



โครงการทางสถิติ 1

การประเมินเชิงพื้นที่และการพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อติดตามภัยแล้งและความสมบูรณ์ของพืช
พรรณในระดับตำบล ด้วยเทคโนโลยีการสำรวจระยะไกล: กรณีศึกษาจังหวัดขอนแก่นและจังหวัดใกล้เคียง

Spatial Assessment and Development of a Decision Support System for Monitoring
Drought and Environmental Health Using Remote Sensing at the Sub-district Level: A Case
Study of Khon Kaen and Neighboring Provinces

นำเสนอโดย

นางสาว กัญญ์วรา ถาวโรฤทธิ์	รหัสประจำตัว 653020200-1
นาย กนกนัฐ เครือเนตร	รหัสประจำตัว 653020599-4

อาจารย์ที่ปรึกษา

ดร.พิชญ์ วรัชโชติเสถียร

เค้าโครงนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา SC 654 774 โครงการทางสถิติ 1
ปีการศึกษา 2568

สารบัญ

เรื่อง	หน้า
สารบัญ	ก
บทที่ 1 บทนำ	
1.1 ที่มาและความสำคัญ	1-2
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย	2
1.3 สมมติฐานงานวิจัย	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3-4
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	
2.1 นิยามและประเภทของภัยแล้ง	5-6
2.2 หลักการและเทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล	6-7
2.3 แนวคิดเชิงสถิติและภูมิสารสนเทศพื้นฐานสำหรับการวิเคราะห์ภัยแล้ง	8-9
2.4 หลักการเตรียมข้อมูลอนุกรมเวลา	9-13
2.5 ทฤษฎีการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา	13-14
2.6 ทฤษฎี Dynamic Time Warping (DTW)	14-15
2.7 ดัชนี drought index	16-18
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	18-20
2.9 กรอบแนวคิดงานวิจัย	20
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย	
3.1 แบบการวิจัย	21
3.2 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย	22-23
3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	23
3.4 แผนการดำเนินงานวิจัย	23-30
เอกสารอ้างอิง	31-35
ภาคผนวก	
ตารางการดำเนินโครงการ	36-38
เอกสารแสดงความก้าวหน้าของโครงการ	39-53

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยเป็นพื้นที่ที่มีความเปราะบางต่อภัยธรรมชาติ โดยเฉพาะภัยแล้ง ซึ่งส่งผลกระทบอย่างรุนแรงต่อทั้งเศรษฐกิจและคุณภาพชีวิตของประชาชนในภูมิภาคนี้ โดยตามรายงานจากกรมทรัพยากรน้ำบาดาล (2565) และสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร (2561) ระบุว่าภัยแล้งที่เกิดขึ้นในช่วงปี พ.ศ. 2532 ถึง 2560 ก่อให้เกิดความเสียหายต่อเศรษฐกิจของประเทศรวมกว่า 19,100 ล้านบาท หรือเฉลี่ยเกือบ 600 ล้านบาทต่อปี โดยเฉพาะในภาคตะวันออกเฉียงเหนือที่พึ่งพาเกษตรกรรมเป็นหลักและมีประชากรจำนวนมากที่ได้รับผลกระทบต่อรายได้ของเกษตรกรอย่างชัดเจน ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงความไม่มั่นคงทางเศรษฐกิจในระดับครัวเรือนและชุมชน

ในขณะเดียวกัน พื้นที่จังหวัดขอนแก่นและจังหวัดโดยรอบ ถือเป็นพื้นที่ที่มีความสำคัญเชิงยุทธศาสตร์ของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ทั้งในด้านเศรษฐกิจ การคมนาคม และการเกษตร โดยเฉพาะจังหวัดขอนแก่นซึ่งถือเป็นพื้นที่ที่มีความโดดเด่นทั้งในด้านเศรษฐกิจและการเกษตร เป็นศูนย์กลางการคมนาคมและการกระจายสินค้า เชื่อมโยงกับจังหวัดอื่น ๆ ในภาคอีสานตอนกลาง (Khon Kaen Business School, 2025; Wikipedia, 2023) นอกจากนี้ยังเป็นพื้นที่ที่สะท้อนภาพรวมของลักษณะภูมิประเทศภาคตะวันออกเฉียงเหนือได้เป็นอย่างดี กล่าวคือ มีพื้นที่เกษตรกรรมขนาดใหญ่ พึ่งพาน้ำฝนเป็นหลัก และเผชิญกับปัญหาภัยแล้งเกือบทุกปี สภาพดังกล่าวจึงทำให้จังหวัดขอนแก่นและพื้นที่โดยรอบเป็นพื้นที่ตัวแทนที่เหมาะสมในการศึกษาและประเมินสถานการณ์ภัยแล้งเชิงพื้นที่ เพื่อสร้างองค์ความรู้ที่สามารถประยุกต์ใช้กับพื้นที่อื่น ๆ ที่มีลักษณะใกล้เคียงกันในภูมิภาค

การติดตามและประเมินสถานการณ์ภัยแล้งในประเทศไทย โดยเฉพาะในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ซึ่งมีลักษณะภูมิประเทศกว้างขวางและซับซ้อนนั้น ส่วนใหญ่ยังคงอาศัยข้อมูลจากสถานีตรวจวัดภาคพื้นดิน เช่น ปริมาณฝน อุณหภูมิ ความชื้น และคุณสมบัติดินจากสถานีอุตุนิยมวิทยา หรือจากหน่วยงานด้านการเกษตร ซึ่งมีข้อจำกัดหลายประการ ได้แก่ (1) ข้อจำกัดด้านพื้นที่ สถานีตรวจวัดมีจำนวนจำกัดและกระจายไม่สม่ำเสมอ ทำให้ไม่สามารถครอบคลุมพื้นที่ทั้งหมดได้ (2) ข้อจำกัดด้านเวลาและความถี่ของข้อมูล การรายงานข้อมูลมักมีช่วงเวลาห่าง เช่น รายเดือน หรือรายฤดูกาล จึงไม่สามารถสะท้อนความเปลี่ยนแปลงของภัยแล้งได้แบบเรียลไทม์ และ (3) ข้อจำกัดด้านทรัพยากรและแรงงาน เนื่องจากการสำรวจภาคสนามต้องใช้บุคลากร เครื่องมือ และงบประมาณจำนวนมาก

ในช่วงหลายทศวรรษที่ผ่านมา การพัฒนา เทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing) ได้มีบทบาทสำคัญยิ่งในการติดตามและประเมินสภาพแวดล้อมทางภูมิศาสตร์และสิ่งแวดล้อมของโลกอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการวิเคราะห์ปัญหาภัยแล้งและการเปลี่ยนแปลงของพืชพรรณ เนื่องจากสามารถตรวจวัดข้อมูลได้อย่างครอบคลุมพื้นที่กว้าง มีความละเอียดเชิงพื้นที่และเชิงเวลา (spatial and temporal resolution) ที่สูง อีกทั้งยังสามารถตรวจจับตัวแปรทางกายภาพ เช่น ดัชนีพืชพรรณ (Normalized Difference Vegetation

Index), อุณหภูมิพื้นผิวดิน (Land Surface Temperature), ความชื้นในดิน (Soil Moisture) และปริมาณน้ำฝน ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้สำคัญของภาวะความแห้งแล้ง (Mao et al., 2020; Zargar et al., 2011)

เทคโนโลยีนี้ยังสามารถบูรณาการร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Geographic Information System: GIS) เพื่อวิเคราะห์เชิงพื้นที่และสร้างแบบจำลองการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อมในระยะยาวได้อย่างแม่นยำ (McCabe et al., 2017) นอกจากนี้ การเข้าถึงข้อมูลจากดาวเทียมขององค์การระหว่างประเทศ เช่น NASA, ESA และ JAXA ทำให้หน่วยงานภาครัฐและสถาบันการศึกษาสามารถใช้ข้อมูลแบบเปิด (Open Data) เพื่อวิเคราะห์แนวโน้มภัยแล้งได้อย่างต่อเนื่อง และพัฒนาเครื่องมือเชิงนโยบายในการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำและการเกษตรอย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้น การศึกษาครั้งนี้จึงมุ่งเน้นการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล เพื่อพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจในการติดตามและเฝ้าระวังภัยแล้งเชิงพื้นที่อย่างมีประสิทธิภาพในระดับตำบล โดยเฉพาะในจังหวัดขอนแก่นและจังหวัดใกล้เคียง เพื่อให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เช่น กรมทรัพยากรน้ำ กรมพัฒนาที่ดิน หรือสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร สามารถนำข้อมูลไปใช้ประกอบการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำและวางแผนเชิงนโยบายได้อย่างแม่นยำและยั่งยืนยิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

1.2.1 เพื่อวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของสภาพแวดล้อมในระดับตำบล โดยอาศัยสถิติพรรณนา (Descriptive Statistics) ของข้อมูลทางกายภาพ ได้แก่ ความชื้นในดิน (Soil Moisture), ดัชนีพืชพรรณ (NDVI), อุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST), จุดความร้อน (Fire Count) และปริมาณน้ำฝน (Rainfall) เพื่อใช้ระบุและจำแนกพื้นที่ที่มีลักษณะปัญหาหรือมีความเสี่ยงด้านสิ่งแวดล้อมเด่นชัด อันจะเป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการวางแผนและจัดการพื้นที่อย่างเหมาะสมในระดับท้องถิ่น

1.2.2 เพื่อพัฒนาระบบแสดงผลข้อมูลเชิงโต้ตอบ (Interactive Visualization) ที่สรุปและนำเสนอผลการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ดังกล่าว ให้ผู้มีส่วนเกี่ยวข้องสามารถเข้าถึงและทำความเข้าใจลักษณะของพื้นที่ที่มีปัญหาหรือความเสี่ยงด้านสิ่งแวดล้อมได้อย่างสะดวกและชัดเจน

1.3 สมมติฐานของงานวิจัย

การแสดงผลข้อมูลเชิงพื้นที่หลายตัวแปร (NDVI, LST, Soil Moisture และ Rainfall) บนระบบเดียวสามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้านสิ่งแวดล้อมได้อย่างชัดเจน สอดคล้องกับข้อมูลจริงและช่วยให้สามารถระบุปัญหาด้านสิ่งแวดล้อมของแต่ละพื้นที่ได้อย่างเข้าใจง่ายและชัดเจน

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1.3.1 ขอบเขตด้านพื้นที่

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นในพื้นที่ระดับอำเภอของจังหวัดขอนแก่นและจังหวัดใกล้เคียง ซึ่งครอบคลุม 9 จังหวัด ได้แก่ ขอนแก่น มหาสารคาม อุดรธานี นครราชสีมา ชัยภูมิ กาฬสินธุ์ บุรีรัมย์ หนองบัวลำภู และเลย

1.3.2 ขอบเขตด้านข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากระบบภาพถ่ายดาวเทียมและฐานข้อมูลภูมิสารสนเทศจากแหล่งข้อมูลที่เชื่อถือได้ ครอบคลุมพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย และมีขอบเขตช่วงเวลาตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2558 (2015) ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2567 (2024) รวมระยะเวลา 10 ปี โดยข้อมูลที่ใช้ประกอบด้วย

(1) NDVI คือ ดัชนีที่วัดความเขียวของพืชพรรณบน พื้นผิวโลก โดยอาศัยความต่างของการสะท้อนแสงในช่วงใกล้อินฟราเรดและแสงแดง ค่าที่สูงแสดงถึง พื้นที่ที่มีพืชเขียวหนาแน่น ขณะที่ค่าต่ำบ่งบอกถึงพื้นที่โล่ง หรือไม่มีพืชพรรณ (USGS, n.d)

(2) LST คือ อุณหภูมิพื้นผิวดินที่ได้จากข้อมูลอินฟราเรดความร้อน ของดาวเทียม ใช้ประเมินพลังงานความร้อนสะสม และสภาวะแห้งแล้งของพื้นที่ (Mao et al., 2020)

(3) Fire คือ ข้อมูลจำนวนวันที่เกิดไฟไหม้ในพื้นที่ ซึ่งใช้แทนความถี่ในการเกิดการเผาในพื้นที่

(4) Rainfall คือ ข้อมูลปริมาณน้ำฝนสะสมในระดับรายวัน ซึ่งเป็นปัจจัยหลักที่มีผลต่อความชื้นในดิน และสภาพแวดล้อมทางกายภาพของพื้นที่

(5) Soil Moisture คือ ข้อมูลความชื้นในดิน ซึ่งมีบทบาทสำคัญต่อการเจริญเติบโตของพืช สามารถประเมินจากข้อมูลดาวเทียมร่วมกับตัวแปร NDVI และ LST

(6) Land Use คือ การใช้ประโยชน์ที่ดิน เช่น เกษตรกรรม ป่าไม้ เมือง หรืออุตสาหกรรม ใช้เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบต่องสิ่งแวดล้อมและการเปลี่ยนแปลงระบบนิเวศ

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 เพื่อให้เข้าใจภาพรวมของสภาพพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือในมิติกายภาพ เช่น ระดับความชื้นในดิน และดัชนีพืชพรรณ (NDVI) ที่สะท้อนสุขภาพและความเขียวข่มของพืช

1.4.2 หน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำผลการศึกษากิจการงานวิจัยนี้ไปสนับสนุนการวางแผนเกษตรกรรม เช่น การเลือกชนิดพืชและรอบการปลูกให้เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมในแต่ละพื้นที่

1.4.3 งานวิจัยนี้สามารถใช้เป็นแนวทางการสร้างฐานข้อมูลเบื้องต้นสำหรับการวิเคราะห์เชิงลึก และเป็นแนวทางพัฒนาระบบวิเคราะห์หรือเตือนภัยในอนาคต

1.4.4 สร้างแผนที่พื้นที่เสี่ยงภัยแล้งที่สามารถใช้สื่อสารกับประชาชนและเกษตรกร เพื่อสร้างความเข้าใจ และส่งเสริมการเตรียมความพร้อม

1.4.5 เพื่อเพิ่มพูนความเข้าใจในเชิงระบบเกี่ยวกับสภาพแวดล้อมและภัยแล้งในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการขยายผลไปยังระดับประเทศ

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.5.1 ภัยแล้ง หรือความแห้งแล้ง เป็นภัยธรรมชาติ ที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่อากาศแห้งหรือขาดฝน ส่งผลให้ปริมาณน้ำใช้ไม่พอเพียงต่อความต้องการ ทำให้เกิดสภาวะการขาดแคลนน้ำและก่อให้เกิดผลกระทบต่อ การดำรงชีวิตของ มนุษย์ รวมทั้งเศรษฐกิจ สังคม และสิ่งแวดล้อม โดยเฉพาะประเทศไทยที่มีประชากรส่วนใหญ่มี อาชีพเกษตรกรรมเป็นหลัก ความรุนแรงของภัยแล้งมีความสัมพันธ์สอดคล้องกับสภาวะฝนแล้ง หรือความแห้งแล้ง ของลมฟ้าอากาศ ซึ่งเกิดจากการที่มีฝนตกน้อยหรือฝนไม่ตกตามฤดูกาล ความรุนแรงของฝนแล้งขึ้นอยู่กับ ความชื้นในอากาศ ความชื้นในดิน ระยะเวลาที่เกิดความแห้งแล้งและ ความกว้างใหญ่ของพื้นที่ที่เกิดความแห้งแล้ง (รัศมี สุวรรณวีระกำธร, 2550; ปราณี ว่องวิหวัธ, 2532)

1.5.2 การรับรู้ระยะไกล (Remote Sensing) หมายถึง กระบวนการได้มาของข้อมูล สารสนเทศ ที่เกี่ยวข้องกับวัตถุ พื้นที่หรือปรากฏการณ์ (Phenomena) ที่สนใจที่ต้องอาศัยองค์ความรู้ในการ วิเคราะห์ และประมวลผลข้อมูลที่ได้รับจากอุปกรณ์ตรวจวัด (Sensor) เพื่อนำมาสืบสวนหาข้อมูลหรือสารสนเทศ ของวัตถุ หรือปรากฏการณ์เหล่านั้นโดยปราศจากการสัมผัสทางกายภาพ (Physical Contact) (Lillesand & Kiefer, 2000)

1.5.3 ค่าดัชนีพืชพรรณ หมายถึง ค่าที่บ่งบอกสัดส่วนของพืชพรรณที่ปกคลุมพื้นผิว โดยคำนวณ จากการนำช่วงคลื่นที่เกี่ยวข้องกับพืชพรรณมาทำสัดส่วนซึ่งกันและกัน ซึ่งวิธีการที่นิยมใช้งานมากที่สุดวิธีหนึ่ง เรียกว่า NDVI เป็นการนำค่าความแตกต่างของการสะท้อน ของพื้นผิว ระหว่างช่วงคลื่นอินฟราเรดกับช่วงคลื่น ตามองเห็นสีแดง มาทำสัดส่วนกับค่าผลบวกของทั้งสองช่วงคลื่น เพื่อปรับให้เป็นลักษณะการกระจายแบบปกติ

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาค้นคว้าข้อมูลและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับภัยแล้งจาก Remote Sensing ในพื้นที่จังหวัดขอนแก่น และจังหวัดใกล้เคียง เพื่อนำมาเป็นแนวทางในการศึกษางานวิจัย มีหัวข้อดังนี้

- 2.1 นิยามและประเภทของภัยแล้ง
- 2.2 หลักการและเทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing)
- 2.3 แนวคิดเชิงสถิติและภูมิสารสนเทศพื้นฐานสำหรับการวิเคราะห์ภัยแล้ง
- 2.4 หลักการเตรียมข้อมูลอนุกรมเวลา (Time-Series Data Preprocessing)
- 2.5 ทฤษฎีการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา (Spatio-Temporal Aggregation Theory)
- 2.6 ทฤษฎี Dynamic Time Warping (DTW)
- 2.7 การคำนวณดัชนีภัยแล้ง (Drought Index)
- 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 นิยามและประเภทของภัยแล้ง

ภัยแล้ง (Drought) เป็นภัยธรรมชาติที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาที่อากาศแห้งหรือขาดฝน ส่งผลให้ปริมาณน้ำใช้ไม่เพียงพอต่อความต้องการ ทำให้เกิดสภาวะการขาดแคลนน้ำและก่อให้เกิดผลกระทบต่อการดำรงชีวิตของมนุษย์ รวมถึงเศรษฐกิจ สังคม และสิ่งแวดล้อม (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561) ความรุนแรงของภัยแล้งมีความสัมพันธ์สอดคล้องกับสภาวะฝนแล้ง หรือความแห้งแล้งของลมฟ้าอากาศ ซึ่งเกิดจากการที่มีฝนตกน้อยหรือฝนไม่ตกตามฤดูกาล โดยความรุนแรงของฝนแล้งขึ้นอยู่กับความชื้นในอากาศ ความชื้นในดิน ระยะเวลาที่เกิดความแห้งแล้ง และความกว้างใหญ่ของพื้นที่ที่เกิดความแห้งแล้ง (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561)

ภัยแล้งสามารถจำแนกออกได้เป็น 4 ประเภทหลักๆ ซึ่งสามารถให้รายละเอียดได้ดังนี้

2.1.1 ภัยแล้งทางอุตุนิยมวิทยา (Meteorological Drought) ภัยแล้งที่เกิดจากปริมาณฝนที่ตกน้อยกว่าค่าเฉลี่ยในระยะเวลายาวนาน เป็นสัญญาณเริ่มต้นของสภาวะขาดแคลนน้ำในระบบ

2.1.2 ภัยแล้งทางการเกษตร (Agricultural Drought) ภัยแล้งที่ส่งผลต่อความชื้นในดิน จนกระทบต่อการเจริญเติบโตของพืช แม้ว่าจะมีฝนตกบ้างแต่ไม่เพียงพอต่อความต้องการของพืชในแต่ละช่วงการเจริญเติบโต

2.1.3 ภัยแล้งทางอุทกวิทยา (Hydrological Drought) สถานการณ์ที่ปริมาณน้ำในแม่น้ำ อ่างเก็บน้ำ หรือชั้นน้ำบาดาลลดลงต่ำกว่าค่าปกติ เป็นผลสืบเนื่องจากฝนที่ตกน้อยอย่างต่อเนื่อง ส่งผลต่อปริมาณน้ำต้นทุนเพื่อการบริโภค อุตสาหกรรม และพลังงาน

2.1.4 ภัยแล้งทางเศรษฐกิจและสังคม (Socioeconomic Drought)

ภัยแล้งที่เกิดจากความไม่สมดุลระหว่างอุปสงค์และอุปทานของน้ำ เมื่อปริมาณน้ำไม่เพียงพอต่อความต้องการใช้ของมนุษย์ ทำให้เกิดผลกระทบทางเศรษฐกิจ เช่น รายได้ภาคเกษตรลดลง ต้นทุนการผลิตสูงขึ้น และส่งผลต่อคุณภาพชีวิตของประชาชนในวงกว้าง (NDMC, 2022)

2.2 หลักการและเทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing)

2.2.1 นิยามและหลักการพื้นฐานของการรับรู้จากระยะไกล

การรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing) หมายถึง กระบวนการได้มาซึ่งข้อมูลหรือสารสนเทศที่เกี่ยวข้องกับวัตถุ พื้น ที่ หรือปรากฏการณ์ที่สนใจ โดยอาศัยองค์ความรู้ในการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลที่ได้รับจากอุปกรณ์ตรวจจับ (Sensor) เพื่อสืบค้นหาข้อมูลหรือสารสนเทศของวัตถุหรือปรากฏการณ์เหล่านั้นโดยปราศจากการสัมผัสทางกายภาพ (Physical Contact) (Lillesand & Kiefer, 2000; United Nations Office for Outer Space Affairs, n.d.; Earthdata, n.d.)

เทคนิคนี้เป็นการสังเกตพื้นผิวโลกหรือบรรยากาศจากอวกาศโดยใช้ดาวเทียม หรือจากอากาศยานโดยใช้เครื่องบิน โดยเซ็นเซอร์เหล่านี้จะบันทึกพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าที่สะท้อนหรือเปล่งออกมาจากพื้นผิวโลก (Aggarwal, n.d. ; NASA Applied Sciences, n.d.)

