

การสร้างแบบจำลองปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยด้วยภาพถ่ายจากดาวเทียมเซนทิเนลสอง



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมสำรวจ ภาควิชาวิศวกรรมสำรวจ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2563

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Sugarcane Leaf Chlorophyll Content Modeling using Sentinel-2 Satellite Imagery



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Survey Engineering

Department of Survey Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2020

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การสร้างแบบจำลองปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยด้วย
	ภาพถ่ายจากดาวเทียมเซนทิเนลสอง
โดย	นายณัฐสรณ์ ธิติวัชรเดช
สาขาวิชา	วิศวกรรมสำรวจ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ชัยโชค ไวกาษา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

		คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(สุพจน์ เตชวรสินสกุล)		
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ประธานกรรมการ
(ชนินทร์ ทินนโชติ)		
		อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ชัยโชค ไวกาษา)		
		กรรมการ
(กรวิก ตันภษรานนท์)		
		กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ศิวา แก้วปลั่ง)		

ณัฐสรณ์ ธิติวีชรเดช : การสร้างแบบจำลองปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยด้วยภาพถ่ายดาวเทียมเซนทิเนลสอง. (Sugarcane Leaf Chlorophyll Content Modeling using Sentinel-2 Satellite Imagery) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ชัยโชค ไวกาษา

งานวิจัยนี้เป็นครั้งแรกที่รายงานความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยโดยวิเคราะห์จากค่าใบเขียวที่วัดค่าจากการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ เปรียบเทียบหาความสัมพันธ์กับช่วงคลื่นของภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ด้วยแบบจำลองการวิเคราะห์ 4 วิธีการ คือ แบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย แบบการวิเคราะห์แบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ แบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม และแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ผลการหาความสัมพันธ์พบว่าแบบจำลองวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย พบว่าช่วงคลื่นที่ 3 ที่ช่วงคลื่นการสะท้อนแสงสีเขียวให้ผลความสัมพันธ์ที่ดีกว่าช่วงคลื่นอื่น ๆ ทั้งสองระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร เมื่อมีการผสมรวมของช่วงคลื่นหลายช่วงคลื่นเข้าด้วยกัน ด้วยแบบจำลองถดถอยพหุคูณ พบช่วงคลื่นที่เหมาะสมต่อความสัมพันธ์ของแบบจำลองคลอโรฟิลล์ โดยนำเสนอค่าความสัมพันธ์ R^2 เท่ากับ 0.63 และ 0.69 ที่แก่วงคลื่น (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12) ในระยะอย่างปล้อง และแก่และสุก ในรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร ในการพยากรณ์ความสัมพันธ์ ในช่วงระยะอย่างปล้องพบว่าแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับให้ความสัมพันธ์ที่สูงกว่าแบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม โดยให้ค่าความสัมพันธ์ R^2 เท่ากับ 0.75 และ 0.71 ตามลำดับ ในขณะที่ระยะแก่และสุกให้ค่าความสัมพันธ์ R^2 เท่ากับ 0.79 และ 0.78 ตามลำดับ ผลการศึกษาสามารถนำแบบจำลองไปใช้ประยุกต์หาสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาณคลอโรฟิลล์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในการประเมินสุขภาพ และคุณภาพของอ้อยต่อไป จากแนวคิดดังกล่าว ผู้วิจัยเสนอให้ลองสร้างแบบจำลองการวิเคราะห์ด้วยอัลกอริทึมประเภทการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อยืนยันผลความสัมพันธ์ในการทดลองครั้งนี้

สาขาวิชา วิศวกรรมสำรวจ

ลายมือชื่อนิสิต

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

5970432121 : MAJOR SURVEY ENGINEERING

KEYWORD: Chlorophyll, Sentinel - 2, Sugarcane, Remote sensing, BPNN, Random forest, SPAD

Nattasorn Thitiwatcharadech : Sugarcane Leaf Chlorophyll Content Modeling using Sentinel-2 Satellite Imagery. Advisor: CHAICHOKE VAIPHASA

This research is the first report of the correlation between Sentinel – 2 multispectral satellite imagery and chlorophyll contents in sugarcane leaves using 4 types of mathematical model including, Simple Linear Regression model (SLR), Multiple Linear Regression (MLR), Random Forest (RF), and Back-Propagation Neural Network (BPNN). The result from SLR model demonstrated that the green band (band3) gained highest correlations at both spatial resolution of 10 and 20 meters. When all multiple band combination comprised of nine band gained the highest statistical correlation R^2 are 0.63 and 0.69 at the cane elongation and maturity and ripening phase. These best nine wavelengths were found at a ground resolution of 10 meters. At the cane elongation phase, BPNN model performed better than RF model in terms of statistical correlations. Value of R^2 for both models are 0.75 and 0.71, respectively. During the maturity and ripening phase, value of R^2 of both models are much closer (i.e., 0.79 and 0.78 respectively). These empirical models are very important for tracking sugarcane biochemical l conditions for the purpose of sustainable crop managements. It is recommended that deep learning to the outcome indicates the proposed method can be used for relationship sugarcane leaf chlorophyll content.

Field of Study: Survey Engineering

Student's Signature

Academic Year: 2020

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ อาจารย์ ดร.ชัยโชค ไวกาษา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้โอกาสความรู้ และมุมมองแนวคิดด้านงานวิจัย รวมถึงการใช้ชีวิต ความเป็นอยู่ในสังคม ซึ่งมีคุณค่าต่อผู้วิจัยเป็นอย่างมาก

ขอขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวที่คอยสนับสนุนในทุกด้าน และให้อิสระในการตัดสินใจทุกอย่าง ทำให้ได้เรียนรู้การใช้ชีวิตได้อย่างเต็มที่

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.ชนินทร์ ทินนโชติ ประธานคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.กรวิก ตันเกษรานนท์ คณะกรรมการสอบ และ ผศ.ดร.ศิวา แก้วปลั่ง คณะกรรมการสอบภายนอกมหาวิทยาลัย ที่กรุณาให้คำแนะนำ พร้อมทั้งแนวคิดที่ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์ ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านในภาควิชาวิศวกรรมสำรวจ ที่ให้ความรู้อันมีคุณค่า

ขอขอบพระคุณภาควิชาพฤกษศาสตร์ที่ให้ความอนุเคราะห์ยืมเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ รุ่น SPAD - 502

ขอขอบพระคุณภาควิชาวิศวกรรมสิ่งแวดล้อมที่ให้ความอนุเคราะห์ยืมเครื่อง Spectrophotometer DR6000

ณัฐสรณ์ ธิติวัชรเดช

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....ค	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....ง	ง
กิตติกรรมประกาศ.....จ	จ
สารบัญ.....ฉ	ฉ
สารบัญตาราง.....ณ	ณ
สารบัญภาพ.....ญ	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....9	9
1.2 วัตถุประสงค์.....12	12
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย.....13	13
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....13	13
บทที่ 2 ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....14	14
2.1 การวิเคราะห์ถดถอย.....14	14
2.1.1 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย (Simple Linear Regression).....14	14
2.1.2 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression).....15	15
2.1.3 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination).....15	15
2.2 แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest).....16	16
2.3 ข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network).....21	21
2.3.1 สถาปัตยกรรมของชั้นข่ายประสาทเทียม.....21	21
2.3.2 โครงข่าย (Feed forward neural network).....21	21
2.3.4 การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation).....23	23
2.4 ทฤษฎีที่ใช้ในการตรวจสอบค่าความถูกต้องและประเมินประสิทธิภาพ.....24	24

2.5 ดาวเทียม Sentinel – 2	24
2.6 Leaf Chlorophyll content.....	27
2.7 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ของอ้อย	28
บทที่ 3 เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	32
3.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์	32
3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมกับคลอโรฟิลล์ในพืช	34
3.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมด้วยแบบจำลองการจำแนก แบบป่าสุ่ม	35
3.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมด้วยแบบจำลองการ พยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ	36
บทที่ 4 วิธีดำเนินงานวิจัย.....	38
4.1 พื้นที่ศึกษา	38
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา.....	39
4.2.1 ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2	39
4.2.2 ข้อมูลภาคสนาม	41
4.2.3 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา	44
4.2.3.1 ซอฟต์แวร์.....	44
4.2.3.1 ฮาร์ดแวร์.....	44
4.3 การปรับขนาดภาพถ่าย Sentinel – 2 ให้พร้อมใช้งาน.....	45
4.4 การสอน และการทดสอบ	45
4.5 การทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ความสัมพันธ์.....	45
บทที่ 5 ผลการดำเนินการวิจัย.....	48
5.1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับเครื่อง SPAD – 502	48
5.2 ผลการสร้างแบบจำลองหาความสัมพันธ์ของค่าความเขียวของใบกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2	50

5.2.1 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย (Linear Regression).....	50
5.2.2 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression)	60
5.2.3 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการป่าสุ่ม (Random forest)	62
5.2.4 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation).....	67
บทที่ 6 อภิปราย และสรุปผล.....	74
6.1 อภิปรายความสัมพันธ์ของค่าไบเซียวที่ได้จากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2	74
6.2 สรุปความสัมพันธ์ของค่าไบเซียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2.....	78
6.3 ข้อเสนอแนะในการหาความสัมพันธ์ของค่าไบเซียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2	79
6.4 อภิปรายความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าไบเซียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์	79
บรรณานุกรม	81
ประวัติผู้เขียน	86

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 2-1 การบันทึกข้อมูลและรายละเอียดภาพดาวเทียม Sentinel – 2.....	26
ตารางที่ 4-1 รายละเอียดของ Sentinel – 2 MSI ที่แสดงค่าแบนด์ , จำนวนแบนด์ และรายละเอียดของภาพ	40
ตารางที่ 5-1 สรุปค่าสัมประสิทธิ์การตัดสีในใจ R^2 ในแต่ละแบบจำลองในระยะอย่างปล้อง.....	72
ตารางที่ 5-2 สรุปค่าสัมประสิทธิ์การตัดสีในใจ R^2 ในแต่ละแบบจำลองในระยะแก่และสุก	73



สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2-1 ลักษณะของต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree).....	18
ภาพที่ 2-2 ภาพแสดงค่า Minimal Depth ของ Decision Tree	20
ภาพที่ 2-3 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า	22
ภาพที่ 2-4 กราฟแสดงค่าการสะท้อนของดาวเทียม Sentinel – 2.....	25
ภาพที่ 2-5 ความยาวคลื่นของแสงที่ดูดซับโดยคลอโรฟิลล์ชนิดที่แตกต่างกันในใบพืช.....	27
ภาพที่ 2-6 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ของอ้อย.....	30
ภาพที่ 4-1 พื้นที่ศึกษา : ตำบลโคกขมิ้นและตำบลบ้านเพิ่ม.....	38
ภาพที่ 4-2 ข้อมูลภาพดาวเทียม และข้อมูลจุดอ้างอิง 2053 x 1831จุดภาพ.....	41
ภาพที่ 4-3 การเก็บตัวอย่างทดลองใบอ้อยและใส่สารละลาย DMF.....	42
ภาพที่ 4-4 การเก็บใบอ้อยที่ตำแหน่งคอใบ.....	43
ภาพที่ 4-5 เครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์.....	44
ภาพที่ 4-6 Cross – validation test.....	46
ภาพที่ 5-1 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในระยะอย่างปล้อง.....	49
ภาพที่ 5-2 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในระยะแก่และสุก.....	50
ภาพที่ 5-3 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 2 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร.....	51
ภาพที่ 5-4 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 3 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร.....	51

ภาพที่ 5-14 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 4 ที่ระดับ
รายละเอียดพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร57

ภาพที่ 5-15 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 5 ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....57

ภาพที่ 5-16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 6 ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....58

ภาพที่ 5-17 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 7 ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....58

ภาพที่ 5-18 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 8 และ 8A ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 และ 20 เมตร ตามลำดับ.....59

ภาพที่ 5-19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 11 ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....59

ภาพที่ 5-20 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับ
ค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 12 ที่ระดับ
รายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....60

ภาพที่ 5-21 กราฟแสดงความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ ช่วงระยะ
อย่างปล้อง A) ที่รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ B) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร61

ภาพที่ 5-22 แสดงการความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ ในช่วง
ระยะสุกและแก่ A) ที่รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ B) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร
.....62

ภาพที่ 5-23 กราฟแสดงความสัมพันธ์จากวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้อง ที่เก่า
แบนด์ ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร.....63

ภาพที่ 5-37 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ
ในช่วงระยะอย่างปถ่อง ที่หกแบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....70

ภาพที่ 5-38 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ
ในช่วงระยะแก่และสุก ที่หกแบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร.....71



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันประเทศไทย ผลิตน้ำตาลเพื่อจำหน่ายในประเทศและส่งออกเป็นอันดับ 2 ของโลก โดยมีปริมาณการส่งออก 5,000 ล้านตัน/ปี สามารถสร้างรายได้ 250,000 ล้านบาท คิดเป็น 21 เปอร์เซ็นต์ของ GDP ภาคการเกษตร 48 เปอร์เซ็นต์ของ GDP ภาคอุตสาหกรรม และยังเป็นสินค้าเกษตรที่ส่งออกสำคัญลำดับที่ 3 ของประเทศไทย ดังนั้นประเทศไทยต้องผลิตอ้อยสนองกำลังผลิตน้ำตาลให้เพียงพอ ไม่ต่ำกว่าปีละ 60 ล้านตัน กระบวนการปลูกอ้อยจึงมีความสำคัญต่อระบบอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาลทรายของประเทศไทย เป็นอย่างยิ่ง การปลูกอ้อยที่มีคุณภาพดี และให้ผลผลิตสูง จึงมีความจำเป็นสำหรับกระบวนการผลิตอ้อยซึ่งเกษตรกรจะต้องให้ความสำคัญเป็นอันดับแรก แม้ว่าอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาล จะเป็นอุตสาหกรรมที่มีโครงสร้างเข้มแข็งที่สุด มีกฎหมายกำหนดระบบแบ่งผลประโยชน์ ที่ทุกฝ่ายยอมรับ มีสถาบันความร่วมมือระหว่างชาวไร่กับผู้ประกอบการโรงงาน และภาครัฐ มีกองทุนของตนเอง จนสามารถผลักดันให้รัฐกำหนดราคาน้ำตาลในประเทศในระดับสูงได้ แต่ในด้านการผลิตอุตสาหกรรมอ้อยกลับมีปัญหาและมีจุดอ่อนเช่นเดียวกับพืชเกษตรอื่น ๆ ผลผลิตต่อไร่มีความผันแปรสูง (Thatsanchai and Jamnon 2013) การผันแปรของผลผลิตอ้อยอาจมีสาเหตุสภาวะภัยแล้ง ปัญหาการขาดแคลนน้ำและแร่ธาตุต่าง ๆ รวมไปถึงปัญหาเกี่ยวกับโรคที่เกิดขึ้นจากแมลงซึ่งจัดเป็นปัญหาสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการผลิตอ้อย โดยในปัจจุบันประเทศไทยยังขาดการพัฒนาระบบการจัดการน้ำในไร่อ้อย การขาดแคลนอ้อยพันธุ์ที่ดีที่ให้ผลผลิตและค่าความหวานสูง และทนต่อโรคและแมลง ซึ่งในการวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีการผลิตอ้อยทั้งระบบ ตั้งแต่การปลูกจนถึงการเก็บเกี่ยวเป็นการเพิ่มภาระไปที่ต้นทุนการผลิตที่เพิ่มขึ้น แต่คุณภาพผลผลิต และปริมาณผลผลิตที่ลดลงต่ำกว่าที่ควร ส่งผลให้เป็นการเพิ่มภาระต้นทุนการผลิตและค่าใช้จ่ายในการดูแลรักษาผลผลิตตลอดทั้งฤดูกาลไปที่เกษตรกร และส่งผลกระทบต่อสภาพเศรษฐกิจที่จะได้ปริมาณคุณภาพจากผลผลิตที่ลดลง และราคาถูกลง ดังนั้นการปลูกอ้อยที่อยู่ในไร่อ้อยตลอดทั้งปี การประเมินสุขภาพของอ้อยทั้งในและนอกฤดูกาลนั้น จำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องมีการเฝ้าติดตามผลผลิตจากภาคเอกชนที่จะเข้ามาดูแล และประเมินสุขภาพของอ้อยในตลอดทั้งฤดูกาลให้กับประชาชนชาวไร่อ้อย เพื่อให้ได้ผลผลิตที่มีประคุณภาพที่สูง และปริมาณผลผลิตที่มากขึ้นอีกด้วย ซึ่งกระบวนการในการติดตามผลผลิตตลอดทั้งฤดูกาลนี้จะเป็นการประเมินสุขภาพของอ้อยโดยประเมินจากองค์ประกอบทางชีวฟิสิกส์ของพืชที่สำคัญ เช่น อัตราส่วนของพื้นที่ใบต่อพื้นที่ปลูก หรือทางชีวเคมี เช่น คลอโรฟิลล์ ซึ่งเป็นตัวบ่งชี้ที่ดีของสุขภาพพืช และมีส่วนเกี่ยวข้องโดยตรงกับผลผลิตใน

พืชผลตามระบบธรรมชาติ ตัวอย่างเช่น คลอโรฟิลล์มีความสำคัญในการจัดการพืชผลทางการเกษตร อันเนื่องมาจากดัชนีตัวบ่งชี้ที่เชื่อถือได้โดยวัดจากอัตราการสังเคราะห์แสง ปริมาณไนโตรเจน และสุขภาพของใบพืช เนื่องจากใบพืชนั้นมีความสามารถในการดูดซึมคาร์บอนไดออกไซด์ ซึ่งเป็นกระบวนการที่พืชใช้ในการสังเคราะห์แสงและทำการผลิตคลอโรฟิลล์ในพืชออกมา ซึ่งกระบวนการเหล่านี้จะใช้ในการบ่งบอกว่าพืชนั้นมีสุขภาพเป็นอย่างไร

คลอโรฟิลล์เป็นตัวชี้วัดที่ดีของสุขภาพของพืชและมีอิทธิพลโดยตรงกับผลผลิตในพืชผลและระบบธรรมชาติ (Gitelson et al. 2005; Kalacska, Lalonde, and Moore 2015) โดยคลอโรฟิลล์เป็นตัวบ่งชี้ที่เชื่อถือได้ของอัตราการสังเคราะห์ปริมาณไนโตรเจนและสุขภาพของใบพืช เนื่องจากในคลอโรฟิลล์จะมีธาตุไนโตรเจน แมกนีเซียม และคาร์บอน เป็นองค์ประกอบที่สำคัญของพืช เมื่อพืชขาดไนโตรเจนและแมกนีเซียมจะทำให้ใบมีสีเหลืองซีด การศึกษาจำนวนมากได้แสดงให้เห็นว่าคลอโรฟิลล์ มีความสำคัญกับพืชต่าง ๆ อย่างมาก ตัวอย่างเช่น การเจริญเติบโตและการให้ผลผลิตของกะหล่ำดอกภายใต้การพรางแสง 3 ระดับ และสังเกตการสังเคราะห์แสงของดอกกะหล่ำว่าคลอโรฟิลล์มีผลต่อการเจริญเติบโตเป็นอย่างมาก (Phuwawat 2000) การหาดัชนีพื้นที่ผิวใบโดยเปรียบเทียบกับดัชนีต่าง ๆ เพื่อประเมินสุขภาพ และการเจริญเติบโตตามช่วงอายุของพืชนั้น ๆ (Jensen and Binford 2004) ซึ่งในปัจจุบันได้มีการใช้คลอโรฟิลล์เข้ามาในการวิเคราะห์ดินเพื่อประเมินผลต่อผลผลิตอ้อย โดยศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเขียวใบกับปริมาณไนโตรเจนในใบของอ้อยและทำการประเมินคุณภาพและผลผลิตของอ้อย (Jarearnseng 2010) และในหลาย ๆ ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อปริมาณและคุณภาพของอ้อย ตัวอย่างเช่น ปัจจัยที่อ้อยขาดน้ำพบว่าการตอบสนองของพืชที่มีสภาวะความเครียดซึ่งเกิดการอ้อยขาดสารอาหาร ซึ่งมีผลกระทบต่อปริมาณน้ำตาลและปริมาณคลอโรฟิลล์และอ้อยจะแสดงอาการที่ใบโดยใบของอ้อยจะมีสีเหลืองซีด และปล้องอ้อยไม่โตเท่าที่ควรจะเป็น (Dapanage & Bhat, 2018) หรือปัจจัยทางด้านพื้นที่ที่การตอบสนองทางสรีรวิทยาของอ้อยมีผลต่อความเครียดในที่ที่มีอุณหภูมิสูง ซึ่งเมื่อในพื้นที่ที่มีความร้อนสูงจะทำให้ปริมาณคลอโรฟิลล์ลดลงและปริมาณการผลิตน้ำตาลก็จะลดลงตามไปด้วย (Kohila & Gomathi, 2018) ซึ่งในปัจจุบันการศึกษาตรวจสอบความผันแปรสุขภาพของพืช หรือหาความสัมพันธ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ในพืชยังไม่แพร่หลายมากนัก และในอดีตยังใช้วิธีการสำรวจจากภาคพื้นดินยังคงเป็นการเก็บข้อมูลคลอโรฟิลล์และหาปริมาณคลอโรฟิลล์แบบดั้งเดิม ทำให้ใช้เวลาอย่างมาก และมีค่าใช้จ่ายสูงจึงทำให้การเก็บข้อมูลบริเวณกว้างเป็นไปได้ยากลำบาก ดังนั้นการหาวิธีการเก็บข้อมูลแทนการสำรวจจาก

ภาคสนามจึงเป็นสิ่งที่จำเป็นอย่างยิ่ง และการสำรวจข้อมูลระยะไกลจึงเข้ามามีบทบาทในการสำรวจและวิเคราะห์พืชพรรณในภาคเกษตรกรรมมากขึ้น

ในปัจจุบันได้มีการใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกล (Remote Sensing) เข้ามาช่วยในหาความสัมพันธ์ของพืชพรรณต่าง ๆ โดยลักษณะการสะท้อนของพืชพรรณ ในช่วงพลังงานแสงที่ตามองเห็น (0.40 – 0.70 ไมโครเมตร) เนื่องจากสารคลอโรฟิลล์ซึ่งเป็น Pigment ในใบจะดูดกลืนแสงได้ดีที่ความยาวคลื่น 0.45 ไมโครเมตร (สีน้ำเงิน) และ 0.65 ไมโครเมตร (สีแดง) เรียกช่วงคลื่นนี้ว่า Chlorophyll Absorption Band พืชจะมีค่าการสะท้อนสูงที่สุดที่ความยาวคลื่น 0.54 ไมโครเมตร (สีเขียว) ทำให้มองเห็นพืชที่อุดมสมบูรณ์เป็นสีเขียวเนื่องจากมีคลอโรฟิลล์มาก แต่เมื่อพืชขาดความอุดมสมบูรณ์ ไม่สามารถผลิตคลอโรฟิลล์ได้ดีจะมีการสะท้อนแสงสีแดงมาก จึงเห็นพืชเป็นสีเหลืองที่เกิดจากการรวมกันของสีเขียวและสีแดง โดยช่วงคลื่นที่สะท้อนออกมาจากพืชดังกล่าวข้างต้นมีความสอดคล้องกันกับช่วงคลื่นที่ได้จากข้อมูลการสำรวจระยะไกลจากภาพถ่ายดาวเทียม ดังตัวอย่างเช่น การสร้างแบบจำลองไนโตรเจนที่มีความสัมพันธ์กับปริมาณคลอโรฟิลล์เพื่อทำนายผลผลิตของอ้อยจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion (Abdel-Rahman, Ahmed, and Ismail 2013) การพยากรณ์ชีวมวลภาพพื้นดินของต้นกกจากค่าดัชนีพืชพรรณ (NDVI) และค่าดัชนีเน้นภาพพืชพรรณ (EVI) เพื่อหาชีวมวลภาพพื้นดิน (AGB) (Adam et al. 2014) การคัดเลือกพันธุ์ไม้ที่มีเรือนยอดที่แตกต่างกัน 4 ชนิด เพื่อดูรูปแบบการสะท้อนจากเรียดยอด จากชุดข้อมูลการสะท้อนการสำรวจระยะไกล Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI), Landsat 5 TM และ Medium Resolution Imaging Spectrometer (MERIS) เพื่อทำการประมาณหาความสัมพันธ์จากการพยากรณ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียมในแต่ละดวง (Zhang et al., 2018) และการใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม ALOS AVNIR-2 ซึ่งเซนเซอร์ที่ใช้ในการประเมินค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ของพืชซึ่งจะช่วยในการประเมินค่าการสะท้อนชีวฟิสิกส์ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (Leaf area index : LAI) และชีวเคมีนั้นก็คือปริมาณคลอโรฟิลล์จากใบอ้อย (Darvishzadeh, Matkan, and Ahangar 2012) ซึ่งในการศึกษาวิจัยนี้ได้เสนอทางเลือกในการใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel -2 เนื่องด้วยเป็นดาวเทียมที่ให้บริการฐานข้อมูลที่ไม่ต้องซื้อภาพ และมีช่วงคลื่นที่สามารถใช้วิเคราะห์พืชพรรณได้อย่าง Infrared, Infrared-narrow และ Red - edge ที่ถูกออกแบบมาเพื่อวิเคราะห์พืชพรรณโดยเฉพาะ โดยมีการศึกษาประเมินการตั้งค่าสเปกตรัมของเซนเซอร์ของภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 ที่ระดับความละเอียดเชิงพื้นที่ที่แตกต่างกันในแต่ละแบนด์ภาพ ซึ่งมีระดับความละเอียดเชิงพื้นที่ครอบคลุมบริเวณแถบสเปกตรัมของ VNIR / SWIR อยู่ 13 แบนด์ ซึ่งประกอบด้วย 4 แบนด์ ที่มีความละเอียดที่ 10 เมตร 6 แบนด์ ที่ความละเอียด 20 เมตร และ 3 แบนด์ ที่ความละเอียด 60 เมตร โดยช่วงคลื่นที่ Sentinel - 2 ถูกออกแบบมาให้สามารถใช้ได้ทั้งที่ช่วงคลื่นที่ตามองเห็นได้ และอินฟราเรดใกล้

ที่มีระดับความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และช่วงคลื่น red-edge ถูกออกแบบมาเพื่อวิเคราะห์พืชพรรณ ซึ่งมีความยาวคลื่นอยู่ที่ 705, 740 และ 783 นาโนเมตร ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร จากข้อมูลสเปกตรัมจากช่วงคลื่นของภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 สามารถนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองประเมินปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ระดับเรือนยอดของพืช ตัวอย่างเช่น การพยากรณ์ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณคลอโรฟิลล์ในพืชต่าง ๆ กับข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel โดยเลือกใช้พืช 4 ชนิดในการประเมินหาความสัมพันธ์ คือ ข้าวโพด ถั่วเหลือง มันฝรั่ง และหญ้า (Clevers and Gitelson 2013) การใช้แบบจำลองเพื่อพยากรณ์ความสัมพันธ์จากค่าไบโอชีวมวลของต้นกาแฟกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 (Chemura, Mutanga, and Odindi 2017) หรือการสร้างแบบจำลองคลอโรฟิลล์เพื่อประมาณความเข้มข้นของไนโตรเจนในข้าวสาลี (Wang et al. 2017) รวมไปถึงการประเมินค่าดัชนีพืชพรรณต้นแอปเปิลจากเรือนยอดเพื่อหาตรวจหาปริมาณคลอโรฟิลล์จากไบโอแอปเปิล โดยใช้ช่วงคลื่น Red-edge ซึ่งเป็นหนึ่งในเซ็นเซอร์ในภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 (Li et al. 2018) ถึงแม้ว่าจะมีงานวิจัยอ้างอิงที่ใช้ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในพยากรณ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ในพืชต่าง ๆ ตีพิมพ์อย่างต่อเนื่องแต่ก็ยังไม่มียงานวิจัยที่ใช้ภาพถ่าย Sentinel – 2 ศึกษาชีวเคมีของอ้อย

ดังนั้นการศึกษานี้จะเป็นครั้งแรกที่จะทำการประเมินประสิทธิภาพของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 โดยใช้แบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย การวิเคราะห์แบบถดถอยแบบพหุคูณ การจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest : RF) และการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back-propagation Neural Network: BPNN) เพื่อหาความสัมพันธ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ได้จากแบบจำลองกับปริมาณคลอโรฟิลล์ในพื้นที่ศึกษาจริงด้วยการรายงานค่า R^2 โดยพื้นที่ศึกษาคือพื้นที่ปลูกอ้อย ตำบลโคกขมิ้น อำเภอวังสะพุง จังหวัดเลยซึ่งเป็นพื้นที่อุตสาหกรรมผลิตน้ำตาลจากอ้อย ผลจากการศึกษาจะทำให้ทราบว่าข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในช่วงคลื่นใดมีความเหมาะสมต่อการศึกษาปริมาณคลอโรฟิลล์ในอ้อย

1.2 วัตถุประสงค์

หาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลภาพถ่าย Sentinel – 2 กับปริมาณคลอโรฟิลล์ในอ้อย และรายงานให้ทราบว่าในช่วงคลื่นใดของภาพ Sentinel – 2 มีความเหมาะสมมากที่สุดต่อการศึกษาปริมาณคลอโรฟิลล์ในอ้อย

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้ให้ความสนใจมุ่งเน้นไปในเรื่องการประเมินประสิทธิภาพของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 MSI เพื่อการศึกษาชีวเคมีของอ้อยเท่านั้นและไม่ได้ใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมชนิดอื่น โดยเลือกใช้อัลกอริทึมการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย การวิเคราะห์แบบถดถอยแบบพหุคูณ การจำแนกแบบป่าสุ่ม และการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

แบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาณคลอโรฟิลล์และภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 หลายช่วงเวลาที่เสนอในการศึกษานี้สามารถนำไปใช้ในการประเมินคุณภาพของอ้อยได้



บทที่ 2

ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การวิเคราะห์ถดถอย

การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression analysis) เป็นเครื่องมือทางสถิติที่มีการประยุกต์ใช้ในการประมวลผลข้อมูลในงานศึกษาวิจัยค่อนข้างมาก โดยจำแนกประเภทของ Regression ได้ 2 ประเภท คือ แบบ Continuous response และแบบ Discrete response ซึ่งทั้งสองประเภทเหมาะที่จะนำไปใช้ในลักษณะข้อมูลที่แตกต่างกัน โดยจะกล่าวถึงเฉพาะการวิเคราะห์ความถดถอย Continuous response การวิเคราะห์ความถดถอยดังกล่าวสามารถจำแนกออกเป็น 2 แบบ ตามลักษณะของข้อมูล คือ แบบ Linear regression analysis และแบบ Non-linear regression analysis

การวิเคราะห์ความถดถอยแบบเชิงเส้น (Linear regression) เป็นลักษณะการวิเคราะห์ความถดถอยที่เหมาะสมที่นำมาใช้กับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเชิงเส้น เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการสร้างสมการเส้นตรงหรือเส้นโค้งที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร โดยจำแนกออกได้ 2 ชนิด คือ

- การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย (Simple linear regression)
- การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple linear regression)

2.1.1 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย (Simple Linear Regression)

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของสองตัวแปร คือตัวแปรอิสระหนึ่งตัวแปรและตัวแปรตามหนึ่งตัวแปร ความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองเป็นลักษณะเชิงเส้น ถ้ามีตัวแปร 2 ตัวเป็นคู่ๆ เราอาจจะดูว่าตัวแปร 2 ตัวนั้นมีความสัมพันธ์กันในลักษณะใด โดยการสร้างแผนภาพการกระจาย (Scatter Diagram) ระหว่าง 2 ตัวแปรนั้น ซึ่งภาพที่ได้อาจจะเป็นเส้นตรง เส้นโค้ง ไม่เป็นเส้น ฯลฯ ในกรณีที่แผนภาพการกระจายเป็นเส้นตรง เราสามารถสร้างเป็นความสัมพันธ์ในรูปแบบของสมการได้ ดังสมการ 1 ซึ่งสมการดังกล่าวเรียกว่าสมการถดถอยอย่างง่าย

$$Y = AX + B \quad (1)$$

เมื่อ Y คือ ค่าปริมาณคลอโรฟิลล์

A คือ ค่าของ Y เมื่อ x เป็นศูนย์ (Y-intercept)

B คือ ค่าจุดตัดแกน

X คือ ค่า Normalize number

ซึ่งเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป ซึ่งได้แก่ตัว ประมาณการ (Predictor, X) และตัวตอบสนอง (Response, y) โดยเป็นความสัมพันธ์แบบเชิงเส้น (Linear) ทั้งนี้ ในขั้นตอนการทำ Regression ต้องมีการเก็บจำนวน Sample space จำนวนมากพอ นั่นคือ มี x และ y ที่มีความสัมพันธ์กันหลายๆครั้งเพื่อนำมาหาสมการความสัมพันธ์

2.1.2 การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ เป็นเทคนิคทางสถิติที่นิยมใช้อย่างแพร่หลาย ในงานวิจัย การวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ นั้นเป็นสถิติที่นำมาใช้เพื่อวิเคราะห์หา ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่มากกว่า 1 ตัวแปร และตัวแปรตาม 1 ตัวแปร โดยตัวแปรอิสระ จะเป็นตัวแปรสำหรับทำนายหรือพยากรณ์การผันแปรของตัวแปรตาม ดังสมการที่ 2

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i + \varepsilon \quad (2)$$

เมื่อ β คือ Coefficient หรือ ค่าสัมประสิทธิ์ของค่าประมาณการตัวนั้น ๆ

X คือ ค่า Normalize number

การสกัดองค์ประกอบ(Factor Extraction) มีจุดมุ่งหมาย คือ การหาจำนวน Factor ที่ สามารถใช้แทนตัวแปรทั้งหมดทุกตัวได้ หรือ เป็นการดึงรายละเอียดจากตัวแปรมาไว้ใน Factor วิธีการสกัดองค์ประกอบมีหลายวิธี ในการศึกษานี้ได้เลือกใช้วิธี Brute Force (ทำทุกกรณี)

2.1.3 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination)

เพื่อเปรียบเทียบผลจากการทดลองในหัวข้อ 5.1.1 และ 5.1.2 ว่าตัวแปร x มีอิทธิพลต่อตัวแปร y มากน้อยเพียงใด จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่าเท่ากับกำลังสองของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ R^2 โดยที่ $0 \leq R^2 \leq 1$ ซึ่งถ้าค่า R-Square มีค่าอยู่ระหว่าง 0-1 ที่ยิ่งเข้าใกล้ 1 ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง X และ Y ยิ่งดี

$$r = \frac{\sum xy - n\bar{x}\bar{y}}{\sqrt{\sum(xi^2 - n\bar{x}^2)} \sqrt{\sum(yi^2 - n\bar{y}^2)}} \quad (3)$$

เมื่อ \bar{X} คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร X

\bar{Y} คือ ค่าเฉลี่ยของตัวแปร Y

n คือ จำนวนตัวอย่าง

ถ้า $r = 1$ เป็นสหสัมพันธ์บวกและมีความสัมพันธ์กันมาก (สมบูรณ์) ตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระจะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน

ถ้า $r = -1$ เป็นสหสัมพันธ์ลบและมีความสัมพันธ์กันมาก (สมบูรณ์) ตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระจะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางตรงกันข้าม

ถ้า $r = 0$ เส้นถดถอยจะตั้งฉากกับแกน Y (ในกรณีที่ Y เป็นตัวแปรตาม) หมายความว่าตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามไม่มีความสัมพันธ์กันในเชิงเส้น หรือจะกล่าวได้ว่า ถ้าค่า r ยิ่งห่างไกลจาก 0 มากเท่าใด แสดงว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามยิ่งมากขึ้นเท่านั้น ส่วนเครื่องหมายจะเป็นตัวบ่งบอกถึงทิศทางความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม

2.2 แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest)

แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random forest) เป็นอัลกอริทึมประเภทหนึ่งของการเรียนรู้แบบ Supervised ซึ่งถือว่ามีความแม่นยำสูง โดย Random forest ซึ่งมีฐานความคิดเป็นส่วนหนึ่งของของอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) ที่เน้นการสร้างโมเดลด้วยวิธีการ Decision Tree ขึ้นมาหลายๆ โมเดลที่ไม่ซ้ำกัน โดยวิธีการสุ่มตัวแปรแล้วนำผลที่ได้แต่ละโมเดลมารวมกันพร้อมนับจำนวนผลที่มีจำนวนที่ซ้ำกันมากที่สุด สกัดออกมาเป็นผลลัพธ์สุดท้าย ข้อดีของวิธีการนี้คือให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำและขจัดปัญหา Overfitting ให้น้อยลง

สถาปัตยกรรมของป่าสุ่มที่ใช้ในการวิเคราะห์การถดถอยกับการจำแนกแบบไร้พารามิเตอร์ เป็นส่วนหนึ่งของต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) โดยจุดกำเนิดของต้นไม้ตัดสินใจนั้นมาจาก Classification and Regression Trees (CART) ซึ่งกำหนดด้วยข้อเท็จจริงที่มีโครงสร้างต้นไม้แบบทวิภาค (Binary Tree) ซึ่งถือเป็นโมเดลที่สร้างไม่ยาก อธิบายง่าย (Interpretability) แต่ความแม่นยำ (Accuracy) ไม่สูงมากนักเมื่อเทียบกับโมเดลอื่นๆ โดยจะเรียก DT ว่า Weak classifier

ลักษณะเป็นการวิเคราะห์แบบลำดับขั้นเริ่มจากรากของต้นไม้ (Root node) ซึ่งแต่ละโหนดจะมีเงื่อนไขของคุณลักษณะ (Feature) เป็นตัวทดสอบของกิ่ง (Branch) จนไปถึงที่สุดที่ค่าที่เป็นไปได้ของคุณลักษณะที่ถูกเลือกทดสอบ และส่วนของใบ (Leaf node) เป็นสิ่งที่อยู่ล่างสุด ของต้นไม้แสดงถึงกลุ่มของข้อมูล (Class) ก็คือผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ ส่วนเกณฑ์การเลือกคุณลักษณะเพื่อนำมาเป็นโหนดของต้นไม้ นั้นมาจากการคำนวณ Information Gain โดยพิจารณาคุณลักษณะ ที่มี Information Gain หรือค่าเอนโทรปี (Entropy) ต่ำ หมายความว่า คุณลักษณะนั้นมี ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่สูง

การจัดลำดับคุณสมบัติแบบ Information Gain มีหลักพื้นฐานการสุ่มตัวอย่าง (Entropy) โดยค่า Information Gain คือค่าความต่างระหว่างตัวแปร X ที่เป็นตัวแปรเป้าหมาย (Target Variable) กับตัวแปรอิสระ A (Independent Variable) ซึ่งลักษณะของ Information Gain จะทำการลด Entropy ของตัวแปรเป้าหมาย X โดยเรียนรู้จากสถานะของตัวแปรอิสระ A

การคำนวณของเทคนิค Information Gain นั้นจะพิจารณาระหว่างคุณสมบัติ X ซึ่งก็คือ ตัวแปรเป้าหมายกับคุณสมบัติที่เป็นคลาสของข้อมูล Y หรือตัวแปรอิสระ จากนั้นจะทำการดูจากความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นระหว่างค่าของคุณสมบัติ X กับค่าของคุณสมบัติ Y ว่ามีมากน้อยเพียงใด หากมีความน่าจะเป็นเกิดขึ้นน้อยก็จะทำการให้คะแนนคุณสมบัติ X น้อยตามไปด้วยโดยสามารถเขียนได้ดังสมการ

$$Gain(Y; X) = H(Y) - H(Y|X) \quad (4)$$

เมื่อ $H(Y)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นจากการสุ่มตัวอย่างของ Y
 $H(Y|X)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นจากการสุ่มตัวอย่างของ Y เทียบกับ X

$Gain(Y; X)$ คือ ค่าของคะแนนจากการสุ่มตัวอย่างที่คำนวณได้โดยจะมีตั้งแต่ 0 ถึง 1

ค่าของ Y เป็นคุณสมบัติที่เป็นคลาสของข้อมูลซึ่งคำนวณตั้งแต่ Y_1, Y_2, \dots, Y_n
 ค่าของ X เป็นคุณสมบัติอื่น ๆ ที่ไม่ใช่คลาส ซึ่งคำนวณตั้งแต่ X_1, X_2, \dots, X_n
 ค่า $H(Y)$ และ $H(Y|X)$ คำนวณได้จาก

$$H(Y|X) = - \sum_{i=1}^k P(X = x_i) - H(Y|X = x_i) \quad (5)$$

เมื่อ $P(Y = y_i)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นตั้งแต่ y_1 ถึง y_k
 $P(X = x_i)$ คือ ค่าความน่าจะเป็นตั้งแต่ x_1 ถึง x_k

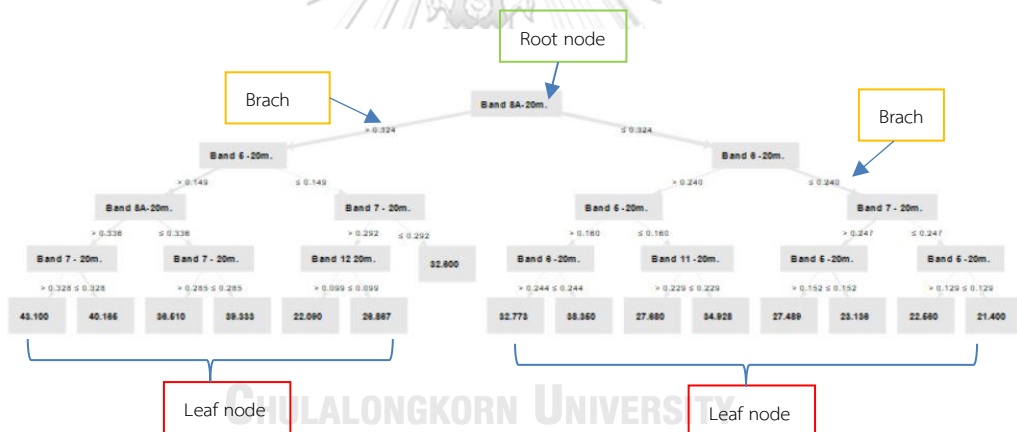
ทั้งนี้หลักการในการแบ่งข้อมูลในแต่ละ node สำหรับข้อมูลที่มี Feature และ n Observation มี ดังนี้

1. เลือก 1 feature จาก k feature มาทำ Sorting ข้อมูล ด้วยค่าของ feature ที่เลือก
2. หาจุดแบ่งข้อมูล (Split point) ที่เป็นไปได้ทั้งหมด จากข้อมูล n Observation สามารถหาจุดแบ่งข้อมูลที่เป็นไปได้ n-1 (กรณี min Sample = 1)

สำหรับการแบ่งข้อมูลแต่ละแบบที่เป็นไปได้ คำนวณค่า Residual sum of squares (RSS) จากการทำ Prediction ค่า Target variable ด้วยค่าเฉลี่ยของ Target variable ในแต่ละกลุ่ม RSS โดยเลือก split point ที่ให้ค่า RSS น้อยที่สุด

$$\sum_{j=1}^J \sum_{i \in R_j} (y_i - \hat{y}_{R_j})^2 \quad (6)$$

เมื่อ R_j คือ แต่ละกลุ่มของ Observation ที่ถูกแบ่งออกมา เป็นทั้งหมดของ J กลุ่ม
 y_i คือ Target variable
 \hat{y}_{R_j} คือ ค่าการพยากรณ์ในแต่ละกลุ่ม คำนวณจากค่าเฉลี่ยของ Target variable ในกลุ่มนั้น



ภาพที่ 2-1 ลักษณะของต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree)

อัลกอริทึม Random Forest เป็นอัลกอริทึม ประเภทหนึ่งของต้นไม้ตัดสินใจที่มีลักษณะแบบไม่ตัดแต่งกิ่ง (Unpruned) หรือต้นไม้ถดถอย (Regression trees) ซึ่งถูกสร้างจากการนำข้อมูลฝึกสอนไปสุ่มเลือกตัวอย่างข้อมูล และคุณลักษณะข้อมูลแล้วนำมาสร้างเป็นต้นไม้ตัดสินใจ ซึ่งมีตัวอย่างที่ไม่ถูกเลือกจะจะถูกนำมาใช้ในการทดสอบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เรียกข้อมูลนี้ว่า Out-of-Bag (OOB) เป็นเทคนิคที่คล้ายๆ ที่เรียกว่า Bagging

ในขณะที่ตัวอย่างของข้อมูลที่ไม่ถูกเลือกจะถูกนำมาใช้ในการทดสอบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เรียกข้อมูลนี้ว่า Out-of-Bag (OOB) เป็นเทคนิคที่คล้ายๆ ที่เรียกว่า Bagging ในการใช้ OOB นั้น เพื่อลดค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการประมาณ และ Confusion matrix ซึ่งเป็นค่าที่

เกิดจากการทำนายด้วย Random Forest ผลลัพธ์ที่ได้จะอิสระจากต้นไม้ตัดสินใจแต่ละต้นจะถูกนำมาคิดเป็นผลโหวตมากที่สุด อัลกอริทึม Random Forest ไม่จำเป็นต้องมีข้อมูลมาใช้ในการทดสอบ เพราะฉะนั้นเมื่อเกิดความผิดพลาดของข้อมูล OOB นั้นจะถูกนำมาใช้ทดสอบต้นไม้ตัดสินใจในทันที (Breiman 2001)

อาจจะกล่าวได้ว่า หลักการทำงานของ Random Forest คือ การสร้างแบบจำลองจากต้นไม้ตัดสินใจในหลายๆแบบจำลองย่อย ตั้งแต่ 10 ถึงมากกว่า 1000 แบบจำลอง โดยแต่ละแบบจำลองได้รับชุดข้อมูล (Data set) ไม่เหมือนกัน ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลทั้งหมด โดยขณะทำการพยากรณ์ ก็ให้แต่ละต้นไม้ตัดสินใจทำการพยากรณ์ต้นของตัวเอง และคำนวณหาผลพยากรณ์ด้วยการ Vote ผลลัพธ์ที่ถูกเลือกโดย Decision Tree ที่มากที่สุด (กรณี Classification) หรือ หาค่า Mean จาก Output ของแต่ละต้น (กรณี Regression)

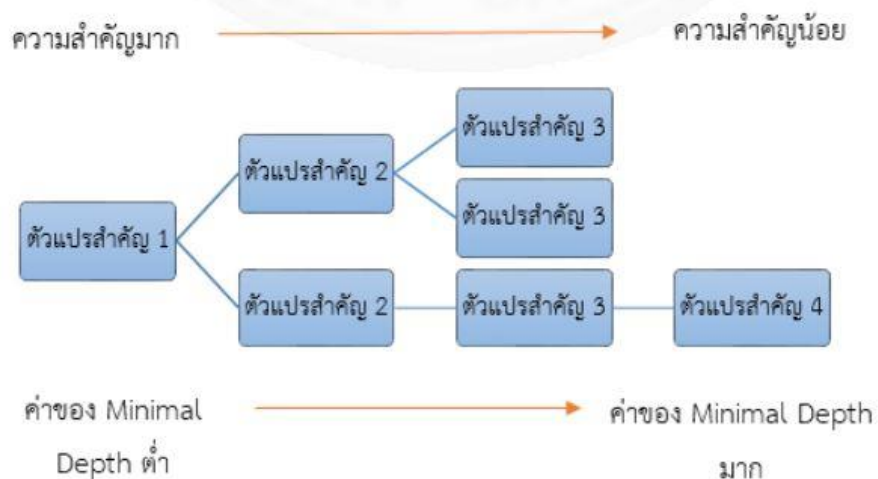
หลักการทำงานของแบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม (Random Forest)

การทำงานของ Random forest จะใช้เทคนิคที่เรียกว่า Ensemble ซึ่งเป็นการนำหลายๆแบบจำลองมาช่วยกันหาคำตอบ โดยเริ่มจากการนำชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ออกมา (Training Data) มาสร้างโมเดลต่าง ๆ โดยข้อมูลเทรนนิ่ง ซึ่งข้อมูลเหล่านี้จะเป็นข้อมูลที่ต่างกันโดยหลังจากได้แบบจำลองมาชุดหนึ่งแล้วจึงนำไปทำนายข้อมูลที่ยังไม่ทราบคำตอบ ในขั้นตอนสุดท้ายเราจะต้องนำคำตอบเหล่านี้มารวมกันเพื่อดูว่าคำตอบไหนเหมาะสมที่สุด โดยอาจจะใช้วิธีการโหวต (Vote) เลือกคำตอบที่ตรงกันมากที่สุด หรือค่า Mean จากผลลัพธ์

Random forest จะมีการสุ่มเฉพาะข้อมูลตัวอย่าง อีกทั้งเพิ่มการสร้างความหลากหลายของโมเดลด้วยการสุ่มแอตทริบิวต์ (หรือตัวแปรต้นในทางสถิติ) โดยผ่านเทคนิคที่ใช้ในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจเพียงอย่างเดียว ซึ่งเมื่อข้อมูลและแอตทริบิวต์ที่ใช้ในการสร้างโมเดล ต่างกันก็ทำให้โมเดลที่สร้างขึ้นมามีลักษณะที่แตกต่างกันด้วย

หลักการเลือกตัวแปรที่ใช้ในการแบ่งปมการตัดสินใจ (Node) เพื่อสร้างจำนวนข้อมูลในแต่ละกลุ่มที่แบ่งออกมา (Leaf node) ของแบบจำลองป่าสุ่ม จะใช้ตัวแปรทุกตัวในการประมวลผล ไม่ต้องดำเนินการหาตัวแปรที่มีความสำคัญ ที่ต้องผ่านการพิจารณาค่า P-value หรือการทดลองนัยสำคัญเช่นแบบจำลองถดถอยอื่น ๆ (Regression) แต่จะประมวลผลจากสุ่มหาแอตทริบิวต์ (ตัวแปร) ที่สามารถใช้แยกกลุ่มของกลุ่มตัวอย่างออกจากกันอย่างมีนัยสำคัญได้ โดยวิธีการคัดเลือกตัวแปร Minimal Depth

Minimal Depth ถือว่าเป็นค่าหนึ่งที่ใช้ในการจัดลำดับความสำคัญของ แอตทริบิวต์ (ตัวแปรต้น) โดยแอตทริบิวต์ (ตัวแปรต้น) ที่มีความสำคัญต่อผลลัพธ์การพยากรณ์นั้น จะมีการแบ่งปม อยู่ในลำดับชั้นแรกๆ หรือใกล้เคียงกับราก (Root node) มากที่สุด โดยต้นไม้หนึ่งต้นนั้น ระดับ ตำแหน่งของปม(Node) มีความสัมพันธ์กับระยะทางของลำดับกับราก (กำหนดให้ราก Root node คือ 0) โดยค่า Minimal Depth จะสะท้อนความสำคัญของตัวแปร โดยคำนวณค่าเฉลี่ยความ ลึกของ การแบ่งชั้นแรกๆ ของต้นไม้ โดยเฉลี่ยทั้งหมดของป่า โดยค่า Minimal Depth น้อยจะแสดงถึง การอยู่ ในลำดับชั้นแรกๆ ที่มีความสำคัญอยู่ในระดับสูง ในขณะที่ค่า Minimal Depth มาก จะแสดงถึงการ อยู่ในลำดับชั้นหลังๆ มีความสำคัญน้อยในการพยากรณ์ผลลัพธ์



ภาพที่ 2-2 ภาพแสดงค่า Minimal Depth ของ Decision Tree

ที่มา : Kansinee (2018)

ซึ่ง Minimal Depth จะเป็นวิธีการเชิงปริมาณที่ใช้ในการสร้าง Forest โดยตัวแปร ที่มีค่า Minimal Depth ต่ำกว่า ค่า Minimal Depth เฉลี่ย จะถือว่าเป็นตัวแปรที่มีความสำคัญสูง และตัวแปรที่มีค่า Minimal Depth ต่ำกว่า จะมีจึงความสำคัญตามนัยยะสำคัญ

2.3 ข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

ข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้รับการพัฒนาขึ้นให้มีการทำงานคล้ายสมองของมนุษย์ โดยสามารถเรียนรู้ข้อมูลและทำการจดจำ เพื่อใช้ในการทำนายหรือจำแนกผลลัพธ์ โดยข้อมูลที่ทำการเรียนรู้จะถูกจัดเก็บในรูปของค่าน้ำหนัก และทำการปรับค่าน้ำหนักเมื่อได้รับข้อมูลเพิ่มเติมขึ้นมา คล้ายกับสมองที่ได้รับการเรียนรู้และจะสามารถจดจำเพื่อนำไปแก้ปัญหา

2.3.1 สถาปัตยกรรมของชั้นข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งการเชื่อมต่อออกเป็นกลุ่มชั้น (Layer) ประกอบด้วย ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) และชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียม แบ่งได้ 2 ประเภท ได้แก่

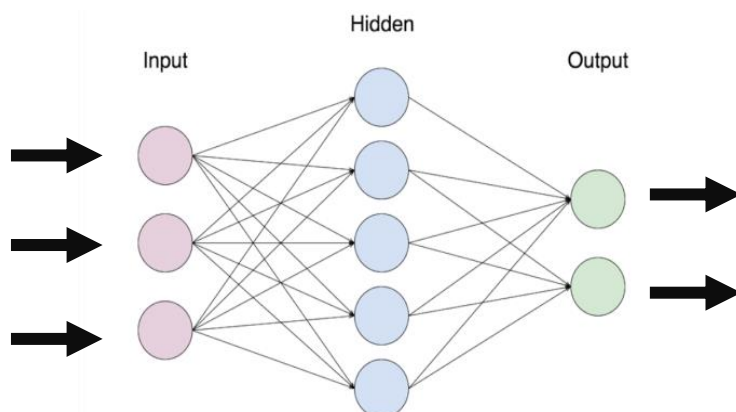
1) โครงข่ายแบบชั้นเดียว (Single layer perceptron) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมอย่างง่ายที่มีชั้นรับข้อมูลนำเข้ากับชั้นข้อมูลส่งออกเพียงเท่านั้น ข้อมูลจะถูกนำเข้าสู่ Neuron ชั้นแรก จากนั้นจะถูกส่งผ่านโครงข่ายเทียมเชื่อมไปยังชั้นข้อมูลส่งออกเพื่อคำนวณออกมาเป็นผลลัพธ์ผ่านฟังก์ชันการส่งออก

2) โครงข่ายแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron หรือ Deep neural network) เป็นโครงข่ายที่มีชั้นแอบแฝงหลายชั้นแอบแฝงมากกว่าหนึ่งชั้นขึ้นไป โครงข่ายแบบนี้เหมาะสมกับปัญหาที่มีความซับซ้อนมาก โดยต้องใช้โครงข่ายหลายชั้น และฟังก์ชันกระตุ้นส่งออกไม่เป็นเชิงเส้น

โครงข่ายประสาทเทียม จะใช้ Neuron หรือ Perceptron ซึ่งเป็นหน่วยย่อยที่สุดในโครงข่ายประสาทเทียมทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาท เพอร์เซปตรอนแต่ละตัวสามารถรับค่านำเข้าได้หลายค่า จากนั้นจะทำการนำการรวมค่าที่ส่งเข้ามาทั้งหมดแบบเชิงเส้น และทำการกระตุ้นด้วยฟังก์ชันที่ใช้ ค่าที่ได้รับการกระตุ้น หรือส่งออกจะมีได้เพียงหนึ่งค่า

2.3.2 โครงข่าย (Feed forward neural network)

มีลักษณะโครงสร้างแบ่งประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า ออกเป็นลำดับชั้น การคำนวณและส่งผ่านข้อมูลเป็นไปในทิศทางเดียว ในแต่ละลำดับชั้นจะมีเพอร์เซปตรอนที่มีเส้นเชื่อมโยงระหว่างชั้นก่อนหน้า และชั้นถัดไปซึ่งข้อมูลของเพอร์เซปตรอนในชั้นก่อนหน้าจะเป็นข้อมูลรับเข้าของเพอร์เซปตรอนในชั้นถัดไป ดังภาพที่ 2-3 การคำนวณไปข้างหน้าจะทำการคำนวณข้อมูลรับเข้าจากชั้นก่อนหน้าโดยพิจารณาจากค่าน้ำหนัก และค่าความลาดเอียง ตามสมการที่ 6 จากนั้นจะทำการรวมผลการคำนวณที่ได้ และทำการส่งออกด้วยฟังก์ชันกระตุ้นตามสมการที่ 7



ภาพที่ 2-3 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า

$$z_j^l = \sum_{k=1}^n w_{jk}^l a_k^{l-1} + b_j^l \quad (6)$$

$$a_j^l = g(z_j^l) \quad (7)$$

เมื่อ z_j^l คือ ผลการคำนวณตัวที่ j ในลำดับที่ l

n คือ จำนวนนิวตรอนในลำดับชั้น $l - 1$

a_k^{l-1} คือ ผลลัพธ์ของเพอร์เซปตรอนที่ k ในลำดับชั้น $l - 1$

w_{jk}^l คือ ผลลัพธ์ของเพอร์เซปตรอนที่ j ในลำดับชั้น l

b_j^l คือ ค่าความลำเอียงตัวที่ j ในลำดับชั้น l

a_j^l คือ ค่าส่งออกตัวที่ j ในลำดับชั้น l

ในการเรียนรู้ข้อมูลของโครงข่ายแต่ละครั้ง โครงข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ผลลัพธ์ของฟังก์ชันต้นทุนมีค่าลดลง (Cost function) เพื่อให้มีความเหมาะสมกับลักษณะโครงข่ายที่มีผลลัพธ์แบบแบ่งประเภท (Multinomial cross entropy หรือ Categorical cross entropy) โดยเฉพาะเวกเตอร์ส่งออกมีการแจกแจงแบบความน่าจะเป็น ซึ่งฟังก์ชันครอสเอนโทรปีจะให้ค่าระยะทางระหว่างค่าการกระจายของผลลัพธ์จากโครงข่ายกับผลลัพธ์จริง

$$J = -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i) \quad (8)$$

เมื่อ	J	คือ ฟังก์ชันต้นทุน
	n	คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
	y_i	คือ ผลลัพธ์จริงที่ต้องการของข้อมูลชุดที่ i (ค่าปริมาณ คลอโรฟิลล์ที่ได้จากการสำรวจ)
	\hat{y}_i	คือ ผลลัพธ์ที่ทำนายได้ของข้อมูลชุดที่ i (ค่าปริมาณ คลอโรฟิลล์ที่ได้จากการทำนาย)

การหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) โคจรข่ายประสาทเทียมจะใช้กระบวนการเรียนรู้ เพื่อให้ทำนายผลลัพธ์ที่มีความใกล้เคียงกับผลที่ต้องการมากที่สุดโดยการปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมในโครงข่ายจากค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันต้นทุนเทียบกับค่าน้ำหนัก ส่งผลให้ฟังก์ชันต้นทุนมีค่าลดลง การปรับค่าเหมาะสมที่สุด จะช่วยให้ค่าของฟังก์ชันต้นทุนไม่ตกอยู่ในค่าช่วง Local minima โดยในการศึกษาครั้งนี้ได้เลือกใช้วิธีแบบ Stochastic gradient descent (SGD) ในการทำงาน SGD เป็นการปรับค่าความเร็วของอัตราการเรียนรู้ตามความเหมาะสม (โดยปกติจะให้ค่าน้อย เพื่อให้การเรียนรู้ดำเนินไปอย่างช้า ๆ) เพื่อให้ค่าที่ได้วิ่งสู่เข้าสู่ Global minima และเพื่อหลีกเลี่ยงการติดอยู่ที่ Local minima

$$w_t = w_{t-1} - a \frac{\partial J}{\partial w} \quad (9)$$

เมื่อ	w	คือ ค่าน้ำหนักที่ต้องการปรับ j ในลำดับชั้นที่ i
	j	คือ ฟังก์ชันต้นทุน
	a	คือ ค่าผลลัพธ์ส่งออกในชั้นถัดไป
	z	คือ ค่าผลรวมของโครงข่าย

2.3.4 การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation)

เมื่อมีข้อมูลนำเข้าถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม และได้รับการคำนวณผลลัพธ์ผ่านฟังก์ชันกระตุ้น และคำนวณค่าความผิดพลาดของเพอร์เซพตรอนในลำดับสุดท้ายด้วยการคำนวณอัตราการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันต้นทุนเทียบกับค่าผลลัพธ์ใด ๆ ในการหาค่าความผิดพลาดของเพอร์เซพตรอน จะใช้วิธีการแพร่กระจายย้อนกลับคำนวณปรับค่าน้ำหนักของชั้นก่อนหน้าเพื่อหาค่าน้ำหนักใหม่ที่ถูกปรับในรอบต่อไปมีค่าที่ส่งผลให้ผลลัพธ์ที่ส่งออกมีความใกล้เคียงกับผลลัพธ์จริง และมีความผิดพลาดลดลง สามารถหาค่าความผิดพลาด เมื่อคำนวณได้ค่าความผิดพลาดของลำดับชั้นแล้ว

ให้นำไปทำการเปรียบเทียบกับค่าน้ำหนัก และความลำเอียง เพื่อหาค่าที่เปลี่ยนไปเมื่อเทียบกับค่าความผิดพลาด แล้วทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักด้วยวิธี Stochastic gradient descent

จากนั้น ทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักให้มีความเหมาะสมในแต่ละรอบของการทำ Back propagation โดยทำซ้ำวิธีการเดียวกันไปเรื่อย ๆ ให้ครบทุกชั้นจนย้อนกลับไปถึงชั้นนำเข้าข้อมูลชั้นแรก จากนั้นทำการคำนวณแบบ Feed forward เช่นเดียวกับตอนเริ่มการคำนวณ โดยทำซ้ำกระบวนการทั้งหมดจนค่าฟังก์ชันต้นทุนมีค่าลดลงตามที่ได้กำหนดไว้

