



การใช้ภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับเพื่อตรวจวัดความเสี่ยงของการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังด้วยดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์

Evaluating the Risk of Cassava Mosaic Disease Using Imagery from Unmanned Aerial Vehicles and Synthetic Vegetation Indices

เอนก ศรีสุวรรณ*

สาขาวิชาภูมิศาสตร์และภูมิสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครราชสีมา นครราชสีมา 30000

Anake Srisuwan*

Faculty of Science and Technology, Nakhon Ratchasima Rajabhat University, Nakhon Ratchasima 30000

Received 13 February 2024; Received in revised 28 August 2024; Accepted 17 September 2024

บทคัดย่อ

โรคไวรัสใบด่างมันสำปะหลังเป็นโรคจากเชื้อไวรัสที่สร้างความเสียหายให้กับผลผลิต จังหวัดนครราชสีมาพบการระบาดของไวรัสใบด่างมันสำปะหลังมากที่สุดในประเทศ มูลค่าความเสียหายอยู่ที่ 1,605 ล้านบาท การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ดังนี้ 1) เพื่อวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ของตำแหน่งที่เกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง 2) เพื่อจัดทำแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง และ 3) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์กับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรค การศึกษาครั้งนี้ได้ทำการเก็บข้อมูลตำแหน่งการเกิดโรคในแปลง และบันทึกภาพจากอากาศยานไร้คนขับเพื่อวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ 7 ดัชนีประกอบด้วย GRDI VDMI ExG GCC VARI TGI และ GLI เพื่อระบุค่าดัชนี ณ ตำแหน่งการเกิดโรค จากนั้นนำข้อมูลมาวิเคราะห์เพื่อจัดระดับความเสี่ยงของการเกิดโรคและสุดท้ายวิเคราะห์ข้อมูลดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ร่วมกับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรคในแปลงด้วยสถิติเชิงพื้นที่เพื่อหาความสัมพันธ์ ผลการศึกษาพบว่า มีต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรค 353 ต้น ค่าดัชนี GRDI VDMI ExG GCC VARI TGI และ GLI มีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 0.0359 0.0417 0.0674 0.0352 0.0636 0.0296 และ 0.0575 ตามลำดับ โดยพบระดับความเสี่ยงปานกลางมากที่สุดจำนวน 3,056 จุดภาพ มีค่าสหสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของมอแรน 0.207 ที่ค่า Z เท่ากับ 25.099 รูปแบบการเกาะกลุ่มส่วนใหญ่เป็นแบบมีค่าสูง - สูง โดยจุดภาพที่มีความเสี่ยงเกิดโรคสูงมีค่า Z มากกว่า 1.96 ที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 99 มีจำนวน 1,583 จุดภาพ ผลการศึกษาครั้งนี้จะช่วยให้เพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจติดตามโรคใบด่างมันสำปะหลังได้อย่างรวดเร็ว

คำสำคัญ: ใบด่างมันสำปะหลัง; อากาศยานไร้คนขับ; ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์; สถิติเชิงพื้นที่

*ผู้รับผิดชอบบทความ: anake.s@nrru.ac.th

doi: 10.14456/tstj.2025.1

Abstract

Cassava mosaic disease (CMD) is a viral disease that causes significant damage to cassava crops. Nakhon Ratchasima province in Thailand has experienced the highest prevalence of Cassava mosaic virus (CMV) outbreaks in the country, resulting in losses amounting to 1,605 million baht. The objectives of the study were 1) to analyze the synthetic vegetation indices (VI) of CMD occurrence locations, 2) to develop a risk map for CMD outbreaks, and 3) to analyze the relationship between vegetation indices and disease risk levels. Data on disease occurrence locations were collected, and aerial images were captured using an unmanned aerial vehicle (UAV) to analyze the vegetation indices. Seven indices were included: GRDI, VDVI, ExG, GCC, VARI, TGI, and GLI, to determine the index values at CMD occurrence locations. The data were then analyzed to assess disease risk levels, and vegetation index data were correlated with these risk levels using spatial statistics. The results revealed that 353 cassava plants were infected with CMD. The average values for the GRDI, VDVI, ExG, GCC, VARI, TGI, and GLI indices were 0.0359, 0.0417, 0.0674, 0.0352, 0.0636, 0.0296, and 0.0575, respectively. The highest moderate risk level was identified in 3,056 pixels. The Moran's I spatial autocorrelation coefficient for the vegetation index was 0.207, with a Z-score of 25.099. Most image pixels exhibited a high-high spatial clustering pattern, with high-risk points (Z-scores greater than 1.96 at a 99% confidence level) totaling 1,583 image points. This study contributes to improving the efficiency of monitoring and tracking CMD outbreaks in cassava crops, offering a valuable tool for disease management and prevention.

Keywords: Cassava mosaic disease; UAV; Synthetic vegetation indices; Spatial statistics

1. บทนำ

ประเทศไทยเป็นผู้ผลิตมันสำปะหลังอันดับ 3 ของโลก รองจากไนจีเรียและคองโก โดยมีพื้นที่เพาะปลูกประมาณ 9 ล้านไร่ ผลผลิตเฉลี่ย 30 ล้านตันต่อปี คิดเป็นร้อยละ 10.47 ของผลผลิตมันสำปะหลังจากทั่วโลก มีมูลค่าของผลผลิตในปี 2562 อยู่ที่ 67,444 ล้านบาท [1] ปีการผลิต พ.ศ. 2562 และปี พ.ศ. 2563 จังหวัดนครราชสีมา มีพื้นที่เพาะปลูกมันสำปะหลัง 1,536,075 ไร่ ผลผลิตเฉลี่ยต่อไร่ 4.04 ตันต่อไร่ ผลผลิตรวม 5,801,243 ตัน ลดลงจากปีที่แล้วร้อยละ 24 หรือประมาณ 1,532,596 ตัน สาเหตุสำคัญทำให้ผลผลิตมันสำปะหลังลดลง นอกเหนือจากสถานการณ์ภัยแล้ง คือ ปัญหาการระบาดของโรคไวรัสใบด่างมันสำปะหลัง (Cassava mosaic disease) โดยทำให้พืชแสดงอาการมีใบด่าง เหลือง ใบลดรูป เสียรูปทรง ลำต้นแคระแกร็น และไม่มีการเจริญเติบโตหรือมีการเจริญเติบโตน้อย หากมีการระบาดรุนแรงจะทำให้ผลผลิตเสียหายถึง 100% ซึ่งการแพร่ระบาดสามารถแพร่ระบาดได้โดยอาศัยท่อนพันธุ์ที่มีเชื้อไวรัสและจากแมลงหิวขาวยาสูป (*Bemisia tabaci*) เป็นพาหะนำโรค

ในปัจจุบันเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศ (Geoinformatics) ที่ประกอบไปด้วย ระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (Geographic information system: GIS) การรับรู้จากระยะไกล (Remote sensing: RS) และระบบดาวเทียมนำร่องโลก (Global navigation satellite system: GNSS) ได้ถูกนำมาใช้ในระบบการเกษตรแบบแม่นยำ (Precision agriculture: PA) มากขึ้น โดยเฉพาะการรับรู้จากระยะไกล ซึ่งถือว่าเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีที่สำคัญที่สุดสำหรับการเกษตรแบบแม่นยำ เพราะสามารถให้ปริมาณข้อมูลขนาดใหญ่เนื่องจากความละเอียดเชิงพื้นที่/สเปกตรัม/รังสี/เวลาที่จำเป็นสำหรับการใช้ในระบบการเกษตรแบบแม่นยำ [2]

ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation indices: VIs) เป็นอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ที่คำนวณจากข้อมูลการรับรู้ระยะไกล เช่น ภาพถ่ายจากดาวเทียม ภาพถ่ายจาก