2.2.2 ดัชนีที่ได้จากเทคโนโลยีการรับรู้ระยะไกล

ในการศึกษาภัยแล้งและสภาพดินด้วยเทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกล มีการใช้ตัวแปรทางกายภาพหลายชนิดที่ได้จากข้อมูลดาวเทียม ซึ่งแต่ละตัวแปรสะท้อนถึงสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561) การใช้แนวทางหลายพารามิเตอร์นี้ช่วยให้สามารถประเมินสถานการณ์ภัยแล้งได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำยิ่งขึ้น โดยตัวแปรหลักที่ใช้ในการวิจัยประกอบด้วย

(1) NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) เป็นค่าดัชนีที่นิยมใช้เป็นตัวบ่งชี้ที่แสดงความเขียว ความหนาแน่น และสุขภาพของพืชในแต่ละพิกเซลของภาพถ่ายดาวเทียม ซึ่งเป็นหนึ่งในดัชนีพืชพรรณที่ใช้กันแพร่หลายมากที่สุดในการรับรู้จากระยะไกล สามารถคำนวณได้จาก

$$NDVI = \frac{NIR+RED}{NIR-RED} \quad (1)$$

โดยที่ *NIR* คือค่าการสะท้อนของแถบคลื่นอินฟราเรดใกล้

RED คือค่าการสะท้อนของแถบคลื่นสีแดง

NDVI จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ซึ่งจะช่วยในการแปลผลได้ง่ายขึ้น โดยที่ค่า 0 หมายถึง ไม่มีพืชพรรณใบเขียวอยู่ในพื้นที่สำรวจ ในขณะที่ค่า 0.8 หรือ 0.9 หมายถึง พืชพรรณใบเขียวหนาแน่นมากในพื้นที่ดังกล่าว กรณีที่พื้นผิวมีพืชพรรณปกคลุมจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นอินฟราเรดสูงกว่าช่วงคลื่นตามองเห็นสีแดงทำให้ *NDVI* มีค่าเป็นบวก ในขณะที่พื้นผิวดินจะมีค่าการสะท้อนระหว่างสองช่วงคลื่นใกล้เคียงกันทำให้ *NDVI* มีค่า

ใกล้เคียง 0 ส่วนกรณีที่พื้นผิวเป็นน้ำจะมีค่าการสะท้อนในช่วงคลื่นใกล้อินฟราเรดต่ำกว่าช่วงคลื่นตา มองเห็นสีแดง ทำให้ค่า NDVI มีค่าติดลบทั้งนี้โดยปกติค่านี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.7 เท่านั้น (Suwanlee et al., 2023)

(2) **LST (Land Surface Temperature)** คือ อุณหภูมิพื้นผิวดินในช่วงเวลากลางวัน ใช้แทนสภาพความร้อนและการระเหยของน้ำในดิน ซึ่งมีความสัมพันธ์กับระดับภัยแล้ง (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561 5; Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

จากงานวิจัยของ Wan et al. (2004) ได้ทำการตรวจสอบคุณภาพของข้อมูล Land Surface Temperature (LST) จาก MODIS โดยเปรียบเทียบกับการวัดภาคพื้นดินและพบว่ามีค่าความแม่นยำในระดับ ± 1 Kelvin ภายใต้สภาพท้องฟ้าโปร่ง ซึ่งยืนยันได้ว่าค่า LST ของ MODIS ที่อยู่ในช่วงประมาณ 5–55 °C ครอบคลุมลักษณะ อุณหภูมิที่พบจริงในเขตร้อน ตั้งแต่พื้นที่สูงที่เย็นไปจนถึงพื้นที่โล่งหรือเขตเมืองที่ร้อนจัด ทำให้ข้อมูลนี้มีความเหมาะสมและน่าเชื่อถือเพียงพอสำหรับการนำไปใช้ในการศึกษาภูมิอากาศ สิ่งแวดล้อม และพลวัตความร้อน พื้นผิวในเขตร้อน

(3) **Rainfall (ปริมาณน้ำฝน)** คือ ปริมาณน้ำฝนสะสมในระดับรายวัน ซึ่งเป็นปัจจัยหลักที่มีผลต่อความชื้นในดินและสภาพแวดล้อมทางกายภาพของพื้นที่ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561 ; Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

(4) **Soil Moisture (ความชื้นในดิน)** ความชื้นในดินซึ่งสะท้อนปริมาณน้ำที่มีอยู่ในชั้นดินลึกประมาณ 0–100 เซนติเมตร และมีผลโดยตรงต่อความสามารถ ในการดูดน้ำของพืช (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561 5; Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

(5) **Fire Count (จุดความร้อน)** จำนวนวันที่เกิดไฟไหม้ในพื้นที่ (โดยพิจารณาจากค่าจำนวนวันที่เกิดไฟ หรือ BurnDate > 0) ซึ่งใช้แทนความถี่ในการเกิดการเผาในพื้นที่และสัมพันธ์กับการลดลงของความชื้นและ NDVI (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2561 ; Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

จากที่กล่าวมาข้างต้น การประยุกต์ใช้เทคนิคการรับรู้จากระยะไกลและข้อมูลจากดาวเทียมในงานวิจัยภัยแล้งมีประโยชน์อย่างยิ่ง เนื่องจากข้อมูลจากดาวเทียมช่วยให้สามารถติดตามและเฝ้าระวังภัยแล้งในพื้นที่ขนาดใหญ่ได้โดยไม่ถูกจำกัดด้วยข้อจำกัดทางกายภาพ (Suwanlee et al., 2023; กรมประชาสัมพันธ์, 2022) นอกจากนี้ ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) ที่ได้จากดาวเทียม MODIS (Suwanlee et al., 2023) และ CHIRPS (UCAR, 2024) ยังช่วยให้สามารถศึกษาการเปลี่ยนแปลงของปรากฏการณ์ภัยแล้งในระยะยาว ได้อย่างต่อเนื่องและสม่ำเสมอ ซึ่งทำให้การประเมินสถานการณ์ภัยแล้งมีความแม่นยำและเป็นระบบมากขึ้น (Suwanlee et al., 2023) การบูรณาการข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ นี้ยังช่วยให้สามารถระบุพื้นที่เสี่ยงได้อย่างรวดเร็ว เพื่อเป็นประโยชน์ในการวางแผนและการบริหารจัดการในภาวะวิกฤต (สถาบันวิจัยการเกษตร, 2023; กรมประชาสัมพันธ์, 2022)

2.3 แนวคิดเชิงสถิติและภูมิสารสนเทศพื้นฐานสำหรับการวิเคราะห์ภัยแล้ง

การศึกษาภัยแล้งและดินเค็มในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทยมีความจำเป็นต้องบูรณาการตัวแปรทางกายภาพหลายมิติเข้าด้วยกันเพื่อสะท้อนปรากฏการณ์ที่ซับซ้อน (Lillesand & Kiefer, 2000; Kim et al., 2019)

ความท้าทายที่สำคัญคือการรวมข้อมูลที่มีความหลากหลายในเชิงมิติเหล่านี้ เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ร่วมกันในระดับพื้นที่ (ระดับตำบล) และในหน่วยเวลาเดียวกัน (รายเดือน) (Ratanopad Suwanlee et al., 2023) การแก้ไขปัญหาคือการแตกต่างด้านมาตราส่วนนี้จำเป็นต้องมีกระบวนการเตรียมข้อมูลที่มีความระมัดระวังเพื่อให้แน่ใจว่าการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสถิติในลำดับต่อไปมีความน่าเชื่อถือ

2.3.1 บทบาทของสถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics)

สถิติเชิงพรรณนาเป็นขั้นตอนพื้นฐานที่จำเป็นต่อการบรรลุวัตถุประสงค์แรกของการวิจัย ซึ่งคือการทำความเข้าใจลักษณะและโครงสร้างพื้นฐานของชุดข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรทางกายภาพแต่ละตัว (Zargar et al., 2011) การวัดแนวโน้มเข้าสู่ส่วนกลางและการวัดการกระจายช่วยให้สามารถสรุปสถานการณ์ทางกายภาพของแต่ละอำเภอในรอบ 10 ปีได้อย่างมีประสิทธิภาพ สามารถอธิบายได้ดังนี้

(1) การวัดแนวโน้มเข้าสู่ส่วนกลาง โดยมีค่าเฉลี่ย (μ) เป็นตัววัดหลักที่ใช้ในการกำหนดสถานะ "ปกติ" หรือ "ทั่วไป" ของตัวแปรในช่วงเวลาที่กำหนด เช่น ค่าเฉลี่ย NDVI รายเดือนสะท้อนถึงระดับความเขียวขุ่มโดยทั่วไปของพืชพรรณในอำเภอนั้น ๆ (Zargar et al., 2011)

การคำนวณค่าเฉลี่ยของแต่ละตัวแปรในช่วงเวลาศึกษา (พ.ศ. 2558–2567) เป็นรากฐานสำคัญสำหรับการสร้างค่าฐาน (Baseline) ที่ใช้ในการเปรียบเทียบเชิงเวลาด้วยเทคนิค Dynamic Time Warping (DTW) ในภายหลัง (Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

(2) การวัดการกระจาย โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ) เป็นตัวชี้วัดความผันผวนของข้อมูลรอบค่าเฉลี่ย (Zargar et al., 2011) ในบริบทของภัยแล้ง ค่า σ ที่สูงในตัวแปรอย่าง Rainfall หรือ LST บ่งชี้ถึงสภาพภูมิอากาศที่ไม่มีเสถียรภาพและมีความสุดโต่งสูง (Extremes) เช่น ปริมาณฝนที่ตกไม่สม่ำเสมอหรืออุณหภูมิที่ผันผวนมาก ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญของพื้นที่เปราะบางต่อภัยแล้ง (Zargar et al., 2011)

นอกจากนี้ ค่าพิสัย (Range) หรือค่าต่ำสุด (Min) และค่าสูงสุด (Max) ของ LST และ NDVI ยังมีความสำคัญอย่างยิ่งในการระบุภาวะสุดขั้วทางสิ่งแวดล้อม เช่น ค่า LST สูงสุดที่บันทึกได้อาจบ่งชี้ถึงภาวะความเครียดจากความร้อนหรือภาวะแห้งแล้งอย่างรุนแรง

ความเข้าใจในสถิติเชิงพรรณนานี้ทำหน้าที่เป็นขั้นการวินิจฉัยเริ่มต้น ก่อนที่จะนำไปสู่การวิเคราะห์เชิงลึกที่ซับซ้อนขึ้น การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยในปัจจุบันกับค่าเฉลี่ยในอดีต (Baseline) ที่ได้จากการวัดทางสถิติเหล่านี้เป็นสิ่งจำเป็น และความแปรปรวนที่สูงของข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นปัจจัยที่ยืนยันความจำเป็นในการใช้เทคนิคขั้นสูง เช่น Dynamic Time Warping (DTW) ที่สามารถรองรับความผันผวนที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ (Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

2.3.2 หลักการเชิงทฤษฎีของการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) การ

วิเคราะห์ความสัมพันธ์เบื้องต้นมีเป้าหมายเพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรทางกายภาพแต่ละคู่ที่เกี่ยวข้องกับภัยแล้ง ซึ่งเป็นการยืนยันความสอดคล้องทางฟิสิกส์ของชุดข้อมูล (Lillesand & Kiefer, 2000; Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน (Pearson's Correlation Coefficient, ρ) เป็นวิธีวัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร X และ Y โดยมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง $+1$ (รัศมี สุวรรณวีระกำจร, 2550) สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

โดยที่ r คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง $+1$

x_i, y_i คือ ค่าของตัวแปร X และ Y ลำดับที่ i

\bar{x}, \bar{y} คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร X และ Y

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ผลการวิเคราะห์สหสัมพันธ์นี้เป็นรากฐานสำคัญที่ช่วยยืนยันความถูกต้องทางกายภาพของแบบจำลอง และหากพบความสัมพันธ์ที่เข้มแข็งระหว่างตัวแปรหลายคู่ สามารถบ่งชี้ได้ว่าตัวแปรเหล่านั้นมีข้อมูลที่ซ้ำซ้อนกันบางส่วน (Redundancy) ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการพิจารณาในการสร้างดัชนีภัยแล้งแบบหลายตัวแปรที่ซับซ้อนมากขึ้นในอนาคต

2.4 หลักการเชิงทฤษฎีของการเตรียมข้อมูลอนุกรมเวลา (Time-Series Data Preprocessing)

ข้อมูลอนุกรมเวลาจากดาวเทียมมักประสบปัญหาด้านคุณภาพที่เกิดจากปัจจัยทางบรรยากาศ เช่น เมฆหรือหมอกควัน และความแตกต่างของหน่วยวัด (Ratanopad Suwanlee et al., 2023) การเตรียมข้อมูลที่เหมาะสมจึงเป็นขั้นตอนที่ช่วยแก้ไขปัญหาดังกล่าว ซึ่งเป็นการเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของการวิเคราะห์

2.4.1 การจัดการข้อมูลค่าว่าง

การเติมข้อมูล (Imputation) เป็นกระบวนการสำคัญในการจัดการชุดข้อมูลที่ขาดหาย โดยเฉพาะชุดข้อมูล Remote Sensing เช่น NDVI, LST และ Soil Moisture ซึ่งอาจขาดหายเนื่องจากสภาพอากาศเมฆฝน หรือข้อจำกัดในการเก็บข้อมูล วิธีการเติมข้อมูลโดยใช้ค่าเฉลี่ยจากเดือนเดียวกันในปีอื่น ๆ (Same-Month Multi-Year Mean Imputation) เป็นเทคนิคที่อาศัยสมมติฐานว่าค่าของตัวแปร Remote Sensing ในเดือนเดียวกันแต่ละปีมีแนวโน้มใกล้เคียงกัน

ซึ่งหลักการของวิธีนี้ คือ การเติมค่าที่ขาดหายสำหรับจุดพิกัดใด ๆ ในเดือนหนึ่งของปีปัจจุบัน โดยคำนวณ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่มีอยู่ในเดือนเดียวกันของปีก่อน ๆ สูตรคณิตศาสตร์สามารถแสดงได้ดังนี้

$$X_{i,j,t}^{filled} = \frac{1}{N} \sum_{k \neq t} X_{i,j,k} \quad (3)$$

โดยที่ $X_{i,j,t}^{filled}$ คือ ค่าที่เติมให้สำหรับจุดพิกัด (i, j) ในเดือน t ของปีปัจจุบัน

$X_{i,j,k}$ คือ ค่าที่สังเกตได้ของเดือนเดียวกับ t ในปีก่อน k

N คือ จำนวนปีที่มีข้อมูลในเดือนเดียวกัน

วิธีการนี้ช่วยให้ชุดข้อมูลสมบูรณ์ (Complete Dataset) และสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์เชิงเวลาและเชิงพื้นที่ เช่น การสร้าง Time Series ของ NDVI, LST หรือ Soil Moisture การคำนวณดัชนีภัยแล้ง เช่น VCI, TCI, SPI รวมถึงการสร้างแผนที่สี (Color Maps) เพื่อ visualise การเปลี่ยนแปลงของพื้นที่

งานวิจัยของ Feng et al. (2014) ได้ประยุกต์วิธีนี้ในการเติมข้อมูลฝนรายเดือนเพื่อสร้างชุดข้อมูลสมบูรณ์สำหรับวิเคราะห์ปริมาณน้ำฝนและภัยแล้ง โดยผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าการใช้ค่าเฉลี่ยจากเดือนเดียวกันในปีก่อน ๆ เป็นวิธีที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพในการเติมข้อมูลที่ขาดหายสำหรับชุดข้อมูล Remote Sensing และ Burton et al. (2024) ได้ใช้วิธีเดียวกันกับข้อมูล NDVI จากดาวเทียม AVHRR และ MODIS ครอบคลุมพื้นที่ทั่วออสเตรเลีย (1982–2022) โดยปรับข้อมูลร่วมกับตัวแปรภูมิอากาศ เช่น อุณหภูมิและปริมาณน้ำฝน ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีความต่อเนื่องมากขึ้น ลดค่าผิดปกติจากเมฆ และสะท้อนการเปลี่ยนแปลงของพืชพรรณได้อย่างมีประสิทธิภาพ

และอีกวิธีหนึ่งที่ใช้ร่วมกับการเติมข้อมูลเพื่อปรับปรุงคุณภาพของอนุกรมเวลาคือ Savitzky-Golay filter เป็นเทคนิคการกรองข้อมูลอนุกรมเวลา (time-series smoothing) ที่พัฒนาโดย Savitzky และ Golay (1964) เพื่อใช้ลดสัญญาณรบกวน (noise reduction) และทำให้แนวโน้มของข้อมูลมีความต่อเนื่องมากขึ้น โดยอาศัยหลักการประมาณค่าพหุนาม (polynomial fitting) ภายในกรอบเลื่อน (moving window) ที่มีขนาดคงที่ วิธีนี้จึงสามารถรักษารูปร่างของสัญญาณเดิม เช่น จุดสูงสุด (peak) หรือจุดต่ำสุด (valley) ได้ดีกว่าวิธีการเฉลี่ยเคลื่อนที่ทั่วไป

หลักการของ SG filter คือการใช้การถดถอยเชิงเส้นแบบกำลังสอง (Least Squares Polynomial Fitting) เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์ของสมการพหุนามที่เหมาะสมที่สุดในช่วงของข้อมูล โดยพหุนามลำดับที่ p จะถูกฟิตกับข้อมูลจำนวน $2m + 1$ จุดรอบจุดศูนย์กลาง เพื่อประมาณค่าของสัญญาณที่จุดนั้น

สูตรทั่วไปของ SG filter สามารถเขียนได้ดังนี้

$$y_i^* = \sum_{j=-m}^m c_j y_{i+j} \quad (4)$$

โดยที่ y_i^* คือ ค่าข้อมูลหลังจากการกรองที่ตำแหน่ง i

y_{i+j} คือ ค่าข้อมูลดิบก่อนการกรองในช่วงหน้าต่าง $(-m, m)$

c_j คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของ SG filter ที่ได้จากการประมาณค่าพหุนามลำดับ p

m คือ จำนวนจุดข้อมูลครึ่งหนึ่งของหน้าต่าง (window size)

ค่าสัมประสิทธิ์ c_j เหล่านี้ได้จากการคำนวณแบบ least squares เพื่อให้ผลรวมของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งทำให้การกรองสามารถรักษารูปร่างของข้อมูลต้นฉบับไว้ได้แม่นยำ โดยเฉพาะในข้อมูลจากการสังเกตระยะไกล เช่น NDVI, LST และ Soil Moisture (Chen et al., 2004; Jönsson & Eklundh, 2004)

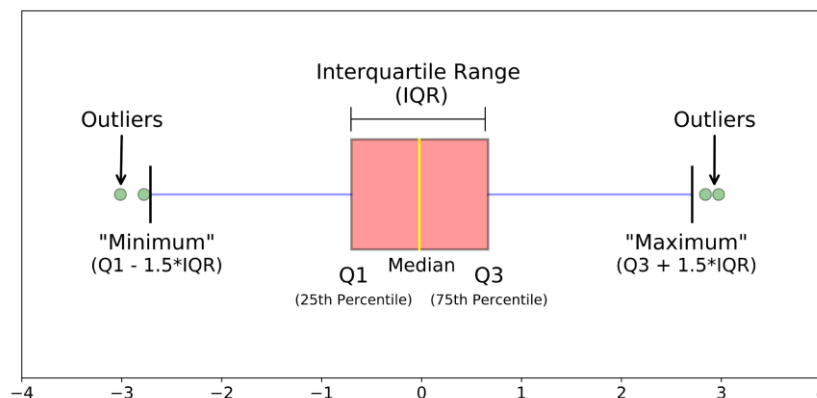
จากการศึกษาของ Chen et al. (2004) พบว่า SG filter ช่วยลดผลกระทบของเมฆและสัญญาณรบกวนในข้อมูล NDVI ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขณะที่ยังคงแนวโน้มตามฤดูกาลของพืชพรรณไว้ได้อย่างชัดเจน และถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในงานวิเคราะห์ข้อมูลดาวเทียมด้านสิ่งแวดล้อมและภัยแล้ง

ในทำนองเดียวกันงานวิจัยของ Zhou et al. (2020) ใช้วิธี SG filter ร่วมกับ linear interpolation เพื่อ smoothing และเติมค่าช่องว่างของ NDVI จาก Landsat time-series ทำให้สามารถติดตามแนวโน้มพืชพรรณและประเมินพื้นที่เสี่ยงภัยแล้งในระดับภูมิภาคได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้น การใช้ Savitzky–Golay filter ร่วมกับ Linear Interpolation จึงถือเป็นวิธีที่ได้รับการยอมรับในงานวิจัยด้าน Remote Sensing สำหรับรักษาความต่อเนื่องของชุดข้อมูลเชิงเวลา (temporal consistency) และเพิ่มความถูกต้องในการวิเคราะห์ปรากฏการณ์ทางสิ่งแวดล้อม

2.4.2 การจัดการกับค่าผิดปกติ (Outlier Detection)

ในการวิเคราะห์ข้อมูลดาวเทียม อาจพบค่าที่ผิดปกติ (Outliers) ซึ่งเกิดจากข้อผิดพลาดในการวัดหรือสะท้อนเหตุการณ์ทางกายภาพที่รุนแรง วิธี Interquartile Range (IQR) ถูกเลือกใช้ในการตรวจจับและจัดการค่าผิดปกติ เนื่องจากเป็นวิธีทางสถิติที่มีความคงทน (Robust) และไม่ขึ้นอยู่กับสมมติฐานเกี่ยวกับการแจกแจงของข้อมูล (Non-Parametric) ซึ่งช่วยลดอิทธิพลของค่าสุดโต่งได้ดีกว่าวิธีที่อาศัยค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Ma et al., 2023)



ภาพที่ 1 : Boxplot แสดงการระบุ outliers โดยใช้ IQR

โดยหลักการของ IQR ประกอบไปด้วย

- 1) คำนวณควอไทล์ที่ 1 (Q1) และควอไทล์ที่ 3 (Q3) ของชุดข้อมูล
- 2) คำนวณพิสัยควอไทล์ (IQR) โดย

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (5)$$

- 3) กำหนดขอบเขตค่าผิดปกติ (Outlier Thresholds)

