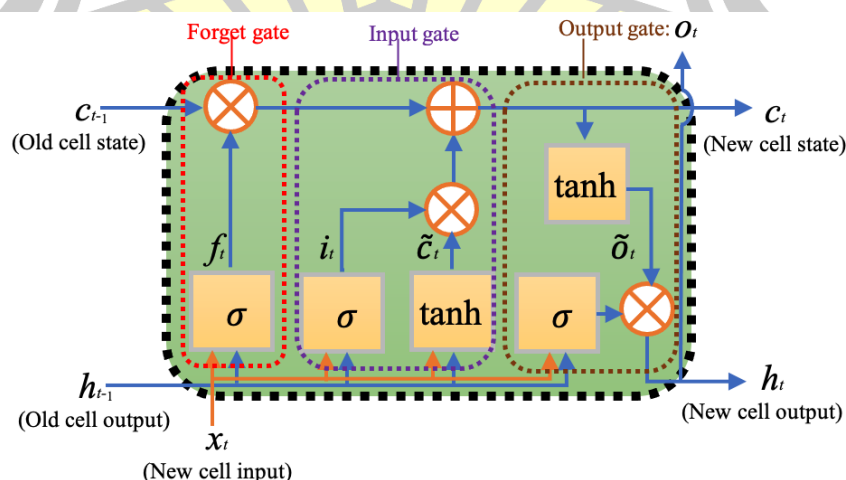
ส่วนที่ 2: Hidden State (h_t) คือ ส่วนที่ใช้เก็บข้อมูลในระยะสั้นและเป็นตัวแทนสำคัญของสถานะทั้งหมดในเซลล์ (cell state) ในขณะนั้น

ส่วนที่ 3: Gate Mechanisms ของวิธี LSTM จะมีสามขั้นตอนหลักคือ Forget Gate, Input Gate, และ Output Gate ซึ่งช่วยควบคุมการไหลของข้อมูลในเซลล์และสถานะที่ซ่อนอยู่ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: Forget Gate จะทำงานตรวจสอบข้อมูลใน Cell State และเลือกที่จะลบหรือละทิ้งบางข้อมูล

ขั้นตอนที่ 2: Input Gate จะทำงานตรวจสอบข้อมูลที่นำเข้าไปใน Cell State

ขั้นตอนที่ 3: Output Gate จะทำงานควบคุมการนำเอาผลลัพธ์จาก hidden State ออกมาและนำไปใช้



รูปที่ 14 แผนผังการทำงานของวิธี LSTM

จากนั้นยังได้มีการพัฒนาวิธี LSTM ให้ดียิ่งขึ้นเรียกว่าวิธี Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) โดย Bi-LSTM นำเสนอแนวคิดที่ทำให้โครงข่ายสามารถมองเห็นข้อมูลจากทั้งด้านหน้า (forward) และด้านหลัง (backward) ของข้อมูลที่มีลำดับ ซึ่งช่วยในการทำความเข้าใจและการจำแนกข้อมูลที่ซับซ้อนได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น [139]

แผนผังการทำงานของวิธี Bi-LSTM ดังแสดงในรูปที่ 15 โดยหลักการทำงานที่ได้รับการพัฒนาแล้วของวิธี Bi-LSTM มี 4 ขั้นตอนดังนี้

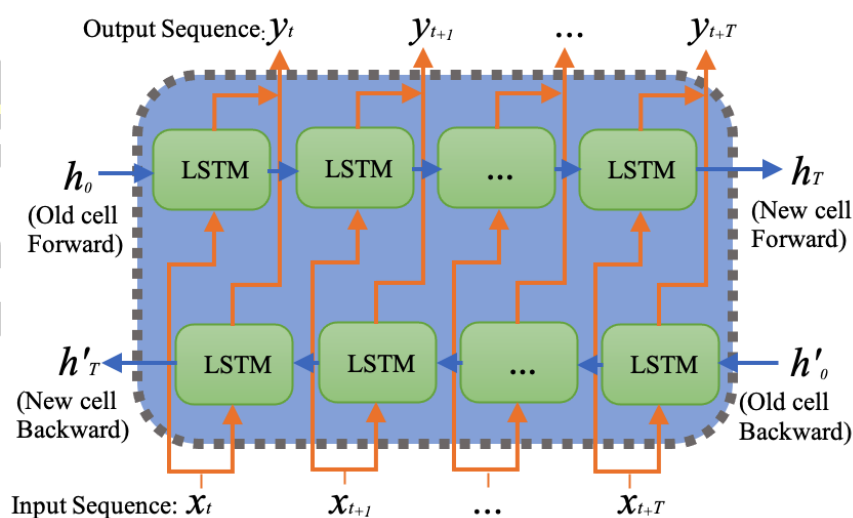
ขั้นตอนที่ 1: Bidirectional Input คือการที่ Bi-LSTM ใช้การส่งข้อมูลลำดับที่ป้อนเข้ามาจากลำดับที่หนึ่งไปหาลำดับสุดท้ายและส่งข้อมูลจากข้อมูลลำดับสุดท้ายไปยังลำดับที่หนึ่ง

ขั้นตอนที่ 2: Forward LSTM โดย Bi-LSTM มีหลักการทำงานเหมือนกับ LSTM ทั่วไป นั่นคือมี Cell State, Hidden State และ Gate Mechanisms เพื่อควบคุมการไหลของข้อมูลจากลำดับที่หนึ่งไปหาลำดับสุดท้าย

ขั้นตอนที่ 3: Backward LSTM ซึ่งจะเหมือนกับ Forward LSTM แต่ทำงานในทิศทางตรงกันข้ามกัน เพื่อควบคุมข้อมูลจากข้อมูลลำดับสุดท้ายไปยังลำดับที่หนึ่ง

ขั้นตอนที่ 4: Concatenation การรวมผลลัพธ์หลังจากที่ Forward LSTM และ Backward LSTM ได้ทำงานเสร็จสิ้น ซึ่งทำให้แต่ละข้อมูลในลำดับมีข้อมูลจากทั้งสองทิศทาง

วิธี Bi-LSTM มีประโยชน์ เช่น การประมวลผลข้อความ, การตรวจจับข้อมูลลำดับในช่วงเวลาใด ๆ และที่สำคัญคืองานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลลำดับที่มีความสำคัญทั้งด้านหน้าและด้านหลังของข้อมูล ซึ่งจะช่วยให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ลำดับที่ซับซ้อนในลักษณะต่าง ๆ ได้ทั้งสองทิศทาง [140] อีกทั้งยังเป็นเครื่องมือที่เหมาะสมสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย



รูปที่ 15 แผนผังการทำงานของวิธี Bi-LSTM

2.7.3 วิธี Gated Recurrent Unit

วิธี LSTM และวิธี Gated Recurrent Unit (GRU) ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ปัญหของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (Vanilla Recurrent Neural Network; Vanilla RNN) เนื่องจากปัญหาการควบคุมการจดจำข้อมูลที่มีลำดับและยาวนาน และความผิดพลาดในการทำนายข้อมูลแบบมีลำดับที่ซับซ้อน โดย GRU เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนามาใช้จัดการปัญหา เช่น การจำแนกข้อความ การทำนายเวลา และงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลลำดับที่ยาวนาน [141]

แผนผังการทำงานของวิธี GRU ดังรูปที่ 16 โดยหลักการทำงานของ GRU มี 4 ขั้นตอนดังนี้

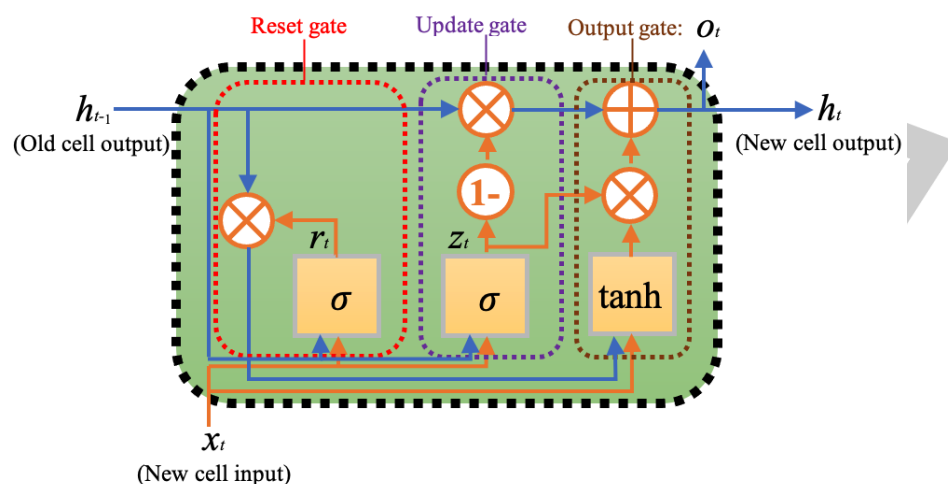
ขั้นตอนที่ 1: Update Gate (z_t) ใช้ควบคุมและตรวจสอบว่าควรเก็บข้อมูลในสถานะปัจจุบันหรือไม่ โดยการใช้ภาพรวมของข้อมูลปัจจุบันและข้อมูลที่ป้อนเข้า

ขั้นตอนที่ 2: Reset Gate (r_t) ใช้ควบคุมและตรวจสอบว่าควรลืมข้อมูลในสถานะปัจจุบันหรือไม่ โดยการใช้ภาพรวมของข้อมูลปัจจุบันและข้อมูลที่ป้อนเข้า

ขั้นตอนที่ 3: Current Memory Content ($\tilde{h}_t$) คือการรวมข้อมูลในสถานะปัจจุบันที่ถูกปรับปรุงด้วย Update Gate และ Reset Gate

ขั้นตอนที่ 4: Hidden State (h_t) เป็นส่วนที่ถูกส่งออกจาก GRU เป็น Output Gate เพื่อนำไปใช้ในการทำนายหรือนำไปใช้ใน Hidden state ถัดไป

วิธี GRU ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อลดจำนวนพารามิเตอร์ที่ใช้ในโครงข่าย RNN แบบทั่วไปและมีโครงสร้างที่ง่ายกว่า LSTM ซึ่งมีประสิทธิภาพในการจัดการปัญหาของข้อมูลลำดับที่ยาวนาน แม้ว่า GRU จะไม่มี Cell State เช่นเดียวกับ LSTM แต่การใช้ Update Gate และ Reset Gate จะช่วยให้ GRU จัดการปัญหาในการลืมและจำข้อมูลลำดับได้อย่างดีและเหมาะสมสำหรับงานที่ต้องใช้การจัดการข้อมูลลำดับที่มีจำนวนข้อมูลขนาดเล็กให้มีประสิทธิภาพได้ [142]



รูปที่ 16 แผนผังการทำงานของวิธี GRU

2.8 เครื่องมือสำหรับการประเมินแบบจำลอง

การพยากรณ์ข้อมูลแบบอนุกรมเวลาเป็นการใช้แบบจำลองเพื่อคาดการณ์เหตุการณ์ในอนาคตตามเหตุการณ์ในอดีตที่ทราบข้อมูล โดยการประเมินแบบจำลองที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ค่านอมูลไลซ์รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Normalized Root Mean Square Error; NRMSE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination; R^2) มีรายละเอียดดังนี้

1) ค่านอมูลไลซ์รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\rho_i - \hat{\rho}_i)^2}}{\rho_{max} - \rho_{min}} \quad (2.23)$$

2) ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\rho_i - \hat{\rho}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\rho_i - \bar{\rho})^2} \quad (2.24)$$

โดยที่ ρ_i คือ ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเกตการณ์จากดาวเทียม

$\hat{\rho}_i$ คือ ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่พยากรณ์ได้จากแบบจำลอง

ρ_{max} คือ ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มากที่สุดที่สังเกตการณ์จากดาวเทียม

ρ_{min} คือ ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ต่ำสุดที่สังเกตการณ์จากดาวเทียม

$\bar{\rho}$ คือ ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เฉลี่ยที่สังเกตการณ์จากดาวเทียม

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่า NRMSE จะแสดงค่าความคลาดเคลื่อนจากสองตัวแปรที่นำมาเปรียบเทียบกับกันโดยมีหน่วยเป็นร้อยละ [143] เมื่อตีความร่วมกันกับ R^2 แล้ว ผลการประเมินจะให้ข้อมูลเกี่ยวกับความแปรปรวนของขนาดความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ได้เป็นอย่างดี [144]

ความสอดคล้องกันระหว่างค่า NRMSE และ R^2 หลังจากการปรับปรุงข้อมูลที่พิจารณาให้มีระดับการอ้างอิงตรงกันแล้วควรใช้ร่วมกันในการประเมินความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยที่ความหมายของ NRMSE เป็นร้อยละของความคลาดเคลื่อนตามเหตุการณ์ [145] และ R^2 จะแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลอง

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องเน้นไปที่การศึกษางานการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ (Empirical Mode Decomposition; EMD) ร่วมกับวิธี Linear Superposition (LSP) วิธี Multi-Layer Perceptron (MLP) วิธี Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) และวิธี Gated Recurrent Unit (GRU) ทั้งนี้ในการศึกษาการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ต้องพิจารณาปัจจัยหลายประการ รวมถึงอันตรกิริยาที่ซับซ้อนระหว่างเทอร์โมสเฟียร์ ไอโอโนสเฟียร์ และแมกนีโตสเฟียร์ นอกจากนี้ ได้คำนึงถึงผลกระทบของกัมมันตภาพสุริยะและสนามแม่เหล็กโลก ตลอดจนการหมุนรอบตัวเองของโลกและการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์ด้วย การเปลี่ยนแปลงของนิวตรอนในชั้นบรรยากาศและผลกระทบของสภาพอวกาศที่มีต่อความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีบทบาทสำคัญเช่นกัน วิธีการประเมินแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพจะช่วยปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ความหนาแน่นโดยพิจารณาพร้อมกับข้อมูลสังเกตการณ์ตามเวลาจริงจากดาวเทียมและการสังเกตการณ์ภาคพื้นดิน นอกจากนี้ การพัฒนาแบบจำลองที่แม่นยำของระบบเทอร์โมสเฟียร์-ไอโอโนสเฟียร์มีความสำคัญต่อการทำความเข้าใจกระบวนการทางกายภาพพื้นฐานและปรับปรุงความน่าเชื่อถือของการพยากรณ์ความหนาแน่น เพื่อให้เข้าใจพื้นฐานในภาพรวมผู้วิจัยได้สืบค้นงานวิจัยที่เคยทำมาแล้วในอดีต โดยได้รวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องไว้พอสังเขปดังนี้

Zhang et al. [146] ได้ศึกษาผลกระทบของพายุแม่เหล็กโลกที่มีต่อดาวเทียมสตาร์ลิงค์จำนวน 40 ดวงซึ่งทำให้เกิดการทำลายระหว่างวันที่ 3 - 5 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 ส่งผลกระทบอย่างมากต่อเศรษฐกิจ อุตสาหกรรมการบิน รวมถึงระบบสาธารณะ งานวิจัยนี้ได้วิเคราะห์ข้อมูลรังสีอัลตราไวโอเล็ตไกล (FUV) จากการสำรวจระยะไกลของดาวเทียม คือดาวเทียม Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) ซึ่งติดตั้งอุปกรณ์ Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) และดาวเทียม Thermosphere Ionosphere Mesosphere Energetics and Dynamics (TIMED) ซึ่งติดตั้งอุปกรณ์ Global Ultraviolet Imager (GUVI) โดยพบการเปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญขององค์ประกอบในชั้นบรรยากาศและความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งทำให้มีโอกาสในการเกิดเหตุการณ์การลากดาวเทียมเพิ่มสูงขึ้น ข้อมูล FUV แสดงให้เห็นว่าบริเวณละติจูดต่ำ (ระหว่าง 30 องศาใต้ถึง 30 องศาเหนือ) พบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน ในตอนพลบค่ำ (17:32 น.) โดยเพิ่มขึ้นถึงประมาณร้อยละ 18 ณ ระดับความสูง 210 กิโลเมตร และประมาณร้อยละ 26 ณ ระดับความสูง 520 กิโลเมตร (เมื่อเทียบกับความหนาแน่นก่อนเกิดพายุ) ในตอนรุ่งเช้า (05:19 น.) ความหนาแน่นจะเพิ่มขึ้นมากกว่าตอนพลบค่ำถึงประมาณร้อยละ

60 ณ ระดับความสูง 210 กิโลเมตร และประมาณร้อยละ 300 ณ ระดับความสูง 520 กิโลเมตร ความไม่สมมาตรในตอนพลบค่ำและรุ่งเช้านี้เป็นผลมาจากการผันแปรพลวัต คือกระบวนการทางความร้อนและการเย็นตัวของชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างเหตุการณ์พายุ ได้พบว่าสาเหตุสำคัญประการหนึ่งของการสูญเสียดาวเทียมสตาร์ลิงค์ในครั้งนี้ คือความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มขึ้นอย่างมาก เหตุการณ์นี้ได้เน้นย้ำถึงความจำเป็นที่จะต้องพัฒนาปรับปรุงทั้งในด้านความรอบรู้และด้านการพยากรณ์ของสภาพอากาศ รวมถึงการให้ความร่วมมือกับชุมชน อุตสาหกรรมการบินและสภาพอวกาศต่อไป

Yuan et al. [147] ได้ศึกษาธรณีฐานและกลไกการผันแปรความหนาแน่นเชิงมวลมวลเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งเกิดหลังจากการเกิดพายุแม่เหล็กโลกและยังคงเป็นเรื่องที่น่าค้นหาเนื่องจากการสังเกตการณ์ที่จำกัดและแบบจำลองการพยากรณ์ที่ยังไม่แม่นยำ เครื่องมือวัดวงโคจร precise orbit determination (POD) ที่ติดตั้งบนดาวเทียม GRACE (Gravity Recovery and Climate Experiment) และดาวเทียม Swarm สามารถใช้ประมาณการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้ ในงานวิจัยนี้ได้ประเมินความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากเครื่องมือวัด POD ของดาวเทียม GRACE-A และดาวเทียม Swarm-A โดยตรวจสอบ ณ ตำแหน่งละติจูดที่แตกต่างกันในระหว่างการเกิดพายุแม่เหล็กโลกในเดือนกันยายน ค.ศ. 2017 การตอบสนองต่อพายุแม่เหล็กโลกของความหนาแน่นเชิงมวลแสดงให้เห็นการผันแปรในซีกโลกเหนือ (ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE) และการผันแปรในซีกโลกใต้ (ข้อมูลจากดาวเทียม Swarm) ข้อมูลจากดาวเทียม Swarm แสดงให้เห็นถึงการผันแปรความหนาแน่นเชิงมวลแบบสมมาตรระหว่างซีกโลกทั้งสองและมีปริมาณความหนาแน่นเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในซีกโลกใต้ ข้อมูลจากเครื่องมือวัด POD และเครื่องมือวัดความเร่งของดาวเทียม GRACE แสดงให้เห็นความหนาแน่นที่เพิ่มขึ้นอย่างมากในซีกโลกเหนือ ซึ่งไม่สอดคล้องกับความหนาแน่นที่เพิ่มขึ้นในซีกโลกใต้ ความผิดปกตินี้อาจเกิดจากผลกระทบของลมในแนวตั้ง (vertical winds) ณ บริเวณละติจูดสูงและการเคลื่อนตัวของ Plasma Drift สังเกตจากตำแหน่ง solar zenith angles ที่เหมือนกันทั้งสองซีกโลก

Qian & Solomon [148] ได้ศึกษาการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในเชิงพื้นที่ที่ซับซ้อนซึ่งขับเคลื่อนโดยไดนามิกภายในเทอร์โมสเฟียร์-ไอโอโนสเฟียร์ ระบบคู่ควบเทอร์โมสเฟียร์-ไอโอโนสเฟียร์ การผันแปรตามเวลารวมถึงการผันแปรอย่างฉับพลันด้วยความละเอียดของเวลาตั้งแต่นาทีถึงชั่วโมง การผันแปรระหว่างเวลากลางวัน-กลางคืน การผันแปรแบบหลายวัน การผันแปรจากการหมุนรอบตัวเองของดวงอาทิตย์ การผันแปรรายปี-ครึ่งปี การผันแปรของวัฏจักรสุริยะ และแนวโน้มระยะยาวที่ใช้เวลาเป็นทศวรรษ การผันแปรเชิงพื้นที่ประกอบด้วยการผันแปรตามละติจูดและ

ตามลองจิจุด ตลอดจนการผันแปรตามระดับความสูง การลากในชั้นบรรยากาศต่อดาวเทียมจะผันแปรอย่างมากตามฟังก์ชันของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ความผิดพลาดในการประเมินความหนาแน่นทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการติดตามวงโคจรและส่งผลกระทบต่อการทำงานของดาวเทียม รวมถึงการบำรุงรักษา การหลีกเลี่ยงการชนกันของยานอวกาศที่มีคนควบคุมและไร้คนขับ และการคาดการณ์การกลับเข้าสู่อวกาศ ในงานวิจัยนี้ได้สรุปและอภิปรายเกี่ยวกับการผันแปรความหนาแน่น ขนาด และกลไกการควบคุม โดยใช้ชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเกตได้จากเครื่องมือวัดความเร่งบนดาวเทียม CHAMP ผลลัพธ์ของแบบจำลอง ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เฉลี่ยทั่วโลกที่ได้จากดาวเทียมอีกหลายพันดวง ทั้งนี้ผลลัพธ์ที่ได้มาจากแบบจำลอง National Center for Atmospheric Research (NCAR) thermosphere-ionosphere-electrodynamics general circulation model (TIE-GCM) และได้มาจากแบบจำลองเชิงประจักษ์ NRLMSISE-00

Mehta et al. [149] ได้พัฒนาแบบจำลองสำหรับพยากรณ์การลากดาวเทียมที่ยังคงมีความคลาดเคลื่อนอย่างมาก ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มขึ้นส่งผลกระทบต่อการปฏิบัติการกิจในอวกาศโดยเฉพาะอย่างยิ่งภารกิจของดาวเทียมวงโคจรต่ำ แบบจำลองการพยากรณ์ที่ไม่แม่นยำทำให้การคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การลากความคลาดเคลื่อน การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์และการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การลากที่ถูกต้องจะช่วยปรับปรุงความรู้ทางวิทยาศาสตร์เกี่ยวกับฟิสิกส์และไดนามิกของบรรยากาศชั้นได้ ความพยายามในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาได้ผลักดันการพัฒนาแบบจำลองไปในทิศทางที่ถูกต้องส่งผลให้ค้นพบขั้นตอนวิธีการและเครื่องมือมากมายสำหรับการพัฒนาแบบจำลองอย่างครอบคลุม ความแตกต่างของชุดความรู้ในอดีตและในปัจจุบันส่วนใหญ่เกิดจากความคลาดเคลื่อนในการพัฒนาแบบจำลองอากาศพลศาสตร์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการพัฒนาแบบจำลองที่เกี่ยวข้องกับรูปทรงของดาวเทียมและปฏิกริยาระหว่างพื้นผิวของดาวเทียมกับก๊าซ การเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลองจะเชื่อมโยงกับความถูกต้องของผลการคำนวณการลากดาวเทียม จากโครงการ International Space Weather Action Teams (ISWAT) ที่ขับเคลื่อนโดยชุมชนเพื่อหารือและรวบรวมความพยายามในการพัฒนาแบบจำลองและการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การลาก ดังนั้น เพื่อให้เกิดความสอดคล้องกับโครงการฯ งานวิจัยนี้จึงได้เปรียบเทียบวิธีการสำหรับการพัฒนาแบบจำลองและการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การลาก อภิปรายผลกระทบที่มีต่อการประมาณความหนาแน่น พร้อมทั้งให้คำแนะนำและวิธีการใช้งาน พบว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการประเมินความหนาแน่นที่เพิ่มขึ้นในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ณ ระดับความสูง 450 กม. ถึงร้อย 10 ซึ่งส่วนใหญ่มาจากความแตกต่างในการพัฒนาแบบจำลองที่ขึ้นกับการเกิดปฏิกริยาระหว่างพื้นผิวของดาวเทียมกับก๊าซ งานวิจัยนี้จึงสรุปและแนะนำว่าการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนอย่างรอบคอบมีส่วนสำคัญในการพัฒนาแบบจำลองสำหรับประมาณความหนาแน่นให้มีประสิทธิภาพ งานวิจัยในอนาคตให้

พิจารณาความหนาแน่นที่ขึ้นกับระดับความสูงและการเปลี่ยนแปลงของช่วงกัมมันตภาพสุริยะซึ่งส่งผลกระทบต่อการณ์แปรความหนาแน่นในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ตอนบนอย่างมีนัยสำคัญ

Weng et al. [150] ได้ใช้ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ จากดาวเทียม GOCE (Gravity Field and Steady-State Ocean Circulation Explorer) ในระหว่างปี ค.ศ. 2009–2013 เพื่อพัฒนาแบบจำลองเชิงประจักษ์สำหรับอธิบายพฤติกรรมของการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงรุ่งเช้า (dawn) และย่ำค่ำ (dusk) ตามเวลาสุริยะท้องถิ่น (local solar time; LST) โดยใช้วิธีฟังก์ชันมุมฉากเชิงประจักษ์ (Empirical Orthogonal Function; EOF) พบว่า (1) ความหนาแน่นเชิงมวลในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงรุ่งเช้าจะมีค่าสูงสุดในบริเวณขั้วโลก แต่ในช่วงย่ำค่ำจะมีค่าสูงสุดในบริเวณเส้นศูนย์สูตร (2) การผันแปรของฤดูกาลสัมพันธ์กับค่าเฉลี่ยรายปีซึ่งความหนาแน่นเชิงมวลในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ มีรูปแบบที่คล้ายคลึงกันในทุกละติจูดโดยไม่ขึ้นกับอิทธิพลของกัมมันตภาพสุริยะ (3) การแปรผันของความหนาแน่นตามฤดูกาลแสดงให้เห็นความไม่สมดุลของซีกโลกอย่างชัดเจน โดยมีแอมพลิจูดขนาดใหญ่ในซีกโลกใต้ (4) ทั้งแอมพลิจูดและเฟสของการแปรผันตามฤดูกาลขึ้นกับละติจูดและอิทธิพลของกัมมันตภาพสุริยะอย่างมาก โดยมีแอมพลิจูดสูงสำหรับการแปรผันรายปีที่ละติจูดสูงและการแปรผันครึ่งปีที่ละติจูดต่ำ (5) ความไม่สมมาตรประจำปีและผลกระทบของระยะทางระหว่างดวงอาทิตย์และโลกจะแปรผันตามละติจูดและอิทธิพลของกัมมันตภาพสุริยะ

Emmert [1] ได้ศึกษาพฤติกรรมการณ์แปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ รวมถึงการเปลี่ยนแปลงสภาพอวกาศในระยะสั้นและในระยะยาว การวัดความหนาแน่นบรรยากาศชั้นบนจะขยายการอธิบายไปสู่ชั้นบรรยากาศภายนอกได้ดีหรืออธิบายเกี่ยวกับการลากดาวเทียม (satellite drag) ได้ โดยมีวัตถุประสงค์ในรวบรวบความรู้จากงานวิจัยในอดีตคือ (1) บทสรุปที่ครอบคลุมของวรรณกรรมในช่วงเวลาที่เลือก (2) การสังเคราะห์ความรู้ที่มีอยู่อย่างมีวิจารณญาณ (3) เรื่องราวทางประวัติศาสตร์ของการพัฒนาความรู้ และ (4) บทช่วยสอนสำหรับผู้เริ่มต้นศึกษาหน้าใหม่ ครอบคลุมงานวิจัยระหว่างปี 2000 ถึง 2014 ๆ พบว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เป็นหัวข้อที่ค่อนข้างกว้าง โดยเป็นคุณสมบัติของสิ่งแวดล้อมที่ขับเคลื่อนด้วยกลไกต่าง ๆ มากมาย และเชื่อมโยงอย่างใกล้ชิดกับคุณสมบัติอื่น การสังเคราะห์เชิงวิพากษ์หรือรายละเอียดทางประวัติศาสตร์ในเอกสารฉบับเดียวเป็นเรื่องยากมาก ดังนั้นจึงพิจารณาทั้งเทอร์โมสเฟียร์และเอกโซสเฟียร์แม้ว่าจุดสนใจหลักจะอยู่ที่เทอร์โมสเฟียร์ตอนบน ณ ความสูงประมาณ 200–600 กม. เพื่อความสะดวกจะใช้คำว่า “เทอร์โมสเฟียร์” เพื่ออ้างถึงทั้ง “เทอร์โมสเฟียร์และเอกโซสเฟียร์” และจะใช้ “ความหนาแน่น” เพื่ออ้างถึงความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ แม้ว่าอุณหภูมิและความหนาแน่นจะสัมพันธ์กันอย่างใกล้ชิด รายงานนี้เกี่ยวข้องกับความหนาแน่นเชิงมวลเป็นหลักโดยใช้ข้อมูลจากการวัดที่ครอบคลุมจากดาวเทียม Challenging

Minisatellite Payload (CHAMP) และดาวเทียม Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) รวมถึงการตรวจสอบผลลัพธ์ที่ได้จากเครื่องมือเหล่านั้นด้วย

Bigazzi et al. [12] ได้นำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์และการวิเคราะห์ปัจจัยจากดวงอาทิตย์ที่มีอิทธิพลต่อการแปรผันความหนาแน่นเชิงมวลในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ คือ ดัชนี $F_{10.7}$ ดัชนี Mg II และ ดัชนี A_p โดยใช้ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่วัดได้ในท้องที่จริงด้วยดาวเทียม GOCE ในโครงการของ ESA (European Space Agency) ที่ปฏิบัติการในระหว่างเดือนมีนาคม ค.ศ. 2009 ถึงเดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2013 ครอบคลุมถึงระยะที่กัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นของวัฏจักรสุริยะที่ 24 จากการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ใช้วิธีการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ (EMD) ซึ่งใช้แยกสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้นและไม่คงที่ออกเป็นส่วนประกอบย่อยด้วยความละเอียดที่ต่างกัน พบว่าการบ่อนสัญญาณแบบผสมของดัชนี Mg II และดัชนี A_p ร่วมกันในแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ให้ผลลัพธ์ที่มีความสอดคล้องกันอย่างมากกับข้อมูลสังเกตการณ์ในระยะกัมมันตภาพสุริยะต่ำและปานกลาง ส่วนในระยะกัมมันตภาพสุริยะสูงพบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มสูงขึ้น และการบ่อนสัญญาณแบบผสมของทั้งสามดัชนีร่วมกันในแบบจำลองการพยากรณ์ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด อย่างไรก็ตาม ดัชนี Mg II ได้รับการพิสูจน์ว่าเป็นพารามิเตอร์ในแบบจำลองที่ดีกว่าดัชนี $F_{10.7}$

Licata et. al. [151] ได้ใช้ชุดข้อมูลจากเครื่องมือวัดความเร่งของดาวเทียม เพื่อประเมินความหนาแน่นเชิงมวลของนิวทรอลและอุณหภูมิจากชั้นเอกโซสเฟียร์ โดยพัฒนาแบบจำลองการถดถอยแบบไม่เชิงเส้นด้วย ML เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของ EXEMPLAR ได้แบบจำลองใหม่คือ EXEMPLAR-ML ซึ่งทำให้สามารถพยากรณ์อุณหภูมิจากชั้นเอกโซสเฟียร์ ณ ตำแหน่งใดก็ได้ด้วยแบบจำลองเดียว และมีประสิทธิภาพดีขึ้นกว่ารุ่นเก่า งานวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการลดค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยจากชุดทดสอบอิสระ ในขณะที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าความคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกัน การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองทั้งสองรุ่นกับแบบจำลอง NRLMSISE-00 ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะและสนามแม่เหล็กโลกที่แตกต่างกัน พบว่า EXEMPLAR-ML มี MAE ต่ำสุดถึงร้อยละ 80 การศึกษาความคลาดเคลื่อนเชิงพื้นที่แสดงให้เห็นว่าที่ตำแหน่งกริดทั้งหมด EXEMPLAR-ML มี MAE ต่ำสุดมากกว่าร้อยละ 60 ในลักษณะเดียวกันพบว่า output ของแบบจำลอง EXEMPLAR นำไปใช้กับ NRLMSISE-00 เพื่อเปรียบเทียบกับการใช้ข้อมูลความหนาแน่นจากเครื่องมือวัดความเร่งของดาวเทียม งานวิจัยนี้ยังได้พิจารณาเงื่อนไขเป็น 10 กรณีศึกษาโดยเปรียบเทียบค่าประมาณอุณหภูมิและความหนาแน่นจากเครื่องมือวัดความเร่งของ

ดาวเทียม 4 ดวงกับแบบจำลอง NRLMSISE-00, EXEMPLAR และ EXTEMPALR-ML ในช่วงที่เกิดพายุใหญ่ พบว่า EXEMPLAR-ML มีประสิทธิภาพดีที่สุด

Manzi & Vasile [152] ได้ศึกษาไดนามิกของดาวเทียม ณ วงโคจรต่ำ (Low Earth Orbit; LEO) ซึ่งมีผลกระทบอย่างมากจากแรงลากในชั้นบรรยากาศ (atmospheric drag) แบบจำลองความหนาแน่นของบรรยากาศส่วนใหญ่ทั้งเชิงประจักษ์และกึ่งเชิงประจักษ์ยังไม่แม่นยำนักในการพยากรณ์ จึงนำเสนอวิธีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) โดยใช้ autoencoders ซึ่งเป็นอีกหนึ่งวิธีการของ NN ชื่อว่า grey-box model เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แบบใกล้เคียงกับเวลาปัจจุบัน (nearly real-time) สำหรับใช้เป็นข้อมูลในการติดตามดาวเทียม โดยพัฒนาใน U.S. Air Force High Accuracy Satellite Drag Model (HASDM) พัฒนาให้เป็นแบบจำลองประเภท reduced-order dynamical model สามารถใช้ autoencoders เพื่อปรับข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นที่มีมิติสูงและปั่นป่วนเนื่องจากลักษณะทางกายภาพให้มีมิติลดต่ำลง NN สามารถจัดโครงสร้างให้เป็นแบบ encode-propagate-decode model เชื่อมโยงกับ reduced-order dynamical model ทำให้สามารถสร้างชิ้นใหม่ (reconstruction) ควบคู่ไปกับการลดขนาด (reduction) และการแยกตัว (decomposition) ของแบบจำลอง ไดนามิกที่เกิดขึ้นนี้สร้างใหม่โดยใช้ Deep Symbolic Regression ซึ่งเป็นสมการเชิงอนุพันธ์แบบไม่เชิงเส้นที่ควบคุมระบบและสามารถรวมผลกระทบจากสภาพอวกาศ (ดัชนี F10.7) และกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก (ดัชนี a_p) การใช้ grey-box model ในการประมาณความหนาแน่นสามารถใช้ร่วมกับการติดตามดาวเทียม ณ เวลาปัจจุบัน เพื่อลดความไม่แน่นอนของการวัดและแบบจำลองได้

Nateghi [153] ได้ศึกษาดาวเทียม LEO ซึ่งได้รับผลกระทบจากแรงลากของชั้นบรรยากาศ การลากนี้เกิดจากความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งคาดเดาได้ยาก โดยขึ้นอยู่กับตำแหน่งของดาวเทียมและสภาพอวกาศ ณ ขณะนั้นทำให้การติดตามวงโคจรไม่แม่นยำ แบบจำลองความหนาแน่นของบรรยากาศที่มีอยู่ไม่ได้ให้ข้อมูลที่แม่นยำนัก ดังนั้นจำเป็นต้องมีการประมาณความหนาแน่นตามเวลาจริงเพื่อปรับปรุงการกำหนดวงโคจร งานวิจัยนี้ใช้ autoencoder จาก grey-box model สำหรับพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพยากรณ์วิวัฒนาการเชิงพื้นที่และชั่วขณะซึ่งใช้ร่วมกับข้อมูลดาวเทียม GPS ด้วยการประมาณการกระจายความหนาแน่นแบบ non-Gaussian วิธีการนี้นำไปสู่การวิเคราะห์รวมทั้งที่แม่นยำยิ่งขึ้นซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในการหลีกเลี่ยงการชนกันระหว่างดาวเทียมได้

Eyiguler et al. [154] ได้ศึกษาความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งมีความแปรปรวนมากที่สุด ในการคำนวณการลากในชั้นบรรยากาศ ดังนั้น การกิจและการวางแผนการหลบหลีก การคาดคะเน อายุการใช้งานดาวเทียม การหลีกเลี่ยงการชนกัน และการกำหนดวงโคจรจึงขึ้นอยู่กับการประมาณค่า ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่แม่นยำ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะผันแปรไปตามช่วงเวลาต่าง ๆ ในช่วงเวลาสั้น ๆ ความแปรปรวนที่ใหญ่ที่สุดเกิดขึ้นเนื่องจากพายุแม่เหล็กโลก แบบจำลองเชิงประจักษ์และเชิงกายภาพของระบบไอโอโนสเฟียร์-เทอร์โมสเฟียร์หลายแบบจำลองถูกนำมาใช้ในการ ประมาณการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ การตอบสนองของเวลาพายุจากแบบจำลองถูกรบกวนด้วยภูมิอากาศ (การผันแปรของพื้นหลัง) ซึ่งส่งผลกระทบซ้อนทับกับผลจากพายุแม่เหล็กโลก งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการให้ความสำคัญกับระดับอ้างอิงสำหรับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะได้ ประสิทธิภาพที่แท้จริงของแบบจำลอง ค่า MAE NRMSE และ PE ควรใช้ร่วมกันในการประเมิน ประสิทธิภาพแบบจำลองเนื่องจากแต่ละค่าให้ความหมายของความคลาดเคลื่อนที่แตกต่างกัน

จากข้อมูลรายงานของงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้งหมดนี้ทำให้ผู้วิจัยตระหนักได้ว่าการใช้ EMD ร่วมกับวิธี LSP วิธี MLP วิธี Bi-LSTM และวิธี GRU สำหรับการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะเป็นวิธีการพยากรณ์ที่สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพแบบจำลองได้ รวมทั้งบูรณาการงานวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้งหมดเพื่อการอภิปรายผลการวิจัยในครั้งนี้ ผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยจะช่วยให้ได้ แบบจำลองที่พัฒนาใหม่สำหรับการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้แม่นยำยิ่งขึ้น ดังจะ แสดงรายละเอียดและขั้นตอนการดำเนินการวิจัยในบทที่ 3 ต่อไป



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีในการดำเนินการวิจัย ซึ่งจะนำไปสู่การพัฒนาวิธีการวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ระหว่างปี ค.ศ. 2018 – 2022 งานวิจัยนี้ใช้การสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ขึ้นใหม่จากดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะด้วยวิธี LSP และโครงข่ายประสาทเทียมวิธี MLP ได้เลือกวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ผู้วิจัยได้แบ่งการศึกษาออกเป็น 3 หัวข้อ มีรายละเอียดแสดงตามหัวข้อที่ศึกษาดังต่อไปนี้

3.1 ศึกษาความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

1. ศึกษาทฤษฎีและเอกสารที่เกี่ยวข้องในเรื่องการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศ (space weather) รวมถึงปัจจัยจากดวงอาทิตย์ที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยมีขั้นตอนการศึกษาดังนี้

1.1 กำหนดคำถามการวิจัยเกี่ยวกับการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ขึ้นใหม่จากดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะด้วยวิธี LSP และโครงข่ายประสาทเทียมวิธี MLP การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

1.2 ค้นหางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับคำถามการวิจัยโดยใช้ฐานข้อมูลทางวิชาการ เช่น Google Scholar, Scopus หรือ Web of Science อ่านบทความ งานวิจัย และหนังสือที่เกี่ยวข้อง จัดบันทึกเกี่ยวกับแนวคิด ทฤษฎี และวิธีการที่สำคัญ และรวบรวมเอกสารอ้างอิงไว้ในโปรแกรม Mendeley Reference Manager

1.3 จัดระเบียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยสรุปประเด็นหลักและข้อค้นพบจากเอกสารแต่ละฉบับ และจัดหมวดหมู่ตามความเหมือนและความแตกต่างในโปรแกรม Mendeley Reference Manager

1.4 วิเคราะห์และสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยระบุรูปแบบ แนวโน้ม และช่องโหว่ในงานวิจัยที่มีอยู่ ประเมินคุณภาพและความถูกต้องของการศึกษาอย่างมีวิจารณญาณ

1.5 พัฒนารอบทฤษฎีหรือกรอบสำหรับการทำความเข้าใจความสัมพันธ์ระหว่างการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี LSP และวิธี MLP การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

1.6 ออกแบบระเบียบวิธีวิจัยตามกรอบทฤษฎีสำหรับการตอบคำถามการวิจัย

1.7 รวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับคำถามและสมมติฐานการวิจัย

1.8 วิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติหรือเชิงคุณภาพที่เหมาะสม

1.9 ตีความผลลัพธ์ของการวิเคราะห์ข้อมูลตามกรอบทฤษฎีและคำถามการวิจัย

2. ดาวนิวเคลียสข้อมูลและดัชนีต่าง ๆ ที่จำเป็นต้องใช้ในการศึกษาตามช่วงเวลาของภารกิจ ดาวเทียม GRACE-FO ซึ่งรวบรวมข้อมูลไว้ในโครงการ Swarm DISC ดังนี้

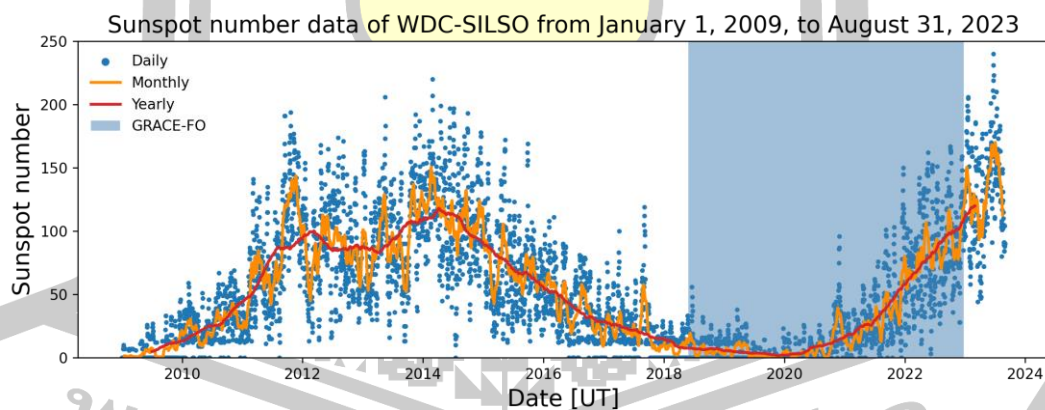
2.1 จำนวนจุดมืดบนดวงอาทิตย์ จากเว็บไซต์ <https://www.sidc.be/silso/datafiles> และพล็อตให้เห็นภาพรวมของวัฏจักรสุริยะ 24 และช่วงเริ่มต้นของวัฏจักรสุริยะ 25 ดังรูปที่ 17 แสดงจำนวนจุดมืดบนดวงอาทิตย์ของ 2 วัฏจักรสุริยะที่ต่อเนื่องกันและแสดงช่วงชุดข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ช่วงของข้อมูลตั้งแต่วันที่ 29 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 ถึง 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022 ของโครงการ Swarm DISC ครอบคลุมช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดถึงช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

2.2 ดัชนี $ap60$ จากเว็บไซต์ <https://www.gfz-potsdam.de/en/>

2.3 ดัชนี $SymH$, a_p และดัชนี $F10.7$ จากเว็บไซต์ <https://omniweb.gsfc.nasa.gov>

2.4 ดัชนี $Mg II$ จาก <http://www.iup.uni-bremen.de/UVSAT/Datasets/mgii>

2.5 ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO ดาวเทียม Swarm-A และดาวเทียม Swarm-B จากเว็บไซต์ <https://swarm-diss.eo.esa.int>



รูปที่ 17 จำนวนจุดมืดบนดวงอาทิตย์ของวัฏจักรสุริยะ 24 และช่วงเริ่มต้นของวัฏจักรสุริยะ 25

3. เตรียมข้อมูลโดยการทำความสะอาดข้อมูลและการลบค่าผิดปกติ เพื่อให้มั่นใจได้ถึงความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของข้อมูล มีขั้นตอนการทำความสะอาดข้อมูลและการลบค่าผิดปกติดังนี้

3.1 ตรวจสอบข้อมูลที่ขาดหายไปหรือไม่สมบูรณ์ด้วยการค้นหาตำแหน่งของข้อมูลที่ขาดหายไปและใช้เทคนิคการใส่ข้อมูลเพื่อเติมค่าที่ขาดหายไป เช่น ใส่ข้อมูลขาดหายไปแทนด้วยค่าเฉลี่ยเลขคณิต ค่าข้อมูลในตำแหน่งก่อนหน้า หรือค่าข้อมูลในตำแหน่งถัดไป

3.2 ตรวจสอบรายการที่ซ้ำกันโดยตรวจสอบว่ามีจุดข้อมูลที่ซ้ำกันหรือไม่และลบออก

3.3 ตรวจสอบค่าผิดปกติโดยใช้แผนภาพกล่องและแผนภาพกระจายเพื่อระบุค่าผิดปกติที่เกิดขึ้น เช่น ค่าที่สูงหรือต่ำผิดปกติซึ่งมีผลกระทบกับค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานอย่างมาก

3.4 ตรวจสอบความสอดคล้องของข้อมูลการวัดความหนาแน่นของมวลเทอร์โมสเฟียร์กับข้อมูลดัชนีสุริยะและข้อมูลดัชนีแม่เหล็กโลก

4. วิเคราะห์ชุดข้อมูลจำนวนจุดมืด ดัชนีสุริยะ ดัชนีแม่เหล็กโลก และการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ แบบอนุกรมเวลาด้วย Python มีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

4.1 สืบค้นและแสดงภาพข้อมูลจำนวนจุดมืด ข้อมูลดัชนีสุริยะ (F10.7 และ Mg II) ดัชนีแม่เหล็กโลก (SymH, a_p และ $ap60$) และการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (ρ) เพื่อทำความเข้าใจแนวโน้ม รูปแบบและการกระจายในข้อมูลให้ดียิ่งขึ้น

4.2 ปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้สัมพันธ์กันซึ่งในงานวิจัยนี้จะปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้เห็นการเปลี่ยนแปลงเป็นรายชั่วโมง โดยที่ข้อมูลการวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะใช้ข้อมูล ณ เวลาชั่วโมงนั้น ๆ เพื่อให้ได้รายละเอียดของตำแหน่งที่ถูกตัดของดาวเทียม GRACE-FO สำหรับใช้เปรียบเทียบกับแบบจำลองสภาพอวกาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 [155] ดังจะกล่าวต่อไป

4.3 วิเคราะห์ความสัมพันธ์ด้วย การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ ตามสมการที่ (3.1) เพื่อระบุความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีสุริยะและดัชนีแม่เหล็กโลกและการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

$$r = \frac{COV(X,Y)}{V(X)V(Y)} \quad (3.1)$$

โดยที่ r คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูลระหว่างตัวแปร X และ Y

$COV(X,Y)$ คือ ความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร X และ Y

$V(X)$ คือ ความแปรปรวนของตัวแปร X

$V(Y)$ คือ ความแปรปรวนของตัวแปร Y

4.4 ศึกษาผลลัพธ์จากสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เพื่อทำความเข้าใจอิทธิพลของดัชนีสุริยะและดัชนีแม่เหล็กโลกที่มีต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ รวมถึงการตรวจสอบความล่าช้าของเวลาต่อการตอบสนองในเทอร์โมสเฟียร์ ค่า r เป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X กับ Y สามารถตีความผลลัพธ์ได้ดังนี้

4.4.1 ค่า r เป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X กับ Y

4.4.2 ค่า r มีค่าอยู่ในช่วง $[-1,1]$ หมายถึงมีค่าที่เป็นไปได้ตั้งแต่ -1 ถึง 1 เท่านั้น