อากาศยานไร้คนขับ เป็นต้น ดัชนีพืชพรรณจะเกี่ยวข้องกับการสนเทศเชิงคลื่นของ 2 ช่วงคลื่นหรือมากกว่า โดยช่วงคลื่นหนึ่งจะเป็นข้อมูลจากความยาวคลื่นช่วงแสงสีแดง (0.6 - 0.7 ไมครอน) ซึ่งคลอโรฟิลล์ ของพืชสีเขียวจะดูดกลืนพลังงาน และอีกช่วงคลื่นหนึ่งจะเป็นข้อมูลจากความยาวคลื่นอินฟราเรดใกล้ (NIR) ที่พืชพรรณไม่ดูดกลืนพลังงานแต่จะเกิดการกระเจิงจากโครงสร้างของใบ ซึ่งถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาดัชนีพืชพรรณต่าง ๆ ที่ให้ข้อมูลที่เป็นประโยชน์เกี่ยวกับโครงสร้างและสภาพของพืชพรรณ [3] เพื่อใช้ติดตามและประเมินสุขภาพของพืช โดยวิเคราะห์คุณสมบัติที่เกี่ยวข้องกับพืช เช่น ปริมาณคลอโรฟิลล์ โครงสร้างทรงพุ่ม การอุ้มน้ำ และกิจกรรมการสังเคราะห์แสง เป็นต้น ดัชนีพืชพรรณช่วยให้เข้าใจได้ถึงสถานะ สุขภาพของพืชและช่วยเกษตรกรและนักวิจัยในการตัดสินใจเพื่อการจัดการในด้านการเกษตร

การใช้อากาศยานไร้คนขับ (UAV) ในการเกษตรเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจสอบติดตาม และควบคุมสภาพของพืชในแปลงปลูก ด้วยการถ่ายภาพที่ได้จาก UAV และการคำนวณดัชนีพืชพรรณ เช่น NDVI หรือดัชนีพืชพรรณที่มีความสัมพันธ์กับสภาพพื้นที่และสุขภาพของพืช ซึ่งเป็นปัจจัยที่สำคัญมากที่ต้องตรวจสอบ เนื่องจากโรคในพืชสามารถทำให้เกิดสูญเสียมูลค่าทางเศรษฐกิจมากเนื่องจากผลผลิตที่ลดลง และคุณภาพที่ลดลง ควรตรวจสอบสภาพของพืชอย่างต่อเนื่องเพื่อตรวจจับโรคตรงเวลาและป้องกันปัญหาการแพร่กระจาย [4]

จังหวัดนครราชสีมา พบการระบาดของไวรัสใบด่างขาวมากที่สุดในประเทศไทย มีพื้นที่ 280,390 ไร่ มีมูลค่าความเสียหายอยู่ที่ 1,605 ล้านบาท [5] มีวิธีการสำรวจและเฝ้าระวังโรคใบด่างขาวแบ่งเป็น 3 ขั้นตอนคือ 1) การสำรวจแปลงโดยเกษตรกร 2) การสำรวจแปลงโดยเจ้าหน้าที่ และ 3) การดำเนินการของเจ้าหน้าที่ส่งเสริมการเกษตรที่รับแจ้งหรือพบอาการใบด่างต้องสงสัย ซึ่งในการสำรวจไม่ว่าจะเป็นโดยเกษตรกรเองหรือเจ้าหน้าที่เอง

จะเป็นในลักษณะการเดินทางสำรวจ ด้วยการเดินสำรวจ 1 แถว เว้น 3 แถว แบบตัวยูไปจนครบในแต่ละแปลง ในกรณีที่พบโรคใบด่างมันสำปะหลัง ให้สำรวจโรค ในแปลงปลูกมันสำปะหลังเพิ่มเติมในรัศมี 5 กิโลเมตร จากพื้นที่ที่พบโรคและต้องสำรวจติดตามอย่างต่อเนื่อง ทุก 2 สัปดาห์ [6] จะเห็นได้ว่าการสำรวจด้วยขั้นตอน และวิธีนี้ถึงแม้จะมีประสิทธิภาพในการสำรวจมากเพียงใด แต่ก็ เป็นวิธีการที่สิ้นเปลืองเวลา งบประมาณและกำลังคน เป็นอย่างมาก อาจไม่ทันต่อภาวะการแพร่ระบาดที่สามารถลุกลามไปได้อย่างรวดเร็ว จึงจำเป็นต้องหาวิธีการสำรวจตรวจสอบเพื่อระบุการเป็นโรคใบด่างขาวของพืชด้วยวิธีการที่รวดเร็วและได้ปริมาณในการสำรวจมาก ต่อครั้ง เพื่อเป็นการลดต้นทุนทั้งจำนวนคนและค่าใช้จ่าย เพิ่มความรวดเร็ว และป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้นแก่เกษตรกรได้อย่างทันท่วงที

จากปัญหาที่กล่าวข้างต้นสามารถประยุกต์ใช้เทคโนโลยีภูมิสารสนเทศเพื่อตรวจวัด เฝ้าระวังโรคใบด่างขาว ด้วยดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ (Synthetic VI) โดยการตรวจวัดความสมบูรณ์ของพืชพรรณและระบุ ตำแหน่งของมันสำปะหลังที่เกิดโรคไวรัสใบด่างขาว โดยร่วมมือกับเกษตรจังหวัดนครราชสีมา ซึ่งผลการศึกษาครั้งนี้จะช่วยยกระดับศักยภาพการตรวจวัดเฝ้าระวังโรคใบด่างขาวในมันสำปะหลังจากเดิมมาใช้เทคนิคการตรวจวัดด้วยดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์จากภาพถ่ายด้วยอากาศยานไร้คนขับ ซึ่งจะช่วยลดต้นทุน งบประมาณ เวลาและกำลังคน และสามารถติดตาม เฝ้าระวัง และจัดการพื้นที่เพาะปลูกมันสำปะหลังได้อย่างถูกต้อง รวดเร็วและทันต่อการแพร่ระบาดของโรค

2. ระเบียบวิธีวิจัย

2.1 พื้นที่ศึกษา

ในการทดลองครั้งนี้ได้ทำการเลือกแปลงตัวอย่างในพื้นที่อำเภอครบุรี จังหวัดนครราชสีมา ซึ่งเป็นพื้นที่ที่มีการเพาะปลูกมากเป็นอันดับต้น ๆ ของจังหวัด โดยแปลงทดลองตั้งอยู่ที่ ตำบลจรเข้มะหิน อำเภอครบุรี

จังหวัดนครราชสีมา ตั้งอยู่ทางทิศตะวันออกเฉียงใต้ของจังหวัด แบ่งพื้นที่การปกครองออกเป็น 12 ตำบล โดยแปลงตัวอย่างตั้งอยู่ที่ตำแหน่งพิกัด (X) 1.96484 (Y) 16.05240 WGS 1984 Zone 48 มีขนาดพื้นที่ 8,298.39 ตารางเมตร หรือ 5.19 ไร่ โดยมีมันสำปะหลังในแปลงทดลองมีอายุ 7 เดือน พันธุ์ 89 ซึ่งเป็นพันธุ์เต็บโตที่ดีและให้น้ำหนักมากแต่เป็นพันธุ์ที่อ่อนแอต่อทุกโรคของมันสำปะหลังสามารถเก็บเกี่ยวได้ตั้งแต่อายุ 8 เดือน โดยมีอายุเก็บเกี่ยวที่เหมาะสม คือ 12 เดือน (Figure 1)

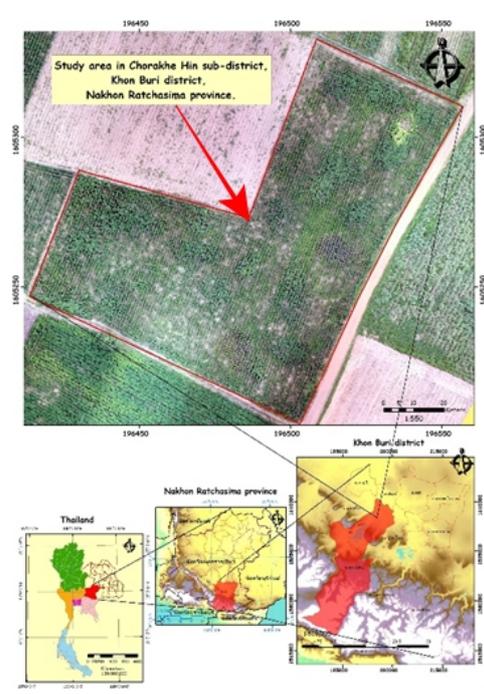


Figure 1 Study area in Chorakhe Hin sub-district, Khon Buri district, Nakhon Ratchasima province.