- ขอบเขตล่าง (Lower Bound) โดย

$$Q_1 - 1.5 \times IQR \quad (6)$$

- ขอบเขตบน (Upper Bound) โดย

$$Q_3 + 1.5 \times IQR \quad (7)$$

ซึ่งค่าใด ๆ ที่อยู่นอกเหนือขอบเขตนี้จะถูกพิจารณาว่าเป็นค่าผิดปกติที่ต้องได้รับการจัดการ ในทางปฏิบัติสำหรับตัวแปร Rainfall ซึ่งไม่สามารถมีค่าติดลบได้ จึงจำเป็นต้องใช้ความรู้เฉพาะทางในการกำหนดเงื่อนไขเพิ่มเติม โดยกำหนดให้ขอบเขตล่างมีค่าต่ำสุดเป็น 0 เพื่อให้สอดคล้องกับคุณสมบัติทางกายภาพของปริมาณน้ำฝน (Ratanopad Suwanlee et al., 2023)

2.4.3) การปรับสเกลข้อมูล (Normalization)

การปรับสเกลข้อมูล (Normalization) เป็นขั้นตอนหนึ่งในการเตรียมข้อมูลอนุกรมเวลา มีวัตถุประสงค์ เพื่อลดผลกระทบจากช่วงค่าที่แตกต่างกันของตัวแปรหลายตัว ทำให้ตัวแปรทั้งหมดอยู่ในสเกลเดียวกัน การปรับสเกลข้อมูลช่วยให้สามารถเปรียบเทียบแนวโน้มของตัวแปรแต่ละตัวได้อย่างเหมาะสม และลดอิทธิพลของ ค่าที่สูงหรือต่ำสุดเกินไป ซึ่งอาจทำให้การวิเคราะห์ผิดพลาด (Lima et al., 2023)

วิธีที่นิยมใช้คือ Min-Max Normalization ซึ่งปรับค่าของตัวแปรให้อยู่ในช่วง 0–1

โดยคำนวณจากสมการดังนี้

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (8)$$

โดยที่ X_{norm} คือ ค่าหลังการทำ Normalization

X คือ ค่าดั้งเดิม

X_{min} คือ ค่าต่ำสุดของตัวแปร

X_{max} คือ ค่าสูงสุดของตัวแปร

การปรับสเกลข้อมูลด้วยวิธี Min-Max จะทำให้ตัวแปรทุกตัวมีช่วงค่าเท่ากันและสามารถเปรียบเทียบ
แนวโน้มระหว่างตัวแปรในขั้นตอนการคำนวณ DTW ได้อย่างเหมาะสม

2.5 ทฤษฎีการรวมข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา (Spatio-Temporal Aggregation Theory)

การรวมข้อมูล (Aggregation) เป็นขั้นตอนที่สำคัญในการแปลงข้อมูลจากความละเอียด
สูงไปสู่ความละเอียดเชิงพื้นที่และเวลาที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ในระดับนโยบาย (Ratanopad Suwanlee
et al., 2023; Jones & Thornton, 1995) การเลือกตัววัดการรวมข้อมูล (Measure of Aggregation)
จึงต้องมีความ สอดคล้องกับลักษณะทางกายภาพของตัวแปร

2.5.1 การรวมด้วยค่าเฉลี่ย (Mean Aggregation) เป็นวิธีที่ใช้สำหรับตัวแปรต่อเนื่องที่สะท้อน
สถานะ (State) ของสิ่งแวดล้อม (Ratanopad Suwanlee et al., 2023) การใช้ค่าเฉลี่ยรายเดือนจะให้ค่าที่
บ่งชี้ถึงสถานะโดยทั่วไปของพื้นที่ในเดือนนั้น ๆ ซึ่งเหมาะสมกับตัวแปร ที่แสดงถึงปริมาณความหนาแน่นหรือ
อุณหภูมิ

2.5.2 การรวมด้วยผลรวม (Sum Aggregation) เป็นวิธีที่ใช้สำหรับตัวแปรที่สะท้อน
เหตุการณ์สะสม (Cumulative Events) (Ratanopad Suwanlee et al., 2023; Zargar et al., 2011) ซึ่งการ
รวมด้วยผลรวมมีความจำเป็นเพื่อรักษาความเข้มข้นรวมของเหตุการณ์ในช่วงเวลานั้น เช่น หากใช้ค่าเฉลี่ยสำหรับ
ปริมาณน้ำฝน จะเป็นการเจือจางผลกระทบของเหตุการณ์ฝนตกหนักในช่วงสั้น ๆ ซึ่งอาจทำให้ความรุนแรงของ
ภัยแล้งลดลงในเชิงสถิติ (Zargar et al., 2011) ดังนั้น การใช้ผลรวมช่วยให้การวิเคราะห์สามารถจับภาพความ
เข้มข้นของการสะสมน้ำหรือการเผาในที่โล่งได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น

จากงานวิจัยของ Goswami et al. (2025) ได้มีการใช้ข้อมูล MODIS NDVI และ LST โดยเริ่ม
จากการกรอง pixel ที่มีคุณภาพต่ำหรือถูกปกคลุมด้วยเมฆ/เงา โดยใช้ค่า Quality Assessment (QA)
เพื่อให้ชุดข้อมูลมีความสะอาดและลดผลกระทบจาก noise จากนั้นจึงทำการรวมข้อมูลเป็นรายเดือน (monthly
aggregation) ก่อน export จาก Google Earth Engine (GEE) เพื่อสร้างชุดข้อมูลที่ต่อเนื่องและสะท้อน
ลักษณะฤดูกาลของ vegetation และอุณหภูมิพื้นผิว

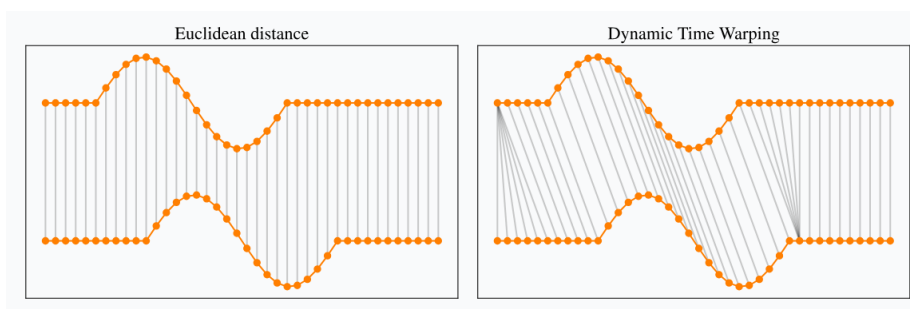
และในงานวิจัยของ Sun et al. (2023) ได้มีการเตรียมข้อมูลตัวแปร Soil Moisture และ Rainfall ในลักษณะเดียวกัน โดยใช้ค่าเฉลี่ยสำหรับ Soil Moisture และผลรวมสำหรับ Rainfall ในแต่ละเดือน การดำเนินการนี้ช่วยลดความผันผวนรายวันและสะท้อนสภาพฝนสะสมและความชื้นดินอย่างเหมาะสม ทำให้ข้อมูลสามารถนำไปวิเคราะห์แนวโน้มระยะยาวของพืชพรรณและภัยแล้งได้อย่างแม่นยำ

นอกจากนี้งานวิจัยของ Valerio et al. (2024) ได้มีการเตรียมข้อมูล Fire Occurrence โดยการนับจำนวนจุดความร้อนต่อเดือน (Monthly Fire Count) และรวมเข้ากับตัวแปร NDVI, LST, Soil Moisture และ Rainfall การ aggregate รายเดือนสำหรับตัวแปรทั้งหมดนี้ทำให้ได้ชุดข้อมูลที่สมบูรณ์สำหรับ การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างสภาพพืชพรรณ ดิน น้ำ ฝน อุณหภูมิ และความเสี่ยงต่อเหตุการณ์ไฟป่า ช่วยให้สามารถตรวจจับแนวโน้ม seasonal และลดผลกระทบจากค่า Missing หรือ Outlier ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้น การเตรียมข้อมูลโดยการ aggregate เป็นรายเดือนก่อน Export จาก GEE สำหรับตัวแปร NDVI, LST, Soil Moisture, Rainfall และ Fire จึงถือเป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับในงานวิจัยด้าน Remote Sensing และภัยแล้ง สามารถรักษาความต่อเนื่องของข้อมูล ลดสัญญาณรบกวนและสนับสนุน การวิเคราะห์แนวโน้ม และความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ได้อย่างเหมาะสม

2.6 ทฤษฎี Dynamic Time Warping

Dynamic Time Warping (DTW) เป็นวิธีการหนึ่ง que พัฒนาโดย Hiroaki Sakoe และ Seibi Chiba (1978) เพื่อใช้วัดความคล้ายคลึงระหว่างลำดับข้อมูลเชิงเวลา แม้ว่าลำดับข้อมูลเหล่านั้นจะมีความยาวหรือจังหวะเวลาแตกต่างกัน โดยหลักการของ DTW คือการ “ยืด” หรือ “บีบ” ช่วงเวลาในลำดับข้อมูลหนึ่งเพื่อให้ตรงกับอีกลำดับหนึ่งมากที่สุด ซึ่งช่วยให้สามารถเปรียบเทียบสัญญาณที่อาจเกิดความเร็วหรือความช้าไม่เท่ากันได้อย่างแม่นยำ ดังภาพที่ 2 ที่แสดงการเปรียบเทียบ Euclidean distance กับ Dynamic Time Warping สำหรับสองลำดับข้อมูลเวลา DTW สามารถ “ยืด” หรือ “บีบ” เวลาให้จุดข้อมูลตรงกัน ทำให้สามารถวัดความคล้ายคลึงของสัญญาณที่ไม่ตรงเวลาได้แม่นยำกว่า Euclidean distance แบบดั้งเดิม



ภาพที่ 2 : แสดงการเปรียบเทียบ Euclidean distance กับ Dynamic Time Warping

DTW ใช้แนวคิดของการหาความเหมาะสมสูงสุดโดยจะเปรียบเทียบจุดข้อมูลแต่ละจุดระหว่างลำดับสองชุด จากนั้นหาเส้นทางที่เชื่อมโยงข้อมูลแต่ละจุดให้มีความแตกต่างรวมกันน้อยที่สุด เส้นทางนี้เรียกว่า warping path ซึ่งเป็นตัวแทนของการจับคู่ที่เหมาะสมที่สุดระหว่างสองลำดับ

หลักการทำงานของ DTW ประกอบด้วยขั้นตอนหลักดังนี้

1. การคำนวณต้นทุนเฉพาะจุด (Local Cost)

3	33	23	19	16	19	23	18	17	18	15
7	31	20	18	16	19	17	17	18	15	18
5	25	19	13	12	16	15	14	15	14	16
1	21	18	10	11	11	19	14	13	17	18
2	21	13	9	10	12	16	11	12	16	17
8	20	9	13	16	19	9	12	17	18	21
9	13	7	11	11	14	8	13	18	16	21
4	5	4	5	5	8	12	12	13	15	16
3	2	3	4	4	7	13	14	14	17	17
1	0	5	6	8	9	17	20	22	27	29
	1	6	2	3	0	9	4	3	6	3

ภาพที่ 3 : แสดงตัวอย่างการคำนวณต้นทุนเฉพาะจุดในแต่ละช่องเมทริกซ์

ระบบจะสร้างตารางหรือ เมทริกซ์ ขึ้นมา โดยแต่ละช่องในเมทริกซ์จะแทนการจับคู่ที่เป็นไปได้ระหว่างจุดข้อมูลหนึ่งของลำดับแรกกับจุดข้อมูลหนึ่งของลำดับที่สอง ค่าที่บรรจุอยู่ในแต่ละช่องคือ ต้นทุน (Cost) หรือ ระยะทาง ที่ใช้ในการเปรียบเทียบจุดข้อมูลคู่ นั้น ซึ่งมักจะแสดงถึงความแตกต่าง

2. การสร้างวิถีการปรับแนว (Warping Path)

หัวใจของ DTW คือการค้นหาเส้นทางที่ลากผ่านเมทริกซ์จากจุดเริ่มต้นไปยังจุดสิ้นสุด โดยที่ ผลรวมของ ต้นทุนตามเส้นทางนั้นมีค่าน้อยที่สุด เส้นทางนี้เรียกว่า วิถีการปรับแนว (Keogh & Ratanamahatana, 2005)

เส้นทางนี้อ่อนุญาตให้มีการ "ยืด" หรือ "หด" เวลาได้ ซึ่งหมายความว่า จุดเดียวในลำดับหนึ่งสามารถถูก จับคู่กับหลายจุดในอีกลำดับหนึ่งได้ นี่คือสิ่งที่ทำให้ DTW แตกต่างจากการเปรียบเทียบแบบจุดต่อจุดทั่วไป (Point-to-Point Comparison)

3. ต้นทุนสะสมและระยะทาง DTW

การคำนวณจะดำเนินไปอย่างเป็นระบบ โดยแต่ละช่องในเมทริกซ์จะบันทึก ต้นทุนสะสมที่น้อยที่สุด ที่ จำเป็นในการเดินทางมาถึงจุดนั้นจากจุดเริ่มต้น เมื่อสิ้นสุดกระบวนการ ค่าสุดท้ายที่ช่องปลายทาง คือ ระยะทาง DTW (DTW Distance) ซึ่งเป็นตัวเลขที่ใช้เป็นมาตรวัดความคล้ายคลึงกันโดยรวมของสองลำดับ (Müller, 2007) ซึ่งค่า DTW Distance ที่ต่ำ แสดงถึงข้อมูลทั้งสองชุดมีความคล้ายคลึงกัน

ข้อดีของ DTW ตามที่ Sakoe และ Chiba (1978) ระบุ คือ สามารถจัดการกับความแตกต่างของ จังหวะเวลาและความเร็วของสัญญาณได้ จึงเหมาะสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับการเปรียบเทียบลำดับเชิงเวลา เช่น การรู้จำคำพูด การตรวจจบบรูปแบบการเคลื่อนไหว หรือการวิเคราะห์ลำดับข้อมูลทางวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ดังนั้น DTW จึงถือเป็นเครื่องมือที่สำคัญสำหรับการเปรียบเทียบข้อมูลเชิงเวลาที่มีความแตกต่างด้านเวลา ทำให้ การวิเคราะห์สัญญาณและการรู้จำรูปแบบมีความแม่นยำมากขึ้น

2.7 ดัชนีภัยแล้ง (Drought Index)

ดัชนีภัยแล้ง (Drought Index) เป็นตัวชี้วัดเชิงปริมาณที่ใช้ในการประเมินระดับความแห้งแล้งของพื้นที่ โดยอาศัยข้อมูลจากสภาพภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อม เช่น ปริมาณฝน ความชื้นในดิน อุณหภูมิพื้นผิว และ สภาพพืชพรรณ (NDVI) ดัชนีเหล่านี้ช่วยให้สามารถติดตามและประเมินภัยแล้งในระยะสั้น กลาง และยาว รวมถึงสนับสนุนการวางแผนบริหารจัดการน้ำและการเกษตรได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Dutta, 2015; Almouctar et al., 2024) โดยดัชนีภัยแล้งที่นิยมใช้มีหลายประเภท ดังนี้

2.7.1 ดัชนีความแห้งแล้งแบบมาตรฐาน (Standardized Precipitation Index : SPI) เป็นหนึ่งในดัชนีภัยแล้งที่นิยมใช้มากที่สุดในโลก เนื่องจากสามารถประเมินความเบี่ยงเบนของปริมาณฝนในช่วงเวลาหนึ่งเมื่อเทียบกับค่าเฉลี่ยระยะยาวในพื้นที่เดียวกัน ดัชนีนี้ได้รับการพัฒนาโดย McKee et al. (1993) เพื่อใช้ติดตามและประเมินภัยแล้งในหลายช่วงเวลา เช่น 1 เดือน, 3 เดือน, 6 เดือน หรือ 12 เดือน ซึ่งสะท้อนถึงผลกระทบของภัยแล้งต่อระบบน้ำและการเกษตรได้ในระดับต่าง ๆ

หลักการของ SPI คือการแปลงค่าปริมาณฝนให้อยู่ในรูปของการแจกแจงแบบปกติ (Standard Normal Distribution) เพื่อให้ค่าที่ได้สามารถเปรียบเทียบกันได้ระหว่างพื้นที่และช่วงเวลา โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$SPI = \frac{P_i - \bar{P}}{\sigma_P} \quad (9)$$

โดยที่ SPI คือ ดัชนีมาตรฐานปริมาณฝน (Standardized Precipitation Index)

P_i คือ ปริมาณฝนที่สังเกตได้ในช่วงเวลาที่กำหนด (เช่น เดือนนั้น หรือเฉลี่ย 3 เดือน)

\bar{P} คือ ค่าเฉลี่ยของปริมาณฝนในระยะยาวของพื้นที่นั้น

σ_P คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของปริมาณฝนในระยะยาว

จากการศึกษาของ McKee et al. (1993) พบว่า SPI สามารถใช้เป็นตัวชี้วัดภัยแล้งในเชิงเวลาได้อย่างยืดหยุ่น โดยช่วงเวลานั้น (1–3 เดือน) เหมาะสำหรับการประเมินภัยแล้งทางเกษตร ขณะที่ช่วงเวลายาว (6–12 เดือน) เหมาะสำหรับการประเมินภัยแล้งทางอุทกวิทยา เช่น การลดลงของระดับน้ำใต้ดินหรือปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำ

2.7.2 ดัชนีสภาพพืชพรรณ (Vegetation Condition Index: VCI) เป็นดัชนีที่ใช้ในการประเมินสภาพความสมบูรณ์ของพืชพรรณและระดับความเครียดจากภัยแล้งทางการเกษตร โดยอาศัยข้อมูลจากค่าดัชนีความเขียวของพืช (Normalized Difference Vegetation Index: NDVI) ที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับระหว่างค่าความเขียวของพืชในช่วงเวลาปัจจุบันกับค่ามากที่สุดและค่าน้อยที่สุดในอดีต (Kogan, 1995)

ซึ่งสามารถสะท้อนให้เห็นถึงระดับการฟื้นตัวหรือความเสื่อมโทรมของพืชพรรณในแต่ละพื้นที่ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การคำนวณค่า VCI สามารถแสดงได้ด้วยสมการดังนี้

$$VCI = \frac{NDVI_i - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \times 100 \quad (10)$$

โดยที่ VCI คือ ดัชนีสภาพพืชพรรณ (Vegetation Condition Index)

$NDVI_i$ คือ ค่าดัชนี NDVI ในช่วงเวลาปัจจุบัน

$NDVI_{min}$ คือ ค่าดัชนี NDVI ที่ต่ำที่สุดในช่วงระยะเวลาที่ศึกษา

$NDVI_{max}$ คือ ค่าดัชนี NDVI ที่สูงที่สุดในช่วงระยะเวลาที่ศึกษา

ค่าที่ได้จากดัชนี VCI จะอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 100 โดย ค่าที่มีค่าใกล้ 0 หมายถึงพื้นที่มีสภาพแห้งแล้งรุนแรง และพืชพรรณอยู่ในสภาวะเครียดจากการขาดน้ำ ขณะที่ค่าที่มีค่าใกล้ 100 หมายถึงพื้นที่มีความชุ่มชื้นและพืชพรรณมีสภาพสมบูรณ์ดี

งานวิจัยของ Dutta et al. (2015) ได้ใช้ SPI ร่วมกับ VCI เพื่อประเมินสถานการณ์ภัยแล้งทางการเกษตร ในรัฐราชสถาน ประเทศอินเดีย พบว่าค่าของ SPI มีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับค่าพืชพรรณ NDVI ทำให้สามารถใช้ร่วมกันเพื่อประเมินความรุนแรงของภัยแล้งได้อย่างแม่นยำมากขึ้น

2.7.3 ดัชนีสภาพอุณหภูมิ (Temperature Condition Index: TCI) เป็นดัชนีที่ใช้ประเมินผลกระทบของอุณหภูมิต่อสภาพความชุ่มชื้นของพืชพรรณ ซึ่งถูกพัฒนาโดย Kogan (1995) เพื่อใช้ควบคู่กับดัชนีสภาพพืชพรรณ (VCI) ในการตรวจวัดและติดตามสภาวะภัยแล้ง โดย TCI ใช้ข้อมูลอุณหภูมิพื้นผิวดินหรืออุณหภูมิความสว่าง (Brightness Temperature) ที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม เช่น ข้อมูลจากเซนเซอร์ AVHRR หรือ MODIS มาประเมินความรุนแรงของความร้อนที่ส่งผลต่อการเจริญเติบโตของพืช

ซึ่งอุณหภูมิที่สูงผิดปกติจากค่าปกติของพื้นที่มักบ่งบอกถึงสภาพอากาศที่แห้งแล้ง ซึ่งส่งผลให้พืชพรรณเกิดความเครียดจากการคายน้ำที่มากขึ้น และนำไปสู่การลดลงของความเขียวของพืชพรรณ ดังนั้น ค่า TCI ที่ต่ำจึงเป็นสัญญาณของภาวะความแห้งแล้งในพื้นที่ สามารถแสดงได้ด้วยสมการดังนี้

$$TCI = \frac{LST_{max} - LST_i}{LST_{max} - LST_{min}} \times 100 \quad (11)$$

โดยที่ TCI คือ ดัชนีสภาพอุณหภูมิ (Temperature Condition Index)

LST_i คือ ค่าอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) ในช่วงเวลาปัจจุบัน

LST_{max} คือ ค่า LST สูงสุดในช่วงระยะเวลาที่ศึกษา (ช่วงร้อนที่สุด)

LST_{min} คือ ค่า LST ต่ำสุดในช่วงระยะเวลาที่ศึกษา (ช่วงเย็นที่สุด)

ค่าที่ได้จาก TCI สามารถสะท้อนระดับความเครียดจากความร้อนของพืชได้ โดยพื้นที่ที่มีค่าอุณหภูมิสูงมากจะให้ค่า TCI ต่ำ ซึ่งบ่งชี้ถึงสภาวะแห้งแล้งหรือความชื้นต่ำ ขณะที่พื้นที่ที่มีอุณหภูมิต่ำจะมีค่า TCI สูง แสดงถึงสภาวะที่พืชมีความชุ่มชื้นเพียงพอ

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การประเมินสภาพพื้นที่โดยใช้เทคโนโลยี Remote Sensing ถือเป็นเครื่องมือสำคัญในการศึกษาสภาพดิน ความอุดมสมบูรณ์ของพืช การเฝ้าระวังภัยแล้ง และการตรวจจับจุดไฟ งานวิจัยหลายชิ้นแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการใช้ข้อมูลเช่น NDVI, LST, Soil Moisture, Fire Counts และ Rainfall ในการสร้างการแสดงผลข้อมูลเชิงพื้นที่เพื่อสังเกตสภาพพื้นที่อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถจำแนกประเด็นปัญหาได้ดังนี้