2.4 ทฤษฎีที่ใช้ในการตรวจสอบค่าความถูกต้องและประเมินประสิทธิภาพ

รากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) เป็นการวัดความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ หากค่า RMSE มีค่าน้อยแสดงว่าค่าพยากรณ์สามารถประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง RMSE สามารถคำนวณได้ดังนี้ (Thaiparnit and Ketcham 2017)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

Sum of squares error (SSE) เป็นความแปรปรวนอันเนื่องมาจากปัจจัยอื่นนอกเหนือจากความสัมพันธ์ระหว่าง x และ y

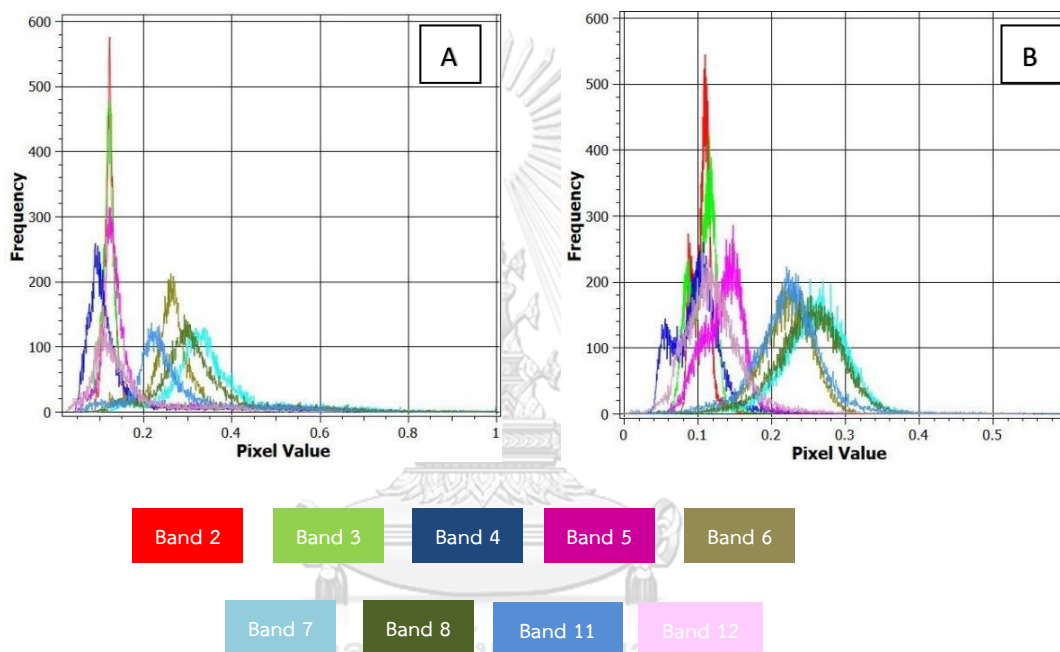
$$MAE = \frac{1}{n} \sum |\hat{y}_i - y_i| \quad (11)$$

เมื่อ y_i คือ ค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยที่ได้จากการสำรวจ
 \hat{y}_i คือ ค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยที่ได้จากการทำนาย
 n คือ จำนวนข้อมูลที่ได้จากการสำรวจ

2.5 ดาวเทียม Sentinel - 2

ดาวเทียม Sentinel-2 ซึ่งได้ทำการปล่อยขึ้นสู่วงโคจรเมื่อวันที่ 23 มิ.ย 2558 ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญของโครงการ Copernicus โดยได้รับการออกแบบโดย European Space Agency (ESA) และสร้างโดย Airbus Defense and Space ดาวเทียม Sentinel-2 มีพื้นที่ครอบคลุมกว้าง 290 กิโลเมตร Sentinel-2 คือดาวเทียมดวงที่ 2 จากกลุ่มดาวเทียมทั้งหมด 20 ดวง มีเซ็นเซอร์แบบ Multi-Spectral Instrument (MSI) ซึ่งเป็นเซ็นเซอร์แบบ push-broom ทำงานโดยการเก็บ

ข้อมูลแถว ๆ ข้อมูลภาพข้ามแนววงโคจรและใช้การเคลื่อนที่ไปข้างหน้าของยานอวกาศไปตามเส้นทางของวงโคจรเพื่อจัดเรียงแถวใหม่สำหรับการได้มา ระยะเวลาสังเกตการณ์โดยเฉลี่ยของแผ่นดินและพื้นที่ชายฝั่งทะเลประมาณ 17 นาที และระยะเวลาการสังเกตสูงสุดคือ 32 นาที มีการโคจรกับมายังพื้นที่เดิมทุก 10 วัน กับดาวเทียม 1 ดวง และ 5 วันกับดาวเทียม 2 ดวง ดังรายละเอียดในตารางที่ 1 ในการนำภาพถ่ายดาวเทียม sentinel – 2 มาใช้ประโยชน์ในด้านต่าง ๆ จะต้องทำการผสมสี (Band combination : RGB) หรือทำการรวมแบนด์ (Composite Band) ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมเพื่อนำมาใช้ในการนำมาใช้ประโยชน์ในด้านต่าง ๆ ที่เราสนใจอย่างเหมาะสม



ภาพที่ 2-4 กราฟแสดงค่าการสะท้อนของดาวเทียม Sentinel – 2

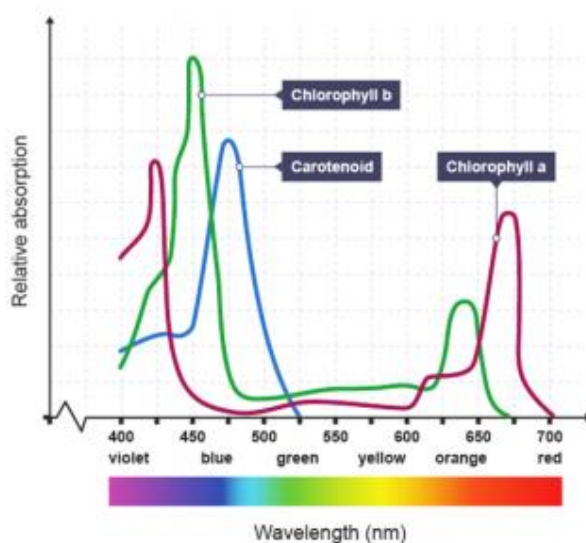
A.) ระยะเวลาปล้อง B.) ระยะเวลาแก่และสุก

ตารางที่ 2-1 การบันทึกข้อมูลและรายละเอียดภาพดาวเทียม Sentinel – 2

คุณสมบัติ	รายละเอียด
Sensor (Mission)	Sentinel - 2A
Organization	European Space Agency (ESA)
Operation period	2015 – present
Swath Width(km)	290
Spatial resolution(m)	10 m, 20 m, and 60 m
Radiometric resolution	12 -bit
Spectral resolution	Band 1 - Coastal aerosol (0.421-0.457 μm 60 m)
	Band 2 - Blue (0.439-0.535 μm 10 m)
	Band 3 - Green (0.537-0.582 μm 10 m)
	Band 4 - Red (0.646-0.685 μm 10 m)
	Band 5 - Vegetation Red Edge (0.694-0.714 μm 20 m)
	Band 6 - Vegetation Red Edge (0.731-0.749 μm 20 m)
	Band 7 - Vegetation Red Edge (0.781-0.796 μm 20 m)
	Band 8 - NIR (0.767-0.908 μm 10 m)
	Band 8A - Vegetation Red Edge (0.848-0.881 μm 20 m)
	Band 9 - Water Vapour (0.931-0.958 μm 60 m)
	Band 10 - SWIR - Cirrus (1.375-1.414 μm 60 m)
	Band 11 SWIR (1.612-1.684 μm 20 m)
Band 12 SWIR (2.072-2.312 μm 20 m)	
Spectral bands	13

2.6 Leaf Chlorophyll content

ใบพืชที่มีสีเขียวจะสามารถสังเคราะห์แสงได้ประกอบด้วยส่วนประกอบทางชีวเคมี และรงควัตถุซึ่งมีหลายกลุ่ม แต่ละกลุ่มสามารถแบ่งออกเป็นหลายชนิดแต่ละชนิดมีคุณสมบัติในการดูดกลืนแสง แตกต่างกันไป เรียกว่า คลอโรฟิลล์ (chlorophyll) ทำหน้าที่สำคัญในการดูดซับพลังงานจากแสงดวงอาทิตย์และกระตุ้นปฏิกิริยาแสงในกระบวนการสังเคราะห์แสง คลอโรฟิลล์ เป็นรงควัตถุสีเขียวที่พบมากในพืชมีหลายชนิด ได้แก่ คลอโรฟิลล์ เอ บี ซี และดี เป็นต้น แต่ละชนิด จะมีโครงสร้างและคุณสมบัติที่แตกต่างกันในการดูดกลืนแสงซึ่งส่วนของคลอโรฟิลล์เอจะดูดกลืนแสงได้ดีที่สุดที่ความยาวคลื่นซึ่งมีศูนย์กลางปฏิกิริยาที่ 680 และ 700 นาโนเมตร คลอโรฟิลล์บีสามารถดูดแสงได้ดีในหลายความยาวคลื่น ได้แก่ 480 , 680 และ 650 นาโนเมตร และคลอโรฟิลล์ซีสามารถดูดแสงที่ความยาวคลื่นที่ 645 นาโนเมตร ได้ดีที่สุด ดังภาพที่ 10 ในพืชชั้นสูงจะพบคลอโรฟิลล์เอและบีมาก ส่วนพืชชั้นต่ำจะพบคลอโรฟิลล์ชนิดอื่น ๆ และรงควัตถุ เช่น แคโรทีนอยด์ ไฟโคไซยานิน และไฟโคอิริทรินอยู่มาก ทุกการเจริญเติบโตของพืชอย่างไรก็ดีพบว่ายังมีหลายปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อปริมาณคลอโรฟิลล์กับความเข้มของสีใบที่วัดได้ โดยเฉพาะความแตกต่างทางพันธุกรรม และอิทธิพลของสิ่งแวดล้อม (Jarearnseng 2010) คลอโรฟิลล์แต่ละชนิดมีโครงสร้างซึ่งประกอบด้วยส่วนที่ชอบน้ำ (hydrophilic) ทำหน้าที่ดูดพลังงานแสง โดยคลอโรฟิลล์อาจแบ่งได้เป็น 2 ส่วน คือ ส่วนหัว และส่วนหาง ส่วนหัวมีโครงสร้างเป็นวงแหวนไพโรล (Pyrrole ring) ที่มีไนโตรเจนเป็นองค์ประกอบอยู่ 4 วง และมีธาตุ) แมกนีเซียมอยู่ตรงกลางโดยทำพันธะกับไนโตรเจน ส่วนหัวมีขนาดประมาณ 1.5×1.5 นาโนเมตร ส่วนหางของคลอโรฟิลล์มีลักษณะเป็นสารประกอบไฮโดรคาร์บอนที่มีคาร์บอนเป็นองค์ประกอบ 20 อะตอม มีความยาวประมาณ 2 นาโนเมตร



ภาพที่ 2-5 ความยาวคลื่นของแสงที่ดูดซับโดยคลอโรฟิลล์ชนิดที่แตกต่างกันในใบพืช

ธาตุไนโตรเจนเป็นองค์ประกอบสำคัญของคลอโรฟิลล์ และโดยทั่วไปปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับระดับไนโตรเจนในใบและความสามารถในการสังเคราะห์แสงของพืช และพืชจะมีการสร้างคลอโรฟิลล์ในปริมาณเท่าที่จำเป็นต้องใช้สามารถใช้เป็นตัวบ่งชี้ที่ดีถึงสภาวะการขาดไนโตรเจน และธาตุอาหารที่เป็นวัตถุดิบในการสังเคราะห์คลอโรฟิลล์ เช่นเดียวกับ การขาดธาตุอาหารมีผลต่อการสังเคราะห์แสงทั้งทางตรงและทางอ้อม แมกนีเซียมและไนโตรเจน เป็นธาตุที่สำคัญในองค์ประกอบของคลอโรฟิลล์ การขาดสารเหล่านี้มีผลทำให้พืชเกิดการใบเหลืองซีด เรียกว่า คลอโรซิส (chlorosis) เนื่องจากใบขาดคลอโรฟิลล์

2.7 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ของอ้อย

1) ราก

มีระบบรากฝอย (fibrous root system) แผ่กระจายออกโดยรอบลำต้นในรัศมี 50 – 100 เซนติเมตร ลึก 100 – 150 เซนติเมตร ขึ้นอยู่กับพันธุ์และสภาพแวดล้อมบริเวณข้อและลำต้นใต้ดินจะปรากฏปุ่มรากที่เกิดเป็นรากของต้นอ้อย ส่วนตาของลำต้นใต้ดินจะเจริญเติบโตและโผล่พ้นเหนือดินเป็นหน่อชุดที่ 2 และหน่อชุดที่ 3 ซึ่งเกิดจากตาของหน่อชุดที่ 2 และ 3 ตามลำดับรากของหน่ออ้อยเหล่านี้จะเจริญขึ้นมาทดแทนรากของท่อนพันธุ์รากนี้มีขนาดใหญ่ อวบ สีขาว ไม่มีแขนงและเปลี่ยนแปลงเป็นสีน้ำตาลเมื่ออายุมากขึ้น

2) ลำต้น

อ้อยสามารถขยายพันธุ์ได้โดยใช้ส่วนของลำต้น (Cutting , Sett หรือ Seed Cane) ลำต้นอ้อยมีอยู่ 2 ส่วนได้แก่ส่วนที่อยู่ใต้ดินและเหนือดิน ส่วนที่อยู่ใต้ดินเรียกว่า ตอหรือเหง้า ส่วนที่อยู่เหนือดินมีความสำคัญทางเศรษฐกิจ เป็นส่วนรองรับใบและช่อดอก ลำต้นประกอบด้วยข้อและปล้องจำนวนมากจำนวนข้อและปล้องจะแตกต่างกันตามพันธุ์ อายุ สภาพดิน และสภาพอากาศ สีของลำต้นโดยทั่วไปมีตั้งแต่สีเขียวอ่อนจนถึงสีม่วงแก่เกือบดำขึ้นอยู่กับรงควัตถุที่เป็นพื้นฐาน 2 ชนิด คือ คลอโรฟิลล์และแอนโทไซยานิน

3) ใบ

ใบอ้อยมีลักษณะคล้ายใบข้าว แต่มีขนาดใหญ่และยาวประกอบด้วยโครงสร้าง 2 ส่วนหลักคือ กาบใบ และแผ่นใบ กาบใบไม่มีเส้นกลางใบ มักมีสีเขียวอ่อนหรือสีม่วงแดง สีของแผ่นใบมีสีเขียวเหลืองจนถึงเข้ม ขอบแผ่นใบมีลักษณะเป็นฟันเลื่อยเล็ก รอยต่อระหว่างกาบใบและแผ่นใบด้านในมีลิ้นใบ (Ligule) และมีหูใบ (Auricle) ยื่นแหลมออกมาเหนือส่วนของกาบใบกับแผ่นใบที่มีพื้นที่คล้ายสามเหลี่ยมทั้งสองด้านเรียกว่า Dewlab การเรียงตัวของใบจะเกิดการเรียงสลับกันบนลำต้น หรือเวียนรอบลำต้น การเจริญเติบโตของใบทั้งหมดเกี่ยวข้องโดยตรงกับปริมาณและคุณภาพของ

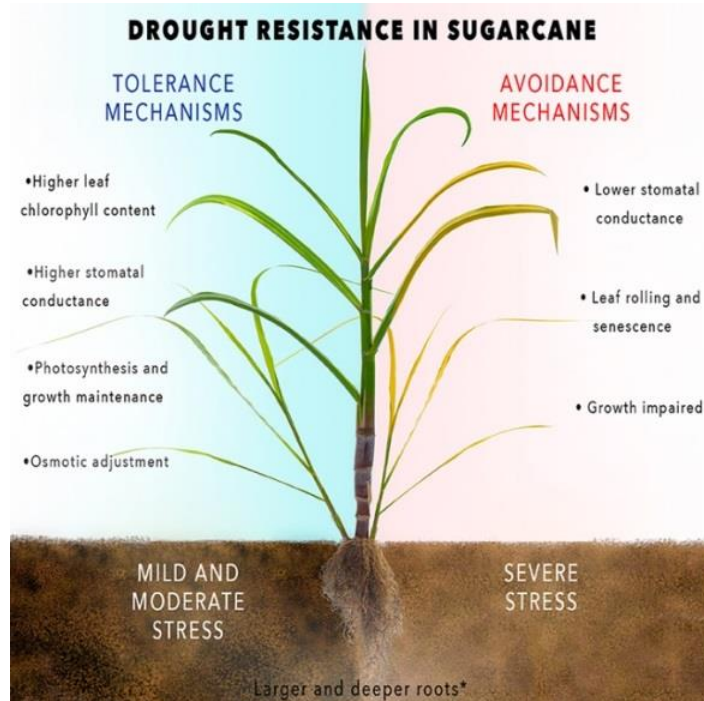
ผลผลิตเมื่อเก็บเกี่ยว การวัดความเจริญเติบโตของใบ นิยมวัด โดยวิธีเปรียบเทียบ พื้นที่ใบ กับพื้นดิน ซึ่งใบเหล่านั้นปกคลุม อยู่ หรืออาจจะพูดเป็นอัตราส่วนระหว่างพื้นที่ใบต่อ หน่วยของพื้นที่ดิน ซึ่งนิยมเรียกกันว่าดัชนีพื้นที่ใบ (leaf area index หรือ LAI)

ในระยะแรกของการเจริญเติบโต อ้อยจะมีใบ ขนาดเล็กและมีจำนวนน้อย ประกอบกับการปลูก ระยะห่าง ทำให้ดัชนีพื้นที่ใบมีค่าน้อยกว่า ๑ เมื่อมีการเจริญเติบโตเพิ่มขึ้น ใบมีขนาดใหญ่ขึ้น และมี จำนวนมากขึ้น แต่พื้นที่ดินมีขนาดคงที่ ทำให้ดัชนี พื้นที่ใบมีค่าเพิ่มขึ้นโดยลำดับ เมื่อดัชนีพื้นที่ใบมีค่า เท่ากับ ๑ หมายความว่า ถ้าเอาใบอ้อยทั้งหมดในขณะนั้น มาเรียงต่อกันก็จะเท่ากับพื้นที่ดินซึ่งใบเหล่านั้ นคลุมอยู่พอดี เมื่อปล่อยให้มีการเจริญเติบโตต่อไป พื้นที่ใบอ้อยก็จะเพิ่มมากขึ้น เป็นผลให้ ดัชนีพื้นที่ ใบที่มีค่ามากกว่า ๑ และค่านี้จะเพิ่มต่อไปจนกระทั่ง สูงสุดเมื่ออายุประมาณ ๖-๘ เดือน หลังจากนั้นก็จะค่อยๆ ลดลงจนกว่าจะถึงเวลาเก็บเกี่ยว ในขณะ อายุ ๖-๘ เดือนนั้น ดัชนีพื้นที่ใบจะมีค่าประมาณ ๓.๐-๓.๘ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับพันธุ์ และสภาพแวดล้อม

จำนวนใบสดแต่ละลำแตกต่างกันไปตามพันธุ์ และอายุเมื่อเติบโตเต็มที่คือประมาณ ๘ เดือนจะมี ใบที่คลี่เต็มที่ ๘-๑๒ ใบ จำนวนใบจะเหลือน้อยลงในสภาพแห้งแล้งหรือหนาวเย็น เมื่อเกิด ใบใหม่ที่ยอด ใบแก่ที่อยู่ส่วนโคนต้นก็จะเสื่อมโทรมลงและตายไป ในที่สุด สาเหตุสำคัญที่ทำให้ใบ ข้างล่างตายไปก็คือ การถูกบังแสงแดดนั่นเอง

4) ดอกช่อดอกอ้อยเรียก Arrow หรือ Tassel

เป็นแบบ Panicle เกิดที่ปลายยอดของลำต้นลักษณะช่อ ดอกมีแกนกลาง ก้าน แขนงแตกออกมาจากแกนกลาง และก้านแขนงสีสองแตกออกจากก้านแขนงแรก ก้านแขนงที่สองนี้ เป็นตำแหน่งของกลุ่มดอกย่อย (Spikelet) ที่เกิดเป็นคู่ประกอบด้วยกลุ่มดอกมีก้านและกลุ่มดอกไม่มี ก้าน ขณะที่กลุ่มดอกบานเต็มที่ที่ฐานของกลุ่มดอกจะมีขนยาวสีขาว (bristle หรือ callus hair) ภายในกลุ่มดอกทั้งสองแบบประกอบไปด้วยดอกย่อย (Floret) 2 ดอก อับเกสรจะแตกออกมีละออง เกสรตัวผู้สีเหลือง



ภาพที่ 2-6 ลักษณะทางพฤกษศาสตร์ของอ้อย
ที่มา : Thais , Max , Denis และ Menossi (2017)

ระยะการเจริญเติบโต

1) ระยะงอก (Germination phase) เริ่มต้นตั้งแต่จมน้ำดิน ใช้เวลา 2 - 3 สัปดาห์ ปัจจัยที่เหมาะสมต่อการงอก เช่น มีแสงแดดพอประมาณ ได้รับน้ำแต่บ่อยครั้ง ได้รับปุ๋ยพอประมาณโดยเฉพาะไนโตรเจนและโพแทสเซียม นอกจากนี้ยังขึ้นอยู่กับความสมบูรณ์ของท่อนพันธุ์ ระยะงอก เป็นตัวกำหนดจำนวนกอต่อไร่ ถ้าความงอกดีก็จะมีจำนวนกอต่อไร่มาก ซึ่งมีผลต่อผลผลิตอ้อยเมื่อเก็บเกี่ยว

2) ระยะแตกกอ (Tillering phase) เมื่ออ้อยอายุประมาณ 2 - 4 เดือน จะมีการแตกกอ ที่เกิดจากอ้อยที่อยู่บริเวณลำต้นใต้ดิน การเจริญเติบโตระยะนี้ต้องการแสงแดดจัด อุณหภูมิสูง ต้องการน้ำกว่าระยะงอก และต้องการปุ๋ยไนโตรเจนและฟอสฟอรัสมากขึ้น ดังนั้นการใส่ปุ๋ยแต่งหน้าในช่วงนี้

3) ระยะย่างปล้อง (Cane Elongation Phase) เริ่มเมื่ออ้อยอายุ 3 - 4 เดือนต่อเนืองจากระยะแตกกออ้อยในระยะนี้ต้องการแสงแดดจัดเพื่อกระตุ้นการสังเคราะห์แสงให้ได้มากขึ้น อุณหภูมิสูง มีความต้องการน้ำมากกว่าระยะอื่น ๆ และต้องการปุ๋ยมากที่สุด การขาดน้ำและปุ๋ยในระยะนี้จะทำให้ปล้องสั้น น้ำหนักต่อลำอ้อยลดลง ทำให้ผลผลิตทั้งหมดลดลงด้วย

4) ระยะเวลาแก่และสุก (Maturity and Ripening) เป็นระยะที่มีการเจริญเติบโตเข้ามา ปล้องที่อยู่ส่วนยอดของลำต้นจะสั้นลง ใบมีสีเขียวอมเหลือง ปริมาณน้ำตาลที่สังเคราะห์ได้จะถูกเก็บสะสมไว้ในลำต้น ระยะนี้ต้องการแสงแดดจัดเพื่อใช้ในกระบวนการสังเคราะห์แสงหรือสร้างน้ำตาลสะสมในลำต้นและต้องการอุณหภูมิต่ำซึ่งจะช่วยส่งเสริมการเคลื่อนย้ายน้ำตาลจากใบไปยังลำต้น ในระยะนี้การสะสมน้ำตาลสูงสุด โดยการสะสมจะเริ่มจากโคนสู่ปลาย



บทที่ 3

เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์

Treesat และ Jun-aid (2013) ได้ทำการศึกษาปัญหาทั่วไปทางสังคมและเศรษฐกิจของเกษตรกร พันธุ์อ้อย และการปลูกอ้อยของเกษตรกร และปัญหาข้อเสนอแนะในการปลูกอ้อยของเกษตรกรในอำเภออุ้มทอง จังหวัดสุพรรณบุรี โดยปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อราคาผลผลิตอ้อยมากที่สุดคือ นโยบายรัฐ ด้านต้นทุนการผลิต เช่น น้ำมัน การบริหารจัดการที่ยังขาดทักษะความชำนาญในการปลูกอ้อย และปัญหาเงินทุนไม่พอ

Gitelson et al (2005) ได้ศึกษาการประมาณค่าที่ถูกต้องของคลอโรฟิลล์ที่กระจายตามพื้นที่ คลอโรฟิลล์ในพืชมีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับการศึกษาระดับคาร์บอนสมมูลและการตอบสนองต่อการใช้ปุ๋ย (เช่นไนโตรเจน) ในการศึกษานี้ได้มีการใช้รูปแบบการประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในข้าวโพดและถั่วเหลืองในระยะไกล และปรับพื้นที่สเปกตรัมให้รวมอยู่ในแบบจำลองตามลักษณะทางออปติคัลของพืชที่ทำการศึกษาและพบว่าเทคนิคที่พัฒนาแล้วช่วยให้การประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในพืชทั้งสองมีความถูกต้องและอธิบายถึงความแปรปรวนของค่าคลอโรฟิลล์อยู่ที่ 92% เทคนิคนี้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการติดตามสถานะทางสรีรวิทยาของพืชต่าง ๆ โดยมีโครงสร้างเรือนยอดที่แตกต่างกันและการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงด้านสิ่งแวดล้อม

Kalacska et al (2015) ได้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการสะท้อนแสงของคลอโรฟิลล์ตามใบ (Chl) และไนโตรเจน (N) โดยใช้พืช 19 ชนิดในช่วงการเจริญเติบโตของพืชที่มีอายุหกเดือนที่โดยเป้าหมายของการศึกษาคือการสร้างแบบจำลองความเข้มข้นของคลอโรฟิลล์ และไนโตรเจนในจากภาพไฮเพอร์สเปกตรัม โดยใช้แบบจำลอง Plant functional type (PFT) ชนิดและฤดูกาล โดยทำนายปริมาณคลอโรฟิลล์ และไนโตรเจน ได้ค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.8$ ถึง 0.9

Phuwawat (2000) ได้ศึกษาการเจริญเติบโตและการใช้ผลผลิตของกะหล่ำดอกที่ปลูกภายในโรงเรือนตาข่ายภายใต้การพรางแสง 3 ระดับ คือ 39.47, 58.09 และ 73.54% โดยเปรียบเทียบกับปลูกกลางแจ้ง ผลลัพธ์ที่ได้แสดงผลว่า การเพิ่มระดับของการพรางแสงมีผลทำให้ปริมาณพลังงานแสงที่กะหล่ำดอกได้รับลดลงเพื่อให้แสงที่มีความเหมาะสมในการสังเคราะห์แสงของกะหล่ำและปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบ เป็นผลสืบเนื่องจากการปรับตัวของกะหล่ำดอกภายใต้การพรางแสงทั้ง 3 ระดับ พบว่ากะหล่ำดอกที่ปลูกภายใต้การพรางแสง 58.09% กะหล่ำดอกมีน้ำหนักที่ดีกว่าการปลูกกลางแจ้งและการปลูกภายใต้การพรางแสง 73.54%

Jensen และ Binford (2004) ได้ศึกษาดัชนีพื้นที่ผิวใบโดยเปรียบเทียบกับดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มอลไลซ์ ดัชนีพืชพรรณปรับแก้ดิน ดัชนีพืชพรรณสัดส่วนธรรมดา และดัชนีความสมบูรณ์ของพืชพรรณ โดยใช้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ (Multiple linear regression: MLR) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANNs) โดยทั้งสองกรณีได้ใช้ช่วงคลื่นที่ 1 – 5 และ 7 ในการสร้างแบบจำลอง ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าดัชนีพื้นที่ผิวใบได้ละเอียดที่สุด

Jareamseng (2010) ได้ทำการศึกษาความแม่นยำของคำแนะนำปุ๋ยเคมีตามค่าการวิเคราะห์ดินที่มีผลต่อผลผลิตอ้อย และศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความเขียวใบกับปริมาณไนโตรเจนในใบของอ้อยวัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 โดยใช้อ้อยที่ปลูกตอนต้นฝน (พฤษภาคม 2551 – เมษายน 2552) ในพื้นที่เกษตรน้ำฝน อ.แก้งลำบัว จ.นครสวรรค์ โดยค่าความเขียวที่วัดด้วย SPAD meter มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงอย่างมีนัยสำคัญกับปริมาณไนโตรเจนทั้งหมดในใบอ้อย $r^2 = 0.91$ และค่าความเขียวใบที่วัดได้ 34 นำสามารถใช้เป็นดัชนีบ่งชี้บอกกว่าอ้อยมีปริมาณไนโตรเจนทั้งหมดเพียงพอต่อการเจริญเติบโต

Dapanage & Bhat (2018) ได้ศึกษาการตอบสนองของพืชที่มีต่อความชุ่มชื้น โดยใช้สภาวะความเครียดซึ่งทำให้เกิดการขาดสารอาหารในอ้อย ซึ่งมีผลต่อปริมาณน้ำตาลและปริมาณคลอโรฟิลล์ โดยใช้พารามิเตอร์ทางสรีรวิทยา เช่น proline, RWC และคลอโรฟิลล์ ทำการวัด 8 วันให้หลังจากการเหนี่ยวนำความเครียดและการเปลี่ยนแปลงได้รับการบันทึกภายใต้สภาวะเครียดและเครียด RWC และคลอโรฟิลล์ซึ่งสภาพความเครียดมีความสัมพันธ์ทางลบกับเวลาที่เกิดอาการเหี่ยวแห้ง ดังนั้น RWC และคลอโรฟิลล์จึงเป็นตัวบ่งชี้ที่ดีในการทนต่อความเครียด

Kohila และ Gomathi (2018) ได้ศึกษาการตอบสนองทางสรีรวิทยาของอ้อยที่มีผลต่อความเครียดในที่ที่มีอุณหภูมิสูง โดยเลือกใช้อ้อย 5 สายพันธุ์ในเชิงพาณิชย์และ 2 สายพันธุ์กรรมในช่วงการเจริญเติบโตที่แตกต่างกัน 2 สายพันธุ์ โดยใช้ chlorophyll stability index (CSI) ,SPAD value และ activities of nitrate reductase (NR) ซึ่งการศึกษาพบว่าความเครียดจากความร้อนทำให้ปริมาณคลอโรฟิลล์ลดลง แล้วจะทำให้ปริมาณการผลิตน้ำตาลก็จะลดลงตามไปด้วย