2.2 ระเบียบวิธีวิจัย

ระเบียบวิธีวิจัยครั้งนี้จะดำเนินขั้นตอนตามวัตถุประสงค์ของการวิจัยที่ประกอบด้วย 1) เพื่อวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ของตำแหน่งที่เกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง 2) เพื่อจัดทำแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรค

ใบต่างมันสำปะหลัง และ 3) เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์กับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรค (Figure 2)

2.3 ขั้นตอนการวิจัย

2.3.1 การเก็บสำรวจข้อมูล

การเก็บสำรวจข้อมูลจะทำการบินถ่ายภาพแปลงมันสำปะหลังตัวอย่าง ทำการวางแผนการบินสำรวจด้วยแอปพลิเคชัน DJI Go ร่วมกับ PIX4D capture โดยทำการวางเป้าเพื่อระบุตำแหน่งหมุดควบคุมทั้ง 6 มุมของแปลงตัวอย่างเพื่อนำข้อมูลมาใช้ในกระบวนการปรับแก้ข้อมูลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับให้มีความถูกต้องเชิงตำแหน่งในพื้นที่สูงที่สุด จากนั้นทำการเดินสำรวจต้นมันสำปะหลังทุกแถวทุกต้นเพื่อเก็บพิกัดตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบต่างมันสำปะหลัง (Figure 3) ด้วยเครื่อง GPS garmin รุ่น GPSMAP 654s และแอปพลิเคชัน Timestamp camera ในการบันทึกภาพเมื่อได้ข้อมูลภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับแล้วจะนำเข้าสู่โปรแกรม eMotion เพื่อทำการต่อภาพและปรับแก้ความถูกต้องเชิงตำแหน่งและเชิงรังสีเพื่อผลิตเป็นภาพถ่ายรายละเอียดสูงเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ต่อไป



(a)



(b)

Figure 3 (a) Cassava leaves affected by CMD (Cassava Mosaic Disease) (b) Normal cassava leaves.

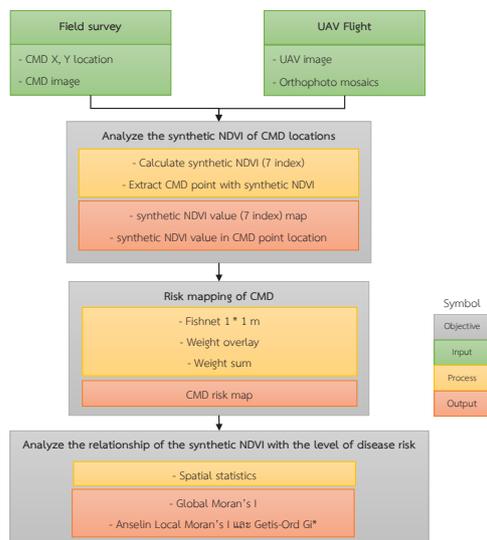


Figure 2 Workflow diagram

2.3.2 การวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ของตำแหน่งที่เกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง

ข้อมูลที่ภาพถ่าย RGB รายละเอียดสูงที่ผ่านการปรับแก้แล้วจะถูกนำเข้าสู่โปรแกรม ArcGIS pro 2.8 โดยภาพถ่ายจะถูกแยกออกเป็นแต่ละช่วงคลื่น RGB เพื่อทำการปรับค่าการสะท้อนแสงของแต่ละช่วงคลื่น (Normalized DNs) ให้เป็นมาตรฐานเดียวกัน (สมการที่ 1 - 3) ซึ่งจะแสดงผลการวิเคราะห์ที่ตีความสำหรับประมาณค่าพืชพรรณเมื่อเปรียบเทียบกับค่าการสะท้อนของช่วงคลื่น RGB ที่ไม่ทำการปรับ [7] และจากนั้นจะทำการวิเคราะห์ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ทั้ง 7 ดัชนีสำหรับการศึกษาคั้งนี้ประกอบด้วย GRVI VDMI ExGI GCC VARI TCI และ GLI ดังแสดงใน (Table 1)

$$r = R / (R+G+B) \quad (1)$$

$$g = G / (R+G+B) \quad (2)$$

$$b = B / (R+B+G) \quad (3)$$

เมื่อ R G และ B คือค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่นแสงสีแดง สีเขียวและสีน้ำเงินที่ได้จากภาพถ่ายอากาศยานไร้คนขับในแปลงตัวอย่างตามลำดับ

Green red vegetation index (GRVI): เป็นดัชนีที่ช่วยในการตรวจสอบสุขภาพของพืชและการเจริญเติบโตโดยเฉพาะในช่วงที่พืชมีการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว ช่วยในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงในสุขภาพพืชได้ เช่น การตอบสนองต่อความเครียดจากโรคหรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวย ค่าที่สูงของ GRVI จะบ่งบอกถึงพืชที่มีสุขภาพดีและมีการเจริญเติบโตที่ดี

Visible difference vegetation index (VDVI): เป็นดัชนีที่ใช้ในการตรวจสอบสุขภาพของพืชและการตอบสนองต่อสภาพแวดล้อม โดยเฉพาะในการตรวจสอบความเครียดของพืชที่เกิดจากปัจจัยต่างๆ เช่น โรค แมลงหรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวย โดยค่าที่สูงของ VDVI จะบ่งบอกถึงพืชที่มีสุขภาพดีและไม่มีความเครียด

Excess green index (ExGI): เป็นดัชนีที่สามารถใช้ในการประเมินการเจริญเติบโตของพืชได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในช่วงที่พืชมีการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว สามารถช่วยในการตรวจสอบความมีชีวิตชีวาของพืชได้ เช่น การตอบสนองต่อสภาพแวดล้อมที่เอื้ออำนวย โดยค่าที่สูงของ ExGI จะบ่งบอกถึงความเขียวของพืช

Green chlorophyll content (GCC): สามารถใช้ในการประเมินสุขภาพของพืชได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในช่วงที่พืชมีการเจริญเติบโตอย่างรวดเร็ว สามารถช่วยในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงในสุขภาพพืชได้ เช่น การตอบสนองต่อความเครียดจากโรคหรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวย โดยค่าที่สูงของ GCC จะบ่งบอกถึงความมีชีวิตชีวาและสุขภาพที่ดีของพืช

Visible atmospherically resistant index (VARI): ถูกใช้ในการตรวจสอบสุขภาพของพืชในสภาพแวดล้อมที่มีการเปลี่ยนแปลงของสภาพอากาศ เช่น ฝุ่นละออง หมอก หรือควัน โดยมีความสามารถในการลดผลกระทบจากบรรยากาศได้ดีกว่าดัชนีอื่น ๆ ค่าที่สูงของ VARI บ่งบอกถึงพืชที่มีความเขียวมาก

Triangular greenness index (TGI): สามารถใช้ในการประเมินสุขภาพของพืชได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในการตรวจสอบการตอบสนองต่อสภาพแวดล้อม การในช่วงเวลาต่าง ๆ สามารถช่วยในการตรวจสอบการเจริญเติบโตของพืชได้ เช่น การตอบสนองต่อการให้น้ำหรือปุ๋ย ค่าที่สูงของ TGI จะบ่งบอกถึงความเขียวและสุขภาพที่ดีของพืช

Green leaf index (GLI): เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประเมินสุขภาพของพืช โดยเฉพาะในการตรวจสอบการเจริญเติบโตและการตอบสนองต่อสภาพแวดล้อม สามารถช่วยในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงในสุขภาพพืชได้ เช่น การตอบสนองต่อความเครียดจากโรคหรือสภาพแวดล้อมที่ไม่เอื้ออำนวย ค่าที่สูงของ GLI จะบ่งบอกถึงพืชที่มีสุขภาพดีและมีความเขียวมาก

Table 1 The synthetic vegetation indices used to identify the occurrence of cassava mosaic disease

Names	Synthetic VI	Equations	References
Green red vegetation index	GRVI	$(g-r) / (g+r)$	[7]
Visible difference vegetation index	VDVI	$((2 \times g) - r - b) / ((2 \times g) + r + b)$	[8]
Excess green vegetation index	ExGI	$(2 \times g) - (r + b)$	[9]
Green chromatic coordinate	GCC	$g / (r + g + b)$	[10]
Visible atmospherically resistant index	VARI	$(g - r) / (g + r - b)$	[11]
Triangular greenness index	TGI	$g - (0.39 \times r) - (0.61 \times b)$	[12]
Green leaf index	GLI	$(2 \times g - r - b) / (r + g + b)$	[13]

2.3.4 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์กับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรค

สำหรับขั้นตอนนี้จะนำค่าคะแนนรวมและระดับความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังที่ได้จากขั้นตอนขั้นต้นมาทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ร่วมกันอีกครั้งด้วยสถิติเชิงพื้นที่ (Spatial statistics) ในโปรแกรม ArcGIS Pro 2.8 เพื่อวิเคราะห์รูปแบบ (Pattern analysis) โดยใช้สหสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบอัตโนมัติ (Global Moran's I) และการเกาะกลุ่ม (Mapping cluster) โดยใช้สหสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบเฉพาะ Anselin local Moran's I และ Getis-Ord Gi*

3. ผลการศึกษาและอภิปรายผล

3.1 การจัดทำแผนที่พื้นที่ปลูกมันสำปะหลังด้วยอากาศยานไร้คนขับ

มันสำปะหลังพันธุ์ 89 ซึ่งเป็นพันธุ์เติบโตที่ดีและให้น้ำหนักมากแต่เป็นพันธุ์ที่อ่อนแอต่อทุกโรคของมันสำปะหลังมีความเสี่ยงในการแพร่ระบาดของโรคใบด่างมันสำปะหลังสูง สามารถเก็บเกี่ยวได้ตั้งแต่อายุ 8 เดือน แต่อายุเก็บเกี่ยวที่เหมาะสม คือ 12 เดือน โดยมันสำปะหลังในแปลงทดลองมีอายุ 7 เดือน ซึ่งเป็นระยะก่อนการเก็บเกี่ยวที่พืชเจริญเติบโตเต็มที่ จากแปลง

ตัวอย่างที่สำรวจพบการเกิดโรคโรคใบด่างมันสำปะหลังได้ทำการบินสำรวจด้วยอากาศยานไร้คนขับอากาศยานไร้คนขับชนิดปีกหมุน (Multirotor) ยี่ห้อ DJI รุ่น Phantom 3 professional พร้อมกล้อง 12.4 ล้านพิกเซลที่บันทึกภาพในช่วงแสงที่สายตามนุษย์มองเห็น (RGB) เพื่อบันทึกภาพรายละเอียดสูงที่ระดับความสูง 50 เมตร ที่ความเอียงภาคพื้นดิน (Ground sampling distance: GSD) 0.03 เมตร ขนาดของภาพถ่าย 8 บิต สำรวจเมื่อเดือน 13 กรกฎาคม พ.ศ.2564 ช่วงเวลาการบินสำรวจเวลา 9.00-12.00 น. โดยในการบินสำรวจด้วย UAV เพื่อบันทึกภาพควรจะทำในช่วงเวลาชั่วโมงทอง (Golden hour) คือ ช่วงเวลาหลังพระอาทิตย์ขึ้นและก่อนพระอาทิตย์ตกและต้องเป็นช่วงเวลาที่ท้องฟ้าเปิด อากาศแจ่มใส ไม่มีเงาเมฆบดบังพื้นที่ ซึ่งจะทำให้ช่วยลดเงาและแสงสะท้อนที่รบกวนการบันทึกภาพ ซึ่งจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการบันทึกภาพและการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากภาพ โดยบินสำรวจครอบคลุมแปลงตัวอย่างพื้นที่ 8,298.39 ตารางเมตร หรือ 5.19 ไร่ ณ ตำแหน่งพิกัด (X) 1.96484 (Y) 16.05240 Zone 48 และทำการเดินสำรวจทุกแถวทุกต้น พบตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบด่างขาวทั้งหมด 353 ต้น (Figure 4)

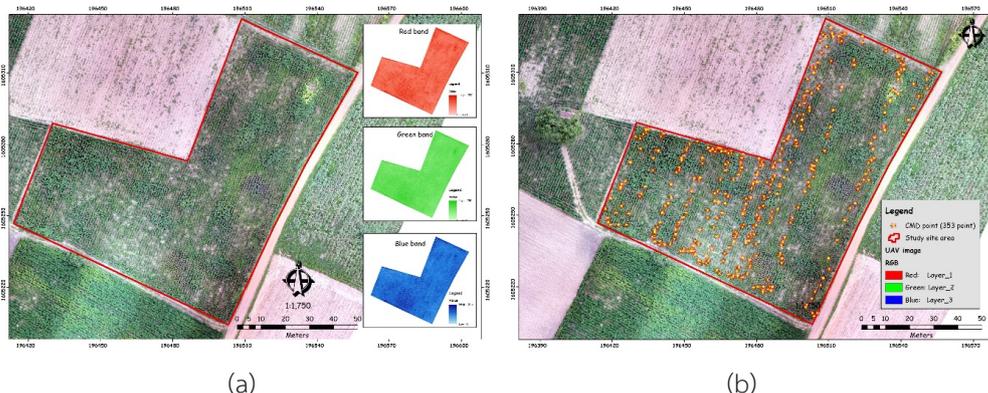


Figure 4 (a) Orthophoto images and RGB wavelength range images are converted for analysis.
 (b) Locations where cassava mosaic disease was detected in the field.

3.2 การวิเคราะห์ความสมบูรณ์ของพืชพรรณด้วยดัชนีผลต่างของพืชพรรณสังเคราะห์

ผลการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ทั้งหมด 7 ดัชนีของแปลงตัวอย่างพบว่า 1) ดัชนี GRVI มีค่าดัชนีอยู่ในช่วง -0.1684 - 0.3516 2) ดัชนี VDMI

มีค่าอยู่ในช่วง -0.1319 - 0.3091 3) ดัชนี ExGI มีค่า -0.1685 - 0.4612 4) ดัชนี GCC มีค่า 0.2771 - 0.4870 5) ดัชนี VARI มีค่าอยู่ในช่วง -0.3039 - 0.7268 6) ดัชนี TGI มีค่าอยู่ในช่วง -0.0896 - 0.2331 และ 7) ดัชนี GLI มีค่าดัชนีอยู่ในช่วง -0.1684 - 0.4612 (Table 2)

Table 2 Basic statistical values of the different synthetic vegetation indices.

Synthetic vegetation indices	Values			
	Min	Max	Mean	SD
GRVI	-0.1684	0.3516	0.0359	0.0445
VDVI	-0.1319	0.3091	0.0417	0.0497
ExGI	-0.1685	0.4612	0.0674	0.0497
GCC	0.2771	0.487	0.3525	0.0225
VARI	-0.3039	0.7268	0.0636	0.0855
TGI	-0.0896	0.2331	0.0296	0.0349
GLI	-0.1684	0.4612	0.0575	0.0674

3.3 ดัชนีผลต่างของพืชพรรณสังเคราะห์ ณ ตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง

ผลการวิเคราะห์ค่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ ณ ตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่ตรวพบใบด่างขาวทั้ง 353 ต้น พบว่า 1) ดัชนี GRVI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0078 - 0.1374 2) ดัชนี VDMI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0067 - 0.1780 3) ดัชนี

ExGI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0089 - 0.2523 4) ดัชนี GCC มีค่าอยู่ในช่วง 0.3363 - 0.4174 5) ดัชนี VARI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0152- 0.2703 6) ดัชนี TGI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0023- 0.1327 และ 7) ดัชนี GLI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0089- 0.2523 (Figure 5 and Table 3)