2.8.1 ปัญหาสภาพดิน การประเมินความชื้นในดินถือเป็นปัจจัยสำคัญในการจัดการพื้นที่เกษตร งานวิจัยของ Abarca-del-Río et al. (2024) ใช้ข้อมูล NDVI และ LST เพื่อสร้างแผนที่สี (color maps) แสดงค่าความชื้นในดินในพื้นที่เกษตร การแสดงผลนี้ช่วยให้สามารถติดตามระดับความชื้นในดินในแต่ละพื้นที่ได้อย่างละเอียด การแสดงผลยังมีการเปรียบเทียบค่าความชื้นจากแผนที่กับข้อมูลสถานีวัดจริงในรูปแบบกราฟหรือค่าสรุปเพื่อประเมินความแม่นยำและความสอดคล้องของข้อมูล

2.8.2 ปัญหาภัยแล้ง สำหรับการประเมินพื้นที่เสี่ยงภัยแล้ง งานวิจัยของ Dorigo et al. (2020) มีการใช้ NDVI, LST และ Soil Moisture ในการสร้างแผนที่ความเสี่ยงภัยแล้ง โดยแผนที่แสดงระดับความรุนแรงของภัยแล้งในแต่ละพื้นที่อย่างชัดเจน สีไล่ระดับแสดงพื้นที่ปกติ ปานกลาง รุนแรง การแสดงผลนี้ช่วยให้ผู้ใช้สามารถระบุพื้นที่เสี่ยงภัยแล้งได้อย่างแม่นยำและเปรียบเทียบกับดัชนีภัยแล้งมาตรฐาน

2.8.3 ปัญหาจุดไฟและพื้นที่ถูกเผา การตรวจจับจุดไฟและพื้นที่ถูกเผา งานวิจัยของ Aragão et al. (2024) ใช้ NDVI, LST และจำนวนจุดไฟ (Fire Counts) ในการสร้าง heatmap ของจำนวนจุดไฟทับกับแผนที่ NDVI/LST การแสดงผลนี้ช่วยระบุพื้นที่ hotspot ที่มีความเสี่ยงต่อไฟป่า พร้อมทั้งแสดงแนวโน้มของจำนวน จุดไฟตามเวลาทำให้สามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างสภาพพืชและไฟป่าได้อย่างชัดเจน

2.8.4 การประเมินฝนและปริมาณน้ำฝน ปริมาณฝนมีผลโดยตรงต่อความชื้นในดินและ NDVI งานวิจัยของ Abarca-del-Río et al. (2024) พบว่าการรวมข้อมูลฝนกับ NDVI และความชื้นในดินช่วยเพิ่มความแม่นยำในการประเมินความชื้นและตรวจจับภัยแล้ง การแสดงผลใช้กราฟ time series แสดงค่าความชื้น NDVI และปริมาณฝนรายเดือน พร้อมการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ทำให้สามารถติดตามสถานการณ์ภัยแล้งในพื้นที่เกษตรได้อย่างเป็นระบบ

2.8.5 การสร้าง Dashboard

งานวิจัยหลายชิ้นได้แสดงให้เห็นถึงกระบวนการพัฒนาแดชบอร์ด (Dashboard) เพื่อแสดงผลข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลาอย่างมีระบบ โดยมีการกำหนดขั้นตอนตั้งแต่การวิเคราะห์ความต้องการของผู้ใช้ การเตรียมข้อมูล การออกแบบภาพ ไปจนถึงการทดสอบและเผยแพร่ระบบ ตัวอย่างเช่น งานของ Zainuddin et al. (2022) ได้

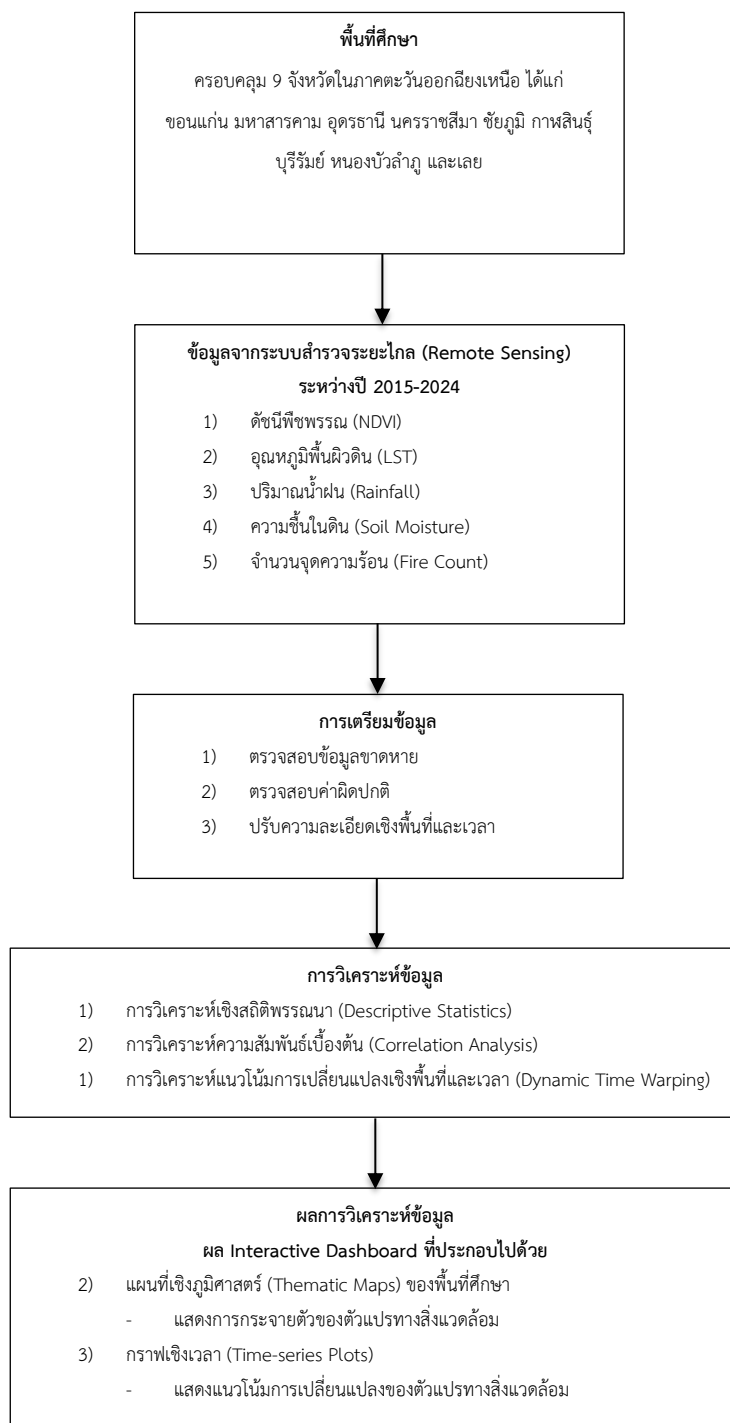
เสนอแนวทางการออกแบบแดชบอร์ดด้านสิ่งแวดล้อม โดยเริ่มจากการระบุ “คำถามเชิงวิเคราะห์” (Analytical Questions) เพื่อให้แต่ละกราฟและแผนที่ตอบโจทย์ผู้ใช้งานได้ตรงจุด จากนั้นจึงเข้าสู่ขั้นตอนการออกแบบภาพ (Visualization Design) ที่เน้นการจัดเรียงข้อมูลให้ผู้ใช้งานสามารถเห็น “ภาพรวม (overview)” และ “รายละเอียดเชิงลึก (detail-on-demand)” ได้ในหน้าจอเดียว ซึ่งเป็นแนวทางสำคัญของแดชบอร์ดเชิงวิเคราะห์ในปัจจุบัน งานของ Nunes et al. (2025) ได้เสนอขั้นตอนเชิงโครงสร้างสำหรับการสร้างแดชบอร์ดประกอบด้วย 5 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ (1) การกำหนดเป้าหมายและผู้ใช้งาน (User and Goal Definition) เพื่อให้เข้าใจบริบทของการใช้งาน, (2) การเตรียมและทำความสะอาดข้อมูล (Data Preparation) เพื่อให้ข้อมูลพร้อมสำหรับการสร้างภาพ, (3) การเลือกและออกแบบรูปแบบภาพ (Visualization Design) โดยใช้กราฟ แผนที่ และตัวชี้วัดที่เหมาะสมกับคำถาม, (4) การพัฒนาแดชบอร์ดเชิงโต้ตอบ (Interactive Development) ด้วยเครื่องมือ เช่น Plotly Dash หรือ Power BI, และ (5) การประเมินผลลัพธ์ (Evaluation) โดยใช้เกณฑ์ด้าน usability และ clarity ผ่านแบบสอบถามและการทดสอบการใช้งานจริง แนวทางนี้ช่วยให้กระบวนการสร้างแดชบอร์ดมีโครงสร้างชัดเจนและสามารถตรวจสอบได้ในแต่ละขั้นตอน

ในส่วนของการพัฒนาแดชบอร์ดด้วย Plotly Dash บนภาษา Python งานของ Vennela และ Pushpalatha (2024) ได้นำเสนอขั้นตอนการสร้างแดชบอร์ดแบบโต้ตอบสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลพลังงานและสิ่งแวดล้อม โดยมีลำดับขั้นตอนดังนี้ (1) เตรียมข้อมูลและจัดรูปแบบให้อยู่ในลักษณะ time-series, (2) สร้างองค์ประกอบของแดชบอร์ด เช่น dropdown menu, slider และกราฟด้วย Plotly Express, (3) กำหนด callback function เพื่อเชื่อมการโต้ตอบระหว่างผู้ใช้งานกับภาพแสดงผล, และ (4) ทดสอบและเผยแพร่ระบบบนเว็บเซิร์ฟเวอร์ โดยเน้นให้แดชบอร์ดสามารถปรับข้อมูลได้แบบเรียลไทม์และตอบสนองต่อผู้ใช้งานได้ทันที ซึ่งเป็นหลักการสำคัญในการสร้างแดชบอร์ดเพื่อการวิเคราะห์ข้อมูลสิ่งแวดล้อม

จากงานวิจัยเหล่านี้พบว่าการใช้ Remote Sensing เพื่อสร้างการแสดงผลเชิงพื้นที่และเวลา เช่น color maps, heatmap, และกราฟ time series ช่วยระบุพื้นที่ปัญหา สังเกตการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่และเวลา และวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอย่างชัดเจน สนับสนุนการตัดสินใจด้านการจัดการน้ำ พื้นที่เกษตร และการเตรียมความพร้อมรับมือภัยแล้งหรือไฟป่าโดยไม่จำเป็นต้องสร้างโมเดลใหม่ การใช้ Remote Sensing เพื่อสร้างการแสดงผลข้อมูลเชิงพื้นที่จึงเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้ผู้วิจัย และผู้จัดการพื้นที่สามารถติดตาม วิเคราะห์ และวางแผนการจัดการทรัพยากรธรรมชาติได้อย่างมีประสิทธิภาพ และแม่นยำ นอกจากนี้ งานวิจัยบางชิ้นได้พัฒนาการแสดงผลเชิงพื้นที่และเวลาในรูปแบบ แดชบอร์ด (dashboard) เพื่อให้สามารถติดตามสภาพภัยแล้งและสภาพสิ่งแวดล้อมได้อย่างเรียลไทม์ ตัวอย่างเช่น RM-HP Dashboard (Rocky Mountain–High Plains Dashboard) ที่ให้ผู้ใช้ตรวจสอบสภาพอากาศ ภัยแล้ง และข้อมูลเกษตรกรรม ในพื้นที่ 8 รัฐของสหรัฐอเมริกา พร้อมแสดงแผนที่อัปเดตอัตโนมัติ แสดงค่าปริมาณฝนและอุณหภูมิในช่วง 30 วันล่าสุด (Western Water Assessment [WWA], n.d.) และ Ag Climate Dashboard (Midwest Regional Climate Center) ซึ่งผู้ใช้สามารถเข้าถึงข้อมูลปริมาณฝน ดิน อุณหภูมิ และสภาพความชื้นของดิน ผ่านแผนที่เชิงพื้นที่แบบอินเทอร์แอคทีฟ

(Midwest Regional Climate Center [MRCC], n.d.) การใช้แดชบอร์ดเชิงพื้นที่และเวลาเหล่านี้ช่วยให้สามารถ visualize ข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลาเพื่อสนับสนุน

2.9 กรอบแนวคิดงานวิจัย



บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัย การติดตามตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมในระดับตำบลโดยใช้การสำรวจระยะไกล : กรณีศึกษาจังหวัดขอนแก่นและจังหวัดใกล้เคียง โดยมีวัตถุประสงค์ (1) เพื่อวิเคราะห์ลักษณะเชิงสถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics) ของข้อมูลทางกายภาพ ได้แก่ ความชื้นในดิน (Soil Moisture), ดัชนีพืชพรรณ (NDVI), อุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST), จุดความร้อน (FireCount) และ ปริมาณน้ำฝน (Rainfall) (2) เพื่อทำการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ในการระบุและจำแนกพื้นที่ที่มีปัญหาหรือความเสี่ยงเด่นชัด อันจะเป็นข้อมูลสนับสนุนในการวางแผนแก้ไข และจัดการปัญหาในเชิงพื้นที่ (3) เพื่อสร้างภาพข้อมูลเชิงโต้ตอบสำหรับวิเคราะห์ เชิงลึกในพื้นที่ที่มีปัญหา แสดงการกระจายของพื้นที่เสี่ยงภัยแล้งและดินเค็มด้วยข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียมในระดับตำบลจังหวัดขอนแก่นและจังหวัดใกล้เคียง ซึ่งมีรายละเอียดของการดำเนินการวิจัย ดังนี้

3.1 แบบการวิจัย

3.2 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

3.4 แผนการดำเนินงานวิจัย

3.1 แบบการวิจัย

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลดาวเทียมเพื่อศึกษาปรากฏการณ์ภัยแล้งและสภาพดินใน 9 จังหวัดของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ โดยเน้นการวิเคราะห์เชิงพื้นที่และเวลา (spatial-temporal) ของตัวแปรหลัก ได้แก่ NDVI, LST, Rainfall, Soil Moisture และ Fire Count เพื่อทำความเข้าใจแนวโน้มของสภาพภูมิอากาศและความอุดมสมบูรณ์ของพืชพรรณ การวิเคราะห์ดังกล่าวจะสามารถช่วยระบุพื้นที่ที่มีปัญหาและพื้นที่ที่เหมาะสม แสดงแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรจากอดีตถึงปัจจุบัน เปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างพื้นที่ ตรวจสอบเหตุการณ์สุดขีด (extreme change) เช่น การเกิดไฟป่า การฟื้นตัวของ NDVI หลังไฟ และความแตกต่างระหว่างพื้นที่ที่เกิดไฟบ่อยกับพื้นที่ที่เกิดไฟน้อย และประยุกต์ใช้เทคนิค Dynamic Time Warping (DTW) ในการวิเคราะห์ อนุกรมเวลาเพื่อทำความเข้าใจความสัมพันธ์เชิงพื้นที่และเวลาได้อย่างครอบคลุม

3.2 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยนี้เป็นข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา (Geospatial Time-series Data) ซึ่งได้จากแพลตฟอร์ม Google Earth Engine (GEE) ครอบคลุมช่วงปี พ.ศ. 2558–2567 (ค.ศ. 2015–2024) ในระดับตำบลของ 9 จังหวัด ได้แก่ ขอนแก่น มหาสารคาม อุดรธานี นครราชสีมา ชัยภูมิ กาฬสินธุ์ บุรีรัมย์ หนองบัวลำภู และเลย ประกอบไปด้วย 5 ตัวแปรหลัก ดังนี้

3.2.1 ดัชนีพืชพรรณ (NDVI) เป็นตัวชี้วัดความหนาแน่น และความเขียวข่มของพืชพรรณ ซึ่งสะท้อนถึงสุขภาพของพืช โดยค่า NDVI ที่ต่ำลงบ่งชี้ถึงพืชที่ได้รับความเครียด จากภัยแล้ง

3.2.2 อุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST) เป็นอุณหภูมิของพื้นผิวดิน ซึ่งมีความ สัมพันธ์เชิงลบกับ NDVI นั่นคือพื้นที่ที่มีความร้อนสูงมักจะมีพืชพรรณน้อย

3.3.3 ปริมาณน้ำฝน (Rainfall) ปัจจัยหลักที่ก่อให้เกิดภัยแล้งทางการเกษตร โดยข้อมูลที่ใช้เป็นปริมาณฝนสะสมรายวัน

3.3.4 ความชื้นในดิน (Soil Moisture) เป็นปริมาณน้ำในชั้นดินที่รากพืชดูดซึม ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อการเจริญเติบโตของพืช

3.3.5 จำนวนจุดความร้อน (Fire Count) ใช้เป็นตัวบ่งชี้การเผาในที่โล่งหรือไฟฟ้า ซึ่งมักเกิดขึ้นในสภาพที่แห้งแล้ง

ตารางที่ 1 รายละเอียดของชุดข้อมูลดาวเทียมที่ใช้ในการวิจัย

ตัวแปร (Variable)	ชื่อผลิตภัณฑ์ (Product ID)	แหล่งข้อมูล (Source)	ชนิดข้อมูล (Data Type)	หน่วย (Unit)	ความละเอียดเชิงพื้นที่ (Spatial Resolution)	ความละเอียดเชิงเวลา (Temporal Resolution)
NDVI	MOD13Q1	MODIS (GEE)	Integer	-	1000 ม.	16 วัน
LST	MOD11A2	MODIS (GEE)	Integer	°C (K-273.15)	500 ม.	8 วัน
Rainfall	CHIRPS	CHIRPS (GEE)	Float	mm	10 กม.	รายวัน
Soil Moisture	SMAP	SMAP (GEE)	Float	m ³ /m ³ (0–1)	10 กม.	รายวัน
Fire Count	MODIS Fire	MODIS Fire (GEE)	Integer	จุด	1000 ม.	รายวัน

ทั้งนี้ เนื่องจากข้อมูลแต่ละตัวแปรมาจากแหล่งข้อมูลที่แตกต่างกัน ส่งผลให้มีความละเอียดเชิงพื้นที่และเชิงเวลาที่แตกต่างกัน ผู้วิจัยจึงได้ดำเนินการปรับความละเอียดของข้อมูลให้สอดคล้องกันก่อนนำไปวิเคราะห์ โดยกำหนดความละเอียดเชิงพื้นที่ไว้ที่ 1,000 เมตรต่อพิกเซล และปรับความละเอียดเชิงเวลาให้อยู่ในรูปแบบ รายเดือน โดยตัวแปร NDVI, LST และ Soil Moisture ได้ทำการคำนวณค่าเฉลี่ยรายเดือน ขณะที่ตัวแปร Rainfall และ Fire Count ได้สรุปในรูปแบบของผลรวมรายเดือน

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การดำเนินงานวิจัยครั้งนี้ได้มีการนำเครื่องมือจากหลายด้านมาใช้เพื่อให้สามารถประมวลผล วิเคราะห์ และจัดทำแผนที่ข้อมูลเชิงพื้นที่ได้อย่างครบถ้วน ประกอบด้วย

3.3.1 แพลตฟอร์ม Google Earth Engine (GEE) ช่วยในการจัดการข้อมูลที่มีปริมาณมาก ครอบคลุมทั้งเชิงเวลา (Temporal Resolution) และเชิงพื้นที่ (Spatial Resolution) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.3.2 ภาษา Python สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูล โดยมีการใช้ Python ผ่านแพลตฟอร์ม Google Colab เพื่อทำการประมวลผล วิเคราะห์ และการจัดทำแผนที่ข้อมูลเชิงพื้นที่

3.4 แผนการดำเนินงานวิจัย

3.4.1 กำหนดวัตถุประสงค์และคำถามของ Dashboard

การพัฒนา Dashboard แบบโต้ตอบ (Interactive Dashboard) สำหรับงานวิจัยนี้เริ่มต้นจากการกำหนดวัตถุประสงค์และคำถามเชิงวิเคราะห์ (Analytical Questions) อย่างชัดเจน เพื่อให้การออกแบบภาพ การเลือกตัวแปร และระดับการโต้ตอบสอดคล้องกับการใช้งานจริงของผู้ใช้เป้าหมาย ทั้งในเชิงการติดตามสถานะสิ่งแวดล้อมและการระบุพื้นที่ที่มีความเสี่ยงต่อการเปลี่ยนแปลงอย่างเฉียบพลัน โดยยึดแนวทางของ Zainuddin et al. (2022) ที่เน้นให้เริ่มการออกแบบ dashboard จาก “คำถามที่ต้องการคำตอบ” (Question-driven Design) แทนที่จะเริ่มจากรูปแบบภาพ และแนวทางของ Nunes et al. (2025) ที่แนะนำให้ตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างคำถาม-ข้อมูล-ภาพ (Question-Data-Visual Alignment) เพื่อให้ dashboard สามารถสนับสนุนการตัดสินใจได้จริง โดยคำถามหลักที่ใช้เป็นแนวทางในการออกแบบ dashboard ในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยสองประเด็นสำคัญ ได้แก่

1) “ในช่วงฤดูแล้งเดียวกัน (เช่น เดือนมีนาคม-พฤษภาคม) มีตำบลใดที่ค่า NDVI ต่ำ แต่ปริมาณน้ำฝนไม่น้อยกว่าเพื่อนบ้าน” ซึ่งเป็นคำถามเชิงวิเคราะห์ที่ใช้ระบุพื้นที่ที่อาจมีปัญหาภัยแล้งอื่นนอกเหนือจากฝน เช่น โครงสร้างดินที่ดูดซับน้ำไม่ดี การเผาในที่โล่ง หรือการใช้ที่ดินที่ไม่เหมาะสม การแสดงผลจะอยู่ในรูปของ แผนที่เชิงพื้นที่แบบซ้อนชั้น (Dual-layer Choropleth) และกราฟเปรียบเทียบค่า NDVI-Rainfall รายเดือน เพื่อให้เห็นความแตกต่างเชิงพื้นที่อย่างชัดเจน

2) “การเปลี่ยนแปลงสุดขั้ว (Extreme Change) จากผลการคำนวณ DTW เกิดขึ้นพร้อมกับเหตุการณ์ใด เช่น Fire Spike, Extreme Rainfall หรือ LST Spike” ซึ่งเป็นคำถามที่มุ่งวิเคราะห์ความเชื่อมโยงระหว่างเหตุการณ์และการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมแบบบูรณาการ โดยแสดงในรูปแบบของ กราฟอนุกรมเวลาที่เชื่อมโยงกับเหตุการณ์ (Event-linked Time Series) และ Heatmap ของค่า DTW Distance เพื่อให้ผู้ใช้สามารถตรวจสอบสาเหตุร่วม (Co-occurrence) ของการเปลี่ยนแปลงในแต่ละพื้นที่ได้แบบโต้ตอบ

คำถามทั้งสองนี้ถูกเลือกเนื่องจากสามารถสะท้อนพฤติกรรมของตัวแปรหลัก ได้แก่ NDVI, LST, Rainfall, Fire Count และ DTW ได้ครบถ้วน ทั้งในมิติ เวลา (Temporal) และ พื้นที่ (Spatial) อีกทั้งยังช่วยให้ผู้ใช้สามารถตีความความเสี่ยงเชิงสาเหตุ (Causal Interpretation) ได้อย่างมีบริบท ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดการออกแบบ dashboard เพื่อการวิเคราะห์สิ่งแวดล้อมเชิงพื้นที่ที่มุ่งเน้นให้ผู้ใช้เห็น “ความสัมพันธ์เชิงพลวัต” มากกว่าการดูค่าคงที่ (Khan et al., 2021; Zainuddin et al., 2022; Nunes et al., 2025).

3.4.2 การเตรียมข้อมูลเบื้องต้น (Data Preprocessing)

งานวิจัยนี้ได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจากแพลตฟอร์ม Google Earth Engine (GEE) ในช่วงระยะเวลา 10 ปี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2558 ถึง 2567 (2020-2024) โดยครอบคลุมพื้นที่ในระดับอำเภอของ 9 จังหวัด ได้แก่ ขอนแก่น มหาสารคาม อุดรธานี นครราชสีมา ชัยภูมิ กาฬสินธุ์ บุรีรัมย์ หนองบัวลำภู และเลย โดยข้อมูลที่ได้ออกมาได้มีการปรับให้อยู่ในรูปแบบไฟล์ CSV และได้ทำการตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูลเพื่อ ทำการประมวลผล ผ่าน google colab โดยทำการวิเคราะห์ตามลำดับดังนี้

1) การแปลงพิกัดและการกำหนดขอบเขตพื้นที่ (Spatial Join and Boundary Mapping)

ในการประมวลผลข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมของแต่ละตัวแปร (NDVI, LST, Rainfall, Soil Moisture และ Fire Count) ผู้วิจัยได้ดำเนินการแปลงค่าพิกัดจากคอลลัมน์ .geo ให้อยู่ในรูปแบบจุดเชิงพื้นที่ (Point Geometry) ภายใต้ระบบพิกัด WGS84 (EPSG:4326) จากนั้นเชื่อมโยงข้อมูลจุดเข้ากับขอบเขตทางภูมิศาสตร์ของจังหวัด อำเภอ และตำบล โดยใช้เทคนิค Spatial Join ร่วมกับข้อมูลขอบเขตเชิงพื้นที่ (Shapefile) เพื่อระบุตำแหน่งเชิงพื้นที่ของแต่ละข้อมูลได้อย่างถูกต้อง ซึ่งกระบวนการนี้ช่วยให้สามารถนำข้อมูลจากหลายแหล่งมาวิเคราะห์ในระดับพื้นที่เดียวกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสนับสนุนการวิเคราะห์เชิงพื้นที่และเวลาในขั้นตอนต่อไป

2) การตรวจสอบค่าผิดปกติ (Outlier Detection)

ในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยได้ใช้หลักการทางสถิติแบบ Interquartile Range (IQR) เพื่อระบุและจัดการค่าผิดปกติของตัวแปรหลัก ได้แก่ LST, NDVI, Soil Moisture, Fire Count และ Rainfall โดยคำนวณค่าควอไทล์ที่ 1 (Q1) และควอไทล์ที่ 3 (Q3) เพื่อหาพิสัยควอไทล์ ($IQR = Q3 - Q1$) และใช้กำหนดขอบเขตของค่าปกติ (Lower–Upper Bound) ซึ่งค่าที่ต่ำกว่า $Q1 - 1.5 \times IQR$ หรือสูงกว่า $Q3 + 1.5 \times IQR$ จะถือเป็น “ค่าที่ต้องตรวจสอบเพิ่มเติม” (suspected outliers) อย่างไรก็ตาม ค่าที่อยู่นอกขอบเขตดังกล่าว ไม่จำเป็นต้องเป็นค่าผิดปกติเสมอไป

เนื่องจากบางค่ามีความเป็นไปได้ทางกายภาพ เช่น ค่าความร้อนสูงในช่วงฤดูร้อน หรือปริมาณน้ำฝนสูงจากเหตุการณ์ฝนตกหนัก ดังนั้น การตัดสินใจว่าค่าหนึ่งเป็นค่าผิดปกติจริงหรือไม่นั้น จะพิจารณาจากช่วงค่าที่เป็นไปได้ของแต่ละตัวแปร (physically plausible range) ร่วมกับบริบทเชิงพื้นที่และเวลา เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลที่ถูกรวบรวมมีความสอดคล้องกับความเป็นจริงทางธรรมชาติ

สำหรับตัวแปร LST ได้ใช้วิธี IQR เพื่อช่วยตรวจจับค่าที่น่าสงสัย จากนั้นพิจารณาช่วงค่าที่สมเหตุสมผลให้อยู่ระหว่าง $5-55^{\circ}\text{C}$ หากค่าใดอยู่นอกช่วงดังกล่าวจะถือเป็นค่าผิดปกติและแทนด้วยค่า NaN ก่อนดำเนินการเติมค่าที่หาย (impute) ด้วย ค่าเฉลี่ยของเดือนเดียวกันจากทุกปีในชุดข้อมูล เพื่อรักษาความต่อเนื่องของข้อมูลเชิงเวลาและสะท้อนแนวโน้มตามฤดูกาลได้อย่างเหมาะสม

ในส่วนของตัวแปร NDVI ได้ใช้หลักการเดียวกัน โดยกำหนดช่วงค่าที่สมเหตุสมผลให้อยู่ระหว่าง -0.2 ถึง 1.0 จากนั้นแทนค่าที่เกินขอบเขตด้วย NaN และเติมค่าที่หายด้วย ค่าเฉลี่ยรายเดือนของปีอื่น เพื่อรักษาความสม่ำเสมอของข้อมูล ทั้งนี้ พบว่าข้อมูล NDVI ในบางเดือนของปี 2018 (เช่น มกราคม เมษายน มิถุนายน สิงหาคม กันยายน ตุลาคม และพฤศจิกายน) มีค่าเท่ากับศูนย์ในทุกพื้นที่ ซึ่งไม่สอดคล้องกับสภาพจริงของพืชพรรณ จึงได้แทนค่าดังกล่าวด้วยค่าเฉลี่ยของเดือนเดียวกันจากปีอื่น เพื่อให้ข้อมูลสะท้อนสภาพพืชพรรณได้อย่างถูกต้อง

สำหรับตัวแปร Rainfall มีการเพิ่มเงื่อนไขทางกายภาพ ให้ค่าขั้นต่ำไม่ต่ำกว่า 0 มิลลิเมตร เพื่อให้สอดคล้องกับข้อเท็จจริงที่ว่าปริมาณน้ำฝนไม่สามารถมีค่าติดลบได้

กระบวนการนี้ช่วยให้ข้อมูลมีความถูกต้อง สอดคล้องกับความเป็นจริงทางกายภาพ และมีความสมบูรณ์พร้อมสำหรับการวิเคราะห์เชิงพื้นที่และเวลาในขั้นตอนถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3) การสำรวจค่าว่าง (Missing Data Handling)

เนื่องจากข้อมูลจากดาวเทียมมีโอกาสที่จะเกิดค่าว่างจากเมฆบังหรือความผิดพลาดของเซ็นเซอร์ จึงเลือกใช้วิธีเติมค่าที่หายโดยใช้ค่าเฉลี่ยของเดือนเดียวกันจากปีอื่น เพื่อรักษาความต่อเนื่องของชุดข้อมูลเชิงเวลา (Temporal Consistency) และเพิ่มความถูกต้องในการวิเคราะห์ปรากฏการณ์ทางสิ่งแวดล้อม โดยวิธีเติมค่าด้วยค่าเฉลี่ยของเดือนเดียวกันจากข้อมูลในอดีต (impute by mean of past data) จะใช้สำหรับกรณีที่ข้อมูลหายเป็นช่วงเวลายาว (large missing gap) ส่วนกรณีที่ข้อมูลหายเป็นช่วงสั้น (small gaps) จะใช้การประมาณเชิงเส้น (linear interpolation) ซึ่งเป็นการคำนวณค่าที่หายไปจากค่าเฉลี่ยระหว่างจุดข้อมูลก่อนหน้าและจุดถัดไปของตำแหน่งที่ขาดหาย เพื่อให้ค่าที่เติมมีความต่อเนื่องและสอดคล้องกับแนวโน้มจริงของข้อมูลในช่วงนั้น

4) การ Aggregate ข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการสรุปข้อมูล (Aggregation) ของตัวแปรต่าง ๆ ในระดับรายเดือนต่อตำบล โดยใช้ค่าเฉลี่ย (Mean) สำหรับตัวแปร NDVI, LST และ Soil Moisture เพื่อสะท้อนแนวโน้มทั่วไปของสภาพพื้นที่ และใช้ผลรวม (Sum) สำหรับตัวแปร Fire Count และ Rainfall เพื่อสะท้อนปริมาณรวมของปรากฏการณ์ในแต่ละพื้นที่เป็นขั้นตอนในการเตรียมข้อมูลก่อนการวิเคราะห์ด้วย Dynamic Time Warping (DTW) การสรุปข้อมูลเช่นนี้

ช่วยลดผล กระทบจากความแปรปรวนหรือค่าผิดปกติ ทำให้ DTW สามารถวิเคราะห์รูปแบบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมในเชิงพื้นที่และเชิงเวลาได้อย่างชัดเจนและมีประสิทธิภาพ

3.4.3 การออกแบบภาพและองค์ประกอบของ Dashboard (Visualization design)

การออกแบบภาพในระบบ Dashboard มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ผู้ใช้สามารถรับรู้ข้อมูลได้ทั้งในระดับภาพรวมและสามารถเจาะลึกลงไปรายละเอียดของข้อมูลได้ (overview + detail-on-demand) ซึ่งแนวคิดดังกล่าวช่วยให้การวิเคราะห์ข้อมูลมีประสิทธิภาพและสอดคล้องกับหลักการนำเสนอข้อมูลเชิงภาพ (data visualization) ที่เน้นความเข้าใจและการสื่อความหมายอย่างถูกต้อง

โดยองค์ประกอบหลักของ Dashboard ประกอบด้วยส่วนต่าง ๆ ดังนี้

1) แผนที่เชิงพื้นที่ (Spatial Map)

ใช้การแสดงผลในรูปแบบ choropleth map หรือ heatmap เพื่อแสดงการกระจายเชิงพื้นที่ของตัวแปร NDVI, LST, ปริมาณฝน (Rainfall) และจำนวนจุดความร้อน (Fire Count) ในระดับตำบล แยกตามเดือนหรือปี การนำเสนอในลักษณะนี้ช่วยให้ผู้ใช้สามารถตอบคำถามเชิงพื้นที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่น พื้นที่ใดมีค่า NDVI ต่ำหรือ LST สูงกว่าปกติ

2) กราฟอนุกรมเวลา (Time-Series Chart)

แสดงผลในรูปแบบ line chart สำหรับพื้นที่ที่ผู้ใช้เลือก เพื่อสื่อแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงรายเดือนของ NDVI และ LST โดยเปรียบเทียบกับค่า baseline (ค่าเฉลี่ยระยะยาว) พร้อมช่วงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (± 1 standard deviation) เพื่อใช้ประเมินระดับความเบี่ยงเบนจากสภาวะปกติในช่วงเวลานั้น

3) แผนภูมิเปรียบเทียบ (Comparative Chart)

แสดงผลในรูปแบบ bar chart หรือ boxplot เพื่อเปรียบเทียบค่าปริมาณฝน หรือการกระจายตัวของ NDVI ระหว่างปีต่าง ๆ ช่วยให้สามารถสังเกตแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงระหว่างช่วงเวลาได้อย่างชัดเจน

4) ตัวชี้วัดหลัก (KPI Cards)

ใช้สำหรับแสดงค่าสรุปที่สำคัญในช่วงเวลาล่าสุด เช่น ค่า NDVI เฉลี่ยประจำเดือนล่าสุด ค่าสูงสุดของ LST และปริมาณฝนสะสม เพื่อให้ผู้ใช้สามารถรับข้อมูลสำคัญได้อย่างรวดเร็วโดยไม่ต้องตรวจสอบกราฟโดยละเอียด

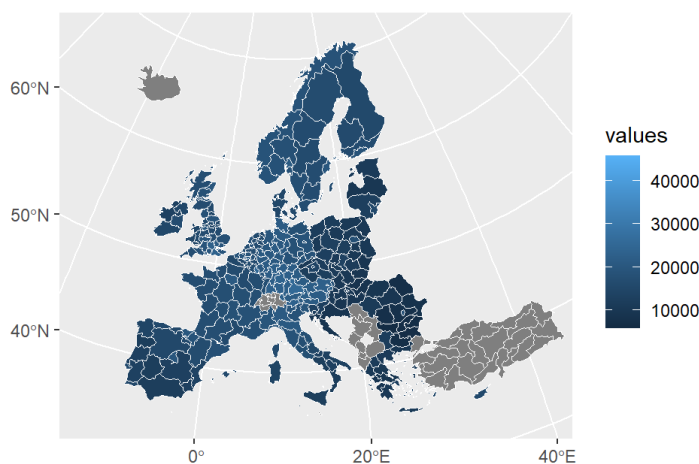
5) ส่วนควบคุม (Control Panel)

ประกอบด้วยตัวกรอง (filters), เมนูเลือก (dropdown) และตัวเลื่อนเวลา (time slider) ซึ่งอนุญาตให้ผู้ใช้เลือกจังหวัด ตำบล ช่วงเวลา หรือตัวแปรที่ต้องการวิเคราะห์ได้อย่างอิสระ

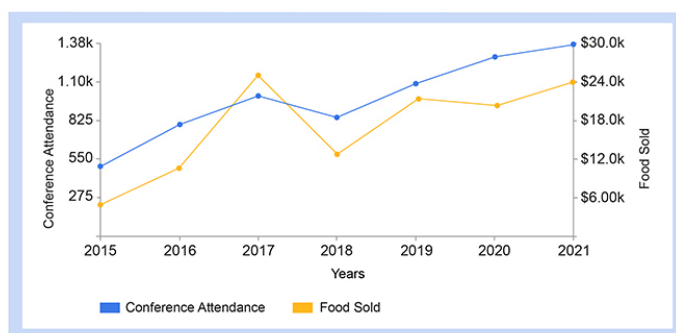
การออกแบบในลักษณะดังกล่าวสอดคล้องกับแนวทางการออกแบบ Dashboard ด้านสิ่งแวดล้อมที่มุ่งเน้นความชัดเจนของภาพ การสื่อสารข้อมูลที่เข้าใจง่าย และการปรับโฟกัสไปยังคำถามเชิงวิเคราะห์ที่ผู้ใช้ต้องการตอบ (Zainuddin et al., 2022; Vennela & Pushpalatha, 2024)

3.4.4 พัฒนา Dashboard ด้วย Plotly Dash บน Python (implementation)

การพัฒนากระบวนการดำเนินการด้วยภาษา Python โดยใช้ไลบรารี Plotly Dash เป็นเฟรมเวิร์กหลักสำหรับสร้างหน้าเว็บแบบ interactive ซึ่งพัฒนาในสภาพแวดล้อม Visual Studio Code กระบวนการพัฒนาประกอบด้วยกำหนด layout เบื้องต้นโดยใช้ Dash components (Div, Graph, Dropdown, Slider, Card) การสร้างกราฟด้วย Plotly Express และ Graph Objects (เช่น `px.choropleth()`, `px.line()`, `px.bar()`) และการเขียน callback functions เพื่อเชื่อมโยง input controls กับภาพผลลัพธ์ ทำให้กราฟและแผนที่อัปเดตแบบเรียลไทม์ตามการเลือกของผู้ใช้ เมื่อต้องการแผนที่เชิงซ้อนสามารถผนวก Mapbox layers หรือใช้ tile services เพื่อให้รองรับการซ้อน layer หลายตัวและการปรับ opacity ได้ การพัฒนาในลักษณะนี้ทำให้ระบบรองรับการ drill-down จากภาพรวมสู่รายละเอียดและสามารถขยายเพิ่มฟังก์ชันได้ในอนาคต (Programming Historian, 2023; Vennela & Pushpalatha, 2024)

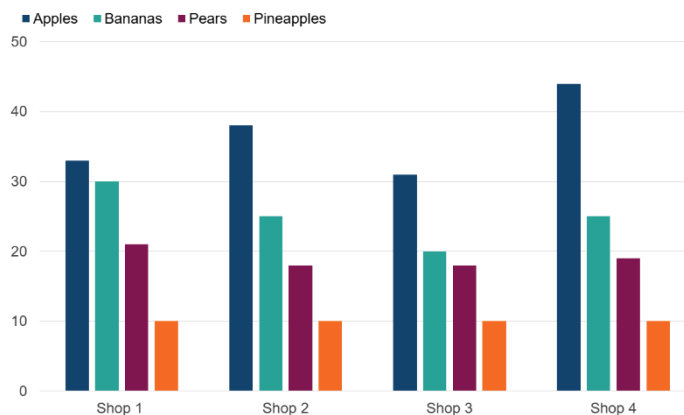


Choropleth



How to Make a Line Graph in Excel With Two Sets of Data?

Line Chart



Bar Chart

3.4.5 ทดสอบและประเมินประสิทธิภาพ (Testing & validation)

หลังพัฒนาแล้ว ผู้วิจัยดำเนินการทดสอบทั้งเชิงข้อมูลและเชิงการใช้งาน การทดสอบเชิงข้อมูล ประกอบด้วยการตรวจสอบว่า pipeline การประมวลผล (imputation, outlier handling, aggregation, normalization) ให้ผลที่สอดคล้องและไม่บิดเบือนตัวชี้วัดหลัก ส่วนการทดสอบเชิงการใช้งานจะประเมินความสามารถในการใช้งาน, ความชัดเจน และ ประสิทธิภาพของ dashboard โดยใช้เครื่องมือประเมินที่ผ่านการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหา (item-content validity; IOC) จากผู้เชี่ยวชาญด้านสิ่งแวดล้อมและภูมิสารสนเทศ คำถามประเมินครอบคลุมการเข้าใจภาพรวม การเข้าถึงรายละเอียด ความเร็วในการโหลด และการตอบสนองต่อการโต้ตอบ

โดยผู้เชี่ยวชาญแต่ละท่านให้คะแนนในแต่ละข้อคำถามตามเกณฑ์ ดังนี้

+1 หมายถึง ข้อคำถามมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์

0 หมายถึง ไม่แน่ใจว่ามีความสอดคล้องหรือไม่

-1 หมายถึง ข้อคำถามไม่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์

จากสูตรดัชนีความสอดคล้อง (IOC) ดังนี้

$$ICO_i = \frac{\sum R_i}{N} \quad (12)$$

โดยที่ ICO_i คือ ค่าดัชนีความสอดคล้องของข้อคำถามข้อที่ i

$\sum R_i$ คือ ผลรวมของคะแนนที่ผู้เชี่ยวชาญให้ในข้อคำถามข้อที่ i

N คือ จำนวนผู้เชี่ยวชาญทั้งหมด

ค่าดัชนี IOC จะอยู่ระหว่าง -1 ถึง $+1$ โดยกำหนดเกณฑ์การยอมรับว่า หาก $IOC \geq 0.5$ แสดงว่าข้อคำถามมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการประเมินในระดับที่เพียงพอ และสามารถนำไปใช้ในการประเมินผลจริงได้ ส่วนข้อคำถามที่มีค่า $IOC < 0.5$ จะได้รับการพิจารณาปรับปรุงก่อนนำไปใช้ในการสัมภาษณ์

หลังจากผ่านการตรวจสอบความสอดคล้องของแบบประเมินแล้ว ผู้วิจัยได้ดำเนินการสัมภาษณ์เชิงลึกกับผู้เชี่ยวชาญ โดยให้รับชมภาพการแสดงผลข้อมูล (Visualization) ที่พัฒนาไว้ และตอบคำถามที่เกี่ยวข้องกับการประเมินในประเด็นต่าง ๆ

ผลการสัมภาษณ์ถูกบันทึกและนำมาวิเคราะห์เชิงเนื้อหา (Content Analysis) เพื่อสังเคราะห์ความคิดเห็นและข้อเสนอแนะของผู้เชี่ยวชาญ อันจะนำไปสู่การปรับปรุงและพัฒนา Visualization ในด้านเค้าโครง, สี, ความหนาแน่นของข้อมูล และการจัดวางตัวควบคุมต่างๆ ให้มีความถูกต้อง เหมาะสม และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัยและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในเชิงปฏิบัติได้อย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อให้ dashboard ตอบโจทย์ทั้งผู้เชี่ยวชาญและผู้ใช้งานในระดับปฏิบัติ (Nunes et al., 2025)

3.4.6 การวิเคราะห์ข้อมูล

1) การวิเคราะห์เชิงสถิติพรรณนา (Descriptive Statistics)

วิเคราะห์ข้อมูลในแต่ละตัวแปรที่ศึกษาได้แก่ NDVI, LST, Soil Moisture, Rainfall และ Fire Count โดยประกอบด้วยการวัดแนวโน้มเข้าสู่ส่วนกลาง (ค่าเฉลี่ย) การวัดการกระจาย (ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน, ค่าต่ำสุด, ค่าสูงสุด) และความสัมพันธ์เบื้องต้นของแต่ละคู่ตัวแปร เพื่อเข้าใจลักษณะพื้นฐานของชุดข้อมูลของแต่ละตัวแปร

2) การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่และเวลา

การวิเคราะห์ในส่วนนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวัดความแตกต่างของอนุกรมเวลาของตัวแปรแต่ละตัวในแต่ละปี เทียบกับค่าเฉลี่ยตามฤดูกาลในอดีต (Baseline) โดยใช้เทคนิค Dynamic Time Warping (DTW) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่สามารถวัดความคล้ายคลึงกันระหว่างสองอนุกรมเวลาที่อาจมีความยาวไม่เท่ากันหรือมีการเลื่อนเวลา (Temporal Shift) ได้ วิธีการนี้มีความทนทานต่อความผันผวนเชิงเวลาที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear Temporal Variability) เช่น ฤดูกาลที่เริ่มต้นหรือสิ้นสุดในเดือนที่ต่างกันเล็กน้อย ซึ่งเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลดาวเทียมที่มีความผันผวนตามธรรมชาติโดยมีขั้นตอนดังนี้

(1) การสร้างค่า Baseline สำหรับแต่ละอำเภอและแต่ละตัวแปร (NDVI, LST, Soil Moisture, precipitation, Fire Count) ได้มีการสร้างค่า baseline รายเดือนขึ้น โดยใช้ค่าเฉลี่ยแบบตัด (trimmed mean) ซึ่งเป็นการเฉลี่ยข้อมูลในเดือนเดียวกันของทุก ๆ ปี หลังจากตัดค่าสูงสุดและต่ำสุดออก 10% เพื่อลดผลกระทบจากค่าผิดปกติ (outlier)

(2) การคำนวณระยะห่างด้วย DTW สำหรับแต่ละอำเภอและแต่ละปี อนุกรมเวลาของตัวแปรแต่ละตัวในปีนั้น (X) จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่า baseline รายเดือนของอำเภอเดียวกัน (Y) โดยใช้อัลกอริทึม DTW ซึ่งจะคำนวณระยะห่างสะสม (accumulated cost) ที่น้อยที่สุดระหว่างอนุกรมเวลาทั้งสองค่า ระยะห่าง

DTW (DTW distance) ที่ได้จะบ่งชี้ถึงความแตกต่างเชิงรูปแบบ (pattern) ระหว่างอนุกรมเวลาของปีนั้นกับค่า baseline

โดยค่า DTW ที่คำนวณได้แสดงให้เห็นความแตกต่างของแนวโน้มข้อมูลจริง กับ baseline รายเดือนในช่วง 2015–2024 ซึ่งค่า DTW สูง หมายถึงแนวโน้มของปีนั้นมีความแตกต่างจากค่า baseline มาก แสดงถึงความเปลี่ยนแปลงเชิงฤดูกาลหรือเหตุการณ์ผิดปกติ เช่น การเกิดภัยแล้ง, การเผาไหม้ หรือความผันผวนของอุณหภูมิและความชื้นในดิน และ ค่า DTW ต่ำ หมายถึงแนวโน้มของปีนั้นใกล้เคียงกับค่า baseline แสดงถึงความเสถียรของระบบนิเวศและความต่อเนื่องของสภาพภูมิอากาศตามฤดูกาล

ด้วยวิธีนี้สามารถระบุปีที่มีความเปลี่ยนแปลงผิดปกติ เชิงพื้นที่และ เวลาในระดับตำบลได้อย่างละเอียดตั้งแต่ปี 2015–2024

3.4.7 เผยแพร่และจัดทำเอกสาร (Deployment & documentation)

หลังจากผ่านการทดสอบการทำงานและปรับแก้ตามข้อเสนอแนะจากผู้เชี่ยวชาญแล้ว ระบบ Dashboard ได้รับการนำขึ้นเผยแพร่บนเซิร์ฟเวอร์ภายในของมหาวิทยาลัย โดยใช้ IP Address: 10.101.111.129 และชื่อโดเมน <https://geoviztion.kku.ac.th/> เพื่อให้สามารถเข้าถึงได้สะดวกผ่านเครือข่ายภายใน (intranet) ของมหาวิทยาลัยขอนแก่น ระบบได้รับการดูแลโดยผู้ดูแลระบบของมหาวิทยาลัย ซึ่งได้ดำเนินการตั้งค่า Domain Name System (DNS) และ Reverse Proxy เพื่อให้การเชื่อมต่อกับระบบมีความเสถียรและปลอดภัย ทั้งนี้ ในช่วงพัฒนา ระบบถูกจำกัดการเข้าถึงเฉพาะภายในเครือข่ายมหาวิทยาลัย เพื่อควบคุมสิทธิ์และป้องกันความเสี่ยงด้านความปลอดภัยของข้อมูล

เมื่อการพัฒนาเสร็จสมบูรณ์ จะมีการแจ้งผู้ดูแลระบบเพื่อดำเนินการตรวจสอบช่องโหว่ (vulnerability assessment) เบื้องต้นก่อนเปิดให้บริการในรูปแบบสาธารณะ (public access) ต่อไป การเผยแพร่ระบบในรูปแบบนี้ช่วยให้สามารถควบคุมเวอร์ชันของ Dashboard และการอัปเดตข้อมูลได้อย่างเป็นระบบ รวมถึงสามารถปรับปรุงฟังก์ชันการทำงานเพิ่มเติมในอนาคต เช่น การเชื่อมต่อข้อมูลแบบ near real-time, การเปิดใช้งาน API สำหรับเรียกดูข้อมูลเชิงพื้นที่ (spatial data) หรือการเชื่อมโยงกับฐานข้อมูลจากระบบภายนอกของหน่วยงานภาครัฐ

นอกจากนี้ ได้มีการจัดทำเอกสารประกอบระบบ (User Guide) เพื่ออธิบายขั้นตอนการใช้งาน การกรองข้อมูล การเลือกตัวแปร และการตีความผลลัพธ์จาก Dashboard รวมถึงจัดทำ Metadata ของชุดข้อมูลแต่ละประเภท โดยระบุแหล่งที่มา วิธีการประมวลผล และเวอร์ชันของข้อมูลไว้อย่างชัดเจน เพื่อให้เกิดความโปร่งใสและสามารถอ้างอิงได้ในอนาคต ทั้งนี้ การเผยแพร่ระบบได้ดำเนินการภายใต้หลักเกณฑ์ด้าน Data Security และ Data Privacy ของมหาวิทยาลัย พร้อมระบบสำรองข้อมูล (Backup) เพื่อป้องกันการสูญหายของข้อมูลและรองรับการบำรุงรักษาในระยะยาว

เอกสารอ้างอิง

- กรมทรัพยากรน้ำบาดาล. (2565). รายงานสถานการณ์น้ำบาดาล ปี 2565. สำนักทรัพยากรน้ำบาดาล กระทรวงทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม. <https://www.dgr.go.th>
- กรมทรัพยากรน้ำบาดาล. (2565). สถานการณ์น้ำและแนวโน้มภัยแล้งประเทศไทย. สืบค้นจาก <https://www.dgr.go.th>
- ปราณี ว่องวิวิธ. (2532). ฝนในประเทศไทย. กองภูมิอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยา. กรุงเทพฯ.
- รัศมี สุวรรณวีระกำธร. (2550). แนวทางการวิเคราะห์ความแห้งแล้งด้วยระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์: กรณีพื้นที่ศึกษาลุ่มน้ำเชิญ. คุษภินันท์ปฐพีศาสตร์, มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2561). รายงานการวิเคราะห์สถานการณ์ภัยแล้งของประเทศไทย. สืบค้นจาก <http://www.oae.go.th>
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2561). รายงานสถานการณ์เศรษฐกิจการเกษตรและผลกระทบจากภัยแล้งในประเทศไทย. กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. <https://www.oae.go.th>
- Abarca-del-Río, R., et al. (2024). An inclusive approach to crop soil moisture estimation: Leveraging NDVI and LST. *Science of The Total Environment*, 861, 160448. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160448>
- Aragão, L. E. O. C., et al. (2024). Vegetation warming and greenness decline across Amazonia. *Remote Sensing*, 16(14), 2519. <https://doi.org/10.3390/rs16142519>
- Burton, C. A., et al. (2024). Enhancing long-term vegetation monitoring in Australia: A new approach for harmonising the Advanced Very High Resolution Radiometer NDVI with MODIS NDVI. *Earth System Science Data*. Advance online publication. <https://doi.org/10.5194/essd-2024-89>
- Chaleplis, K., Smith, J., & Tanaka, H. (2024). Application of dynamic time warping for drought risk assessment using time-series environmental data. *Data Science for Environmental Monitoring*, 12(2), 105–119. <https://doi.org/10.1007/s10618-023-00926-8>
- Chaleplis, K., Walters, A., Fang, B., Lakshmi, V., & Gemitzi, A. (2024). A soil moisture and vegetation-based susceptibility mapping approach to wildfire events in Greece. *Remote Sensing*, 16(10), 1816. <https://doi.org/10.3390/rs16101816>

- Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., & Eklundh, L. (2004). A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote Sensing of Environment*, 91(3–4), 332–344.
- Dorigo, W., et al. (2020). Preliminary assessment of an integrated SMOS and MODIS application for global agricultural drought monitoring. *arXiv:2012.03313*. <https://arxiv.org/abs/2012.03313>
- Dutta, D., Kundu, A., Patel, N. R., Saha, S. K., & Siddiqui, A. R. (2015). Vegetation condition index to monitor agricultural drought in Rajasthan, India. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1), 53–63.
- Earthdata. (n.d.). *Remote sensing*. <https://www.earthdata.nasa.gov/learn/earth-observation-data-basics/remote-sensing>
- European Space Agency (ESA). (2023). *Copernicus Sentinel satellites for drought monitoring*. ESA Earth Observation Portal. https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus
- Feng, X., et al. (2014). Spatio-temporal imputation of missing rainfall data using multi-year monthly averages. *Journal of Hydrology*, 519, 2304–2315. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.09.064>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2022). *Using remote sensing for drought monitoring and early warning: Guidelines and best practices*. FAO Water Report No. 53. <https://www.fao.org/3/cb8042en/cb8042en.pdf>
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Rowland, J., ... & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations: A new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>
- Google for Developers. (n.d.). *CHIRPS Daily: Climate Hazards Center InfraRed Precipitation With Station Data (Version 2.0 Final)*. https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/UCSB-CHG_CHIRPS_DAILY
- Jönsson, P., & Eklundh, L. (2004). TIMESAT — a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers & Geosciences*, 30(8), 833–845.
- Khan, M. A., et al. (2021). Development of interactive geospatial dashboards for environmental monitoring using remote sensing data.

- Kim, S., Zhang, R., Pham, H., & Sharma, A. (2019). A review of satellite-derived soil moisture and its usage for flood estimation. *Remote Sensing Earth System Science*, 2(4), 225–246.
- Kogan, F. N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15(11), 91–100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-T](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-T)
- Kogan, F. N. (2001). Operational space technology for global vegetation assessment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 82(9), 1949–1964. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(2001\)082](https://doi.org/10.1175/1520-0477(2001)082)
- Lillesand, T., & Kiefer, R. W. (2000). *Remote sensing and image interpretation* (4th ed.). John Wiley & Sons.
- Lima, F. T., & Souza, V. M. A. (2023). A large comparison of normalization methods on time series. *Big Data Research*, 34, 100407. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2023.100407>
- Lynn, M. R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research*, 35(6), 382–385. <https://doi.org/10.1097/00006199-198611000-00017>
- Ma, B., Zhang, L., Zhang, Y., & He, H. (2023). Identifying outliers of the MODIS Leaf Area Index data by using the inter-quartile range. *Remote Sensing*, 15(20), 5042. <https://doi.org/10.3390/rs15205042>
- Mao, H., Li, Z., Zhang, S., & Liu, Q. (2020). Monitoring agricultural drought using satellite remote sensing: A review. *Remote Sensing*, 12(22), 3707. <https://doi.org/10.3390/rs12223707>
- Mao, K., Qin, Z., Shi, W., Gong, P., Li, Z., Yu, W., & Zhang, H. (2020). A 1 km monthly land surface temperature dataset for China over the past 15 years. *Big Earth Data*, 4(1), 50–70. <https://doi.org/10.1080/20964471.2020.1716092>
- McCabe, M. F., Ershadi, A., Jiménez, C., Miralles, D. G., Michel, D., & Wood, E. F. (2017). The GEWEX LandFlux project: Evaluation of model derived latent heat fluxes. *Remote Sensing of Environment*, 187, 52–67. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.016>
- McCabe, M. F., Rodell, M., Alsdorf, D. E., Miralles, D. G., Uijlenhoet, R., Wagner, W., ... & Wood, E. F. (2017). The future of Earth observation in hydrology. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(7), 3879–3914. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3879-2017>

- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, 179–184.
- Meng, F., Yan, S., & Tian, G. (2023). Surface urban heat island effect and its spatiotemporal dynamics in metropolitan area: A case study in Zhengzhou, China. *Frontiers in Environmental Science*, 11, 1247046. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1247046>
- NASA Applied Sciences. (n.d.). *Fundamentals of remote sensing*. https://appliedsciences.nasa.gov/sites/default/files/2022-11/Fundamentals_of_RS_Edited_SC.pdf
- NASA Earth Observatory. (2024). *Measuring drought from space*. National Aeronautics and Space Administration. <https://earthobservatory.nasa.gov/features/DroughtIndicators>
- National Drought Mitigation Center (NDMC). (2022). *Types of drought*. University of Nebraska–Lincoln. <https://drought.unl.edu/Education/DroughtIn-depth/TypesofDrought.aspx>
- Nunes, R., et al. (2025). Evaluating dashboard usability and clarity: A checklist-based framework for analytical visualization.
- Pumijumnong, N. (2022). Salinity-affected soils and agricultural impact in Northeastern Thailand. *Journal of Environmental Management*.
- Ratanopad Suwanlee, S., Homtong, N., & Som-ard, J. (2023). Drought monitoring from 2001–2019 in Northeast Thailand using MODIS NDVI image time series and Savitzky-Golay approach. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-M-1-2023, 367–373.
- R. Reichle, G., De Lannoy, R. D., Koster, W. T., Crow, & Kimball, J. S. (2017). SMAP L4 9 km EASE-Grid surface and root zone soil moisture geophysical data (Version 3). *National Snow and Ice Data Center*. <https://nsidc.org/data/spl4smgp/versions/3>
- Sakoe, H., & Chiba, S. (1978). Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 26(1), 43–49. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1978.1163055>
- Savitzky, A., & Golay, M. J. E. (1964). Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical Chemistry*, 36(8), 1627–1639.

- Verger, A., Baret, F., & Weiss, M. (2013). A generalized method for smoothing time series and gap filling of remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(4), 1996–2004. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2228659>
- Wan, Z., Zhang, Y., Zhang, Q., & Li, Z. L. (2004). Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1), 261–274. <https://doi.org/10.1080/0143116031000116417>
- Wang, D., Quayle, B., & Rorig, M. L. (2019). Using satellite-derived fire products to assess fire danger in California. *Fire*, 2(4), 58. <https://doi.org/10.3390/fire2040058>
- Wikipedia. (2023, December 10). *Khon Kaen*. In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. https://en.wikipedia.org/wiki/Khon_Kaen
- Zainuddin, N., et al. (2022). Designing analytical dashboards: A question-driven approach to visualization design.
- Zargar, A., Sadiq, R., Naser, B., & Khan, F. I. (2011). A review of drought indices. *Environmental Reviews*, 19, 333–349. <https://doi.org/10.1139/a11-013>
- Zhang, X., et al. (2019). Application of Savitzky–Golay filter for smoothing MODIS NDVI time series. *Remote Sensing*, 11(3), 254. <https://doi.org/10.3390/rs11030254>
- Zhou, Y., et al. (2020). Gap-filling and smoothing Landsat NDVI time series using Savitzky–Golay filter and linear interpolation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.001>

บรรณานุกรม

1) ตารางการดำเนินโครงการ

ตารางที่ 1 แผนการดำเนินงานที่เกี่ยวข้องกับกิจกรรมและระยะเวลา (เทอมต้น)

แผนงานวิจัย	ระยะเวลา (สัปดาห์)																								หมายเหตุ
	มิถุนายน				กรกฎาคม				สิงหาคม				กันยายน				ตุลาคม				พฤษภาคม				
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	
กำหนดหัวข้อเรื่องที่จะศึกษา																									
ศึกษาทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง กับการใช้ Remote Sensing ในการวิเคราะห์ภัยแล้ง																									
กำหนดวัตถุประสงค์ ประโยชน์ของงานวิจัย ขอบเขตงานวิจัย																									
กำหนดตัวแปรที่จะนำมาใช้ในงานวิจัย ได้แก่ NDVI , LST, Soil Moisture, Rainfall, FireCount																									
เก็บรวบรวมข้อมูล โดยการดึงข้อมูลผ่านแพลตฟอร์ม Google Earth Engine																									
เตรียมข้อมูลโดยการแปลงพิกัดเชิงพื้นที่ และเชื่อมกับ shapefile จังหวัด/อำเภอด้วย spatial join																									เตรียมข้อมูลให้พร้อม สำหรับการนำไป วิเคราะห์
ทำความสะอาดข้อมูล ได้แก่ - ตรวจสอบและจัดการกับค่า outlier ของแต่ละตัวแปร - เติมข้อมูลโยใช้ค่าเฉลี่ยของเดือนเดียวกันจากปีอื่น																									
ทำเอกสารรายงานความคืบหน้า																									เอกสารรายงานความ คืบหน้า (Form 9)

2) เอกสารแสดงความก้าวหน้าของโครงการ

(1) ผลการแปลงพิกัดข้อมูล

	system:index	LST	month	year	.geo
0	0_0	23.857102	1.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
1	0_1	24.075855	1.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
2	0_2	24.315117	1.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
3	0_3	24.421075	1.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
4	0_4	24.457819	1.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
...
1158803	11_96598	20.851523	12.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
1158804	11_96599	19.592552	12.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
1158805	11_96600	21.622856	12.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
1158806	11_96601	20.889121	12.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...
1158807	11_96602	20.077911	12.0	2024	{"geodesic":false,"type":"Point","coordinates":...

1158808 rows x 5 columns

ภาพที่ 1 : ตารางแสดงข้อมูล LST ก่อนทำการแปลงพิกัด

	year_month	latitude	longitude	Province	District	Subdistrict	LST
0	2015-01-01	14.126008	102.304636	Nakhon Ratchasima	Khon Buri	Lamphiak	23.023105
1	2015-01-01	14.126008	102.313619	Nakhon Ratchasima	Khon Buri	Lamphiak	23.016269
2	2015-01-01	14.126008	102.331586	Nakhon Ratchasima	Khon Buri	Lamphiak	23.482829
3	2015-01-01	14.126008	102.340569	Nakhon Ratchasima	Khon Buri	Lamphiak	24.039966
4	2015-01-01	14.134991	102.277687	Nakhon Ratchasima	Khon Buri	Lamphiak	23.281166
...
11159015	2024-12-01	18.204359	102.089040	Loei	Pak Chom	Hat Khamphi	19.887641
11159016	2024-12-01	18.204359	102.098024	Loei	Pak Chom	Hat Khamphi	20.851523
11159017	2024-12-01	18.213342	102.080057	Loei	Pak Chom	Hat Khamphi	21.622856
11159018	2024-12-01	18.213342	102.089040	Loei	Pak Chom	Hat Khamphi	20.889121
11159019	2024-12-01	18.213342	102.098024	Loei	Pak Chom	Hat Khamphi	20.077911

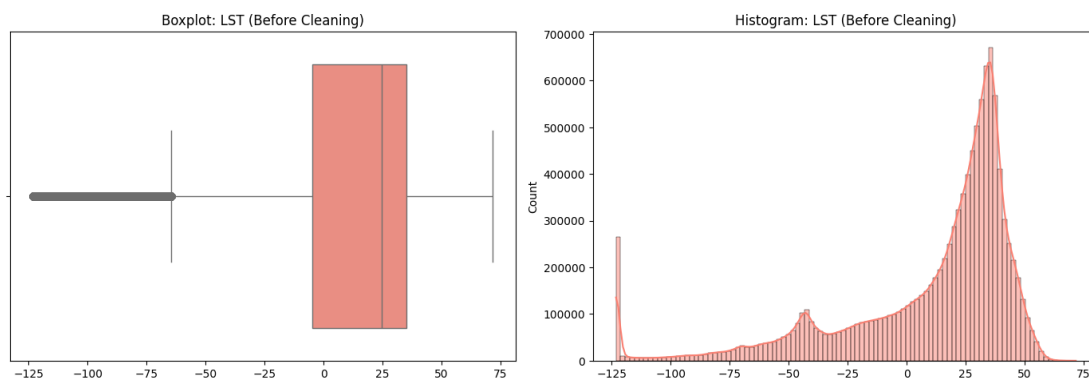
11159020 rows x 7 columns

ภาพที่ 2 : ตารางแสดงข้อมูล LST หลังทำการแปลงพิกัด

ในขั้นตอนการแปลงพิกัด ทุกตัวแปรจะได้ Data Frame ที่ประกอบไปด้วยคอลัมน์ year_month , latitude, longitude, Province, District, Subdistrict และ Variable Value ของแต่ละตัวแปรนั้นๆ

(2) ผลการตรวจสอบค่าผิดปกติ (Outlier Detection)

- ตัวแปร Land Surface Temperature (LST)

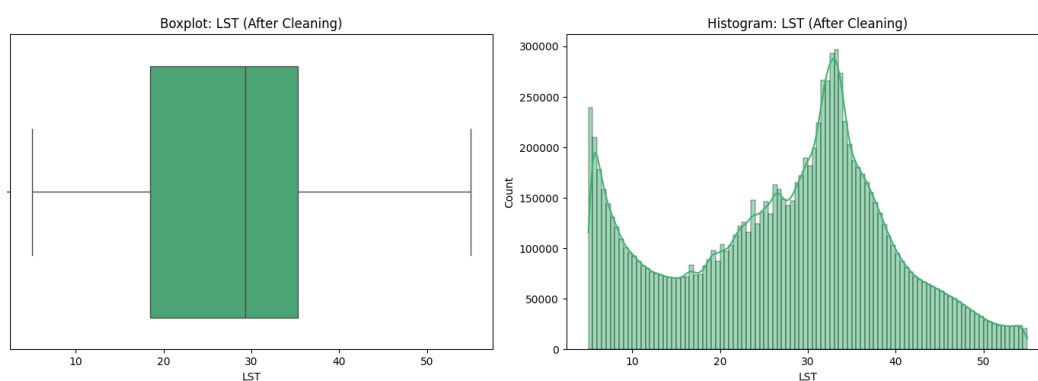


ภาพที่ 3 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร LST ก่อนทำความสะอาด

ค่า LST Lower Bound อยู่ที่ -64.47

ค่า LST Upper Bound อยู่ที่ 94.91

จำนวน Outlier ก่อนทำความสะอาด 668,661 รายการ



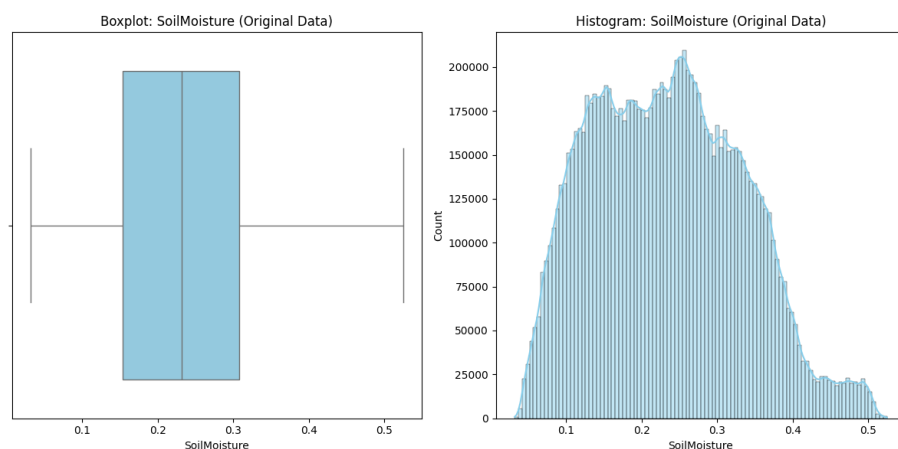
ภาพที่ 4 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร LST หลังทำความสะอาด

ค่า LST Lower Bound อยู่ที่ -6.81

ค่า LST Upper Bound อยู่ที่ 60.60

จำนวน Outlier หลังทำความสะอาด 0 รายการ

- ตัวแปร Soil Moisture



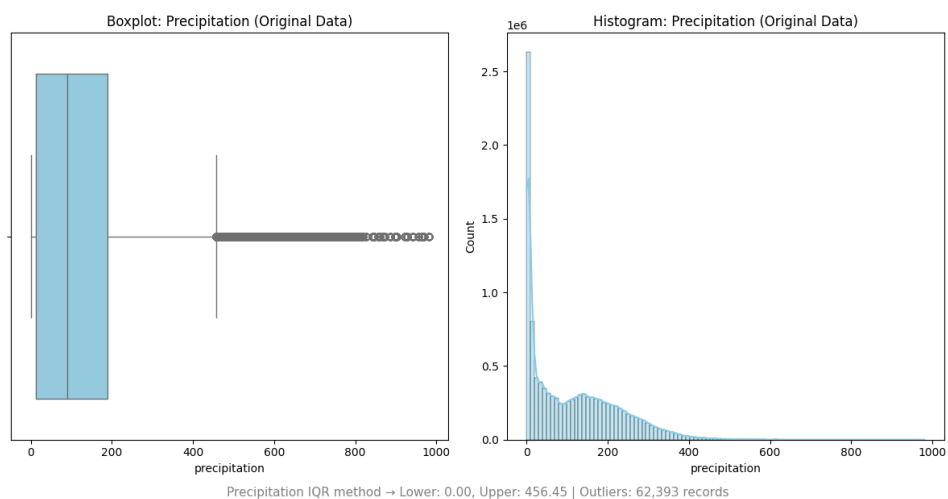
ภาพที่ 5 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร Soil Moisture

ค่า Soil Moisture Lower Bound อยู่ที่ -0.08

ค่า Soil Moisture Upper Bound อยู่ที่ 0.54

จำนวน Outliers 0 รายการ

- ตัวแปร Rainfall



ภาพที่ 6 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร Fire Count

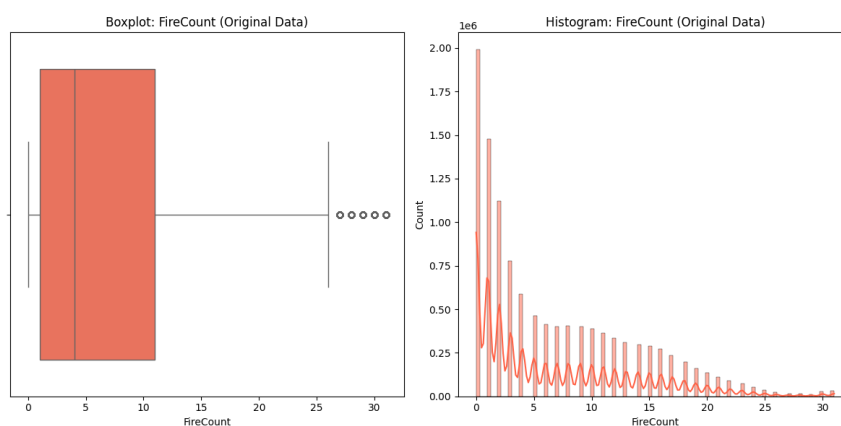
ค่า Precipitation Lower Bound อยู่ที่ 0.00

ค่า Precipitation Upper Bound อยู่ที่ 456.45

จำนวน Outliers 62,393 รายการ

แม้ตามเกณฑ์ IQR จะมีข้อมูลบางส่วนถูกจัดว่าเป็นค่าผิดปกติ (outlier) แต่ในเชิงภูมิอากาศ ปริมาณฝนมากกว่า 456 มม./เดือน อาจเกิดจาก เหตุการณ์ฝนสุดขั้วในช่วงมรสุมหรือพายุ ซึ่งเป็นปรากฏการณ์จริงและมีความสำคัญต่อการศึกษากายแล้งและความแปรปรวนของภูมิอากาศ ดังนั้นผู้วิจัยจึง ไม่ตัดค่าดังกล่าวออก เพื่อคงความสมบูรณ์และความเป็นจริงของข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ต่อไป

- ตัวแปร Fire Count



ภาพที่ 7 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร Fire Count

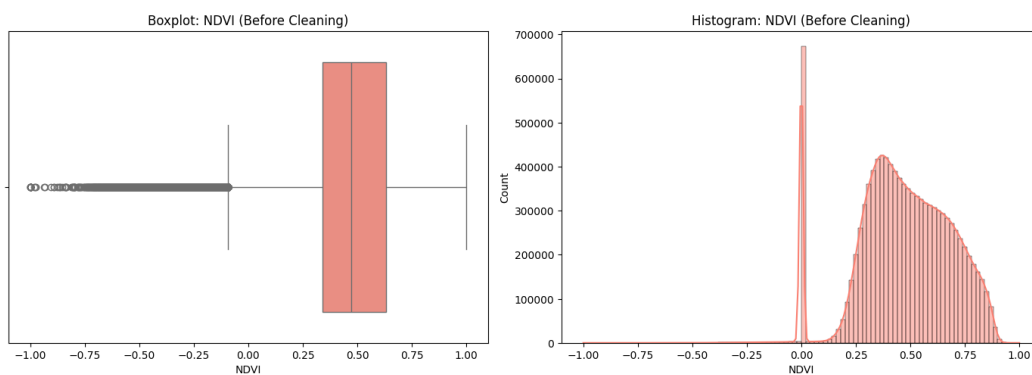
ค่า Fire Count Lower Bound อยู่ที่ -14.00

ค่า Fire Count Upper Bound อยู่ที่ 26.00

จำนวน Outliers 104,831 รายการ

จาก Boxplot พบว่าการเกิดไฟส่วนใหญ่กระจุกในช่วง 0-10 ครั้งต่อเดือนต่อพิกัด มีมัธยฐานราว 4 ครั้ง และขอบบนตาม IQR อยู่ที่ 26 ครั้ง ส่วนค่าที่เกินนั้นแม้จัดเป็น outlier แต่สะท้อนถึงพื้นที่ที่มีไฟป่ารุนแรงจริง ผู้วิจัยจึงเลือก คงข้อมูลไว้เพื่อการวิเคราะห์ ไม่ตัดออก เพื่อรักษาความสมจริงของเหตุการณ์ไฟป่าในพื้นที่

- ตัวแปร Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

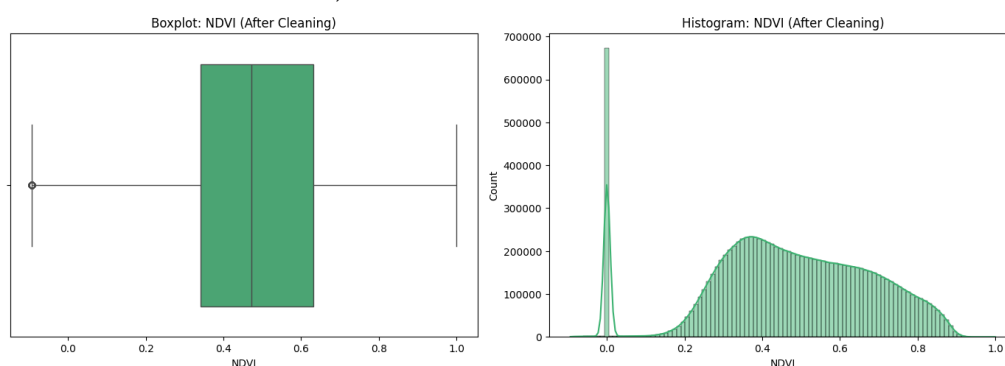


ภาพที่ 8 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร NDVI ก่อนทำความสะอาด

ค่า NDVI Lower Bound อยู่ที่ -0.09

ค่า NDVI Upper Bound อยู่ที่ 1.07

จำนวน Outlier ก่อนทำความสะอาด 19,506 รายการ



ภาพที่ 9 : Box plot และ Histogram แสดงข้อมูลตัวแปร NDVI หลังทำความสะอาด

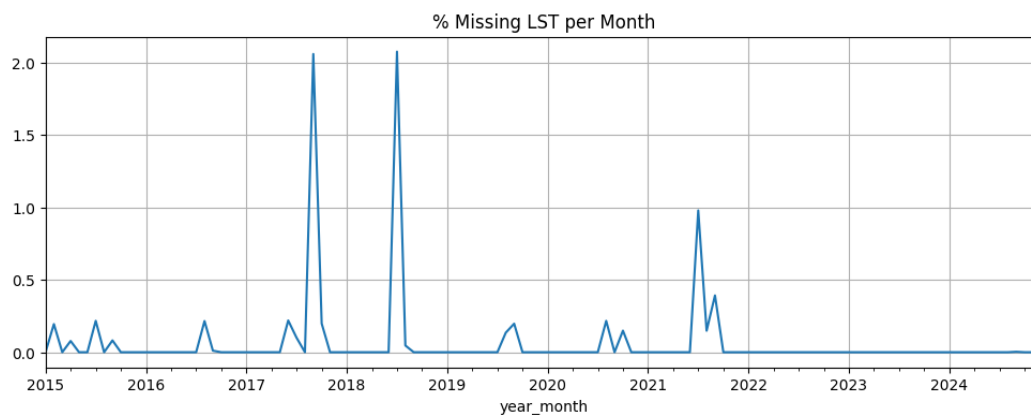
ค่า NDVI Lower Bound อยู่ที่ -0.09

ค่า NDVI Upper Bound อยู่ที่ 1.07

จำนวน Outlier ก่อนทำความสะอาด 93 รายการ

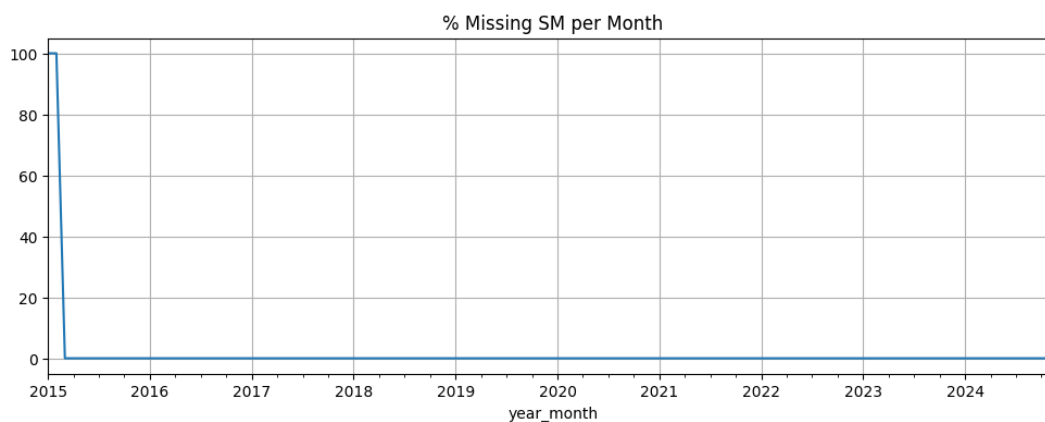
(3) ผลการสำรวจค่าว่าง

- ตัวแปร Land Surface Temperature (LST)



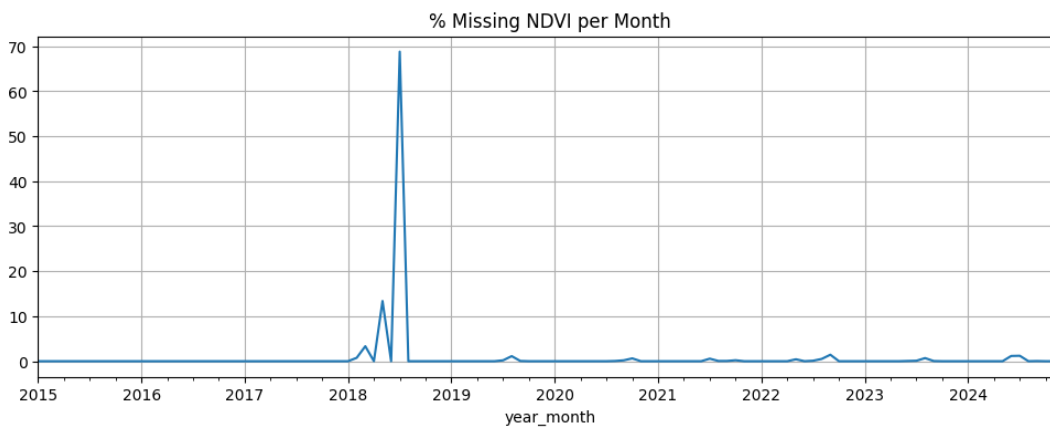
ภาพที่ 10 : กราฟแสดงเปอร์เซ็นต์ค่าว่างต่อเดือนของตัวแปร LST

- ตัวแปร Soil Moisture



ภาพที่ 11 : กราฟแสดงเปอร์เซ็นต์ค่าว่างต่อเดือนของตัวแปร Soil Moisture

- ตัวแปร Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)



ภาพที่ 12 : กราฟแสดงเปอร์เซ็นต์ค่าว่างต่อเดือนของตัวแปร NDVI

(4) ผลการวิเคราะห์เชิงสถิติพรรณนา

- ตัวแปร Land Surface Temperature (LST)

LST

	year_month	latitude	longitude	LST
count	11508720	1.150872e+07	1.150872e+07	1.150872e+07
mean	2019-12-16 10:48:00.000000512	1.612240e+01	1.024408e+02	2.708218e+01
min	2015-01-01 00:00:00	1.412601e+01	1.008404e+02	5.000126e+00
25%	2017-06-23 12:00:00	1.523094e+01	1.019094e+02	1.849252e+01
50%	2019-12-16 12:00:00	1.619213e+01	1.024124e+02	2.895679e+01
75%	2022-06-08 12:00:00	1.700062e+01	1.029604e+02	3.510808e+01
max	2024-12-01 00:00:00	1.821334e+01	1.042360e+02	5.499954e+01
std	NaN	1.034653e+00	6.614348e-01	1.191605e+01

ภาพที่ 13 : ตารางแสดงข้อมูลสถิติเบื้องต้นของตัวแปร LST

- ตัวแปร Soil Moisture

Soil Moisture

	year_month	latitude	longitude	SoilMoisture
count	11508720	1.150872e+07	1.150872e+07	1.150872e+07
mean	2019-12-16 10:48:00.000000512	1.612240e+01	1.024408e+02	2.333289e-01
min	2015-01-01 00:00:00	1.412601e+01	1.008404e+02	3.156076e-02
25%	2017-06-23 12:00:00	1.523094e+01	1.019094e+02	1.521797e-01
50%	2019-12-16 12:00:00	1.619213e+01	1.024124e+02	2.297019e-01
75%	2022-06-08 12:00:00	1.700062e+01	1.029604e+02	3.064358e-01
max	2024-12-01 00:00:00	1.821334e+01	1.042360e+02	5.250931e-01
std	NaN	1.034653e+00	6.614348e-01	9.939781e-02

ภาพที่ 14 : ตารางแสดงข้อมูลสถิติเบื้องต้นของตัวแปร Soil Moisture

- ตัวแปร Rainfall

Rainfall

	year_month	latitude	longitude	precipitation
count	11508720	1.150872e+07	1.150872e+07	1.150872e+07
mean	2019-12-16 10:48:00.000000512	1.612240e+01	1.024408e+02	1.146160e+02
min	2015-01-01 00:00:00	1.412601e+01	1.008404e+02	0.000000e+00
25%	2017-06-23 12:00:00	1.523094e+01	1.019094e+02	1.180135e+01
50%	2019-12-16 12:00:00	1.619213e+01	1.024124e+02	8.935296e+01
75%	2022-06-08 12:00:00	1.700062e+01	1.029604e+02	1.896622e+02
max	2024-12-01 00:00:00	1.821334e+01	1.042360e+02	9.805320e+02
std	NaN	1.034653e+00	6.614348e-01	1.102130e+02

ภาพที่ 15 : ตารางแสดงข้อมูลสถิติเบื้องต้นของตัวแปร Rainfall

- ตัวแปร Fire Count

FireCount

	year_month	latitude	longitude	FireCount
count	11508720	1.150872e+07	1.150872e+07	1.150872e+07
mean	2019-12-16 10:48:00.000000512	1.612240e+01	1.024408e+02	6.667669e+00
min	2015-01-01 00:00:00	1.412601e+01	1.008404e+02	0.000000e+00
25%	2017-06-23 12:00:00	1.523094e+01	1.019094e+02	1.000000e+00
50%	2019-12-16 12:00:00	1.619213e+01	1.024124e+02	4.000000e+00
75%	2022-06-08 12:00:00	1.700062e+01	1.029604e+02	1.100000e+01
max	2024-12-01 00:00:00	1.821334e+01	1.042360e+02	3.100000e+01
std	NaN	1.034653e+00	6.614348e-01	6.758214e+00

ภาพที่ 16 : ตารางแสดงข้อมูลสถิติเบื้องต้นของตัวแปร Fire Count

- ตัวแปร Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

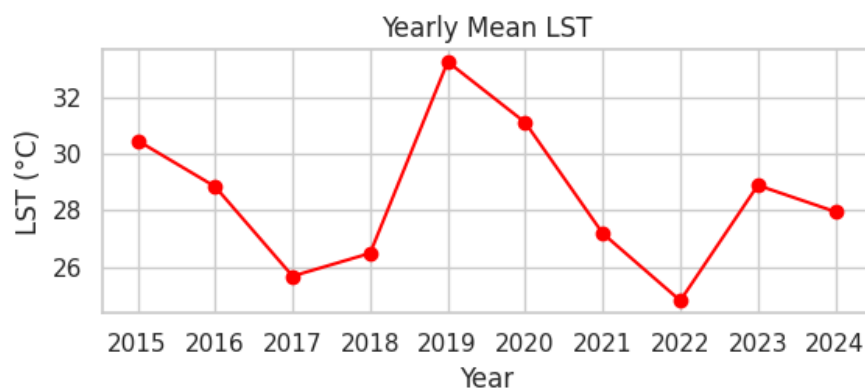
NDVI

	year_month	latitude	longitude	NDVI
count	11508840	1.150884e+07	1.150884e+07	1.150884e+07
mean	2019-12-16 10:48:00.000000256	1.612241e+01	1.024408e+02	5.067179e-01
min	2015-01-01 00:00:00	1.412601e+01	1.008404e+02	-9.418780e-02
25%	2017-06-23 12:00:00	1.523094e+01	1.019094e+02	3.719452e-01
50%	2019-12-16 12:00:00	1.619213e+01	1.024124e+02	4.979725e-01
75%	2022-06-08 12:00:00	1.700062e+01	1.029604e+02	6.329000e-01
max	2024-12-01 00:00:00	1.821334e+01	1.042360e+02	1.000000e+00
std	NaN	1.034650e+00	6.614519e-01	1.683551e-01

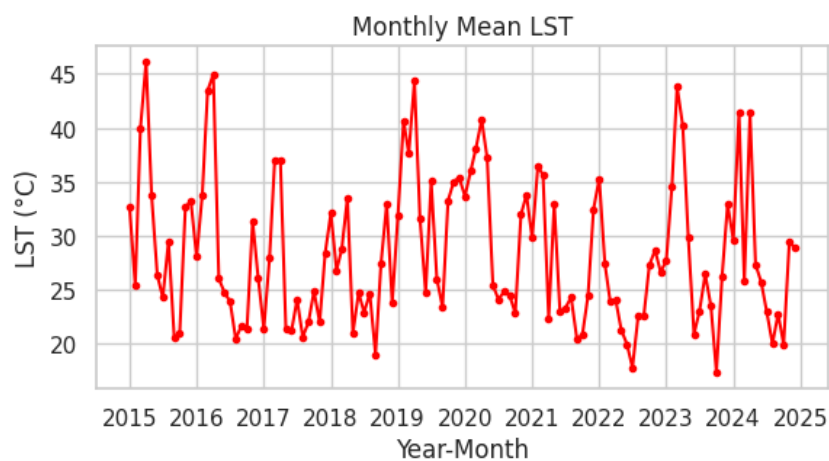
ภาพที่ 17 : ตารางแสดงข้อมูลสถิติเบื้องต้นของตัวแปร NDVI

(5) แนวโน้มของข้อมูล

- ตัวแปร Land Surface Temperature (LST)

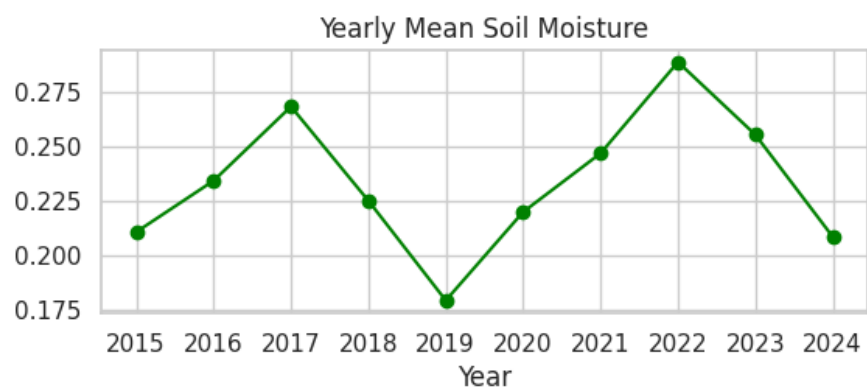


ภาพที่ 18 : กราฟแสดงแนวโน้มรายปีของตัวแปร LST

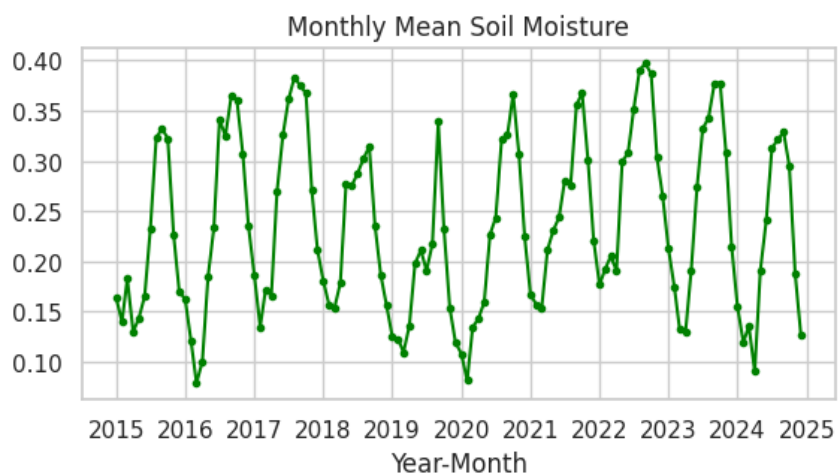


ภาพที่ 19 : กราฟแสดงแนวโน้มรายเดือนของตัวแปร LST

- ตัวแปร Soil Moisture

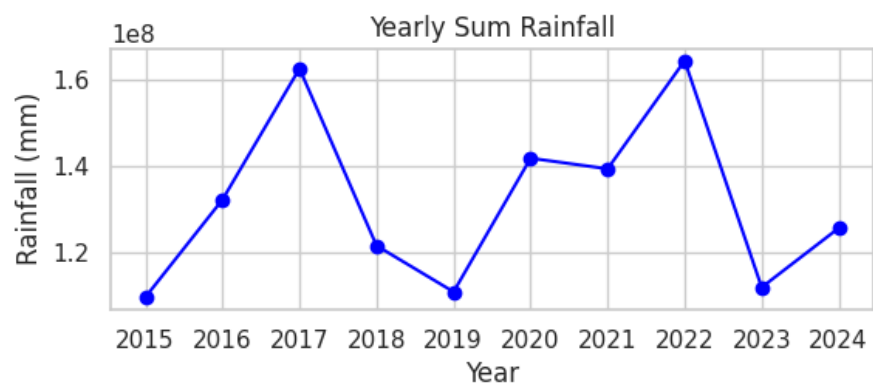


ภาพที่ 20 : กราฟแสดงแนวโน้มรายปีของตัวแปร Soil Moisture

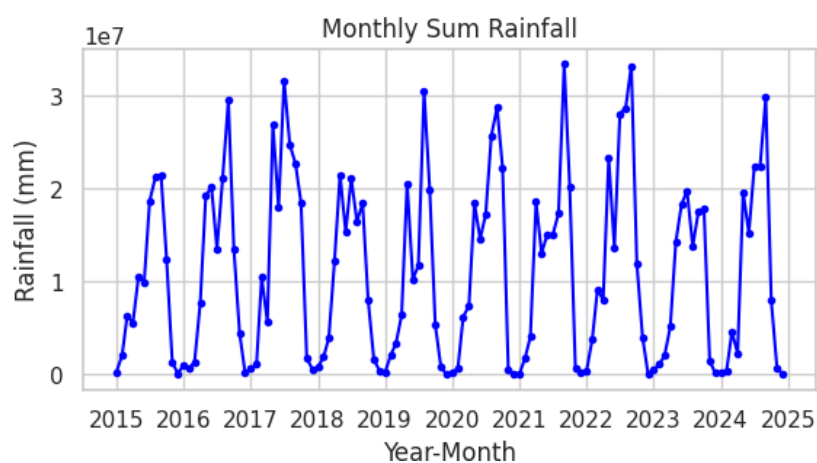


ภาพที่ 21 : กราฟแสดงแนวโน้มรายเดือนของตัวแปร Soil Moisture

- ตัวแปร Rainfall

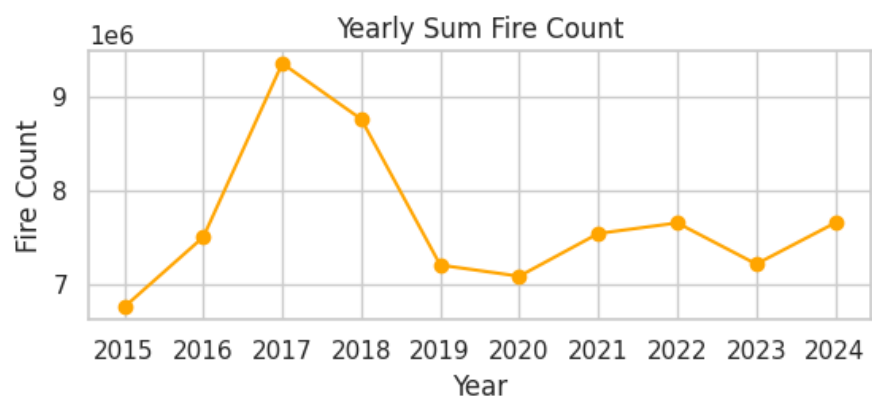


ภาพที่ 22 : กราฟแสดงแนวโน้มรายปีของตัวแปร Rainfall

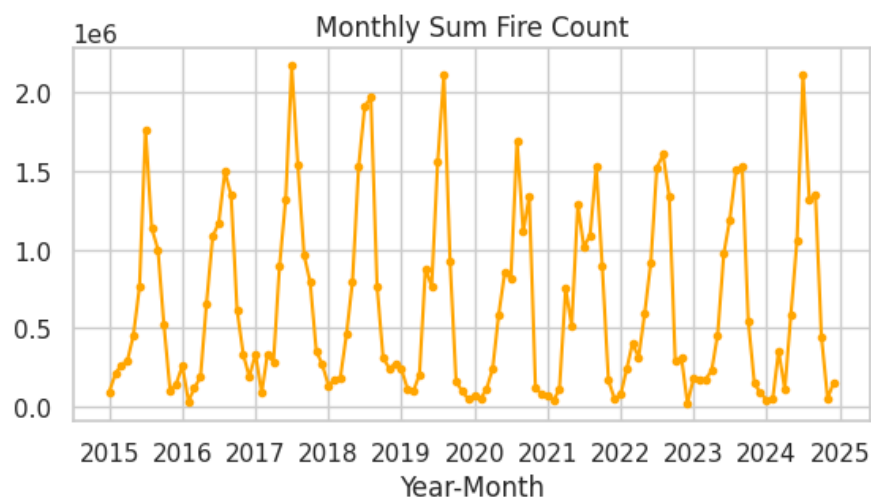


ภาพที่ 23 : กราฟแสดงแนวโน้มรายเดือนของตัวแปร Rainfall

- ตัวแปร Fire Count

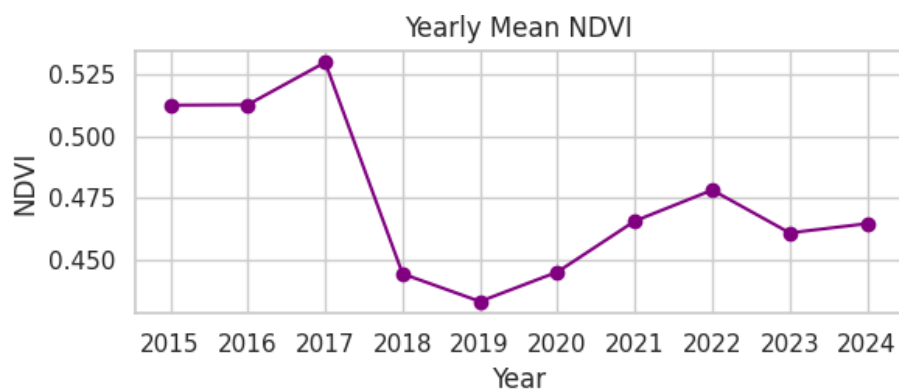


ภาพที่ 24 : กราฟแสดงแนวโน้มรายปีของตัวแปร Fire Count

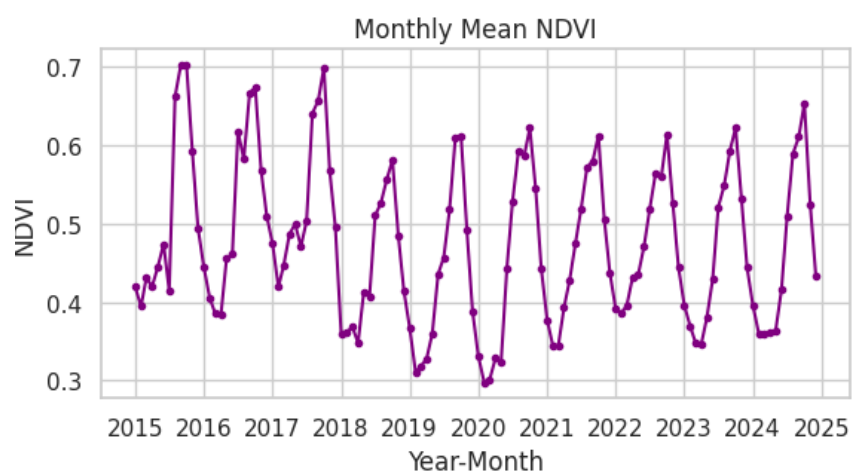


ภาพที่ 25 : กราฟแสดงแนวโน้มรายเดือนของตัวแปร Fire Count

- ตัวแปร Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

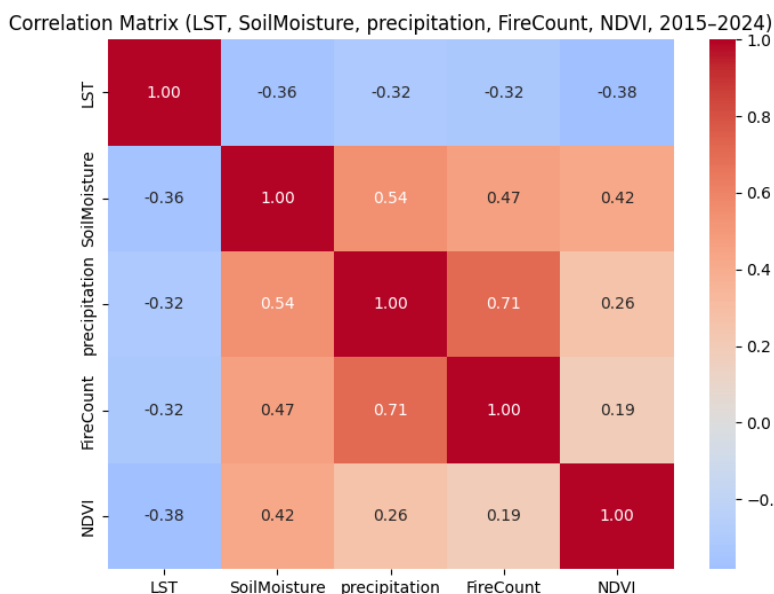


ภาพที่ 26 : กราฟแสดงแนวโน้มรายปีของตัวแปร NDVI



ภาพที่ 27 : กราฟแสดงแนวโน้มรายเดือนของตัวแปร NDVI

(6) ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เบื้องต้น

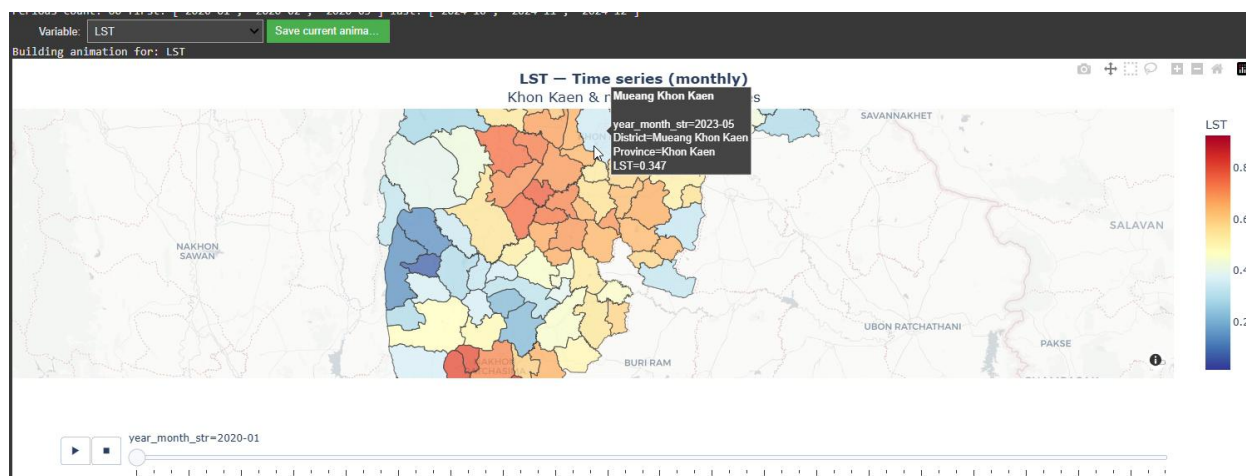


ภาพที่ 28 : Matrix แสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลทั้ง 5 ตัวแปร

จากผลการวิเคราะห์ Correlation Matrix ระหว่างตัวแปรสิ่งแวดล้อมทั้งห้า ได้แก่ LST, SoilMoisture, precipitation, FireCount และ NDVI พบว่า อุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) มีความสัมพันธ์เชิงลบกับความชื้นในดิน (-0.36), ปริมาณฝน (-0.32), จุดความร้อนจากไฟ (-0.32) และ NDVI (-0.38) ซึ่งบ่งชี้ว่าพื้นที่ที่มีอุณหภูมิสูงมักเป็นพื้นที่แห้งแล้ง มีพืชน้อย และพื้นดินขาดความชื้น ในทางกลับกัน ความชื้นในดินมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับปริมาณฝน (0.54), จุดความร้อนจากไฟ (0.47) และ NDVI (0.42) แสดงให้เห็นว่าพื้นที่ที่ได้รับฝนมากจะมีความชื้นในดินสูงและพืชเจริญเติบโตดี ส่วนปริมาณฝนมีความสัมพันธ์สูงกับจุดความร้อน (0.71) แต่สัมพันธ์ต่ำกับ NDVI (0.26) ซึ่งอาจสะท้อนถึงฤดูกาลเพาะปลูกหรือพื้นที่เกษตรกรรมที่เกิดการเผาเพื่อปรับพื้นที่ ส่วน NDVI มีความสัมพันธ์ลบกับ LST และสัมพันธ์บวกกับ SoilMoisture และปริมาณฝน แสดงว่าพื้นที่เขียวชอุ่มมักอยู่ในพื้นที่ที่ดินชื้น ฝนตกเพียงพอ และอุณหภูมิต่ำ ทั้งนี้ จุดความร้อนมีความสัมพันธ์ต่ำกับ NDVI (0.19) สะท้อนว่าความเขียวของพืชไม่ได้ส่งผลต่อการเกิดไฟโดยตรง แต่ FireCount จะขึ้นอยู่กับความชื้นและปริมาณฝนเป็นหลัก สรุปได้ว่าพื้นที่ที่ร้อนและแห้งมักมี NDVI ต่ำ ขณะที่พื้นที่ที่ชื้นและฝนตกเพียงพอมีพืชเขียวและอาจเกิดไฟป่าตามฤดูกาลหรือการจัดการพื้นที่เกษตรบางแห่ง

(7) การแสดงผลด้วยภาพ

- Animation Interactive Map



ภาพที่ 30 : ภาพตัวอย่าง Animation Interactive Map ของตัวแปร NDVI

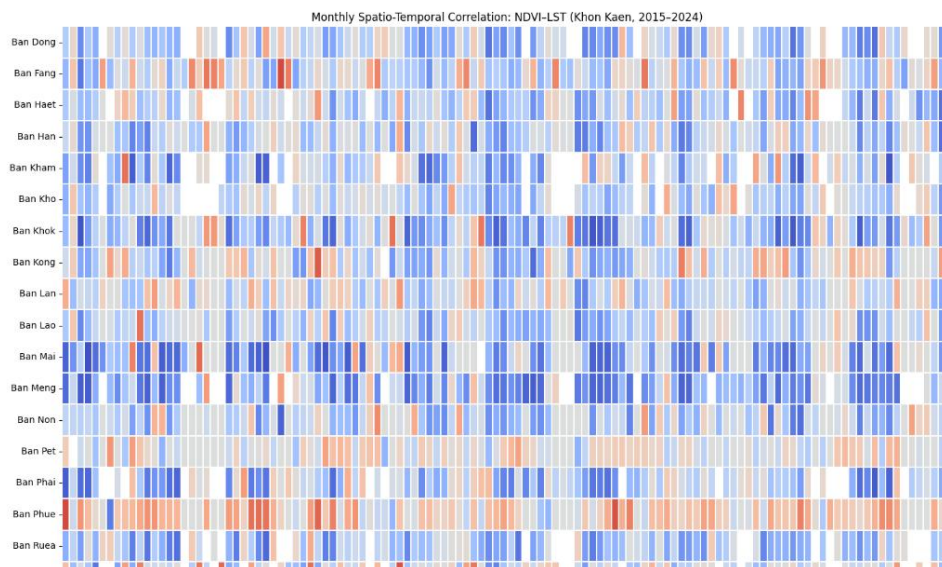
ภาพการแสดงผลค่าเฉลี่ยรายเดือนของแต่ละตัวแปรในแต่ละพื้นที่และแต่ละปีในรูปแบบแผนที่ เพื่อให้เห็นภาพรวมของการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่ของตัวแปรที่ศึกษา เมื่อผู้ใช้ชี้เมาส์ไปยังจุดใดจุดหนึ่งบนแผนที่ ระบบจะแสดงค่าเฉลี่ยรายเดือนของตัวแปรนั้น ๆ ขึ้นมา นอกจากนี้ ผู้ใช้ยังสามารถกดเล่นแบบอัตโนมัติเพื่อให้ภาพแสดงการเปลี่ยนแปลงต่อเนื่องของทุกพื้นที่และทุกปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 (ค.ศ. 2015) ไปจนถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2567 (ค.ศ. 2024)

- Dashboard



ภาพที่ 31 : ภาพตัวอย่าง Dashboard ที่แสดงแนวโน้มของข้อมูล

ภาพแสดงแนวโน้มของข้อมูล โดยเป็นการนำข้อมูลค่าเฉลี่ยรายเดือนของแต่ละตัวแปรมาพล็อตในรูปแบบกราฟ จุดข้อมูลแต่ละจุดประกอบด้วยค่าต่ำสุด (Min), ค่าสูงสุด (Max), ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) และค่า DTW_Score ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างของข้อมูลในแต่ละปีเมื่อเทียบกับข้อมูลฐาน (baseline) เพื่อบ่งบอกถึงระดับการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรนั้น ๆ ในแต่ละปี ทั้งนี้ กล่องข้อมูล (box) ทางด้านข้างแสดงค่า DTW Overall ซึ่งสรุปภาพรวมของการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลตลอดช่วงปี พ.ศ. 2563–2567 (ค.ศ. 2020–2024) เพื่อแสดงให้เห็นว่าข้อมูลในพื้นที่ดังกล่าวมีการเปลี่ยนแปลงจาก baseline มากน้อยเพียงใด



ภาพที่ 32 : ภาพตัวอย่างการแสดงผลโดยใช้ Heat Map เพื่อให้เห็นภาพรวมของตัวแปร

ภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร LST และ NDVI โดยแต่ละช่องในแผนที่แทนค่าเฉลี่ยของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) ของแต่ละตำบลในแต่ละเดือน แกนแนวนตั้ง (Y-axis) แทนตำบล (Subdistrict) โดยแต่ละแถวแสดงค่าความสัมพันธ์ของหนึ่งตำบลในช่วงเวลาต่าง ๆ ส่วนสีที่ปรากฏใน Heat Map แสดงถึงลักษณะของความสัมพันธ์ระหว่าง NDVI และ LST ที่เกิดขึ้นในพื้นที่นั้น ๆ กล่าวคือ

- สีแดงหมายถึง NDVI มีแนวโน้มลดลงเมื่อค่า LST สูงขึ้น ซึ่งมักพบในพื้นที่ที่มีสภาพร้อนแล้งหรือมีพืชพรรณลดลง
- สีน้ำเงินหมายถึง NDVI มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อ LST สูงขึ้น แสดงถึงพื้นที่ที่มีอุณหภูมิอบอุ่นแต่ยังคงความเขียวของพืชพรรณ
- สีขาวหมายถึงความสัมพันธ์ที่ไม่ชัดเจน แสดงว่า NDVI ไม่ตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิอย่างมีนัยสำคัญ

การแสดงผลในรูปแบบดังกล่าวช่วยให้สามารถมองเห็นภาพรวมของการเปลี่ยนแปลงในแต่ละพื้นที่ตลอดช่วงเวลาได้อย่างชัดเจนมากยิ่งขึ้น อีกทั้งในอนาคตมีแผนที่จะพัฒนา Heat Map ของแต่ละตัวแปรเพิ่มเติม เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงของแต่ละตัวแปรในลักษณะเชิงเวลา (Overtime) ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น