3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมกับคลอโรฟิลล์ในพืช

ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมเป็นที่นิยมนำมาใช้ในการประยุกต์กับงานด้านหาความสัมพันธ์ค่าการสะท้อนของพืชพรรณต่าง ๆ ซึ่งประสบผลสำเร็จเป็นอย่างดี จึงได้มีความพยายามในการต่อยอดการหาความสัมพันธ์ด้วยแบบจำลองต่าง ๆ ซึ่งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียมที่มีรายละเอียดจุดภาพ จำนวนช่วงคลื่น และวิธีการหาความสัมพันธ์ที่ต่างกันไปเพื่อพัฒนา และปรับปรุงวิธีการหาความสัมพันธ์อย่างต่อเนื่อง

ในงานวิจัยนี้ได้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียมรายละเอียดปานกลาง ค่าการสะท้อนแสดงเป็นข้อมูลที่สำคัญในการจำแนก ภาพจากดาวเทียมที่มีจำนวนช่วงคลื่นหลายช่วงคลื่น เช่นภาพถ่ายจากหลายช่วงคลื่น เช่น ภาพถ่ายจากดาวเทียมแบบไฮเพอร์สเปกตรัม เป็นข้อมูลที่แสดงความแตกต่างของค่าการสะท้อนแสงของใบไม้ที่ต่างสายพันธุ์ (Vaiphasa et al. 2005) และได้พิสูจน์การนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการศึกษาถึงความสามารถทางไฮเพอร์สเปกตรัม ใช้พยากรณ์ความสัมพันธ์ปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อย โดยเลือกใช้อ้อยที่มีอายุ 6-7 เดือน ด้วยอัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม (Abdel-Rahman, Ahmed, and Ismail 2013)

Darvishzadeh et al (2008) ได้ศึกษาดัชนีพื้นที่ผิวใบ (Lead chlorophyll content: (LCC)) และ ปริมาณคลอโรฟิลล์ทรงพุ่ม (Canopy Chlorophyll content: (CCC)) จากค่าสะท้อนเรือนยอดของทุ่งหญ้า ด้วยเครื่อง Spectroradiometer มาตรวจสอบค่าการสะท้อนของคลื่นโดยใช้การวิเคราะห์แบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ ผลลัพธ์ความสัมพันธ์ที่ได้จากการตรวจสอบดัชนีพื้นที่ผิวใบ (LCC) $R^2 = 0.40$ และ ปริมาณคลอโรฟิลล์ทรงพุ่ม (CCC) $R^2 = 0.74$

Darvishzadeh et al (2012) ได้ศึกษาการใช้การสำรวจระยะไกลที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับตัวแปรพืชที่สำคัญเช่นดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ชีวมวลและคลอโรฟิลล์ ในการศึกษาครั้งนี้ได้ใช้ข้าวเป็นตัวแทนในการปริมาณหาความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์จากเรือนยอด วัดค่าใบเขียวโดยใช้ SPAD-502 และเปรียบเทียบข้อมูลภาพ multispectral จากภาพถ่ายดาวเทียม AVNIR-2 ในการศึกษาได้ใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนแบบ ANOVA ผลลัพธ์การประเมินความสัมพันธ์โดยใช้ค่า R^2 และค่า RMSE ผลที่ได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถของ PROSAIL ที่ประเมินคลอโรฟิลล์ในแดงค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.65$ และ $RMSE = 0.45$

Clevers และ Gitelson (2013) ได้ศึกษาการใช้ดาวเทียม Sentinel – 2 และ 3 ในการประเมินหาปริมาณคลอโรฟิลล์และไนโตรเจนบนเรือนยอดของพืชพรรณโดยใช้แบนด์ขอบสีแดง (Red-edge) ที่ใช้ในการศึกษาดัชนีพืชพรรณ โดยในการศึกษานี้ได้เน้นไปที่ศักยภาพของ

Sentinel-2 และ Sentinel-3 ในการประมาณคลอโรฟิลล์ในพืชเป็นส่วนใหญ่โดยใช้ค่าตัวแปร 4 อย่างในการเปรียบเทียบ คือ red-edge chlorophyll index (CI red - edge), the green chlorophyll index (CI-green) และ the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI) โดยผลลัพธ์ยืนยันว่าแบนด์ Red-edge ในข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2A เหมาะสมในงานเกษตร

3.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมด้วยแบบจำลองการ

จำแนกแบบป่าสุ่ม

Charoen-Ung & Mittrapiyanuruk (2018) ได้ศึกษาการใช้วิธีการป่าสุ่ม (Random forest) ในการทำนายคุณภาพของปริมาณผลผลิตอ้อยโดยใช้ลักษณะที่ใช้ในการทำนายประกอบด้วยประเภทดิน พื้นที่แปลงศึกษา ความกว้างของพื้นที่ และผลผลิตรายแปลงต่อคุณภาพผลผลิตในปีนั้น ๆ ซึ่งใช้อัลกอริทึมในการทำนายผลอยู่ 2 อัลกอริทึม คือ Random Forest classification และ Gradient boosting tree Classification ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายนั้นอยู่ 71.83% และ 71.61% ตามลำดับ ความถูกต้องของ 2 อัลกอริทึม คือ 51.52% เมื่อมีการใช้ข้อมูลผลผลิตในปีล่าสุด และ 65.50 % จากผลผลิตเป้าหมายในแต่ละแปลงจากการคาดการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ ตามลำดับ ทั้ง 2 อัลกอริทึมนี้แสดงให้เห็นว่าความถูกต้องที่ได้เพียงพอที่จะนำไปทำการปรับใช้ และตัดสินใจในการวางแผนต่อไปได้

Abdel et (2013) ได้ศึกษาถึงความสามารถทางสเปกตรัมของ Hyperspectral ที่จำเป็นสำหรับคาดการณ์ปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อย โดยเลือกใช้อ้อยที่มีอายุ 6-7 เดือน ด้วยอัลกอริทึมแบบป่าสุ่ม เป็นวิธีการวิเคราะห์เชิงคุณลักษณะและวิเคราะห์การถดถอยของสเปกตรัม ในการคาดการณ์ปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อยได้โดยใช้การถดถอย RF แบบไม่เชิงเส้น เปรียบเทียบการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Stepwise multiple linear : SML) ผลที่ได้การตรวจสอบค่าจากการคาดการณ์ปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อยภายหลังการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูล Hyperspectral ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าสามารถคาดการณ์ความสามารถในการทำนายปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อยได้โดยใช้แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม ($R^2 = 0.67$ RMSEV = 0.15%; 8.44% ของค่าเฉลี่ย) และแบบจำลองการถดถอยแบบพหุคูณ SML ($R^2 = 0.71$; RMSEV = 0.19%; 10.39% ของค่าเฉลี่ย) และสรุปได้ว่าอัลกอริทึมการถดถอย RF มีศักยภาพในการทำนายความเข้มข้นของไนโตรเจนในใบอ้อยโดยใช้ข้อมูล

Elhadi et al. (2012) ได้ทำการพยากรณ์ชีวมวลภาพพื้นดินของต้นกก ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม (Random Forest) ด้วยค่าดัชนีพืชพรรณ (NDVI) และค่าดัชนีเน้นภาพพืชพรรณ (EVI) เพื่อหาชีวมวลภาพพื้นดิน (AGB) จากดาวเทียมแบบไฮเพอร์สเปกตรัมที่ช่วงคลื่น (350 และ 2500 nm) และข้อมูลการสำรวจ จำนวน 82 แปลง ในสามพื้นที่ที่แตกต่างกัน ผลการศึกษาพบว่าวิธีการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่มมีประสิทธิภาพสำหรับหามวลชีวภาพพื้นดิน (AGB) นั้น มีค่าช่วงคลื่นที่อยู่ใกล้เคียงกับช่วงคลื่นที่การสะท้อนแสงสีน้ำเงิน, สีแดง, red-edge และอินฟราเรดแคบ โดยใช้ค่าดัชนีเน้นภาพพืชพรรณ (EVI) ในการหาความสัมพันธ์กับมวลชีวภาพพื้นดิน พบว่ามีความเหมาะสมที่ช่วงที่ 1. ในช่วงคลื่น 445, 682 และ 829 นาโนเมตร ช่วงที่ 2. ในช่วงคลื่น 497, 676 และ 1091 นาโนเมตร และช่วงที่ 3. ในช่วงคลื่น 495, 678 และ 1120 นาโนเมตร ผลค่าความสัมพันธ์ที่ $R^2 = 0.90$ และ $RMSE = 0.289$ ในขณะที่ค่าดัชนีพืชพรรณ (NDVI) ค่าความสัมพันธ์ที่ $R^2 = 0.85$ และ $RMSE = 0.343$ มีความเหมาะสมที่ช่วงที่ 1. ในช่วงคลื่น 739 และ 829 นาโนเมตร ช่วงที่ 2. ในช่วงคลื่น 739 และ 814 นาโนเมตร และช่วงที่ 3. ในช่วงคลื่น 744 และ 789 นาโนเมตร

3.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาความสัมพันธ์ด้วยภาพถ่ายดาวเทียมด้วยแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

Wang et al (2017) ได้ทำการศึกษาความเข้มข้นของไนโตรเจนของข้าวสาลีจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม (Spot) โดยใช้การเปรียบเทียบเพื่อหาความสัมพันธ์ของแต่ละโมเดลดังนี้ multiple linear regression (MLR), partial least squares (PLS), artificial neural networks (ANNs), และ single-kernel SVR (SK-SVR) ดัชนีพืชพรรณมีการคำนวณตามภาพและวัดความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณและค่าความเข้มข้นของไนโตรเจน จึงได้สร้างแบบจำลอง MK-SVR ที่มีอินพุตเป็นดัชนีพืชพรรณเพื่อประเมินความเข้มข้นของไนโตรเจน ผลการวิจัยพบว่าโมเดล MK-SVR มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าความเข้มข้นของไนโตรเจน ซึ่งให้ค่าสัมประสิทธิ์กำลังสอง (R^2) ของประมาณเมื่อเทียบกับค่าที่วัดความเข้มข้นของไนโตรเจน สำหรับสามขั้นตอนค่าที่ได้ 0.73, 0.82 และ 0.75 ตามลำดับ และผลลัพธ์ที่ได้รากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย $RMSE = 0.13$ ที่ 6.6% , 0.21 ที่ 7.7% และ 0.20 ที่ 6.5% ตามลำดับ

Cheng et al (2018) ได้ใช้เทคโนโลยีการตรวจจับระยะไกลหาปริมาณคลอโรฟิลล์ในต้นแอปเปิ้ล โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ เครือข่ายประสาทเทียมย้อนกลับ (Back propagation neural network : BPNN) และวิธีการถดถอยเวกเตอร์ (Supported Vector Machine Regression :

SVMR) เป็นวิธีการที่ได้รับการยอมรับในการสร้างแบบจำลองการประมาณค่าโดยใช้การถ่ายภาพระยะไกลและหาความสัมพันธ์ จุดมุ่งหมายของการศึกษาครั้งนี้เพื่อหารูปแบบการประมาณต้นแอปเปิ้ล ปริมาณคลอโรฟิลล์บนเรือดยอดโดยใช้ขอบสีแดง(Red-edge) และอินฟราเรดใกล้ ซึ่งเป็นแบนด์ในเซ็นเซอร์ของ Sentinel-2 ผลการวิจัยพบว่าการสอบเทียบการตั้งค่าสัมประสิทธิ์การตัดสีในใจ $R^2 = 0.729$ และชุดตรวจสอบผลได้ค่า $R^2 = 0.667$ โดยที่ SVMR ตามดัชนีพืชพรรณ ($NDVI_{green} + NDVI_{red} + NDVI_{re}$) ซึ่งได้ค่าสูงกว่าการใช้วิธีแบบ BPNN 8.2% และ 11.0% ตามลำดับ รากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย $RMSE = 0.159$ และชุดตรวจสอบค่า $RMSE = 0.178$ ตามลำดับ การใช้ของวิธี SVMR ตามดัชนีพืชพรรณ ($NDVI_{green} + NDVI_{red} + NDVI_{re}$) ซึ่งมีค่าต่ำกว่าของรูปแบบการใช้ BPNN (ร้อยละ 5.9) และร้อยละ 3.8 ตามลำดับ

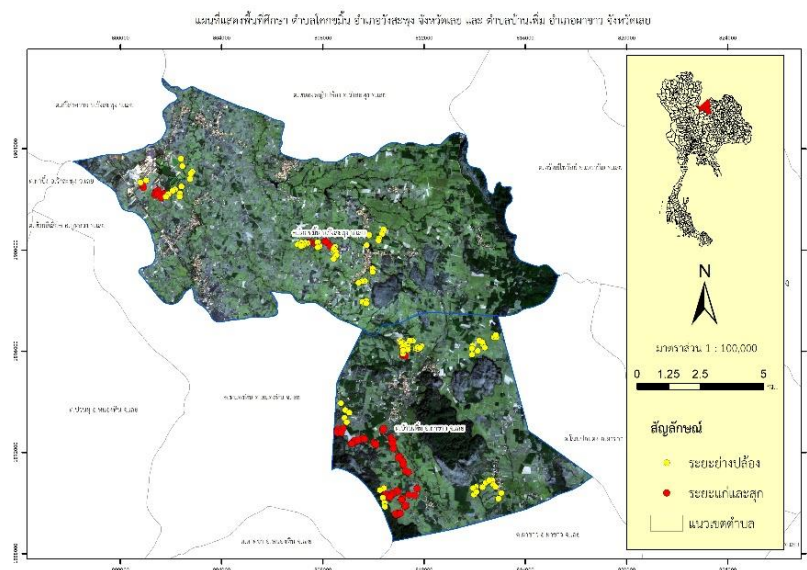


บทที่ 4

วิธีดำเนินงานวิจัย

4.1 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาทำการ Buffer ให้อยู่ในระยะ 20 กิโลเมตร ในตำบลโคกขมิ้น และตำบลบ้านเพิ่ม มีเนื้อที่ทั้งสิ้น 59,359 ไร่ (94.97 ตารางกิโลเมตร) ตั้งอยู่ละติจูดที่ 17.1787 และลองจิจูดที่ 101.8942 ลักษณะภูมิประเทศขององค์การบริหารส่วนตำบลโคกขมิ้น และตำบลบ้านเพิ่ม โดยทั่วไปพื้นที่ส่วนใหญ่ เป็นที่ดอนและที่ราบลุ่ม โดยทรัพยากรธรรมชาติในพื้นที่ตำบลโคกขมิ้นที่พื้นที่ส่วนมากจะเป็นพื้นที่ทางการเกษตร ทำนา ทำไร่ สภาพทรัพยากรธรรมชาติจะมีป่าไม้อยู่บ้างแต่จะเป็นลักษณะป่าเสื่อมโทรม โดยประชากรในเขตพื้นที่ตำบลโคกขมิ้นมีอาชีพทำไร่อ้อย อันดับรองลงมา คือทำนา และปลูกถั่วเหลือง ในฤดูแล้ง และในตำบลโคกขมิ้นยังเป็นพื้นที่ตั้งของโรงงานอุตสาหกรรมน้ำตาลอยู่จำนวน 2 แห่ง



ภาพที่ 4-1 พื้นที่ศึกษา : ตำบลโคกขมิ้นและตำบลบ้านเพิ่ม

4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

4.2.1 ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2

ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 สามารถดาวน์โหลดได้จาก <https://earthexplorer.usgs.gov/> ของหน่วยงาน USGS โดยอยู่ในช่วงบันทึกข้อมูล path 129 และ row 48 ณ วันที่ 12 ธันวาคม พ.ศ. 2562 และ วันที่ 10 กรกฎาคม พ.ศ. 2563 ภาพถ่ายดาวเทียมได้รับการปรับแก้เชิงคลื่น (Radiometric correction) ในระดับ 2A จำนวน 12 บิท จัดเก็บนามสกุลไฟล์ด้วยรูปแบบ JPEG2000 เมื่อได้ภาพแล้วนำภาพถ่ายดาวเทียมที่ได้ทำการดาวน์โหลดมาทำการรวมแบนด์ (Composite Band) และทำการ Resample pixel size ของภาพที่จำนวน 4 ภาพด้วยกัน สำหรับงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้ภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร จำนวน 9 แบนด์ ภาพที่มีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่เฉพาะแค่ 20 เมตร จำนวน 6 แบนด์ ภาพที่มีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่เฉพาะแค่ 10 เมตร จำนวน 4 แบนด์ และภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร จำนวน 9 แบนด์ และทำการปรับแก้ข้อมูลชั้นบรรยากาศด้วยโปรแกรม Quantum GIS Version 3.10 ทั้ง 4 ภาพ และทำการตัดภาพเฉพาะพื้นที่ศึกษาโดยใช้ซอฟต์แวร์ ArcGIS Desktop กำหนดค่าคลาดเคลื่อนของจุดภาพไม่เกิน 2 จุดภาพ โดยมีระบบพิกัดพื้นฐานอ้างอิง World Geodetic System 1984 (WGS1984) และระบบพิกัดแบบ Universal Transverse Mercator

ตารางที่ 4-1 รายละเอียดของ Sentinel – 2 MSI ที่แสดงค่าแบนด์ , จำนวนแบนด์ และรายละเอียดของภาพ

ชุดที่	แบนด์ที่รวม	จำนวนแบนด์	แบนด์ภาพ	ความละเอียด / เมตร
1	ภาพที่มีความละเอียดตั้งแต่ 20 เมตรทั้งหมด	9	B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B11, B12	20
2	ภาพที่มีความละเอียดเฉพาะที่ 10 เมตร	4	B2, B3, B4, B8	10
3	ภาพที่มีความละเอียดเฉพาะที่ 20 เมตร	6	B5, B6, B7, B8A, B11, B12	20
4	ภาพที่มีความละเอียดตั้งแต่ 10 เมตรทั้งหมด	9	B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8a, B11, B12	10

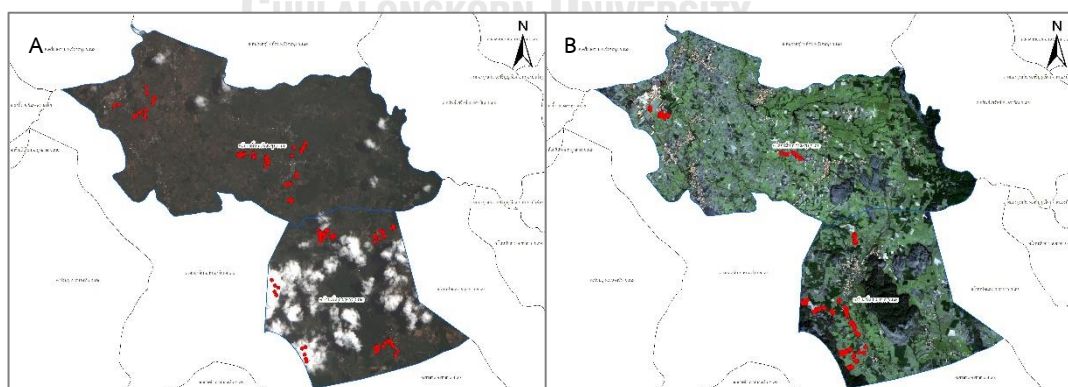
จากตารางที่ 4-2 แบนด์ ภาพที่เลือกใช้จะเป็นค่าความละเอียดของภาพที่แตกต่างกัน โดยที่แบนด์มักจะใช้ในการหาดัชนีพืชพรรณต่าง ๆ หรือใช้ในการผสมสีเท็จ แบนด์ 8, 4, และ 3 เพื่อดูดัชนีพืชพรรณของพืชเป็นแบนด์ในช่วงคลื่นที่ตามองเห็น (Visible band) และ 8 ซึ่งเป็นอินฟราเรด (Infrared band) ของดาวเทียม Sentinel – 2 ซึ่งเป็นแบนด์ที่มีความละเอียดภาพที่ 10 เมตร และที่ความละเอียดที่ 20 เมตร จะเป็นแบนด์เฉพาะที่มีในภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 คือ ช่วงคลื่นที่เรียกว่าขอบแดง (Red-edge) ได้แก่ แบนด์ที่ 5, 6, 7 และ 8a เป็นอินฟราเรดใกล้อีก 2 แบนด์ คือ แบนด์ 11 และ 12 (Chemura et al. 2018)

ในการเลือกชุดข้อมูลจากตารางที่ 2 นั้น ได้ใช้สมมุติฐานที่ว่าในการใช้แบบจำลองเพื่อหาปริมาณคลอโรฟิลล์จากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 นั้น ภาพที่มีค่าความละเอียดที่ 10 เมตร จะให้ค่าการทำนายที่ดีกว่า ภาพที่มีความละเอียดที่ 20 เมตร และเมื่อรวมแบนด์ภาพในแต่ละช่วงแบนด์ทำการ Resampling pixel แล้ว ความละเอียดที่ 10 เมตร หรือ 20 เมตร จะเหมาะสมต่อการหาปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อย

4.2.2 ข้อมูลภาคสนาม

ข้อมูลภาคสนามในงานวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์ค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนของแสง ซึ่งอ่านจากเครื่อง SPAD – 502 โดยใช้อ้อยพันธุ์ขอนแก่นสาม ทำการสุ่มเลือกอ้อยในแต่ละแปลง โดยเก็บข้อมูลซึ่งจะจัดเก็บอ้อย 2 ระยะ คือ ระยะย่างปล้องอ้อยมีอายุ 3 - 4 เดือน และอ้อยแก่และสุกอ้อยจะมีอายุตั้งแต่ 8 เดือนขึ้นไป เพื่อดูปริมาณค่าคลอโรฟิลล์ของอ้อยในแต่ละช่วงอายุว่ามีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยวิธีการเก็บข้อมูลได้ทำการวางแปลง 15 x 15 เมตร (Chemura et al. 2018) และ สุ่มเก็บตัวอย่างใบอ้อยใบที่ 3 นับจากใบที่ทางเต็มที่แล้วที่ตำแหน่งคอบใบสูงสุด (Top visible dewlap) (Jarearnseng, 2010) ดังภาพที่ 10 ทั้งหมดจำนวน 5 ต้น ในแต่ละแปลงแล้วนำค่าที่ได้มาเฉลี่ยกันในแต่ละแปลง และเก็บข้อมูลพิกัดโดยใช้เครื่องรับสัญญาณระบบกำหนดตำแหน่งบนพื้นผิวโลกแบบพกพา ปรับแก้ค่าพิกัดโดยใช้หลักการ Differential GPS: DGPS โดยมีค่าความถูกต้องทางตำแหน่งไม่เกิน 5 เมตร ซึ่งขั้นตอนการเก็บข้อมูลมี ดังนี้

1) ทำการออกสำรวจแปลงโดยสุ่มแปลงตัวอย่างในพื้นที่จำนวน 100 แปลง โดยใช้ตลับเมตรวัดระยะขนาด 20 เมตร ทำการดึงตลับเมตรวัดระยะจากบริเวณขอบแปลงจนได้วัดระยะ 15 เมตร โดยใช้การวัดเป็นแบบกว้าง x ยาว ขนาด 15x15 เมตร และนำมาสร้างภาพให้มีขนาดเท่ากับแนวเขตตำบลโคกขมิ้นและตำบลบ้านเพิ่มซึ่งได้เป็นภาพที่ขนาด 1924 x 1091 และทำการสร้างข้อมูลตัวอย่างโดยแบ่งออกเป็นสองชุด ได้แก่ ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม และข้อมูลอ้างอิงจากการสำรวจ



ภาพที่ 4-2 ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม และข้อมูลจุดอ้างอิง 2053 x 1831จุดภาพ

(A.) ระยะย่างปล้อง และ B.) ระยะแก่และสุก)

2) ทำการเก็บค่าปริมาณคลอโรฟิลล์จากใบอ้อยโดยสุ่มเก็บตัวอย่างใบอ้อยใบที่ 3 นับจากใบที่ทางเต็มที่แล้วที่ตำแหน่งคอบสูงสุด (Top visible dewlap) ทั้งหมด 5 ต้นในแต่ละแปลงแล้วนำค่าที่ได้มาเฉลี่ยกันในแต่ละแปลง โดยสุ่มเลือกแปลงอ้อยให้กระจายโดยทั่วกันจำนวน 100 แปลง

3) ในแต่ละใบทำการตัดชิ้นส่วนของใบขนาดประมาณ 1 ตารางเซนติเมตร แล้วนำตัวอย่างใบใส่หลอดที่มีสารละลาย Dimethylformamide (DMF) ปริมาตร 5 มิลลิลิตร ปิดฝาให้สนิท แล้วเก็บไว้ในที่มืดทันทีเป็นเวลา 24 - 48 ชั่วโมง เพื่อป้องกันไม่ให้คลอโรฟิลล์ถูกทำลายด้วยแสงเมื่อใบมีสีซีดแล้ว และทำการบันทึกหมายเลขของหลอดทดลองไว้ตรงกับค่า SPAD unit ที่วัดไปแล้วข้างต้น จากนั้นนำไปวัดค่าการดูดกลืนแสง (Absorbance) ด้วยเครื่อง Spectrophotometer ที่ความยาวคลื่น 647 และ 664 นาโนเมตร โดยใช้ DMF เป็นค่าการในดูดกลืนแสงแล้วไปคำนวณหาปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบ ซึ่งมีหน่วยเป็น $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ (Moran 1982)

ในการเก็บกลุ่มตัวอย่างในใบอ้อยที่จะใช้ในการหาปริมาณคลอโรฟิลล์นั้นควรมีถึงไนโตรเจนเพื่อใช้ในการแช่เก็บรักษาใบอ้อยให้ไว้ได้นานกว่าการเอามาแช่ในน้ำแข็ง เหมาะสำหรับการเก็บตัวอย่างในปริมาณมากและใช้เวลาหลายวันในการเก็บข้อมูล เพราะเมื่อทำการตัดใบแล้วแช่ในสารละลาย (DMF) จากนั้นนำไปแช่ในถังน้ำแข็งจะทำให้หลอดทดลองนั้นอยู่ได้ประมาณ 24 - 48 ชั่วโมงก่อนจะนำไปทำการสกัดหาค่าคลอโรฟิลล์ A และคลอโรฟิลล์ B ซึ่งเก็บเกินเวลาอาจทำให้ค่าคลอโรฟิลล์เกิดความคลาดเคลื่อน

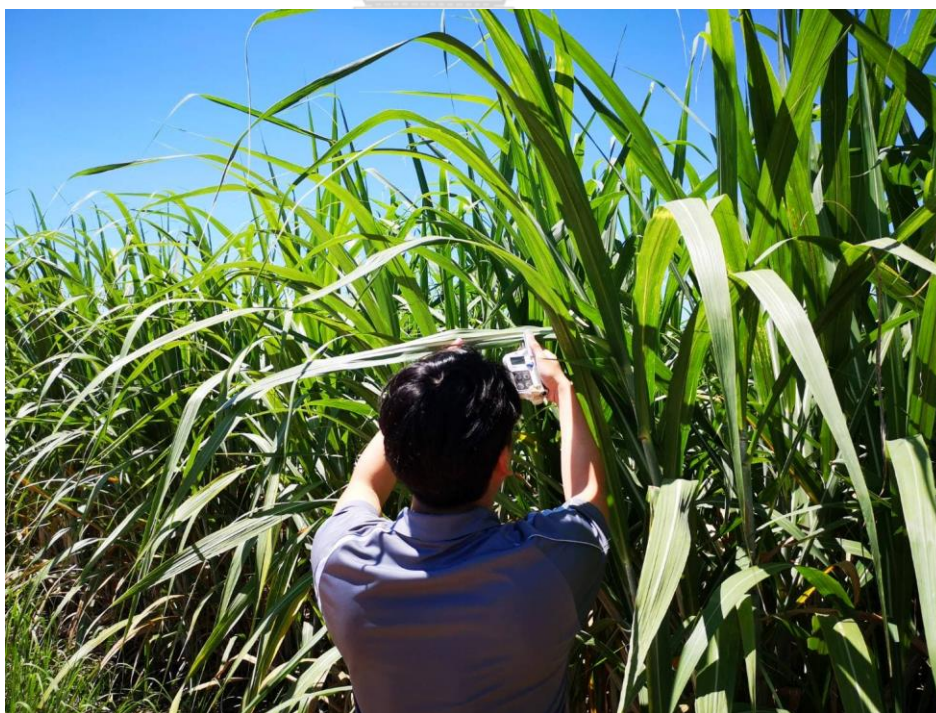


ภาพที่ 4-3 การเก็บตัวอย่างทดลองใบอ้อยและใส่สารละลาย DMF

การเก็บค่าใบเขียวจากอ้อย ซึ่งมีใบอ้อยที่ขนาดเรียวยาวทำให้การหนีใบอ้อย บางครั้งอาจหนีไปโดนเส้นกลางใบ (Midrib) ทำให้เครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ไม่สามารถอ่านค่าได้ จึง ควรเล็งตัวเซ็นเซอร์ให้พอดีกับขนาดของใบอ้อย

ค่าความเขียวเป็นความสัมพันธ์ระหว่างความเขียว (SPAD - Value) ในใบอ้อยกับ ปริมาณไนโตรเจนในใบ ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญที่บ่งบอกถึงปริมาณของคลอโรฟิลล์ ค่าความเขียว ของใบ (SPAD - Value) ซึ่งสัมพันธ์กับปริมาณของคลอโรฟิลล์ในใบพืช (วัดโดยใช้เครื่อง Chlorophyll meter หรือ (SPAD - 502) ได้รับการพัฒนาโดยหน่วยงาน Soil Plant Analyses Development (SPAD) รุ่น 502 วัดค่าการดูดกลืนแสงของใบที่ส่งผ่าน 2 ช่วง คือคลื่นแสงสีแดง (600-700 nm) และ near - infrared เครื่องจะคำนวณและแสดงค่าออกมาเป็นตัวเลข (SPAD value) ที่เป็นสัดส่วนกับปริมาณคลอโรฟิลล์ที่แสดงอยู่ในพืช ในการหาค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบ อ้อยได้

4) บันทึกค่าจุดกึ่งกลางแปลงตัวอย่าง ปรับแก้ความถูกต้องโดยใช้หลักการ DGPS ซึ่งใช้ เครื่องรับสัญญาณระบบกำหนดตำแหน่งบนพื้นผิวโลกแบบพหุพลา จำนวน 1 เครื่อง เรียกว่า Pseudorange - based Difference GPS ซึ่งวิธีนี้ให้ความถูกต้องทางตำแหน่งไม่เกิน 5 เมตร



ภาพที่ 4-4 การเก็บใบอ้อยที่ตำแหน่งคอใบ

4.2.3 เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษา

เครื่องมือที่ใช้ในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

4.2.3.1 ซอฟต์แวร์

1) การประมวลผลภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ทั้งในการเตรียมข้อมูลภาพ และสร้างข้อมูลเพื่อนำเข้าสู่ RF ได้ใช้ซอฟต์แวร์ Quantum GIS version 3.10 ในส่วนการประมวลผล MLR, RF และ BPNN ได้ใช้ซอฟต์แวร์ RapidMiner Studio ด้าน Machine Learning (Haque et al. 2018)

2) การประมวลผลวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้น และการแพร่กระจายย้อนกลับนั้น ได้ใช้ซอฟต์แวร์ RapidMiner Studio ด้าน Machine Learning

4.2.3.1 ฮาร์ดแวร์

1) คอมพิวเตอร์ขนาดพกพา

2) เครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ ยี่ห้อ Konica Minolta รุ่น SPAD 502

- ประสิทธิภาพในการวัดมีความคลาดเคลื่อนที่ ± 1 หน่วยวัด
- ค่าพิสัยในการวัด 0.0 – 50.0 SPAD Unit
- ใช้งานในช่วงอุณหภูมิ 0 – 50 องศา
- มีหน่วยความจำ 30 ตำแหน่ง
- สามารถหาค่าเฉลี่ยการวัดจากข้อมูลในหน่วยความจำ



ภาพที่ 4-5 เครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์

4.3 การปรับขนาดภาพถ่าย Sentinel – 2 ให้พร้อมใช้งาน

ภาพดาวเทียมที่นำมาหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ที่ได้จากการเก็บในพื้นที่ และค่าคลอโรฟิลล์ที่ได้จากการทำนายซึ่งภาพที่ใช้จะเป็นภาพแบบ Multispectral จำนวน 4 ภาพ ด้วยกันโดยจะใช้ภาพที่มีความละเอียดของภาพที่ 20 เมตร ที่ทำการ Resampling ที่แบนด์ภาพที่ 2, 3 และ 4 ให้มีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร จำนวน 9 แบนด์ ภาพที่มีความละเอียด 20 เมตร แบบดั้งเดิม จำนวน 6 แบนด์ ภาพที่มีความละเอียด 10 เมตรแบบดั้งเดิม จำนวน 4 แบนด์ และภาพที่มีความละเอียด 10 เมตร จำนวน 9 แบนด์ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ วัตถุประสงค์ของการทำ Normalization ก็เพื่อช่วยลดค่า Cost function ที่มีการลู่เข้า Global Optima ได้เร็วขึ้น ในกรณีของ ภาพถ่ายจะทำการ Normalize ค่าให้อยู่ในช่วง 0 – 255 (8 bit)

4.4 การสอน และการทดสอบ

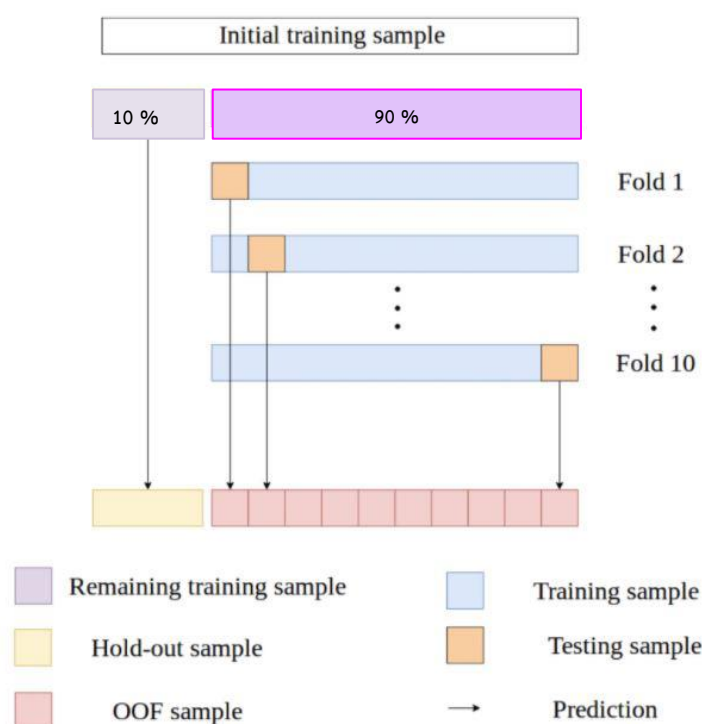
4.4.1 กำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้ในสำหรับที่ใช้สอนแบบจำลองแบบป่าสุ่ม ได้แก่ ค่า ความลึกสูงสุดของต้นไม้สูงสุด (Maximum total of tree depth) = 5, 10, 15 และ 20 จำนวนของต้นไม้ สูงสุดในป่า (Maximum number of Tree in Forest) = 100, 200, 300, 400, 500, 1,000, 1,500 และ 2,000 และ Learning Rate = 0.01 (Abdel-Rahman, Ahmed, and Ismail 2013; Chemura et al. 2018)

4.4.2 กำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ใช้ในสำหรับใช้สอนแบบจำลองแบบการแพร่กระจาย ย้อนกลับ ได้แก่ จำนวนโหนด (Number of hidden node) = 5, 10, 15 และ 20 จำนวนรอบ (Number of iterations) = 100, 200, 300, 400, 500, 1,000, 1,500, 2,000, 2,500 และ 3,000 และ Learning Rate = 0.01 (Srikamdee, Rimcharoen, and Leelathakul 2018; Li et al. 2018)

4.5 การทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ความสัมพันธ์

4.5.1 ในการทดสอบค่าความถูกต้องของแบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบ พหุคูณ แบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบป่าสุ่ม และการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่าย ประสาทเทียมแบบแพร่กลับ จะทำการเปรียบเทียบผลการความสัมพันธ์กับค่าอ้างอิงจากภาคสนาม โดยการทดสอบข้อมูลผู้จัดทำได้เลือกวิธีการแบ่งข้อมูลทดสอบแบบ Cross – validation test ทำ การแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายๆส่วน โดยมักจะแทนด้วยค่า K ในงานวิจัยนี้กำหนดรอบของการทดสอบ เท่ากับ 10 หรือ 10 – fold cross-validation เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เนื่องจาก

เป็นวิธีที่มีความนิยมนำไปใช้ในการทำงานวิจัย และผลลัพธ์จากการทดสอบความน่าเชื่อถือ การแบ่งข้อมูลทดสอบแบบ Cross-validation test โดยงานวิจัยนี้ได้กำหนด 90 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง และข้อมูล 10 เปอร์เซ็นต์ของข้อมูลนำมาใช้ในการทดสอบ โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากันหลังจากนั้นข้อมูลหนึ่งส่วนจะใช้เป็นตัวทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง การทดสอบจะทดสอบวนรอบจนครบจำนวนที่แบ่งไว้ (Mekha and Teeyasuksaet 2019)



ภาพที่ 4-6 Cross - validation test

จากภาพที่ 4-6 จะทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลเรียนรู้ (Training data) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน ให้มีจำนวนเท่ากันหลังจากนั้นทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง จำนวน 30 รอบ ดังนี้

การทดสอบรอบที่ 1 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 1 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 2 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 2 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 3 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 3 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 4 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 5, 6, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 4 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 5 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 5 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 6 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 6 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 7 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 7 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 8 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 8 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 9 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 และ 10 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 9 เพื่อทำการทดสอบ

การทดสอบรอบที่ 10 ใช้ข้อมูลส่วนที่ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 และ 9 สร้างโมเดล และใช้โมเดลทำนายข้อมูลส่วนที่ 10 เพื่อทำการทดสอบ

เมื่อโมเดลทำการสอนและทดสอบจนครบจำนวนรอบตามที่กำหนด จะมีการแบ่งข้อมูลทดสอบแบบ Cross - validation Test เพื่อทดสอบแบบจำลองในการวิเคราะห์ค่าความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ ผู้จัดทำงานวิจัยนี้ได้เลือกวัดประสิทธิภาพด้วย รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean square error: RMSE) \pm Standard division เพื่อประเมินความน่าเชื่อถือของโมเดล

4.5.2 ในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม ได้เลือกใช้วิธีแบบ MAE เพื่อดูความสัมพันธ์ของค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ได้จากการทำนายนั้นตกอยู่ช่วงที่ต่ำสุดของแต่ละ Node ของต้นไม้แต่ละต้น

บทที่ 5

ผลการดำเนินการวิจัย

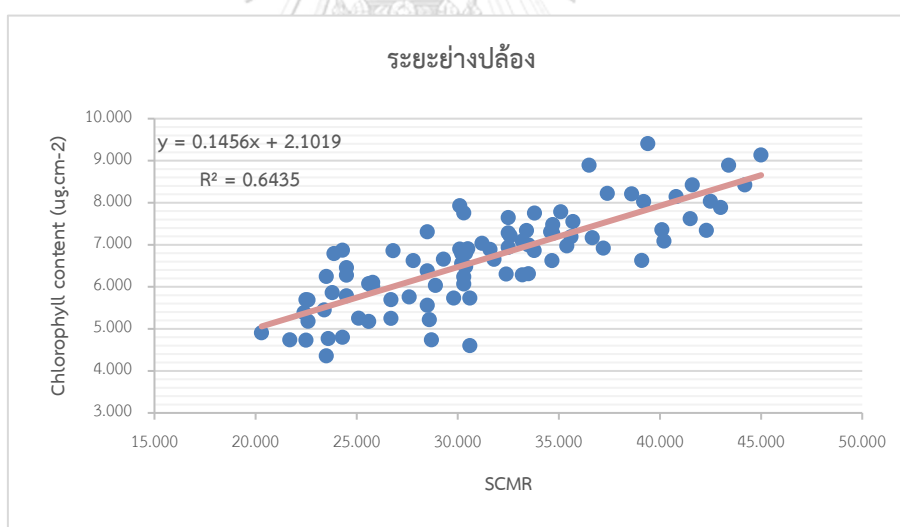
งานวิจัยเรื่องนี้ แบ่งการรายงานผลการการวิจัยออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ของใบอ้อยที่ได้จากการเก็บตัวอย่างจากค่าความเขียวของใบอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 แสดงในหัวข้อ 5.1 ส่วนที่สองเป็นการสร้างแบบจำลองหาความสัมพันธ์ของค่าความเขียวของใบอ้อยกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ด้วย 4 วิธีการ คือ Linear regression, Multiple Linear Regression, Random forest และ back propagation neural network แสดงในหัวข้อที่ 5.2

จากการทดลองแบบจำลองมีรายละเอียดในการทดลอง พบว่าแบบจำลองความสัมพันธ์ของค่าใบเขียวที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียมในระยะต่างปล้อง โดยวิเคราะห์ด้วยวิธีการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ พบค่าความสัมพันธ์กำลังสองของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ $R^2 = 0.75$ และ $RMSE = 3.92 \pm 1.77$ ที่เก้าแบนด์ภาพ (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12) ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร ในขณะที่ระยะสูงและแก่ พบค่าความสัมพันธ์กำลังสองของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ $R^2 = 0.79$ และ $RMSE = 3.73 \pm 1.12$ ด้วยวิธีการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ที่เก้าแบนด์ภาพ (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12) ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

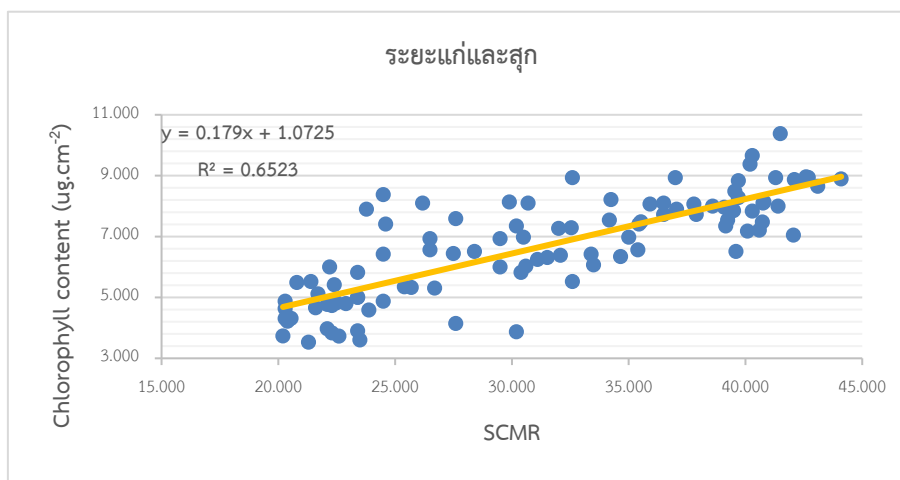
5.1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับเครื่อง SPAD – 502

ในงานวิจัยนี้ได้เก็บกลุ่มตัวอย่างของคลอโรฟิลล์ในพื้นที่ตำบลโคกขมิ้น อำเภอลำทะเมนชัย จังหวัดเลย และตำบลบ้านเพิ่ม อำเภอนาหว้า จังหวัดเลย ตามขั้นตอนการวิจัย โดยเริ่มจากการเก็บกลุ่มตัวอย่าง จำนวน 100 จุด โดยเลือกพันธุ์อ้อยขอนแก่น 3 เก็บกลุ่มตัวอย่างของอ้อยในช่วงระยะต่างปล้อง และระยะแก่และสุก ด้วยวิธีการ (Sample Random Sampling) และทำการตัดชิ้นส่วนของใบ ขนาด 1 ตารางเซนติเมตร แช่ในสารละลาย Dimethylformamide (DMF) ปริมาตร 5 มิลลิลิตร จากนั้นนำไปวัดค่าการดูดกลืนแสง (Absorbance) ด้วยเครื่อง Spectrophotometer ที่ความยาวคลื่น 647 และ 664 นาโนเมตร ซึ่งมีหน่วยเป็น $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ เพื่อที่จะได้ทราบค่าคลอโรฟิลล์เอ คลอโรฟิลล์บี และผลรวมของคลอโรฟิลล์

ผลการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ระหว่างคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 จากกลุ่มตัวอย่าง 2 ชุด ชุดแรกที่อ้อยอยู่ในระยะอย่างปล้อง อายุราว 3 – 4 เดือน โดยผลแสดงให้เห็นว่าคลอโรฟิลล์มีความสัมพันธ์กับค่าใบเขียวที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 ในระยะอย่างปล้อง และระยะแก่และสุก ($R^2=0.643$ และ $R^2=0.652$) ค่าคลอโรฟิลล์ที่สูงที่สุดที่วัดได้อยู่ที่ Total chlorophyll = 9.401 ug.cm⁻² คลอโรฟิลล์ต่ำสุด Total chlorophyll = 4.354 ug.cm⁻² ค่าเฉลี่ยของคลอโรฟิลล์ Mean = 6.66 ± 1.11 ug.cm⁻² และที่ค่าใบเขียวที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 ค่าสูงสุดที่วัดได้ Max = 45.0 ต่ำสุด Min = 20.3 และค่าเฉลี่ยอยู่ที่ Mean = 31.3 ± 6.15 ขณะที่ชุดที่สองที่อ้อยอยู่ในระยะแก่และสุก อายุราว 8 – 12 เดือน ค่าคลอโรฟิลล์ที่สูงที่สุดที่วัดได้ที่ Total chlorophyll = 10.37 ug.cm⁻² คลอโรฟิลล์ต่ำสุด ที่ Total chlorophyll = 3.526 ug.cm⁻² และค่าเฉลี่ยของคลอโรฟิลล์ Mean = 6.77 ± 1.66 ug.cm⁻² ขณะที่ค่าใบเขียวที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 ค่าสูงสุดที่วัดได้ Max = 44.1 ต่ำสุด Min = 20.2 และค่าเฉลี่ยอยู่ที่ Mean = 31.3 ± 7.51



ภาพที่ 5-1 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในระยะอย่างปล้อง



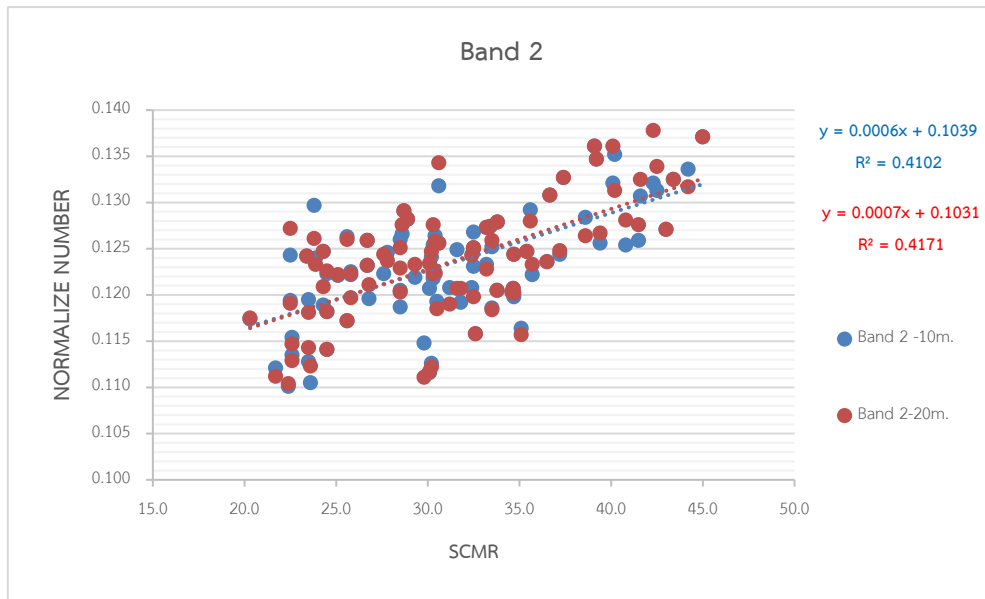
ภาพที่ 5-2 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในระยะแก่และสุก

5.2 ผลการสร้างแบบจำลองหาความสัมพันธ์ของค่าความเขียวของใบกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2

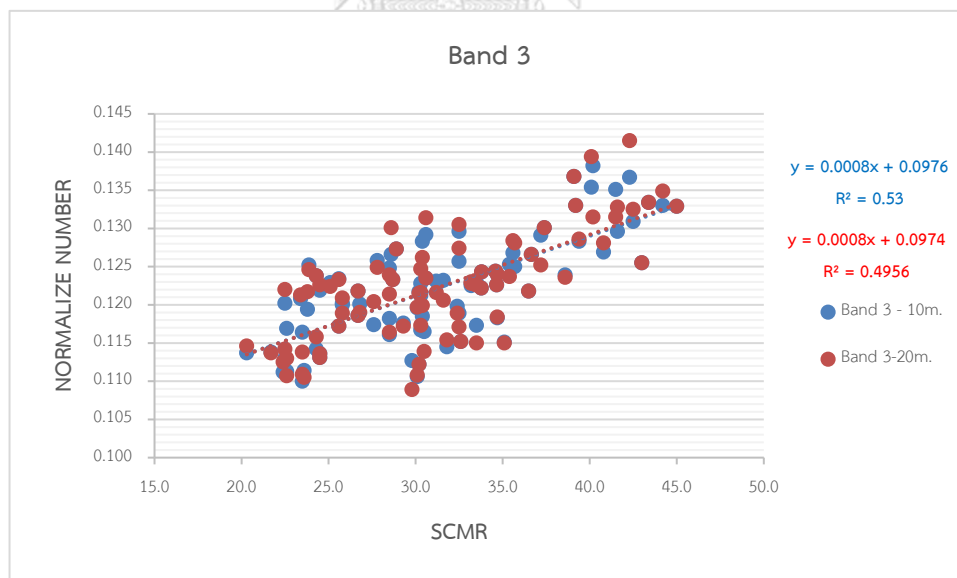
ในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 หาความสัมพันธ์ค่าความเขียวของใบอ้อยพันธุ์ขอนแก่น 3 ที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในสองช่วงระยะเวลาการเจริญเติบโต คือ ระยะเวลาปลูกที่อายุราว 3 – 4 เดือน และระยะแก่และสุกที่อายุราว 8 – 12 เดือน ด้วย 4 วิธีการที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์ คือ Linear regression, Multiple Linear Regression, Random forest และ back propagation neural network ผลลัพธ์ที่ได้จากการดำเนินงานมีดังนี้

5.2.1 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบง่าย (Linear Regression)

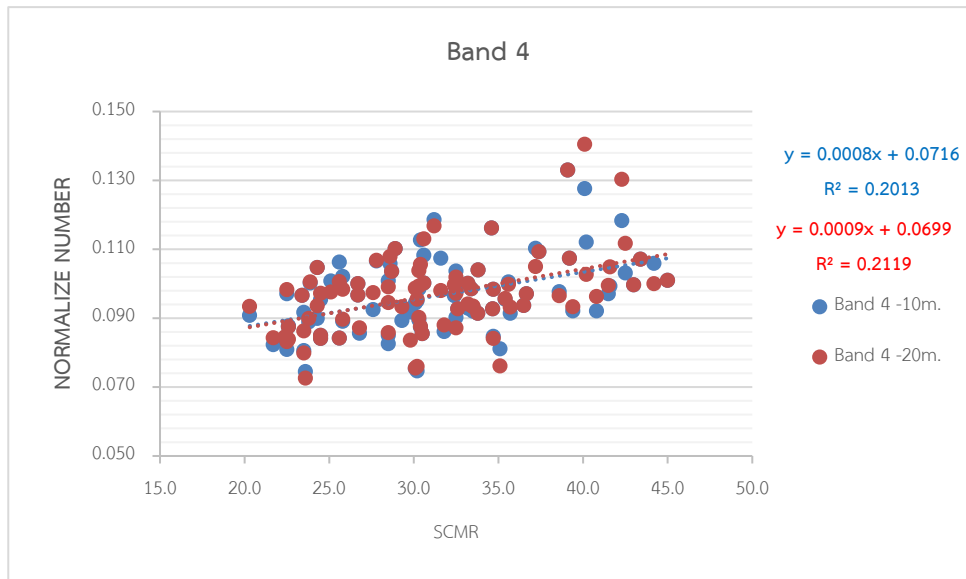
ผลการเปรียบเทียบหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละแบนด์ภาพกับค่าความเขียวของใบที่วัดได้ด้วยเครื่อง SPAD – 502 โดยเลือกพันธุ์อ้อยขอนแก่นสามในช่วงระยะปลูกอายุอ้อยราว 3 - 4 เดือน และทำการ Resampling Raster แบนด์ 2, 3 และ 4 ให้ภาพมีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร ผลแสดงความสัมพันธ์มากที่สุดที่แบนด์ภาพที่ 3 ($R^2 = 0.53$) ในช่วงคลื่นแสงสีเขียวที่ตามองเห็น (Visible band) ที่รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และมีความสัมพันธ์น้อยสุดที่แบนด์ภาพที่ 12 ($R^2 = 0.17$) ในช่วงอินฟราเรดคลื่นสั้น (SWIR)



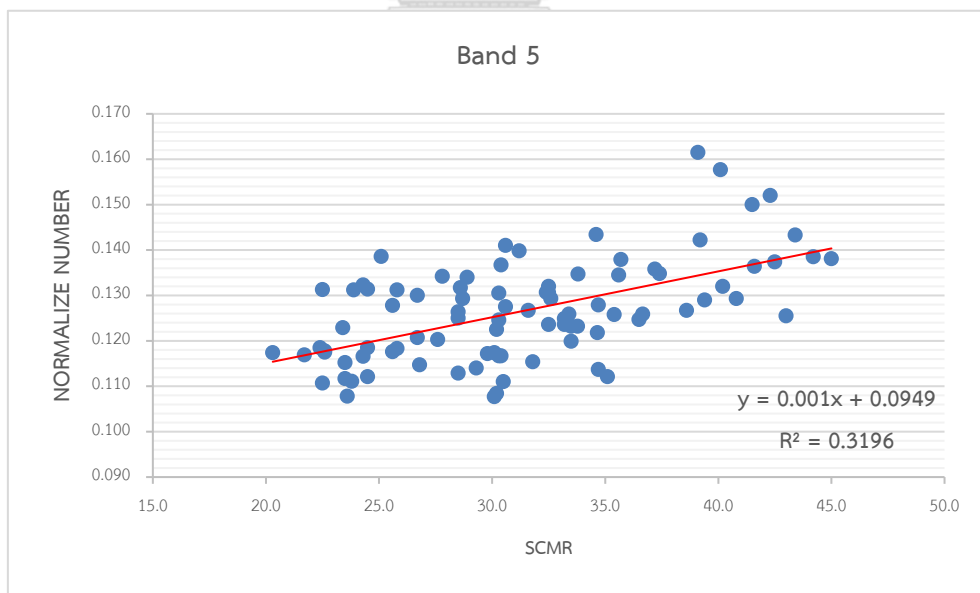
ภาพที่ 5-3 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 2 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



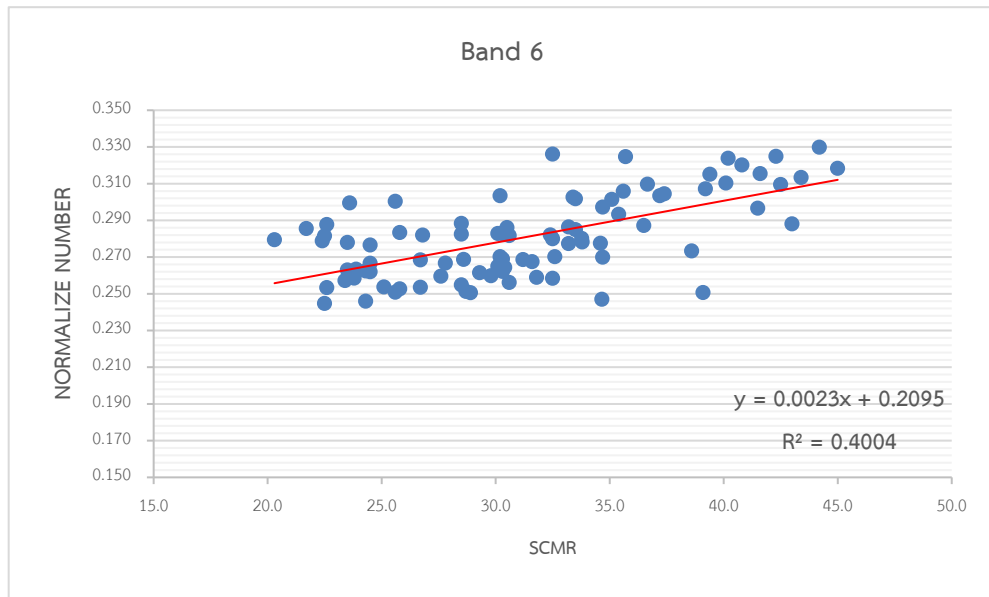
ภาพที่ 5-4 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 3 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



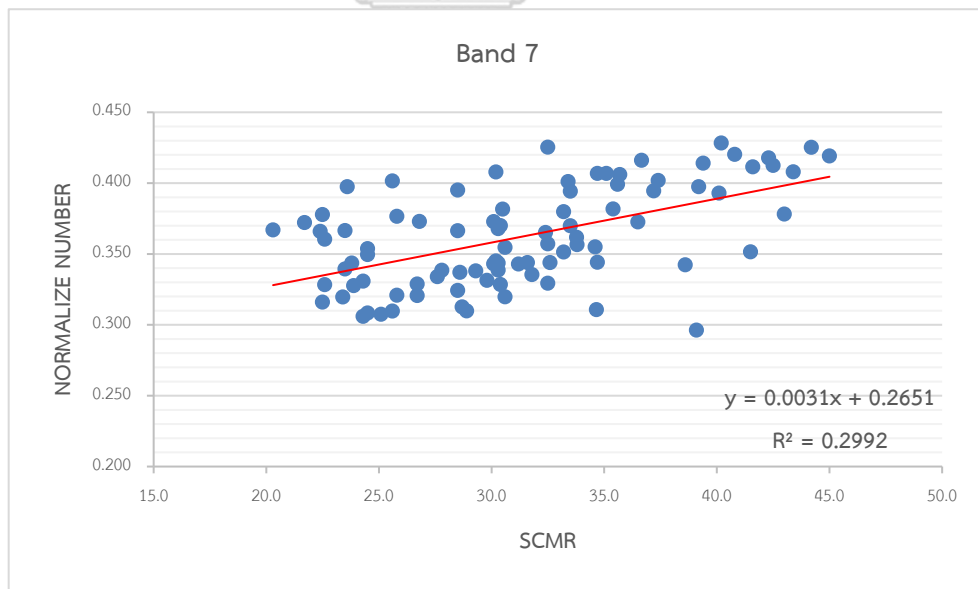
ภาพที่ 5-5 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 4 ที่ระดับรายละเอียดพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



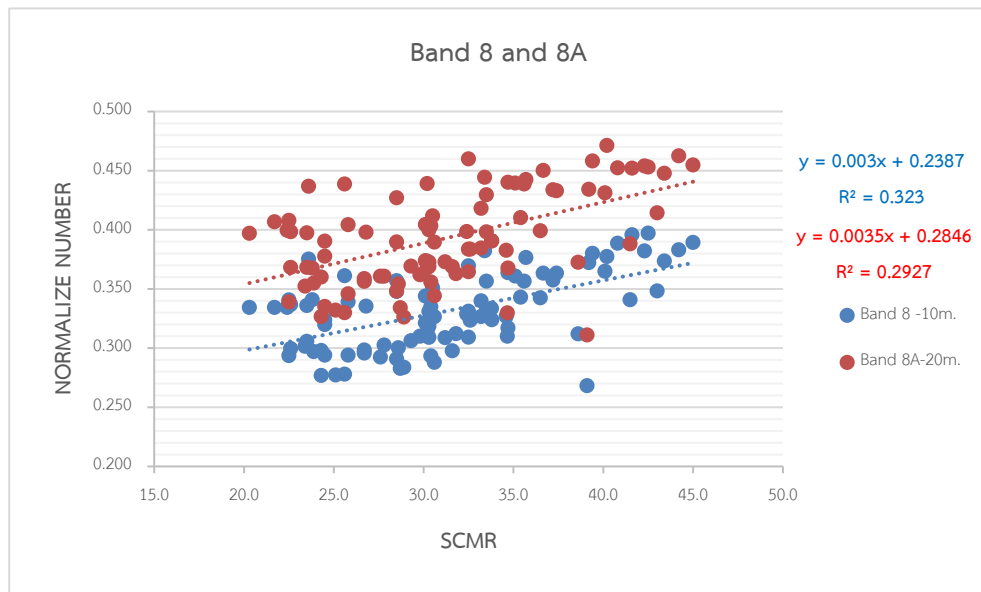
ภาพที่ 5-6 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 5 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