- 4.4.3 ถ้าค่า r เป็นบวก แสดงว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน
- 4.4.4 ถ้าค่า r เป็นลบ แสดงว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้าม
- 4.4.5 ถ้าค่า $r = 0$ แสดงว่า ตัวแปร X และ Y ไม่มีความสัมพันธ์กันเลย
- 4.4.6 ถ้าค่า r เข้าใกล้ศูนย์ แสดงว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์กันน้อยมาก
- 4.4.7 ถ้าค่า r เข้าใกล้หนึ่งด้านบวก แสดงว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันและมีความสัมพันธ์กันสูงมาก
- 4.4.8 ถ้าค่า r เข้าใกล้หนึ่งด้านลบ แสดงว่า ตัวแปร X และ Y มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามและมีความสัมพันธ์กันสูงมาก

5. วิเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกในขอบเขตช่วงเวลาขอบเขตของข้อมูลที่กำหนดตั้งแต่ปี ค.ศ. 2018 ถึง 2022 โดยพิจารณาพายุแม่เหล็กโลกตามเงื่อนไขในการวิเคราะห์ด้วยค่าดัชนี SymH ต้องมีค่าอยู่ในช่วง $[-10,10]$ nT หรือมีค่าเข้าใกล้ 0 มากที่สุด โดยให้สอดคล้องกับค่าดัชนี K_p ต้องมีค่าต่ำกว่า 4 nT หรือมีค่าเข้าใกล้ 0

6. วิเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ตามฤดูกาลในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกในขอบเขตช่วงเวลาขอบเขตของข้อมูลที่กำหนดตั้งแต่ปี ค.ศ. 2018 ถึง 2022 แยกการวิเคราะห์เปรียบเทียบกันทั้ง 4 ฤดูกาล และแยกเปรียบเทียบระหว่างช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

7. จำแนกลักษณะการเกิดพายุแม่เหล็กโลกจากตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน โดยการเลือกพายุแม่เหล็กโลกที่มีลักษณะเดียวกันในขอบเขตช่วงเวลาขอบเขตของข้อมูลที่กำหนดตั้งแต่ปี ค.ศ. 2018 ถึง 2022 วิเคราะห์ลักษณะการแปรผันด้วยวิธีการทางสถิติเรียกว่าวิธีวิเคราะห์ยุคทับซ้อน (superposed epoch analysis; SEA) พิจารณาพายุแม่เหล็กโลกที่มรตัวขับเคลื่อนแตกต่างกันสองรูปแบบได้แก่ 1) กระแสลมสุริยะความเร็วสูง (high-speed solar wind streams; HSS) และการพ่นมวลคอโรนา (coronal mass ejection; CME)

8. วิเคราะห์รูปแบบการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย HSS และ CME โดยคัดเลือกกรณีศึกษาที่น่าสนใจซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่เกิดขึ้นในวันที่ 3 และ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 วิเคราะห์กิจกรรมการเปล่งแสงออโรรา ด้วยภาพถ่ายจากเครื่องมือวัด F17 Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) และห้วงวัดในย่านความถี่อินฟราเรดจากการแตกตัวของโมเลกุล N_2 LBHS (140–150 nm)

3.2 การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

1. ศึกษาวิธีวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วย Python [156] ซึ่งมีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

1.1 ดาวน์โหลดบทช่วยสอน EMD Documentation Release 0.5.4 [157] เป็นไฟล์ .pdf จากเว็บไซต์ https://emd.readthedocs.io/en/stable/emd_tutorials/index.html

1.2 ดาวน์โหลดบทช่วยสอนที่เป็นไฟล์นามสกุลของโปรแกรม Jupyter notebooks (.ipynb) ทั้งหมด

1.3 ใช้บทช่วยสอนที่มีการทำงานแบบโต้ตอบได้บน cloud server ของ binder

1.4 ฝึกปฏิบัติตามคำแนะนำในการติดตั้งจากบทช่วยสอนและอ่านรายละเอียดในการเริ่มต้นใช้งาน

1.5 ทดสอบการแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วยข้อมูลสำหรับใช้ในงานวิจัย

2. วิเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์แยกสัญญาณของข้อมูลออกเป็นฟังก์ชันโหมดแท้จริง (IMFs) ด้วยภาษา Python [156] โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุดคือ ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น มีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

2.1 ระบุจุดสูงสุด (local maxima) และจุดต่ำสุด (local minima) ของสัญญาณเพื่อสร้าง envelopes ด้านบนและด้านล่างของสัญญาณ

2.2 คำนวณค่าเฉลี่ยของ envelopes ด้านบนและด้านล่างเพื่อแสดงถึงแนวโน้มโดยรวมของสัญญาณ

2.3 ลบค่าเฉลี่ย envelopes ออกจากสัญญาณอนุกรมเวลาเริ่มต้นเพื่อให้ได้สัญญาณตกค้าง (residual) ซึ่งแสดงถึงองค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณอนุกรมเวลาเริ่มต้น

2.4 ตรวจสอบว่าสัญญาณตกค้างเป็น IMF หรือไม่เพื่อตรวจสอบว่าเป็นไปตามเงื่อนไขสองข้อของการเป็น IMF คือ

2.4.1 จำนวนจุดสูงสุด-ต่ำสุด และจุดตัดศูนย์ (ค่าเฉลี่ย) ต้องเท่ากันหรือต่างกันมากที่สุดหนึ่งจุด

2.4.2 ค่าเฉลี่ยของ envelopes ที่กำหนดโดยค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดมีค่าเป็นศูนย์หรือเข้าใกล้ศูนย์

2.5 หากสัญญาณตกค้างไม่ใช่ IMF ให้ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2.1-2.4 จนกว่าสัญญาณตกค้างที่นำเข้ากระบวนการใหม่จะเป็น IMF

2.6 ทำซ้ำขั้นตอนที่ 2.1-2.5 เพื่อรับ IMF ทั้งหมด เมื่อสัญญาณตกค้างที่นำเข้ากระบวนการใหม่จะเป็น IMF แล้ว จะถูกลบออกจากสัญญาณอนุกรมเวลาเริ่มต้น และดำเนินการซ้ำกับสัญญาณที่เหลือเพื่อให้ได้ IMF ถัดไป กระบวนการนี้จะทำซ้ำจนกว่าสัญญาณตกค้างจะไม่สามารถเป็น IMF ได้อีก

3. เขียนกราฟแสดงความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และสัญญาณที่แยกได้เป็นฟังก์ชันโหมดแท้จริงทั้งหมด ซึ่งแบ่งออกเป็นสองชุดข้อมูล และแบ่งออกเป็น 4 กรณีศึกษา

4. จัดเตรียมข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และฟังก์ชันโหมดแท้จริงทั้งสองชุดข้อมูลไปรวมกันกับค่าดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เพื่อใช้ในการสังเคราะห์และการพยากรณ์ความผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในขั้นตอนถัดไป

3.3 การสังเคราะห์และพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

1. ใช้โปรแกรม Jupyter Notebook ใน Anaconda-Navigator ควบคู่กับโปรแกรม Jupyter Notebook ใน Google Colab [158] โดยนำเข้าไลบรารีที่จำเป็นในการพยากรณ์ ด้วย Python เช่น numpy, pandas, matplotlib, sklearn และ tensorflow

2. สังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากฟังก์ชันโหมดแท้จริงทั้งหมด ซึ่งมีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

2.1 รวบรวมข้อมูล IMF ของดัชนี F10.7 Mg II และ Ap ในขั้นตอนที่ 2 และปรับข้อมูลให้เป็น Numpy Array

2.2 แบ่งชุดข้อมูลทั้ง 3 ดัชนีออกเป็น 3 กรณีคือ 1) ชุดข้อมูลทั้งหมด 2) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด และ 3) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

2.3 สังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ขึ้นใหม่โดยใช้วิธีการซ้อนทับเชิงเส้น (LSP) จากชุดฟังก์ชัน IMF ดัชนี Ap, F10.7 และ Mg II ดังสมการที่ (3.2)

$$\rho_{s,i} = A^{Ap} \cdot \sum_{i=1}^N c_i^{Ap} IMF_i^{Ap} + A^{F10.7} \cdot \sum_{i=1}^N c_i^{F10.7} IMF_i^{F10.7} + A^{MgII} \cdot \sum_{i=1}^N c_i^{MgII} IMF_i^{MgII} \quad (3.2)$$

โดยที่ $\rho_{s,i}$ คือ สัญญาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่

c_i คือ ค่าสัมประสิทธิ์ถ่วงน้ำหนัก มีค่าในช่วงศูนย์ถึงหนึ่ง

A คือค่าแอมพลิจูดเฉลี่ย

IMF_i คือ ฟังก์ชันโหมดแท้จริงของดัชนี Ap , $F10.7$ และ $Mg II$

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

เพื่อให้ได้ค่า $\rho_{s,i}$ ที่ดีที่สุดจะต้องพิจารณาค่า c_i โดยใช้วิธีกำลังน้อยสุด (least square method)

3. ประเมินประสิทธิภาพการสังเคราะห์ของสัญญาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่โดยใช้ซึ่งมีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

3.1 รวบรวม ค่า $\rho_{s,i}$ ทั้ง 3 ชุดข้อมูลที่แบ่งไว้ก่อนหน้านี้

3.2 แยกประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของสัญญาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ทั้ง 3 กรณีโดยใช้ NRMSE, R^2

3.3 รวบรวมผลการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของสัญญาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ทั้ง 3 กรณีไว้สำหรับใช้เปรียบเทียบกับผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากการสังเคราะห์ด้วยวิธี EMD ร่วมกับ MLP

4. สังเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธี EMD ร่วมกับ MLP ซึ่งมีรายละเอียดขั้นตอนดังนี้

4.1 เตรียมข้อมูลนำเข้าสำหรับการวิเคราะห์ ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นอนุกรมเวลาของดัชนีสุริยะ ดัชนีแม่เหล็กโลก และการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ซึ่งได้รับการประมวลผลล่วงหน้าโดยใช้ EMD เพื่อแยกเป็นชุดของฟังก์ชันโหมดแท้จริง (IMF) และสัญญาณตกค้าง (residual)

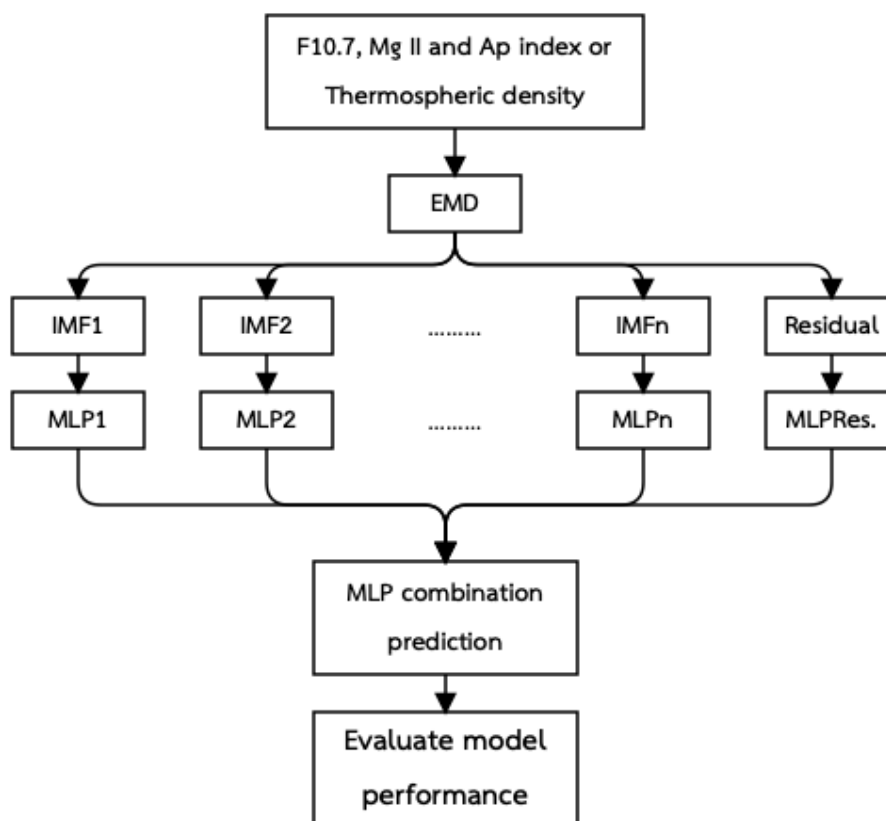
4.2 แยกคุณสมบัติจาก IMF ที่แยกออกมาแล้ว เช่น ค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน ความเบ้ ความโด่ง และพลังงานของ IMF ตลอดจนความสัมพันธ์สหสัมพันธ์ระหว่าง IMF ที่อยู่ติดกัน

4.3 แบ่งพาร์ติชันข้อมูลออกเป็นชุดฝึกและการทดสอบ ชุดฝึกใช้เพื่อฝึกแบบจำลอง MLP ในขณะที่ชุดทดสอบใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพ

4.4 ฝึกแบบจำลอง MLP โดยใช้คุณลักษณะที่แยกออกมาเป็นพารามิเตอร์ป้อนเข้าและความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เป็นผลลัพธ์ MLP เป็นรูปแบบการเรียนรู้แบบย้อนกลับ (Back propagation) เพื่อปรับน้ำหนักของเซลล์ประสาท ไฮเปอร์พารามิเตอร์ของ MLP เช่น hidden layers จำนวนของเซลล์ประสาทในแต่ละ layer และฟังก์ชันทำงาน (activation function) จะมีการปรับให้เหมาะสมโดยใช้วิธีการเพิ่มประสิทธิภาพแบบเบย์ (Bayesian optimization)

4.5 ประเมินประสิทธิภาพการการสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ทั้ง 3 ชุดข้อมูลโดยใช้ NRMSE, R^2

4.6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองกับผลลัพธ์จากการสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ และแสดงขั้นตอนเป็นแผนภาพดังรูปที่ 18



รูปที่ 18 แผนภาพแสดงขั้นตอนการสังเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี EMD ร่วมกับ MLP

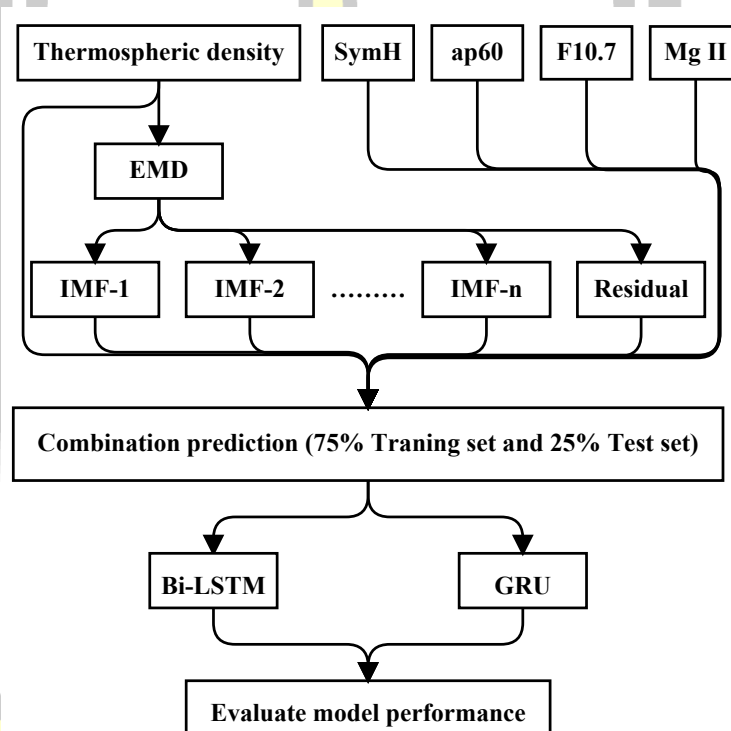
5. เริ่มต้นพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU โดยดาวน์โหลดข้อมูลลงใน DataFrame และเขียนโค้ดประมวลผลสำหรับการปรับขนาด การทำให้เป็นมาตรฐาน การเลือกคุณลักษณะ และการแยกข้อมูลออกเป็นชุดฝึกและชุดทดสอบ

6. ปรับแต่งแบบจำลองอย่างละเอียดโดยการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์และแก้ไขสถาปัตยกรรม ด้วยการเพิ่มประสิทธิภาพแบบเบย์ เพื่อค้นหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด [159] และแสดงขั้นตอนและสถาปัตยกรรมเป็นแผนภาพดังรูปที่ 19 ซึ่งแสดงแผนภาพแสดงขั้นตอนการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

7. ออกแบบการทดลองด้วยการกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลอง (Features) ที่แตกต่างกัน โดยเริ่มจากข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ จากนั้นเพิ่ม IMF เข้าไปด้วย เมื่อได้จำนวนของ IMF ที่ทำให้ประสิทธิภาพแบบจำลองดีที่สุดแล้วจึงป้อนดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เข้าไปด้วย

8. ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ NRMSE และ R^2 ดังสมการที่ (2.24) และ (2.25) บันทึกผลลัพธ์ในตาราง

9. เลือกผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากข้อ 5 แล้วเขียนกราฟแสดงช่วงข้อมูลที่ป้อนเข้าเพื่อใช้ฝึกและทดสอบ รวมทั้งเปรียบเทียบกับข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ใช้ทดสอบ และแสดงกราฟการประเมิน validation เพื่อให้มั่นใจว่าการฝึกในแต่ละครั้งไม่เป็น Over fitting
10. เขียนกราฟเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO กับข้อมูลจากการพยากรณ์
11. พยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ล่วงหน้าสามวันด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ทั้งสองชุดข้อมูล (ช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น) โดยการคำนวณค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Percentage Prediction Error)



รูปที่ 19 แผนภาพแสดงขั้นตอนการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

12. เปรียบเทียบแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU กับ NRLMSIS 2.0 โดยพิจารณาเลือกเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษา โดยเลือกสี่เหตุการณ์ซึ่งกำหนดระยะเวลาให้แต่ละเหตุการณ์อยู่ในช่วง 10 วัน ดังนี้
 - 12.1 เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยการพ่นมวลโคโรนา (Coronal Mass Ejection; CME)

12.2 เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยบริเวณอันตรกิริยาของกระแสต่อเนื่อง ด้วยกระแสลมสุริยะความเร็วสูง (Stream Interaction Region; SIR-HSS)

12.3 เหตุการณ์ในช่วงสภาวะเงียบสงบพายุแม่เหล็กโลก (Quiet condition)

12.4 เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยการปลดปล่อยมวลคอโรนาสองครั้ง ติดต่อกัน (CME-CME) ซึ่งเป็นเหตุการณ์ SpaceX storm

13. จัดการแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO ในความละเอียดรายชั่วโมงให้สอดคล้องกับช่วงเวลาเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก กรณีศึกษาที่เลือก

14. คำนวณโหลดข้อมูลดัชนีและพารามิเตอร์ลมสุริยะเพิ่มเติม คือข้อมูลสนามแม่เหล็กระหว่าง ดาวเคราะห์เฉื่อย ($|B|$), สนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์ในทิศทางกับแกนหมุนของโลก (B_z), ความเร็วของลมสุริยะในทิศทางพุ่งเข้าหาโลก (V_x), ความดันพลวัตของลมสุริยะ (P), และดัชนี สนามแม่เหล็กโลก (K_p) จากเว็บไซต์ <https://omniweb.gsfc.nasa.gov> เพื่อใช้เปรียบเทียบและ ยืนยันการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่เลือกศึกษา

15. ใช้วัน-เวลา (Universal Time) และตำแหน่ง (Altitude, Latitude และ Longitude) ของการวัดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO ในการประมวลผลทำนาย ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในแบบจำลองสภาพอากาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 ทั้งสี่กรณีศึกษา

16. เลือกเหตุการณ์พายุเพิ่มเติมสำหรับใช้ในการฝึกแบบจำลองอีกกรณีละสี่เหตุการณ์ โดย กำหนดช่วงเวลาเป็นเหตุการณ์ละ 10 วัน ซึ่งคิดเป็น 960 ชั่วโมง (ร้อยละ 80) รวมกับเหตุการณ์พายุ แม่เหล็กโลกกรณีศึกษา 10 วันหรือ 240 ชั่วโมง (ร้อยละ 20) ซึ่งใช้สำหรับทดสอบ โดยมีผลรวม เท่ากับ 1,200 ชั่วโมง รายละเอียดช่วงเวลาแสดงดังตารางที่ 1

17. วิเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก กรณีศึกษาทั้งสี่ (รวมชุดฝึกและชุดทดสอบ) โดยใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์แยกสัญญาณของข้อมูล ออกเป็นฟังก์ชันโหมดแท้จริง

18. จัดเตรียมข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก กรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์ ซึ่งทำการแยกข้อมูลออกเป็นฟังก์ชันโหมดแท้จริงแล้ว นำรวมกับชุดข้อมูลค่าดัชนี $SymH$ ดัชนี $ap60$ ดัชนี $F10.7$ และดัชนี $Mg II$ ที่คัดแยกไว้ตามช่วงเหตุการณ์พายุ แม่เหล็กโลกกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์

19. เริ่มต้นพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก กรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์ ด้วยวิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU โดยการพยากรณ์นี้จะใช้ การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองซึ่งทำให้มีผลการประเมินดีที่สุดจากข้อ 9

20. ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง EMD-Bi-LSTM, EMD-GRU และ NRLMSIS 2.0 โดยใช้ NRMSE, R^2 และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ r จากนั้นบันทึกผลลัพธ์ในตารางบันทึกผล

21. อภิปรายและสรุปผลการวิจัยพร้อมให้ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยครั้งต่อไปในอนาคต

ตารางที่ 1 ช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษาที่ใช้ฝึกและทดสอบ

Events	Datasets	Times Start	Times End
CME	Training set	2018-05-30 00:00:00	2018-06-08 23:00:00
		2018-08-24 00:00:00	2018-09-02 23:00:00
		2018-09-09 00:00:00	2018-09-18 23:00:00
		2019-07-03 00:00:00	2019-07-12 23:00:00
	Test set	2019-05-11 00:00:00	2019-05-20 23:00:00
SIR-HSS	Training set	2019-01-30 00:00:00	2019-02-08 23:00:00
		2019-02-26 00:00:00	2019-03-07 23:00:00
		2020-08-01 00:00:00	2020-08-10 23:00:00
		2020-09-23 00:00:00	2020-10-02 23:00:00
	Test set	2019-08-29 00:00:00	2019-09-07 23:00:00
Quiet	Training set	2018-09-27 00:00:00	2018-10-06 23:00:00
		2018-07-13 00:00:00	2018-07-22 23:00:00
		2020-09-03 00:00:00	2020-09-12 23:00:00
		2020-04-10 00:00:00	2020-04-19 23:00:00
	Test set	2020-03-08 00:00:00	2020-03-17 23:00:00
CME-CME	Training set	2021-02-27 00:00:00	2021-03-08 23:00:00
		2021-11-02 00:00:00	2021-11-11 23:00:00
		2022-10-20 00:00:00	2022-10-29 23:00:00
		2022-07-05 00:00:00	2022-07-14 23:00:00
	Test set	2022-01-31 00:00:00	2022-02-09 23:00:00

บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปราย

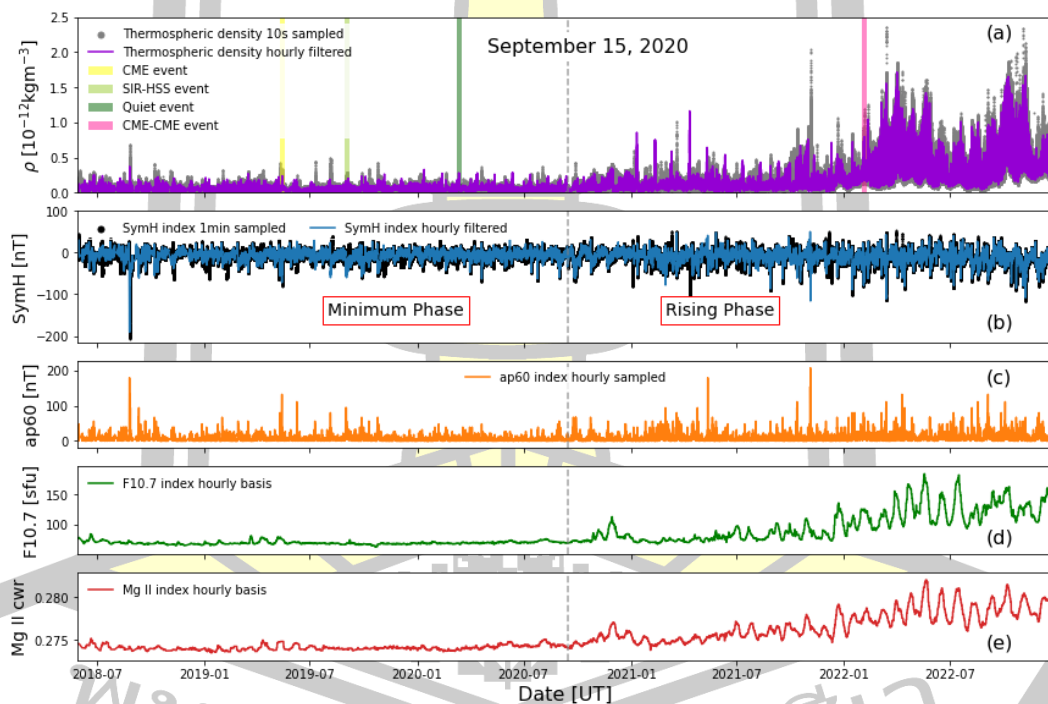
ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการวิจัยจากการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ระหว่างปี ค.ศ. 2018 – 2022 ซึ่งมีผลการศึกษาแบ่งออกเป็น 4 หัวข้อ เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1 ผลลัพธ์ความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

4.1.1 ความสัมพันธ์ของดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะกับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

จากการศึกษาทฤษฎีและเอกสารที่เกี่ยวข้องในเรื่องการเปลี่ยนแปลงสภาพอวกาศ รวมถึงปัจจัยจากดวงอาทิตย์ที่มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ผู้วิจัยได้กำหนดคำถามการวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU จากนั้นได้ค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับคำถามการวิจัยโดยใช้ฐานข้อมูลทางวิชาการมากกว่า 195 ฉบับ โดยจัดระเบียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยสรุปประเด็นหลักและข้อค้นพบจากเอกสารแต่ละฉบับ และจัดหมวดหมู่ตามความเหมือนและความแตกต่างในโปรแกรม Mendeley Reference Manager ผู้วิจัยได้วิเคราะห์และสังเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยระบุรูปแบบ แนวโน้ม และช่องโหว่ในงานวิจัยที่มีอยู่ ทำให้ผู้วิจัยมีแนวทางในการพัฒนารอบทฤษฎีหรือกรอบสำหรับการทำความเข้าใจความสัมพันธ์ระหว่างการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี LSP วิธี MLP วิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ผู้วิจัยจึงได้ดาวน์โหลดชุดข้อมูลและดัชนีต่าง ๆ ที่จำเป็นต้องใช้ในการศึกษาตามช่วงเวลาของภารกิจดาวเทียม GRACE-FO ดาวเทียม Swarm-A และดาวเทียม Swarm-B ซึ่งรวบรวมข้อมูลไว้ในโครงการ Swarm DISC คือ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ จำนวนจุดมีดบนดวงอาทิตย์ ดัชนี SymH ดัชนี a_p ดัชนี $ap60$ ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II จากนั้นเตรียมข้อมูลโดยการทำความสะอาดข้อมูลและการลบค่าผิดปกติ เพื่อให้มั่นใจได้ถึงความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของข้อมูล ขั้นตอนต่อมาคือปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้สัมพันธ์กันซึ่งในงานวิจัยนี้จะปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้เห็นการเปลี่ยนแปลงเป็นรายวันในขั้นต้น และเป็นรายชั่วโมงในช่วงการวิเคราะห์อย่างละเอียดในขั้นตอนสุดท้าย ข้อมูลแบบรายชั่วโมงและข้อมูลดิบแสดงภาพการผันแปรดังรูปที่ 20 ซึ่งแสดงข้อมูลอนุกรมเวลาของ (a) ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ความละเอียดทุก ๆ 10 วินาที (จุดสีเทา) และคัดกรองข้อมูลเป็นรายชั่วโมง (เส้นสีม่วง) กรณีสึกษาพายุแม่เหล็กโลกที่มีตัวขับเคลื่อนแตกต่างกันได้แก่เหตุการณ์ CME (แถบสีเหลือง),

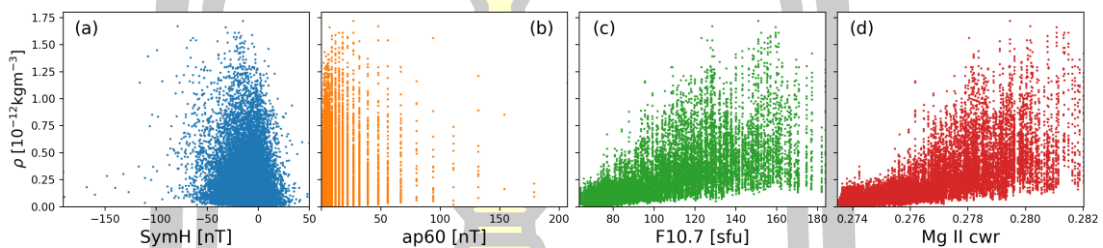
เหตุการณ์ SIR-HSS (แถบสีเขียวอ่อน), เหตุการณ์เจียบสงบ (แถบสีเขียว) และเหตุการณ์ CME-CME (แถบสีชมพู) โดยเส้นประสีเทาแนวตั้งในวันที่ 15 กันยายน 2020 ใช้แบ่งช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด และช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นของวัฏจักรสุริยะ 25 (b) ดัชนี SymH ตัวอย่างความละเอียด ทุก ๆ 1 นาที (จุดสีดำ) และคัดกรองข้อมูลเป็นรายชั่วโมง SymH (เส้นสีน้ำเงิน) (c) ดัชนี ap60 ตัวอย่างความละเอียดรายชั่วโมง (เส้นสีส้ม) (d) ดัชนี F10.7 ตัวอย่างความละเอียดรายวันโดยปรับปรุงข้อมูลให้เพิ่มความละเอียดเป็นรายชั่วโมง (เส้นสีเขียว) และ (e) ดัชนี Mg II ตัวอย่างความละเอียดรายวันโดยปรับปรุงข้อมูลให้เพิ่มความละเอียดเป็นรายชั่วโมง (เส้นสีแดง) โดยที่ข้อมูลการวัดความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะใช้ข้อมูล ณ เวลาชั่วโมงนั้น ๆ เพื่อให้ได้รายละเอียดของตำแหน่งที่ถูกตัดของดาวเทียม GRACE-FO นั่นคือตำแหน่งความสูง ตำแหน่งละติจูด และตำแหน่งลองจิจูด เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองสภาพอากาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น



รูปที่ 20 ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ

ข้อมูลรายชั่วโมงในทุกพารามิเตอร์จากวันที่ 29 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 ถึง 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022 มีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 40,128 ข้อมูล แบ่งออกเป็นสองชุดข้อมูลคือช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดจำนวน 20,184 ข้อมูลและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น จำนวน 19,944 ข้อมูล โดยแบ่งเป็นสองชุดข้อมูลดังกล่าวนี้ในวันที่ 15 กันยายน ค.ศ. 2020 อย่างไรก็ตาม ข้อมูลทั้งหมดผู้วิจัยได้

นำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II ซึ่งเลือกนำมาเป็นพารามิเตอร์เสริมสำหรับใช้ป้อนเข้าในการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยแสดงความสัมพันธ์ดังรูปที่ 21 ซึ่งแสดงการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ข้อมูลระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับ (a) ดัชนี SymH (b) ดัชนี ap60 (c) ดัชนี F10.7 และ (d) ดัชนี Mg II พบว่ามีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นทั้งสี่พารามิเตอร์



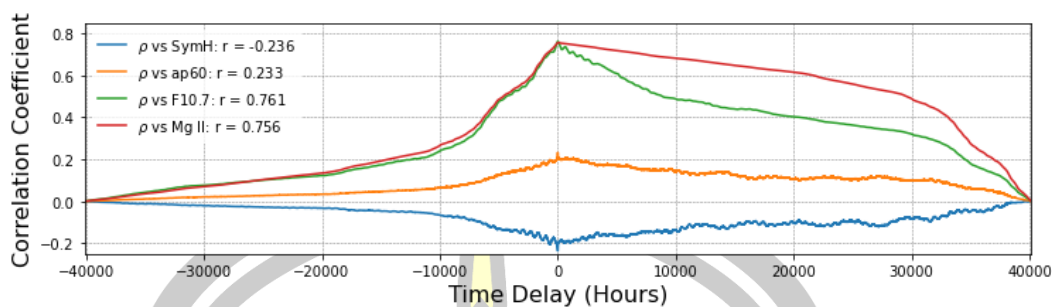
รูปที่ 21 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ

ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์หมายถึงปริมาณมวลต่อหน่วยปริมาตรในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ของโลกซึ่งได้รับอิทธิพลจากปัจจัยต่าง ๆ รวมถึงกัมมันตภาพสุริยะ สภาพสนามแม่เหล็กโลก พลศาสตร์ของบรรยากาศ และการเปลี่ยนแปลงของรังสีดวงอาทิตย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งรังสีอัลตราไวโอเล็ตที่รุนแรง (Extreme Ultraviolet; EUV) ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ นอกจากนี้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีความสำคัญที่ต้องได้รับการพิจารณาเกี่ยวกับเหตุการณ์การลากของดาวเทียมและการทำให้ดาวเทียมหลุดพ้นวงโคจร ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สูงขึ้นเป็นสาเหตุให้เกิดเหตุการณ์การลากดาวเทียมวงโคจรต่ำเพิ่มขึ้นได้ ดัชนี SymH เป็นการวัดการรบกวนในสนามแม่เหล็กโลก (geomagnetic field) ที่เกิดจากกระแสแหวน (ring current) ในอาณาบริเวณสนามแม่เหล็กโลก (magnetosphere) การวัดสนามแม่เหล็กนี้ได้มาจากองค์ประกอบแนวนอนของสนามแม่เหล็กโลก (horizontal components; H) ค่าลบของดัชนี SymH บ่งชี้ถึงพายุแม่เหล็กโลก โดยที่ค่าลบมากกว่าจะสัมพันธ์กับพายุที่แรงกว่า ดัชนี a_p คือการวัดกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกที่ได้มาจากดัชนี Kp ความละเอียดข้อมูลราย 3 ชั่วโมงซึ่งระบุลักษณะของกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกในระดับ 0 ถึง 9 ส่วนดัชนี ap60 เป็นการปรับปรุงดัชนี a_p ให้มีความละเอียดข้อมูลราย 60 นาทีหรือรายชั่วโมง ดัชนี F10.7 มีหน่วยของการวัดเป็นฟลักซ์วิทยุแสงอาทิตย์ (solar radio flux; sfu) ที่มีช่วงความถี่ 10.7 เซนติเมตร (ความถี่ 2,800 MHz) มักใช้เป็นตัวแทนของรังสี EUV ที่แผ่รังสีมาจากดวงอาทิตย์ การแผ่รังสี EUV จากดวงอาทิตย์เป็นตัวขับเคลื่อนหลักของกระบวนการทางความร้อน ทั้งนี้การผันแปรของดัชนี F10.7 จะบ่งบอกถึงการเปลี่ยนแปลงของกัมมันตภาพสุริยะด้วย ส่วนดัชนี Mg II หมายถึงการวัดการแผ่รังสีอาทิตย์ในเส้นสเปกตรัม Mg II h และ

k โดยเส้นสเปกตรัมเหล่านี้อยู่ในช่วงความยาวคลื่นอัลตราไวโอเล็ตและมีความไวต่อของกัมมันตภาพสุริยะ โดยเฉพาะในชั้นบรรยากาศโครโมสเฟียร์ (chromosphere) และบริเวณการเปลี่ยนผ่าน (transition region)

เมื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี SymH ในรูปที่ 20 (a) พบว่าความสัมพันธ์จะขึ้นอยู่กับสถานะเฉพาะ (specific condition) และมาตราส่วนเวลา (time scale) ที่พิจารณา โดยทั่วไปในระหว่างพายุแม่เหล็กโลก ดัชนี SymH จะมีแนวโน้มเป็นลบมากขึ้น ซึ่งบ่งชี้ถึงกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก (geomagnetic activity) ที่เพิ่มขึ้น กิจกรรมที่เพิ่มขึ้นนี้อาจส่งผลต่อชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ ซึ่งทำให้เกิดการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้ เมื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี ap60 ในรูปที่ 20 (b) พบว่าความสัมพันธ์จะขึ้นอยู่กับกระบวนการทางกายภาพและกลไกพื้นฐานที่ โดยทั่วไปในช่วงระยะเวลาของกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกที่เพิ่มขึ้น (ค่าดัชนี ap60 เพิ่มขึ้น) จะมีอิทธิพลต่อชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ ซึ่งทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นได้ เมื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี F10.7 ในรูปที่ 20 (c) พบว่า เมื่อของกัมมันตภาพสุริยะเพิ่มขึ้น ส่งผลให้ค่า F10.7 เพิ่มขึ้น อีกทั้งมีแนวโน้มที่จะมีรังสี EUV จากดวงอาทิตย์เพิ่มขึ้น การแผ่รังสีที่เพิ่มขึ้นนี้สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการแตกตัวเป็นไอออน (ionization) และการเพิ่มพลังงานความร้อน (heating) ชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งทำให้เกิดการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้ และเมื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับรังสี EUV จากดวงอาทิตย์ ซึ่งแสดงด้วยดัชนี Mg II ในรูปที่ 20 (d) พบว่า รังสีอาทิตย์พลังงานสูงรวมถึงอัลตราไวโอเล็ตจะถูกดูดกลืนในบรรยากาศชั้นบนทำให้เกิดการแตกตัวเป็นไอออนและเพิ่มปริมาณพลังงานความร้อน กระบวนการนี้มีส่วนทำให้ความหนาแน่นและอุณหภูมิของไอออนเพิ่มขึ้นจึงส่งผลต่อความหนาแน่นมวลโดยรวมของนิวทรอลในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้น

เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนเหล่านี้ ผู้วิจัยจะวิเคราะห์ชุดข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ตามสมการที่ (3.1) เพื่อระบุความสัมพันธ์และแสดงการวิเคราะห์ความล่าช้าของเวลา (Time delay) ด้วยวิธีคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบไขว้ (Cross-correlation) แสดงดังรูปที่ 22 ซึ่งเป็นการวัดทางสถิติที่วัดปริมาณความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณสองสัญญาณที่เป็นข้อมูลแบบมีลำดับ เป็นการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series) ซึ่งเป็นฟังก์ชันของเวลาหน่วง (time lag) ที่ใช้กับสัญญาณใดสัญญาณหนึ่ง เมื่อปรับความล่าช้าของเวลาให้ตรงกันที่เวลา 0 ชั่วโมง กราฟเส้นสีน้ำเงินแสดงความสัมพันธ์ข้อมูลระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (ρ) กับดัชนี SymH เส้นสีน้ำส้ม ρ กับดัชนี ap60 เส้นสีเขียว ρ กับดัชนี F10.7 และเส้นสีแดง ρ กับดัชนี Mg II



รูปที่ 22 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์แบบไขว้ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ

ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เมื่อปรับความล่าช้าของเวลาให้ตรงกันที่เวลา 0 ชั่วโมงแล้วจากรูปที่ 22 พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี F10.7 แสดงให้เห็นความสัมพันธ์เชิงบวกที่สูงโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดที่ 0.761 ในขณะที่ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี Mg II พบความสัมพันธ์เชิงบวกที่สูงรองลงมาโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดที่ 0.756 นอกจากนี้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี ap60 แสดงให้เห็นความสัมพันธ์เชิงบวกต่ำมากโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดเพียง 0.233 แต่ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี SymH พบความสัมพันธ์เชิงลบต่ำมากเช่นเดียวกันโดยมีค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดเพียง -0.236

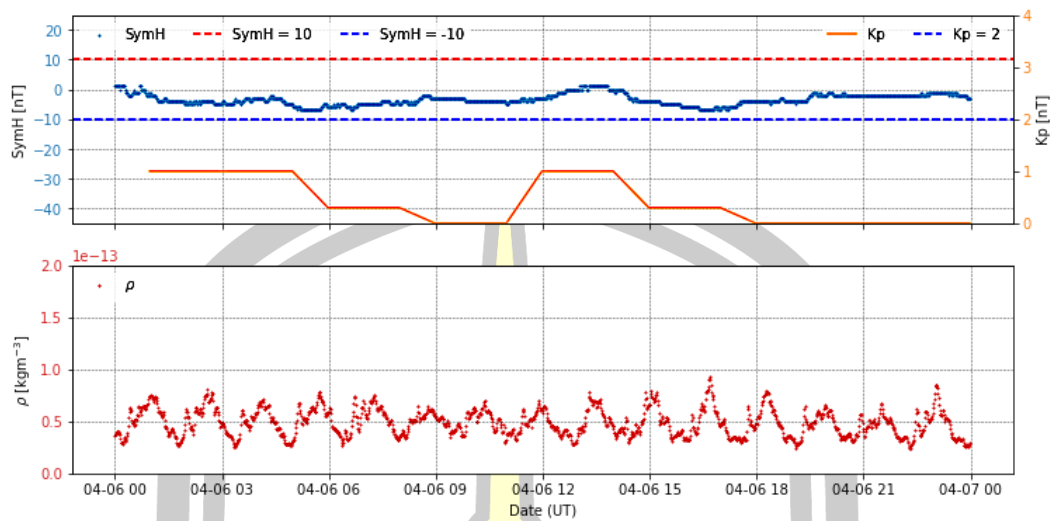
อย่างไรก็ตามดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เป็นตัวเลือกที่มีความเป็นไปได้ในการนำไปใช้เป็นข้อมูลเสริมสำหรับป้อนเข้าในแบบจำลองพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ผู้วิจัยได้เลือกใช้แบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองกับแบบจำลองสภาพอากาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 โดยที่ความเหมาะสมของดัชนีเหล่านี้ที่จะใช้เป็นตัวแปรป้อนเข้าขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ และจำเป็นต้องพิจารณาลักษณะของข้อมูลและกระบวนการทางกายภาพที่เกี่ยวข้อง ความสัมพันธ์ที่สูงของดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II บ่งชี้ว่าดัชนีเหล่านี้มีความผันแปรหรือมีตัวขับเคลื่อนที่มีอิทธิพลต่อความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์ในระยะยาว (long term) แต่ความสัมพันธ์ในระดับต่ำของดัชนี SymH และดัชนี ap60 ก็ยังมีความจำเป็นสำหรับใช้อธิบายการผันแปรในระยะสั้น (short term) หรือปรากฏการณ์จากการผันแปรกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกที่เกิดขึ้นโดยฉับพลัน ซึ่งสอดคล้องกับแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU ได้รับการออกแบบมาเพื่อเรียนรู้การผันแปรที่เกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว ในขณะที่ขณะหนึ่งหรือความสัมพันธ์แบบชั่วขณะสำหรับข้อมูลที่มีลำดับ (temporal relationship) งานวิจัยนี้ยังได้พิจารณาคุณภาพความละเอียดของข้อมูลในการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ครั้งนี้ด้วย โดยดัชนี SymH เป็นข้อมูลที่มีความละเอียดรายนาที่ซึ่งสามารถนำมาหา

ค่าเฉลี่ยเลขคณิตให้เป็นรายชั่วโมงได้หรือใช้การคัดกรองข้อมูลให้เป็นแบบรายชั่วโมงก็ได้เช่นเดียวกัน ในขณะที่ดัชนี ap60 มีความละเอียดเป็นรายชั่วโมงซึ่งพร้อมใช้งาน แต่ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เป็นข้อมูลที่มีมีความละเอียดเป็นรายวันซึ่งผู้วิจัยนำข้อมูลมาขยายย่อยให้เป็นข้อมูลรายชั่วโมง นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้พิจารณาถึงกระบวนการทางกายภาพที่อยู่เบื้องหลังดัชนี SymH และดัชนี ap60 ซึ่งเกี่ยวข้องกับกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกในขณะที่ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เกี่ยวข้องกับรังสีอาทิตย์ และกัมมันตภาพสุริยะด้วย

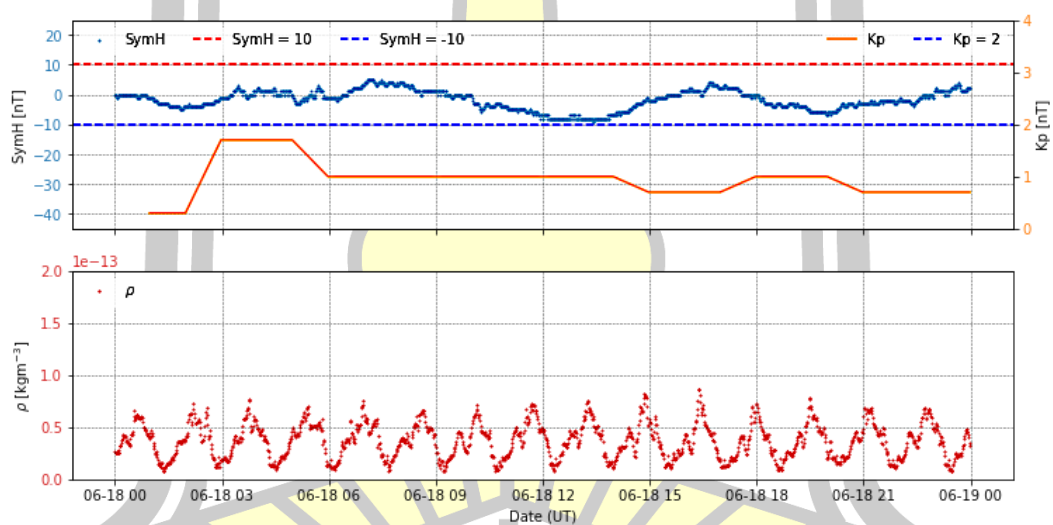
4.1.2 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก

ในสภาวะที่เจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกหมายถึงช่วงที่มีกัมมันตภาพสุริยะและกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกต่ำที่สุด ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีแนวโน้มลดลงตามระดับความสูงที่เพิ่มขึ้น เนื่องจากอนุภาคในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์มีปริมาตรค่อนข้างน้อยที่กระจายออกไปสู่ภายนอกส่งผลให้ความหนาแน่นลดลง อย่างไรก็ตามแม้ในสภาวะที่เจียบสงบ ความหนาแน่นก็แปรผันได้เนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ เช่น พลศาสตร์ของชั้นบรรยากาศ เวลาท้องถิ่น และตำแหน่งละติจูด

จากกรณีศึกษาวันที่ 6 เมษายน ค.ศ. 2020 ซึ่งเป็นฤดูใบไม้ผลิของทางซีกโลกเหนือ ดังรูปที่ 23 พบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าน้อยกว่า $1.0 \times 10^{-13} \text{ kg/m}^3$ โดยในสภาวะที่เจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกนี้ได้รับเงื่อนไขในการวิเคราะห์คือค่าดัชนี SymH ต้องมีค่าอยู่ในช่วง $[-10, 10]$ nT หรือมีค่าเข้าใกล้ 0 มากที่สุด โดยให้สอดคล้องกับค่าดัชนี Kp ต้องมีค่าต่ำกว่า 2 nT หรือมีค่าเข้าใกล้ 0 จะทำให้สังเกตเห็นสภาวะที่เจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกได้มากที่สุด จากกรณีศึกษาวันที่ 18 มิถุนายน ค.ศ. 2020 ซึ่งเป็นฤดูร้อนของทางซีกโลกเหนือ ดังรูปที่ 24 พบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าฤดูใบไม้ผลิ จากกรณีศึกษาวันที่ 9 กันยายน ค.ศ. 2020 ซึ่งเป็นฤดูใบไม้ร่วง ดังรูปที่ 25 พบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าฤดูใบไม้ผลิ และฤดูร้อน ตามลำดับ จากกรณีศึกษาวันที่ 20 มกราคม ค.ศ. 2020 ซึ่งเป็นฤดูหนาว ดังรูปที่ 26 พบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์บางค่าที่มากกว่า $1.0 \times 10^{-13} \text{ kg/m}^3$ และพบว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าเฉลี่ยสูงที่สุดเมื่อเทียบกับทั้ง 4 ฤดูกาล อย่างไรก็ตามผลลัพธ์นี้เป็นการเปรียบเทียบเพียงหนึ่งวันของแต่ละฤดูกาลเท่านั้นจึงไม่สามารถสรุปได้ว่าปรากฏการณ์หรือการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เป็นเช่นนี้จริง ผู้วิจัยจึงได้คัดเลือกสภาวะที่เจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกในแต่ละฤดูกาล ฤดูกาลละ 10 วันเพื่อคำนวณค่าเฉลี่ยและทำการวิเคราะห์อีกครั้งในหัวข้อถัดไป

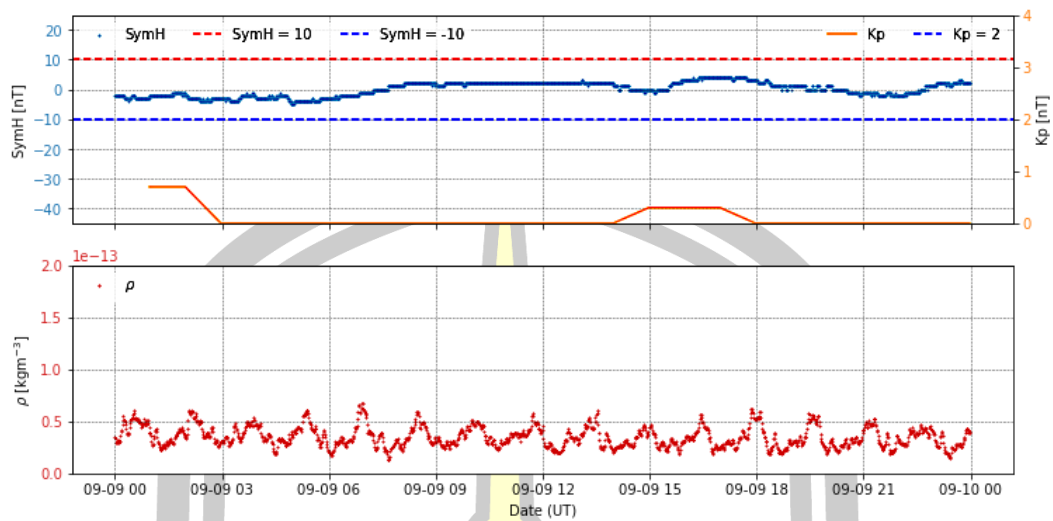


รูปที่ 23 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก
ในฤดูใบไม้ผลิ กรณีศึกษาวันที่ 6 เมษายน ค.ศ. 2020

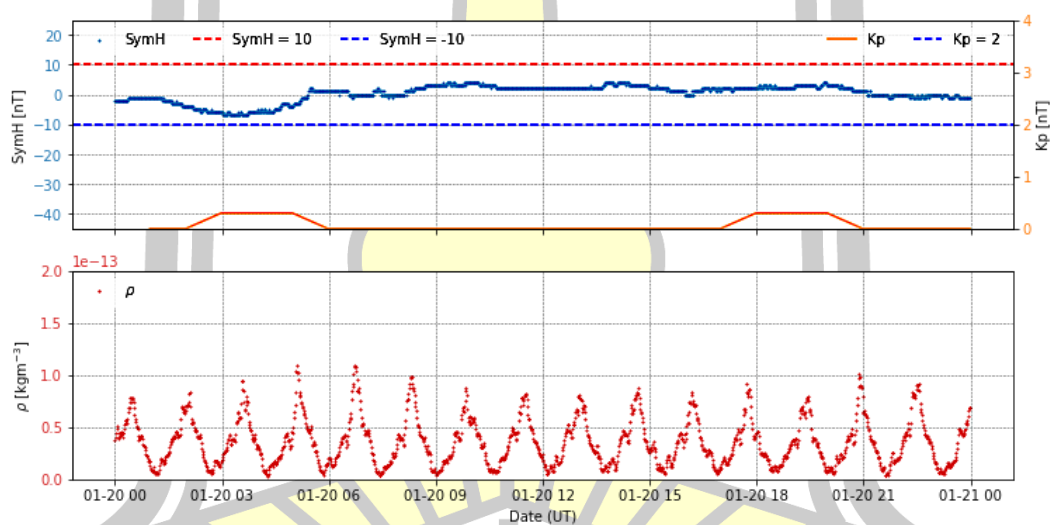


รูปที่ 24 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก
ในฤดูร้อน กรณีศึกษาวันที่ 18 มิถุนายน ค.ศ. 2020

พหุบัณฑิต ชีวะ



รูปที่ 25 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก
ในฤดูใบไม้ร่วง กรณีศึกษาวันที่ 9 กันยายน ค.ศ. 2020

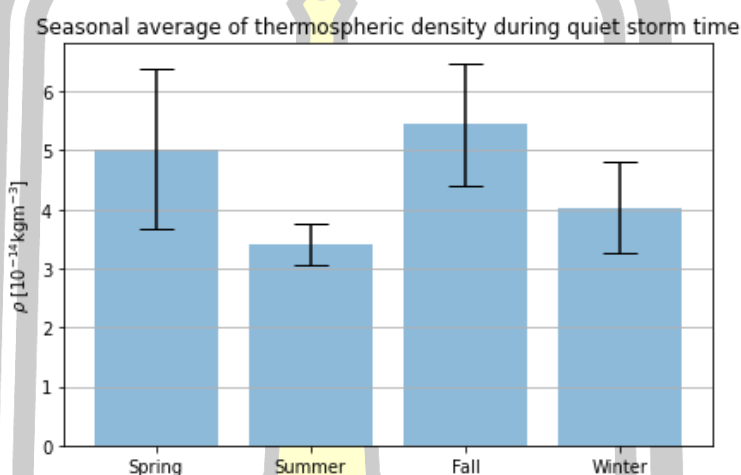


รูปที่ 26 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก
ในฤดูหนาว กรณีศึกษาวันที่ 20 มกราคม ค.ศ. 2020

พหุณ ปณ ทิโต ชีเว

4.1.3 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ตามฤดูกาล

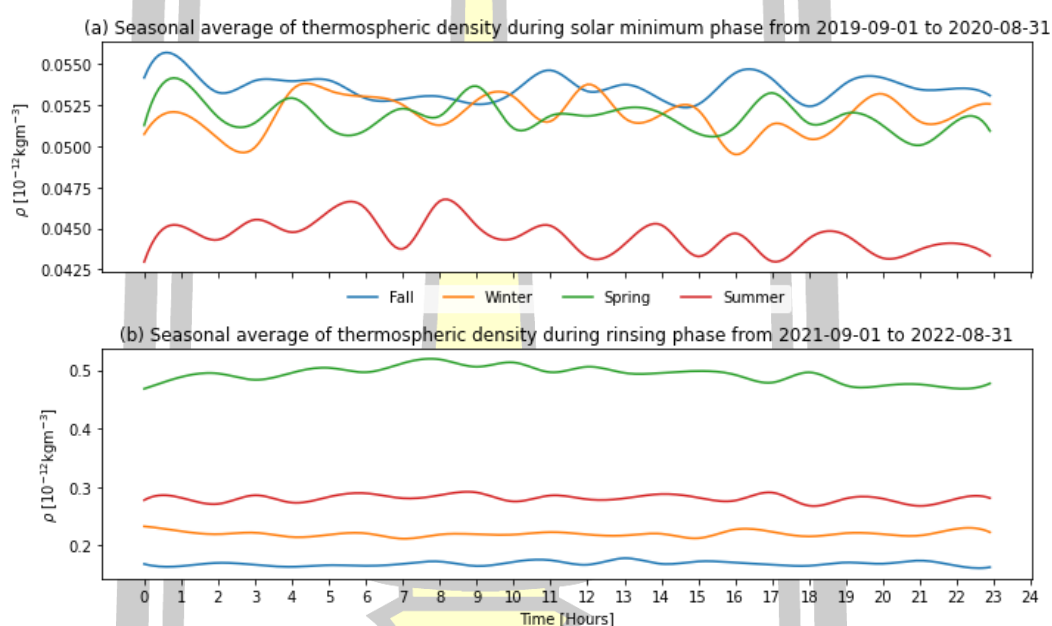
งานวิจัยนี้ได้วิเคราะห์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกตามฤดูกาลทางซีกโลกเหนือ แสดงดังรูปที่ 27 แม้ว่าจะมีผันแปรน้อยกว่าผลของมีกัมมันตภาพสุริยะและกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก อย่างไรก็ตาม ตัวขับเคลื่อนหลักของการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลคือแกนหมุนโลกที่เอียงและการโคจรของโลกรอบดวงอาทิตย์เป็นวงรี



รูปที่ 27 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจียบสงบของพายุแม่เหล็กโลกตามฤดูกาล

การพิจารณาจากรูปที่ 27 พบว่าในช่วงฤดูใบไม้ร่วงและฤดูใบไม้ผลิ ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีแนวโน้มที่จะสูงกว่าเมื่อเทียบกับฤดูหนาวและฤดูร้อนเนื่องจากความร้อนโดยเฉลี่ยจากแสงอาทิตย์ที่เพิ่มขึ้นทางซีกโลกเหนือ ความร้อนนี้ทำให้อากาศชั้นบรรยากาศขยายตัว ส่งผลให้ความหนาแน่นเพิ่มขึ้นชั่วคราวในตอนกลางวัน ในทางกลับกัน ในฤดูหนาวและฤดูร้อน ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ลดลงเนื่องจากการโคจรของโลกของดาวเทียมที่โคจรผ่านทั้งด้านกลางวันและกลางคืนทำให้ค่าเฉลี่ยความหนาแน่นลดต่ำลง ข้อสังเกตคือความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าต่ำที่สุดในช่วงฤดูร้อนของทางซีกโลกเหนือซึ่งเป็นไปได้ว่าความผันแปรนี้อาจมีความสัมพันธ์กับระยะห่างระหว่างโลกกับดวงอาทิตย์มากที่สุด (ประมาณ 154 ล้านกิโลเมตร) เทียบกับระยะห่างจากโลกถึงดวงอาทิตย์ใกล้ที่สุดในฤดูหนาว (ประมาณ 150 ล้านกิโลเมตร) นั่นคือระยะห่างของโลกจากดวงอาทิตย์มากจะทำให้ปริมาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ต่ำ อย่างไรก็ตาม ข้อสันนิษฐานนี้ยังไม่ได้รับการยืนยันซึ่งเป็นอาจเป็นข้อเสนอแนะที่ดีในการพิจารณาหัวข้อของการศึกษาค้นคว้าและการทำความเข้าใจการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในการวิจัยครั้งต่อไป แม้ว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะมีการเปลี่ยนแปลงหรือมีค่าแตกต่างกันตามฤดูกาลเพียงเล็กน้อยซึ่งปัจจัยหลักที่มีอิทธิพลต่อความหนาแน่นคือกัมมันตภาพสุริยะและกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก แต่โดยทั่วไปแล้วสภาวะที่เจียบสงบของพายุนี้จะ

ส่งผลให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ลดลงได้แต่ความผันแปรเนื่องจากปัจจัยอื่นยังคงมีอิทธิพลอยู่ การเปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อยนี้อาจส่งผลต่อการแพร่กระจายของอนุภาคทรงพลังและลมสุริยะที่อัดฉีดเข้ามา โดยการเพิ่มความรุนแรงของพายุแม่เหล็กโลกได้ซึ่งเป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยในอนาคต ทั้งนี้ผู้วิจัยยังได้พิจารณาการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจ็บบางของพายุแม่เหล็กโลกแบบรายชั่วโมงพิจารณาตามฤดูกาล แสดงดังรูปที่ 28 เพื่อวิเคราะห์การผันแปรในแต่ละวันว่ามีความสัมพันธ์กันอย่างไรในแต่ละฤดูกาล และยังแสดงให้เห็นว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีความแตกต่างกันอย่างไรในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด



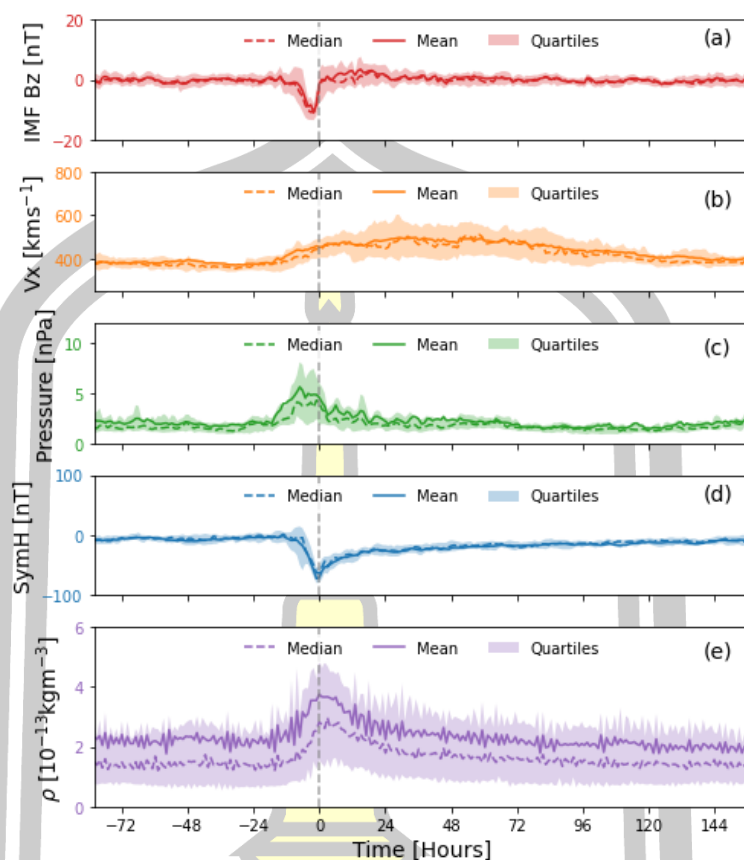
รูปที่ 28 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเจ็บบางของพายุแม่เหล็กโลกแบบรายชั่วโมง
พิจารณาตามฤดูกาล

จากการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงรายชั่วโมงตลอดทั้งวันพบว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์อาจมีความผันแปรเล็กน้อย การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลจะเด่นชัดกว่าซึ่งสัมพันธ์กับมุมตกกระทบของรังสีอาทิตย์ตามวงโคจรของโลกเป็นหลัก ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดฤดูใบไม้ผลิ ฤดูหนาว และฤดูใบไม้ร่วงจะมีค่าเฉลี่ยความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ไม่ต่างกันมากนักตรงข้ามกับฤดูร้อนที่พบว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าต่ำที่สุด อย่างไรก็ตามในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุดฤดูใบไม้ผลิจะมีค่าเฉลี่ยความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สูงที่สุดและแตกต่างจากอีกสามฤดูกาลอย่างเห็นได้ชัดซึ่งมีค่าต่ำถดถอยมาเป็นฤดูร้อน ฤดูหนาว และฤดูใบ ตามลำดับ ทั้งนี้ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุดจะมีค่าเฉลี่ยความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มากกว่าในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดทั้งสี่ฤดูกาล

4.1.4 การเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกจากตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน

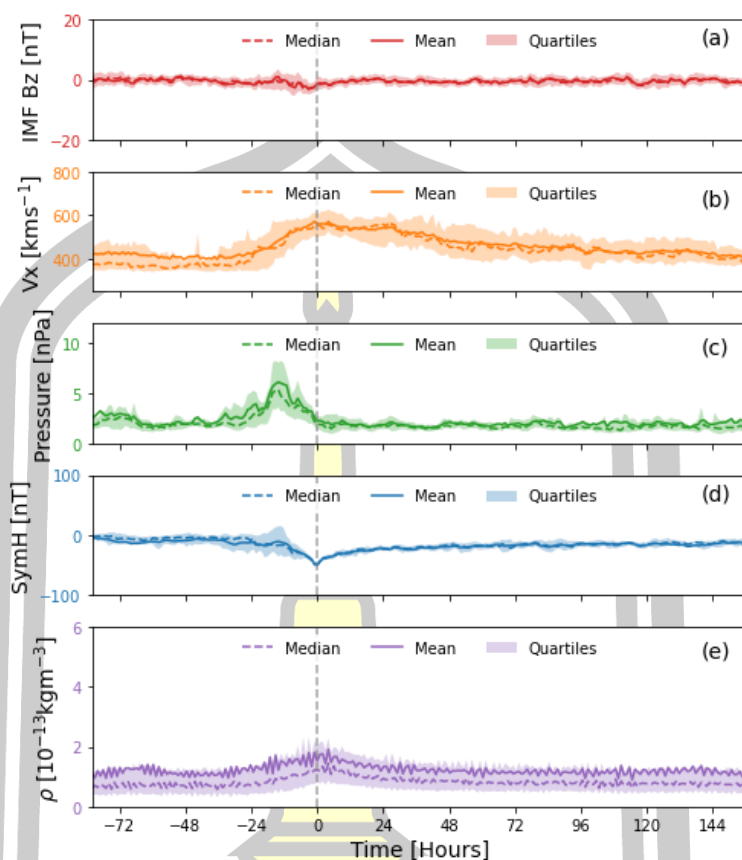
เพื่อแสดงให้เห็นถึงลักษณะการผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพารามิเตอร์ลมสุริยะขณะเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกของตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน ผู้วิจัยจึงได้ทำการวิเคราะห์ลักษณะการแปรผันด้วยวิธีการทางสถิติเรียกว่าวิธีวิเคราะห์ยุคทับซ้อน (superposed epoch analysis; SEA) แสดงดังรูปที่ 29 และ 30 การเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกและพายุย่อยนั้นมีสาเหตุมาจากการรบกวนของลมสุริยะ โดยทั่วไปจะมีสองรูปแบบได้แก่ 1) กระแสลมสุริยะความเร็วสูง (high-speed solar wind streams; HSS) และการพ่นมวลโคโรนา (coronal mass ejection; CME) พายุ HSS จะก่อตัวขึ้นแบบซ้ำ ๆ ซึ่งมีแหล่งกำเนิดมาจากช่องโหว่โคโรนา (coronal hole) แบบกึ่งเสถียรโดยสามารถคงสภาวะการเป็นพายุอยู่ได้หลายวันหรือหลายสัปดาห์ ในขณะที่พายุ CME จะก่อตัวขึ้นอย่างฉับพลันและสามารถเคลื่อนที่ด้วยความเร็วหลายล้านกิโลเมตรต่อชั่วโมงซึ่งส่งผลให้เกิดกระบวนการที่ทำให้ผลิตพลาสมาได้มากถึง 10 พันล้านตัน [28], [160-161] การวิเคราะห์ยุคทับซ้อนเป็นเทคนิคทางสถิติที่ประยุกต์ใช้ในสาขาต่าง ๆ เช่น ธรณีฟิสิกส์ วิทยาศาสตร์ภูมิอากาศ บรรยายภาพฟิสิกส์ และการวิจัยสภาพอวกาศ วิธีการนี้จะใช้จัดตำแหน่งและหาค่าเฉลี่ยของเหตุการณ์หรือยุคต่าง ๆ เพื่อตรวจสอบรูปแบบทั่วไปของข้อมูลที่ เป้าหมายหลักคือการเพิ่มอัตราส่วนสัญญาณข้อมูลที่แท้จริงต่อสัญญาณรบกวน และระบุคุณสมบัติที่สอดคล้องกันซึ่งอาจไม่ชัดเจนเมื่อวิเคราะห์แต่ละเหตุการณ์แยกกัน การเลือกเหตุการณ์ทำได้โดยระบุชุดของเหตุการณ์แต่ละเหตุการณ์ที่มีลักษณะร่วมกัน โดยกำหนดมีเวลาเริ่มต้นหรือจุดอ้างอิง และจุดสุดท้ายให้ชัดเจน การจัดตำแหน่งเวลาโดยกำหนดเวลาอ้างอิงสำหรับแต่ละเหตุการณ์ ข้อมูลอนุกรมเวลาจะต้องปรับให้เป็นนอร์มอลไลซ์ซึ่งช่วยให้แน่ใจว่าค่าเฉลี่ยของแต่ละเหตุการณ์จะไม่อคติตามความแปรปรวนของขนาดข้อมูล การหาค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่จัดตำแหน่งและปรับให้เป็นมาตรฐานในทุกเหตุการณ์ในแต่ละช่วงเวลากระบวนการนี้รวมจุดข้อมูลเหตุการณ์แต่ละจุดเพื่อแสดงให้เห็นเหตุการณ์ในภาพรวม จากนั้นทำการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อตรวจสอบพฤติกรรมโดยเฉลี่ยที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์ รวมไปถึงการคำนวณส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าควอไทล์ สุดท้ายตีความผลลัพธ์ของการวิเคราะห์โดยระบุแนวโน้มความผิดปกติ หรือรูปแบบลักษณะทั่วไปที่เกิดขึ้น

การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งขึ้นกับตำแหน่งและเกิดขึ้นอย่างฉับพลันในช่วงเวลาสั้น ๆ เป็นปรากฏการณ์ที่ซับซ้อนและยังไม่มีที่เข้าใจกันดีนัก การประมาณความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อวงโคจรดาวเทียมที่แม่นยำ พายุแม่เหล็กโลกในระบบเทอร์โมสเฟียร์/ไอโอโนสเฟียร์ของโลกขับเคลื่อนด้วยรังสีจาก EUV จากอาทิตย์เป็นหลัก [162] การเชื่อมต่อกันของลมสุริยะและสนามแม่เหล็กของโลกส่งผลให้เกิดกัมมันตภาพแม่เหล็กซึ่งผลักดันการพาความร้อนของพลาสมาและการหยาดตกของอนุภาคทรงพลังในชั้นบรรยากาศไอโอโนสเฟียร์ ณ บริเวณละติจูดสูง [162-163]



รูปที่ 29 การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพารามิเตอร์ลมสุริยะขณะเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยการพ่นมวลคอโรนา

รูปที่ 29 และ 30 ได้แสดงการเปรียบเทียบพายุแม่เหล็กโลกที่มีตัวขับเคลื่อนเป็นกระแสลมสุริยะความเร็วสูง HSS และการพ่นมวลโคโรนา CME โดยในภาพ (a) แสดงพารามิเตอร์สนามแม่เหล็ก IMF Bz (ส่วนประกอบของสนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์ในทิศทางเหนือ-ใต้) พบว่าเหตุการณ์ HSS แสดงให้เห็นการวางแนวของสนามแม่เหล็กที่ค่อนข้างเสถียรและมีความผันแปรปานกลางและค่อนข้างคงที่ ในขณะที่เหตุการณ์ CME จะส่งผลให้เกิดการรบกวนอย่างมากในสนามแม่เหล็ก IMF Bz ซึ่งจะมีค่าแตกต่างกันอย่างมากในระยะหลักของพายุ โดยมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและยังแสดงให้เห็นการกลับขั้วในทิศทางเหนือ-ใต้อย่างชัดเจน ในภาพ (b) ได้แสดงพารามิเตอร์ความเร็วลมสุริยะ V_x ระหว่างดาวเคราะห์ในทิศทางพุ่งมายังโลก พบว่าเหตุการณ์ HSS มีลักษณะพิเศษคือความเร็วลมสุริยะจะสูงขึ้นอยู่ระหว่าง 500 ถึง 700 km/s HSS มีแหล่งกำเนิดมาจากช่องโหว่คอโรนาของดวงอาทิตย์ซึ่งแสดงถึงการไหลออกของสสารและอนุภาคทรงพลังจากดวงอาทิตย์อย่างต่อเนื่อง ในขณะที่เหตุการณ์ CME สัมพันธ์กับความเร็วลมสุริยะที่สูงมากและเกิดขึ้นอย่างฉับพลันในระยะเริ่มต้นของพายุ



รูปที่ 30 การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และพารามิเตอร์ลมสุริยะขณะเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยกระแสลมสุริยะความเร็วสูง

เหตุการณ์ดังกล่าวนี้จะสัมพันธ์กับการเกิด CME ขนาดใหญ่ซึ่งในกรณีศึกษาของงานวิจัยในครั้งนี้เป็น CME ขนาดเล็กถึงปานกลางจึงพบว่าค่าเฉลี่ยของความเร็วลมสุริยะมีค่าต่ำกว่าเหตุการณ์ HSS มีค่าเฉลี่ยประมาณ 450 km/s ในภาพ (c) ได้แสดงพารามิเตอร์ความดันไดนามิกของลมสุริยะระหว่างดาวเคราะห์พบว่าเหตุการณ์ HSS ความดันแบบไดนามิกที่เกิดจาก HSS มีค่าในระดับปานกลางเมื่อเทียบกับผลลัพธ์จากคลื่นกระแทกของลมสุริยะที่ขับเคลื่อนด้วย CME อย่างไรก็ตาม ความดันระดับนี้สามารถทำให้เกิดการรบกวนในสนามแม่เหล็กโลกและทำให้เกิดพายุแม่เหล็กโลกได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเกิดเหตุการณ์พายุในแต่ละครั้งจะคงสภาวะการเป็นพายุเป็นระยะเวลายาวนานหลายวัน ความดันที่เพิ่มขึ้นอย่างฉับพลันของเหตุการณ์ CME นี้สามารถบีบอัดสนามแม่เหล็กโลกและก่อให้เกิดพายุแม่เหล็กโลกที่มีความรุนแรงซึ่งอาจทำให้เกิดการหยุดชะงักในวงกว้างต่อการสื่อสารผ่านดาวเทียม ระบบส่งไฟฟ้า และระบบเทคโนโลยีอื่น ๆ บนโลกได้ ในภาพ (d) ได้แสดงดัชนี SymH ซึ่งเป็นมาตรวัดการรบกวนของสนามแม่เหล็กโลกพบว่าในระหว่างเหตุการณ์ HSS ดัชนี SymH จะมีความผันแปรเป็นค่าไม่ต่ำกว่า -60 nT ซึ่งทำให้เกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่มีความ

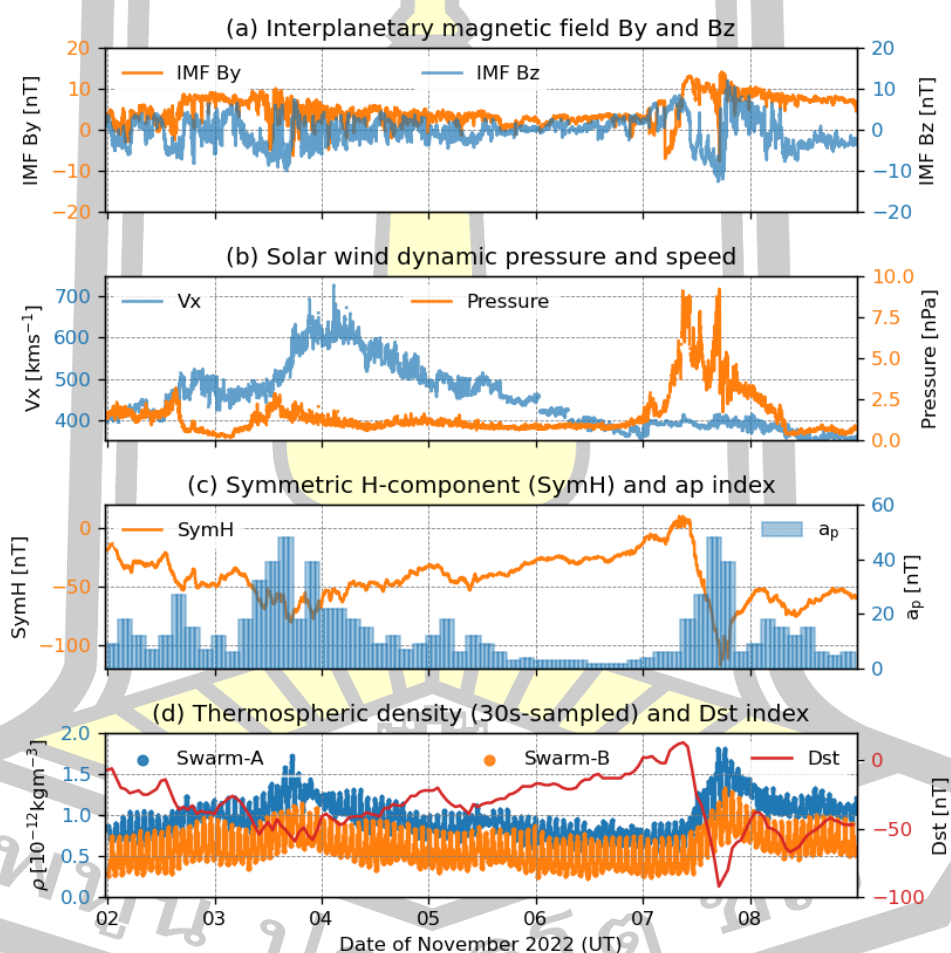
รุนแรงน้อยกว่าเมื่อเทียบกับเหตุการณ์ CME โดยทำให้ดัชนี SymH มีค่าลดลงอย่างรวดเร็วในระยะหลักของพายุ ซึ่งบ่งชี้ถึงการรบกวนสนามแม่เหล็กของโลกอย่างมีนัยสำคัญ ในภาพ (d) แสดงความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ พบว่าเหตุการณ์ HSS ทำให้มีการเพิ่มขึ้นของความหนาแน่นในระดับปานกลาง ความหนาแน่นที่เพิ่มขึ้นจะดำเนินไปอย่างราบเรียบและค่อนข้างน้อยเมื่อเทียบกับการเพิ่มขึ้นของความหนาแน่นอย่างฉับพลันของเหตุการณ์ CME ซึ่งทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นอย่างมาก การเพิ่มความหนาแน่นอย่างฉับพลันนี้จะควบคู่ไปกับการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกซึ่งส่งผลให้เกิดการรบกวนในชั้นบรรยากาศและเพิ่มกิจกรรมการเปล่งแสงออโรรา ณ บริเวณละติจูดสูงใกล้บริเวณขั้วโลกได้ ดังจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

4.1.5 การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย HSS และ CME

นอกเหนือไปจากการพยากรณ์การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ แล้ว ผู้วิจัยยังได้ศึกษาและตรวจสอบรูปแบบของการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย HSS และขับเคลื่อนด้วย CME อีกด้วย เนื่องจากศูนย์พยากรณ์สภาพอวกาศ (Space Weather Prediction Center; SWPC) ขององค์กร NOAA ได้คาดการณ์ว่าจะเกิดพายุแม่เหล็กโลกระดับอ่อน (G1) ซึ่งจะเกิดขึ้นในวันที่ 4 และ 5 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 โดยจะเริ่มต้นเหตุการณ์พายุในวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 และคงสภาวะการเป็นพายุอยู่จนถึงวันที่ 5 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ทั้งนี้ยังได้ตรวจพบที่เกิดเหตุการณ์เปลวสุริยะขนาดใหญ่ระดับ M5.2 ในวันที่ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ซึ่งทำให้เกิด CME แต่ไม่ได้มีทิศทางที่พุ่งตรงเข้าหาโลก อย่างไรก็ตามพายุแม่เหล็กโลกระดับอ่อนนี้อาจส่งผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญกับเทคโนโลยีอวกาศได้ ดังที่พบได้จากการสูญเสียดาวเทียม Starlink ของ SpaceX ในเดือนกุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 [5], [7] ดังนั้น ข้อมูลเกี่ยวกับความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์และกิจกรรมการเปล่งแสงออโรรา (auroral activity) ระหว่างเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการทำนาย เพื่อหลีกเลี่ยงและบรรเทาผลกระทบจากการผันแปรสภาพอวกาศ [9] ซึ่งสามารถพัฒนาการทำนาย การคาดการณ์ หรือการพยากรณ์ได้โดยการตรวจสอบและวิเคราะห์พารามิเตอร์ลมสุริยะและพารามิเตอร์ที่แสดงถึงสภาวะของพายุแม่เหล็กโลก ผู้วิจัยจึงได้ตรวจสอบกรณีศึกษาของพายุแม่เหล็กโลกทั้งสองประเภทเพื่อพิจารณาความสัมพันธ์การผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยเลือกใช้ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม Swarm-A (ρ_A) และ Swarm-B (ρ_B) ในช่วงวันที่ 2 - 8 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ซึ่งพบว่ามีพายุแม่เหล็กโลกสองเหตุการณ์ที่มีตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน อีกทั้งวิธี LSTM ทั้งสองนี้เกิดขึ้นต่อเนื่องกันจึงได้แสดงข้อมูลโปรไฟล์ของพายุแม่เหล็กโลกและการเพิ่มขึ้นของปริมาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ดังตารางที่ 2 และแสดงพารามิเตอร์ที่สนใจในการตรวจสอบดังรูปที่ 31

ตารางที่ 2 ข้อมูลระดับความสูง พายุแม่เหล็กโลกและการเพิ่มขึ้นของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

Storm ID	Altitude (km)	Density baseline (kg/m^3)	Maximum density (kg/m^3)	Density enhancement (%)	Storm-time of maximum density (UT)	Storm-time of minimum SymH (UT)
1	462	$(8.83 \pm 0.938) \times 10^{-13}$	1.50×10^{-12}	69.4	17:35:00	17:35:00
	511	$(5.40 \pm 0.847) \times 10^{-13}$	1.04×10^{-12}	92.8	18:22:00	17:35:00
2	462	$(7.70 \pm 0.242) \times 10^{-13}$	1.65×10^{-12}	99.4	18:33:00	18:05:00
	511	$(4.66 \pm 0.299) \times 10^{-13}$	1.14×10^{-12}	145	18:40:00	18:05:00

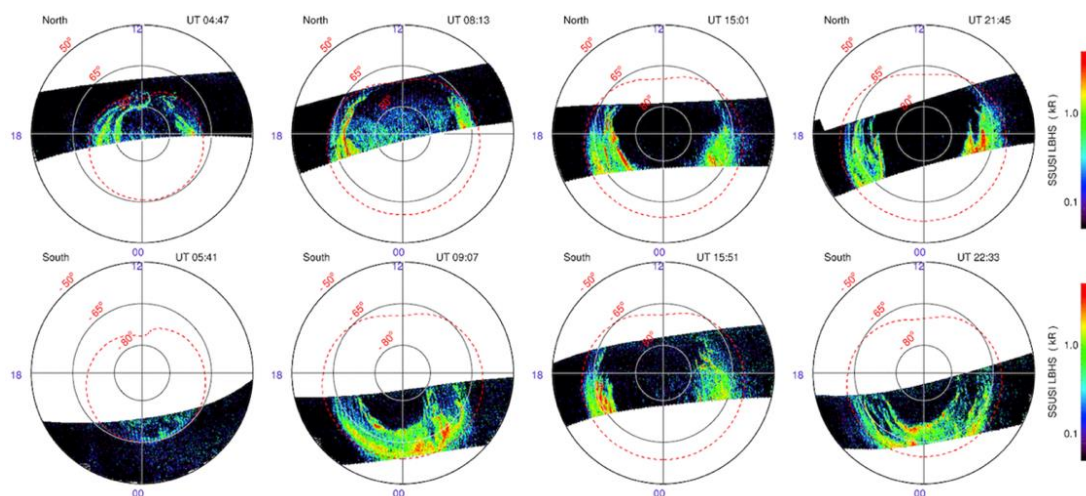


รูปที่ 31 การผันแปรของพารามิเตอร์ลมสุริยะความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B ในช่วงวันที่ 2 -8 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022

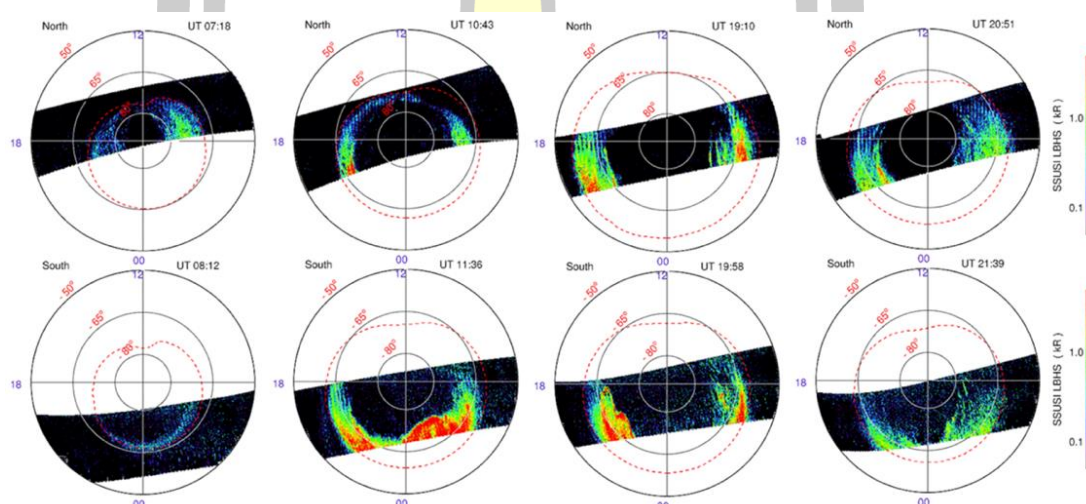
พายุแม่เหล็กโลกที่เกิดเหตุการณ์ขึ้นแบบต่อเนื่องกันพบว่าสนามแม่เหล็ก IMF By ในพิกัด GSE จะมีทิศทางเป็นบวกเป็นหลักหรือเคลื่อนที่ในทิศทางรุ่งเช้าถึงพลบค่ำ (dawn-to-dusk) ดังรูปที่

31 (a) ในขณะที่ส่วนใหญ่ของสนามแม่เหล็ก IMF Bz จะมีทิศทางเป็นลบหรือเคลื่อนที่ในทิศทางใต้ในวันที่ 3 และ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 แสดงให้เห็นถึงการเชื่อมต่อใหม่ของสนามแม่เหล็กโลกที่นำไปสู่กระบวนการการเกิดกระแสแหวน (ring current) ที่เพิ่มขึ้นในช่วงระยะหลัก (main phase) ของพายุแม่เหล็กโลก ปรากฏการณ์ดังกล่าวนี้จะเชื่อมโยงกับความเร็วของลมสุริยะในทิศทางพุ่งสู่โลก V_x ที่มีค่าความเร็วค่อนข้างสูงนั่นคือ มีค่าความเร็วระหว่าง 500 ถึง 700 km/s ในวันที่ 3-4 พฤศจิกายน รูปที่ 31 (b) โปรไฟล์ของดัชนี SymH ดัชนี a_p และดัชนี Dst แสดงลักษณะเฉพาะของพายุแม่เหล็กโลกทั้งสองประเภทอย่างได้ชัดเจน ดังรูปที่ 31 (c) พายุลูกแรก (Storm-1) เกิดขึ้นในวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 เวลา 16:57 น. (UT) โดยดัชนี SymH มีค่าต่ำสุดที่ -77.7 nT ในขณะที่พายุลูกที่สอง (Storm-2) เกิดขึ้นในวันที่ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 เวลา 17:20 น. (UT) โดยดัชนี SymH มีค่าต่ำสุดที่ -108 nT รูปที่ 31 (d) แสดงให้เห็นถึงความผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ρ_A และ ρ_B จากดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B โดยทำการวัดทุก ๆ 30 วินาที

นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้ทำการวิเคราะห์กิจกรรมการเปล่งแสงออโรราเพื่อแสดงให้เห็นถึงความผันแปรที่สัมพันธ์กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย โดยใช้ภาพถ่ายจากเครื่องมือวัด F17 Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) และห้วงในความถี่อินฟราเรดจากการแตกตัวของโมเลกุล N_2 LBHS (140–150 nm) พายุแม่เหล็กโลกก่อให้เกิดการปล่อยแสงออโรราอย่างรุนแรงดังที่เห็นในภาพที่ถ่ายเมื่อวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 และ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 รูปที่ 32 และ 33 แสดงภาพที่เวลา 04:47 น. (UT) และ 07:18 น. (UT) ตามลำดับ ซึ่งแสดงถึง สภาพของแสงออโรราทั่วไปก่อนเกิดพายุแม่เหล็กโลก ภาพต่อมาที่ถ่ายในเวลา 09:07 น. (UT) และ 11:36 น. (UT) (รูปที่ 32 และ 33) แสดงการปล่อยแสงออโรราที่รุนแรงในซีกโลกใต้ เมื่อเวลา 15:01 น. (UT) (รูปที่ 32) และ 19:10 น. (UT) (รูปที่ 33) ในซีกโลกเหนือ จะเห็นแสงออโรรามีความเป็นวงรีเพิ่มมากขึ้น อย่างไรก็ตาม เมื่อเวลา 22:33 น. (UT) (รูปที่ 32) และ 20:51 น. (UT) (รูปที่ 33) ความเป็นวงรีก็ลดลง แม้ว่าแสงออโรราที่เกิดจากพายุที่ขับเคลื่อนด้วย HSS จะคงสถานะการเป็นพายุอยู่นานกว่าที่เกิดจากพายุที่ขับเคลื่อนด้วย CME แต่ความแตกต่างกันอย่างมากระหว่างนี้ก็ยังขึ้นอยู่กับขนาดและความแรงของพายุแม่เหล็กโลกที่ต้องพิจารณาด้วย ความเชื่อมโยงระหว่างการปล่อยแสงออโรรากับการผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แสดงให้เห็นการตอบสนองที่เป็นลักษณะเฉพาะตัวของเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วยตัวขับเคลื่อนที่แตกต่างกัน

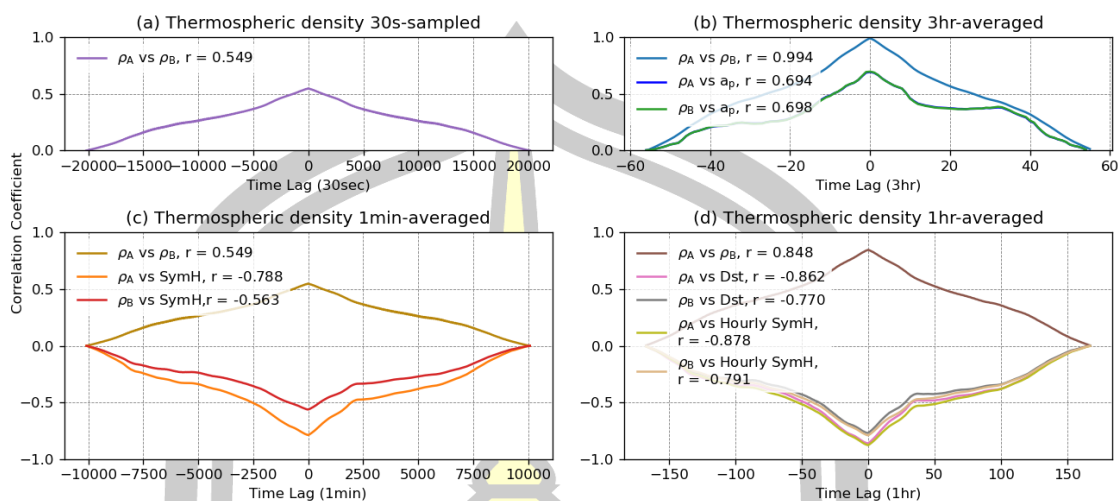


รูปที่ 32 ภาพถ่ายจากดาวเทียม F17 DMSP/SSUSI ในวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022

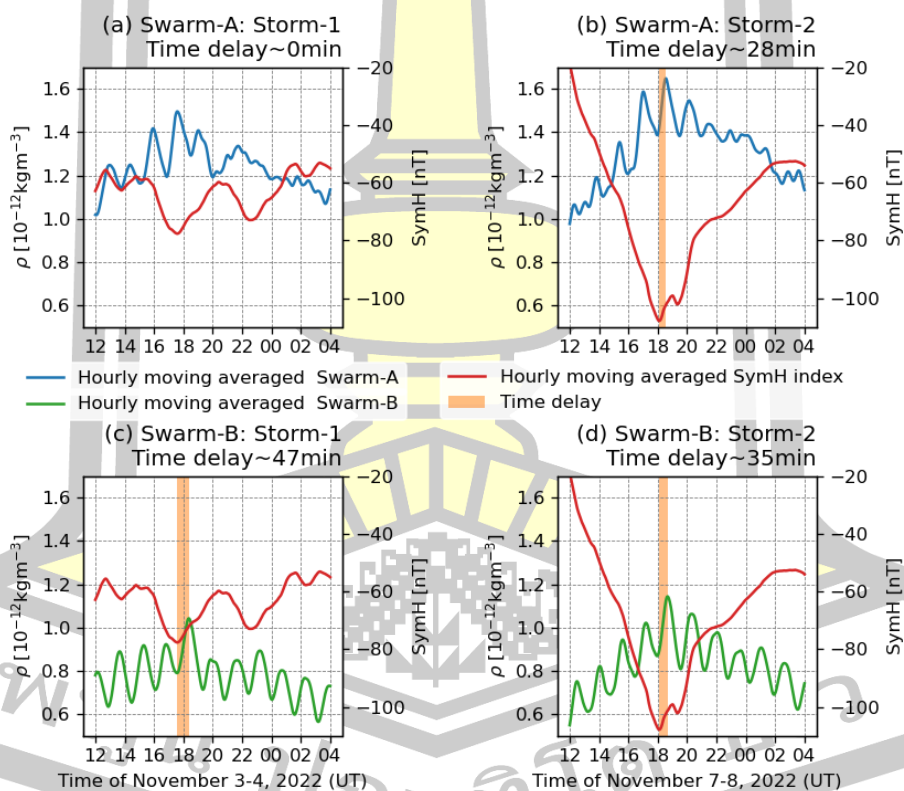


รูปที่ 33 ภาพถ่ายจากดาวเทียม F17 DMSP/SSUSI ในวันที่ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022

งานวิจัยนี้ยังได้ทำการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบไขว้ (cross-correlation) ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม Swarm-A และ Swarm-B กับดัชนี SymH ดัชนี a_p และดัชนี Dst ในช่วงวันที่ 2 -8 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ดังรูปที่ 34 พบว่า ความสัมพันธ์ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และดัชนี SymH ที่ทำการเฉลี่ยหนึ่งชั่วโมงมีความเหมาะสมมากกว่าความสัมพันธ์ของดัชนี Dst และ a_p จึงนำมาคำนวณความล่าช้าของเวลาพายุดังรูปที่ 35 พบว่าการตอบสนองของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ต่อพายุแม่เหล็กโลก สำหรับ Storm-1 มีความล่าช้าในการตอบสนองที่ระดับความสูง 462 กม. และ 511 กม. มีค่าเป็นศูนย์ ดังรูปที่ 35 (a) และประมาณ 47 นาที ดังรูปที่ 35 (c) ตามลำดับ สำหรับ Storm-2 มีความล่าช้าในการตอบสนองสอดคล้องกันคือประมาณ 28 นาที ดังรูปที่ 35 (b) และ ประมาณ 35 นาที ดังรูปที่ 35 (d) ตามลำดับ



รูปที่ 34 สหสัมพันธ์แบบไขว้ระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ กับดัชนี SymH Dst และ a_p



รูปที่ 35 การวิเคราะห์ความล่าช้าในการตอบสนองความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ระดับความสูง 462 กม. (Swarm-A) และ 511 กม. (Swarm-B)

ผลกระทบของพายุแม่เหล็กโลก 2 ลูกที่เกิดขึ้นแบบต่อเนื่องกันในวันที่ 3 และ 7 เดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2022 แสดงให้เห็นการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์และกิจกรรมการ

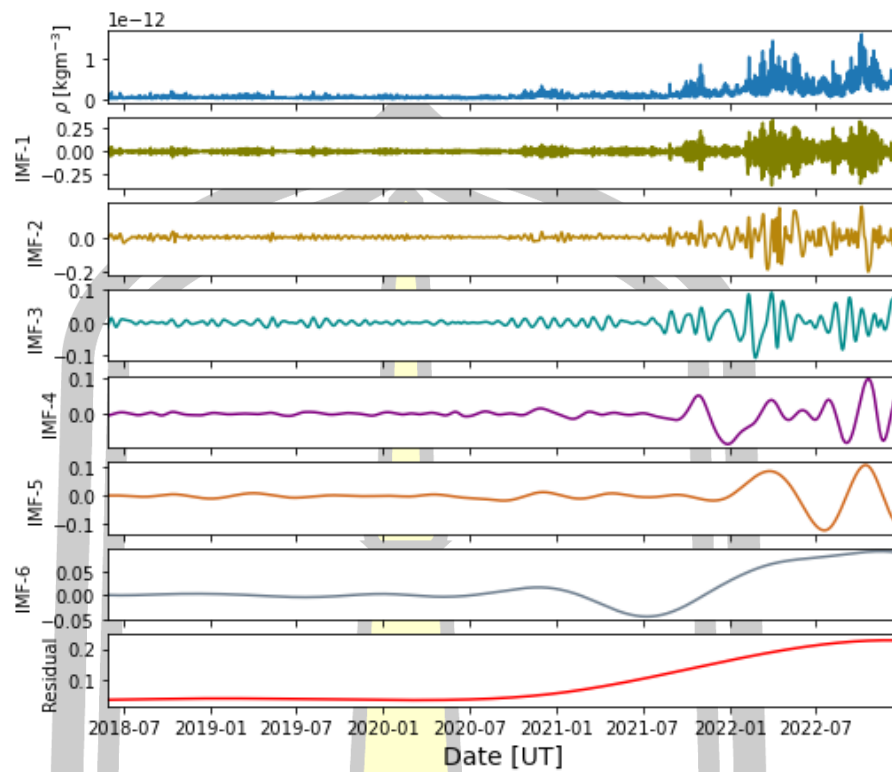
เปล่งแสงออโรราต่อการตอบสนองของชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์จะขึ้นอยู่กับประเภทของพายุแม่เหล็กโลก โดยพายุที่ขับเคลื่อนด้วย CME จะมีความดันแบบไดนามิกที่สูงกว่าและมีปริมาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มสูงขึ้นมากกว่าพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย HSS เมื่อพิจารณาในวันที่ 3 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ความหนาแน่นเพิ่มขึ้น 69.4% และ 92.8% ในขณะที่วันที่ 7 พฤศจิกายน ค.ศ. 2022 ความหนาแน่นเพิ่มขึ้น 99.4% และ 145% ที่ระดับความสูง 462 กม. และ 511 กม. ตามลำดับ ชั้นบรรยากาศไอโอโนสเฟียร์และเทอร์โมสเฟียร์ได้รับผลกระทบจากกระแสวงแหวนที่เพิ่มขึ้น (สังเกตได้จากดัชนี SymH ที่มีค่าลดต่ำลงอย่างมาก) ระหว่างพายุแม่เหล็กโลกที่รุนแรง เช่น พายุที่ขับเคลื่อนด้วย CME ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงความหนาแน่นและความร้อนของชั้นบรรยากาศไอโอโนสเฟียร์และเทอร์โมสเฟียร์ [164] ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้สอดคล้องกับรายงานวิจัยก่อนหน้านี้ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าความเข้มของแสงออโรรามีความสัมพันธ์กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มขึ้น ตัวอย่างเช่น งานวิจัยที่ใช้ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม CHAMP ได้จัดทำแผนที่ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ทั่วโลกที่ระดับความสูง 400 กม. ของช่วงขณะเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก “Geomagnetic Superstorm” ในปี ค.ศ. 2003 [165] ซึ่งได้แสดงให้เห็นการกระจายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ผิดปกติ ณ บริเวณละติจูดต่ำและการเพิ่มปริมาณขึ้นของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ในภาพรวม ณ บริเวณละติจูดสูง นอกจากนี้ การศึกษาความสัมพันธ์ของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ของข้อมูลที่ได้มาจากดาวเทียม GRACE-A ที่ระดับความสูง 490 กม. ในระหว่างการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่วนซ้ำซึ่งเกิดจากตัวขับเคลื่อน HSS แสดงให้เห็นการผันแปรเป็นช่วงเวลายาวนาน ณ บริเวณละติจูดสูงและบริเวณขั้วโลกซึ่งเกิดจากการผันแปรของกัมมันตภาพสุริยะและกัมมันตภาพแม่เหล็กโลก [166]

โดยทั่วไปแล้วในพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย CME ทำให้กิจกรรมแสงออโรรามีความเข้มมากกว่าในพายุที่ขับเคลื่อนด้วย HSS เนื่องจากอนุภาคทรงพลังจำนวนมากที่อัดฉีดเข้ามาในชั้นบรรยากาศเทอร์โมสเฟียร์ ณ บริเวณละติจูดสูงอย่างฉับพลัน ซึ่งการหยุดตกของอนุภาคและการให้ความร้อนจุลเป็นแหล่งพลังงานสองรูปแบบหลักที่มีผลกระทบต่อสนามแม่เหล็กโลก นอกจากนี้ลมสุริยะก็สามารถทะลุผ่านชั้นบรรยากาศส่วนบนโดยการเชื่อมต่อใหม่ของสนามแม่เหล็กโลก จากนั้นความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะถูกขับเคลื่อนโดยความร้อนจุล และเกิดการขยายตัวของอากาศระหว่างการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก [9] ข้อมูลจากดาวเทียม DMSP ได้แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มของแสงออโรรากับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มขึ้น [9], [167], [168] นอกจากนี้ผู้วิจัยยังตั้งข้อสังเกตเกี่ยวกับช่วงเวลาที่สำคัญสำหรับการตอบสนองของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่ระดับความสูงที่ต่างกันนั้นจะมีช่วงเวลาที่สำคัญแตกต่างกันสำหรับทั้งสองตัวขับเคลื่อน การตอบสนองต่อพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย CME ของข้อมูลจากดาวเทียม Swarm-A เร็วกว่าข้อมูลจากดาวเทียม Swarm-B ความล่าช้าของเวลาตอบสนองต่อความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่

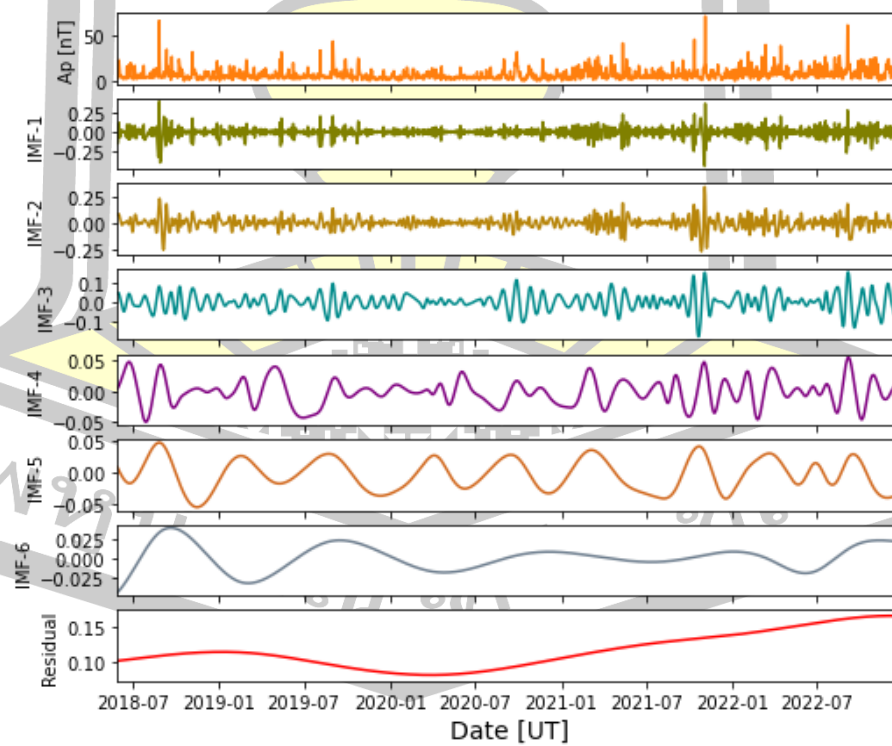
ระดับความสูง 462 กม. มีค่าเป็นศูนย์สำหรับ Storm-1 และประมาณ 28 นาที่สำหรับ Storm-2 ในขณะที่ระดับความสูง 511 กม. มีค่าเป็นประมาณ 47 นาที่สำหรับ Storm-1 และ ประมาณ 35 นาที่สำหรับ Storm-2 แม้ว่าตัวขับเคลื่อน CME จะทำให้เกิดกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกที่รุนแรงขึ้น แต่บทบาทของ HSS นั้นมีผลกระทบต่อกัมมันตภาพแม่เหล็กโลกในระยะยาวดังที่เห็นในกิจกรรมแสงออโรราที่คงสภาวะความเข้มสูงอย่างยาวนาน โดยปกติแล้ว HSS จะทำให้เกิดพายุย่อยแบบวนซ้ำซึ่งเหนี่ยวนำให้เกิดอิเล็กทรอนิกส์ทรงพลังหายากตกและแพร่กระจายลงมายังโลกซ้ำ ๆ [169] และมีการกระจายตัวบางส่วนไปยังกระแสแสงเหวนอีกด้วย

4.2 ผลลัพธ์การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

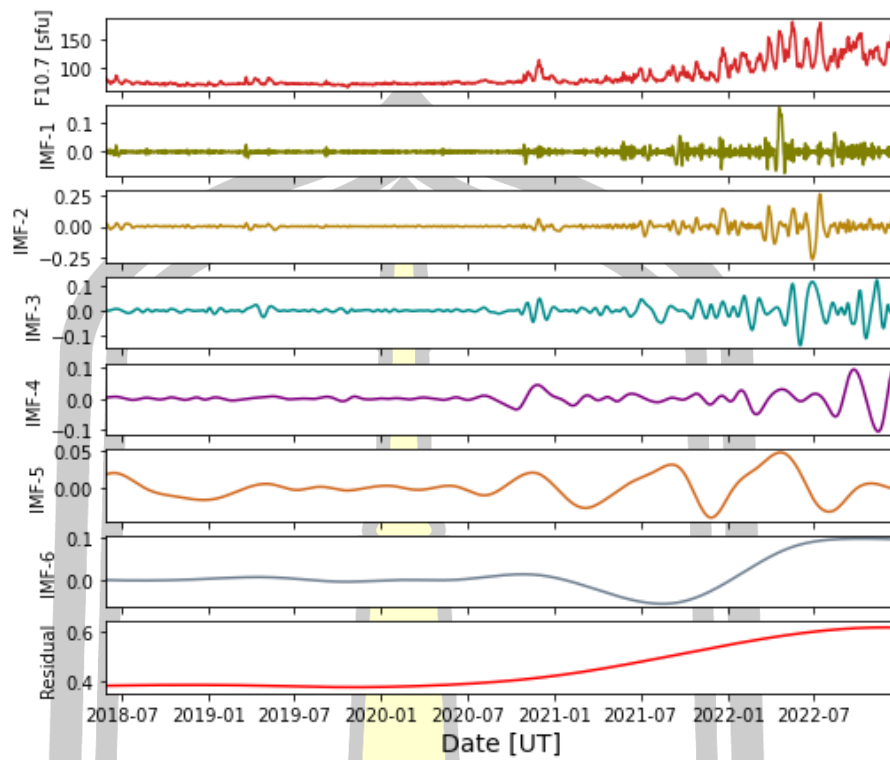
จากการใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ด้วย Python ผู้วิจัยได้ทำการแยกข้อมูลออกเป็นฟังก์ชันโหมดแท้จริง (IMF) ซึ่งในงานวิจัยนี้จะปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้เห็นการเปลี่ยนแปลงเป็นรายวันในขั้นต้นสำหรับใช้สังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี LSP และ MLP โดยใช้ข้อมูลดัชนี Ap ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II แยกให้เป็น IMF ของชุดข้อมูลทั้งหมด ดังรูปที่ 36, 37, 38 และ 39 แล้วนำมาสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แล้วทำการเปรียบเทียบ จากนั้นปรับความละเอียดของช่วงเวลาให้เห็นการเปลี่ยนแปลงเป็นรายชั่วโมงสำหรับการวิเคราะห์อย่างละเอียดในขั้นตอนสุดท้ายซึ่งได้ทำการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ของชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ยังใช้ EMD ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ แยกให้เป็น IMF สำหรับการพิจารณากรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี โดยทำการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU เช่นเดียวกันและได้ทำการเปรียบเทียบกับแบบจำลองมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 ด้วย



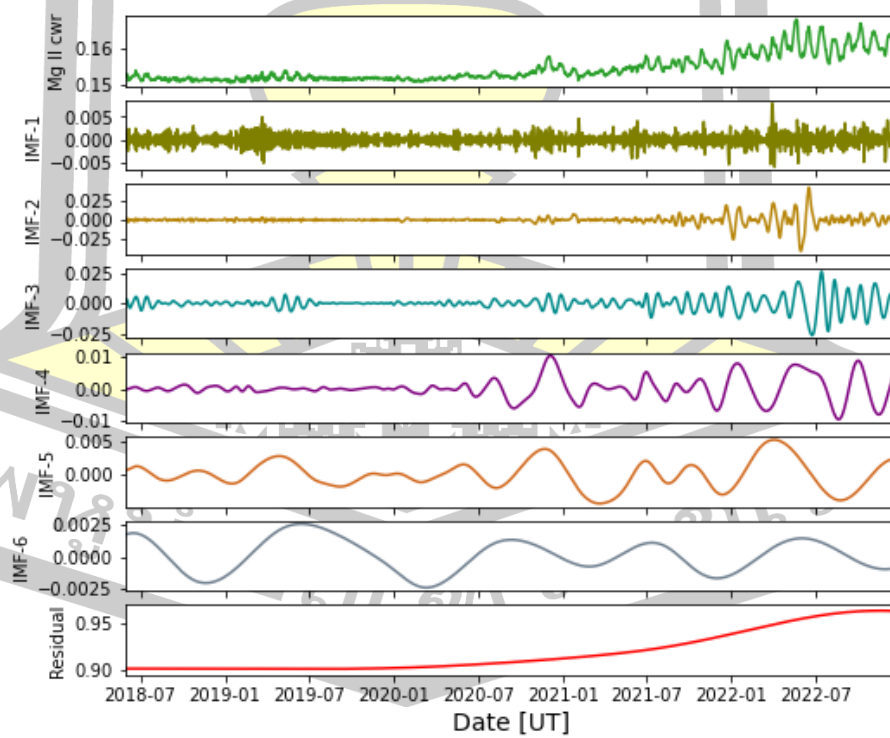
รูปที่ 36 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แบบรายวัน



รูปที่ 37 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี Ap แบบรายวัน



รูปที่ 38 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี F10.7 แบบรายวัน

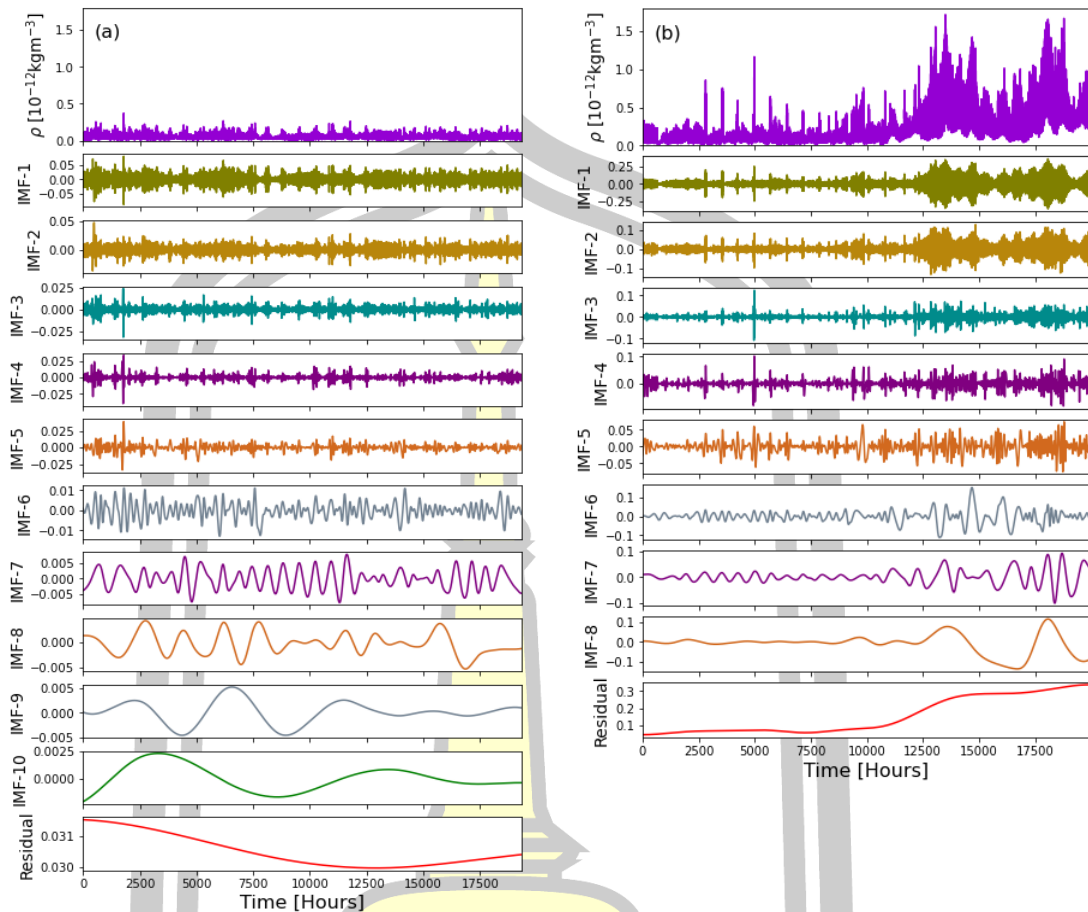


รูปที่ 39 ฟังก์ชัน IMF 1-6 และ Residual ของดัชนี Mg II แบบรายวัน

การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ของชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นโดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุดคือช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดจำนวน 20,184 ข้อมูลแยกได้ 10 IMF กับ 1 Residual และช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น จำนวน 19,944 ข้อมูล แยกได้ 8 IMF กับ 1 Residual แสดงดังรูปที่ 40 ซึ่งการแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD เป็น IMF (a) ช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด (วันที่ 29 พฤษภาคม ค.ศ. 2018 ถึง 15 กันยายน ค.ศ. 2020) และ (b) ช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น (วันที่ 16 กันยายน ค.ศ. 2020 ถึง 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022) โดยข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เริ่มต้นอยู่ในแถวบนสุดตามด้วย IMF-1 ถึง IMF-n เมื่อ n คือ จำนวน IMF ทั้งหมดและแถวสุดท้ายคือ ส่วนตกค้างสำหรับแสดงแนวโน้ม การแยกข้อมูลด้วย EMD ใช้แยกย่อยข้อมูลให้เป็น IMF ซึ่งได้จากการคัดกรองความถี่เฉพาะของข้อมูลโดยแต่ละ IMF จะเป็นตัวแทนองค์ประกอบความถี่ของข้อมูลเริ่มต้นและมีส่วนตกค้างซึ่งแสดงแนวโน้มของข้อมูลเริ่มต้น ทั้งนี้ IMF จะเรียงลำดับจาก IMF ที่มีความถี่ของข้อมูลจากสูงไปต่ำ เมื่อนำ IMF ทั้งหมดและส่วนตกค้างมารวมกันจะได้ข้อมูลเริ่มต้น

ฟังก์ชัน IMF และ Residual ที่แยกได้นี้จะนำไปใช้เป็นข้อมูลเสริมในการป้อนเข้าแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU สำหรับการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยทำการทดลองป้อนเข้าจากการคัดเลือกจากการออกแบบตารางการทดลองด้วยเงื่อนไขการป้อนเข้าที่มี IMF และ Residual แตกต่างกัน ทั้งนี้ผู้วิจัยจะเลือกเงื่อนไขการป้อนเข้าซึ่งส่งผลให้ผลการประเมินแบบจำลองมีประสิทธิภาพดีที่สุด IMF และ Residual จากข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ทั้งสองชุดข้อมูลไปรวมเป็นไฟล์เดียวกันกับค่าดัชนี SymH ดัชนี $ap60$ ดัชนี $F10.7$ และดัชนี $Mg II$ เพื่อใช้ในการพยากรณ์ความผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU สำหรับหาเงื่อนไขที่ดีที่สุด

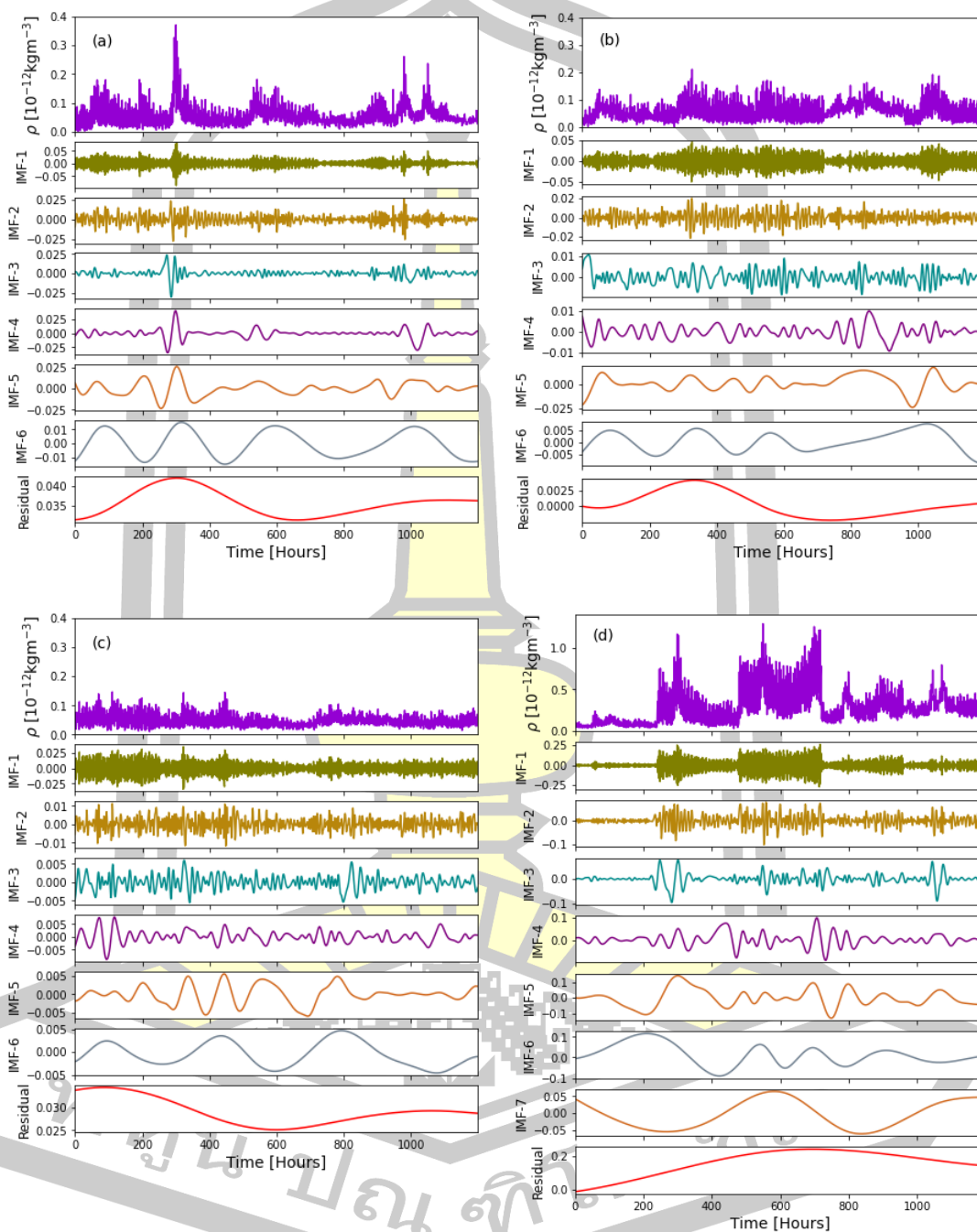




รูปที่ 40 การแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นแบบรายชั่วโมง

การพิจารณากรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี ผู้วิจัยต้องใช้ EMD แยกย่อยข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ช่วงเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษาที่ใช้ฝึกและทดสอบทั้งสี่กรณีให้เป็นฟังก์ชัน IMF และ Residual แสดงดังรูปที่ 41 ซึ่งการแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ทั้งสี่เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษาด้วย EMD เป็น IMF เมื่อรูปที่ 41(a) เหตุการณ์ CME รูปที่ 41(b) เหตุการณ์ SIR-HSS รูปที่ 41(c) เหตุการณ์ Quiet และรูปที่ 41(d) เหตุการณ์ CME-CME โดยข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เริ่มต้นทำเหตุการณ์พายุอยู่ในแถบสูงสุด ตามด้วย IMF-1 ถึง IMF-n เมื่อ n คือ จำนวน IMF ทั้งหมดและแถบสุดท้ายคือส่วนตกค้าง จากนั้นนำรวมเป็นไฟล์เดียวกันกับค่าดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เพื่อใช้ในการพยากรณ์ความผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU เพื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองสภาพอากาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 โดยใช้เงื่อนไขที่ดีที่สุดจากขั้นตอนการพยากรณ์ความหนาแน่น

เทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ของชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น



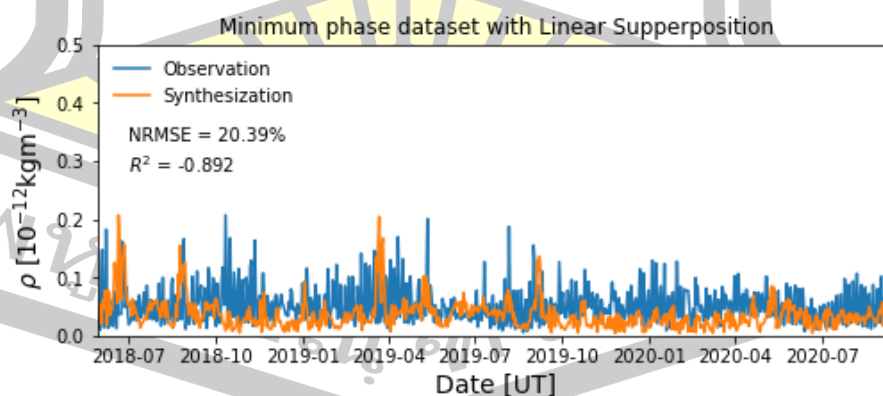
รูปที่ 41 การแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD ของกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกแบบรายชั่วโมง

4.3 ผลลัพธ์การสังเคราะห์และการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

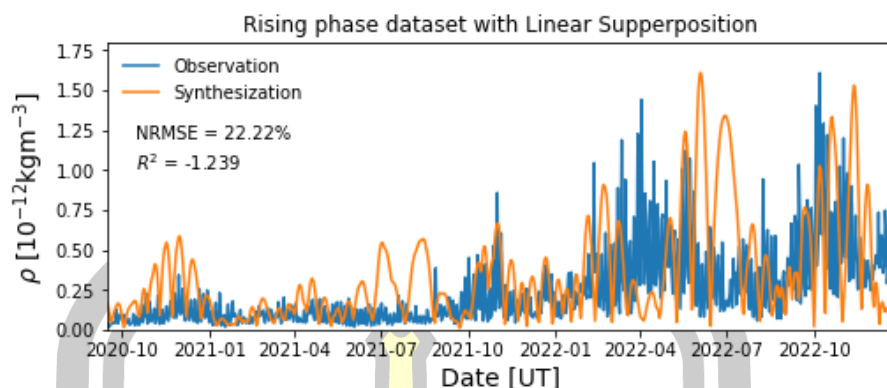
การสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ขึ้นใหม่จะใช้วิธีการซ้อนทับเชิงเส้นของชุดฟังก์ชัน IMF จากดัชนี Ap, F10.7 และ Mg II แสดงผลการประเมินดังตารางที่ 3 และแสดงการพล็อตเปรียบเทียบระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเกตการณ์ได้จากดาวเทียม GRACE-FO ทั้งสามชุดข้อมูล คือ 1) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด 2) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น และ 3) ชุดข้อมูลทั้งหมด แสดงดังรูปที่ 42, 43, 44 ตามลำดับ

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์การประเมินของการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี LSP

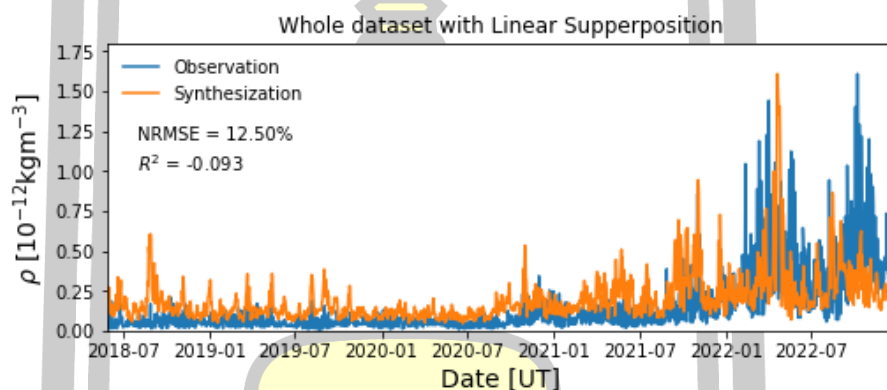
Dataset	NRMSE (%)	R^2	Index	Coefficients c_i of IMFs						Residual
				1	2	3	4	5	6	
Minimum Phase	20.39	-0.892	Ap	1	1	1	1	1	1	0
			F10.7	1	1	1	1	1	0	0
			Mg II	1	0	0	0	0	0	1
Rising Phase	22.22	-1.239	Ap	1	1	1	1	1	1	1
			F10.7	1	1	1	1	1	1	0
			Mg II	1	0	0	0	0	0	1
Whole	12.50	-0.093	Ap	1	1	1	1	1	1	1
			F10.7	1	1	1	1	1	1	0
			Mg II	1	0	0	0	0	0	1



รูปที่ 42 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด



รูปที่ 43 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด

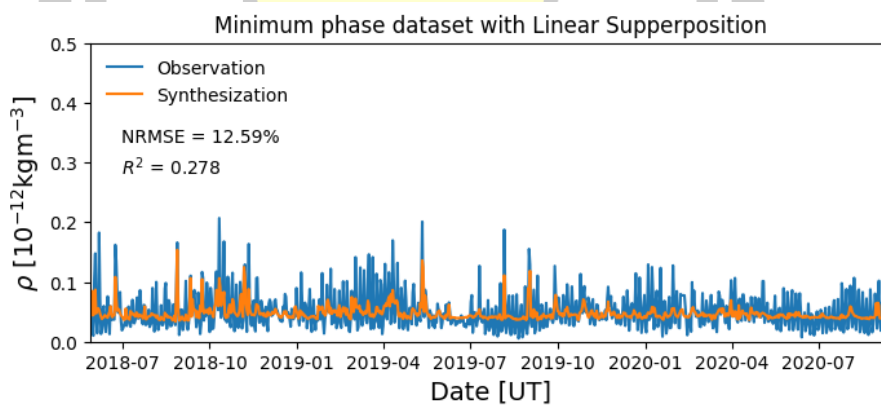


รูปที่ 44 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี LSP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ตลอดชุดข้อมูล

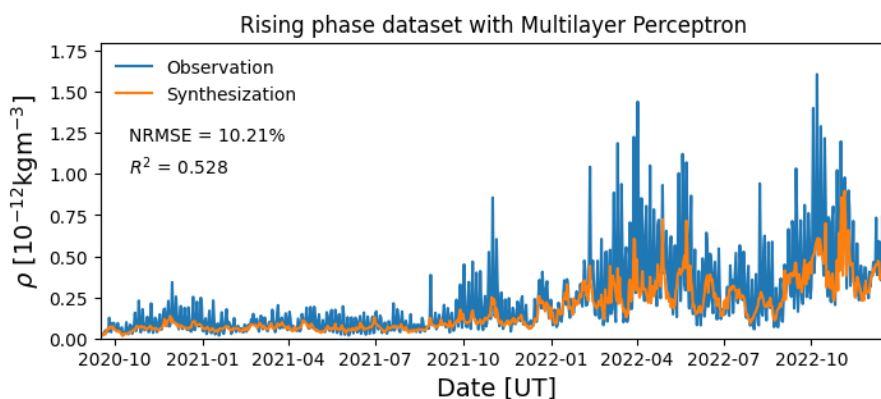
จากประเมินและเปรียบเทียบสัญญาณความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ พบว่าทั้ง 3 ช่วงชุดข้อมูลมีค่าประสิทธิภาพการพยากรณ์ต่ำ และไม่เหมาะสมในการนำไปใช้เป็นตัวแบบในการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ผู้วิจัยจึงปรับวิธีการสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ขึ้นใหม่ โดยใช้วิธีการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับ MLP โดยใช้ข้อมูลป้อนเข้าเป็นฟังก์ชัน IMF ของดัชนี Ap, F10.7 และ Mg II แสดงพารามิเตอร์และผลลัพธ์การประเมินแบบจำลองดังตารางที่ 3 พร้อมทั้งแสดงการพล็อตเปรียบเทียบดังรูปที่ 45, 46 และ 47 ทั้งสามชุดข้อมูล คือ 1) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด 2) ชุดข้อมูลในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น และ 3) ชุดข้อมูลทั้งหมด ตามลำดับ พบว่าค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่พยากรณ์ได้จากชุดข้อมูลทดสอบนั้นมีค่าต่ำกว่าข้อมูลสังเกตการณ์

ตารางที่ 4 พารามิเตอร์ของการสังเคราะห์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี MLP

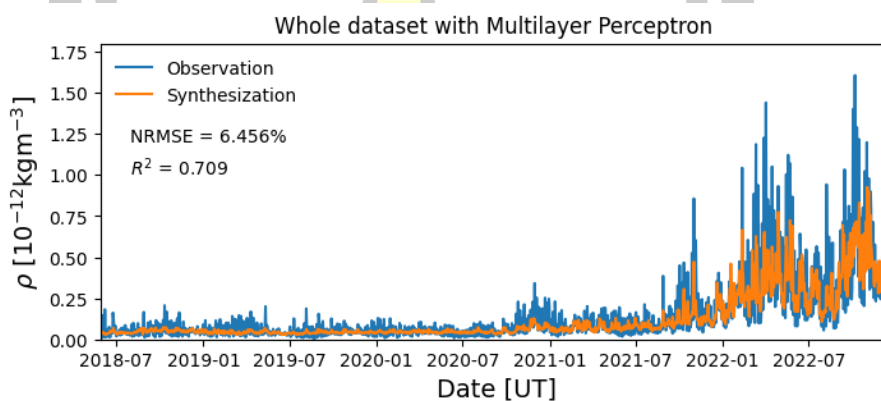
Parameter	Minimum Phase	Rising Phase	Whole
dense_units_1	192	160	32
alpha (LeakyReLU)	0.03	0.45	0.16
num_hidden_layers	3	6	3
dense_units_2	192	192	128
dropout	0.3	0.1	0.0
learning_rate	0.001	0.001	0.001
dense_units_3	256	96	256
dense_units_4	192	64	224
dense_units_5	-	64	-
dense_units_6	-	32	-
dense_units_7	-	64	-
epochs	500	500	500
activation	LeakyReLU	LeakyReLU	LeakyReLU
optimizer	Adam	Adam	Adam
loss	mean_squared_error	mean_squared_error	mean_squared_error
NRMSE (%)	12.59	10.21	6.46
R^2	0.278	0.528	0.709



รูปที่ 45 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด



รูปที่ 46 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงสุด



รูปที่ 47 การเปรียบเทียบความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเคราะห์ขึ้นใหม่ด้วยวิธี MLP กับความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สังเกตการณ์ตลอดชุดข้อมูล



ในขั้นตอนการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ผู้วิจัยใช้โปรแกรม Jupyter Notebook ใน Google Colab ใช้สิทธิ์เข้าถึงทรัพยากรการประมวลผลทั้ง Graphics Processing Unit (GPU) และ Tensor Processing Unit (TPU) [158] ปรับแต่งแบบจำลองและปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ด้วย Keras Tuner [159] และใช้โมดูล Bayesian optimization ให้ได้ Hyperparameters ที่เหมาะสมที่สุด โดยมีขั้นตอนการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ดังรูปที่ 48 ผู้วิจัยใช้ข้อมูลนำเข้าแบบจำลองที่เตรียมไว้ในขั้นตอนที่ 3 โดยเริ่มต้นจากการปรับข้อมูลเริ่มต้นทั้งหมดให้มีค่าอยู่ในช่วง $[0,1]$ หรือทำให้ข้อมูลเป็นนอร์มอลไลซ์ (normalize) ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึก (training set) และการตรวจสอบ (validation set) เป็นร้อยละ 75 และ 25 ของชุดข้อมูลทั้งหมดตามลำดับ โดยมีรายละเอียดของการปรับแต่งแบบจำลองเริ่มต้นดังนี้ ปรับค่าการพยากรณ์ย้อนหลังไป 12 ชั่วโมง ปรับ node units เป็น 32, 64, 128, 256 และ 512 ปรับ dropout units เป็น 0, 0.1, และ 0.2 กำหนด Epoch เป็น 500 กำหนด Optimizer เป็น Adam กำหนด Learning rate เป็น 0.001 กำหนด Activation function เป็น ReLU และกำหนด Loss เป็น Mean Squared Error (MSE) แสดงรายละเอียดได้ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 พารามิเตอร์ของแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU สำหรับการพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์

Parameter	Minimum/Rising Phase	Case Study
tuner	Bayesian optimization	Bayesian optimization
Maximum trails	30	30
Feature number	6/8 (optimal set)	6/8 (optimal set)
dropout	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3
Step number	1	1
forecast number	1 hr	1 hr
lookback number	12 hr	12 hr
training/test	75%/25%	80%/20%
units	32, 64, 128, 256, 512	32, 64, 128, 256, 512
batch size	1681/1661	240
learning rate	0.001	0.001
epochs	500	500
activation	ReLU	ReLU
optimizer	Adam	Adam
loss	mean_squared_error	mean_squared_error

จากนั้นเริ่มต้นพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ จากนั้นเพิ่ม IMF เข้าไปด้วย เมื่อได้จำนวนของ IMF ที่ทำให้ประสิทธิภาพแบบจำลองดีที่สุดแล้วจึงป้อนดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II เข้าไปด้วย ผู้วิจัยประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ NRMSE และ R^2 ตามสมการที่ (2.24) และ (2.25) แสดงผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองดังตารางที่ 6

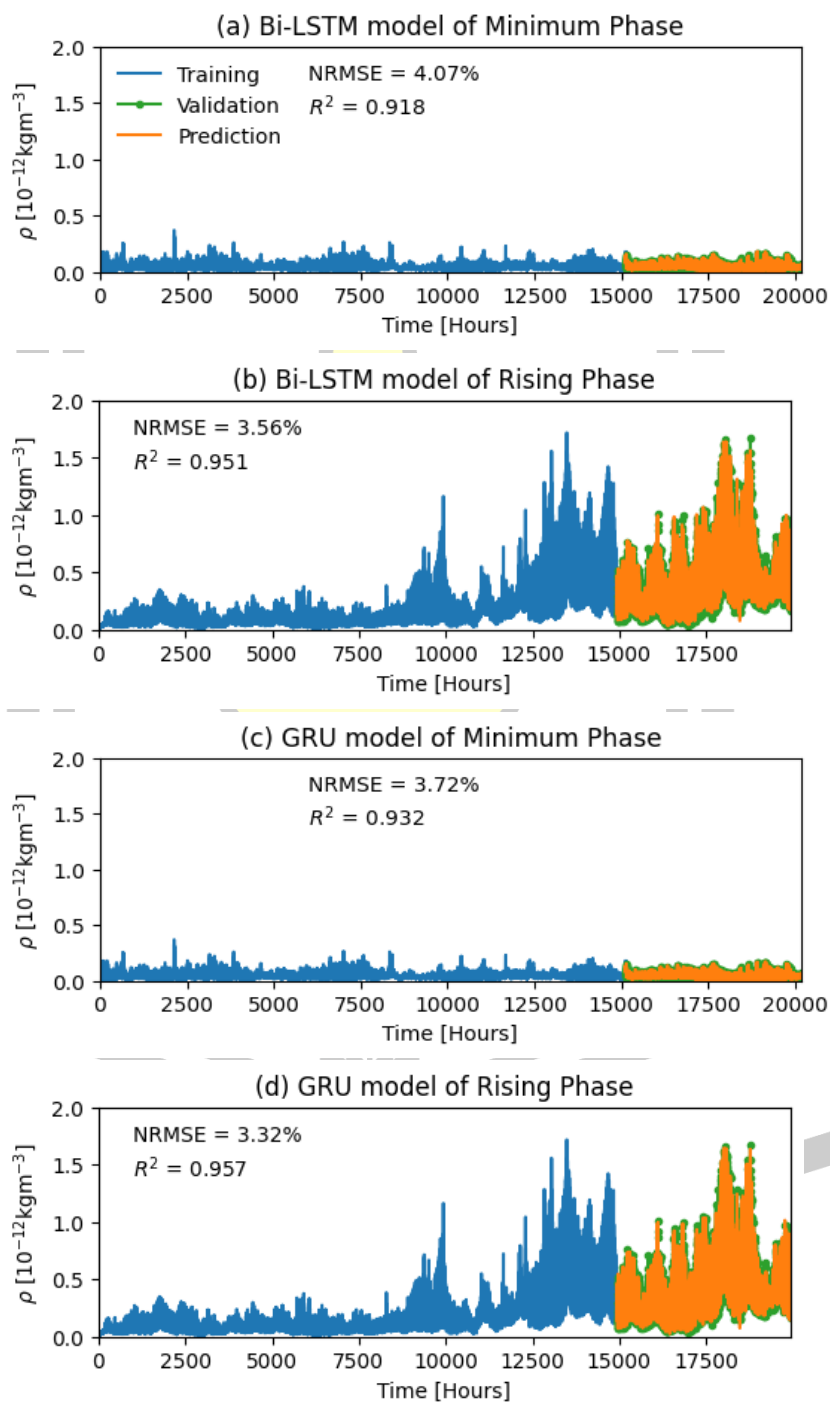
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละเงื่อนไขตามตารางที่ 2 พบว่า แบบจำลองที่ใช้เงื่อนไขการป้อนเข้าของตัวแปรที่ประกอบด้วย ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60 มีประสิทธิภาพดีที่สุดทั้งแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU สำหรับชุดข้อมูลช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ในขณะที่แบบจำลองที่ใช้เงื่อนไขการป้อนเข้าของตัวแปรที่ประกอบด้วย ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7, Mg II มีประสิทธิภาพดีที่สุดทั้งแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU สำหรับชุดข้อมูลช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น นอกจากนี้ผู้วิจัยยังพบว่าแบบจำลอง GRU มีประสิทธิภาพดีกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM และการพยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมีประสิทธิภาพดีกว่าการพยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด

ตารางที่ 6 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM และวิธี GRU

Features	Models	Minimum Phase		Rising Phase	
		NRMSE (%)	R^2	NRMSE (%)	R^2
ρ	Bi-LSTM	6.71	0.777	4.98	0.904
	GRU	6.71	0.778	5.04	0.902
ρ , IMF-All	Bi-LSTM	5.08	0.873	4.88	0.908
	GRU	4.66	0.893	4.51	0.921
ρ , IMF-1	Bi-LSTM	4.30	0.909	3.90	0.941
	GRU	3.89	0.926	3.66	0.948
ρ , IMF-1, 2	Bi-LSTM	4.32	0.908	3.73	0.946
	GRU	4.01	0.921	3.70	0.947
ρ , IMF-1, 2, 3	Bi-LSTM	4.08	0.917	3.70	0.947
	GRU	3.73	0.931	3.53	0.952
ρ , IMF-1, 2, 3, 4	Bi-LSTM	4.49	0.900	3.72	0.946
	GRU	3.78	0.930	3.56	0.951
ρ , IMF-1, 2, 3, 4, 5	Bi-LSTM	4.14	0.915	3.71	0.946
	GRU	3.75	0.929	3.68	0.948
ρ , IMF-1, 2, 3, 4, 5, 6	Bi-LSTM	4.35	0.907	3.92	0.941
	GRU	4.03	0.920	3.69	0.948

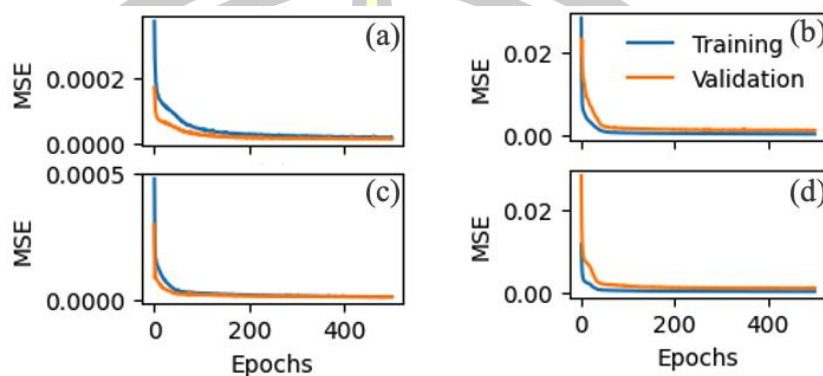
Features	Models	Minimum Phase		Rising Phase	
		NRMSE (%)	R^2	NRMSE (%)	R^2
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH	Bi-LSTM	4.27	0.910	3.72	0.947
	GRU	3.79	0.929	3.63	0.949
ρ , IMF-1, 2, 3, ap60	Bi-LSTM	4.10	0.917	3.80	0.944
	GRU	3.47	0.931	3.55	0.951
ρ , IMF-1, 2, 3, F10.7	Bi-LSTM	4.72	0.890	3.65	0.949
	GRU	4.06	0.919	3.41	0.955
ρ , IMF-1, 2, 3, Mg II	Bi-LSTM	4.54	0.898	3.82	0.944
	GRU	3.73	0.931	3.70	0.947
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60	Bi-LSTM	4.07	0.918	3.76	0.945
	GRU	3.72	0.932	3.57	0.951
ρ , IMF-1, 2, 3, F10.7, Mg II	Bi-LSTM	4.14	0.915	3.72	0.946
	GRU	3.68	0.933	3.50	0.953
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, F10.7	Bi-LSTM	4.08	0.917	3.70	0.947
	GRU	3.78	0.929	3.40	0.955
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, Mg II	Bi-LSTM	4.08	0.917	3.74	0.946
	GRU	3.97	0.922	3.58	0.951
ρ , IMF-1, 2, 3, ap60, F10.7	Bi-LSTM	4.13	0.916	3.95	0.940
	GRU	3.77	0.930	3.65	0.948
ρ , IMF-1, 2, 3, ap60, Mg II	Bi-LSTM	5.07	0.873	3.59	0.950
	GRU	3.88	0.926	3.55	0.951
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7	Bi-LSTM	4.68	0.892	3.67	0.948
	GRU	4.48	0.901	3.68	0.948
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, Mg II	Bi-LSTM	4.33	0.907	3.80	0.944
	GRU	4.05	0.919	3.51	0.952
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, F10.7, Mg II	Bi-LSTM	4.08	0.917	3.67	0.948
	GRU	3.77	0.930	3.72	0.946
ρ , IMF-1, 2, 3, ap60, F10.7, Mg II	Bi-LSTM	4.08	0.917	3.59	0.950
	GRU	4.19	0.913	3.42	0.955
ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7, Mg II	Bi-LSTM	4.26	0.910	3.56	0.951
	GRU	4.04	0.920	3.32	0.957