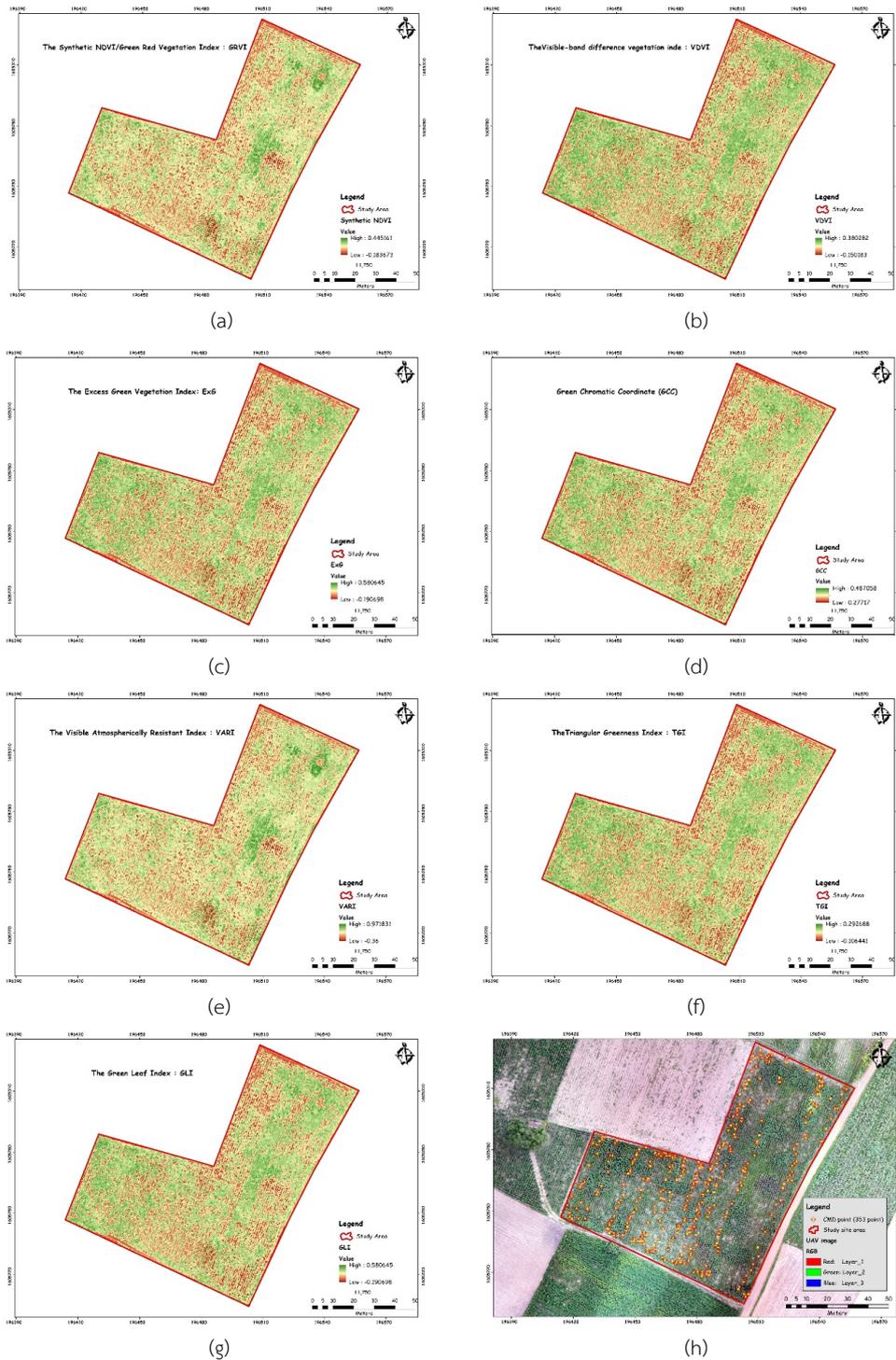


Figure 5 Difference of 7 synthetic vegetation indices at locations of cassava mosaic disease: (a) GRVI (b) VDI (c) ExGI (d) GCC (e) VARI (f) TGI (g) GLI and (h) locations of cassava mosaic disease:

Table 3 Basic statistical values of the different synthetic vegetation indices at locations of cassava mosaic disease

Synthetic vegetation indices	Values			
	Min	Max	Mean	SD
GRVI	0.0078	0.1374	0.0578	0.0199
VDVI	0.0067	0.1780	0.0675	0.0219
ExGI	0.0089	0.2523	0.0922	0.0307
GCC	0.3363	0.4174	0.3641	0.0102
VARI	0.0152	0.2703	0.1055	0.0355
TGI	0.0023	0.1327	0.0475	0.0162
GLI	0.0089	0.2523	0.0922	0.0307

3.4 การจัดทำแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังจากดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์

แผนที่ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์แต่ละดัชนีจะถูกให้ค่าคะแนนเป็น 1 ในกรณีที่กริดเซลล์นั้น ๆ มีค่าที่อยู่ในช่วงของตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบด่างขาวและให้คะแนนเป็น 0 ในกรณีที่ค่าดัชนีไม่อยู่ในช่วงของการตรวจพบโรคใบด่างมันสำปะหลัง (Table 4) เมื่อนำ

มาซ้อนทับและรวมผลบวกของแต่ละกริดเซลล์ที่ตรงกันและทำการจัดลำดับความเสี่ยงของการตรวจพบโรคใบด่างมันสำปะหลัง พบว่า มีระดับความเสี่ยงน้อยมากพบ 1,797 ระดับความเสี่ยงน้อยพบ 197 กริดเซลล์ ระดับความเสี่ยงปานกลางพบ 3,056 กริดเซลล์ ระดับความเสี่ยงมากพบ 2,196 กริดเซลล์ และระดับความเสี่ยงมากที่สุดพบ 1,059 กริดเซลล์ (Figure 6 and Table 5)

Table 4 The score values and the number of grid cells for each synthetic vegetation index fell within the detection range and did not indicate the occurrence of cassava leaf spot disease.

Synthetic vegetation indices	Rating Scores		Total (pixel)
	1 (pixel)	0 (pixel)	
GRVI	1,113	7,192	8,305
VDVI	3,056	5,249	8,305
ExGI	3,215	5,090	8,305
GCC	6,311	1,994	8,305
VARI	6,239	2,066	8,305
TGI	6,357	1,948	8,305
GLI	6,311	1,994	8,305

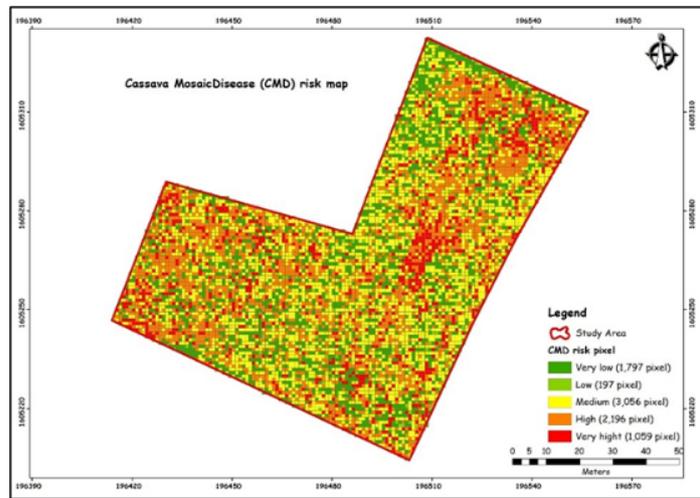


Figure 6 The risk map of cassava mosaic disease occurrence based on the synthetic vegetation index.

Table 5 CMD risk map level, rating, pixel, and area in Sq.m., rai and percent

CMD Risk	Rating (Sum)	Pixel	Sq.m.	Rai	Percent
Very low	0	1,797	1,797	1.12	21.64
Low	1-2	197	197	0.12	2.37
Medium	3-4	3,056	3,056	1.91	36.80
High	5-6	2,196	2,196	1.37	26.44
Very high	7	1,059	1,059	0.66	12.75
Total		8,305	8,305	5.19	100.00

3.5 การตรวจสอบความถูกต้องของแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง

การตรวจสอบความถูกต้องของแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังในครั้งนี้ได้ใช้วิธีการวิเคราะห์พื้นที่ใต้กราฟ (Area under the curve : AUC) ระหว่างข้อมูลจุดที่ตรวจพบการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังที่ตรวจวัดได้จากภาคสนามจำนวน 353 จุดสำหรับการตรวจสอบความถูกต้องของแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง โดยใช้เครื่องมือ ArcSDM ในโปรแกรม ArcMap เพื่อคำนวณหากราฟ ROC และค่า AUC โดย ตามความหมายของค่า AUC หรือพื้นที่ใต้เส้นโค้ง (Area under the curve) เมื่อค่ามีค่าเป็น 1

แสดงว่าความไวต่อความจำเพาะ (Sensitivity) และความจำเพาะต่อความไม่ถูกต้อง (Specificity) มีค่าเป็น 100% ซึ่งหมายความว่าพิกเซลที่เป็นพื้นที่เสี่ยงทั้งหมดถูกจำแนกแยกได้อย่างถูกต้อง นอกจากนี้ ค่า AUC ที่ต่ำกว่าจะมีความแม่นยำต่ำลง ค่า AUC > 0.9 แสดงถึงความเข้ากันได้ดีเยี่ยม 0.8 - 0.9 ถือว่าดีมาก 0.7 - 0.8 ถือว่าดี 0.6 - 0.7 ถือว่าปานกลาง และ < 0.6 หมายถึงความแม่นยำต่ำ [14] จากการตรวจสอบความถูกต้องของแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังวิเคราะห์พบว่าค่า AUC มีค่าเท่ากับ 0.768 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ดี (Figure 7)

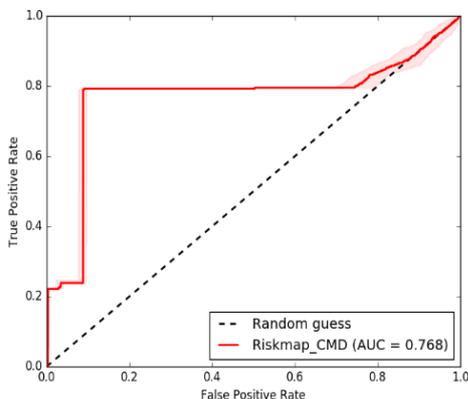


Figure 7 ROC curve and area under the curve between CMD point from field survey (353 point) and CMD risk map.

3.6 ความสัมพันธ์ของดัชนีพีชพรรณสังเคราะห์กับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง

การวิเคราะห์สหสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของมอแรนพบว่า มีค่าดัชนีของมอแรน (Moran’s I index) เท่ากับ 0.207 ซึ่งเป็นความสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบเป็นกลุ่มในทิศทางเดียวกัน และ มีค่า Z-score เท่ากับ 25.099 แสดงให้เห็นถึงว่ามีความสัมพันธ์กันทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ p-value เท่ากับ 0.00 (Figure 8 and Table 6)

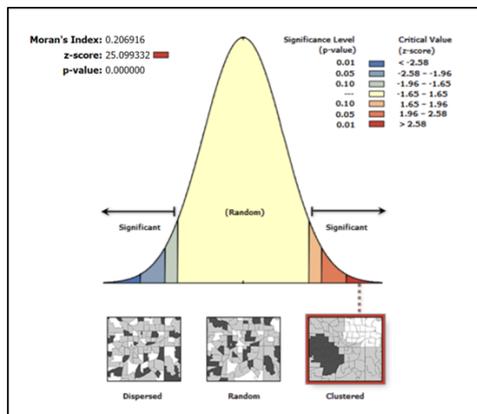


Figure 8 Spatial autocorrelation (Moran’s I) between vegetation index and risk map

Table 6 Values of spatial autocorrelation (Moran’s I)

Moran’s I Index:	0.206916
Expected Index:	-0.00012
Variance:	0.000068
Z-score:	25.09933
p-value:	0.00

ผลการวิเคราะห์การเป็นกลุ่มและส่วนที่อยู่นอกกลุ่ม (Anselin local Moran’s I) พบว่า กริดเซลล์ของความเสี่ยงในการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังที่มีค่าสหสัมพันธ์เป็นค่าบวก โดยกริดเซลล์สีชมพู (H-H) มีจำนวน 332 กริดเซลล์ซึ่งหมายความว่าพื้นที่ที่มีความถี่ในการเกิดเหตุการณ์สูง ในขณะที่พื้นที่บริเวณรอบข้างก็มีความถี่ในการเกิดสูงเช่นกัน (Hot spot) และกริดเซลล์สีฟ้า (L-L) มีจำนวน 288 กริดเซลล์ที่คือพื้นที่ที่มีความถี่ในการเกิดเหตุการณ์ต่ำ ในขณะที่พื้นที่บริเวณรอบข้างก็มีความถี่ในการเกิดต่ำเช่นกัน (Cold spot) และพบกลุ่มของกริดเซลล์ที่มีสหสัมพันธ์เป็นลบ หรือการเกาะกลุ่มของสิ่งที่ตรงข้ามกัน (Outlier) พบว่า กลุ่ม (H-L) กริดเซลล์สีแดงจำนวน 139 กริดเซลล์ นั่นคือค่าการเกิดเหตุการณ์ ณ กริดเซลล์นั้นๆ มีค่าสูง แต่กริดเซลล์รอบข้างมีค่าต่ำ ในขณะที่เดียวกัน กลุ่ม (L-H) กริดเซลล์สีน้ำเงินจำนวน 343 กริดเซลล์ นั่นคือค่าการเกิดเหตุการณ์ ณ กริดเซลล์นั้นๆ มีค่าต่ำ แต่กริดเซลล์รอบข้างมีค่าสูงและกลุ่มกริดเซลล์สีขาว พบว่าไม่มีความสัมพันธ์ในเชิงพื้นที่ หรือมีค่าการเกิดเหตุการณ์เป็นแบบสุ่ม (Random) (Figure 9)

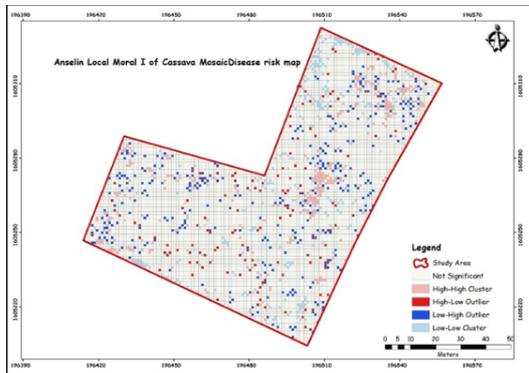


Figure 9 Cluster and outlier analysis: Anselin local Moran's I

ผลการวิเคราะห์ Hot spot analysis (Getis-Ord G_i^*) เพื่อใช้ระบุบริเวณที่มีการตรวจพบโรคใบด่างมันสำปะหลังสูง พบว่า กริดเซลล์ที่มีความเสี่ยงเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังสูง (Hot spot) โดยมีค่า Z-score มากกว่า 1.96 มีทั้งหมด 2,295 กริดเซลล์ โดยแบ่งเป็นที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 95 และ 99 มีจำนวน 256 456 และ 1,583 กริดเซลล์ตามลำดับ และ กริดเซลล์ที่มีความเสี่ยงต่ำในการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง (Cold spot) โดยมีค่า Z-score มากกว่า 1.96 มีทั้งหมด 2,001 กริดเซลล์ โดยแบ่งเป็นที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 95 และ 99 มีจำนวน 250 428 และ 1,323 กริดเซลล์ตามลำดับ (Figure 10)

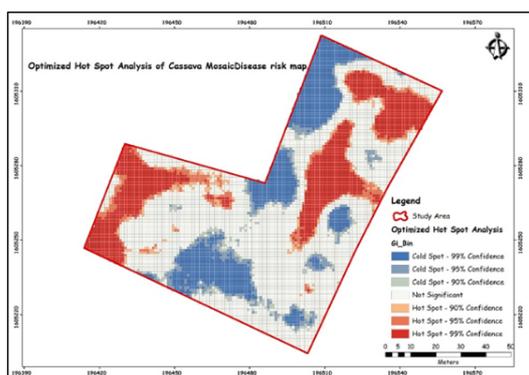


Figure 10 Hot spot analysis: Getis-Ord G_i^*

การประยุกต์ภาพจากอากาศยานไร้คนขับในการตรวจวัดระบุตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังครั้งนี้ สอดคล้องกับงานวิจัยของ [15, 16, 17] แต่งานวิจัยดังกล่าวเป็นวิธีการจำแนกด้วยภาพ (Image processing) และสอดคล้องกับงานวิจัยของ [18, 19, 20] ที่ใช้ค่าการสะท้อนแสงจากอากาศยานไร้คนขับร่วมกับวิธีการจำแนกด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องมือ (Machine learning) แต่ก็ยังเป็นการจำแนกภาพเช่นกัน ซึ่งงานวิจัยชิ้นนี้แตกต่างจากงานวิจัยอื่นโดยการประยุกต์ใช้ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ที่ได้จากช่วงคลื่น RGB จำนวน 7 ดัชนีร่วมกับการเก็บข้อมูลตำแหน่งมันสำปะหลังที่เกิดโรคและการวิเคราะห์สถิติเชิงพื้นที่เพื่อสร้างแผนที่ความเสี่ยงที่จะตรวจพบโรคใบด่างมันสำปะหลังในแปลงทดลองที่มีสภาพแวดล้อมจริง โดยสอดคล้องกับ [21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28] ที่นำดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ที่ได้จากช่วงคลื่น RGB ที่ได้จากภาพถ่ายอากาศยานไร้คนขับมาใช้ในการตรวจวัดวิเคราะห์ และระบุตำแหน่งหรือระดับความเสี่ยงในการเกิดโรคในพืช โดยส่วนใหญ่จะต้องการข้อมูลจากภาคสนามในการตรวจวัดเพิ่มเติมผ่านการจัดการที่เหมาะสม แต่งานวิจัยชิ้นนี้สามารถที่จะดำเนินการวิเคราะห์ได้รวดเร็วกว่าเพราะใช้ดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์เป็นข้อมูลหลักในการระบุระบุตำแหน่งหรือระดับความเสี่ยงในการเกิดโรค CMD ซึ่งงานวิจัยส่วนใหญ่จะเป็นการวิเคราะห์ด้วยการเรียนรู้ของเครื่องมือซึ่งต้องอาศัยขั้นตอนและข้อมูลในการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนและใช้ระยะเวลาที่ยาวนานกว่า อย่างไรก็ตามงานวิจัยชิ้นนี้เป็นการศึกษาเบื้องต้นในแปลงทดลองเพียง 1 แปลง หากเพิ่มจำนวนแปลงตัวอย่างฤดูกาลและช่วงอายุของมันสำปะหลังอย่างเพียงพอจะสามารถวิเคราะห์และระบุช่วงค่าของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ที่เป็นค่าสะท้อนของการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังได้ในช่วงที่แคบและชัดเจนขึ้นและในการวิจัยครั้งต่อไปควรมีการศึกษาเพิ่มเติมในพื้นที่การเพาะปลูกมันสำปะหลังพื้นที่อื่นเพิ่มเติมมากขึ้น เพื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์โรค CMD ในมันสำปะหลัง

ในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกันและควรมีการศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับปัจจัยอื่น ๆ ที่อาจมีผลต่อการเกิดโรค CMD เช่น สภาพอากาศ ประเภทของดิน และการจัดการน้ำ เพื่อความสมบูรณ์เพิ่มขึ้นต่อไป

4. สรุป

การวิเคราะห์ความสมบูรณ์ของพืชพรรณด้วยดัชนีผลต่างของพืชพรรณสังเคราะห์จากข้อมูลภาคสนามและภาพถ่ายจากอากาศยานไร้คนขับเกรดที่มีจำหน่ายตามท้องตลาด เพื่อระบุลักษณะค่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์จากตำแหน่งต้นมันสำปะหลังที่เกิดโรคใบด่างขาวในแปลงตัวอย่าง โดยเลือกใช้ดัชนีค่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ทั้งหมด 7 ดัชนี พบว่า 1) ดัชนี GRVI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0078 - 0.1374 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0199 2) ดัชนี VDMI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0067 - 0.1780 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0219 3) ดัชนี ExGI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0089 - 0.2523 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0307 4) ดัชนี GCC มีค่าอยู่ในช่วง 0.3363 - 0.4174 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0102 5) ดัชนี VARI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0152- 0.2703 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0355 6) ดัชนี TGI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0023- 0.1327 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0162 และ 7) ดัชนี GLI มีค่าอยู่ในช่วง 0.0089- 0.2523 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ 0.0307

การจัดทำแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังจากดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ โดยการให้ค่าคะแนนของกริดเซลล์ พบว่ากริดเซลล์ที่มีค่าดัชนีพืชพรรณที่ระบุการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง ของแต่ละดัชนี คือ GRDI VDMI ExGI GCC VARI TGI และ GLI มีจำนวน 1,113 3,056 3,215 6,311 6,239 6,358 และ 6,311 กริดเซลล์ตามลำดับ โดยแต่ละกริดเซลล์มีขนาดพื้นที่ 1 ตารางเมตรซึ่งจะครอบคลุมระยะห่างระหว่างแถว 1.20 เมตรและระยะห่างระหว่างต้น 1 เมตร และนำมาจัดลำดับความเสี่ยงที่จะเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง พบว่า เสี่ยงน้อยมากพบ 1,797 กริดเซลล์

เสี่ยงน้อยพบ 197 กริดเซลล์ เสี่ยงปานกลางพบ 3,056 กริดเซลล์ เสี่ยงมากพบ 2,196 กริดเซลล์ และเสี่ยงมากที่สุดพบ 1,059 กริดเซลล์ โดยแผนที่ความเสี่ยงการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังเคราะห์มีค่า AUC เท่ากับ 0.768 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ดี

การวิเคราะห์สหสัมพันธ์เชิงพื้นที่ เมื่อนำค่าระดับคะแนนของกริดเซลล์ที่เป็นผลรวมของแต่ละดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์มาทำการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคสถิติเชิงพื้นที่เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์กับระดับความเสี่ยงของการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังในแปลงตัวอย่าง การวิเคราะห์สหสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของมอแรนพบว่า มีค่าดัชนีของมอแรน (Moran's I index) เท่ากับ 0.207 ซึ่งเป็นความสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบเป็นกลุ่มกลุ่มในทิศทางเดียวกัน และ มีค่า Z-score เท่ากับ 25.099 แสดงให้เห็นถึงว่ามีความสัมพันธ์กันในทางบวกอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ p-value เท่ากับ 0.001 ผลการวิเคราะห์การเป็นกลุ่มและส่วนที่อยู่นอกกลุ่ม (Anselin local Moran's I) พบว่า กริดเซลล์ของความเสี่ยงในการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังที่มีค่าสหสัมพันธ์เป็นค่าบวก (H-H) มีจำนวน 332 กริดเซลล์ กริดเซลล์ (L-L) มีจำนวน 288 กริดเซลล์ที่ และพบกลุ่มของกริดเซลล์ที่มีสหสัมพันธ์เป็นลบ หรือการเกาะกลุ่มของสิ่งที่ตรงข้ามกัน (outlier) พบว่า กลุ่ม (H-L) มีจำนวน 139 กริดเซลล์ กลุ่ม (L-H) มีจำนวน 343 กริดเซลล์

ผลการวิเคราะห์ Hot spot analysis (Getis-Ord Gi*) เพื่อใช้ระบุบริเวณที่มีการตรวจพบโรคใบด่างมันสำปะหลังสูง พบว่า กริดเซลล์ที่มีความเสี่ยงเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลังสูง (Hot spot) โดยมีค่า Z-score มากกว่า 1.96 มีทั้งหมด 2,295 กริดเซลล์ โดยแบ่งเป็นที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 95 และ 99 มีจำนวน 256 456 และ 1,583 กริดเซลล์ตามลำดับ และกริดเซลล์ที่มีความเสี่ยงต่ำในการเกิดโรคใบด่างมันสำปะหลัง (Cold spot) โดยมีค่า Z-score มากกว่า 1.96 มีทั้งหมด 2,001 กริดเซลล์ โดยแบ่งเป็นที่ระดับความเชื่อมั่นร้อยละ 90 95 และ 99 มีจำนวน 250 428 และ 1,323 กริดเซลล์ตามลำดับ

จากผลการศึกษาค้นคว้านี้แสดงให้เห็นว่าดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์ที่ได้จากช่วงคลื่น RGB จากอากาศยานไร้คนขับ มีประสิทธิภาพในการระบุตำแหน่งและวิเคราะห์ความเสี่ยงที่จะตรวจพบการเกิดโรคใบต่างขามันสำปะหลังโดยอาศัยความสัมพันธ์ของดัชนีพืชพรรณสังเคราะห์หลายดัชนีมาวิเคราะห์ร่วมกัน โดยอาศัยการเทคโนโลยีภูมิสารสนเทศและสถิติเชิงพื้นที่เพื่ออธิบายรูปแบบและโอกาสการตรวจพบโรคใบต่างขามันสำปะหลังในแปลงตัวอย่าง โดยผลที่ได้แสดงให้เห็นผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือจากค่าทางสถิติที่ปรากฏ

5. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากงบประมาณกองทุนวิจัย มหาวิทยาลัยราชภัฏนครราชสีมา ปีงบประมาณ 2564

6. References

- [1] Nakhon Ratchasima Provincial Office., 2020. Nakhon Ratchasima Provincial Development Plan 2018 - 2022 Revised Year 2022. Provincial Development Strategy and Information Group. (in Thai)
- [2] Sishodia, R. P., Ray, R. L., and Singh, S. K., 2020. Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. *Remote Sens.*, 12(19), 1-31.
- [3] Xue, J., and Su, B., 2017. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. *J. Sens.*, 2017.
- [4] Tsouros, D. C., Bibi, S., and Sarigiannidis, P. G., 2019. A review on UAV-based applications for precision agriculture. *Information (Switzerland)*, 10 (11).
- [5] National Agricultural Big Data Center., 2020. Analysis of the situation of Cassava mosaic disease. [Online]. Available: <https://shorturl.asia/tZWxU>, September 15, 2020. (in Thai)
- [6] Department of Agriculture., 2018. Cassava mosaic disease Survey and Surveillance Guide (3rd ed.). Plant protection research and development office. (in Thai)
- [7] Richardson, M. D., Karcher, D. E., and Purcell, L. C., 2001. Quantifying turfgrass cover using digital image analysis. *Crop Sci.*, 41(6), 1884-1888.
- [8] De Swaef, T., Maes, W. H., Aper, J., Baert, J., Coughon, M., Steppe, K., Roldán-Ruiz, I., and Lootens, P., 2021. Applying RGB and thermal-based vegetation indices from UAVs for high-throughput field phenotyping of drought tolerance in forage grasses. *Remote Sens.*, 13(1), 1-24.
- [9] Ferentinos, K. P., 2018. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *COMPUT ELECTRON AGR*, 145, 311-318.
- [10] Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Starkc, R., and Rundquist, D., 2002. Novel Algorithms for Remote Estimation of Vegetation Fraction. *Remote Sens. Environ.*, 80, 76-87.
- [11] Gobron, N., Pinty, B., Verstraete, M. M., and Widlowski, J.L., 2000. Advanced Vegetation Indices Optimized for Upcoming Sensors: Design, Performance, and Applications. *IEEE T GEOSCI REMOTE*, 36 (6), 2489-2505.

- [12] Guo, A., Huang, W., Dong, Y., Ye, H., Ma, H., Liu, B., Wu, W., Ren, Y., Ruan, C., and Geng, Y., 2021. Wheat yellow rust detection using UAV-based hyperspectral technology. *Remote Sens.*, 13 (1), 1-22.
- [13] Hunt, E. R., Doraiswamy, P. C., McMurtrey, J. E., Daughtrya, C. S.T., Perry, E. M., and Akhmedov, B., 2013. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. *INT J APPL EARTH OBS*, 21, 103-112.
- [14] Wang, G., Chen, X., and Chen, W., 2020. Spatial prediction of landslide susceptibility based on GIS and discriminant functions. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 9 (3).
- [15] Larrinaga, A. R., and Brotons, L., 2019. Greenness indices from a low-cost UAV imagery as tools for monitoring post-fire forest recovery. *Drones*, 3 (6).
- [16] Motohka, T., Nasahara, K. N., Oguma, H., and Tsuchida, S., 2010. Applicability of Green-Red Vegetation Index for remote sensing of vegetation phenology. *Remote Sens.*, 2 (10), 2369-2387.
- [17] Ramcharan, A., Baranowski, K., McCloskey, P., Ahmed, B., Legg, J., and Hughes, D. P., 2017. Deep learning for image-based cassava disease detection. *Front. Plant Sci.*, 8: 1852.
- [18] Chaiyana, A., and Kaewplang, S., 2020. Detection of cassava mosaic disease (CMD) in cassava plantation by using UAV based remote sensing. *Khon Kaen Agr. J.*, 48 (supplement. 1), 291-298.
- [19] Ayu, H. R., Surtono, A., and Apriyanto, D. K., 2021. Deep learning for detection cassava leaf disease. *J. Phys. Conf. Ser.*, 1751 (1).
- [20] Nnadozie, E. C., Iloanusi, O. N., Ani, O. A., and Yu, K., 2023. Detecting cassava plants under different field conditions using UAV-based RGB images and deep learning models. *Remote Sens.*, 15 (9), 2322.
- [21] Ferentinos, K. P., 2018. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Comput. Electr. Agric.*, 145, 311-318.
- [22] Guo, A., Huang, W., Dong, Y., Ye, H., Ma, H., Liu, B., Wu, W., Ren, Y., Ruan, C., and Geng, Y., 2021. Wheat yellow rust detection using UAV-based hyperspectral technology. *Remote Sens.*, 13 (1), 1-22.
- [23] Ye, H., Huang, W., Huang, S., Cui, B., Dong, Y., Guo, A., Ren, Y., and Jin, Y., 2020. Recognition of banana Fusarium wilt based on UAV remote sensing. *Remote Sens.*, 12 (6), 1-14.
- [24] Wang, T., Thomasson, J. A., Isakeit, T., Yang, C., and Nichols, R. L., 2020. A plant-by-plant method to identify and treat cotton root rot based on UAV remote sensing. *Remote Sens.*, 12(15), 1-18.
- [25] De Swaef, T., Maes, W. H., Aper, J., Baert, J., Coughon, M., Steppe, K., Roldán-Ruiz, I., and Lootens, P., 2021. Applying RGB and thermal-based vegetation indices from UAVs for high-throughput field phenotyping of drought tolerance in forage grasses. *Remote Sens.*, 13 (1), 1-24.

- [26] Borra-Serrano, I., De Swaef, T., Quataert, P., Aper, J., Saleem, A., Saeys, W., Somers, B., Roldán-Ruiz, I., and Lootens, P., 2020. Closing the phenotyping gap: High-resolution UAV time series for soybean growth analysis provides objective data from field trials. *Remote Sens.*, 12 (10), 1-19.
- [27] Ashapure, A., Jung, J., Chang, A., Oh, S., Maeda, M., and Landivar, J., 2019. A comparative study of RGB and multispectral sensor-based cotton canopy cover modeling using multi-temporal UAS data. *Remote Sens.*, 11(23).
- [28] Zhang, S., Li, X., Ba, Y., Lyu, X., Zhang, M., and Li, M., 2022. Banana fusarium wilt disease detection by supervised and unsupervised methods from UAV-Based multispectral imagery. *Remote Sens.*, 14 (5).