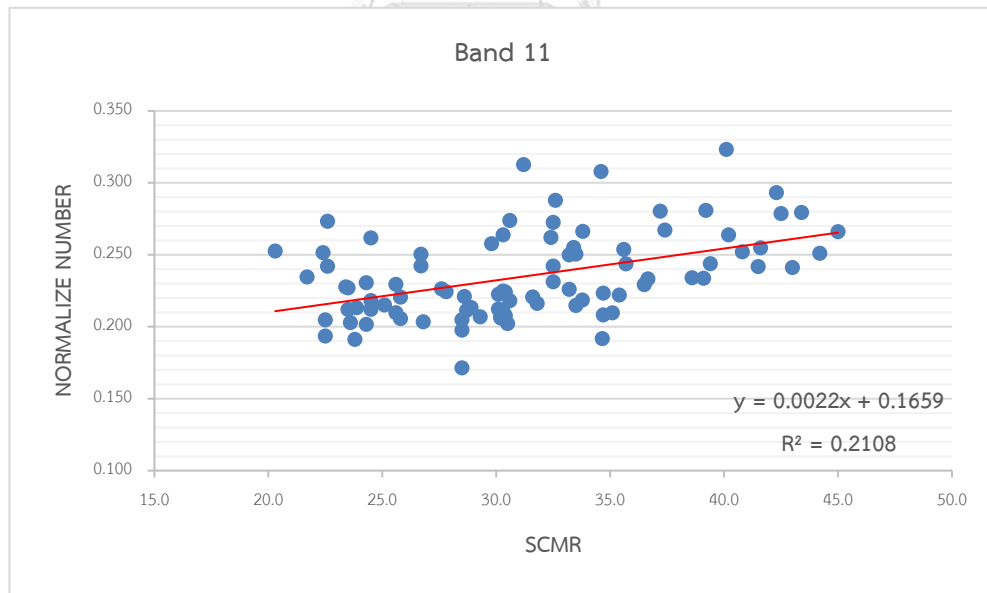
ภาพที่ 5-7 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 6 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



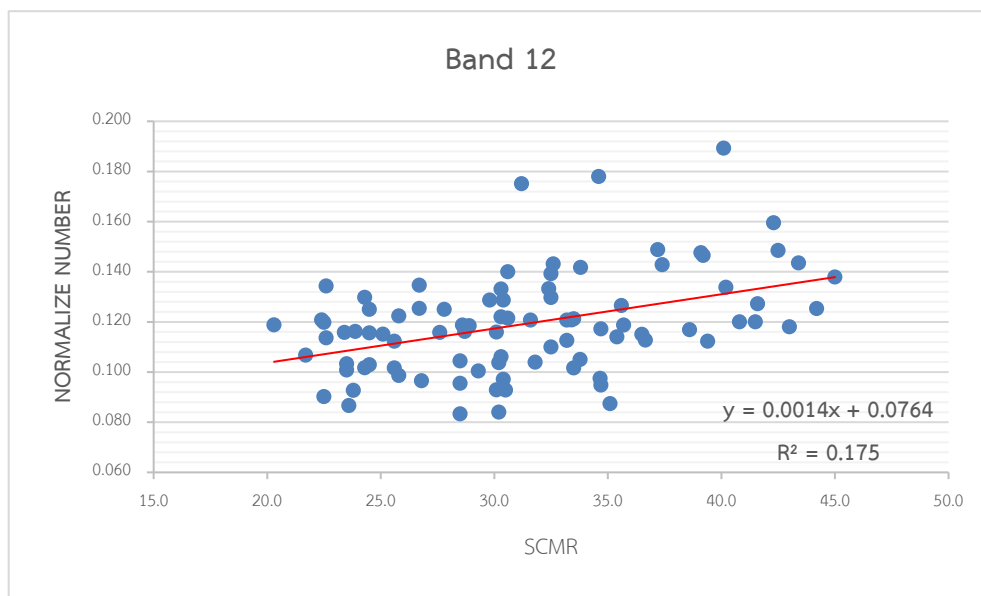
ภาพที่ 5-8 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่น กับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 7 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



ภาพที่ 5-9 กราฟแสดงการความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะอย่างปล้อง แบนด์ที่ 8 และ 8A ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร ตามลำดับ

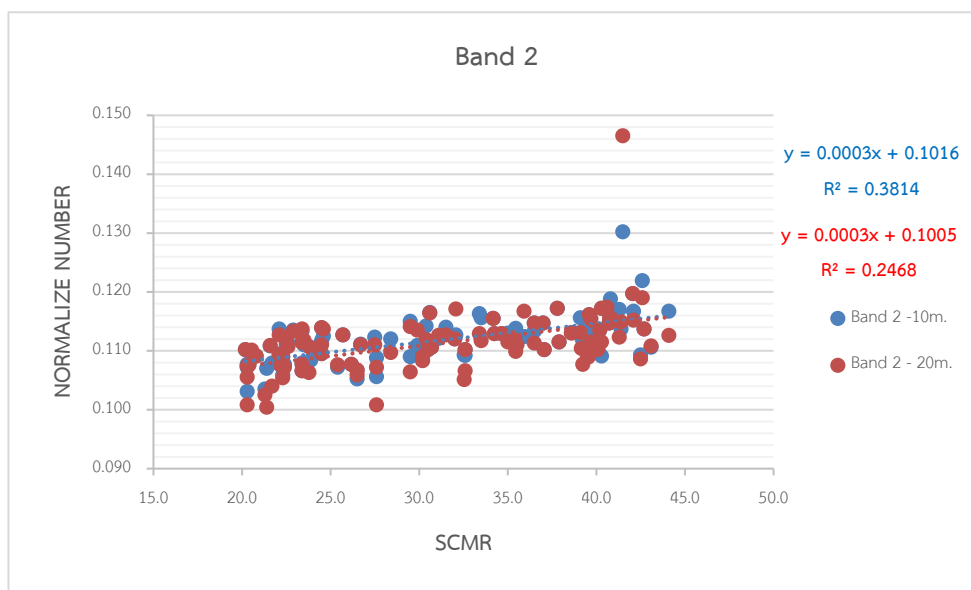


ภาพที่ 5-10 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 11 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

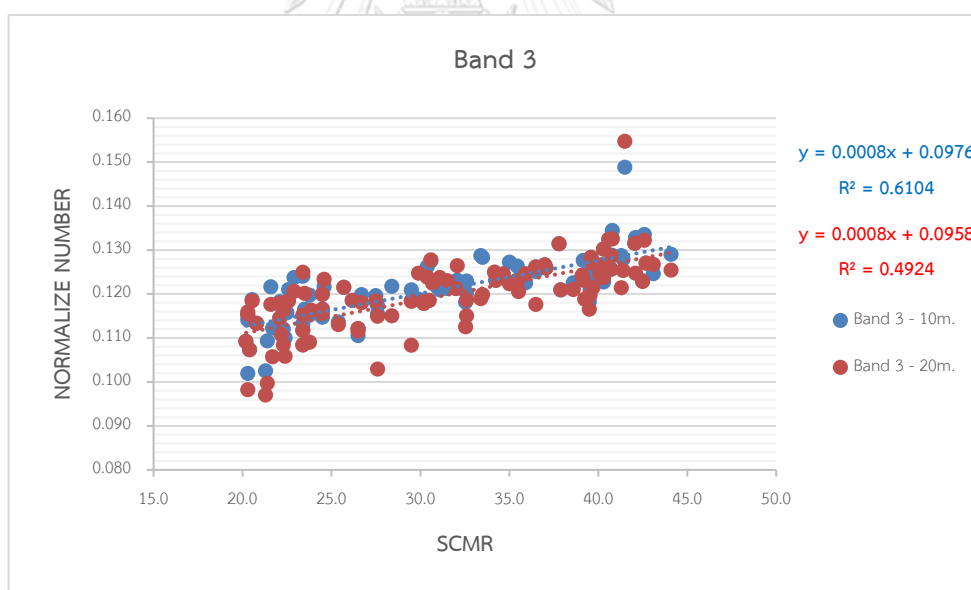


ภาพที่ 5-11 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 12 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

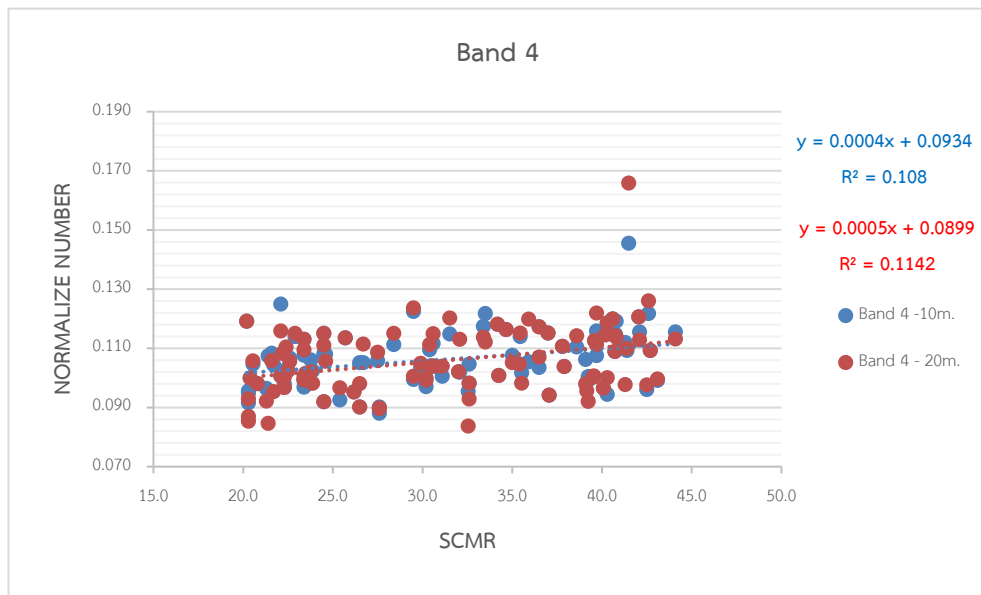
ผลการเปรียบเทียบความสัมพันธ์ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD – 502 ในช่วงระยะแก่และสุก อายุอ้อยราว 8 – 12 เดือน และทำการ Resampling Raster แบนด์ 2, 3 และ 4 ให้ภาพมีรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร ผลลัพธ์ที่ได้แบนด์ภาพมีความสัมพันธ์กับค่าใบเขียวของอ้อยมีความสัมพันธ์มากที่สุดที่แบนด์ภาพที่ 3 ($R^2 = 0.61$) ในช่วงคลื่นแสงสีเขียวที่ตามองเห็น (Visible band) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร และสัมพันธ์น้อยสุดที่แบนด์ที่ 12 ($R^2 = 0.04$) ในช่วงอินฟราเรดคลื่นสั้น (SWIR)



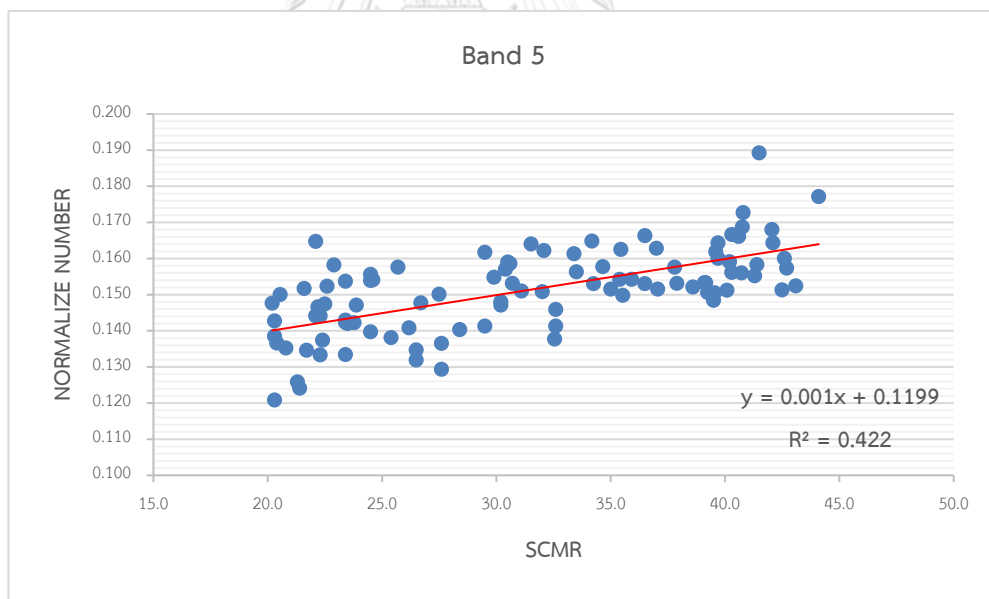
ภาพที่ 5-12 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 2 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



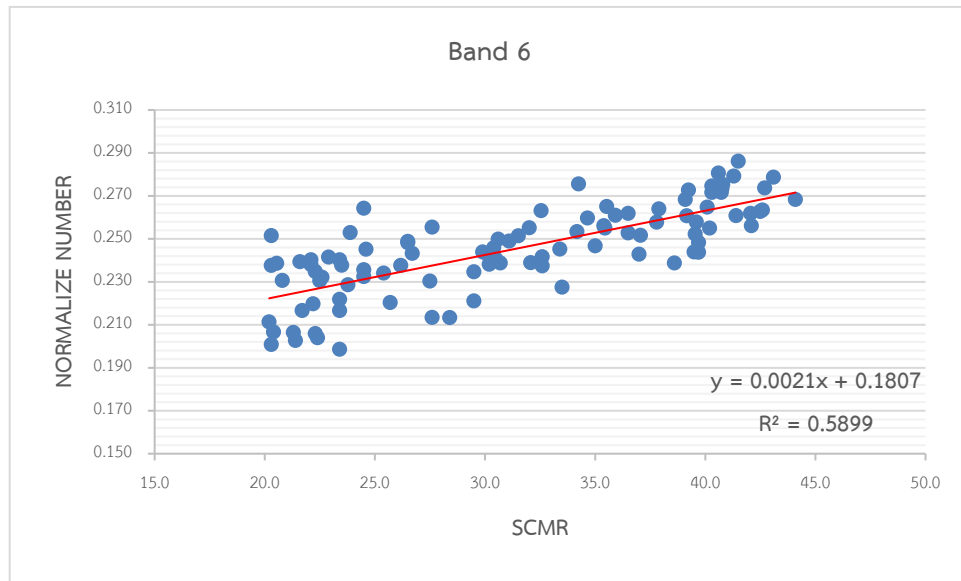
ภาพที่ 5-13 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 3 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



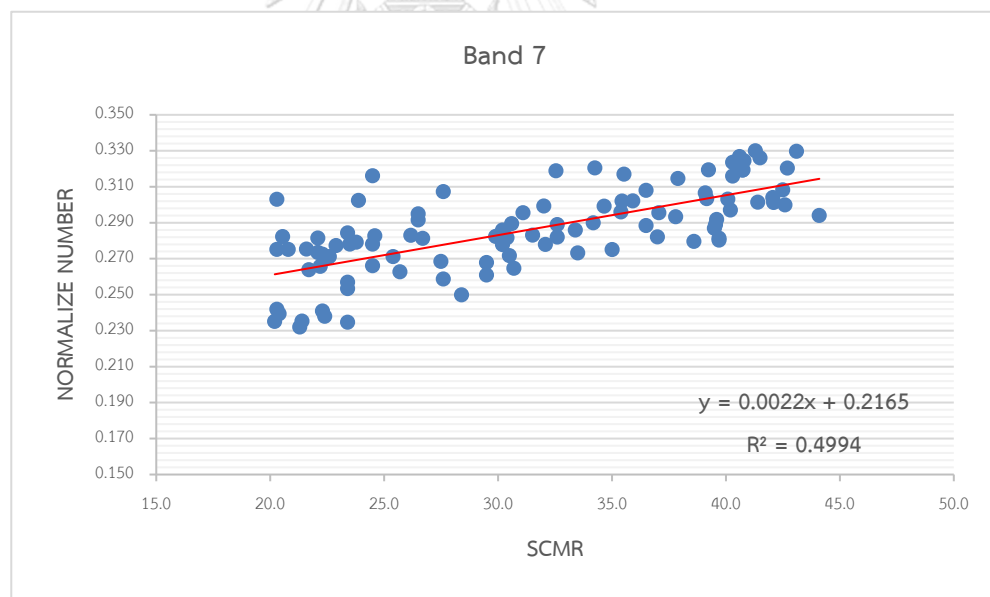
ภาพที่ 5-14 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 4 ที่ระดับรายละเอียดพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร



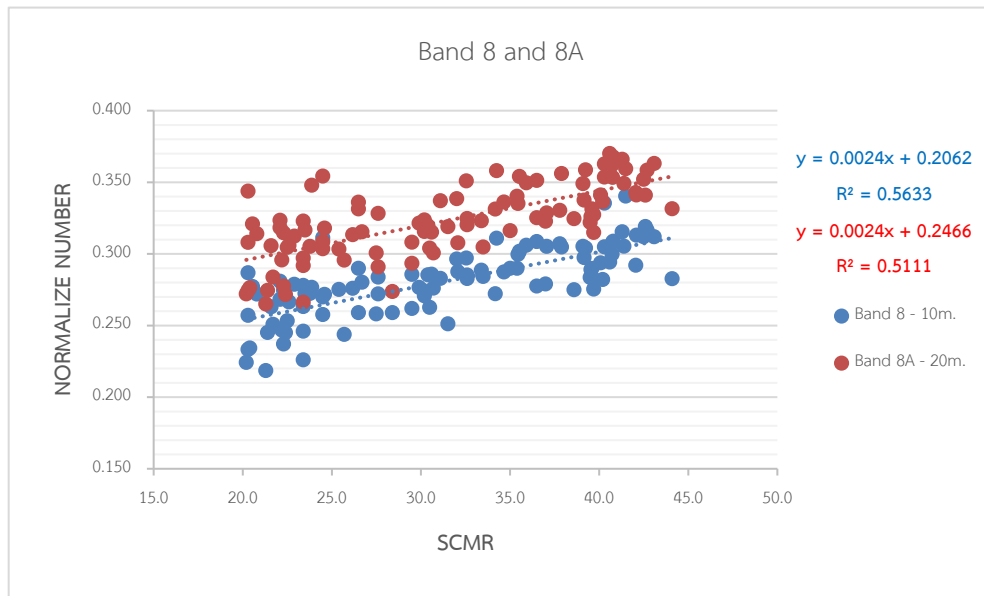
ภาพที่ 5-15 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 5 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



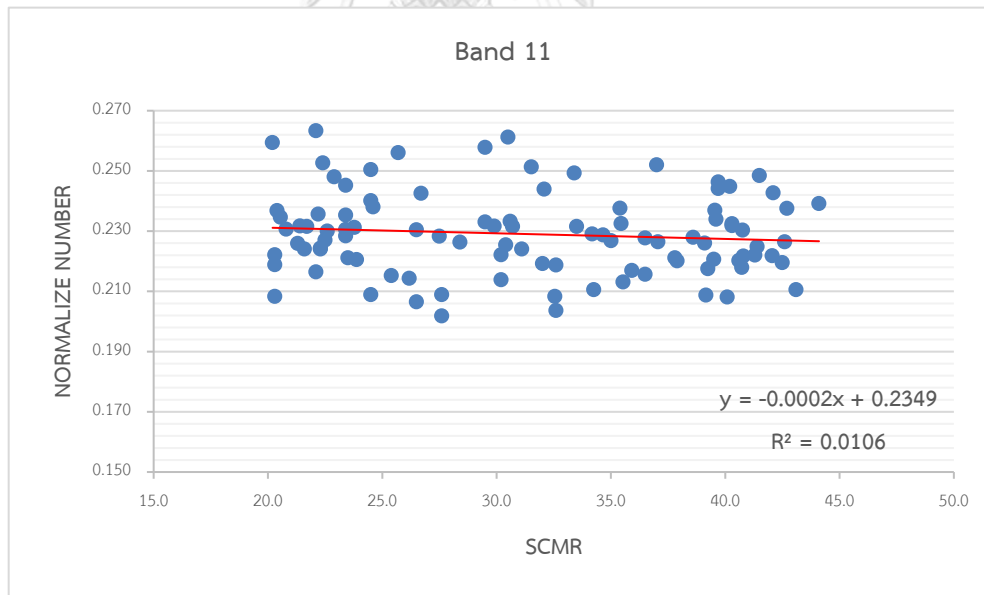
ภาพที่ 5-16 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 6 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



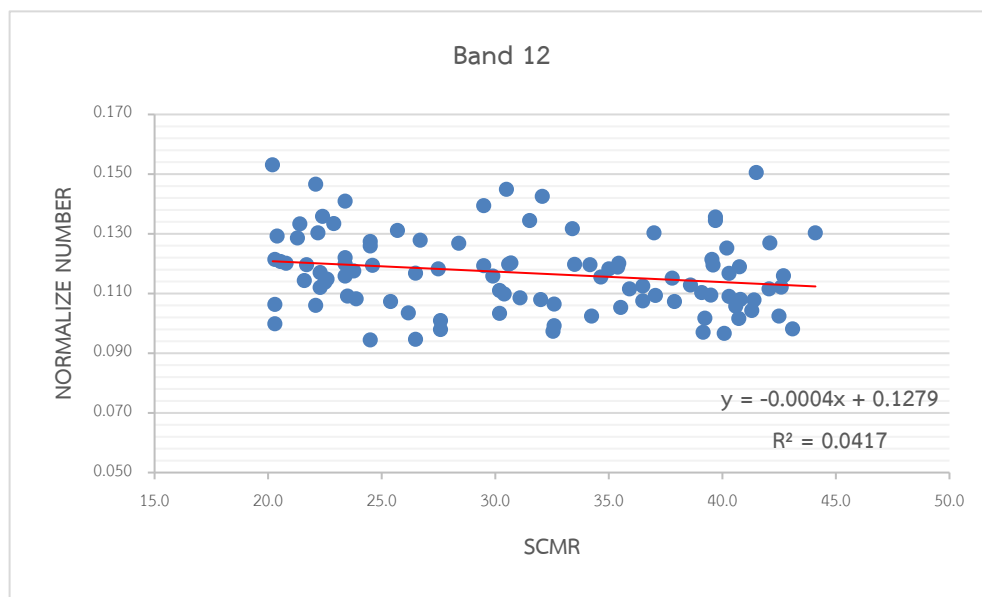
ภาพที่ 5-17 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 7 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



ภาพที่ 5-18 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสูงและแก่ แบนด์ที่ 8 และ 8A ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 และ 20 เมตร ตามลำดับ



ภาพที่ 5-19 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสูงและแก่ แบนด์ที่ 11 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



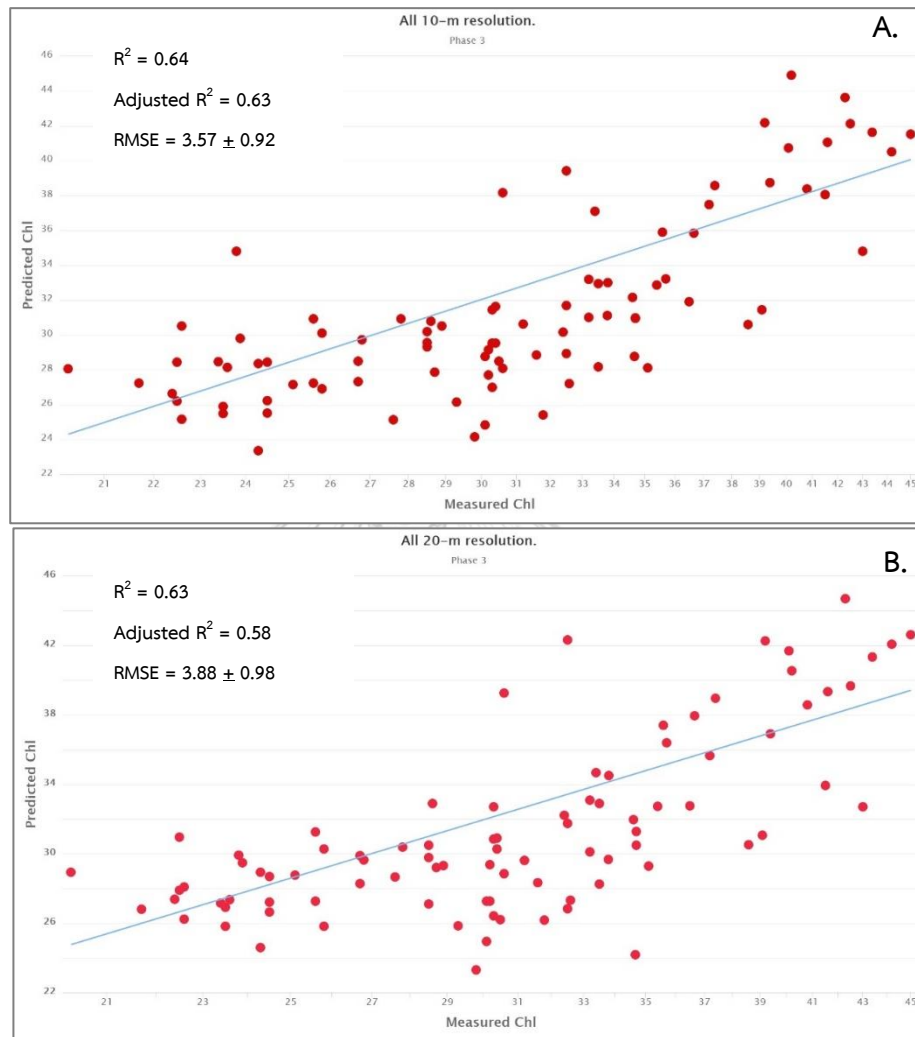
ภาพที่ 5-20 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในแต่ละช่วงคลื่นกับค่าไบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่อง SPAD -502 ในช่วงระยะสุกและแก่ แบนด์ที่ 12 ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

5.2.2 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression)

ผลการเปรียบเทียบหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 กับค่าความเขียวของใบที่วัดได้ด้วยเครื่อง SPAD – 502 ในช่วงระยะย่างปล้องอายุอ้อยราว 3 - 4 เดือน โดยทำการสกัดองค์ประกอบ (Factor Extraction) เพื่อการหาจำนวน Factor ที่สามารถใช้แทนตัวแปรทั้งหมดทุกตัวได้ หรือ เป็นการดึงรายละเอียดจากตัวแปรมาไว้ใน Factor วิธีการสกัดองค์ประกอบมีหลายวิธี ในการศึกษาครั้งนี้ได้เลือกใช้วิธี Brute Force (ทำทุกกรณี) และแบ่งภาพถ่ายดาวเทียมเป็น 2 ชุด และทำการ Resampling Raster ให้ภาพมีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร

ผลแสดงความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดในระยะย่างปล้องเมื่อมีการรวมช่วงคลื่นของแต่ละแบนด์ภาพ พบว่าช่วงที่ดีที่สุดที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร อยู่ในช่วงแบนด์ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12 ($R^2 = 0.64$, Adjusted $R^2 = 0.63$, RMSE = 3.57 ± 0.92) และมีความสัมพันธ์น้อยสุดที่แบนด์ 4 และ 12 ($R^2 = 0.32$, RMSE = 5.06 ± 0.81) ในขณะที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร ความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดที่ช่วงแบนด์ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8A, 11 และ 12 ($R^2 = 0.63$, Adjusted $R^2 =$

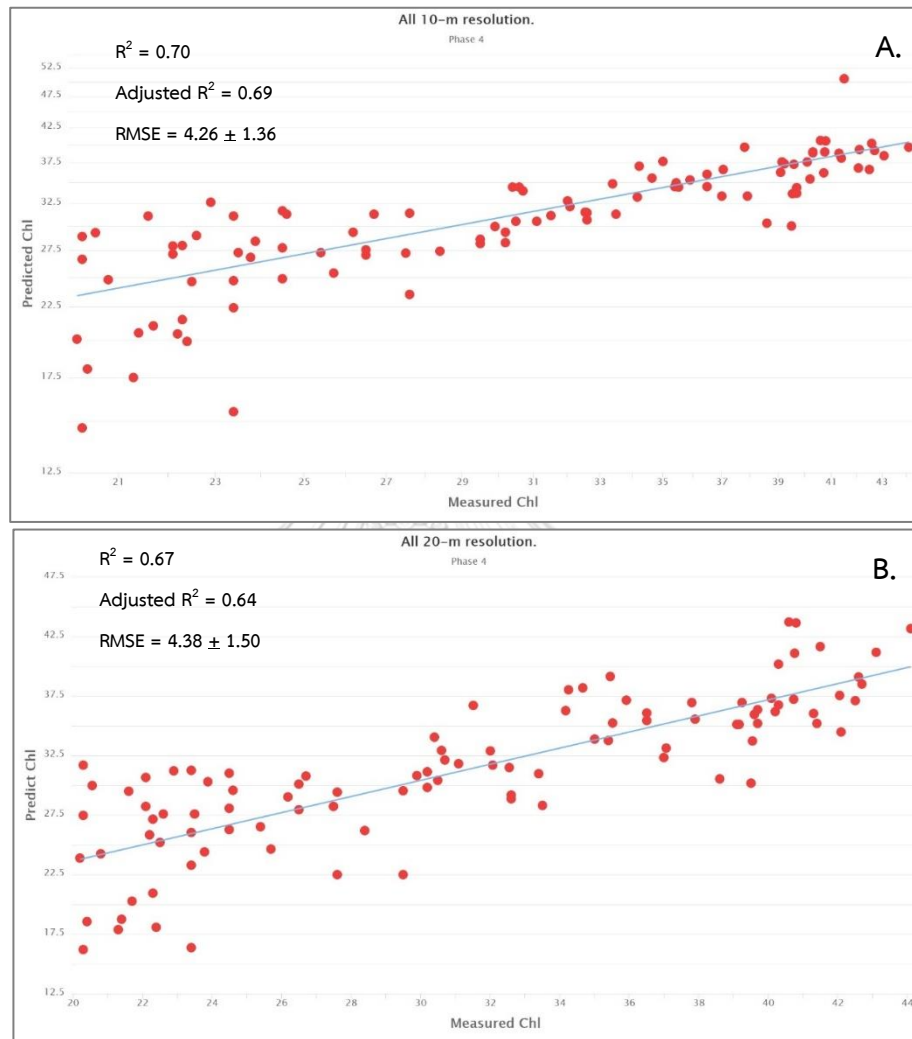
0.58, RMSE = 3.88 ± 0.98) เมตร และมีความสัมพันธ์น้อยสุดที่แบนด์ 11 และ 12 ($R^2 = 0.24$, RMSE = 5.69 ± 0.90)



ภาพที่ 5-21 กราฟแสดงความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ ช่วงระยะอย่างปล้อง A) ที่รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ B) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

ผลการเปรียบเทียบหาความสัมพันธ์ระหว่างภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 กับค่าความเขียวของใบที่วัดได้ด้วยเครื่อง SPAD – 502 ในช่วงระยะแก่และสุกอายุอ้อยราว 8 - 12 เดือน เมื่อมีการรวมช่วงคลื่นของแต่ละแบนด์ภาพ พบว่าช่วงที่ดีที่สุดที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร อยู่ในช่วงแบนด์ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12 ($R^2 = 0.70$, Adjusted $R^2 = 0.69$, RMSE = 4.26 ± 1.36) และมีความสัมพันธ์น้อยสุดที่แบนด์ 11 และ 12 ($R^2 = 0.18$, RMSE = 7.20 ± 1.14) ในขณะที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร มีความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดในช่วงแบนด์ 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8A, 11

และ 12 ($R^2 = 0.67$, Adjusted $R^2 = 0.64$, $RMSE = 4.38 \pm 1.50$) และมีความสัมพันธ์น้อยสุดที่
แบนด์ 11 และ 12 ($R^2 = 0.18$, $RMSE = 7.20 \pm 1.14$)