ในรูปที่ 48 แสดงให้เห็นถึงการแบ่งชุดข้อมูลและผลการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ดีที่สุดของการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์โดยใช้วิธี EMD ร่วมกับวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU ซึ่งเส้นสีน้ำเงินคือชุดข้อมูลสำหรับฝึก เส้นสีเขียวคือชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ และเส้นสีส้มคือค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่พยากรณ์ได้

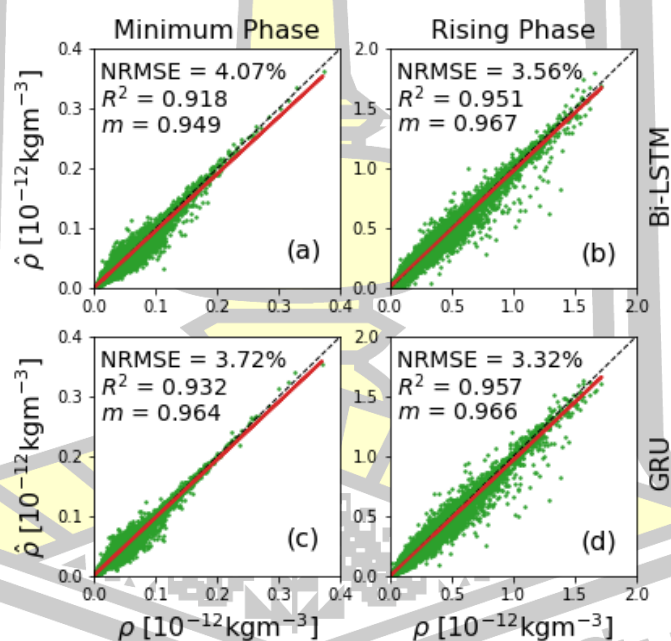


รูปที่ 48 การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU

อีกทั้งยังได้พิจารณารูปที่ 49 ซึ่งแสดงกราฟการสูญเสียเมื่อทำการทดสอบการพยากรณ์หรือการประเมิน validation เพื่อให้มั่นใจว่าการฝึกแบบจำลองในแต่ละครั้งไม่เป็น overfitting โดยใช้ 500 epoch ซึ่งเส้นสีน้ำเงินคือชุดข้อมูลฝึก และเส้นสีส้มคือชุดข้อมูลตรวจสอบ



รูปที่ 49 การประเมิน validation ของแบบจำลองจากการพยากรณ์



รูปที่ 50 เปรียบเทียบข้อมูลสังเกตการณ์กับข้อมูลจากการพยากรณ์ EMD ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

นอกจากนี้ยังได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO กับข้อมูลจากการพยากรณ์ แสดงดังรูปที่ 50 ข้อมูลเปรียบเทียบคือจุดสีเขียว เส้นสีแดงคือการฟิตข้อมูลแบบเส้นตรง และเส้นประสีดำคือเส้นทแยงมุมที่มีความ

ชั้นเท่ากับ 1 โดยที่ทั้งสามรูปข้างต้นนี้แสดงภาพย่อยเป็นผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วย (a) แบบจำลอง Bi-LSTM ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด (b) แบบจำลอง Bi-LSTM ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น (c) แบบจำลอง GRU ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด และ (d) แบบจำลอง GRU ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น พร้อมทั้งแสดงรายละเอียดค่าการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ NRMSE และ R^2 ทั้งนี้ในรูปที่ 50 ยังแสดงค่าความชัน (m) ของกราฟการฟิตแบบเส้นตรงและเปรียบเทียบกับเส้นทแยงมุมของกราฟที่มีความชันเท่ากับ 1 เพื่อยืนยันผลของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลสังเกตการณ์

การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ล่วงหน้าสามชั่วโมงเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของสองแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ทั้งสองชุดข้อมูล คือช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น โดยการคำนวณค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Percentage Prediction Error) แสดงดังตารางที่ 7 ซึ่งเป็นการคำนวณค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สามชั่วโมงแรกของวันที่ 15 กันยายน ค.ศ. 2020 และ 25 ธันวาคม ค.ศ. 2022 ช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นตามลำดับ

ตารางที่ 7 ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์สามชั่วโมงแรก

Time Steps (Hours)	Percentage Prediction Error (%)			
	Minimum Phase		Rising Phase	
	Bi-LSTM	GRU	Bi-LSTM	GRU
1	1.33	6.57	0.39	5.10
2	52.79	42.49	8.11	27.30
3	14.06	13.07	73.48	39.37

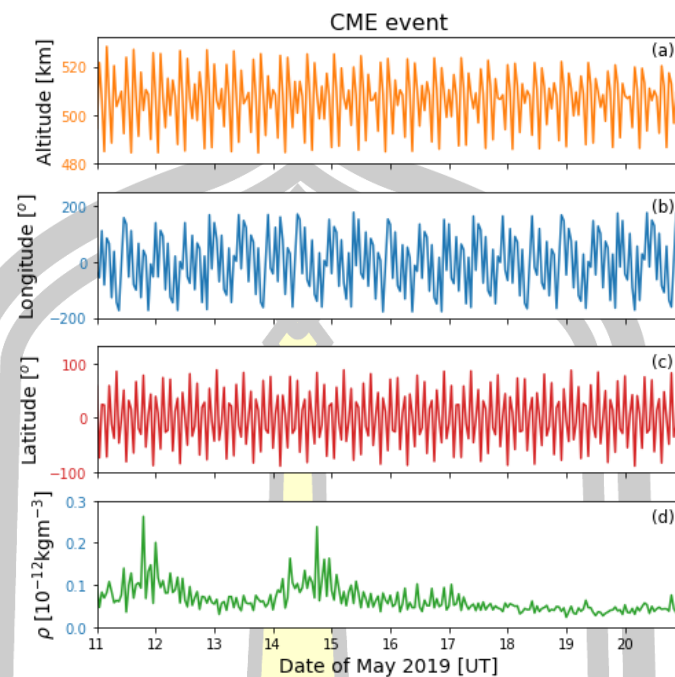
การประเมินที่ดีที่สุดของทั้งสองแบบจำลองได้จากการพยากรณ์ชั่วโมงแรก โดยที่แบบจำลอง Bi-LSTM ใช้เวลาประมวลผลมากกว่าแบบจำลอง GRU เมื่อกำหนด epoch เป็น 500 เท่ากัน เนื่องจาก Bi-LSTM เป็นแบบจำลองที่พัฒนาสถาปัตยกรรมมาจากแบบจำลอง LSTM ซึ่งพัฒนาให้มีการประมวลผลข้อมูลที่มีลำดับในทิศทางไปข้างหน้า (forward) และข้างหลัง (backward) พร้อมกัน ทำให้มีพารามิเตอร์ในโครงสร้างของแบบจำลองมีจำนวนมากกว่าแบบจำลอง GRU ซึ่งมีสถาปัตยกรรม RNN ประเภทที่ง่ายกว่าแบบจำลอง LSTM ทำให้แบบจำลอง GRU มีพารามิเตอร์ในโครงสร้างของแบบจำลองที่กะทัดรัดและมีพารามิเตอร์น้อย การฝึกของแบบจำลอง Bi-LSTM จึงใช้เวลานานขึ้นโดยเฉพาะชุดข้อมูลขนาดใหญ่ ผู้วิจัยยังพบว่าแบบจำลอง Bi-LSTM มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์น้อยกว่าแบบจำลอง GRU แสดงให้เห็นถึงความเสถียรของแบบจำลอง

LSTM ในการพยากรณ์ระยะสั้น (short-term forecast) ซึ่งเป็นข้อได้เปรียบของแบบจำลอง Bi-LSTM ที่มากกว่าแบบจำลอง GRU [170] นอกจากนี้ยังพบว่าในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงที่สองเพิ่มสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญและมีค่ามากกว่าช่วงที่สาม ในขณะที่ช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เพิ่มขึ้นตามลำดับแต่ผลต่างระหว่างช่วงที่สองและช่วงที่สามจะมีผลแตกต่างกันมาก อย่างไรก็ตามค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในช่วงแรกอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับการวิจัยครั้งนี้

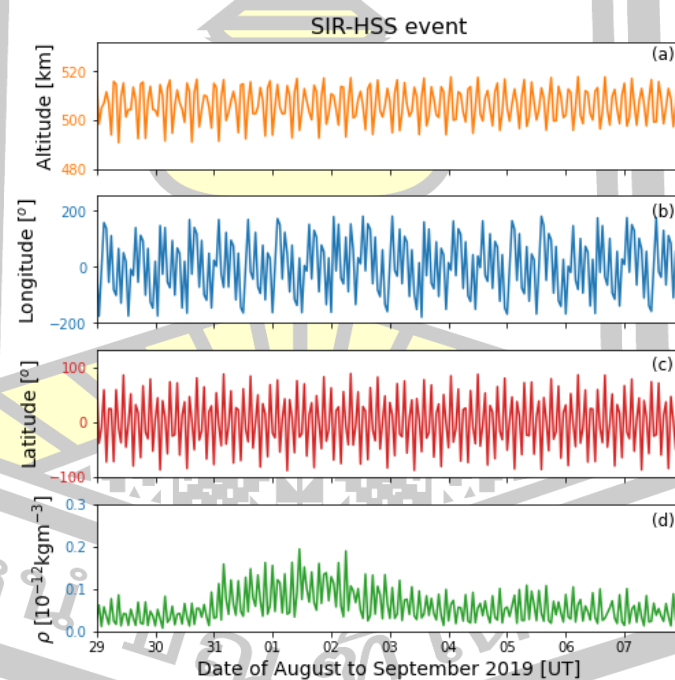
4.4 ผลลัพธ์การเปรียบเทียบแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU กับ NRLMSIS 2.0

ผู้วิจัยได้เลือกเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกสำหรับเป็นกรณีศึกษาสี่เหตุการณ์โดยกำหนดระยะเวลาให้แต่ละวิธี LSTM อยู่ในช่วง 10 วัน และเลือกเหตุการณ์พายุเพิ่มเติมสำหรับใช้ในการฝึกแบบจำลองอีกกรณีละสี่เหตุการณ์ซึ่งเป็นเหตุการณ์ละ 10 วัน หรือ 960 ชั่วโมง (ร้อยละ 80) รวมกับเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกกรณีศึกษา 240 ชั่วโมง (ร้อยละ 20) ใช้สำหรับทดสอบ รวมเป็นชุดข้อมูลในแต่ละกรณีศึกษาเท่ากับ 1,200 ชั่วโมง (ร้อยละ 100) รายละเอียดช่วงเวลาตามตารางที่ 1 เมื่อเหตุการณ์ที่ 1 คือพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อน CME เหตุการณ์ที่ 2 คือพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย SIR-HSS เหตุการณ์ที่ 3 คือช่วงสภาวะ Quiet และเหตุการณ์ที่ 4 คือพายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย CME-CME ผู้วิจัยใช้ข้อมูลดัชนีและพารามิเตอร์ลมสุริยะเพื่อเปรียบเทียบและยืนยันการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกได้แก่ข้อมูลสนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์เฉลี่ย ($|B|$) สนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์ในทิศทางกับแกนหมุนของโลก (B_z), ความเร็วของลมสุริยะในทิศทางพุ่งเข้าหาโลก (V_x) ความดันพลวัตของลมสุริยะ (P) และดัชนีสนามแม่เหล็กโลก (K_p) จากนั้นจัดการแยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย EMD เป็น IMF

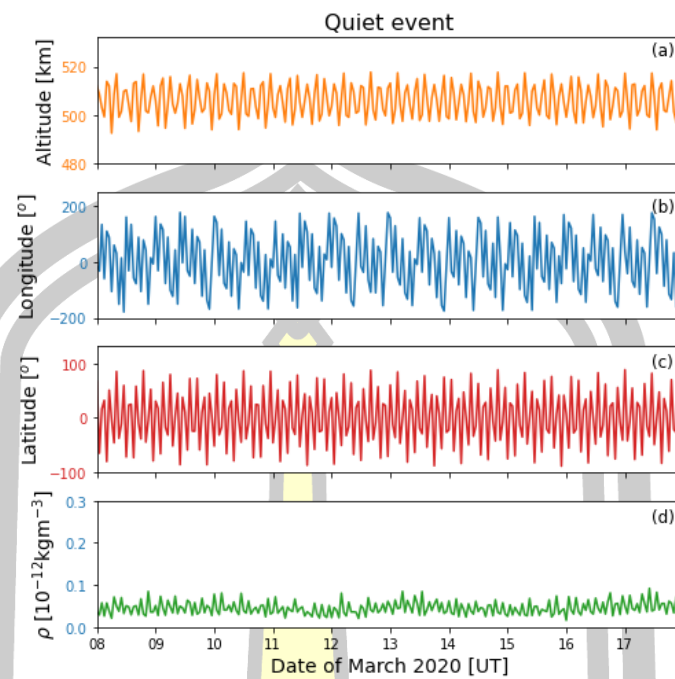
งานวิจัยนี้ได้พิจารณาวัน-เวลาในหน่วยเวลาสากล (Universal Time) และพิจารณาตำแหน่งความสูง (Altitude) ลองจิจูด (Longitude) และละติจูด (Latitude) ขณะทำการวัดความเร่งเพื่อใช้ในการคำนวณข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากดาวเทียม GRACE-FO ดังแสดงข้อมูลดังรูปที่ 51 แสดงวัน-เวลา และตำแหน่งของเหตุการณ์ CME รูปที่ 52 เหตุการณ์ SIR-HSS รูปที่ 53 เหตุการณ์ Quiet และรูปที่ 54 เหตุการณ์ CME-CME เมื่อรูป (a) ความสูง (b) ลองจิจูด (c) ละติจูด และ (d) ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ (ข้อมูลมีจำนวนมากจึงนำเสนอให้เห็นเพียงกราฟ) ข้อมูลดังกล่าวนี้จะใช้สำหรับการประมวลผลทำนายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในแบบจำลองสภาพอวกาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 จากนั้นบันทึกผลลัพธ์ไว้เพื่อเตรียมเป็นข้อมูลสำหรับการเปรียบเทียบอ้างอิง



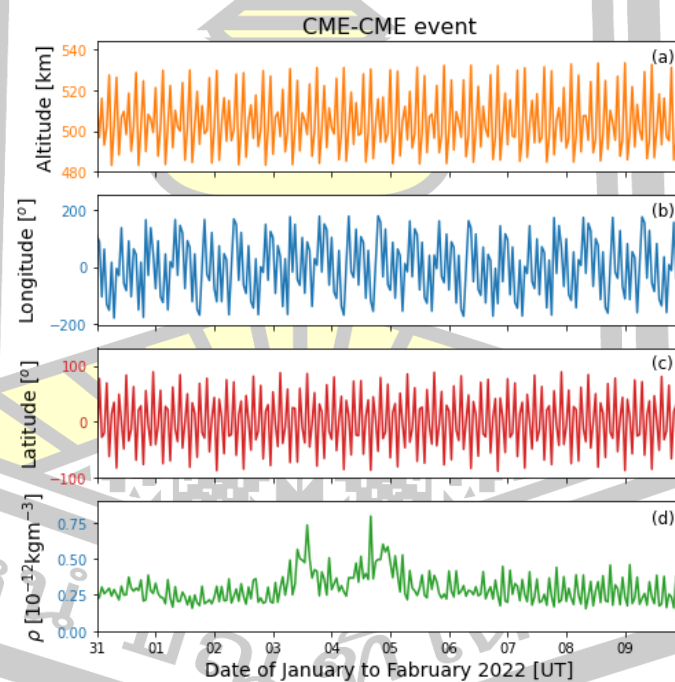
รูปที่ 51 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง
กรณีศึกษาเหตุการณ์ CME



รูปที่ 52 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง
กรณีศึกษาเหตุการณ์ SIR-HSS



รูปที่ 53 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง
กรณีศึกษาเหตุการณ์ Quiet



รูปที่ 54 ตำแหน่งของดาวเทียม GRACE-FO 1 และความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์รายชั่วโมงในช่วง
กรณีศึกษาเหตุการณ์ CME-CME

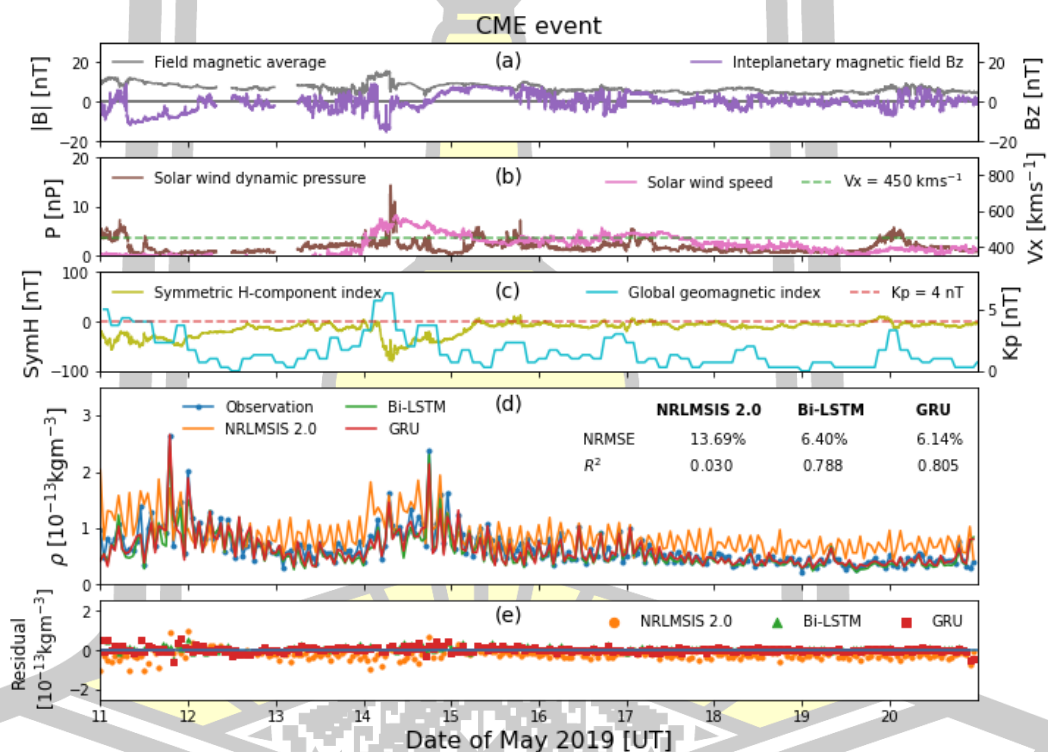
ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์สำหรับกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์ที่ผ่านกระบวนการ EMD แยกข้อมูลเป็น IMF แล้วนำรวมกับชุดข้อมูลค่าดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II ที่คัดแยกไว้ จากนั้นเริ่มต้นพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ โดยใช้การกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองซึ่งทำให้มีผลการประเมินแบบจำลองที่ดีที่สุด คือเหตุการณ์ CME, SIR-HSS และ Quiet ซึ่งอยู่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดจะใช้พารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองเป็น ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60 ทั้งแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ในขณะที่เหตุการณ์ CME-CME ซึ่งอยู่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นจะใช้พารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองเป็น ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7, Mg II บันทึกข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ จากนั้นนำผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลทั้งหมดมาประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วย NRMSE, R^2 และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ r ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8 ผลลัพธ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองของกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุ

Events	Features	Models	NRMSE (%)	R^2	r
CME	ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60	NRLMSIS 2.0	13.69	0.030	0.173
		Bi-LSTM	6.40	0.788	0.888
		GRU	6.14	0.805	0.897
SIR-HSS	ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60	NRLMSIS 2.0	19.41	0.136	0.369
		Bi-LSTM	8.45	0.836	0.914
		GRU	8.06	0.851	0.922
Quiet	ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60	NRLMSIS 2.0	44.64	-3.447	1.857
		Bi-LSTM	10.19	0.768	0.876
		GRU	9.87	0.782	0.884
CME-CME	ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10.7, Mg II	NRLMSIS 2.0	12.58	0.408	0.639
		Bi-LSTM	7.26	0.803	0.896
		GRU	7.65	0.781	0.884

ผู้วิจัยเปรียบเทียบและยืนยันการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกด้วย $|B|$, B_z , V_x , P และดัชนี Kp พร้อมทั้งประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองดังรูปที่ 55 เหตุการณ์ CME รูปที่ 56 เหตุการณ์ SIR-HSS รูปที่ 57 เหตุการณ์ Quiet และรูปที่ 58 เหตุการณ์ CME-CME โดยทั้งสี่รูปได้แสดงการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์การณ์ทั้งสี่กรณีศึกษาซึ่งมีภาพย่อย (a) ค่าสนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์เฉลี่ย (เส้นสีเทา) และค่าสนามแม่เหล็กระหว่างดาวเคราะห์ในทิศทาง z (เส้นสีม่วง) ในหน่วยนาโนเทสลา (nT) (b) ความดันไดนามิกของลมสุริยะ

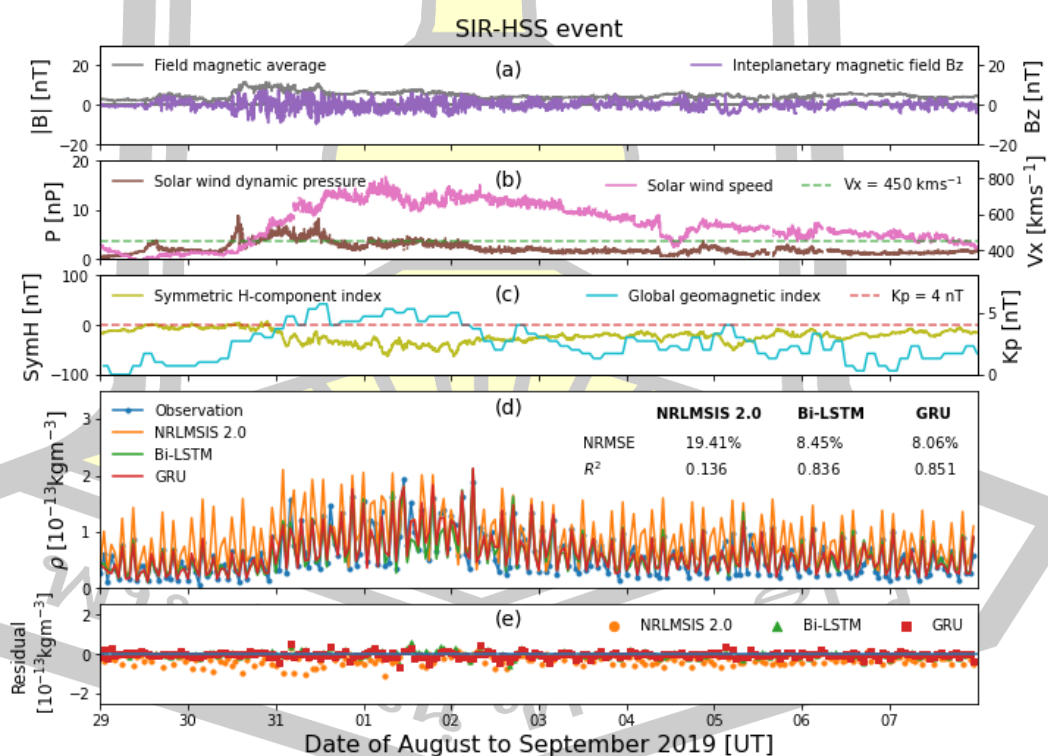
(เส้นสีน้ำตาล) ในหน่วยนาโนปาสกาล (nP) และความเร็วลมสุริยะในทิศทางพุ่งจากดวงอาทิตย์เข้าหาโลก (เส้นสีเขียว) ในหน่วยกิโลเมตรต่อวินาที (km/s) และลากแนวแยกลมสุริยะที่มีความเร็วสูงและความเร็วต่ำด้วย $V_x = 450$ km/s (เส้นประสีเขียว) (c) ดัชนี SymH (เส้นสีเขียวอ่อน) และดัชนีแม่เหล็กโลก Kp (เส้นสีฟ้า) ในหน่วย nT และลากแนวแยกช่วงเงียบสงบและช่วงการเกิดเหตุการณ์พายุด้วย Kp = 4 nT (เส้นประสีแดง) (d) เปรียบเทียบกันระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์การวัดด้วยดาวเทียม GRACE-FO (เส้นสีน้ำเงินที่มีจุดกลาง) NRLMSIS 2.0 (เส้นสีส้ม) Bi-LSTM (เส้นสีเขียว) และ GRU (เส้นสีแดง) ใน kg/m^3 (e) ค่าความคลาดเคลื่อนของการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลสังเกตการณ์กับแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 (จุดสีส้ม) แบบจำลอง Bi-LSTM (สามเหลี่ยมสีเขียว) และแบบจำลอง GRU (สี่เหลี่ยมสีแดง) ในหน่วย kg/m^3



รูปที่ 55 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME

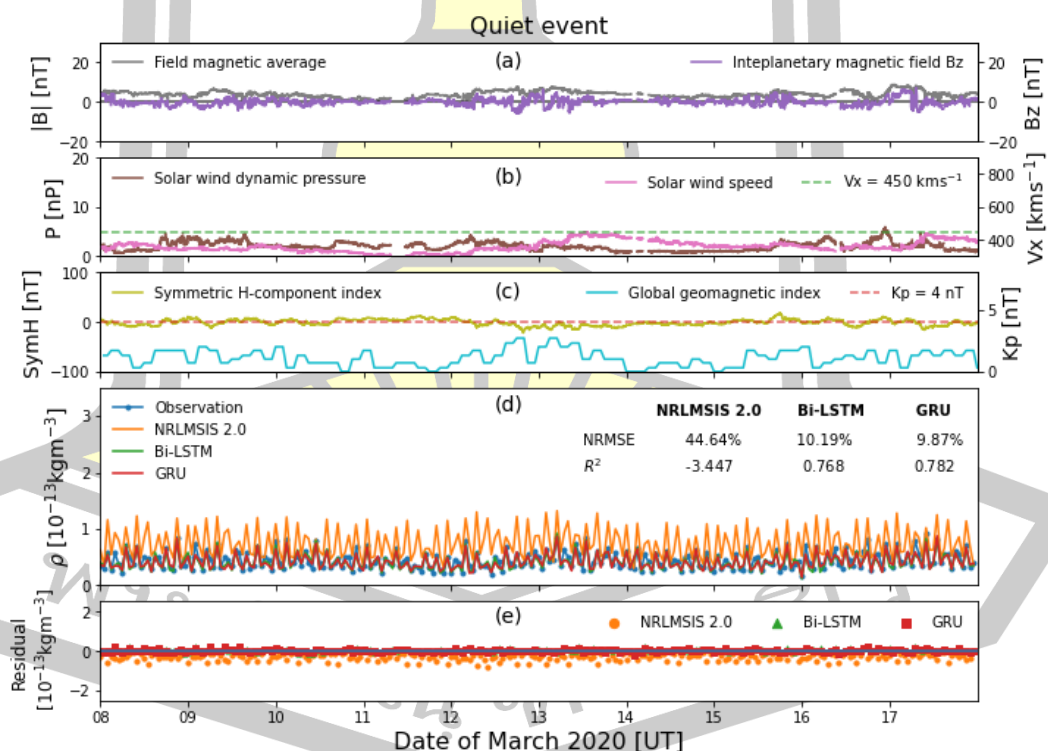
เหตุการณ์ CME พบว่าในระยะหลักของเหตุการณ์พายุ (Main phase) มีค่า IMF B_z ลดลงจากเส้นอ้างอิง (0 nT) อย่างมาก (< -15 nT) ในขณะที่ค่าของ $|B|$ เพิ่มขึ้นเล็กน้อยดังรูปที่ 55 (a) ผลกระทบของ CME ต่อสนามแม่เหล็กได้ทำให้เกิดลมสุริยะที่มีความดันแบบไดนามิก P และมีความเร็วลมสุริยะ V_x เพิ่มขึ้นอย่างฉับพลันในช่วงเวลาน้อยกว่าหนึ่งวัน ซึ่ง V_x เพิ่มขึ้นมากกว่า 450 km/s ดังแสดงในรูปที่ 55 (b) ส่วนดัชนี SymH มีค่าลดลงต่ำถึง -80 nT ในขณะที่ค่าดัชนี Kp อยู่

เหนือเกณฑ์การเกิดพายุแม่เหล็กโลก $K_p = 4$ nT ดังแสดงในรูปที่ 55 (c) โดยทั่วไปเรามักจะพิจารณาที่ตำแหน่งของจุดสูงสุดของกราฟเมื่อพบการเปลี่ยนแปลงและการเพิ่มขึ้นของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งเป็นสาเหตุหลักของการลากดาวเทียม ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง GRU มีค่า NRMSE ต่ำกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM ในขณะที่ค่า R^2 ของแบบจำลอง GRU มีค่ามากกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM อย่างไรก็ตามทั้งสองค่าการประเมินนี้มีความแตกต่างจากแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 อย่างเห็นได้ชัด [155] ดังแสดงในรูปที่ 55 (d) และในรูปที่ 55 (e) ความลาดเคลื่อนของแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ได้แสดงค่าที่สูงกว่าข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์การณ์ในระยะเริ่มต้นของเหตุการณ์พายุ (Initial phase) ระยะคืนตัวของเหตุการณ์พายุ (Recover phase) และช่วงพายุเงียบสงบ (Quiet time) ในทางกลับกันความลาดเคลื่อนของแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU แสดงความแตกต่างจากแนวโน้มน้อยมากตลอดระยะเริ่มต้น ระยะหลัก และระยะคืนตัวของเหตุการณ์พายุ รวมทั้งช่วงพายุเงียบสงบ



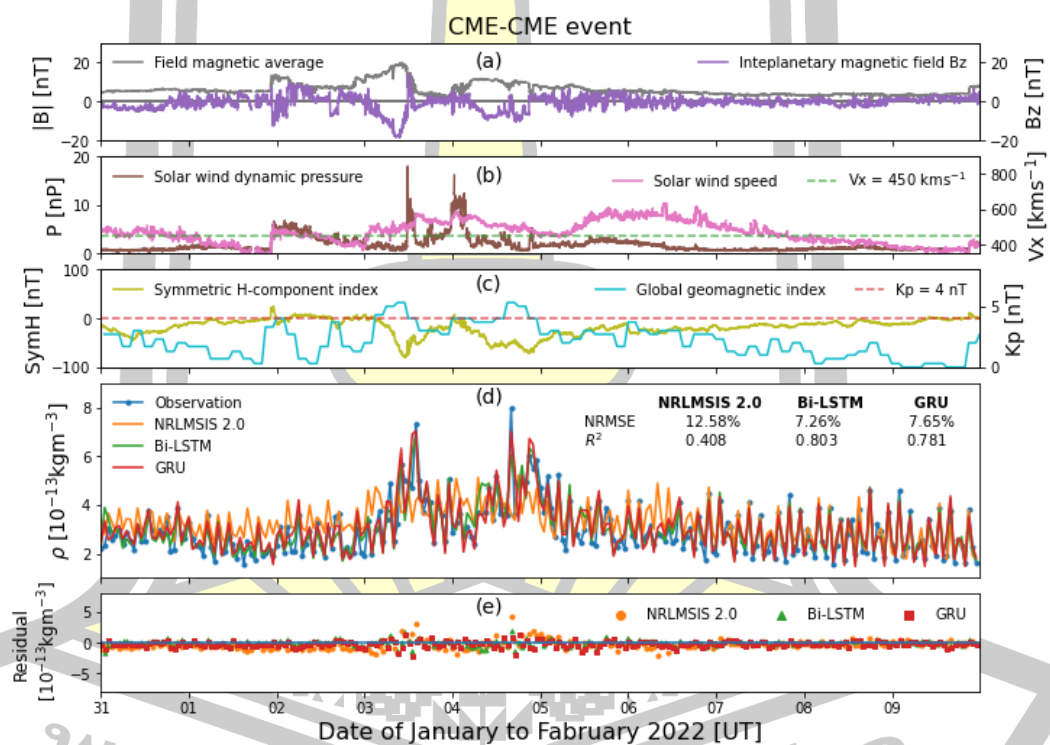
รูปที่ 56 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ SIR-HSS

จากรูปที่ 56 เหตุการณ์ SIR-HSS แสดงให้เห็นว่าระยะหลักของเหตุการณ์พายุค่า IMF Bz ลดลงจากเส้นอ้างอิงเล็กน้อย (>-10 nT) ในขณะที่ค่าของ $|B|$ มีค่าเพิ่มสูงขึ้นเล็กน้อยประมาณ 10 nT ดังแสดงในรูปที่ 56 (a) พายุแบบ SIR-HSS ทำให้ความเร็วลมสุริยะ V_x เพิ่มขึ้นมากกว่า 450 km/s ยาวนานเป็นช่วงเวลา 8-9 วัน และพบว่าความดันไดนามิก P เพิ่มขึ้นในระยะเริ่มต้นของเหตุการณ์พายุ และเพิ่มขึ้นอีกครั้งระยะหลักของเหตุการณ์พายุแต่มีค่าน้อยกว่า 10 nP ดังแสดงในรูปที่ 56 (b) สำหรับดัชนี $SymH$ มีค่าลดลงแต่ไม่ต่ำกว่า -80 nT โดยที่ดัชนี K_p ยังคงอยู่เหนือเกณฑ์การเกิดพายุแม่เหล็กโลก $K_p = 4$ nT เป็นช่วงเวลาสามวัน ดังแสดงในรูปที่ 56 (c) และจากผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในเหตุการณ์ SIR-HSS นี้ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง GRU มีค่า NRMSE ต่ำกว่า แบบจำลอง Bi-LSTM ในขณะที่ค่า R^2 ของแบบจำลอง GRU มีค่ามากกว่า แบบจำลอง Bi-LSTM และมีผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 อย่างมากซึ่งคล้ายกับกรณีของเหตุการณ์ CME ดังแสดงในรูปที่ 56 (d) และในรูปที่ 56 (e) ความลาดเคลื่อนของแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ได้แสดงค่าที่สูงกว่าข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์การณ์ตลอดระยะเริ่มต้นระยะหลัก และระยะคืนตัวของเหตุการณ์พายุ รวมทั้งช่วงพายุเงียบสงบ



รูปที่ 57 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ Quiet

จากรูปที่ 57 (a) แสดงการเปลี่ยนแปลง ค่า $|B|$ และ IMF Bz ของช่วง Quiet เพียงเล็กน้อย โดย $|B|$ จะมีค่าเฉลี่ยมากกว่า 0 nT ในขณะที่ ค่า IMF Bz ค่าเฉลี่ยน้อยกว่า 0 nT ส่วนรูปที่ 57 (b) แสดงให้เห็นว่าความดันไดนามิก P มีความผันแปรตลอดช่วงแต่มีค่าไม่เกิน 5 nP เช่นเดียวกันกับความเร็วมสุริยะ V_x ที่มีการเปลี่ยนแปลงแต่ระดับความเร็วต่ำกว่า 450 km/s ตลอดช่วงที่พิจารณา รูปที่ 57 (c) แสดงค่าดัชนี SymH ที่มีค่าเข้าใกล้ 0 nT และดัชนี Kp ก็มีค่าต่ำกว่า 4 nT ตลอดช่วงเหตุการณ์ Quiet รูปที่ 57 (d) แสดงการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์มีค่าต่ำกว่า $1.0 \times 10^{-13} \text{ kg/m}^3$ ในขณะที่ค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ จากการทำนายด้วยแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 มีค่ามากกว่าอย่างชัดเจนซึ่งสอดคล้องกับค่าความคลาดเคลื่อนในรูปที่ 57 (e) ส่วนค่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการพยากรณ์แบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU มีความคลาดเคลื่อนต่ำสอดคล้องกับค่า NRMSE ที่มีค่าต่ำกว่าและค่า R^2 ที่มีค่าสูงกว่ามาก



รูปที่ 58 ผลการเปรียบเทียบและประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME-CME

จากรูปที่ 58 เหตุการณ์ CME-CME ซึ่งนิยามจากพายุแม่เหล็กโลกที่เกิดขึ้นโดยระยะหลักของเหตุการณ์พายุภายในสองวันต่อเนื่องกัน [172] เริ่มพิจารณาจากรูปที่ 58 (a) แสดงให้เห็นว่า IMF Bz ลดลงจากเส้นอ้างอิงสำหรับพายุลูกแรกอย่างมีนัยสำคัญซึ่งมีค่าน้อยกว่า -15 nT แต่ค่า IMF Bz ที่

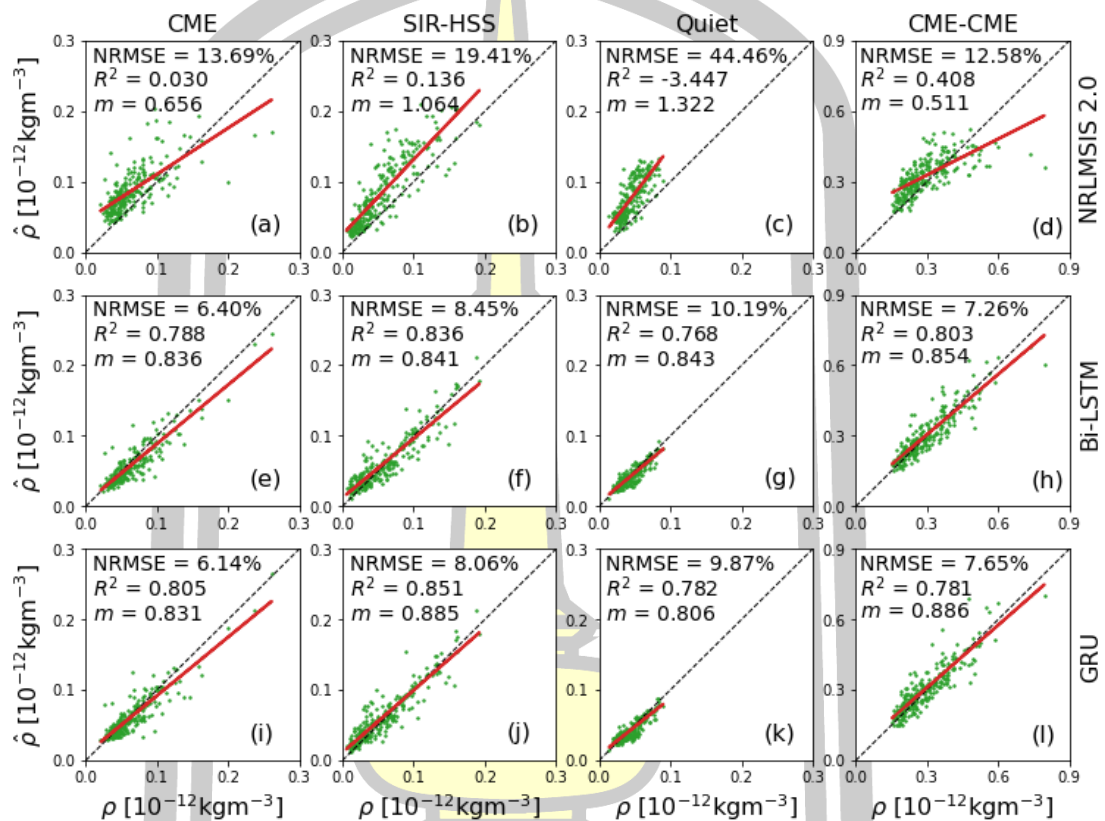
ลดลงต่ำสุดของพายุลูกที่สองลดลงประมาณ -10 nT ในทางกลับกันค่า $|B|$ สำหรับพายุลูกแรกมีค่าเพิ่มขึ้นประมาณ 20 nT ในขณะที่พายุลูกที่ 2 มีค่าเพิ่มขึ้นประมาณ 13 nT ในรูปที่ 58 (b) แสดงช่วงเวลาของการช็อกกระหว่างดาวเคราะห์ (Interplanetary shock) ซึ่งระบุได้จากการเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญของ V_x และ P ในช่วงท้ายของวันที่ 1 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 พบว่า V_x มีความเร็วเพิ่มขึ้นอย่างฉับพลันและมีค่ามากกว่า 450 km/s และลดลงในช่วงวันที่ 2 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 จากนั้นในระหว่างวันที่ 3–7 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 ความเร็ว V_x มีค่าเพิ่มขึ้นมากกว่า 450 km/s ยาวนานถึงประมาณ 4 วัน ในขณะที่ความดันไดนามิก P มีการตอบสนองโดยแสดงค่าสูงสุดสองช่วงสอดคล้องกับระยะหลักของเหตุการณ์พายุหรือตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของ IMF Bz ในแบบผกผัน รูปที่ 58 (c) แสดงให้เห็นว่าพายุลูกแรกมีค่า $SymH$ ต่ำสุดเท่ากับ -80 nT เกิดขึ้นในวันที่ 3 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 และพายุลูกสองเกิดขึ้นในวันที่ 4 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 มีค่า $SymH$ ต่ำสุดต่อเนื่องกันเท่ากับ -62 nT และ -70 nT ในขณะที่ค่าดัชนี K_p สำหรับระยะหลักของเหตุการณ์พายุทั้งสองอยู่เหนือเกณฑ์การเกิดพายุแม่เหล็กโลก $K_p = 4$ nT จากนั้นกลับคืนสู่สภาวะเงียบสงบในวันที่ 9 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีปริมาณเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วจนมีค่าค่อนข้างสูงในช่วงระยะหลักของพายุ และสูงสุดที่ $\sim 7 - 8 \times 10^{-13}$ kg/m³ ซึ่งสอดคล้องกับค่าต่ำสุดของ $SymH$ ทั้งนี้ยังพบว่าเหตุการณ์พายุนี้ประกอบด้วยพายุแม่เหล็กโลกที่เกิดจาก HSS ตามที่ระบุได้โดยการเกิดคลื่น Alfvén (Alfvén wave) ในขณะที่มีเหตุการณ์ HSS ต่อเนื่องและพบความผันผวนของ IMF Bz ร่วมด้วย รูปที่ 58 (d) ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลอง Bi-LSTM มีค่า NRMSE ต่ำกว่าแบบจำลอง GRU ในขณะที่ค่า R^2 ของแบบจำลอง Bi-LSTM มีค่ามากกว่าแบบจำลอง GRU ซึ่งตรงกันข้ามกับสามกรณีศึกษาข้างต้น ทำให้ผู้วิจัยทราบว่าแบบจำลอง GRU มีความเหมาะสมมากกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ตรงกันข้ามแบบจำลอง Bi-LSTM มีความเหมาะสมมากกว่าแบบจำลอง GRU สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตามผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ในกรณีศึกษาเหตุการณ์ CME-CME ซึ่งเกิดขึ้นในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นนี้แสดงค่า NRMSE ต่ำและค่า R^2 มากกว่าสามกรณีศึกษาข้างต้นซึ่งเกิดขึ้นในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ดังนั้นผู้วิจัยจึงสรุปได้ว่าแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 เมื่อใช้ทำนายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมีประสิทธิภาพดีกว่าทำนายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด

ในภาพรวมของการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองพบว่ากรณีเหตุการณ์ CME มีประสิทธิภาพสูงสุด แต่การประเมินด้วย R^2 พบว่ากรณีเหตุการณ์ SIR-HSS มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับทั้งแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ดังแสดงในรูปที่ 55 (d) และรูปที่ 56 (d) ตามลำดับ นอกจากนี้ผู้วิจัยยังยืนยันประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

0.914 และ 0.922 สำหรับแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 8 อย่างไรก็ตาม แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 มีประสิทธิภาพสูงสุดในกรณีเหตุการณ์ CME-CME

การเพิ่มเซลล์หน่วยความจำ (memory cell) เข้าไปในสถาปัตยกรรมของแบบจำลองทำให้แบบจำลองมีความสามารถในการจัดเก็บและเรียกใช้ข้อมูลที่มีช่วงระยะเวลายาวนานได้ โดยตามทฤษฎีแล้วแบบจำลอง LSTM ถูกออกแบบมาสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลแบบมีลำดับหรือแบบอนุกรมเวลาในระยะยาว อย่างไรก็ตามแบบจำลอง Bi-LSTM ที่ใช้คุณสมบัติของแบบจำลอง LSTM แบบสองทิศทางได้ช่วยเพิ่มความสามารถในการตรวจจับความสัมพันธ์ของข้อมูลในระยะยาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีความเหมาะสมสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่มีรูปแบบของความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน เหตุการณ์ CME-CME ซึ่งเกิดขึ้นในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นดังแสดงในรูปที่ 34 (d) มีความซับซ้อนของพายุนี้และการอธิบายจากหลายงานวิจัย [172] การศึกษาความผันแปรของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เกิดขึ้นระหว่างพายุแม่เหล็กโลกระดับปานกลางสองครั้งติดต่อกันในวันที่ 3–4 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 (ในงานวิจัยนี้เรียกว่า CME-CME) [173] ผลการวิจัยของพวกเขาแสดงให้เห็นว่าการสะสมความร้อนจูล (Joule heating) ซึ่งมีความผันแปรขึ้นกับระดับความสูง ความผันแปรของการไหลเวียนในชั้นเทอร์โมสเฟียร์ (thermospheric circulation) และการรบกวนของบรรยากาศชั่วขณะ (transient atmospheric disturbances) ที่ผันแปรตามระดับความสูง ลงจอดและละติจูด โดยส่งผลกระทบต่อความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ และการเพิ่มปริมาณขึ้นในช่วงเวลาเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก โดยเฉพาะอย่างยิ่งพวกเขาแสดงให้เห็นว่าพายุระดับปานกลางทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นอย่างมาก นอกจากนี้พวกเขายังระบุว่าแบบจำลองเชิงประจักษ์ไม่สามารถทำนายความหนาแน่นของเทอร์โมสเฟียร์ได้อย่างเหมาะสม อย่างไรก็ตามผลลัพธ์การพยากรณ์ที่ดีที่สุดในงานวิจัยนี้ด้วยแบบจำลอง Bi-LSTM ซึ่งใช้กระบวนการ EMD ในการคัดกรองสัญญาณข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สัมพันธ์ที่สุดร่วมกับพารามิเตอร์สุริยะได้แสดงค่า NRMSE, R^2 และ r ประมาณ 7.26%, 0.803 และ 0.896 ตามลำดับ อย่างไรก็ตามผู้วิจัยยังได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO กับข้อมูลจากการพยากรณ์ แสดงดังรูปที่ 59 เปรียบเทียบข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO กับข้อมูลจากการพยากรณ์เป็นจุดสีเขียว เส้นสีแดงคือการฟิตข้อมูลแบบเส้นตรง และเส้นประสีน้ำเงินคือเส้นทแยงมุมที่มีความชันเท่ากับ 1 ประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง Bi-LSTM แบบจำลอง GRU และแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์กรณีศึกษาทั้งสี่ ซึ่งแสดงภาพย่อยเป็นผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วย (a) แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME (b) แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ SIR-HSS (c) แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ Quiet (d) แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 ของเหตุการณ์ CME-CME (e) แบบจำลอง Bi-LSTM ของเหตุการณ์ CME (f) แบบจำลอง Bi-LSTM ของเหตุการณ์ SIR-HSS (g)

แบบจำลอง Bi-LSTM ของเหตุการณ์ Quiet (h) แบบจำลอง Bi-LSTM ของเหตุการณ์ CME-CME (i) แบบจำลอง GRU ของเหตุการณ์ CME (j) แบบจำลอง GRU ของเหตุการณ์ SIR-HSS (k) แบบจำลอง GRU ของเหตุการณ์ Quiet และ (l) แบบจำลอง GRU ของเหตุการณ์ CME-CME



รูปที่ 59 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลสังเกตการณ์กับข้อมูลจากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองของกรณีศึกษาทั้ง 4 เหตุการณ์พายุ

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองและค่าความชันของกราฟการฟิตแบบเส้นตรงและเปรียบเทียบกับเส้นทแยงมุมของกราฟที่มีความชันเท่ากับ 1 เพื่อยืนยันผลของความสัมพันธ์ระหว่างสองข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จากการสังเกตการณ์ด้วยดาวเทียม GRACE-FO กับข้อมูลจากการพยากรณ์พบว่าแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 จะมีค่ามากกว่าข้อมูลสังเกตการณ์อย่างเห็นได้ชัด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงเหตุการณ์ SIR-HSS และ Quiet ดังรูปที่ 59 (b) และ (c) ตามลำดับ ทำให้เส้นกราฟการฟิตแบบเส้นตรงอยู่เหนือเส้นประในแนวทแยงมุม อย่างไรก็ตามในขณะที่เกิดเหตุพายุแม่เหล็กโลกอย่างฉับพลันแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 จะมีค่าน้อยกว่าข้อมูลสังเกตการณ์ในช่วงที่ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีค่าเพิ่มสูงขึ้นสังเกตได้จากช่วงเหตุการณ์ CME และ CME-CME ดังรูปที่ 59 (a) และ (d) ตามลำดับ ทำให้เส้นกราฟการฟิตแบบเส้นตรงลากตัดเส้นทแยงมุมไปยังด้าน

ที่ต่ำกว่าในช่วงข้อมูลมีค่าสูง ทั้งนี้ค่า NRMSE ทั้งสี่กรณีศึกษาแสดงค่าที่สูงมากในขณะที่ R^2 แสดงค่าที่ต่ำมากโดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงเหตุการณ์ Quiet แม้ว่าในช่วงเหตุการณ์ SIR-HSS จะมีค่าความชันเข้าใกล้ 1 มาก (1.064) ซึ่งแสดงว่าข้อมูลจากแบบจำลองและข้อมูลสังเกตการณ์สอดคล้องกันเป็นอย่างดีแต่แบบจำลอง NRLMSIS 2.0 มีค่าความหนาแน่นจากการทำนายที่แตกต่างจากข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่สังเกตการณ์ได้จากดาวเทียม GRACE-FO เป็นอย่างมาก

แบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ทั้งสี่กรณีศึกษาจะมีรูปแบบของกราฟการฟิตแบบเส้นตรงที่เหมือนกันคือในช่วงข้อมูลมีค่าต่ำเส้นกราฟการฟิตจะอยู่เหนือเส้นประแนวทแยงเล็กน้อย เมื่อข้อมูลมีค่ามากขึ้นเส้นกราฟการฟิตจะลากตัดเส้นประแนวทแยงในช่วงข้อมูลค่าสูง โดยขึ้นอยู่กับค่าความชันของกราฟซึ่งมีค่าความชันน้อยที่สุดคือในเหตุการณ์ Quiet (0.806) ของแบบจำลอง GRU แต่ภาพของกราฟไม่ได้แสดงให้เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจนซึ่งแตกต่างจากเหตุการณ์ CME ของแบบจำลอง Bi-LSTM (0.836) และแบบจำลอง GRU (0.831) เห็นความแตกต่างอย่างชัดเจนในช่วงข้อมูลที่มีค่ามาก ในช่วงเหตุการณ์ SIR-HSS แสดงให้เห็นความชันของกราฟมีค่าเข้าใกล้ 1 และสอดคล้องกับค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมากที่สุดของทั้งสองแบบจำลอง ในขณะที่ช่วงเหตุการณ์ CME-CME ของแบบจำลอง GRU มีค่าความชันของกราฟที่มีค่าเข้าใกล้ 1 มากที่สุด (0.886) แต่พบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่าต่ำกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM

เหตุการณ์ CME และ SIR-HSS และ Quiet มีลักษณะเฉพาะของการผันแปรลมสุริยะและสนามแม่เหล็กที่ต่างกันไป [181] การตรวจสอบตัวขับเคลื่อนและสภาวะดังกล่าวนี้มีอิทธิพลต่อการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ ดังนั้นจึงเป็นเรื่องท้าทายและน่าสนใจเป็นอย่างยิ่งในการทำ ความเข้าใจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เกิดจากพายุแม่เหล็กโลก 2 ลูกติดต่อกัน (CME-CME) เป็นกรณีศึกษาการเกิด "SpaceX storm" [172] ซึ่งยังคงเป็นเรื่องยากมากในการพยากรณ์ให้ถูกต้องและแม่นยำ การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในระยะสั้นมีความซับซ้อนและมีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น เนื่องจากการคู่ควบที่ซับซ้อนของหลายปัจจัยและหลายกระบวนการจากการรายงานการพยากรณ์ข้อมูลระยะยาวในช่วงสภาวะที่เงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก [182-183] อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงอย่างฉับพลันและความแตกต่างกันอย่างมากระหว่างช่วงเวลาในการเกิดพายุแม่เหล็กโลก จึงยังเป็นเรื่องยากที่จะพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แบบจำลอง ML มีข้อได้เปรียบในการทดสอบสมมติฐานบางอย่างจากข้อมูลที่รวบรวมได้เพื่อสร้างความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ในขณะที่แบบจำลองกึ่งเชิงประจักษ์ (semi-empirical) จะใช้สมการทางคณิตศาสตร์ที่เหมาะสมร่วมกับข้อมูลเชิงประจักษ์ในการฟิตข้อมูล แบบจำลอง ML สามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพได้จากสมมติฐานที่ว่า หากมีขนาดข้อมูลมากเพียงพอก็จะสามารถเรียนรู้การเป็นตัวแทนของระบบเทอร์โมสเฟียร์ได้ และอาจมีประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลองกึ่งเชิงประจักษ์ [184] การเรียนรู้เชิงลึก DL พัฒนา

จากปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) และ ML โดย DL นิยมนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายในงานด้านการพยากรณ์ผ่านการสร้างแบบจำลองซึ่งมีพารามิเตอร์หลากหลายเพื่อให้เรียนรู้คุณสมบัติที่สำคัญและสามารถดึงคุณสมบัติที่นั้นมาจากชุดข้อมูลสังเกตการณ์ขนาดใหญ่และสร้างคุณสมบัติที่เกี่ยวข้องขึ้นมาใหม่โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network; NN) [185] ในรายงานวิจัยเมื่อเร็ว ๆ นี้ มีการใช้แบบจำลอง DL เพื่อพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ อย่างแม่นยำ [25], [186-187]

เหตุผลในการเลือกใช้แบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU ในงานวิจัยนี้ซึ่งเกี่ยวข้องกับการประมวลผลข้อมูลที่มีลำดับได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่ข้อดีของแบบจำลอง Bi-LSTM นั้นมีความสามารถในการจดจำข้อมูลในระยะยาวได้ดี เนื่องจากมีเซลล์ LSTM ที่ใช้เก็บข้อมูลในระยะยาวได้โดยไม่มีปัญหาของการหายไปหรือการตัดข้อมูลช่วงใดช่วงหนึ่งในขั้นตอนการประมวลผลออก นอกจากนี้ยังสามารถประมวลผลข้อมูลที่มีลำดับด้วยการอ่านข้อมูลที่ป้อนเข้าจากทั้งสองทิศทางคือทางปกติและทางย้อนกลับ ซึ่งช่วยให้แบบจำลองได้เรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลได้เต็มที่ ส่วนข้อเสียของแบบจำลองนี้คือมีพารามิเตอร์จำนวนมากซึ่งอาจทำให้การฝึกแบบจำลองช้าลง และมีความซับซ้อนในของการจดจำข้อมูลในระยะยาวอาจทำให้เกิดการ overfitting ได้ง่าย ต่อมาข้อดีของแบบจำลอง GRU มีโครงสร้างและจำนวนพารามิเตอร์น้อยกว่า Bi-LSTM ซึ่งทำให้มีความเร็วในการฝึกแบบจำลองและการทำงานได้ดีกว่าในบางกรณี นอกจากนี้แบบจำลอง GRU ช่วยลดปัญหาของการขาดหายไปของข้อมูลแบบลำดับที่มีความยาวมาก ๆ ได้ ส่วนข้อเสียนั้นแบบจำลอง GRU จะมีความสามารถในการจดจำข้อมูลในระยะยาวได้น้อยกว่า Bi-LSTM ในบางกรณี อีกทั้ง GRU ไม่มีการตรวจสอบแบบสองทิศทางเหมือน Bi-LSTM ดังนั้นการเลือกใช้แบบจำลอง Bi-LSTM หรือแบบจำลอง GRU ควรพิจารณาจากลักษณะของข้อมูลและความต้องการในการประมวลผลเฉพาะของงาน โดยให้ความสำคัญในเรื่องของประสิทธิภาพและความซับซ้อนในการฝึกแบบจำลองด้วย

ผลการพยากรณ์ของการศึกษานี้แสดงให้เห็นความแม่นยำสูงสำหรับการผันแปรในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แบบรายชั่วโมงในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น ผลลัพธ์ชี้ให้เห็นว่าการแยกข้อมูลด้วยการใช้ EMD แทนที่จะใช้ IMF ที่แยกได้ทั้งหมด ผู้วิจัยใช้วิธีการออกแบบทดลองและค้นหา IMF ที่ดีที่สุดและพบว่า IMF ที่มีความถี่สูงสุดสามอันดับแรกนั้นจะได้เป็นข้อมูลที่ป้อนเข้าในแบบจำลองที่ดีที่สุด ข้อมูลป้อนเข้ารวมด้วยที่เป็นดัชนีสุริยะและดัชนีแม่เหล็กโลกช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น ในขณะที่การใช้เฉพาะความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ IMF ที่มีความถี่สูงสุดสามอันดับแรก และดัชนีแม่เหล็กโลกก็เพียงพอแล้วสำหรับการพยากรณ์ในช่วงกัมมันต

ภาพสุริยะต่ำสุด มีงานวิจัยที่พยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วย ML โดยใช้ข้อมูลการแผ่รังสีอาทิตย์และดัชนีแม่เหล็กโลกได้อย่างแม่นยำซึ่งพบว่าการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองเมื่อใช้พยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นจะมีประสิทธิภาพดีกว่าเมื่อใช้พยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด แบบจำลองการพยากรณ์จะมีประสิทธิภาพสูงสุดในช่วงกัมมันตภาพสุริยะสูงซึ่งเป็นที่ช่วงที่ควรได้รับความสนใจมากกว่าเนื่องจากพบการลากในชั้นบรรยากาศเกิดขึ้นบ่อยครั้งในช่วงเวลาดังกล่าวนี [184] พารามิเตอร์ตัวเสริมที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองเป็น ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60 ทำให้แบบจำลองในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีที่สุด ในขณะที่พารามิเตอร์ที่ใช้ป้อนเข้าในแบบจำลองเป็น ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, ap60, F10 7, Mg II ทำให้แบบจำลองในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีที่สุดซึ่งแสดงให้เห็นว่าดัชนีสุริยะเป็นคุณสมบัติที่สำคัญสำหรับการพยากรณ์ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

แบบจำลองภูมิอากาศเชิงประจักษ์ NRLMSIS 2.0 เหมาะสมสำหรับใช้งานทำนายสภาพอากาศหรือใช้ระบุความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งเป็นค่าโดยเฉลี่ยเท่านั้น [155], [170] ในทางตรงกันข้ามกับ การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงระยะเวลาดสั้น ๆ จะเหมาะสมสำหรับงานการใช้แบบจำลองที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning models) กรณีศึกษาเหตุการณ์ CME-CME เป็นเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกระดับปานกลาง 2 ลูกติดต่อกันเกิดขึ้นในวันที่ 3-4 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2022 มีรายงานวิจัยที่ได้แนะนำว่าเหตุการณ์ดังกล่าวนี้มีการสะสมความร้อนสูงซึ่งขึ้นกับระดับความสูง มีการไหลเวียนของความร้อนและการรบกวนของชั้นบรรยากาศชั่วคราว มีอิทธิพลต่อความแปรปรวนตามระยะความสูง ตามลองจิจูด และตามละติจูด ทำให้ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มสูงขึ้น (รูปที่ 31) [172] ยังมีรายงานวิจัยที่ใช้การสังเกตด้วยเครื่องมือวัด GUVI บนดาวเทียม TIMED แสดงให้เห็นการเพิ่มขึ้นของอัตราส่วนความหนาแน่นของคอลัมน์ N_2/O ของเทอร์โมสเฟียร์และความหนาแน่นของคอลัมน์ไนตริกออกไซด์ (NO) ที่ระดับความสูง 210 กม. [9] การค้นพบนี้บ่งชี้ถึงความหนาแน่นและอุณหภูมิที่เพิ่มสูงขึ้นของเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งเป็นผลมาจากการขยายตัวของความร้อน คลื่นแรงโน้มถ่วงขนาดใหญ่ และลมในแนวเส้นศูนย์ [1], [163], [189-190] ยังมีรายงานที่พบการกระจายความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ที่เพิ่มขึ้นจากบริเวณละติจูดสูงไปยังบริเวณละติจูดต่ำทั่วโลกในขณะเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลก ทำให้การสังเกตการณ์ชั้นไอโอโนสเฟียร์ ณ บริเวณละติจูดสูงจึงมีความสำคัญอย่างมากในการวินิจฉัยสภาวะที่อาจเป็นอันตรายสำหรับดาวเทียม LEO [191] นอกจากนี้ ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้ยังสอดคล้องกับ Lin et al. [171] ว่าแบบจำลองเชิงประจักษ์ไม่สามารถให้รายละเอียดที่แม่นยำของความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ซึ่งขึ้นกับเวลา ตำแหน่งและความแรงของพลังงานที่ถูกป้อนเข้ามา ณ บริเวณละติจูดสูงได้

บทที่ 5

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะสรุปผลการวิจัยการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์และพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO 1 ระหว่างปี ค.ศ. 2018 ถึง 2022 รวมทั้งให้ข้อเสนอแนะที่มีประโยชน์ในการทำงานวิจัยครั้งต่อไปในอนาคต ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มความเข้าใจเกี่ยวกับผลกระทบของแรงลากในชั้นบรรยากาศที่เกิดจากการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ การตรวจสอบมุ่งเน้นไปที่การพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ระหว่างช่วงที่สนามแม่เหล็กโลกที่ถูกรบกวนและช่วงที่สนามแม่เหล็กโลกเงียบสงบตั้งแต่ปี ค.ศ. 2018 ถึง ค.ศ. 2022 โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO 1 ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นของวัฏจักรสุริยะที่ 25 การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แสดงความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนี SymH ดัชนี ap60 ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงเวลาเงียบสงบของพายุแม่เหล็กโลก พบว่าความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์มีแนวโน้มลดลงตามระดับความสูงที่เพิ่มขึ้น ความหนาแน่นเฉลี่ยในฤดูใบไม้ร่วงมีค่ามากที่สุด ในขณะที่ฤดูร้อนมีค่าต่ำสุดเมื่อพิจารณาในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ในขณะที่ความหนาแน่นเฉลี่ยในฤดูใบไม้ผลิมีค่ามากที่สุด ในขณะที่ฤดูใบไม้ร่วงมีค่าต่ำสุดเมื่อพิจารณาในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้น

พายุแม่เหล็กโลกที่ขับเคลื่อนด้วย HSS มีความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นเล็กน้อย ตรงข้ามกับเหตุการณ์ CME ที่ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มขึ้นอย่างมาก สอดคล้องกับการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกซึ่งส่งผลให้เกิดการรบกวนในชั้นบรรยากาศและเพิ่มกิจกรรมการเปล่งแสงออโรรา ณ บริเวณละติจูดสูง ผลกระทบของพายุแม่เหล็กโลก 2 ลูกที่เกิดขึ้นแบบต่อเนื่องกันในวันที่ 3 และ 7 เดือนพฤศจิกายน ค.ศ. 2022 แสดงให้เห็นว่าเหตุการณ์ CME จะมีความดันแบบไดนามิกที่สูงกว่าและมีความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เพิ่มสูงขึ้นมากกว่าเหตุการณ์ HSS ชั้นบรรยากาศไอโอโนสเฟียร์และเทอร์โมสเฟียร์ได้รับผลกระทบจากกระแสแวนที่เพิ่มขึ้น ระหว่างพายุแม่เหล็กโลกที่รุนแรง ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงความหนาแน่นและความร้อนของชั้นบรรยากาศ ในระหว่างการเกิดเหตุการณ์พายุแม่เหล็กโลกที่เวียนซ์ซึ่งเกิดจากตัวขับเคลื่อน HSS แสดงให้เห็นการคงสถานะอยู่ของพายุเป็นช่วงเวลาที่ยาวนาน เหตุการณ์ CME จะทำให้กิจกรรมการเปล่งแสงออโรรามีความเข้มมากกว่าในเหตุการณ์ HSS เนื่องจากอนุภาคทรงพลังจำนวนมากที่อัดแน่นเข้ามาในชั้นเทอร์โมสเฟียร์

บริเวณละติจูดสูงอย่างฉับพลัน การหยาดตกของอนุภาคและการเกิดความร้อนจุลเป็นแหล่งพลังงานสองรูปแบบหลักที่มีผลกระทบต่อสนามแม่เหล็กโลก ลมสุริยะสามารถทะลุผ่านชั้นบรรยากาศเข้ามาได้ โดยการเชื่อมต่อใหม่ของสนามแม่เหล็กโลก จากนั้นความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์จะถูกขับเคลื่อนโดยความร้อนจุลระหว่างการเกิดเหตุการณ์พายุ อย่างไรก็ตาม HSS จะทำให้เกิดพายุย่อยแบบเวียนซ้ำซึ่งเหนี่ยวนำให้เกิดอิเล็กตรอนทรงพลังที่หยาดตกและแพร่กระจายลงมายังชั้นบรรยากาศโลกส่วนบนซ้ำ ๆ อีกทั้งยังกระจายตัวบางส่วนไปยังกระแสแสงแวนในแนวเส้นศูนย์สูตรด้วย

การสังเคราะห์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี LSP และวิธี MLP สำหรับการทำนายค่าความหนาแน่นจากดัชนีสนามแม่เหล็กโลก (ดัชนี a_p แปลงเป็นดัชนี A_p) และดัชนีสุริยะ (ดัชนี F10.7 และดัชนี Mg II) โดยการใช้การแยกข้อมูลเชิงประจักษ์ EMD พบว่าวิธี LSP มีประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อทำการสังเคราะห์ความหนาแน่นด้วยชุดข้อมูลทั้งหมดแต่มีประสิทธิภาพด้อยกว่าวิธี MLP การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยวิธี Bi-LSTM และวิธี GRU โดยใช้ EMD แยกข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์เป็น IMF พบว่าพารามิเตอร์สำหรับป้อนเข้าในแบบจำลองเป็น ρ , IMF-1, 2, 3, SymH และ $ap60$ เหมาะสมที่สุดสำหรับช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด ในขณะที่ ρ , IMF-1, 2, 3, SymH, $ap60$, F10.7 และ Mg II เหมาะสมที่สุดสำหรับช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นทั้งสองแบบจำลอง แบบจำลอง GRU มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าแบบจำลอง Bi-LSTM และมีประสิทธิภาพในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมากกว่าในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุด

การวิเคราะห์กรณีศึกษา 4 เหตุการณ์ในสภาวะแม่เหล็กโลกที่แตกต่างกันได้แก่เหตุการณ์ CME เหตุการณ์ SIR-HSS เหตุการณ์ Quiet และเหตุการณ์ CME-CME เปรียบเทียบกับแบบจำลองสภาพอวกาศมาตรฐาน NRLMSIS 2.0 พบว่าแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์เหตุการณ์ SIR-HSS มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับทั้งแบบจำลอง Bi-LSTM และ GRU ซึ่งมีค่า r เท่ากับ 0.914 และ 0.922 ตามลำดับ แบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU มีความเหมาะสมมากกว่าแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 อย่างไรก็ตามแบบจำลอง NRLMSIS 2.0 มีประสิทธิภาพสูงสุดในกรณีเหตุการณ์ CME-CME ด้วยค่า r เท่ากับ 0.693

การพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ล่วงหน้าสามวันพบว่า ช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เพิ่มขึ้นสูงในช่วงที่สองและลดลงเล็กน้อยในช่วงที่สาม ในขณะที่ในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นมีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เพิ่มขึ้นในช่วงที่สองและสามตามลำดับ แบบจำลอง Bi-LSTM จะใช้ระยะเวลาในการประมวลผลมากกว่าแบบจำลอง GRU การพยากรณ์การผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ด้วยแบบจำลอง Bi-LSTM ในช่วงเวลาสั้น ๆ มีความแม่นยำ ในขณะที่ GRU หากใช้ในช่วงเวลาที่ยาวนานมากขึ้นจะสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แบบจำลอง Bi-LSTM มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์ในช่วงถัดไปมากกว่าแบบจำลอง GRU

5.2 ข้อเสนอแนะ

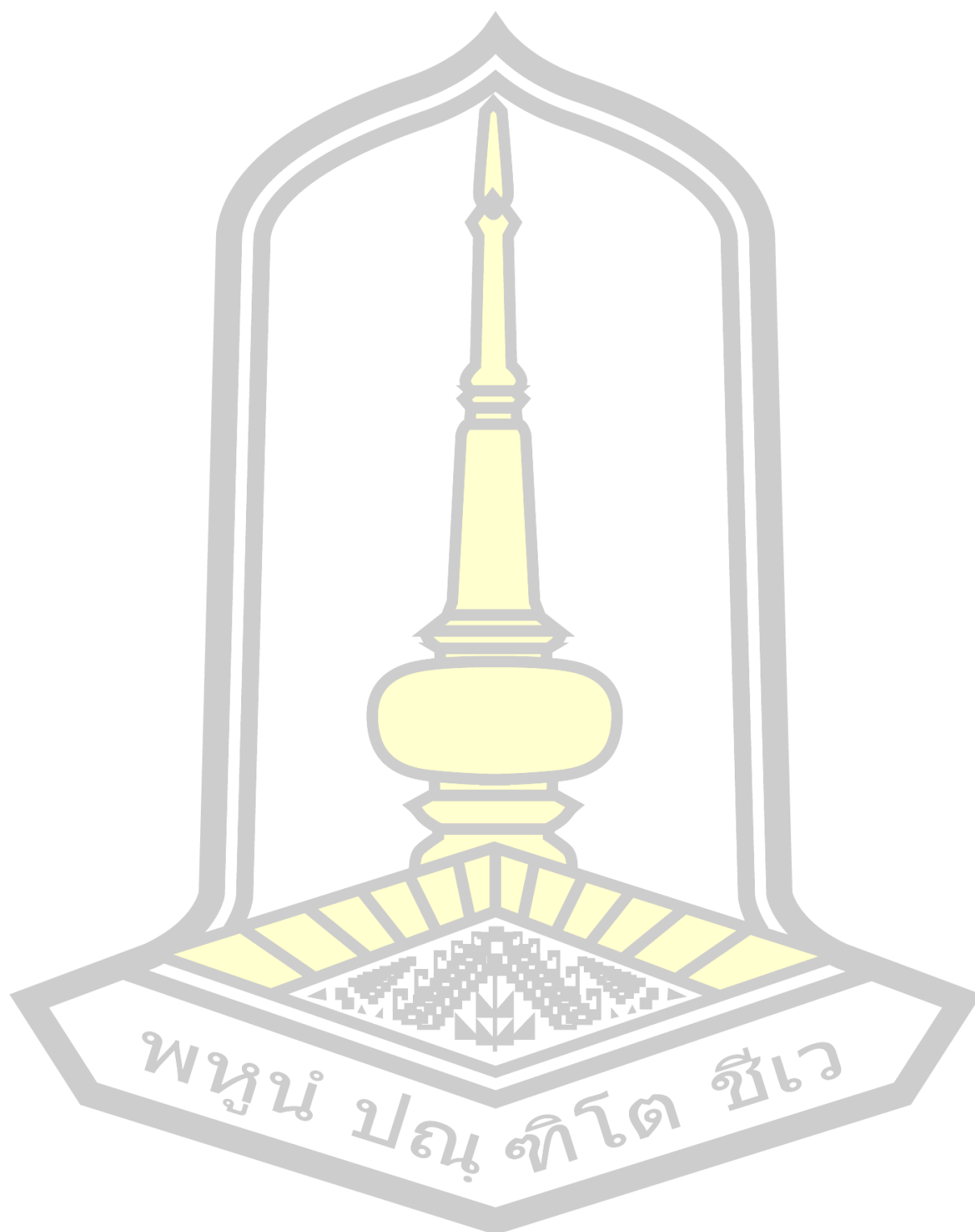
การค้นพบของงานวิจัยนี้ทำให้เกิดความก้าวหน้าที่สำคัญในการทำความเข้าใจถึงผลกระทบของแรงลากในชั้นบรรยากาศซึ่งเป็นผลมาจากการผันแปรความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์การตรวจสอบอย่างละเอียดครอบคลุมในช่วงปี ค.ศ. 2018 ถึง ค.ศ. 2022 โดยการใช้ประโยชน์ของข้อมูลจากดาวเทียม GRACE-FO ทำให้ทราบรายละเอียดข้อมูลเชิงลึกที่มีคุณค่าเกี่ยวกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์กับดัชนีแม่เหล็กโลกและดัชนีสุริยะ

การใช้วิธี Bi-LSTM และวิธี GRU เพื่อพยากรณ์ความหนาแน่นเทอร์โมสเฟียร์แสดงให้เห็นประสิทธิภาพของแบบจำลอง การคัดกรองพารามิเตอร์สำหรับป้อนเข้าในแบบจำลองด้วยวิธี EMD ช่วยเพิ่มความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลองให้แข็งแกร่งยิ่งขึ้น และสิ่งสำคัญที่น่าสังเกตคือการพิจารณาพารามิเตอร์สำหรับป้อนเข้าที่แตกต่างกันในช่วงกัมมันตภาพสุริยะต่ำสุดและในช่วงกัมมันตภาพสุริยะกำลังเพิ่มขึ้นได้ช่วยให้การวิจัยเพิ่มคุณภาพในการตรวจสอบลักษณะที่เหมาะสมของข้อมูลสำหรับการเลือกใช้แบบจำลองในสภาพอวกาศที่แตกต่างกัน การประเมินประสิทธิภาพด้วย NRMSE , R^2 และ r ได้สร้างความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง

การพิจารณาความแตกต่างของความสามารถในการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Bi-LSTM และแบบจำลอง GRU ได้เพิ่มอำนาจการจำแนกให้กับการค้นพบอีกชั้นหนึ่งได้ การปรับแต่งไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมได้นั้นยังถึงความมีเสถียรภาพของแบบจำลอง อย่างไรก็ตามแบบจำลอง Bi-LSTM จะใช้เวลาในการประมวลผลมากกว่าแบบจำลอง GRU ซึ่งนักวิจัยและผู้ปฏิบัติงานด้านเทคโนโลยีอวกาศที่พัฒนาแบบจำลองการลากดาวเทียม ควรพิจารณาความแตกต่างนี้เพื่อเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสม



ภาคผนวก



ภาคผนวก ก

ชุดข้อมูลและโปรแกรมคำนวณ

รายละเอียดของชุดข้อมูลในงานวิทยานิพนธ์ และทดสอบโปรแกรมการคำนวณ การวิเคราะห์ และการพยากรณ์ได้จากอ้างอิง ดังนี้

1. ชุดข้อมูล

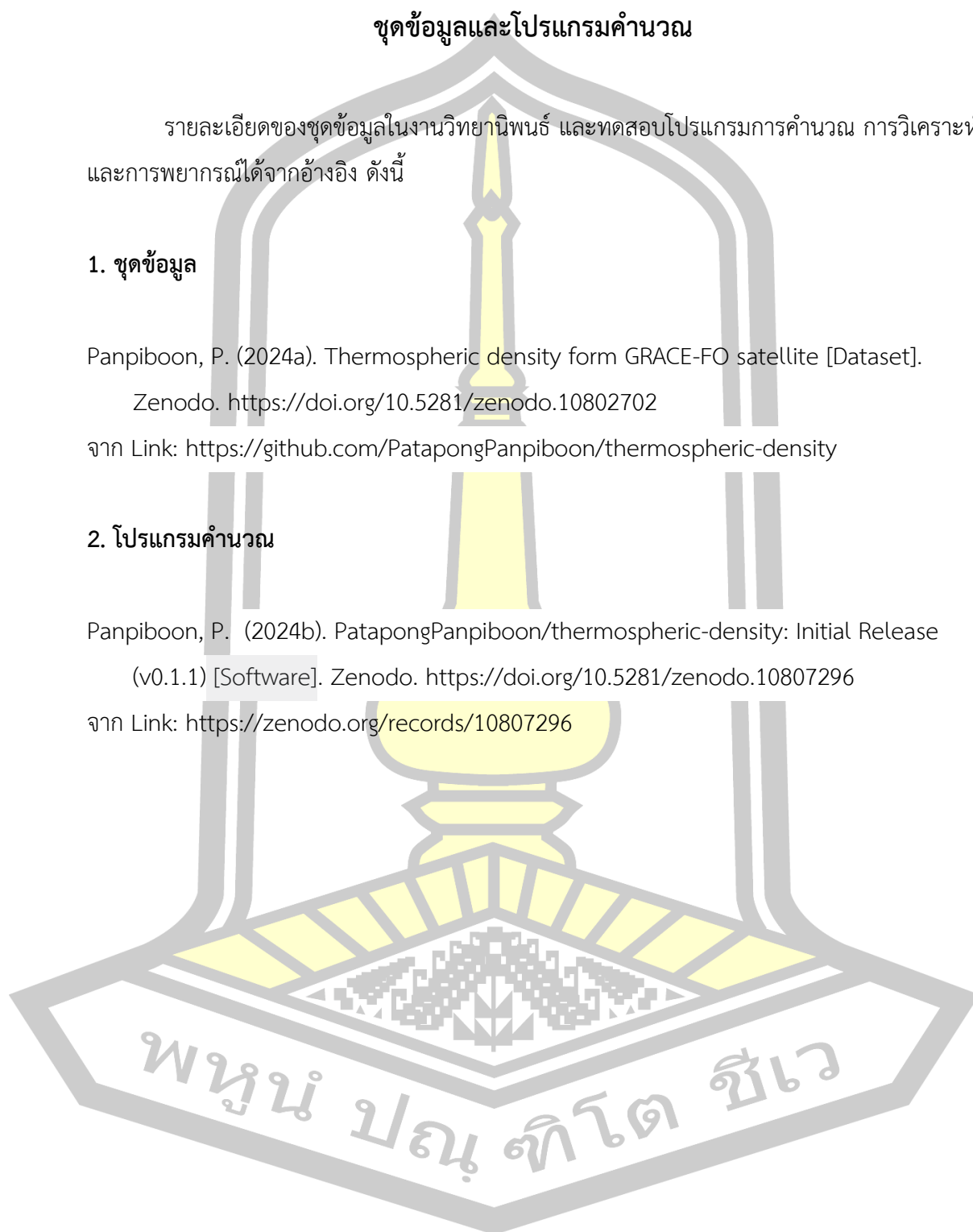
Panpiboon, P. (2024a). Thermospheric density form GRACE-FO satellite [Dataset]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10802702>

จาก Link: <https://github.com/PatapongPanpiboon/thermospheric-density>

2. โปรแกรมคำนวณ

Panpiboon, P. (2024b). PatapongPanpiboon/thermospheric-density: Initial Release (v0.1.1) [Software]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10807296>

จาก Link: <https://zenodo.org/records/10807296>



ภาคผนวก ข

ผลงานตีพิมพ์

18th Siam Physics Congress

IOP Publishing

Journal of Physics: Conference Series

2653 (2023) 012017

doi:10.1088/1742-6596/2653/1/012017

Variations in thermospheric density during two consecutive geomagnetic storms of different solar wind conditions in November 2022

P Panpiboon¹, K Noysena² and T Yeeram^{1,3*}

¹Department of Physics, Faculty of Science, Mahasarakham University, Mahasarakham, 44150, Thailand

²National Astronomical Research Institute of Thailand (Public Organization), Chiang Mai, 50180, Thailand.

³Space Technology and Geoinformatics Section, Mahasarakham University, Mahasarakham, 44150, Thailand

*Corresponding author's E-mail: thana.y@msu.ac.th

Abstract. Geomagnetic storms can cause severe space weather impacts on space technology, such as anomaly and loss of satellites and spacecraft. We investigate solar wind conditions in responsible for two consecutive geomagnetic storms driven by different sources: a high-speed solar wind stream (HSS) on November 3-4, 2022, and a coronal mass ejection (CME) associated with an M5.2 solar flare on November 7, 2022. Spatial and temporal variations in thermospheric density and auroral activity are studied for the two geomagnetic storms. Measurements from the Swarm satellite show that the HSS-driven geomagnetic storm enhanced the thermospheric density by ~69.4% at 462 km and by ~92.8% at 511 km, and the CME-driven geomagnetic storm enhanced it by ~99.4% at 462 km and by ~145% at 511 km. Images taken by the F17 DMSP/SSUSI indicate the auroral emission produced by CME-driven geomagnetic storm is significantly stronger than that produced by HSS-driven storm, while the HSS-driven auroras last longer than the CME-driven ones. The correlation between the hourly moving averaged SymH data and the thermospheric density is stronger for Swarm-A than for Swarm-B. The response times of the thermospheric density for the HSS-driven geomagnetic storm are zero at 462 km and ~47 minutes at 511 km, while for the CME-driven geomagnetic storm are ~28 minutes and ~35 minutes, respectively. This study sheds light on the mechanisms underlying the change in the thermospheric density in relation to different geomagnetic activities.

1. Introduction

Spatial-temporal variations of thermospheric mass density are complex and not yet well understood. The estimation of thermospheric density is crucial for accurate satellite orbits such as low-earth orbiters (LEO) and avoiding errors in operational tracking, collision avoidance, and re-entry predictions of satellites. The thermosphere/ionosphere system is primarily driven by solar irradiance, which absorbs extreme ultraviolet (EUV) radiation and forms the ionosphere while heating the thermosphere [1]. The reconnection of solar wind with Earth's magnetic fields results in geomagnetic activity, which drives plasma convection and energetic particle precipitation in the high-latitude ionosphere [1,2]. Geomagnetic storms and substorms are caused by two typical forms of solar wind disturbances: high-speed solar wind streams (HSSs) and coronal mass ejections (CMEs). Recurrent



Content from this work may be used under the terms of the [Creative Commons Attribution 3.0 licence](https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/). Any further distribution of this work must maintain attribution to the author(s) and the title of the work, journal citation and DOI.

Published under licence by IOP Publishing Ltd

HSSs originating from quasi-stable coronal holes can last for days or even weeks, while sudden CMEs can move at speeds of several million km/hour and produce up to 10 billion tons of plasma [3-5].

Here, we examine case studies of the two types of consecutive geomagnetic storms occurred during November 2022 to determine their relation to the thermospheric responses. The Space Weather Prediction Center (SWPC) at NOAA predicted a minor (G1) geomagnetic storm to occur on November 4 and 5, 2022, but it began on November 3 and lasted until November 5. While a large M5.2 solar flare was observed by the Solar Dynamics Observatory on November 6, 2022 and the associated CME did not face Earth. Note that minor storms can have a significant impact on LEO, as evidenced by the loss of SpaceX's Starlink satellites in February 2022, referred to the "SpaceX storm" [6]. Therefore, data on variations in thermospheric density and auroral activity during geomagnetic storms are crucial for predicting and mitigating the impact of space weather [7] that can be improved by investigating solar wind and geomagnetic storm conditions.

2. Observational data and methods

NASA/Goddard Space Flight Center releases OMNI solar wind plasma data, includes interplanetary magnetic field (IMF) By and IMF Bz, solar wind dynamic pressure, solar wind speed in the Sun-Earth direction (V_x), the minutely symmetric H-component (SymH) index, the hourly disturbance storm time (Dst) index, and the 3-hourly geomagnetic (a_p) index for the period of November 2-8, 2022. The selected auroral images from F17 Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) instruments on board Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) satellites at the N₂ LBHS (140–150 nm) were taken on November 3, 2022 (Storm-1 for the HSS), and November 7, 2022 (Storm-2 for the CME), during geomagnetic storm-time. The level 2B thermospheric density data of Swarm-A (ρ_A) and Swarm-B (ρ_B) derived from precise orbit determination (POD) were used. The data are released by the European Space Agency (ESA). Swarm-A initially travels at an altitude of 462 km, while Swarm-B is in a higher orbit with an initial altitude of 511 km. The ρ_A and ρ_B are used to compute the correlation coefficient, as well as the time delays between peaks of the geomagnetic indices and thermospheric density.

3. Results and interpretations

3.1. Solar wind conditions and thermospheric density change

In the consecutive storms, IMF By in GSE coordinate was primarily positive or moving in a dawn-to-dusk orientation (figure 1(a)). Large portions of negative (southward) IMF Bz on November 3 and 7 indicate the magnetic reconnection that leads to enhanced ring currents during main phases of the geomagnetic storms. This was similarly connected to comparatively high V_x (between 500 and 700 km/s on November 3–4, figure 1(b)). The profiles of SymH and a_p indices clearly characterize the two types of geomagnetic storms (figure 1(c)). The Storm-1 occurred on November 3 at 16:57 UT, with a minimum SymH of -77.7 nT, while Storm-2 occurred on November 7 at 17:20 UT, with a minimum SymH of -108 nT. Figure 1(d) depicts the variation in the ρ_A and ρ_B , which are measured in-situ using satellite data obtained every 30 seconds. The storm-time data of density enhancement events during the consecutive geomagnetic storms are listed in table 1.

Table 1. Summary results of the storm-time thermospheric density variations.

Storm ID	Altitude (km)	Density baseline (10^{-13} kg/m ³)	Maximum density (10^{-12} kg/m ³)	Density enhancement (%)	Storm-time of maximum density (UT)	Storm-time of minimum SymH (UT)
1	462	8.83 ± 0.938	1.50	69.4	17:35:00	17:35:00
	511	5.40 ± 0.847	1.04	92.8	18:22:00	17:35:00
2	462	7.70 ± 0.242	1.65	99.4	18:33:00	18:05:00
	511	4.66 ± 0.299	1.14	145	18:40:00	18:05:00

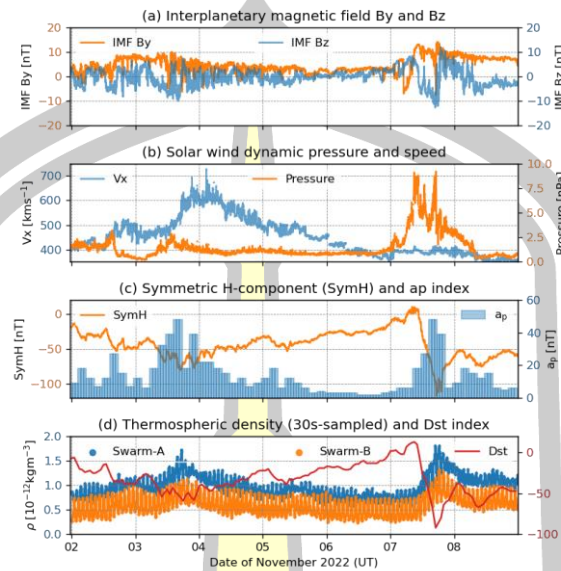


Figure 1. The OMNI solar wind plasma parameters and variations in the ρ_A and ρ_B from November 2 to November 8, 2022.

3.2. Auroral activity

The geomagnetic storms triggered intense aurora emissions, as seen in the selected images captured by the F17 DMSP/SSUSI on November 3 and November 7, 2022. Figures 2 and 3 show the auroral images at 04:47 UT and 07:18 UT, respectively, which depict a typical auroral pre-storm state. Subsequent images taken at 09:07 UT and 11:36 UT (figures 2 and 3) show strong aurora emissions in the southern hemisphere. At 15:01 UT (figure 2) and 19:10 UT (figure 3). In the northern hemisphere, an intensified auroral oval is observed. However, by 22:33 UT (figure 2) and 20:51 UT (figure 3), the auroral oval had diminished. The HSS-driven auroras persist longer than those caused by the CMEs and their variations strongly depend on the magnitude and strength of the storm. The connection between the auroral emissions and changes in the thermospheric density reveals characteristic responses to different types of the solar wind drivers.

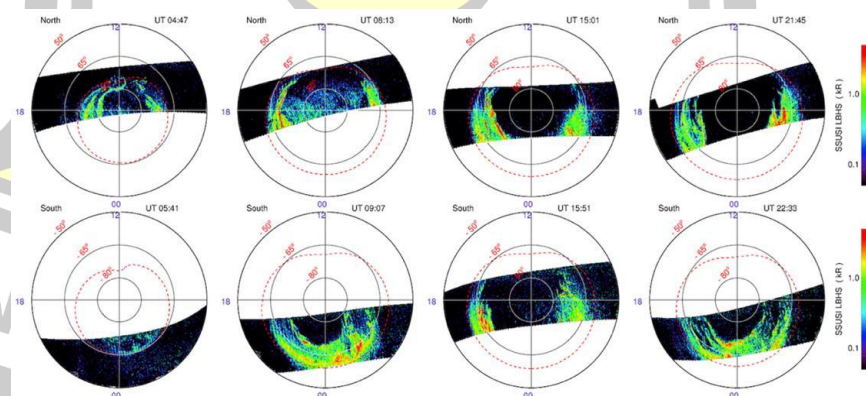


Figure 2. Selected auroral images taken on November 3, 2022, by F17 DMSP SSUSI.

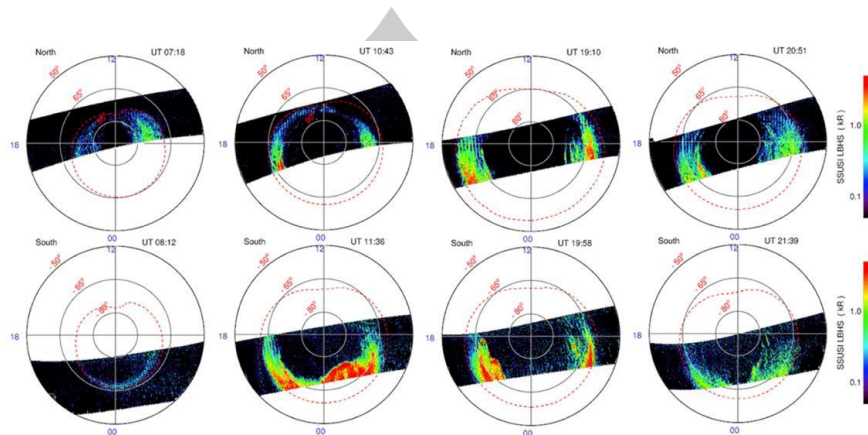


Figure 3. Selected auroral images taken on November 7, 2022, by F17 DMSP SSUSI.

3.3. Time delays

We conducted cross-correlation analyses to examine the relationship between the thermospheric density (ρ_A and ρ_B) and three geomagnetic indices, namely SymH (minutely sample and hour averaged), Dst (hourly sample), and a_p (three hourly sample) as shown in figure 4(b). We found that the correlation coefficient (r) between the ρ_A and ρ_B are strongest when the data were averaged over a three-hour sampling period. However, in terms of individual samples, we noted that the correlation between the thermospheric density and one-hour averaged SymH index is more appropriate than that of the Dst and a_p indices as shown in figure 4(d). Specifically, we computed the time delays of storm-time using the hourly moving average of the 30s- ρ_A and ρ_B and the 1-min SymH index data to determine the peak of the ρ_A and ρ_B . Figure 5 presents the time delay in the thermospheric density response to the geomagnetic storms as determined by cross-correlation analysis. For Storm-1, the time delays in the thermospheric density response at altitudes of 462 km and 511 km are zero (figure 5(a)) and ~47 minutes (figure 5(c)), respectively. For Storm-2, the corresponding time delays are respective ~28 minutes (figure 5(b)) and ~35 minutes (figure 5(d)).

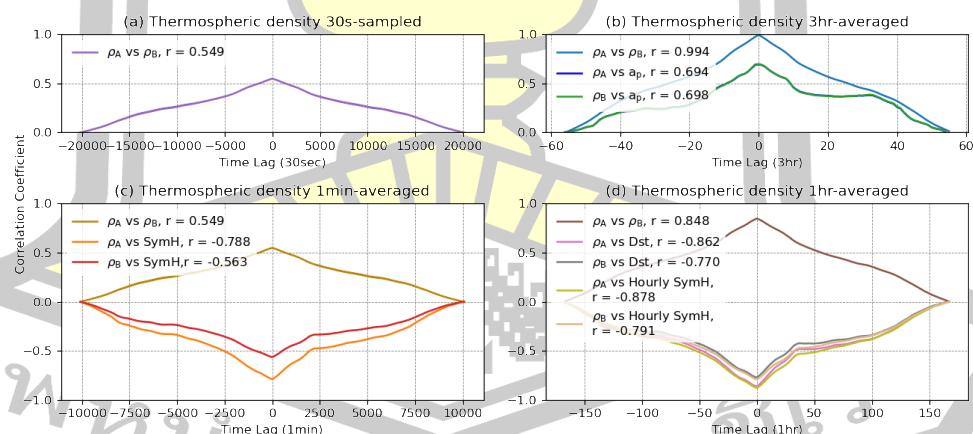


Figure 4. The cross-correlation of the ρ_A and ρ_B with three geomagnetic indices for the time lag analysis.

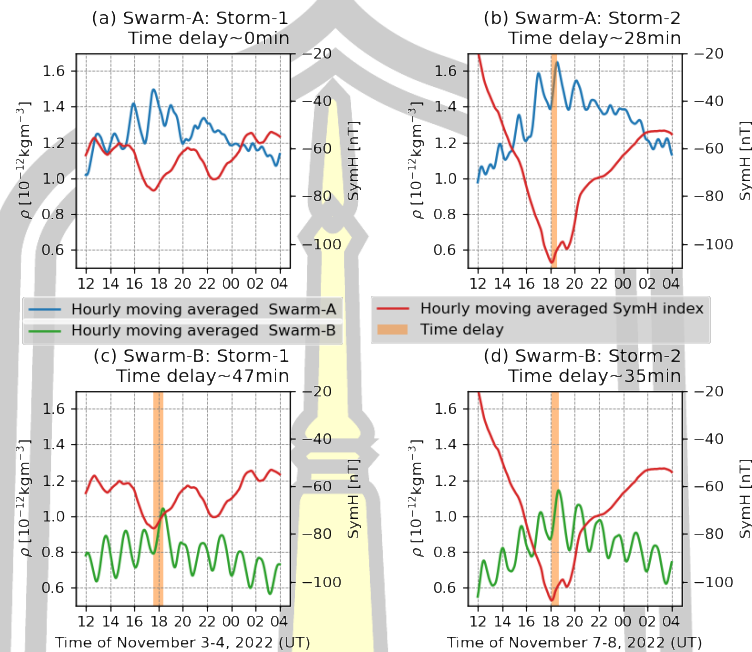


Figure 5. The fluctuations in the ρ_A , ρ_B , and the hourly moving averaged SymH index of Storm-1 and Storm-2.

4. Discussion and conclusions

In this study, we investigated the impact of two consecutive geomagnetic storms in November 2022 on the thermospheric density and auroral activity. From the selected events, our findings indicate that the thermospheric response depends on types of geomagnetic storms, with CME-driven storms exhibit stronger dynamic pressure and thermospheric density enhancements than HSS-driven storms. On November 3, 2022, the density increments by 69.4% and 92.8% are at 462 km and 511 km, while on November 7, 2022, by 99.4% and 145% are at those altitudes, respectively. The aspect suggests that effects of the CME-driven storms on the thermospheric responses are stronger in this case. The ionosphere and thermosphere are impacted by enhanced ring current (as indicated by strong SymH index) during intense geomagnetic storms such as CME-driven storms, resulting in changes in the ionospheric density and heating of the thermosphere [8]. Our results are consistent with previous reports, which have shown that the geomagnetic activity relates to the increased thermospheric density. For example, the CHAMP satellite data provided a global map of thermospheric density at 400 km altitude during three geomagnetic superstorms in 2003 [9,10], showing anomalous density distribution at low latitudes and structured density enhancements at high latitudes. Additionally, a correlation study of GRACE-A satellite-derived thermospheric density at 490 km during recurrent geomagnetic activity caused by HSSs showed long-lasting variations in latitudes and hemispheres, imprinting solar/geomagnetic activity [11].

This study found that auroral activities are typically stronger in CME-driven than in HSS-driven storms. We describe this feature by invoking two main forms of magnetospheric energy, particle precipitation and Joule heating. For the former, due to more intensive magnetic reconnection during the CME-storm, larger amount of energetic particles suddenly participated in the high-latitude thermosphere. For the latter, the solar wind can penetrate into the upper atmosphere through the magnetic reconnection then thermospheric density is driven by Joules heating and air upwelling during

geomagnetic storms [12]. Joules heating during the CME-storm is larger than during the HSS-storm in this study. DMSP data reveal a correlation between the intensity of aurora and increasing thermospheric density [7,13,14]. We also observed that the time delays for density response at different altitudes were different for HSS-driven and CME-driven storms, and that the response to CME-triggered storm was faster for Swarm-A than for Swarm-B. Time delays for the density response at 462 km were zero for Storm-1 and ~28 minutes for Storm-2, while at 511 km they were ~47 minutes for Storm-1 and ~35 minutes for Storm-2. This suggests that at higher altitude, the response time is longer and the thermosphere responded more rapidly to the CME storm. While the CMEs cause stronger geomagnetic activity, the role of HSSs is more important for geomagnetic activity in the long run as seen in the prolonged auroral activity. Typically, HSS causes intermittent magnetic reconnection over a longer period than during CME-storm and causes repetitive substorms that recurrently induced energetic electrons diffusing to the Earth [15], partially to the ring current. By investigating the response of the thermosphere to different types of geomagnetic storms, we can improve understanding how to predict and mitigate the impact of space weather on satellite orbits, collision avoidance, and re-entry predictions.

Acknowledgments

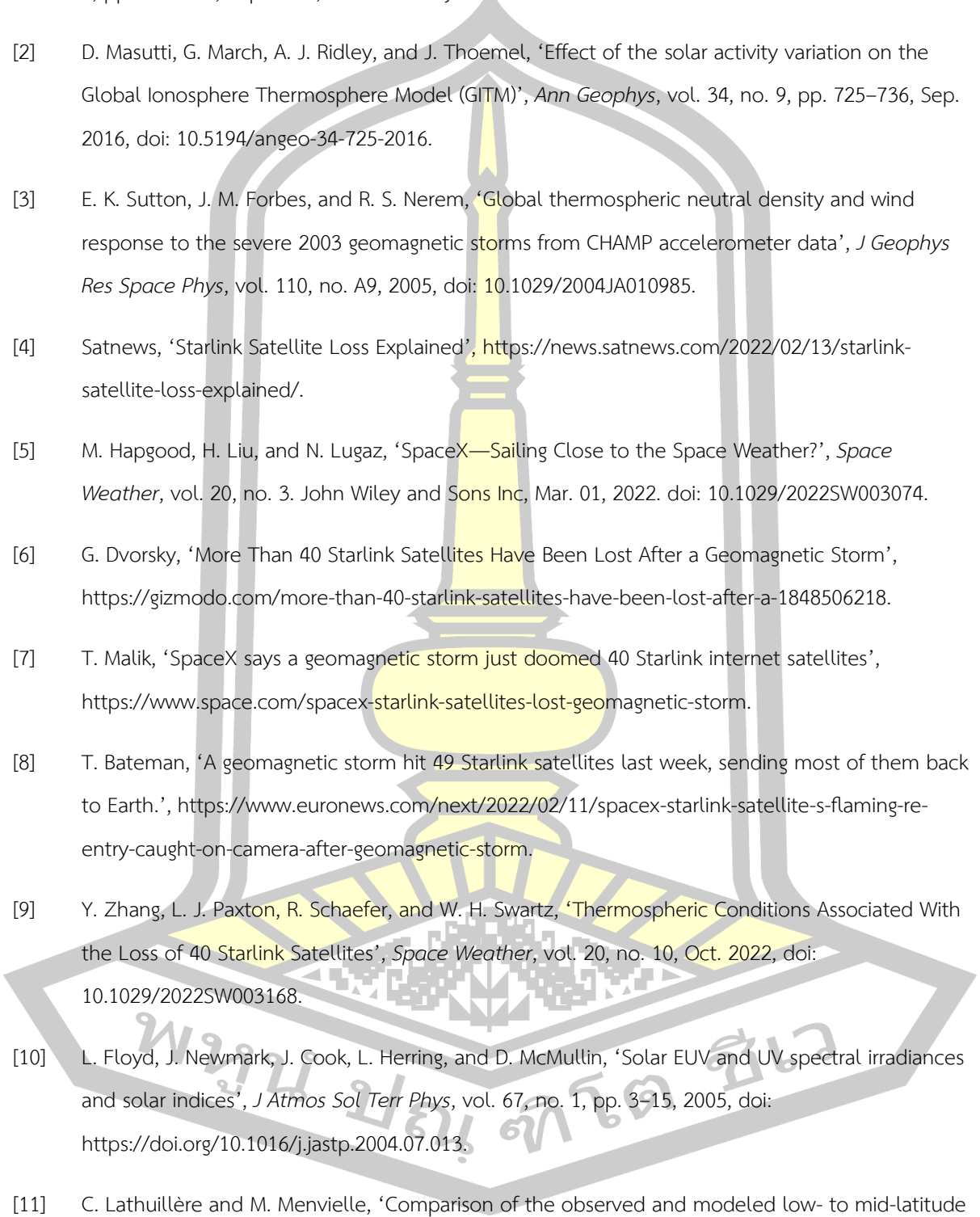
We are grateful to the Special Sensor Ultraviolet Spectrographic Imager (SSUSI) mission. The auroral images from F17 DMSP/SSUSI data are available at <https://ssusi.jhuapl.edu>. The OMNI data were obtained from the GSFC/SPDF OMNIWeb interface. This research is being funded by the National Astronomical Research Institute of Thailand (Public Organization), the Space Technology and Geoinformatics Section, Mahasarakham University, Thailand.

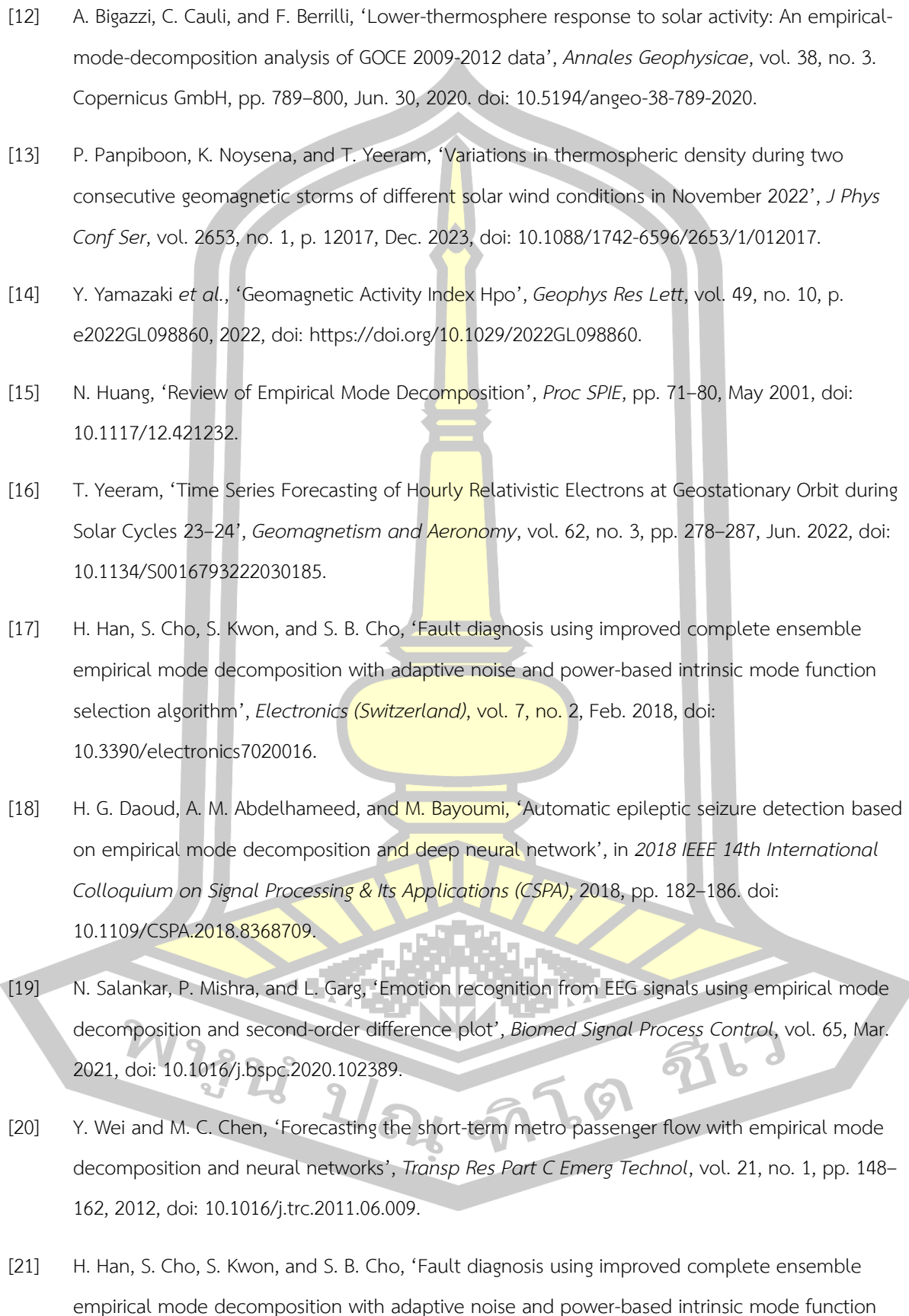
References

- [1] Knipp D J, Tobiska W K and Emery B A 2004 *Sol. Phys.* **224** 495
- [2] Prölss G W 2011 *Surv. Geophys.* **32** 101
- [3] Quin L and Solomon S C 2012 *Space Sci. Rev.* **168** 147
- [4] Borovsky J E and Denton M H 2006 *J. Geophys. Res.* **111** 1
- [5] Denton M H, Borovsky J E, Skoug R M and Thomsen M 2006 *J. Geophys. Res.* **111** 1
- [6] Hapgood M, Liu H and Lugaz N 2022 *Space Weather* **20** e2022SW003074
- [7] Zhang Y, Paxton L J, Schaefer R and Swartz W H 2022 *Space Weather* **20** 1
- [8] Ganushkina N, Jaynes A and Liemohn M 2017 *Space Sci. Rev.* **212** 1315
- [9] Liu H, Lühr H, Henize V and Kohler W 2005 *J. Geophys. Res.* **110** 1
- [10] Liu H and Lühr H 2005 *J. Geophys. Res.* **110** 1
- [11] Verbanac G, Bandić M and Krauss S 2022 *Adv. Space Res.* **69** 4335
- [12] Bruinsma S, Forbes J, Nerem R and Zhang X 2006 *J. Geophys. Res.* **111** 1
- [13] Zhang Y and Paxton L J 2008 *J. Atmos. Sol. Terr. Phys.* **70** 1231
- [14] Paxton L J, Schaefer R K, Zhang Y, Kil H and Hicks J E 2018 *Johns Hopkins APL Tech. Dig.* **34** 388
- [15] Yeeram T 2020 *Astrophys. Space Sci.* **365** 86

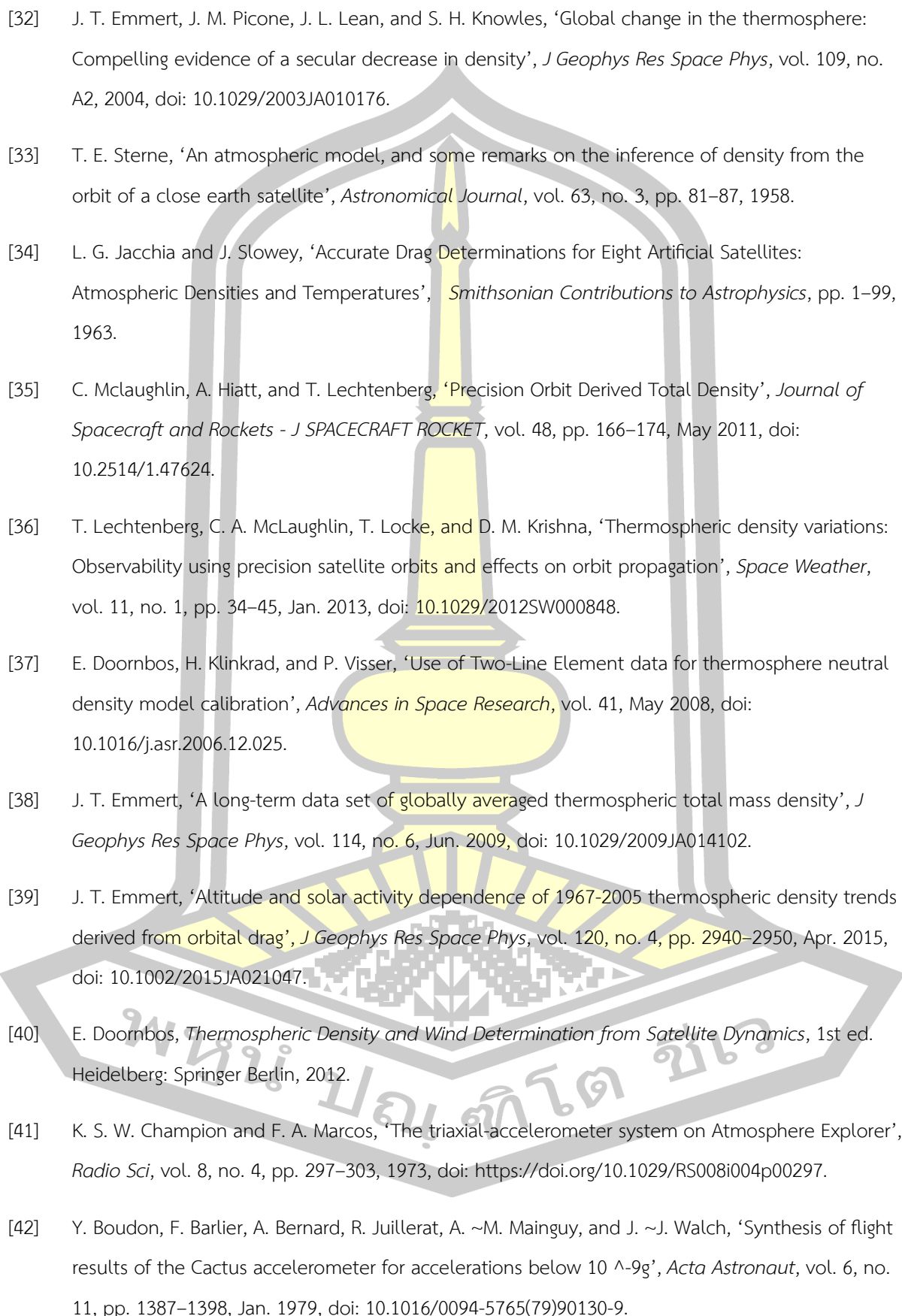
บรรณานุกรม

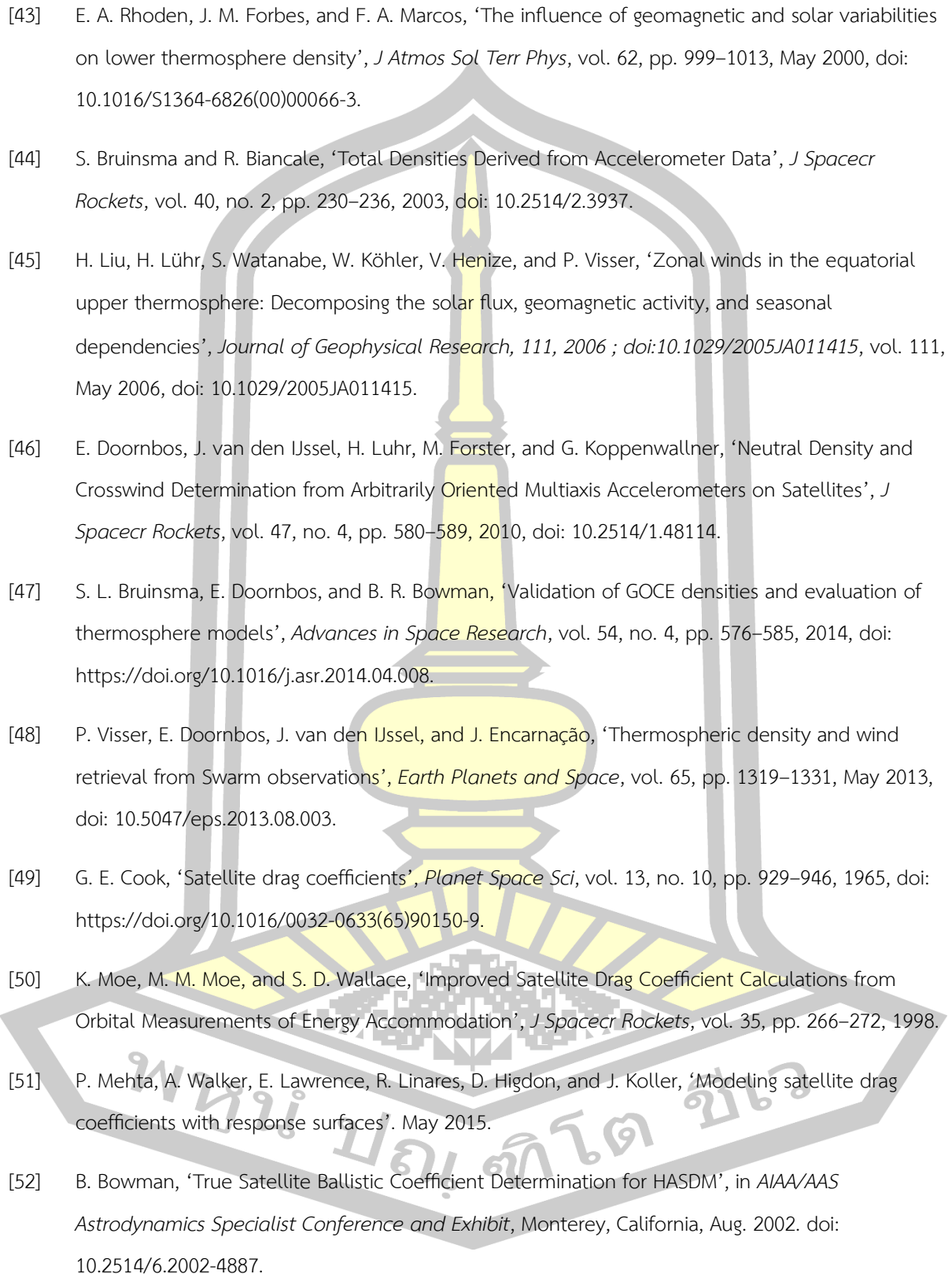


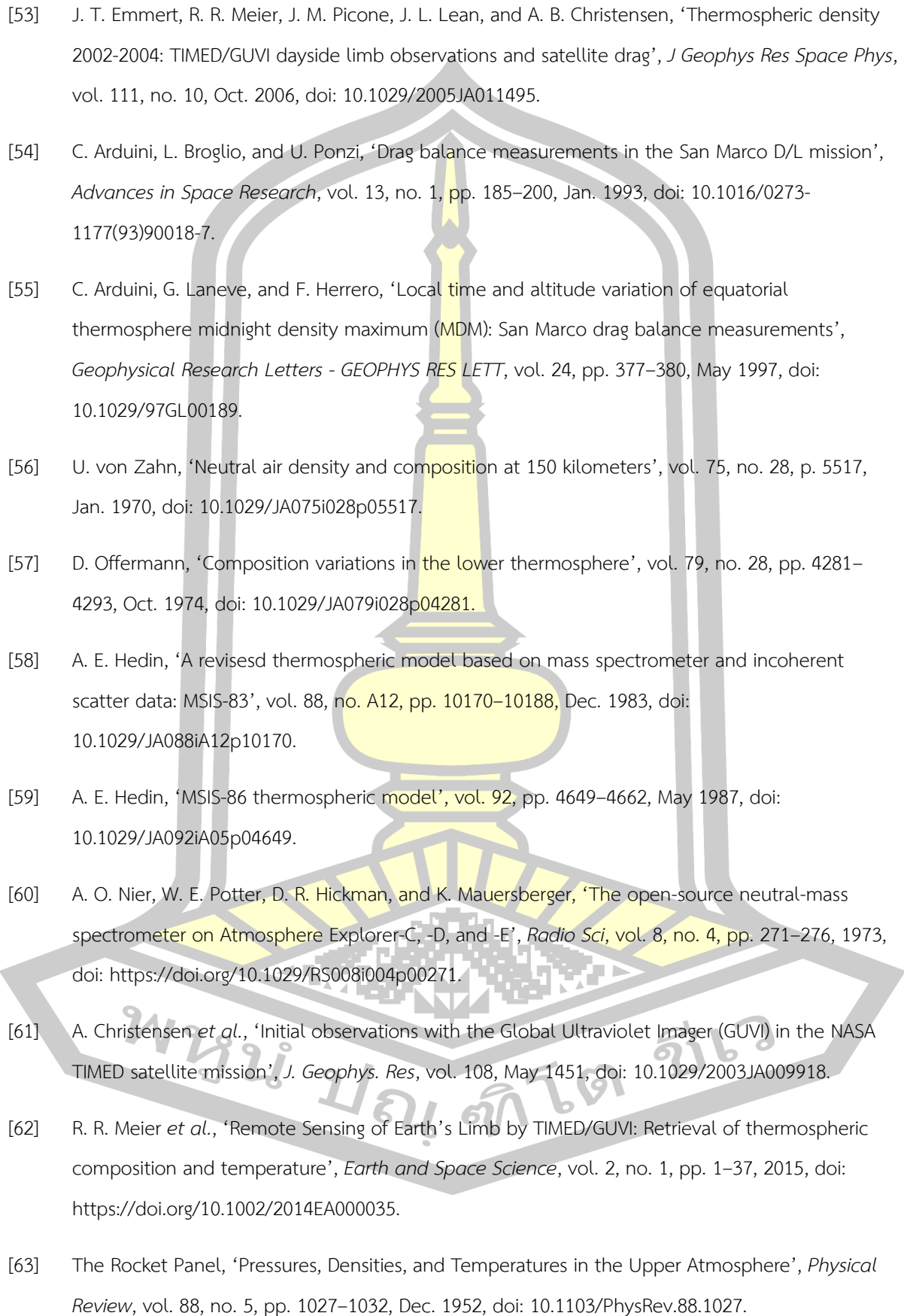
- 
- [1] J. T. Emmert, 'Thermospheric mass density: A review', *Advances in Space Research*, vol. 56, no. 5, pp. 773–824, Sep. 2015, doi: 10.1016/j.asr.2015.05.038.
- [2] D. Masutti, G. March, A. J. Ridley, and J. Thoemel, 'Effect of the solar activity variation on the Global Ionosphere Thermosphere Model (GITM)', *Ann Geophys*, vol. 34, no. 9, pp. 725–736, Sep. 2016, doi: 10.5194/angeo-34-725-2016.
- [3] E. K. Sutton, J. M. Forbes, and R. S. Nerem, 'Global thermospheric neutral density and wind response to the severe 2003 geomagnetic storms from CHAMP accelerometer data', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 110, no. A9, 2005, doi: 10.1029/2004JA010985.
- [4] Satnews, 'Starlink Satellite Loss Explained', <https://news.satnews.com/2022/02/13/starlink-satellite-loss-explained/>.
- [5] M. Hapgood, H. Liu, and N. Lugaz, 'SpaceX—Sailing Close to the Space Weather?', *Space Weather*, vol. 20, no. 3. John Wiley and Sons Inc, Mar. 01, 2022. doi: 10.1029/2022SW003074.
- [6] G. Dvorsky, 'More Than 40 Starlink Satellites Have Been Lost After a Geomagnetic Storm', <https://gizmodo.com/more-than-40-starlink-satellites-have-been-lost-after-a-1848506218>.
- [7] T. Malik, 'SpaceX says a geomagnetic storm just doomed 40 Starlink internet satellites', <https://www.space.com/spacex-starlink-satellites-lost-geomagnetic-storm>.
- [8] T. Bateman, 'A geomagnetic storm hit 49 Starlink satellites last week, sending most of them back to Earth.', <https://www.euronews.com/next/2022/02/11/spacex-starlink-satellite-s-flaming-re-entry-caught-on-camera-after-geomagnetic-storm>.
- [9] Y. Zhang, L. J. Paxton, R. Schaefer, and W. H. Swartz, 'Thermospheric Conditions Associated With the Loss of 40 Starlink Satellites', *Space Weather*, vol. 20, no. 10, Oct. 2022, doi: 10.1029/2022SW003168.
- [10] L. Floyd, J. Newmark, J. Cook, L. Herring, and D. McMullin, 'Solar EUV and UV spectral irradiances and solar indices', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 67, no. 1, pp. 3–15, 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2004.07.013>.
- [11] C. Lathuillère and M. Menvielle, 'Comparison of the observed and modeled low- to mid-latitude thermosphere response to magnetic activity: Effects of solar cycle and disturbance time delay', *Advances in Space Research*, vol. 45, no. 9, pp. 1093–1100, 2010, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2009.08.016>.

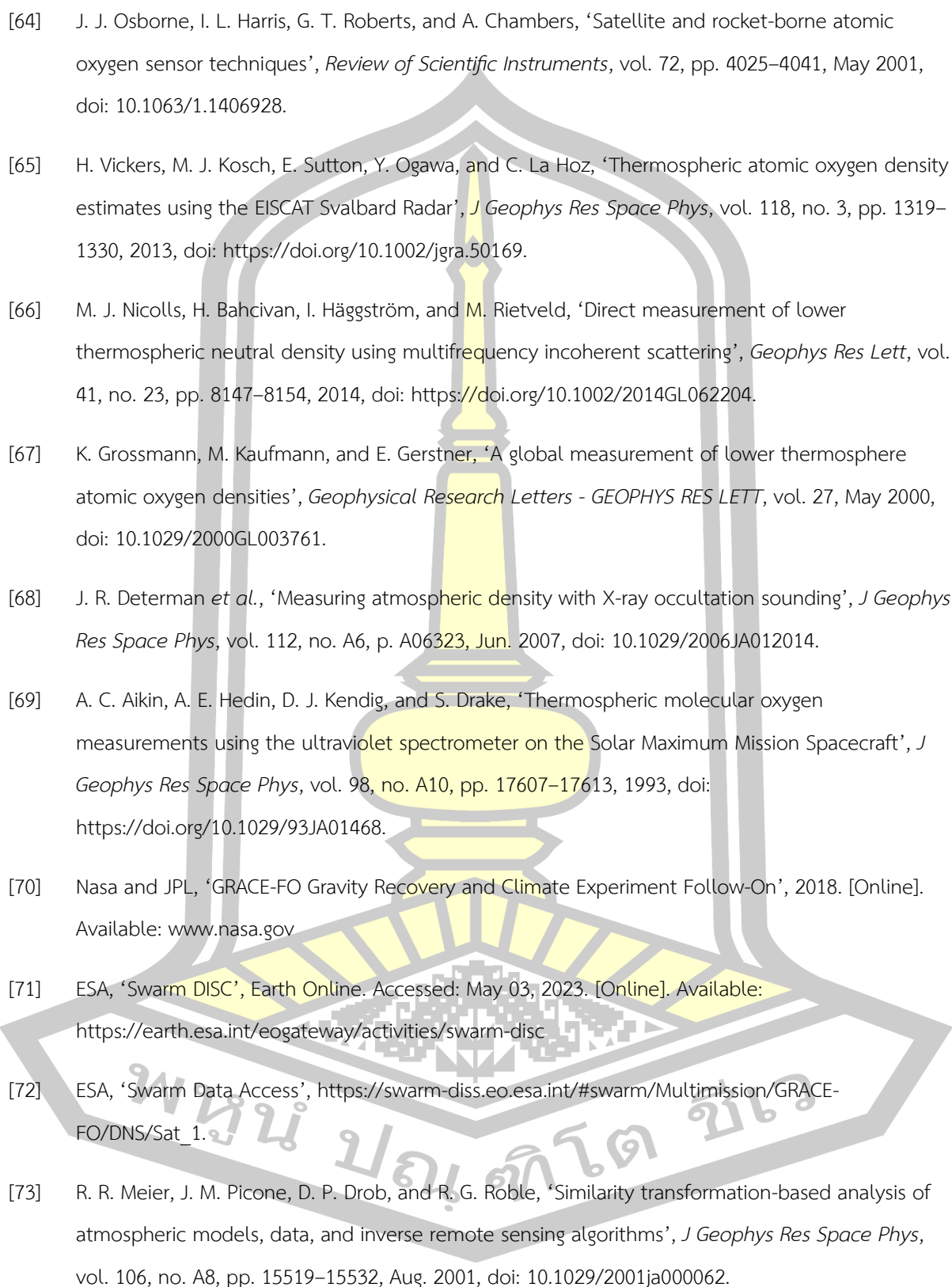
- 
- [12] A. Bigazzi, C. Cauli, and F. Berrilli, 'Lower-thermosphere response to solar activity: An empirical-mode-decomposition analysis of GOCE 2009-2012 data', *Annales Geophysicae*, vol. 38, no. 3. Copernicus GmbH, pp. 789–800, Jun. 30, 2020. doi: 10.5194/angeo-38-789-2020.
- [13] P. Panpiboon, K. Noysena, and T. Yeeram, 'Variations in thermospheric density during two consecutive geomagnetic storms of different solar wind conditions in November 2022', *J Phys Conf Ser*, vol. 2653, no. 1, p. 12017, Dec. 2023, doi: 10.1088/1742-6596/2653/1/012017.
- [14] Y. Yamazaki *et al.*, 'Geomagnetic Activity Index H_{po}', *Geophys Res Lett*, vol. 49, no. 10, p. e2022GL098860, 2022, doi: <https://doi.org/10.1029/2022GL098860>.
- [15] N. Huang, 'Review of Empirical Mode Decomposition', *Proc SPIE*, pp. 71–80, May 2001, doi: 10.1117/12.421232.
- [16] T. Yeeram, 'Time Series Forecasting of Hourly Relativistic Electrons at Geostationary Orbit during Solar Cycles 23–24', *Geomagnetism and Aeronomy*, vol. 62, no. 3, pp. 278–287, Jun. 2022, doi: 10.1134/S0016793222030185.
- [17] H. Han, S. Cho, S. Kwon, and S. B. Cho, 'Fault diagnosis using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and power-based intrinsic mode function selection algorithm', *Electronics (Switzerland)*, vol. 7, no. 2, Feb. 2018, doi: 10.3390/electronics7020016.
- [18] H. G. Daoud, A. M. Abdelhameed, and M. Bayoumi, 'Automatic epileptic seizure detection based on empirical mode decomposition and deep neural network', in *2018 IEEE 14th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 2018, pp. 182–186. doi: 10.1109/CSPA.2018.8368709.
- [19] N. Salankar, P. Mishra, and L. Garg, 'Emotion recognition from EEG signals using empirical mode decomposition and second-order difference plot', *Biomed Signal Process Control*, vol. 65, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102389.
- [20] Y. Wei and M. C. Chen, 'Forecasting the short-term metro passenger flow with empirical mode decomposition and neural networks', *Transp Res Part C Emerg Technol*, vol. 21, no. 1, pp. 148–162, 2012, doi: 10.1016/j.trc.2011.06.009.
- [21] H. Han, S. Cho, S. Kwon, and S. B. Cho, 'Fault diagnosis using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and power-based intrinsic mode function

- selection algorithm', *Electronics (Switzerland)*, vol. 7, no. 2, Feb. 2018, doi: 10.3390/electronics7020016.
- [22] H. G. Daoud, A. M. Abdelhameed, and M. Bayoumi, 'Automatic epileptic seizure detection based on empirical mode decomposition and deep neural network', in *2018 IEEE 14th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 2018, pp. 182–186. doi: 10.1109/CSPA.2018.8368709.
- [23] N. Salankar, P. Mishra, and L. Garg, 'Emotion recognition from EEG signals using empirical mode decomposition and second-order difference plot', *Biomed Signal Process Control*, vol. 65, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102389.
- [24] Y. Wei and M. C. Chen, 'Forecasting the short-term metro passenger flow with empirical mode decomposition and neural networks', *Transp Res Part C Emerg Technol*, vol. 21, no. 1, pp. 148–162, 2012, doi: 10.1016/j.trc.2011.06.009.
- [25] P. Wang *et al.*, 'The Short-Time Prediction of Thermospheric Mass Density Based on Ensemble-Transfer Learning', *Space Weather*, vol. 21, no. 10, p. e2023SW003576, 2023, doi: <https://doi.org/10.1029/2023SW003576>.
- [26] A. Hu, E. Camporeale, and B. Swiger, 'Multi-Hour-Ahead Dst Index Prediction Using Multi-Fidelity Boosted Neural Networks', *Space Weather*, vol. 21, no. 4, p. e2022SW003286, 2023, doi: <https://doi.org/10.1029/2022SW003286>.
- [27] P. L. Seabe, C. R. B. Moutsinga, and E. Pindza, 'Forecasting Cryptocurrency Prices Using LSTM, GRU, and Bi-Directional LSTM: A Deep Learning Approach', *Fractal and Fractional*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.3390/fractalfract7020203.
- [28] L. Qian and S. Solomon, 'Thermospheric Density: An Overview of Temporal and Spatial Variations', *Space Science Reviews - SPACE SCI REV*, vol. 168, pp. 1–27, May 2011, doi: 10.1007/s11214-011-9810-z.
- [29] D. Vallado, 'Fundamentals of Astrodynamics and Applications Change Summary', 2001.
- [30] D. King-Hele, *Satellite orbits in an atmosphere. Theory and applications*. 1987.
- [31] J. M. Picone, J. T. Emmert, and J. L. Lean, 'Thermospheric densities derived from spacecraft orbits: Accurate processing of two-line element sets', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 110, no. A3, 2005, doi: 10.1029/2004JA010585.

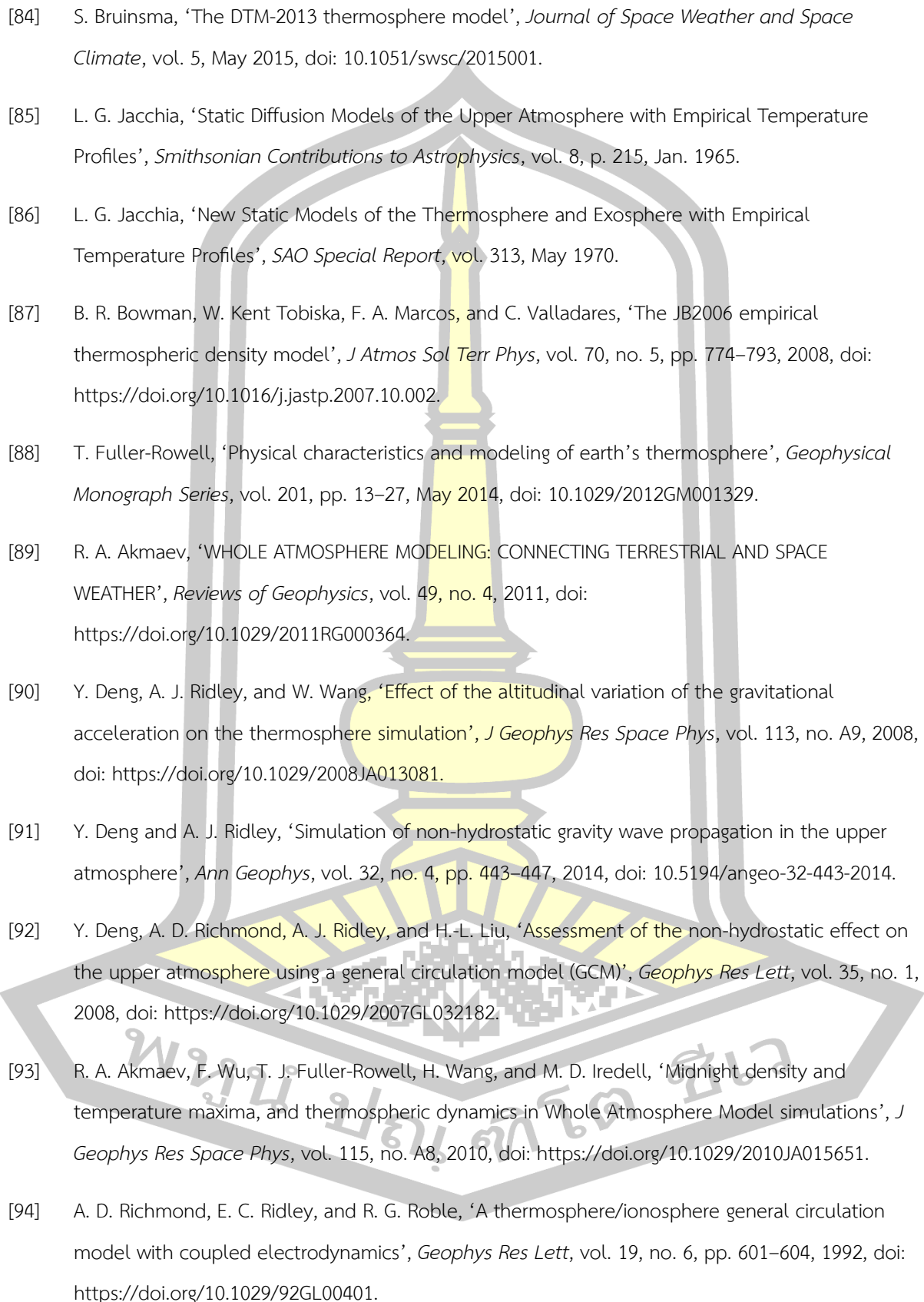
- 
- [32] J. T. Emmert, J. M. Picone, J. L. Lean, and S. H. Knowles, 'Global change in the thermosphere: Compelling evidence of a secular decrease in density', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 109, no. A2, 2004, doi: 10.1029/2003JA010176.
- [33] T. E. Sterne, 'An atmospheric model, and some remarks on the inference of density from the orbit of a close earth satellite', *Astronomical Journal*, vol. 63, no. 3, pp. 81–87, 1958.
- [34] L. G. Jacchia and J. Slowey, 'Accurate Drag Determinations for Eight Artificial Satellites: Atmospheric Densities and Temperatures', *Smithsonian Contributions to Astrophysics*, pp. 1–99, 1963.
- [35] C. McLaughlin, A. Hiatt, and T. Lechtenberg, 'Precision Orbit Derived Total Density', *Journal of Spacecraft and Rockets - J SPACECRAFT ROCKET*, vol. 48, pp. 166–174, May 2011, doi: 10.2514/1.47624.
- [36] T. Lechtenberg, C. A. McLaughlin, T. Locke, and D. M. Krishna, 'Thermospheric density variations: Observability using precision satellite orbits and effects on orbit propagation', *Space Weather*, vol. 11, no. 1, pp. 34–45, Jan. 2013, doi: 10.1029/2012SW000848.
- [37] E. Doornbos, H. Klinkrad, and P. Visser, 'Use of Two-Line Element data for thermosphere neutral density model calibration', *Advances in Space Research*, vol. 41, May 2008, doi: 10.1016/j.asr.2006.12.025.
- [38] J. T. Emmert, 'A long-term data set of globally averaged thermospheric total mass density', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 114, no. 6, Jun. 2009, doi: 10.1029/2009JA014102.
- [39] J. T. Emmert, 'Altitude and solar activity dependence of 1967–2005 thermospheric density trends derived from orbital drag', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 120, no. 4, pp. 2940–2950, Apr. 2015, doi: 10.1002/2015JA021047.
- [40] E. Doornbos, *Thermospheric Density and Wind Determination from Satellite Dynamics*, 1st ed. Heidelberg: Springer Berlin, 2012.
- [41] K. S. W. Champion and F. A. Marcos, 'The triaxial-accelerometer system on Atmosphere Explorer', *Radio Sci*, vol. 8, no. 4, pp. 297–303, 1973, doi: <https://doi.org/10.1029/RS008i004p00297>.
- [42] Y. Boudon, F. Barlier, A. Bernard, R. Juillerat, A. ~M. Mainguy, and J. ~J. Walch, 'Synthesis of flight results of the Cactus accelerometer for accelerations below $10^{-9}g$ ', *Acta Astronaut*, vol. 6, no. 11, pp. 1387–1398, Jan. 1979, doi: 10.1016/0094-5765(79)90130-9.

- 
- [43] E. A. Rhoden, J. M. Forbes, and F. A. Marcos, 'The influence of geomagnetic and solar variabilities on lower thermosphere density', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 62, pp. 999–1013, May 2000, doi: 10.1016/S1364-6826(00)00066-3.
- [44] S. Bruinsma and R. Biancale, 'Total Densities Derived from Accelerometer Data', *J Spacecr Rockets*, vol. 40, no. 2, pp. 230–236, 2003, doi: 10.2514/2.3937.
- [45] H. Liu, H. Lühr, S. Watanabe, W. Köhler, V. Henize, and P. Visser, 'Zonal winds in the equatorial upper thermosphere: Decomposing the solar flux, geomagnetic activity, and seasonal dependencies', *Journal of Geophysical Research*, 111, 2006 ; doi:10.1029/2005JA011415, vol. 111, May 2006, doi: 10.1029/2005JA011415.
- [46] E. Doornbos, J. van den IJssel, H. Luhr, M. Forster, and G. Koppenwallner, 'Neutral Density and Crosswind Determination from Arbitrarily Oriented Multiaxis Accelerometers on Satellites', *J Spacecr Rockets*, vol. 47, no. 4, pp. 580–589, 2010, doi: 10.2514/1.48114.
- [47] S. L. Bruinsma, E. Doornbos, and B. R. Bowman, 'Validation of GOCE densities and evaluation of thermosphere models', *Advances in Space Research*, vol. 54, no. 4, pp. 576–585, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2014.04.008>.
- [48] P. Visser, E. Doornbos, J. van den IJssel, and J. Encarnação, 'Thermospheric density and wind retrieval from Swarm observations', *Earth Planets and Space*, vol. 65, pp. 1319–1331, May 2013, doi: 10.5047/eps.2013.08.003.
- [49] G. E. Cook, 'Satellite drag coefficients', *Planet Space Sci*, vol. 13, no. 10, pp. 929–946, 1965, doi: [https://doi.org/10.1016/0032-0633\(65\)90150-9](https://doi.org/10.1016/0032-0633(65)90150-9).
- [50] K. Moe, M. M. Moe, and S. D. Wallace, 'Improved Satellite Drag Coefficient Calculations from Orbital Measurements of Energy Accommodation', *J Spacecr Rockets*, vol. 35, pp. 266–272, 1998.
- [51] P. Mehta, A. Walker, E. Lawrence, R. Linares, D. Higdon, and J. Koller, 'Modeling satellite drag coefficients with response surfaces'. May 2015.
- [52] B. Bowman, 'True Satellite Ballistic Coefficient Determination for HASDM', in *AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference and Exhibit*, Monterey, California, Aug. 2002. doi: 10.2514/6.2002-4887.

- 
- [53] J. T. Emmert, R. R. Meier, J. M. Picone, J. L. Lean, and A. B. Christensen, 'Thermospheric density 2002-2004: TIMED/GUVI dayside limb observations and satellite drag', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 111, no. 10, Oct. 2006, doi: 10.1029/2005JA011495.
- [54] C. Arduini, L. Broglio, and U. Ponzi, 'Drag balance measurements in the San Marco D/L mission', *Advances in Space Research*, vol. 13, no. 1, pp. 185–200, Jan. 1993, doi: 10.1016/0273-1177(93)90018-7.
- [55] C. Arduini, G. Laneve, and F. Herrero, 'Local time and altitude variation of equatorial thermosphere midnight density maximum (MDM): San Marco drag balance measurements', *Geophysical Research Letters - GEOPHYS RES LETT*, vol. 24, pp. 377–380, May 1997, doi: 10.1029/97GL00189.
- [56] U. von Zahn, 'Neutral air density and composition at 150 kilometers', vol. 75, no. 28, p. 5517, Jan. 1970, doi: 10.1029/JA075i028p05517.
- [57] D. Offermann, 'Composition variations in the lower thermosphere', vol. 79, no. 28, pp. 4281–4293, Oct. 1974, doi: 10.1029/JA079i028p04281.
- [58] A. E. Hedin, 'A revised thermospheric model based on mass spectrometer and incoherent scatter data: MSIS-83', vol. 88, no. A12, pp. 10170–10188, Dec. 1983, doi: 10.1029/JA088iA12p10170.
- [59] A. E. Hedin, 'MSIS-86 thermospheric model', vol. 92, pp. 4649–4662, May 1987, doi: 10.1029/JA092iA05p04649.
- [60] A. O. Nier, W. E. Potter, D. R. Hickman, and K. Mauersberger, 'The open-source neutral-mass spectrometer on Atmosphere Explorer-C, -D, and -E', *Radio Sci*, vol. 8, no. 4, pp. 271–276, 1973, doi: <https://doi.org/10.1029/RS008i004p00271>.
- [61] A. Christensen *et al.*, 'Initial observations with the Global Ultraviolet Imager (GUVI) in the NASA TIMED satellite mission', *J. Geophys. Res.*, vol. 108, May 1451, doi: 10.1029/2003JA009918.
- [62] R. R. Meier *et al.*, 'Remote Sensing of Earth's Limb by TIMED/GUVI: Retrieval of thermospheric composition and temperature', *Earth and Space Science*, vol. 2, no. 1, pp. 1–37, 2015, doi: <https://doi.org/10.1002/2014EA000035>.
- [63] The Rocket Panel, 'Pressures, Densities, and Temperatures in the Upper Atmosphere', *Physical Review*, vol. 88, no. 5, pp. 1027–1032, Dec. 1952, doi: 10.1103/PhysRev.88.1027.

- 
- [64] J. J. Osborne, I. L. Harris, G. T. Roberts, and A. Chambers, 'Satellite and rocket-borne atomic oxygen sensor techniques', *Review of Scientific Instruments*, vol. 72, pp. 4025–4041, May 2001, doi: 10.1063/1.1406928.
- [65] H. Vickers, M. J. Kosch, E. Sutton, Y. Ogawa, and C. La Hoz, 'Thermospheric atomic oxygen density estimates using the EISCAT Svalbard Radar', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 118, no. 3, pp. 1319–1330, 2013, doi: <https://doi.org/10.1002/jgra.50169>.
- [66] M. J. Nicolls, H. Bahcivan, I. Häggström, and M. Rietveld, 'Direct measurement of lower thermospheric neutral density using multifrequency incoherent scattering', *Geophys Res Lett*, vol. 41, no. 23, pp. 8147–8154, 2014, doi: <https://doi.org/10.1002/2014GL062204>.
- [67] K. Grossmann, M. Kaufmann, and E. Gerstner, 'A global measurement of lower thermosphere atomic oxygen densities', *Geophysical Research Letters - GEOPHYS RES LETT*, vol. 27, May 2000, doi: 10.1029/2000GL003761.
- [68] J. R. Determan *et al.*, 'Measuring atmospheric density with X-ray occultation sounding', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 112, no. A6, p. A06323, Jun. 2007, doi: 10.1029/2006JA012014.
- [69] A. C. Aikin, A. E. Hedin, D. J. Kendig, and S. Drake, 'Thermospheric molecular oxygen measurements using the ultraviolet spectrometer on the Solar Maximum Mission Spacecraft', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 98, no. A10, pp. 17607–17613, 1993, doi: <https://doi.org/10.1029/93JA01468>.
- [70] Nasa and JPL, 'GRACE-FO Gravity Recovery and Climate Experiment Follow-On', 2018. [Online]. Available: www.nasa.gov
- [71] ESA, 'Swarm DISC', Earth Online. Accessed: May 03, 2023. [Online]. Available: <https://earth.esa.int/eogateway/activities/swarm-disc>
- [72] ESA, 'Swarm Data Access', https://swarm-diss.eo.esa.int/#swarm/Multimission/GRACE-FO/DNS/Sat_1.
- [73] R. R. Meier, J. M. Picone, D. P. Drob, and R. G. Roble, 'Similarity transformation-based analysis of atmospheric models, data, and inverse remote sensing algorithms', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 106, no. A8, pp. 15519–15532, Aug. 2001, doi: 10.1029/2001ja000062.

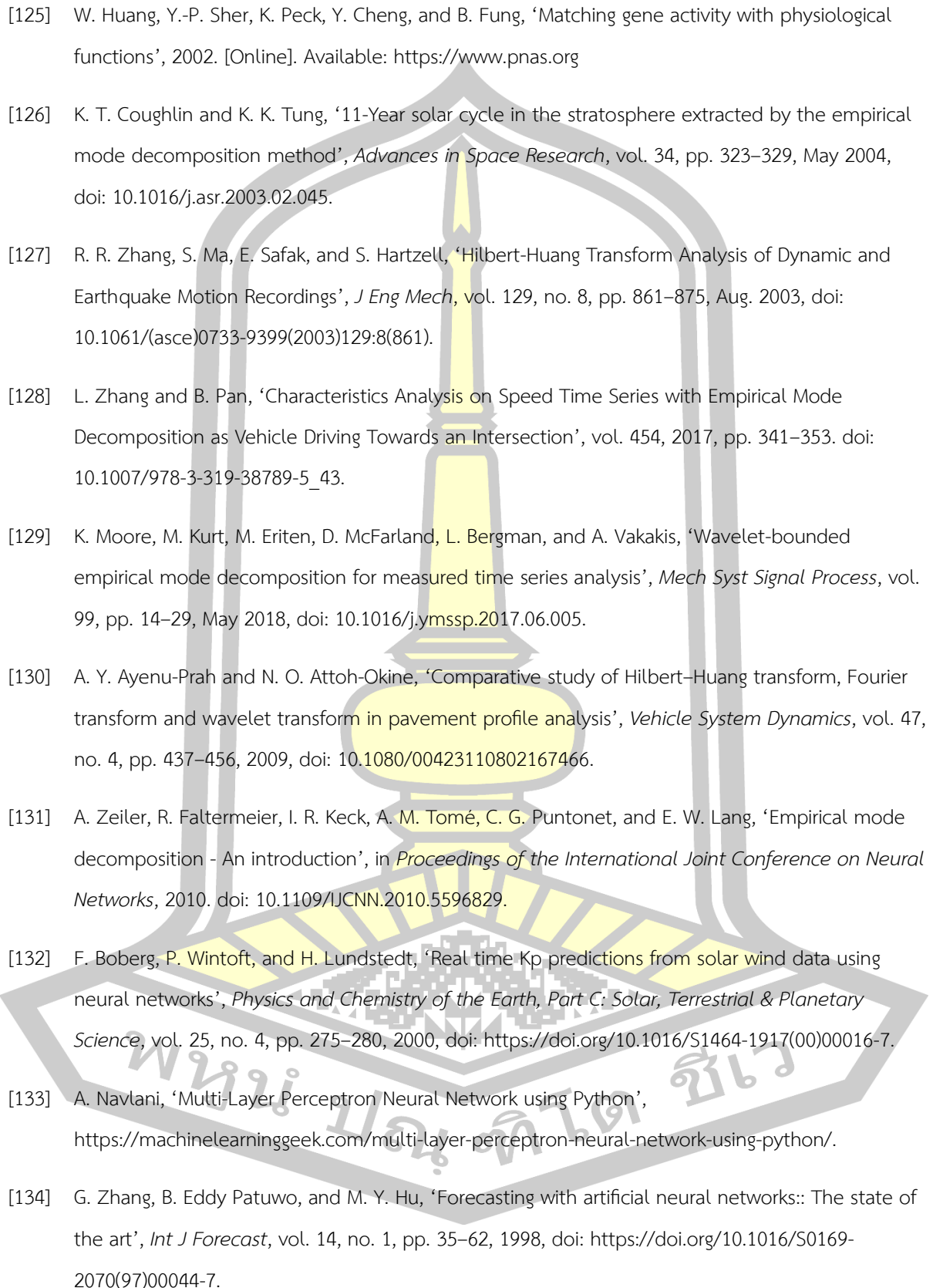
- [74] J. P. Thayer, X. Liu, J. Lei, M. Pilinski, and A. G. Burns, 'The impact of helium on thermosphere mass density response to geomagnetic activity during the recent solar minimum', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 117, no. A7, 2012, doi: <https://doi.org/10.1029/2012JA017832>.
- [75] D. R. Bates, 'Some Problems concerning the Terrestrial Atmosphere above about the 100 km Level', *Proceedings of the Royal Society of London Series A*, vol. 253, no. 1275, pp. 451–462, Dec. 1959, doi: 10.1098/rspa.1959.0207.
- [76] L. G. Jacchia, 'Revised Static Models of the Thermosphere and Exosphere with Empirical Temperature Profiles', *SAO Special Report*, vol. 332, May 1971.
- [77] M. G. Mlynczak *et al.*, 'Observations of infrared radiative cooling in the thermosphere on daily to multiyear timescales from the TIMED/SABER instrument', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 115, no. A3, 2010, doi: <https://doi.org/10.1029/2009JA014713>.
- [78] A. E. Hedin, 'Extension of the MSIS Thermosphere Model into the middle and lower atmosphere', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 96, no. A2, pp. 1159–1172, 1991, doi: <https://doi.org/10.1029/90JA02125>.
- [79] A. E. Hedin *et al.*, 'A global thermospheric model based on mass spectrometer and incoherent scatter data MSIS, 2. Composition', vol. 82, no. 16, p. 2148, Jun. 1977, doi: 10.1029/JA082i016p02148.
- [80] A. E. Hedin *et al.*, 'A global thermospheric model based on mass spectrometer and incoherent scatter data MSIS, 1. N₂ density and temperature', *Journal of Geophysical Research (1896-1977)*, vol. 82, no. 16, pp. 2139–2147, 1977, doi: <https://doi.org/10.1029/JA082i016p02139>.
- [81] J. M. Picone, A. E. Hedin, D. P. Drob, and A. C. Aikin, 'NRLMSISE-00 empirical model of the atmosphere: Statistical comparisons and scientific issues', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 107, no. A12, p. SIA 15-1-SIA 15-16, 2002, doi: <https://doi.org/10.1029/2002JA009430>.
- [82] F. Barlier, C. Berger, J. L. Falin, G. Köckarts, and G. Thuillier, 'A thermospheric model based on satellite drag data.', *Annales de Geophysique*, vol. 34, pp. 9–24, Mar. 1978.
- [83] S. Bruinsma, N. Sánchez-Ortiz, E. Olmedo, and N. Guijarro, 'Evaluation of the DTM-2009 thermosphere model for benchmarking purposes', *Journal of Space Weather and Space Climate*, vol. 2, p. 4, May 2012, doi: 10.1051/swsc/2012005.

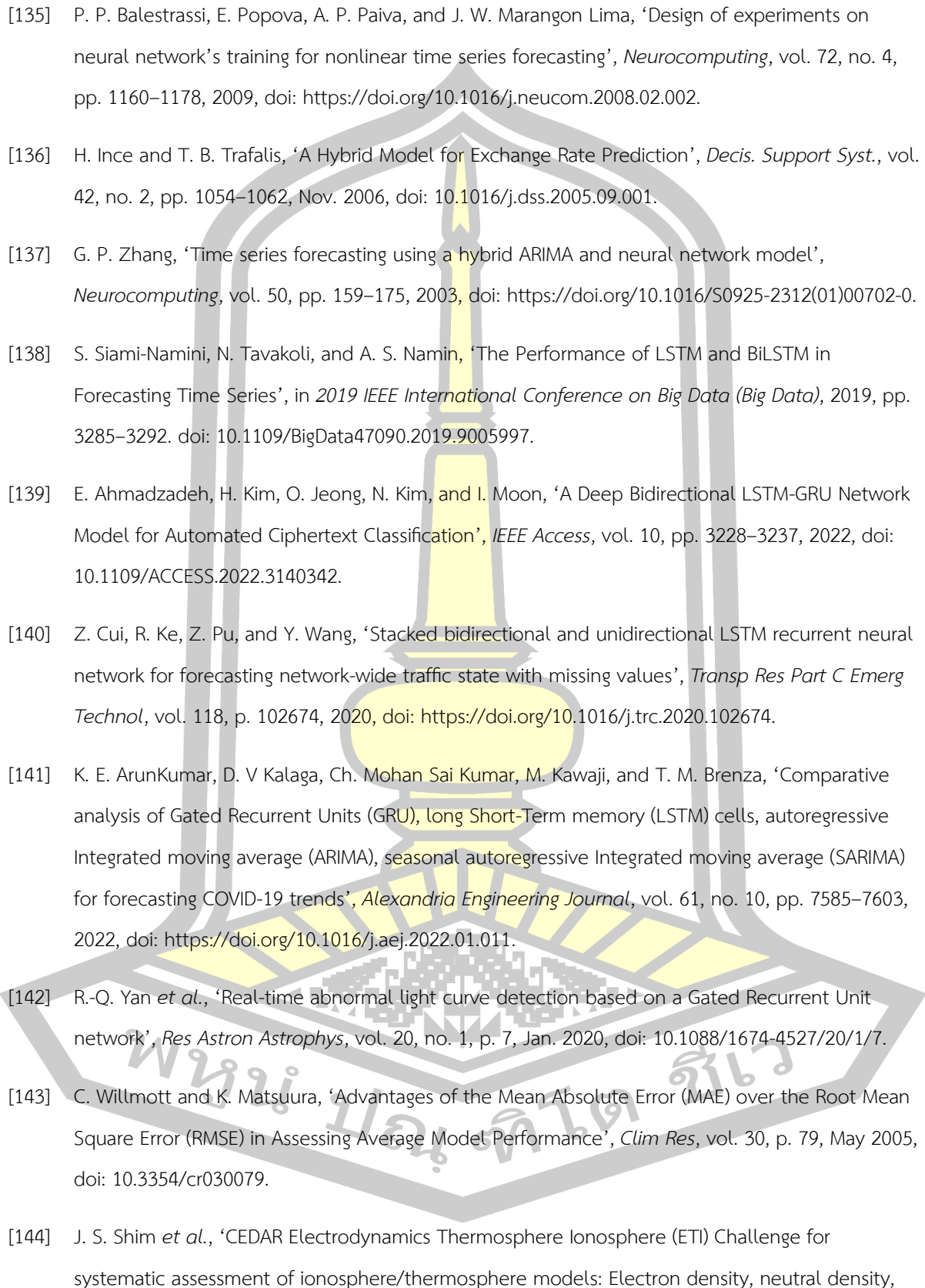
- 
- [84] S. Bruinsma, 'The DTM-2013 thermosphere model', *Journal of Space Weather and Space Climate*, vol. 5, May 2015, doi: 10.1051/swsc/2015001.
- [85] L. G. Jacchia, 'Static Diffusion Models of the Upper Atmosphere with Empirical Temperature Profiles', *Smithsonian Contributions to Astrophysics*, vol. 8, p. 215, Jan. 1965.
- [86] L. G. Jacchia, 'New Static Models of the Thermosphere and Exosphere with Empirical Temperature Profiles', *SAO Special Report*, vol. 313, May 1970.
- [87] B. R. Bowman, W. Kent Tobiska, F. A. Marcos, and C. Valladares, 'The JB2006 empirical thermospheric density model', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 70, no. 5, pp. 774–793, 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2007.10.002>.
- [88] T. Fuller-Rowell, 'Physical characteristics and modeling of earth's thermosphere', *Geophysical Monograph Series*, vol. 201, pp. 13–27, May 2014, doi: 10.1029/2012GM001329.
- [89] R. A. Akmaev, 'WHOLE ATMOSPHERE MODELING: CONNECTING TERRESTRIAL AND SPACE WEATHER', *Reviews of Geophysics*, vol. 49, no. 4, 2011, doi: <https://doi.org/10.1029/2011RG000364>.
- [90] Y. Deng, A. J. Ridley, and W. Wang, 'Effect of the altitudinal variation of the gravitational acceleration on the thermosphere simulation', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 113, no. A9, 2008, doi: <https://doi.org/10.1029/2008JA013081>.
- [91] Y. Deng and A. J. Ridley, 'Simulation of non-hydrostatic gravity wave propagation in the upper atmosphere', *Ann Geophys*, vol. 32, no. 4, pp. 443–447, 2014, doi: 10.5194/angeo-32-443-2014.
- [92] Y. Deng, A. D. Richmond, A. J. Ridley, and H.-L. Liu, 'Assessment of the non-hydrostatic effect on the upper atmosphere using a general circulation model (GCM)', *Geophys Res Lett*, vol. 35, no. 1, 2008, doi: <https://doi.org/10.1029/2007GL032182>.
- [93] R. A. Akmaev, F. Wu, T. J. Fuller-Rowell, H. Wang, and M. D. Iredell, 'Midnight density and temperature maxima, and thermospheric dynamics in Whole Atmosphere Model simulations', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 115, no. A8, 2010, doi: <https://doi.org/10.1029/2010JA015651>.
- [94] A. D. Richmond, E. C. Ridley, and R. G. Roble, 'A thermosphere/ionosphere general circulation model with coupled electrodynamics', *Geophys Res Lett*, vol. 19, no. 6, pp. 601–604, 1992, doi: <https://doi.org/10.1029/92GL00401>.

- [95] L. Qian, S. C. Solomon, and R. G. Roble, 'Secular changes in the thermosphere and ionosphere between two quiet Sun periods', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 119, no. 3, pp. 2255–2262, 2014, doi: <https://doi.org/10.1002/2013JA019438>.
- [96] R. G. Roble and E. C. Ridley, 'A thermosphere-ionosphere-mesosphere-electrodynamics general circulation model (time-GCM): Equinox solar cycle minimum simulations (30–500 km)', *Geophys Res Lett*, vol. 21, no. 6, pp. 417–420, 1994, doi: <https://doi.org/10.1029/93GL03391>.
- [97] T. J. Fuller-Rowell, G. Millward, A. Richmond, and M. Codrescu, 'Storm-time changes in the upper atmosphere at low latitudes', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 64, pp. 1383–1391, May 2002, doi: [10.1016/S1364-6826\(02\)00101-3](https://doi.org/10.1016/S1364-6826(02)00101-3).
- [98] R. A. Akmaev, V. I. Fomichev, and X. Zhu, 'Impact of middle-atmospheric composition changes on greenhouse cooling in the upper atmosphere', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 68, no. 17, pp. 1879–1889, 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2006.03.008>.
- [99] A. J. Ridley, Y. Deng, and G. Tóth, 'The global ionosphere–thermosphere model', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 68, no. 8, pp. 839–864, 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2006.01.008>.
- [100] G. Vichare, A. Ridley, and E. Yiğit, 'Quiet-time low latitude ionospheric electrodynamics in the non-hydrostatic Global Ionosphere–Thermosphere Model', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 80, pp. 161–172, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2012.01.009>.
- [101] R. A. Akmaev *et al.*, 'Tidal variability in the lower thermosphere: Comparison of Whole Atmosphere Model (WAM) simulations with observations from TIMED', *Geophys Res Lett*, vol. 35, no. 3, 2008, doi: <https://doi.org/10.1029/2007GL032584>.
- [102] H.-L. Liu *et al.*, 'Thermosphere extension of the Whole Atmosphere Community Climate Model', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 115, no. A12, 2010, doi: <https://doi.org/10.1029/2010JA015586>.
- [103] H. Jin *et al.*, 'Vertical connection from the tropospheric activities to the ionospheric longitudinal structure simulated by a new Earth's whole atmosphere-ionosphere coupled model', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 116, no. A1, 2011, doi: <https://doi.org/10.1029/2010JA015925>.
- [104] Y. Miyoshi and H. Fujiwara, 'Gravity Waves in the Thermosphere Simulated by a General Circulation Model', *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 113, no. D1, 2008, doi: <https://doi.org/10.1029/2007JD008874>.

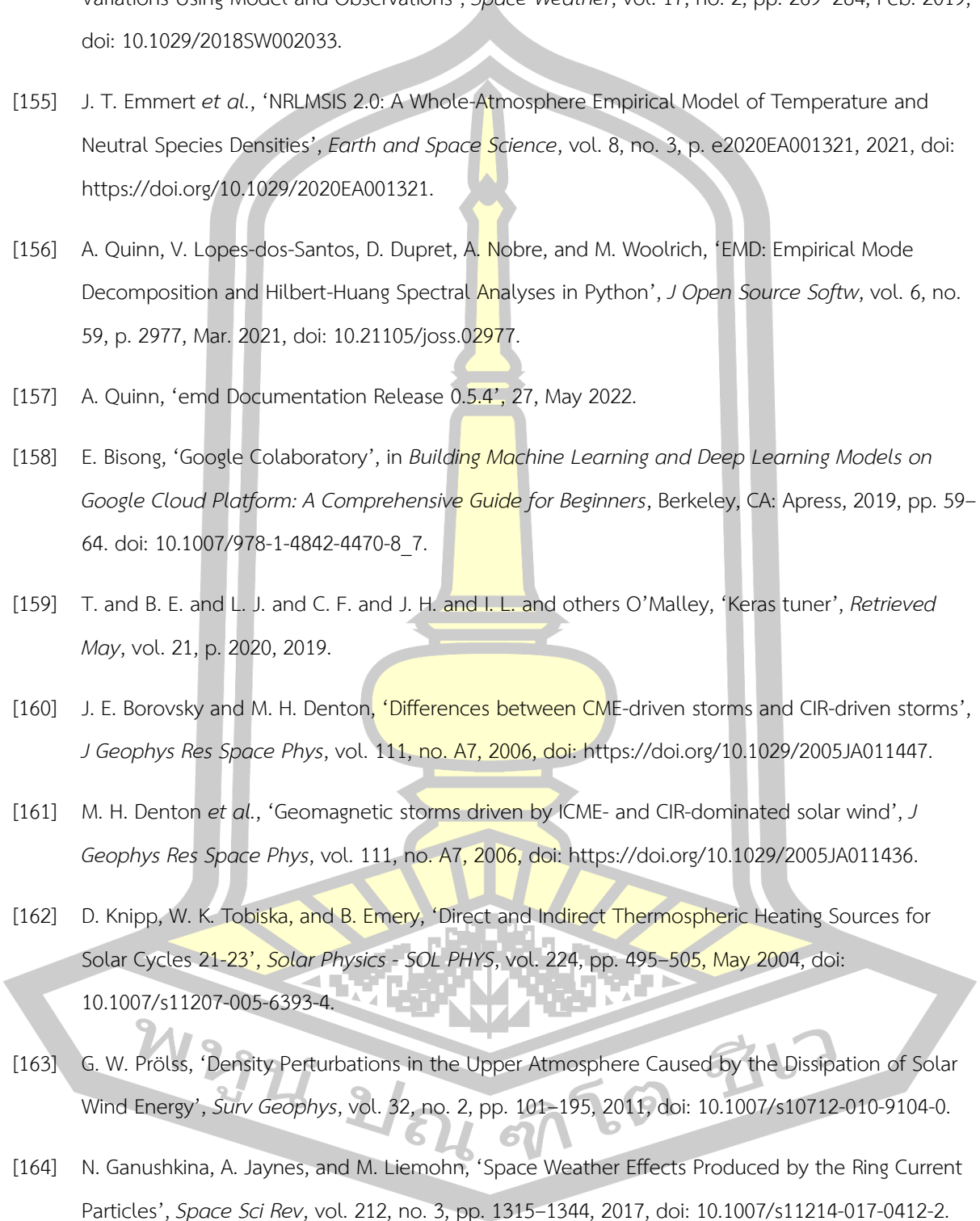
- [105] J. L. Lean *et al.*, 'Solar extreme ultraviolet irradiance: Present, past, and future', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 116, no. A1, 2011, doi: <https://doi.org/10.1029/2010JA015901>.
- [106] J. L. Lean, J. M. Picone, J. T. Emmert, and G. Moore, 'Thermospheric densities derived from spacecraft orbits: Application to the Starshine satellites', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 111, no. A4, 2006, doi: <https://doi.org/10.1029/2005JA011399>.
- [107] L. Qian *et al.*, 'The NCAR TIE-GCM', in *Modeling the Ionosphere-Thermosphere System*, American Geophysical Union (AGU), 2014, pp. 73–83. doi: <https://doi.org/10.1002/9781118704417.ch7>.
- [108] J. T. Emmert, S. E. McDonald, D. P. Drob, R. R. Meier, J. L. Lean, and J. M. Picone, 'Attribution of interminima changes in the global thermosphere and ionosphere', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 119, no. 8, pp. 6657–6688, Aug. 2014, doi: [10.1002/2013ja019484](https://doi.org/10.1002/2013ja019484).
- [109] H. Liu, T. Hirano, and S. Watanabe, 'Empirical model of the thermospheric mass density based on CHAMP satellite observations', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 118, no. 2, pp. 843–848, 2013, doi: <https://doi.org/10.1002/jgra.50144>.
- [110] R. Viereck, L. Puga, D. McMullin, D. Judge, M. Weber, and W. K. Tobiska, 'The Mg II index: a proxy for solar EUV', *Geophys Res Lett*, vol. 28, May 2001, doi: [10.1029/2000GL012551](https://doi.org/10.1029/2000GL012551).
- [111] T. E. Sarris, 'Understanding the ionosphere thermosphere response to solar and magnetospheric drivers: status, challenges and open issues', *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 377, no. 2148, p. 20180101, 2019, doi: [10.1098/rsta.2018.0101](https://doi.org/10.1098/rsta.2018.0101).
- [112] T. J. Immel, E. K. Sutton, R. S. Nerem, J. M. Forbes, S. B. Mende, and H. U. Frey, 'An investigation of thermospheric neutral density vs. O/N₂ during the Oct-Nov 2003 magnetic storms', in *AGU Fall Meeting Abstracts*, Dec. 2004, pp. SA23A-0380.
- [113] Del Zanna G. and Andretta V., 'The EUV spectrum of the Sun: SOHO CDS NIS irradiances from 1998 until 2010', *A&A*, vol. 528, p. A139, May 2011, doi: [10.1051/0004-6361/201016106](https://doi.org/10.1051/0004-6361/201016106).
- [114] T. de Wit and S. Bruinsma, 'Determination of the most pertinent EUV proxy for use in thermosphere modeling', *Geophysical Research Letters - GEOPHYS RES LETT*, vol. 38, May 2011, doi: [10.1029/2011GL049028](https://doi.org/10.1029/2011GL049028).
- [115] N. E. Huang *et al.*, 'The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis', *Proceedings of the Royal Society of London. Series A:*

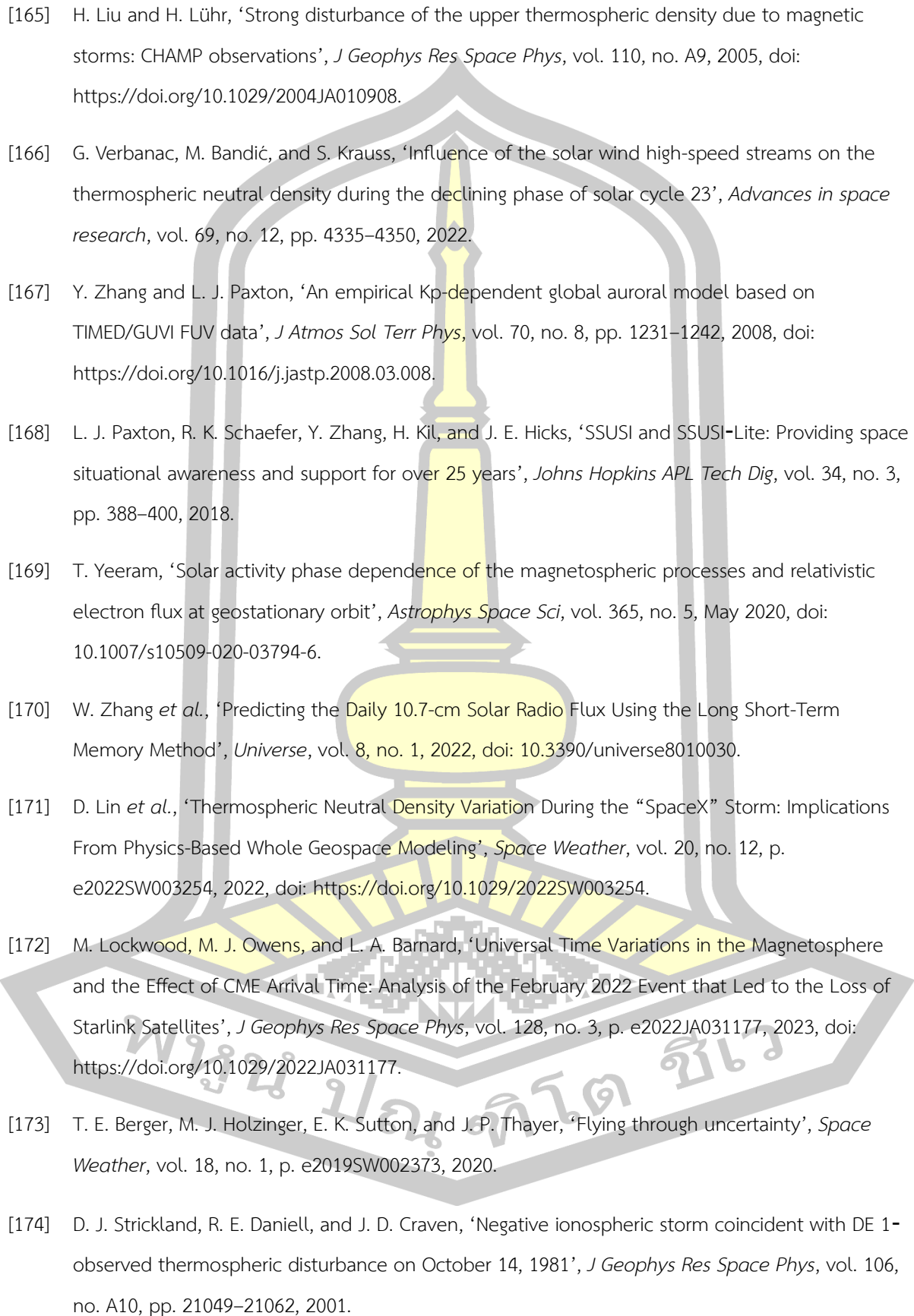
- Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998, doi: 10.1098/rspa.1998.0193.
- [116] N. Huang, ‘Review of Empirical Mode Decomposition’, *Proc SPIE*, pp. 71–80, May 2001, doi: 10.1117/12.421232.
- [117] N. E. Huang and Z. Wu, ‘A review on Hilbert-Huang transform: Method and its applications to geophysical studies’, *Reviews of Geophysics*, vol. 46, no. 2. Jun. 2008. doi: 10.1029/2007RG000228.
- [118] X. Xiaohong and N. Jiping, ‘Review of EMD-Based Image Fusion’, May 2011, doi: 10.1109/ISIE.2011.58.
- [119] M. F. Isham, M. Leong, L. M. Hee, and Z. A. B. Ahmad, ‘Empirical mode decomposition: A review on mode selection method for rotating machinery diagnosis’, *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, vol. 8, pp. 16–26, May 2017.
- [120] Y. Lei, J. Lin, Z. He, and M. J. Zuo, ‘A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery’, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, no. 1–2. pp. 108–126, Feb. 2013. doi: 10.1016/j.ymssp.2012.09.015.
- [121] O. Brien, Eugene J., A. Malekjafarian, and A. González, ‘Application of empirical mode decomposition to drive-by bridge damage detection’, *European Journal of Mechanics, A/Solids*, vol. 61, pp. 151–163, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.euromechsol.2016.09.009.
- [122] P. Masselot *et al.*, ‘EMD-regression for modelling multi-scale relationships, and application to weather-related cardiovascular mortality’, *Science of The Total Environment*, vol. 612, pp. 1018–1029, May 2018, doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.08.276.
- [123] H. Han, S. Cho, S. Kwon, and S. B. Cho, ‘Fault diagnosis using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and power-based intrinsic mode function selection algorithm’, *Electronics (Switzerland)*, vol. 7, no. 2, Feb. 2018, doi: 10.3390/electronics7020016.
- [124] Y. Zhang, X. Ma, D. Hua, C. Yingan, and L. Sui, ‘An EMD-based denoising method for lidar signal’, in *Proceedings - 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, CISP 2010*, May 2010, pp. 4016–4019. doi: 10.1109/CISP.2010.5648129.

- 
- [125] W. Huang, Y.-P. Sher, K. Peck, Y. Cheng, and B. Fung, 'Matching gene activity with physiological functions', 2002. [Online]. Available: <https://www.pnas.org>
- [126] K. T. Coughlin and K. K. Tung, '11-Year solar cycle in the stratosphere extracted by the empirical mode decomposition method', *Advances in Space Research*, vol. 34, pp. 323–329, May 2004, doi: 10.1016/j.asr.2003.02.045.
- [127] R. R. Zhang, S. Ma, E. Safak, and S. Hartzell, 'Hilbert-Huang Transform Analysis of Dynamic and Earthquake Motion Recordings', *J Eng Mech*, vol. 129, no. 8, pp. 861–875, Aug. 2003, doi: 10.1061/(asce)0733-9399(2003)129:8(861).
- [128] L. Zhang and B. Pan, 'Characteristics Analysis on Speed Time Series with Empirical Mode Decomposition as Vehicle Driving Towards an Intersection', vol. 454, 2017, pp. 341–353. doi: 10.1007/978-3-319-38789-5_43.
- [129] K. Moore, M. Kurt, M. Eriten, D. McFarland, L. Bergman, and A. Vakakis, 'Wavelet-bounded empirical mode decomposition for measured time series analysis', *Mech Syst Signal Process*, vol. 99, pp. 14–29, May 2018, doi: 10.1016/j.ymssp.2017.06.005.
- [130] A. Y. Ayenu-Prah and N. O. Attoh-Okine, 'Comparative study of Hilbert–Huang transform, Fourier transform and wavelet transform in pavement profile analysis', *Vehicle System Dynamics*, vol. 47, no. 4, pp. 437–456, 2009, doi: 10.1080/00423110802167466.
- [131] A. Zeiler, R. Faltermeier, I. R. Keck, A. M. Tomé, C. G. Puntonet, and E. W. Lang, 'Empirical mode decomposition - An introduction', in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2010. doi: 10.1109/IJCNN.2010.5596829.
- [132] F. Boberg, P. Wintoft, and H. Lundstedt, 'Real time Kp predictions from solar wind data using neural networks', *Physics and Chemistry of the Earth, Part C: Solar, Terrestrial & Planetary Science*, vol. 25, no. 4, pp. 275–280, 2000, doi: [https://doi.org/10.1016/S1464-1917\(00\)00016-7](https://doi.org/10.1016/S1464-1917(00)00016-7).
- [133] A. Navlani, 'Multi-Layer Perceptron Neural Network using Python', <https://machinelearninggeek.com/multi-layer-perceptron-neural-network-using-python/>.
- [134] G. Zhang, B. Eddy Patuwo, and M. Y. Hu, 'Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art', *Int J Forecast*, vol. 14, no. 1, pp. 35–62, 1998, doi: [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7).

- 
- [135] P. P. Balestrassi, E. Popova, A. P. Paiva, and J. W. Marangon Lima, 'Design of experiments on neural network's training for nonlinear time series forecasting', *Neurocomputing*, vol. 72, no. 4, pp. 1160–1178, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2008.02.002>.
- [136] H. Ince and T. B. Trafalis, 'A Hybrid Model for Exchange Rate Prediction', *Decis. Support Syst.*, vol. 42, no. 2, pp. 1054–1062, Nov. 2006, doi: [10.1016/j.dss.2005.09.001](https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.09.001).
- [137] G. P. Zhang, 'Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model', *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–175, 2003, doi: [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00702-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0).
- [138] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, 'The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series', in *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 2019, pp. 3285–3292. doi: [10.1109/BigData47090.2019.9005997](https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9005997).
- [139] E. Ahmadzadeh, H. Kim, O. Jeong, N. Kim, and I. Moon, 'A Deep Bidirectional LSTM-GRU Network Model for Automated Ciphertext Classification', *IEEE Access*, vol. 10, pp. 3228–3237, 2022, doi: [10.1109/ACCESS.2022.3140342](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3140342).
- [140] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, 'Stacked bidirectional and unidirectional LSTM recurrent neural network for forecasting network-wide traffic state with missing values', *Transp Res Part C Emerg Technol*, vol. 118, p. 102674, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102674>.
- [141] K. E. ArunKumar, D. V Kalaga, Ch. Mohan Sai Kumar, M. Kawaji, and T. M. Brenza, 'Comparative analysis of Gated Recurrent Units (GRU), long Short-Term memory (LSTM) cells, autoregressive Integrated moving average (ARIMA), seasonal autoregressive Integrated moving average (SARIMA) for forecasting COVID-19 trends', *Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, no. 10, pp. 7585–7603, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.011>.
- [142] R.-Q. Yan *et al.*, 'Real-time abnormal light curve detection based on a Gated Recurrent Unit network', *Res Astron Astrophys*, vol. 20, no. 1, p. 7, Jan. 2020, doi: [10.1088/1674-4527/20/1/7](https://doi.org/10.1088/1674-4527/20/1/7).
- [143] C. Willmott and K. Matsuura, 'Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance', *Clim Res*, vol. 30, p. 79, May 2005, doi: [10.3354/cr030079](https://doi.org/10.3354/cr030079).
- [144] J. S. Shim *et al.*, 'CEDAR Electrodynamics Thermosphere Ionosphere (ETI) Challenge for systematic assessment of ionosphere/thermosphere models: Electron density, neutral density,

- NmF2, and hmF2 using space based observations', *Space Weather*, vol. 10, no. 10, 2012, doi: <https://doi.org/10.1029/2012SW000851>.
- [145] E. C. Kalafatoglu Eyiguler *et al.*, 'Quantifying the Storm Time Thermospheric Neutral Density Variations Using Model and Observations', *Space Weather*, vol. 17, no. 2, pp. 269–284, Feb. 2019, doi: 10.1029/2018SW002033.
- [146] Y. Zhang, L. J. Paxton, R. Schaefer, and W. H. Swartz, 'Thermospheric Conditions Associated With the Loss of 40 Starlink Satellites', *Space Weather*, vol. 20, no. 10, Oct. 2022, doi: 10.1029/2022SW003168.
- [147] L. Yuan, S. Jin, and A. Calabia, 'Distinct thermospheric mass density variations following the September 2017 geomagnetic storm from GRACE and Swarm', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 184, pp. 30–36, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.jastp.2019.01.007.
- [148] L. Qian and S. Solomon, 'Thermospheric Density: An Overview of Temporal and Spatial Variations', *Space Science Reviews - SPACE SCI REV*, vol. 168, pp. 1–27, May 2011, doi: 10.1007/s11214-011-9810-z.
- [149] P. M. Mehta, R. Linares, and E. K. Sutton, 'A Quasi-Physical Dynamic Reduced Order Model for Thermospheric Mass Density via Hermitian Space-Dynamic Mode Decomposition', *Space Weather*, vol. 16, no. 5, 2018, doi: 10.1029/2018SW001840.
- [150] L. Weng, J. Lei, E. Doornbos, H. Fang, and X. Dou, 'Seasonal variations of thermospheric mass density at dawn/dusk from GOCE observations', *Ann Geophys*, vol. 36, no. 2, pp. 489–496, Mar. 2018, doi: 10.5194/angeo-36-489-2018.
- [151] R. J. Licata, P. M. Mehta, D. R. Weimer, and W. K. Tobiska, 'Improved Neutral Density Predictions Through Machine Learning Enabled Exospheric Temperature Model', *Space Weather*, vol. 19, no. 12, Dec. 2021, doi: 10.1029/2021SW002918.
- [152] M. Manzi and M. Vasile, 'Autoencoder-based Thermospheric Density Model for Uncertainty Quantification and Real-time Calibration', May 2021.
- [153] V. Nateghi, 'Machine Learning-Based Thermo-spheric Density Modelling and Es-timation for Space Operations', Master of Science Thesis in, Politecnico di Milano, Milan, 2021. Accessed: May 06, 2023. [Online]. Available: <https://www.politesi.polimi.it/handle/10589/182912>

- 
- [154] E. C. Kalafatoglu Eyiguler *et al.*, ‘Quantifying the Storm Time Thermospheric Neutral Density Variations Using Model and Observations’, *Space Weather*, vol. 17, no. 2, pp. 269–284, Feb. 2019, doi: 10.1029/2018SW002033.
- [155] J. T. Emmert *et al.*, ‘NRLMSIS 2.0: A Whole-Atmosphere Empirical Model of Temperature and Neutral Species Densities’, *Earth and Space Science*, vol. 8, no. 3, p. e2020EA001321, 2021, doi: <https://doi.org/10.1029/2020EA001321>.
- [156] A. Quinn, V. Lopes-dos-Santos, D. Dupret, A. Nobre, and M. Woolrich, ‘EMD: Empirical Mode Decomposition and Hilbert-Huang Spectral Analyses in Python’, *J Open Source Softw*, vol. 6, no. 59, p. 2977, Mar. 2021, doi: 10.21105/joss.02977.
- [157] A. Quinn, ‘emd Documentation Release 0.5.4’, 27, May 2022.
- [158] E. Bisong, ‘Google Colaboratory’, in *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform: A Comprehensive Guide for Beginners*, Berkeley, CA: Apress, 2019, pp. 59–64. doi: 10.1007/978-1-4842-4470-8_7.
- [159] T. and B. E. and L. J. and C. F. and J. H. and I. L. and others O’Malley, ‘Keras tuner’, *Retrieved May*, vol. 21, p. 2020, 2019.
- [160] J. E. Borovsky and M. H. Denton, ‘Differences between CME-driven storms and CIR-driven storms’, *J Geophys Res Space Phys*, vol. 111, no. A7, 2006, doi: <https://doi.org/10.1029/2005JA011447>.
- [161] M. H. Denton *et al.*, ‘Geomagnetic storms driven by ICME- and CIR-dominated solar wind’, *J Geophys Res Space Phys*, vol. 111, no. A7, 2006, doi: <https://doi.org/10.1029/2005JA011436>.
- [162] D. Knipp, W. K. Tobiska, and B. Emery, ‘Direct and Indirect Thermospheric Heating Sources for Solar Cycles 21–23’, *Solar Physics - SOL PHYS*, vol. 224, pp. 495–505, May 2004, doi: 10.1007/s11207-005-6393-4.
- [163] G. W. Prölss, ‘Density Perturbations in the Upper Atmosphere Caused by the Dissipation of Solar Wind Energy’, *Surv Geophys*, vol. 32, no. 2, pp. 101–195, 2011, doi: 10.1007/s10712-010-9104-0.
- [164] N. Ganushkina, A. Jaynes, and M. Liemohn, ‘Space Weather Effects Produced by the Ring Current Particles’, *Space Sci Rev*, vol. 212, no. 3, pp. 1315–1344, 2017, doi: 10.1007/s11214-017-0412-2.

- 
- [165] H. Liu and H. Lühr, 'Strong disturbance of the upper thermospheric density due to magnetic storms: CHAMP observations', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 110, no. A9, 2005, doi: <https://doi.org/10.1029/2004JA010908>.
- [166] G. Verbanac, M. Bandić, and S. Krauss, 'Influence of the solar wind high-speed streams on the thermospheric neutral density during the declining phase of solar cycle 23', *Advances in space research*, vol. 69, no. 12, pp. 4335–4350, 2022.
- [167] Y. Zhang and L. J. Paxton, 'An empirical Kp-dependent global auroral model based on TIMED/GUVI FUV data', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 70, no. 8, pp. 1231–1242, 2008, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2008.03.008>.
- [168] L. J. Paxton, R. K. Schaefer, Y. Zhang, H. Kil, and J. E. Hicks, 'SSUSI and SSUSI-Lite: Providing space situational awareness and support for over 25 years', *Johns Hopkins APL Tech Dig*, vol. 34, no. 3, pp. 388–400, 2018.
- [169] T. Yeeram, 'Solar activity phase dependence of the magnetospheric processes and relativistic electron flux at geostationary orbit', *Astrophys Space Sci*, vol. 365, no. 5, May 2020, doi: [10.1007/s10509-020-03794-6](https://doi.org/10.1007/s10509-020-03794-6).
- [170] W. Zhang *et al.*, 'Predicting the Daily 10.7-cm Solar Radio Flux Using the Long Short-Term Memory Method', *Universe*, vol. 8, no. 1, 2022, doi: [10.3390/universe8010030](https://doi.org/10.3390/universe8010030).
- [171] D. Lin *et al.*, 'Thermospheric Neutral Density Variation During the "SpaceX" Storm: Implications From Physics-Based Whole Geospace Modeling', *Space Weather*, vol. 20, no. 12, p. e2022SW003254, 2022, doi: <https://doi.org/10.1029/2022SW003254>.
- [172] M. Lockwood, M. J. Owens, and L. A. Barnard, 'Universal Time Variations in the Magnetosphere and the Effect of CME Arrival Time: Analysis of the February 2022 Event that Led to the Loss of Starlink Satellites', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 128, no. 3, p. e2022JA031177, 2023, doi: <https://doi.org/10.1029/2022JA031177>.
- [173] T. E. Berger, M. J. Holzinger, E. K. Sutton, and J. P. Thayer, 'Flying through uncertainty', *Space Weather*, vol. 18, no. 1, p. e2019SW002373, 2020.
- [174] D. J. Strickland, R. E. Daniell, and J. D. Craven, 'Negative ionospheric storm coincident with DE 1-observed thermospheric disturbance on October 14, 1981', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 106, no. A10, pp. 21049–21062, 2001.

- [175] Y. Zhang, L. J. Paxton, D. Morrison, D. Marsh, and H. Kil, 'Storm-time behaviors of O/N2 and NO variations', *J Atmos Sol Terr Phys*, vol. 114, pp. 42–49, 2014.
- [176] S. Flynn, D. J. Knipp, T. Matsuo, M. Mlynczak, and L. Hunt, 'Understanding the global variability in thermospheric nitric oxide flux using empirical orthogonal functions (EOFs)', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 123, no. 5, pp. 4150–4170, 2018.
- [177] D. J. Strickland *et al.*, 'Solar EUV irradiance variability derived from terrestrial far ultraviolet dayglow observations', *Geophys Res Lett*, vol. 31, no. 3, 2004.
- [178] I. G. Richardson and H. V Cane, 'Near-earth solar wind flows and related geomagnetic activity during more than four solar cycles (1963–2011)', *Journal of Space Weather and Space Climate*, vol. 2, p. A02, 2012.
- [179] B. T. Tsurutani, W. D. Gonzalez, A. L. C. Gonzalez, F. Tang, J. K. Arballo, and M. Okada, 'Interplanetary origin of geomagnetic activity in the declining phase of the solar cycle', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 100, no. A11, pp. 21717–21733, 1995.
- [180] N. Wang, J. Yue, W. Wang, L. Qian, L. Jian, and J. Zhang, 'A comparison of the CIR-and CME-induced geomagnetic activity effects on mesosphere and lower thermospheric temperature', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 126, no. 6, p. e2020JA029029, 2021.
- [181] J. T. Emmert, J. M. Picone, and R. R. Meier, 'Thermospheric global average density trends, 1967–2007, derived from orbits of 5000 near-Earth objects', *Geophys Res Lett*, vol. 35, no. 5, Mar. 2008, doi: 10.1029/2007GL032809.
- [182] J. Lei, T. Matsuo, X. Dou, E. Sutton, and X. Luan, 'Annual and semiannual variations of thermospheric density: EOF analysis of CHAMP and GRACE data', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 117, no. A1, 2012.
- [183] G. Acciarini *et al.*, 'Improving Thermospheric Density Predictions in Low-Earth Orbit With Machine Learning', *Space weather*, vol. 22, no. 2, p. e2023SW003652, 2024.
- [184] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, 'Deep learning', *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- [185] Y. Wang and X. Bai, 'Thermospheric density predictions during quiet time and geomagnetic storm using a deep evidential model-based framework', *Acta Astronaut*, vol. 211, pp. 316–325, 2023.

- [186] P. Wang *et al.*, 'The prediction of storm-time thermospheric mass density by LSTM-based ensemble learning', *Space Weather*, vol. 20, no. 3, p. e2021SW002950, 2022.
- [187] H. Zhang *et al.*, 'A Prediction Model of Relativistic Electrons at Geostationary Orbit Using the EMD-LSTM Network and Geomagnetic Indices', *Space Weather*, vol. 20, no. 10, p. e2022SW003126, 2022, doi: <https://doi.org/10.1029/2022SW003126>.
- [188] T. J. Fuller-Rowell, M. V Codrescu, R. J. Moffett, and S. Quegan, 'Response of the thermosphere and ionosphere to geomagnetic storms', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 99, no. A3, pp. 3893–3914, 1994.
- [189] X. Wang *et al.*, 'Statistical analysis of Joule heating and thermosphere response during geomagnetic storms of different magnitudes', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 125, no. 8, p. e2020JA027966, 2020.
- [190] D. D. Billett *et al.*, 'The 2022 Starlink Geomagnetic Storms: Global Thermospheric Response to a High-Latitude Ionospheric Driver', *Space Weather*, vol. 22, no. 2, p. e2023SW003748, 2024.
- [191] E. Illés-Almár, 'Two distinct sources of magnetospheric heating in the atmosphere: the aurora and the ring current', *Advances in Space Research*, vol. 34, no. 8, pp. 1773–1778, 2004.
- [192] H. Chen, H. Liu, and T. Hanada, 'Storm-time atmospheric density modeling using neural networks and its application in orbit propagation', *Advances in Space Research*, vol. 53, no. 3, pp. 558–567, 2014.
- [193] Y. L. Zhou, S. Y. Ma, H. Lühr, C. Xiong, and C. Reigber, 'An empirical relation to correct storm-time thermospheric mass density modeled by NRLMSISE-00 with CHAMP satellite air drag data', *Advances in Space Research*, vol. 43, no. 5, pp. 819–828, 2009.
- [194] Y. Deng, T. J. Fuller-Rowell, R. A. Akmaev, and A. J. Ridley, 'Impact of the altitudinal Joule heating distribution on the thermosphere', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 116, no. A5, 2011, doi: <https://doi.org/10.1029/2010JA016019>.
- [195] Y. Huang, A. D. Richmond, Y. Deng, and R. Roble, 'Height distribution of Joule heating and its influence on the thermosphere', *J Geophys Res Space Phys*, vol. 117, no. A8, 2012.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	ปฐมพงศ์ พันธุ์พิบูลย์
วันเกิด	วันที่ 7 ธันวาคม พ.ศ. 2526
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	เลขที่ 7 หมู่บ้านเพิ่มทรัพย์ ถนนนครสวรรค์ ซอย 2/12 ตำบลตลาด อำเภอเมืองมหาสารคาม จังหวัดมหาสารคาม 44000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	อาจารย์ประจำสาขาวิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2548 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาฟิสิกส์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น พ.ศ. 2551 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.ม.) สาขาวิศวกรรมอุตสาหการ มหาวิทยาลัยขอนแก่น พ.ศ. 2567 ปริญญาดุษฎีบัณฑิต (ปร.ด.) สาขาฟิสิกส์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ทุนวิจัย	ทุนนักศึกษาช่วยวิจัย จากสถาบันวิจัยดาราศาสตร์แห่งชาติ (องค์การมหาชน)
ผลงานวิจัย	P. Panpi boon, K. Noysena, and T. Yeeram, 'Variations in thermospheric density during two consecutive geomagnetic storms of different solar wind conditions in November 2022', J Phys Conf Ser, vol. 2653, no. 1, p. 12017, Dec. 2023, doi: 10.1088/1742-6596/2653/1/012017.

พญนั ปณฺ ทัต ชีเว