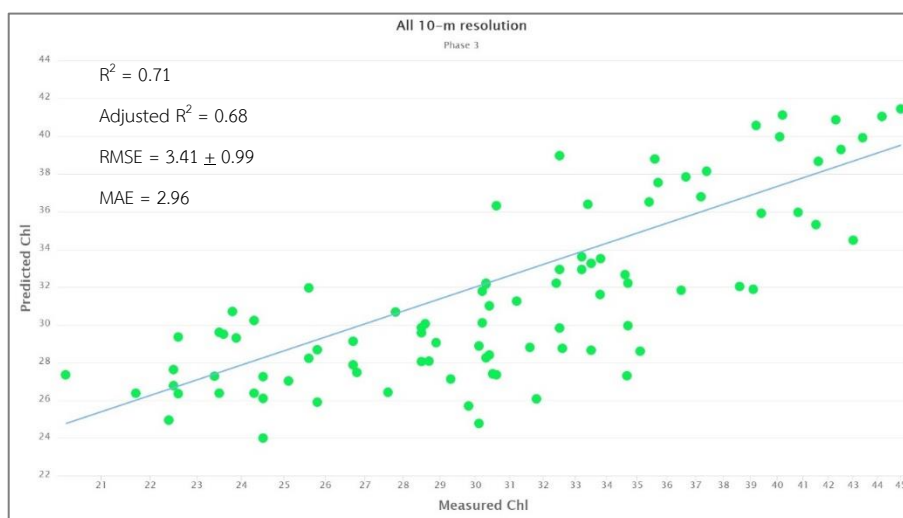
ภาพที่ 5-22 แสดงการความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ ในช่วง
ระยะสูงและแก่ A) ที่รายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และ B) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

5.2.3 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการป่าสุ่ม (Random forest)

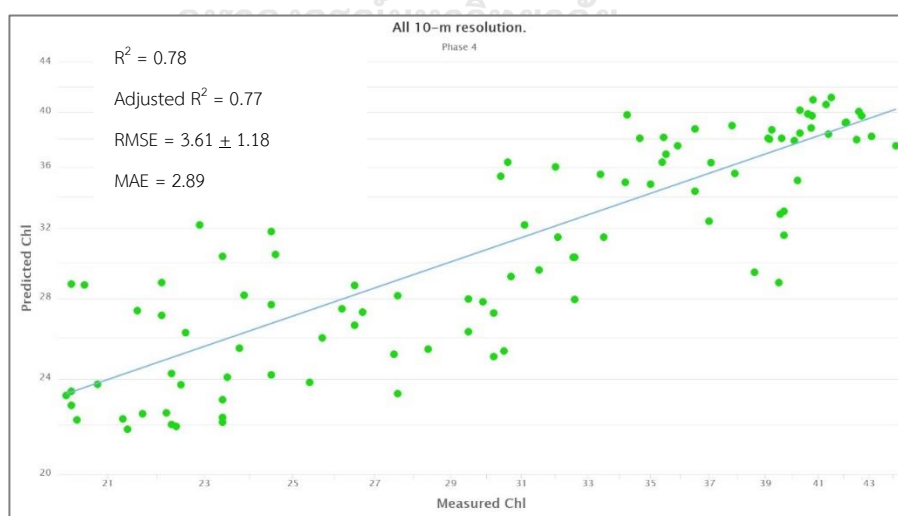
ในงานวิจัยนี้ ได้ทำการทดสอบปรับค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการหาความสัมพันธ์
จำนวน 2 ค่า ได้แก่ ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้ (Maximum total of tree depth) และจำนวนของ
ต้นไม้สูงสุดในป่า (Maximum number of tree in forest) ในการทดสอบพารามิเตอร์สำหรับการ
หาความสัมพันธ์กับภาพถ่ายดาวเทียม จำนวน 4 ภาพ ที่ประกอบไปด้วย

1). แก้วแบนด์ภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

ผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่าที่ชุดข้อมูลย่อยในระยอย่างปล้องโดยพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์อยู่ที่ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้ เท่ากับ 10 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่า เท่ากับ 100 ($R^2 = 0.71$, Adjusted $R^2 = 0.68$, RMSE = 3.40 ± 0.99 , MAE = 2.96) ในขณะที่ ระยะแกและสุกมีค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้ เท่ากับ 5 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่า เท่ากับ 200 ($R^2 = 0.78$, Adjusted $R^2 = 0.77$, RMSE = 3.61 ± 1.18 , MAE = 2.89) ดังภาพที่ 5-22 และ ภาพที่ 5-23



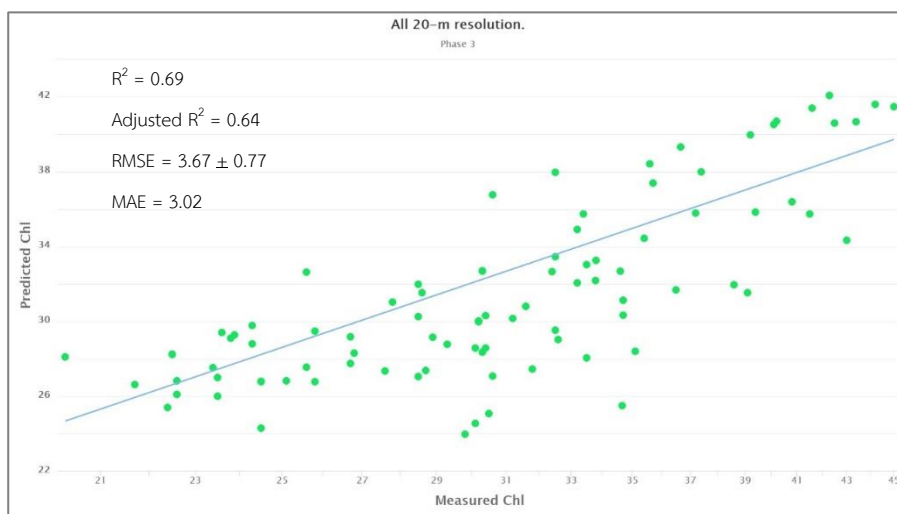
ภาพที่ 5-23 กราฟแสดงความสัมพันธ์จากวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้อง ที่แก้วแบนด์ ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร



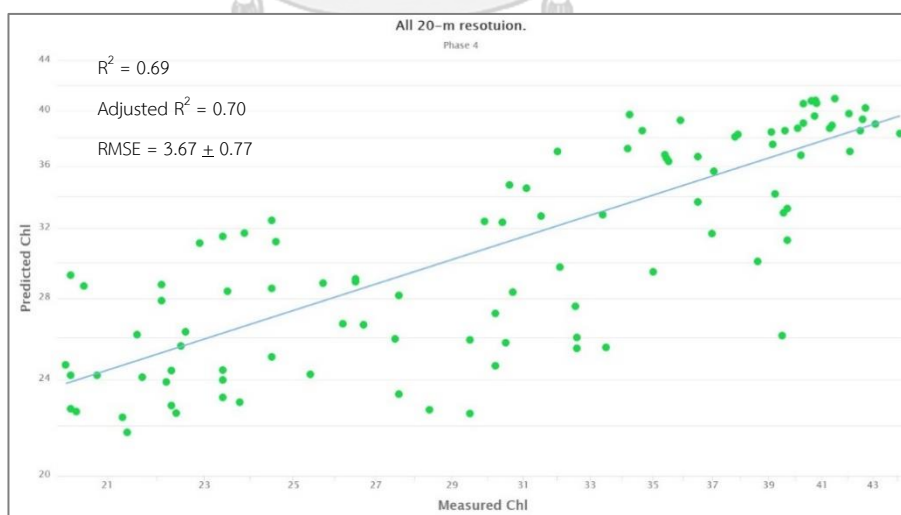
ภาพที่ 5-24 กราฟแสดงความสัมพันธ์จากวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในระยะช่วงแกและสุก ที่แก้วแบนด์ ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

2). เก้าแบนด์ภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

ผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่าที่ชุดข้อมูลอยู่ในระยะอย่างปล้องโดยพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์อยู่ที่ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้เท่ากับ 10 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 100 ($R^2 = 0.69$, Adjusted $R^2 = 0.64$, RMSE = 3.67 ± 0.77 , MAE = 3.02) ที่ระยะแก่งและสุกมีค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้ เท่ากับ 5 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 1,000 ($R^2 = 0.69$, Adjusted $R^2 = 0.70$, RMSE = 3.67 ± 0.77 , MAE = 3.02) ดังภาพที่ 5-24 และ ภาพที่ 5-25



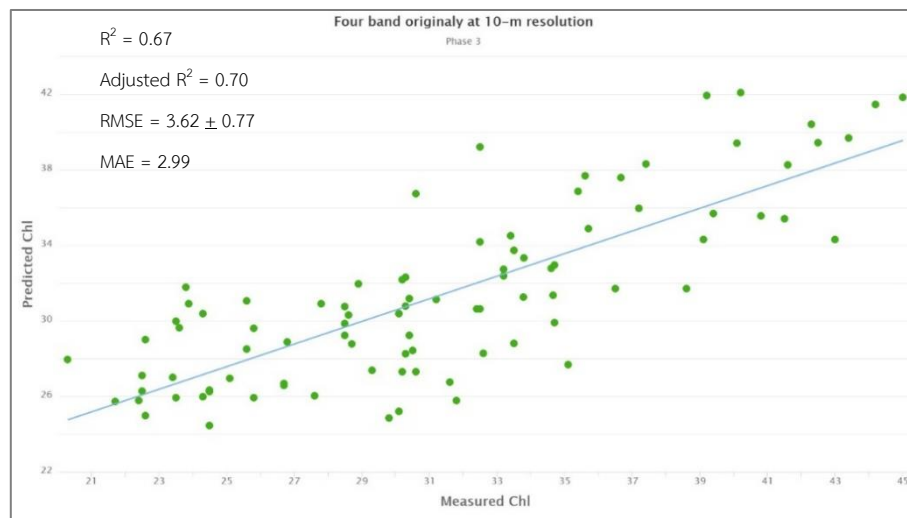
ภาพที่ 5-25 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้องที่เก้าแบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



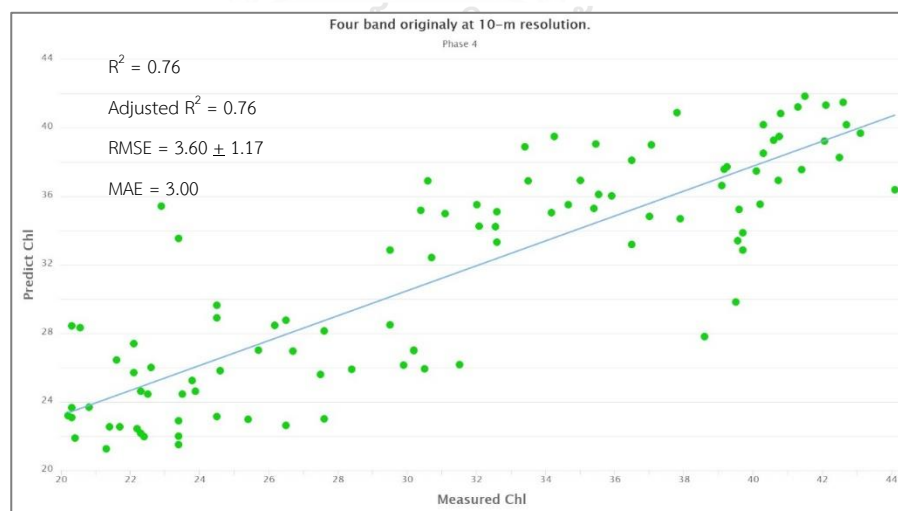
ภาพที่ 5-26 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะแก่งและสุกที่เก้าแบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

3). สี่แบนด์ดั้งเดิมที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

ผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่าที่ชุดข้อมูลอยู่ในระยะอย่างปล้องโดยพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์อยู่ที่ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้เท่ากับ 15 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 2,000 ($R^2 = 0.67$, Adjusted $R^2 = 0.70$, RMSE = 3.62 ± 0.77 , MAE = 2.99) ในขณะที่ระยะแก่และสุกมีค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้เท่ากับ 10 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 200 ($R^2 = 0.76$, Adjusted $R^2 = 0.76$, RMSE = 3.60 ± 1.17 , MAE = 3.00) ดังภาพที่ 5-26 และ ภาพที่ 5-27



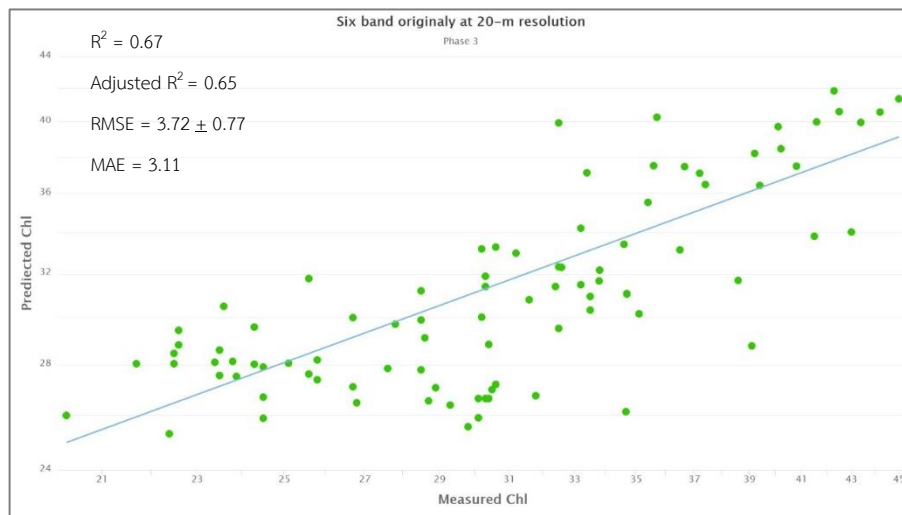
ภาพที่ 5-27 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้องที่สี่แบนด์ภาพแบบดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร



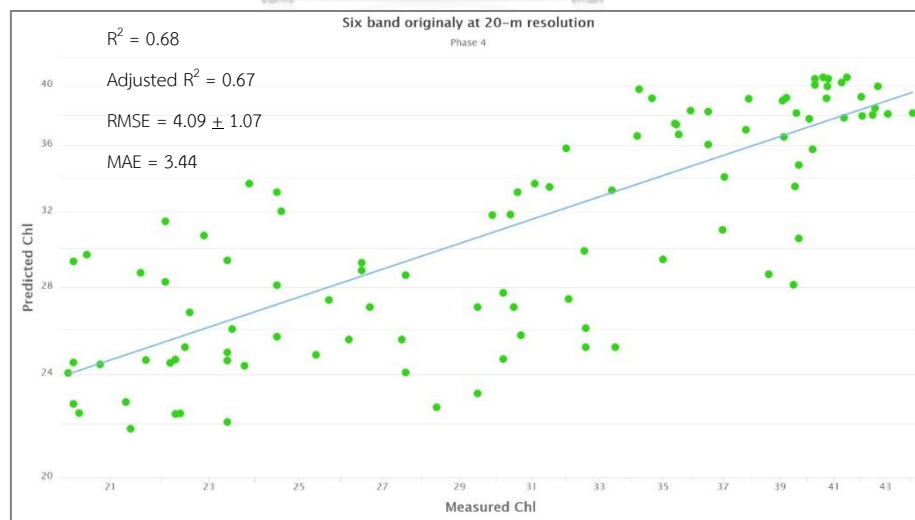
ภาพที่ 5-28 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะแก่และสุกที่สี่แบนด์ภาพแบบดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

4). หกแบนด์ดั้งเดิมที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

ผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่าที่ชุดข้อมูลย่อยในระยยะอย่างปล้องโดยพารามิเตอร์ที่มีความสัมพันธ์อยู่ที่ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้เท่ากับ 5 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 1,500 ($R^2 = 0.67$, Adjusted $R^2 = 0.65$, RMSE = 3.62 ± 0.77 , MAE = 2.99) ในขณะที่ระยะแก่งและสูงมีค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้เท่ากับ 5 และจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่าเท่ากับ 500 ($R^2 = 0.68$, Adjusted $R^2 = 0.67$, RMSE = 4.09, MAE = 3.44) ดังภาพที่ 5-28 และ ภาพที่ 5-29



ภาพที่ 5-29 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้องที่หกแบนด์ภาพแบบดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



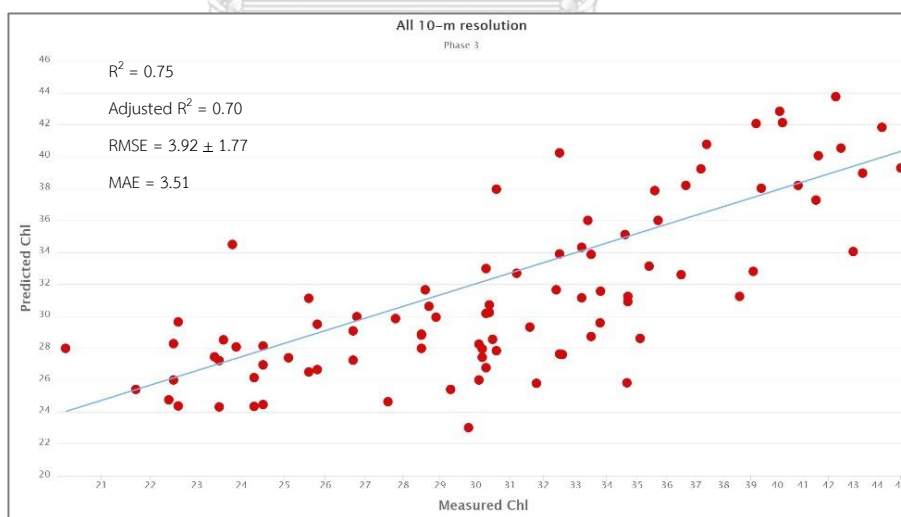
ภาพที่ 5-30 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบป่าสุ่ม ในช่วงระยะอย่างปล้องที่หกแบนด์ภาพแบบดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

5.2.4 ผลการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ด้วยวิธีการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation)

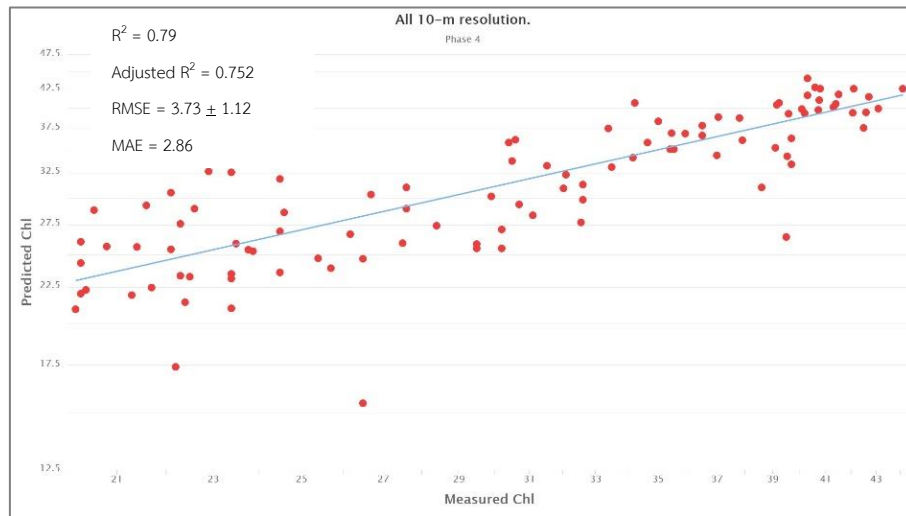
ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการ Back Propagation โดยทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักให้มีความเหมาะสมในแต่ละรอบของการทำ Back propagation โดยทำซ้ำวิธีการเดียวกันไปเรื่อย ๆ จนครบ 100, 200, 300, 400, 500, 1000, 1500, 2000, 2500, และ 300 รอบ ให้ครบทุกชั้นจนย้อนกลับไปถึงชั้นนำเข้าข้อมูลชั้นแรก จากนั้นทำการคำนวณแบบ Feed forward และทำซ้ำกระบวนการทั้งหมดจนได้ค่าที่มีค่าลดลงตามที่ได้กำหนดไว้ ในการทดสอบพารามิเตอร์สำหรับการหาความสัมพันธ์กับภาพถ่ายดาวเทียม จำนวน 4 ภาพ ที่ประกอบไปด้วย

1). เก้าแบนด์ภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

ผลลัพธ์การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าใบเขียวของอ้อยและภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในช่วงระยะอย่างปล้อง และระยะสูงและแก่ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงความสัมพันธ์ที่ระยะอย่างปล้อง $R^2 = 0.75$, Adjusted $R^2 = 0.70$, RMSE = 3.92 ± 1.77 และ MAE = 3.51 ระยะแก่และสูง $R^2 = 0.79$, Adjusted $R^2 = 0.75$ RMSE = 3.73 ± 1.12 และ MAE = 2.86 ดังภาพที่ 5-30 และภาพที่ 5-31



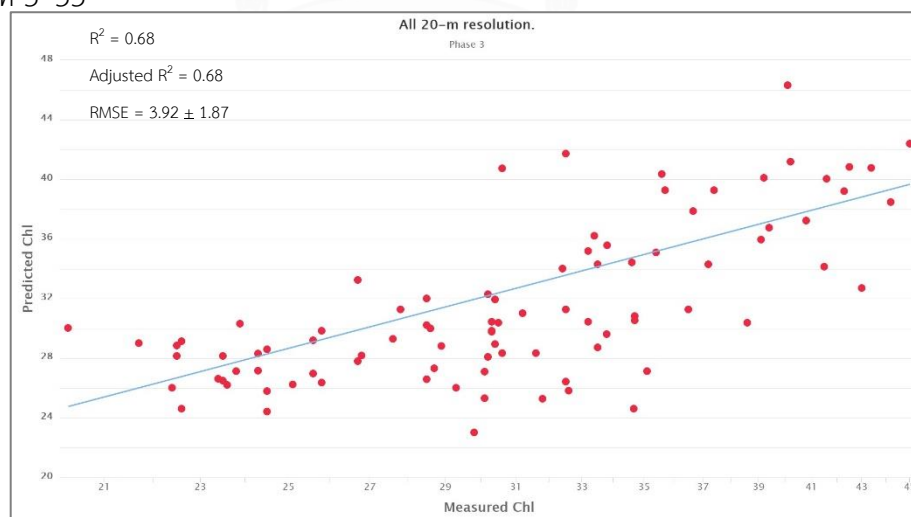
ภาพที่ 5-31 กราฟแสดงผลลัพธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับในระยะอย่างปล้อง ที่เก้าแบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร



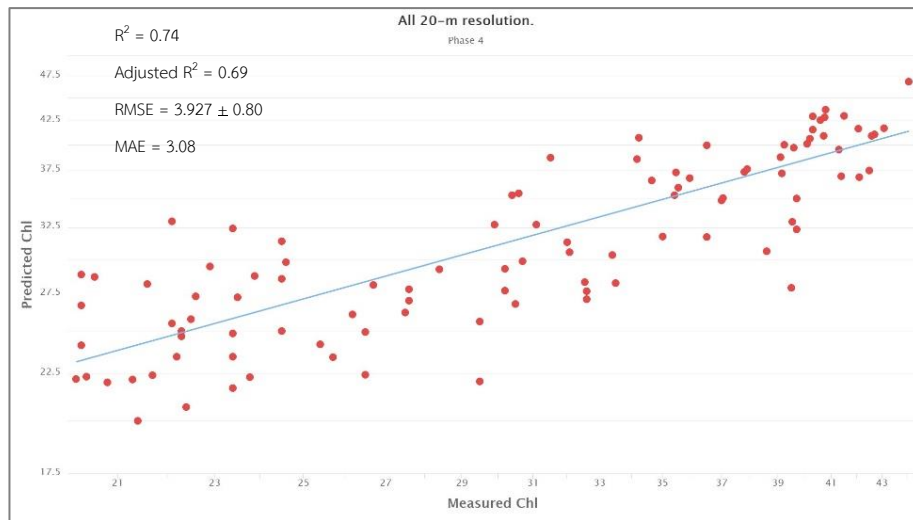
ภาพที่ 5-32 กราฟแสดงผลลัพธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะแก่ละสุก ที่แก้แบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

2). แก้แบนด์ภาพที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

ผลลัพธ์การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าไบเคียวของอ้อยและภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2 ในช่วงระยะอย่างปล้อง และระยะสุกและแก่ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงความสัมพันธ์ที่ระยะอย่างปล้อง $R^2 = 0.68$, Adjusted $R^2 = 0.68$, RMSE = 3.92 ± 1.8 และ MAE = 3.08 ระยะแก่และสุก $R^2 = 0.74$, Adjusted $R^2 = 0.74$, RMSE = 3.92 ± 0.8 และ MAE = 3.08 ดังภาพที่ 5-32 และภาพที่ 5-33



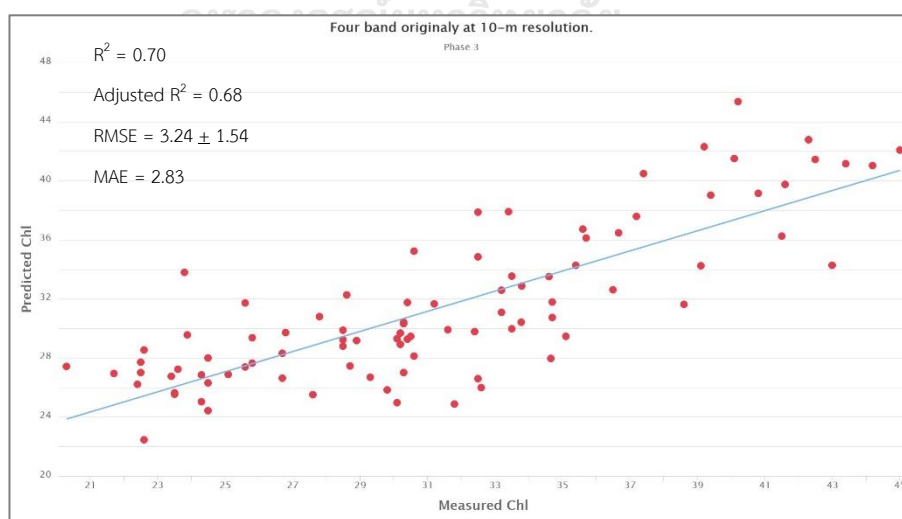
ภาพที่ 5-33 กราฟแสดงผลลัพธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะอย่างปล้อง ที่แก้แบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



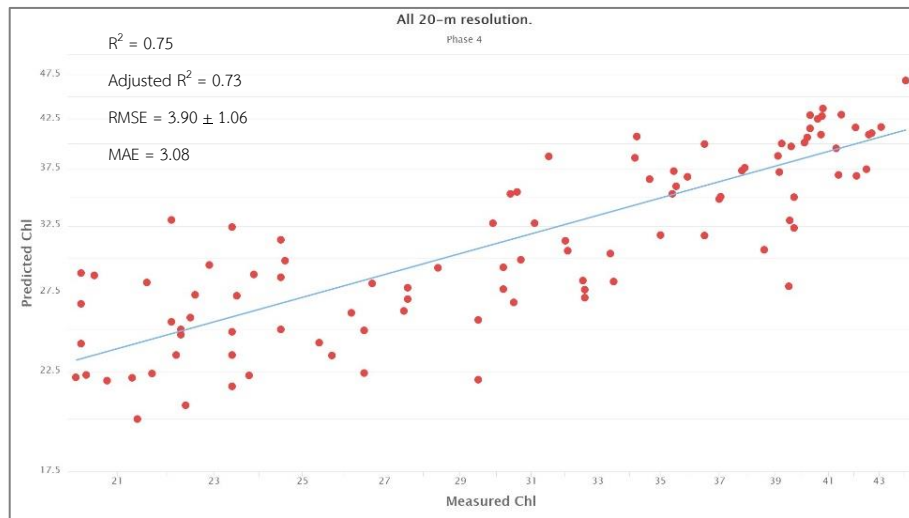
ภาพที่ 5-34 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะอย่างแก่และสูง ที่แก้แบนด์ภาพ ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

3). สี่แบนด์ดั้งเดิมที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร

ผลลัพธ์การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าไบเขียวของอ้อยและภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในช่วงระยะอย่างปล้อง และระยะสูงและแก่ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงความสัมพันธ์ที่ระยะอย่างปล้อง $R^2 = 0.70$, Adjusted $R^2 = 0.68$, RMSE = 3.24 ± 1.54 และ MAE = 2.83 ระยะแก่และสูง $R^2 = 0.75$, Adjusted $R^2 = 0.73$, RMSE = 3.90 ± 1.06 และ MAE = 3.08 ดังภาพที่ 5-34 และภาพที่ 5-35



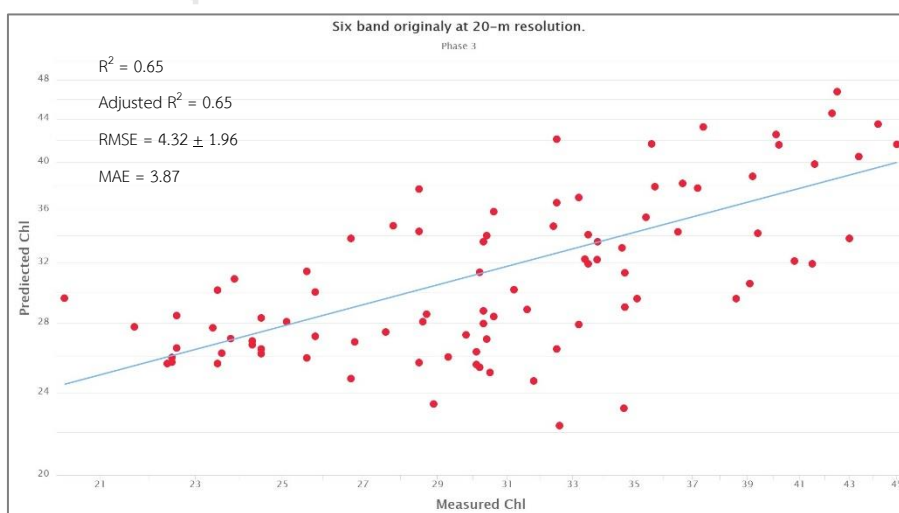
ภาพที่ 5-35 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะอย่างปล้อง ที่สี่แบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร



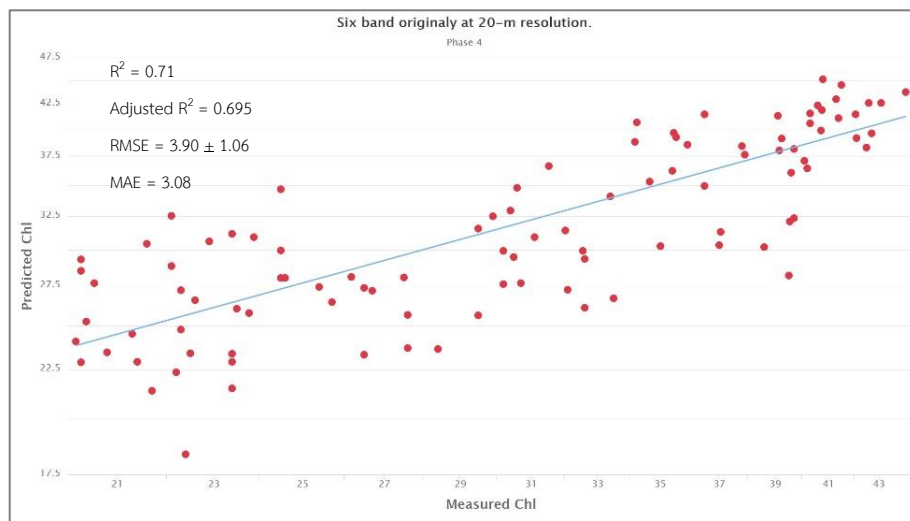
ภาพที่ 5-36 กราฟแสดงผลลัพธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะแก่งและสูก ที่สี่แบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดพื้นที่ 10 เมตร

4). ทกแบนด์ดั้งเดิมที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร

ผลลัพธ์การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าไบเขียวของอ้อยและภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ในช่วงระยะอย่างปล้อง และระยะสูกและแก่ง ผลลัพธ์ที่ได้แสดงความสัมพันธ์ที่ระยะอย่างปล้อง $R^2 = 0.65$, Adjusted $R^2 = 0.65$, RMSE = 4.32 ± 1.96 และ MAE = 3.87 ระยะแก่งและสูก $R^2 = 0.71$, Adjusted $R^2 = 0.69$, RMSE = 3.9 ± 1.06 , และ MAE = 3.08 ดังภาพที่ 5-36 และภาพที่ 5-37



ภาพที่ 5-37 กราฟแสดงผลลัพธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะอย่างปล้อง ที่หกแบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



ภาพที่ 5-38 กราฟแสดงผลสัมพัทธ์ความสัมพันธ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบแพร่กระจายแบบย้อนกลับ ในช่วงระยะแก่และสุก ที่หกแบนด์ภาพดั้งเดิม ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร



ตารางที่ 5-1 สรุปค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 ในแต่ละแบบจำลองในระยะอย่างปัด

Model	Linear regression		Multiple Linear Regression		Random Forest		Back propagation	
	10m.	20m.	10m.	20m.	10m.	20m.	10m.	20m.
	Band 2	0.41	0.41	-	-	-	-	-
Band 3	0.53	0.49	-	-	-	-	-	-
Band 4	0.20	0.21	-	-	-	-	-	-
Band 5	-	0.31	-	-	-	-	-	-
Band 6	-	0.40	-	-	-	-	-	-
Band 7	-	0.29	-	-	-	-	-	-
Band 8	0.32	-	-	-	-	-	-	-
Band 8A	-	0.29	-	-	-	-	-	-
Band 11	-	0.21	-	-	-	-	-	-
Band 12	-	0.17	-	-	-	-	-	-
Band 2, 3, 4, 8	-	-	-	-	0.67	-	0.70	-
Band 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11, 12	-	-	0.64	-	0.71	-	0.75	-
Band 5, 6, 7, 8A, 11, 12	-	-	-	-	-	0.67	-	0.65
Band 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8A, 11, 12	-	-	-	0.63	-	0.69	-	0.68

ตารางที่ 5-2 สรุปค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 ในแต่ละแบบจำลองในระยะแก้มและตุ๊ก

Model	Linear regression		Multiple linear regression		Random Forest		Back propagation	
	10m.	20m.	10m.	20m.	10m.	20m.	10m.	20m.
	Band 2	0.38	0.24	-	-	-	-	-
Band 3	0.61	0.49	-	-	-	-	-	-
Band 4	0.10	0.11	-	-	-	-	-	-
Band 5	-	0.42	-	-	-	-	-	-
Band 6	-	0.58	-	-	-	-	-	-
Band 7	-	0.49	-	-	-	-	-	-
Band 8	0.56	-	-	-	-	-	-	-
Band 8A	-	0.51	-	-	-	-	-	-
Band 11	-	0.01	-	-	-	-	-	-
Band 12	-	0.04	-	-	-	-	-	-
Band 2, 3, 4, 8	-	-	-	-	0.76	-	0.75	-
Band 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11, 12	-	-	0.70	-	0.78	-	0.79	-
Band 5, 6, 7, 8A, 11, 12	-	-	-	-	-	0.68	-	0.71
Band 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8A, 11, 12	-	-	-	0.67	-	0.69	-	0.74

บทที่ 6 อภิปราย และสรุปผล

งานวิจัยเรื่องนี้ แบ่งการอภิปราย และสรุปผลการวิจัยออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นการอภิปรายผล และสรุปผลความสัมพันธ์ระหว่างค่าใบเขียวที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 แสดงในหัวข้อ 6.1 - 6.3 และสรุปผลการหาความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ แสดงในหัวข้อ 6.4

6.1 อภิปรายความสัมพันธ์ของค่าใบเขียวที่ได้จากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2

การหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าใบเขียวของอ้อยที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2 ด้วยการเลือกใช้อัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์และพยากรณ์ค่าคลอโรฟิลล์ในทางรีโมทเซนซิงให้มีประสิทธิภาพในการทำงานมากยิ่งขึ้น งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการที่ใช้หาความสัมพันธ์และพยากรณ์ค่าคลอโรฟิลล์ ด้วยแบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย แบบการวิเคราะห์แบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ แบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม และแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ โดยนำเสนอค่าความสัมพันธ์กำลังสองของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ R^2 โดยค่าใบเขียวที่ได้จากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์เปรียบเทียบกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2 มีความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ที่อ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ (Measured CHL) และค่าที่ได้จากการพยากรณ์จากภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2 (Predicted CHL) มีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกัน ตรงตามวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้ที่ต้องการหาความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์จากใบกับค่าใบเขียวของอ้อยซึ่งอ่านจากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel - 2

ผลการหาความสัมพันธ์ความเหมาะสมของช่วงคลื่นในแต่ละช่วงคลื่นด้วยแบบจำลองวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย พบว่าช่วงคลื่นที่ 3 ที่ช่วงคลื่นการสะท้อนแสงสีเขียวให้ผลความสัมพันธ์ที่ดีกว่าช่วงคลื่นอื่น ๆ ที่ระดับรายละเอียดพื้นที่ 10 เมตร และ 20 เมตร เมื่อมีการผสม

รวมของช่วงคลื่นหลายช่วงคลื่นเข้าด้วยกันแบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ พบว่าช่วงคลื่นที่เหมาะสมต่อความสัมพันธ์ของแบบจำลองคลอโรฟิลล์ โดยนำเสนอค่าที่ดีที่สุดที่แก้แบริ่งภาพ (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12) ที่ในระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร ให้ค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.64$, $RMSE = 3.57 \pm 0.92$ ดังภาพที่ 5-21 ในระยะอย่างปล้อง และระยะแก่งและสูกแสดงค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.70$, $RMSE = 4.26 \pm 1.32$ ดังภาพที่ 5-22 ตามลำดับ และระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8A, 11 และ 12) ให้ค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.63$, $RMSE = 3.88 \pm 0.98$ ดังภาพที่ 5-21 ในระยะอย่างปล้อง และระยะแก่งและสูกแสดงค่าความสัมพันธ์ $R^2 = 0.67$, $RMSE = 4.38 \pm 1.50$ ดังภาพที่ 5-22

การเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ความสัมพันธ์ค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel -2 อ้างอิงด้วย R^2 และ $RMSE \pm SD$

ผลลัพธ์การพยากรณ์ความสัมพันธ์ในระยะอย่างปล้องเปรียบเทียบความสัมพันธ์ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่แก้แบริ่งที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร โดยเสนอค่าความสัมพันธ์กำลังสองของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ $R^2 = 0.75$ และ $RMSE = 3.92 \pm 1.77$ ดังภาพ 5-31 มีความสัมพันธ์ที่ดีกว่าแบบจำลองการพยากรณ์แบบป่าสุ่มที่แก้แบริ่งภาพ ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร $R^2 = 0.71$ และ $RMSE = 3.4 \pm 0.99$ ดังภาพ 5-23

ผลลัพธ์การพยากรณ์ความสัมพันธ์ในระยะแก่งและสูกเปรียบเทียบความสัมพันธ์ ผลการนำเสนอแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่แก้แบริ่งภาพ ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร $R^2 = 0.79$ และ $RMSE = 3.73 \pm 1.12$ ดังภาพ 5-32 ให้ค่าความสัมพันธ์ที่ดีกว่า แบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม ที่แก้แบริ่งภาพระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร $R^2 = 0.78$ และ $RMSE = 3.61 \pm 1.18$ ดังภาพ 5-24

ในงานวิจัยที่ใช้วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างแบบจำลองคลอโรฟิลล์ในใบพืชกับภาพถ่ายดาวเทียมในอดีตยังไม่เป็นที่แพร่หลาย และงานวิจัยอ้างอิงที่มีการนำเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์มาใช้สร้างแบบจำลองคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel -2 ยังไม่มีในรายงานงานวิจัยที่ผ่านมา แต่มีงานวิจัยอ้างอิงที่เปรียบเทียบแบบจำลองคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่าย

ดาวเทียมโดยใช้พีชชนิดอื่น เช่น การพยากรณ์แบบจำลองคลอโรฟิลล์เพื่อประเมินปริมาณไนโตรเจนจากเรือนยอดของอ้อยด้วยภาพไฮเพอร์สเปกตรัมโดยเลือกใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองด้วยค่าดัชนีพืชพรรณ และพยากรณ์แบบจำลองด้วยการวิเคราะห์แบบจำลองการถดถอยพหุคูณแบบขั้นตอนนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.86 (Miphokasap et al. 2012) เช่นเดียวกับงานวิจัยของ (Abdel-Rahman, Ahmed, and Ismail 2013) ที่ประเมินปริมาณคลอโรฟิลล์จากใบอ้อยเพื่อประเมินปริมาณไนโตรเจนในใบอ้อยจากภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 Hyperion ซึ่งเป็นภาพไฮเพอร์สเปกตรัมที่มีเซนเซอร์ในการตรวจจับการสะท้อนของพืชหลายช่วงคลื่นซึ่งมากกว่าดาวเทียมที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ และเลือกใช้วิธีการพยากรณ์แบบจำลองด้วยการวิเคราะห์แบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่มนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์คลอโรฟิลล์จากใบอ้อยกับภาพถ่ายดาวเทียมเท่ากับ 0.76 จากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้นนั้น ภาพถ่ายดาวเทียมจากงานวิจัยอ้างอิงจัดเป็นดาวเทียมที่หยุดใช้งานในปัจจุบัน ในงานสำรวจระยะไกลที่ในงานวิจัยนี้ได้แนะนำให้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 และมีช่วงคลื่นที่เหมาะสมกับการวิเคราะห์พืชพรรณอย่างช่วงคลื่น อินฟราเรด หรือช่วงคลื่น Red – edge ซึ่งสามารถใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์คลอโรฟิลล์จากต้นกาแฟ โดยเลือกใช้วิธีการวิเคราะห์แบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม นำเสนอผลลัพธ์ความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์ที่รังวัดได้จากต้นกาแฟนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.77 และมีความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกันกับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 (Chemura, Mutanga, and Odindi 2017) หรือการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์คลอโรฟิลล์จากต้นแอปด้วยวิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบแพร่กระจายย้อนกลับให้ความสัมพันธ์ระหว่างเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 จากค่าคลอโรฟิลล์ที่อ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 นำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.72 และความสัมพันธ์ไปในทางทิศเดียวกัน (Li et al. 2018) เช่นเดียวกับงานวิจัยนี้ที่ต้องการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าคลอโรฟิลล์ที่อ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากงานวิจัยอ้างอิง และพิจารณาจากความสัมพันธ์ในแต่ละแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์คลอโรฟิลล์จากใบอ้อยแล้ว ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 นั้นมีประสิทธิภาพที่สามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยได้

ในอนาคตหากมีการต่อยอดงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยควรทดลองเลือกใช้ภาพถ่ายดาวเทียม ภาพที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ที่มีความละเอียดสูงกว่า หรือช่วงคลื่นการสะท้อนที่มากกว่างานวิจัยนี้ ซึ่งมีดาวเทียมตัวใหม่ที่เป็นไฮเพอร์สเปกตรัมอย่างดาวเทียม Prisma ที่ถูกพัฒนามาจากดาวเทียม EO-1 Hyperion เป็นดาวเทียมใหม่ที่ขึ้นสู่วงโคจรได้ไม่นาน และยังไม่แพร่หลายในงานวิจัย โดยสามารถใช้ช่วงคลื่นจากที่มีไฮเปอร์สเปกตรัมที่มี 250 แบนด์จากดาวเทียม Prisma สร้างแบบจำลองวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ได้ ยกตัวอย่างเช่น การพยากรณ์คลอโรฟิลล์ของต้นพืชที่อ่านค่าความเขียวของใบได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Prisma โดยวิธีวิเคราะห์จากค่าดัชนีพืชพรรณ นำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.95 (Morley et al. 2020) หรือการสร้างแบบจำลองคลอโรฟิลล์และไนโตรเจนเพื่อพยากรณ์อัตราการสังเคราะห์แสงของใบไม้ ด้วยวิธีการวิเคราะห์กำลังสองน้อยที่สุด (Partial least squares regression : PLSR) นำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.81 ในปัจจุบันเทคโนโลยีสำรวจระยะไกลที่ให้ชุดข้อมูลภาพความละเอียดเชิงพื้นที่สูง อย่างเช่นยานพาหนะทางอากาศไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งเซ็นเซอร์ที่ใช้ในการวิเคราะห์พืชพรรณอย่างไฮเพอร์สเปกตรัม มาสร้างแบบจำลองคลอโรฟิลล์เพื่อประเมินค่าไนโตรเจนจากข้าวสาลี และข้าวโพดด้วยอัลกอริทึม Machine learning โดยแบบจำลองสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม (RF) ที่แสดงความประสิทธิผลค่าความสัมพันธ์ที่ต่ำกว่าแบบจำลองวิเคราะห์แบบถดถอยซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support vector regression : SVR) โดยนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.77 และ 0.83 (Zhu et al. 2020) ตามลำดับ เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ (Liang et al. 2014) ที่ทำการพยากรณ์ค่าคลอโรฟิลล์จากใบข้าวสาลีจากภาพถ่ายดาวเทียมไฮเพอร์สเปกตรัม (PROSAIL) ด้วยวิธีการ SVR นำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.76 และการสร้างแบบจำลองสำหรับประมาณค่าคลอโรฟิลล์ในใบข้าวจากภาพถ่ายดาวเทียมไฮเพอร์สเปกตรัม อัลกอริทึมการวิเคราะห์ด้วยวิธี Gradient boosting regression tree (GBR) แสดงค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.77 (An et al. 2020) ซึ่งอัลกอริทึมที่กลางอ้างอิงข้างต้นเป็นอัลกอริทึมทางด้าน Machine learning เมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมเชิงลึก Deep learning จากแบบจำลองการพยากรณ์ความสัมพันธ์มวลชีวภาพของพืชด้วยวิธี Deep neural network (DNN) กับชุดภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ให้ค่าความสัมพันธ์ของแบบจำลองที่ค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.87 (Jin et al. 2020) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมโครงข่ายเชิงลึก และมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่สูงกว่าอัลกอริทึม Machine learning โดยวิธีการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (convolutional neural network :

CNN) ซึ่งเป็นหนึ่งในอัลกอริทึม Deep learning ในการประมาณการเรียนรู้ของโครงข่ายเชิงลึกที่ใช้ประมาณหาค่าคลอโรฟิลล์พีชที่อ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับชุดภาพถ่ายดาวเทียมไฮเพอร์สเปกตรัม โดยนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.97 (Annala et al. 2020) หรือการพยากรณ์ปริมาณคลอโรฟิลล์ของข้าวฟ่างกับภาพไฮเพอร์สเปกตรัม ด้วยวิธี CNN ซึ่งสามารถพยากรณ์ค่าปริมาณคลอโรฟิลล์ได้สูงกว่าการวิเคราะห์อัลกอริทึม PLSR และ SVR ที่เป็นอัลกอริทึมแบบ Machine learning โดยนำเสนอค่าความสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.86 , 0.81 และ 0.80 ตามลำดับ (Xiaoyan et al. 2020)

ผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยในครั้งนี้ สามารถใช้พยากรณ์ค่าความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 ซึ่งผลการพยากรณ์ค่าแบบจำลองความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์มีความสอดคล้องกับแบบจำลองคลอโรฟิลล์ที่ได้จากงานวิจัยนำมาใช้อ้างอิงเปรียบเทียบค่าความสัมพันธ์แบบจำลองคลอโรฟิลล์ที่ได้จากงานวิจัยนี้

6.2 สรุปความสัมพันธ์ของค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2

การหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าใบเขียวของอ้อยที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2 งานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการที่ใช้หาความสัมพันธ์และพยากรณ์ค่าคลอโรฟิลล์ ด้วยแบบจำลองการวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย แบบการวิเคราะห์แบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ แบบจำลองความสัมพันธ์แบบป่าสุ่ม และแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ผลการหาความสัมพันธ์ความเหมาะสมในแต่ละแบนด์ภาพด้วยแบบจำลองวิเคราะห์แบบถดถอยแบบง่าย พบว่าแบนด์ที่ 3 มีช่วงคลื่นการสะท้อนแสงสีเขียวที่มีความสัมพันธ์การสะท้อนมากกว่าช่วงคลื่นอื่น ๆ และผลความสัมพันธ์เมื่อมีการผสมรวมของช่วงคลื่นหลายช่วงด้วยแบบจำลองถดถอยแบบพหุคูณ พบว่าช่วงคลื่นที่เหมาะสมต่อความสัมพันธ์ที่สูดนำเสนอที่เก้ช่วงคลื่น (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11 และ 12) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 10 เมตร และเก้ช่วงคลื่น (2, 3, 4, 5, 6, 7 ,8A 11 และ 12) ที่ระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่ 20 เมตร ทั้งในระยะย่อปล้อง และระยะแก่และสุก ในการพยากรณ์แบบจำลองคลอโรฟิลล์พบว่า แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับให้ความถูกต้องโดยรวมที่สูงกว่าแบบจำลองการจำแนกแบบป่าสุ่ม ผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยครั้งนี้ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ และสามารถใช่วิธี

ดังกล่าว ที่ได้จากงานวิจัยนี้ได้นำเสนอไป ใช้ในการหาความสัมพันธ์จากการพยากรณ์ค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อย และสามารถนำพารามิเตอร์ของโครงข่ายไปใช้เป็นค่าพารามิเตอร์ตั้งต้นอ้างอิง เพื่อส่งผ่านการเรียนรู้ ร่วมกับการเก็บข้อมูลเพิ่มเติม เพื่อช่วยลดขั้นตอนในการทำงาน และเพิ่มประสิทธิภาพให้มากยิ่งขึ้นในงานวิจัยต่อไป

6.3 ข้อเสนอแนะในการหาความสัมพันธ์ของค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อย ซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์กับภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel – 2

6.3.1 ควรทดลองนำอัลกอริทึม Deep learning ประเภทอื่น ๆ มาพยากรณ์หาความสัมพันธ์ของแบบจำลองคลอโรฟิลล์ และปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่ายให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น เพื่อใช้ทดสอบในการพยากรณ์ความสัมพันธ์ของค่าคลอโรฟิลล์ให้เป็นไปในทางทิศเดียวกัน

6.3.2 ควรนำชุดข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่มีระดับรายละเอียดเชิงพื้นที่สูงกว่าในงานวิจัยนี้ อย่าง ยานพาหนะไร้คนขับ (UAV) ที่ติดตั้งเซนเซอร์ อินฟราเรด, ช่วงคลื่นขอบแดง (Red - edge), ช่วงคลื่นไฮเพอร์สเปกตรัม หรือภาพถ่ายดาวเทียมที่มีช่วงคลื่นหลายช่วงคลื่น อย่างชุดภาพถ่ายดาวเทียมไฮเพอร์สเปกตรัม Prisma ที่ในงานวิจัยยังไม่แพร่หลาย มาทดลองใช้ในการพยากรณ์หาความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ต่อไป

6.3.3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการพยากรณ์แบบจำลองคลอโรฟิลล์ อาจจะยังไม่เพียงพอต่อการพยากรณ์ความสัมพันธ์ที่ดีที่สุด ควรใช้พารามิเตอร์ที่มากกว่างานวิจัยนี้ เช่น ค่าความลึกสูงสุดของต้นไม้สูงสุด หรือจำนวนของต้นไม้สูงสุดในป่า และควรเลือกใช้พารามิเตอร์จากงานวิจัยอ้างอิงที่เป็นพีชคณิตเดียวกัน

6.4 อภิปรายความสัมพันธ์ของคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวจากการวัดค่าการดูดกลืนแสงของใบอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์

ผลการวัดค่าใบเขียวของอ้อยซึ่งอ่านได้จากเครื่อง SPAD Chlorophyll Meter Reading (SCMR) เพื่อหาปริมาณความสัมพันธ์กับคลอโรฟิลล์จากใบอ้อยในระยะอย่างปล้อง และระยะแก่และสุก ($R^2=0.643$ และ $R^2=0.652$) ตามลำดับ

การเปรียบเทียบความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวที่อ่านด้วยเครื่อง SPAD Chlorophyll Meter Reading (SCMR) อ้างอิงด้วย R^2 เมื่อนำค่าคลอโรฟิลล์ที่ได้มา

เปรียบเทียบความสัมพันธ์กับเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์พบว่า ค่าคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับเครื่อง SPAD – 502 ของงานวิจัยนี้ค่าใกล้เคียงกับแบบจำลองคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยของ (Bunphan, Sinsiri, and Wanna 2019) ในช่วงที่อ้อยระยะแก่และสุกอายุอ้อยราว 8 – 12 เดือน นำเสนอผลลัพธ์ความสัมพันธ์ $R^2 = 0.57$ และในช่วงระยะย่างปล้องของ (Jangpromma et al. 2010) ที่อายุอ้อยราว 90 วัน ถึง 110 วัน หรือ 3 – 4 เดือน โดยแสดงความสัมพันธ์ $R^2 = 0.66$ ในการเปรียบเทียบค่าใบเขียวของอ้อยที่วัดด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ของ (Jangpromma et al. 2010) โดยมีค่าใบเขียวที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์ในช่วงอ้อยอายุ 3 เดือน 40.86 – 41.80 และในช่วงอายุ 8 เดือน 31.77 – 33.11 ซึ่งผลในการเปรียบเทียบแล้ว ค่าที่ได้มีความสัมพันธ์กับงานวิจัยที่ผ่านมา

ในงานวิจัยนี้การประมาณค่าความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์ในใบอ้อยกับค่าใบเขียวของอ้อยที่อ่านด้วยเครื่องคลอโรฟิลล์มิเตอร์มีความเหมาะสมในการนำมาใช้ในการหาความสัมพันธ์ ผลการประมาณค่าแบบจำลองความสัมพันธ์คลอโรฟิลล์มีค่าที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากแบบจำลองคลอโรฟิลล์อ้างอิงที่นำมาใช้เปรียบเทียบ และแบบจำลองที่ได้จากงานวิจัยนี้สามารถนำมาใช้เป็นแบบจำลองคลอโรฟิลล์ในใบอ้อยได้

บรรณานุกรม

- Abdel-Rahman, Elfatih M, Fethi B Ahmed, and Riyad Ismail. 2013. 'Random forest regression and spectral band selection for estimating sugarcane leaf nitrogen concentration using EO-1 Hyperion hyperspectral data', *International Journal of Remote Sensing*, 34: 712-28.
- Adam, Elhadi, Onesimo Mutanga, Elfatih M Abdel-Rahman, and Riyad Ismail. 2014. 'Estimating standing biomass in papyrus (*Cyperus papyrus* L.) swamp: exploratory of in situ hyperspectral indices and random forest regression', *International Journal of Remote Sensing*, 35: 693-714.
- An, Gangqiang, Minfeng Xing, Binbin He, Chunhua Liao, Xiaodong Huang, Jiali Shang, and Haiqi Kang. 2020. 'Using Machine Learning for Estimating Rice Chlorophyll Content from In Situ Hyperspectral Data', *Remote Sensing*, 12: 3104.
- Annala, Leevi, Eija Honkavaara, Sakari Tuominen, and Ilkka Pölönen. 2020. 'Chlorophyll Concentration Retrieval by Training Convolutional Neural Network for Stochastic Model of Leaf Optical Properties (SLOP) Inversion', *Remote Sensing*, 12: 283.
- Breiman, Leo. 2001. 'Random forests', *Machine learning*, 45: 5-32.
- Bunphan, Darika, Naris Sinsiri, and Ruchuon Wanna. 2019. 'APPLICATION OF SCMR AND FLUORESCENCE FOR CHLOROPHYLL MEASUREMENT IN SUGARCANE', *International Journal of Remote Sensing*, 16: 33-38.
- Chemura, Abel, Onesimo Mutanga, and John Odindi. 2017. 'Empirical modeling of leaf chlorophyll content in coffee (*coffea arabica*) plantations with sentinel-2 msi data: Effects of spectral settings, spatial resolution, and crop canopy cover', *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 10: 5541-50.
- Chemura, Abel, Onesimo Mutanga, John Odindi, and Dumisani Kutuywayo. 2018. 'Mapping spatial variability of foliar nitrogen in coffee (*Coffea arabica* L.) plantations with multispectral Sentinel-2 MSI data', *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 138: 1-11.

- Clevers, Jan GPW, and Anatoly A Gitelson. 2013. 'Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and-3', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23: 344-51.
- Darvishzadeh, Roshanak, Ali A Matkan, and Abdolhamid Dashti Ahangar. 2012. 'Inversion of a radiative transfer model for estimation of rice canopy chlorophyll content using a lookup-table approach', *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 5: 1222-30.
- Gitelson, A. A., A. Viña, V. Ciganda, D. C. Rundquist, and T. J. Arkebauer. 2005. 'Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops', *Geophysical Research Letters*, 32: 1-4.
- Haque, Md Rezwanul, Md Milon Islam, Hasib Iqbal, Md Sumon Reza, and Md Kamrul Hasan. 2018. "Performance evaluation of random forests and artificial neural networks for the classification of liver disorder." In *2018 international conference on computer, communication, chemical, material and electronic engineering (IC4ME2)*, 1-5. IEEE.
- Jangpromma, N, P Songsri, S Thammasirirak, and P Jaisil. 2010. 'Rapid assessment of chlorophyll content in sugarcane using a SPAD chlorophyll meter across different water stress conditions', *Asian Journal of Plant Sciences*, 9: 368-74.
- Jareanseng, Suchanya. 2010. 'The accuracy of chemical fertilizer recommendation following soil analysis on yield of sugar cane and relationship between SPAD - reading with nitrogen contents in sugar cane', *KASETSART JOURNAL*. .
- Jensen, RR, and MW Binford. 2004. 'Measurement and comparison of Leaf Area Index estimators derived from satellite remote sensing techniques', *International Journal of Remote Sensing*, 25: 4251-65.
- Jin, Xiuliang, Zhenhai Li, Haikuan Feng, Zhibin Ren, and Shaokun Li. 2020. 'Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated Sentinel 2A vegetation indices and leaf area index', *The Crop Journal*, 8: 87-97.
- Kalacska, M., M. Lalonde, and T. R. Moore. 2015. 'Estimation of foliar chlorophyll and nitrogen content in an ombrotrophic bog from hyperspectral data: Scaling from leaf to image', *Remote Sensing of Environment*, 169: 270-79.

- Li, Cheng, Xicun Zhu, Yu Wei, Shujing Cao, Xiaoyan Guo, Xinyang Yu, and Chunyan Chang. 2018. 'Estimating apple tree canopy chlorophyll content based on Sentinel-2A remote sensing imaging', *Scientific reports*, 8: 1-10.
- Liang, L., Z. Lianpeng, S. Shu, L. Xiao, Q. Xiaojin, S. Qiu, Z. Shuhe, and Q. Zhihao. 2014. "Estimating wheat leaves chlorophyll content using hyperspectral technology and integrated inversion approach." In *2014 The Third International Conference on Agro-Geoinformatics*, 1-6.
- Moran, Rami. 1982. 'Formulae for determination of chlorophyllous pigments extracted with n,n-dimethylformamide', *Plant Physiology*: 1376-81.
- Morley, Peter J., Alistair S. Jump, Martin D. West, and Daniel N. M. Donoghue. 2020. 'Spectral response of chlorophyll content during leaf senescence in European beech trees', *Environmental Research Communications*, 2: 071002.
- Phuwiwat, Wirat. 2000. 'Growth and Yield of Nethouse Cauliflower Production under Three Shade Levels', *Journal of Agriculture*: 291-300.
- Srikamdee, Supawadee, Sunisa Rimcharoen, and Nutthanon Leelathakul. 2018. "Sugarcane Yield and Quality Forecasting Models: Adaptive ES vs. Deep Learning." In *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm Intelligence*, 6-11.
- Thaiparnit, Sattarpoom, and Mahasak Ketcham. 2017. 'A Prediction Algorithm for Paddy Leaf Chlorophyll Using Colour Model Incorporate Multiple Linear Regression', *Engineering Journal*, 21: 269-80.
- Thatsanchai, Treesat, and Jun-iad Jamnon. 2013. 'The condition of social and Economic, and problem of growing Sugarcane by Framers in U-Tong District of Suphun Buri Province.', *Princess of Naradhiwas University Journal*.: 29-37.
- Vaiphasa, Chaichoke, Suwit Ongsomwang, Tanasak Vaiphasa, and Andrew K Skidmore. 2005. 'Tropical mangrove species discrimination using hyperspectral data: A laboratory study', *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 65: 371-79.
- Wang, Liai, Xudong Zhou, Xinkai Zhu, and Wenshan Guo. 2017. 'Estimation of leaf nitrogen concentration in wheat using the MK-SVR algorithm and satellite remote sensing data', *Computers and Electronics in Agriculture*, 140: 327-37.

Xiaoyan, Wang, Li Zhiwei, Wang Wenjun, and Wang Jiawei. 2020. 'Chlorophyll content for millet leaf using hyperspectral imaging and an attention-convolutional neural network', *Ciência Rural*, 50.

Zhu, Wanxue, Zhigang Sun, Ting Yang, Jing Li, Jinbang Peng, Kangying Zhu, Shiji Li, Huarui Gong, Yun Lyu, and Binbin Li. 2020. 'Estimating leaf chlorophyll content of crops via optimal unmanned aerial vehicle hyperspectral data at multi-scales', *Computers and Electronics in Agriculture*, 178: 105786.





จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ณัฐสรณ์ ธิติวัชรเดช
วัน เดือน ปี เกิด	28 กันยายน 2535
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (ภูมิสารสนเทศศาสตร์)
ที่อยู่ปัจจุบัน	65/1 หมู่2 ตำบลแม่หล่าย อำเภอเมืองแพร่ จังหวัดแพร่



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY