

การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ แปลงปลูกยางพาราในประเทศไทย  
โดยใช้ข้อมูล EO-1 ALI และ HYPERION



บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)  
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)  
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรดุษฎีบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมสำรวจ ภาควิชาวิศวกรรมสำรวจ  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2557  
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ESTIMATING THE LEAF AREA INDEX, BIOMASS, VOLUME AND AGE OF RUBBER  
PLANTATIONS IN THAILAND USING EO-1 ALI AND HYPERION DATA

Mr. Siwa Kaewplang



A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Doctor of Philosophy Program in Survey Engineering

Department of Survey Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2014

Copyright of Chulalongkorn University



ศิวา แก้วปลั่ง : การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ แปลงปลูกยางพาราในประเทศไทยโดยใช้ข้อมูล EO-1 ALI และ HYPERION (ESTIMATING THE LEAF AREA INDEX, BIOMASS, VOLUME AND AGE OF RUBBER PLANTATIONS IN THAILAND USING EO-1 ALI AND HYPERION DATA) อ.ที่ปริกษาวิทยานิพนธ์หลัก: อ.ดร.ชัยโชค ไวกาษา, 131 หน้า.

ค่าตัวแปรชีวฟิสิกส์ ดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และ อายุ เป็นตัวแปรที่สำคัญสำหรับประมาณสภาพทางกายภาพของสวนยางพารา ปัจจุบันเทคโนโลยีการรับรู้ระยะไกลสามารถใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการประเมินตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืช แต่เป็นที่น่าเสียดายที่เราพบว่ามีเพียงไม่กี่ตัวอย่างในเอกสารวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ข้อมูลทั้งแบบมัลติสเปกตรัลและไฮเปอร์สเปกตรัลสำหรับการประเมินตัวแปรชีวฟิสิกส์ของสวนยางพารา ดังนั้นการศึกษานี้จะเป็นการศึกษาแรกที่ทำการศึกษาความสามารถของข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลเปรียบเทียบกับข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัลสำหรับการประเมินตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของสวนยางพารา โดยเลือกทดสอบด้วยดัชนีพืชพรรณ 4 ชนิด (Simple Ratio index, Modified Simple Ratio Index, Normalized Difference Vegetation Index และ Modified Soil Adjusted Vegetation Index) จากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม ALI และ Hyperion ของสวนยางพาราใน อ.ปากชม จ.เลย จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรในแบบจำลองทางสถิติที่ได้ แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติสูง โดยข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลมีความไวกว่าข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัลในการสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ โดยแบบจำลองที่ดีที่สุดได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) เท่ากับ 0.743, 0.694, 0.744 และ 0.631 และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำสุด (RMSE) เท่ากับ  $0.111 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ ,  $0.791 \text{ kg m}^{-2}$ ,  $0.00102 \text{ m}^3 \text{ m}^{-2}$  และ 2.398 ปี ตามลำดับ จากผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอในการศึกษานี้ สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางสำหรับการประเมินค่าตัวแปรชีวฟิสิกส์ของสวนยางพาราในพื้นที่อื่นๆได้

ภาควิชา วิศวกรรมสำรวจ

ลายมือชื่อนิสิต .....

สาขาวิชา วิศวกรรมสำรวจ

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ปีการศึกษา 2557

# # 5271831421 : MAJOR SURVEY ENGINEERING

KEYWORDS: RUBBER PLANTATIONS / EO-1 ALI AND HYPERION / VEGETATION INDICES / REMOTE SENSING

SIWA KAEWPLANG: ESTIMATING THE LEAF AREA INDEX, BIOMASS, VOLUME AND AGE OF RUBBER PLANTATIONS IN THAILAND USING EO-1 ALI AND HYPERION DATA.  
 ADVISOR: CHAICHOKE VAIPHASA, Ph.D., 131 pp.

The biophysical variables such as LAI, Biomass, Volume and Age are the most important parameters for quantifying the physical conditions of rubber plantations. Modern remote sensing tools with both multispectral and hyperspectral sensors can be effectively used for estimating the biophysical variables of crops. Unfortunately, only a few examples are found in the literature on the application of multispectral and hyperspectral data for estimating rubber the biophysical variables and the understanding of the underlying mechanisms remain unclear. Thus, the aim of this study is to explore one step beyond the existing research. The current study is the first time that the capability of hyperspectral data compared with multispectral data for estimating the biophysical variables of rubber plantations has been investigated. Four popular vegetation indices (i.e., Simple Ratio index, Modified Simple Ratio Index, Normalized Difference Vegetation Index, and Modified Soil Adjusted Vegetation Index) and the EO-1 ALI and Hyperion image of the rubber plantations in Pak Chom District of Loei Province, Thailand were chosen for the investigation. Despite additional fine-tuning needing to be done on the statistical model parameters, the proposed models reveal significantly high statistical correlations. Hyperspectral data are more sensitive than multispectral data in modeling LAI, Biomass, Volume and Age. The best-fit models with  $R^2$  values are those of 0.743, 0.694, 0.744 and 0.631, respectively, and possess the lowest RMSE values of  $0.111 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ ,  $0.791 \text{ kgm}^{-2}$ ,  $0.00102 \text{ m}^3\text{m}^{-2}$  and 2.398 years, respectively. It is anticipated that the methodology presented in this study can be used as a guideline for estimating the biophysical variables of rubber plantations in other areas, as well.

Department: Survey Engineering

Student's Signature .....

Field of Study: Survey Engineering

Advisor's Signature .....

Academic Year: 2014

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ อ.ดร.ชัยโชค ไวกาษา ที่กรุณาสละเวลาอันมีค่าเป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ให้ความรู้ ความเมตตา สอนเรื่องการทำวิจัย พร้อมทั้งให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ในการทำวิทยานิพนธ์ ให้คำแนะนำตรวจทาน และแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่ทุกขั้นตอน ติดตามความก้าวหน้าในการดำเนินการวิจัย ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาเป็นอย่างยิ่ง ผู้วิจัยตระหนักถึงความตั้งใจจริงและความทุ่มเทของอาจารย์ และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณ ศาสตราจารย์ ดร.เฉลิมชนม์ สติระพจน์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.อิทธิ ตรีสิริสัตยวงศ์ อ.พ.อ.ดร.กนก วีรวงศ์ กรรมการสอบ และ ดร.เชาวลิต ศิลปทอง กรรมการสอบภายนอกมหาวิทยาลัย จากสำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (องค์การมหาชน) ที่กรุณาเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเสร็จสมบูรณ์ไม่ได้ หากปราศจากข้อคิดเห็นและคำแนะนำที่มีค่าของทุกท่าน เพื่อให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ มีความสมบูรณ์ทางวิชาการมากที่สุดเท่าที่จะทำได้

ขอขอบพระคุณครูบาอาจารย์ทุกท่านที่ได้เคยสั่งสอนข้าพเจ้าตั้งแต่ชั้นอนุบาล จนถึงชั้นปริญญา ทำให้ข้าพเจ้ามีการศึกษาในวันนี้

ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่ออนุชาชาติ แก้วปลั่ง คุณแม่โยทะกา แก้วปลั่ง ที่เป็นกำลังใจให้ความรัก ความห่วงใยเสมอมา และขอขอบคุณ คุณจรรยา แก้วปลั่ง ที่เป็นกำลังใจ ให้ความรัก ความห่วงใย อยู่เบื้องหลังในความสำเร็จที่ได้ คอยให้ความช่วยเหลือสนับสนุนตลอดมา

นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้รับการช่วยเหลือและกำลังใจจากพี่น้องและเพื่อนๆ ตลอดจนบุคคลต่างๆ ที่ให้ความช่วยเหลืออีกมาก ที่ผู้วิจัยไม่สามารถกล่าวนามได้หมดในที่นี้ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาและความปรารถนาดีของทุกท่านเป็นอย่างยิ่ง จึงกราบขอบพระคุณและขอบคุณไว้ในโอกาสนี้ อนึ่ง ผู้วิจัยหวังว่า งานวิจัยฉบับนี้จะมีประโยชน์อยู่ไม่น้อย จึงขอมอบส่วนดีทั้งหมดนี้ ให้แก่เหล่าคณาจารย์ ที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาจนทำให้ผลงานวิจัยเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่เกี่ยวข้อง และขอมอบความกตัญญูทเวทิตาคุณ แต่บิดา มารดา และผู้มีพระคุณทุกท่าน สำหรับข้อบกพร่องต่าง ๆ ที่อาจจะเกิดขึ้นนั้น ผู้วิจัยขอน้อมรับผิดเพียง ผู้เดียว และยินดีที่จะรับฟังคำแนะนำจากทุกท่านที่ได้เข้ามาศึกษา เพื่อเป็นประโยชน์ในการพัฒนางานวิจัยต่อไป

## สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญรูป.....	ฉ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	5
1.3 สมมุติฐานของการวิจัย.....	5
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	5
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 การคำนวณค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลต้นยางพาราที่ใช้ในการศึกษา.....	7
2.2 คุณลักษณะของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษา.....	11
2.3 ความสัมพันธ์ของดัชนีความสัมพันธ์ของข้อมูลจากดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษากับยางพารา... 14	
2.4 แบบจำลองที่ใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ของต้นยางพาราจากดัชนีพืชพรรณ.....	19
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	39
บทที่ 3 วิธีดำเนินการศึกษา.....	45
3.1 พื้นที่ศึกษา.....	45
3.2 ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษาและการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผล.....	46
3.3 การเก็บข้อมูลสนาม.....	50

3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล .....	54
บทที่ 4 ผลการศึกษา.....	60
4.1 ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ไบบางพารา .....	61
4.2 ผลการประมาณค่าชีวมวลยางพารา .....	69
4.3 ผลการประมาณค่าปริมาตรยางพารา .....	77
4.4 ผลการประมาณค่าอายุยางพารา.....	85
บทที่ 5 อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ .....	93
5.1 อภิปรายผลการศึกษา .....	93
5.2 สรุปผลการศึกษา .....	106
5.3 ข้อเสนอแนะ .....	107
รายการอ้างอิง .....	108
ภาคผนวก.....	120
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ .....	131



## สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 2.1 แสดงลักษณะบางประการของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008).....	12
ตารางที่ 2.2 แสดงรายละเอียดช่วงคลื่นของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008).....	12
ตารางที่ 2.3 แสดงคุณลักษณะบางประการของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI ที่มา EO-1, USGS (2008).....	13
ตารางที่ 2.4 แสดงค่าศูนย์กลางของความยาวช่วงคลื่น (CWL) ในแต่ละ Band ของ ALI เปรียบเทียบกับ Band ของ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008).....	14
ตารางที่ 2.5 ดัชนีพืชพรรณที่ใช้ในการศึกษา .....	15
ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างตารางบันทึกผลการเก็บข้อมูลสนามในแปลงตัวอย่าง .....	52
ตารางที่ 4.1 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	62
ตารางที่ 4.2 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	63
ตารางที่ 4.3 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	66
ตารางที่ 4.4 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	67

ตารางที่ 4.5 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	70
ตารางที่ 4.6 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากดัชนีพีชีพรรณ ที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	71
ตารางที่ 4.7 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	74
ตารางที่ 4.8 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากดัชนีพีชีพรรณ ที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	75
ตารางที่ 4.9 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาตรยางพาราด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	78
ตารางที่ 4.10 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าปริมาตรยางพาราจากดัชนีพีชีพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	79
ตารางที่ 4.11 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาตรยางพาราด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	82
ตารางที่ 4.12 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าปริมาตรยางพารา จากดัชนีพีชีพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	83
ตารางที่ 4.13 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	86
ตารางที่ 4.14 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าอายุยางพารา (Age) จากดัชนีพีชีพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	87
ตารางที่ 4.15 ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	90
ตารางที่ 4.16 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าอายุยางพารา (Age) จากดัชนีพีชีพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI * : $p < 0.01$ , ** : $p < 0.05$ .....	91

ตารางภาคผนวก ก-1 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์และดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1  
Hyperion ..... 121

ตารางภาคผนวก ก-2 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ยางพาราและดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม  
EO-1 ALI ..... 124



## สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 2.1 แสดงตำแหน่งและระยะการวัดต้นไม้ .....	10
รูปที่ 2.2 แสดงตัวอย่างภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion (a) และ ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI (b) ที่มา EO-1, USGS (2008).....	11
รูปที่ 2.3 แสดงเซลล์ประสาทเทียม .....	25
รูปที่ 2.4 แสดงเลเยอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม .....	26
รูปที่ 2.5 แสดงโครงข่ายแบบไปข้างหน้า .....	27
รูปที่ 2.6 แสดง Recurrent Networks.....	28
รูปที่ 2.7 แสดงการเรียนรู้แบบกำกับดูแล .....	29
รูปที่ 2.8 แสดงโครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอน .....	30
รูปที่ 2.9 สถาปัตยกรรมแบบเพอร์เซพตรอน.....	30
รูปที่ 2.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	34
รูปที่ 2.11 แสดงแผนภูมิการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม .....	38
รูปที่ 3.1 พื้นที่ศึกษาดำบลปากชม ตำบลชมเจริญ ตำบลธาตุ อำเภอปากชม จังหวัดเลย.....	45
รูปที่ 3.2 แสดงลักษณะทั่วไปของพื้นที่ศึกษา.....	46
รูปที่ 3.3 แสดงตัวอย่างการระบุตำแหน่งที่เลือกทำจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCP) ในตำแหน่งที่ชัดเจนจาก Google Earth.....	47
รูปที่ 3.4 ตำแหน่งจุดควบคุมภาคพื้นดิน (จุดสีแดง) ที่ใช้ในการศึกษา .....	47
รูปที่ 3.5 แสดงการป้อนพารามิเตอร์ FLAASH เพื่อปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ของข้อมูลภาพดาวเทียม EO-1 Hyperion.....	48
รูปที่ 3.6 แสดงการป้อนพารามิเตอร์ FLAASH เพื่อปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่น.....	49
รูปที่ 3.7 การเก็บพิกัดและข้อมูลต้นยางพาราภายในแปลงปลูกยางพารา.....	50

รูปที่ 3.8 แสดงการวัดรัศมีต้นยางพาราเพื่อนำมาคำนวณพื้นที่ผิวใบ .....	51
รูปที่ 3.9 แสดงตำแหน่งวัดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (DBH) และความสูงของพุ่มต้นไม้ ( $h_c$ ).....	51
รูปที่ 3.10 แสดงวิธีการวัดความสูงของต้นยางพารา โดยใช้ Clinometers.....	52
รูปที่ 3.11 ตำแหน่งแปลงปลูกยางพาราที่เก็บข้อมูลสนาม จำนวน 80 แปลงแสดงบนภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 Hyperion ถ่ายเมื่อวันที่ 20 ธันวาคม 2552.....	53
รูปที่ 3.12 แสดงแผนผังขั้นตอนวิธีการศึกษา.....	55
รูปที่ 3.13 แสดงการคำนวณพื้นที่ผิวใบของยางพาราแต่ละต้น .....	56
รูปที่ 3.14 แสดงการคำนวณค่าดัชนีพื้นที่ใบของยางพาราแต่ละแปลงตัวอย่าง .....	56
รูปที่ 3.15 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 Hyperion.....	59
รูปที่ 3.16 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI.....	59
รูปที่ 4.1 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ตรวจวัดได้จริง (Measured LAI) กับค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ทำนายได้ (Predicted LAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ MSR <sub>705</sub> .....	64
รูปที่ 4.2 แผนที่แสดงค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ MSR <sub>705</sub> .....	64
รูปที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ตรวจวัดได้จริง (Measured LAI) กับค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ทำนายได้ (Predicted LAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI.....	68
รูปที่ 4.4 แผนที่แสดงค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ NDVI.....	68
รูปที่ 4.5 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Biomass)กับค่าชีวมวลที่ทำนายได้ (Predicted Biomass) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI <sub>705</sub> .....	72
รูปที่ 4.6 แผนที่แสดงค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI <sub>705</sub> .....	72

รูปที่ 4.7 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Biomass)กับค่าชีวมวลที่ทำนายได้ (Predicted Biomass) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ MSR.....	76
รูปที่ 4.8 แผนที่แสดงค่าชีวมวลไม้ยางพารา (Biomass) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ MSR.....	76
รูปที่ 4.9 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาตรยางพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured VAI) กับค่าปริมาตรยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted VAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI <sub>705</sub> .....	80
รูปที่ 4.10 แผนที่แสดงค่าปริมาตรยางพารา (VAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI <sub>705</sub> .....	80
รูปที่ 4.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาตรยางพารา (VAI) ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured VAI) กับค่าปริมาตรยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted VAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ MSAVI.....	84
รูปที่ 4.12 แผนที่แสดงค่าปริมาตรยางพารา (VAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมALI และดัชนีพืชพรรณ MSAVI.....	84
รูปที่ 4.13 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าอายุยางพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Age) กับค่าอายุยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted Age) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ SR <sub>705</sub> ..	88
รูปที่ 4.14 แผนที่แสดงค่าอายุยางพารา (Age) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ SR <sub>705</sub> .....	88
รูปที่ 4.15 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าอายุยางพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Age) กับค่าอายุยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted Age) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ SR.....	92
รูปที่ 4.16 แผนที่แสดงค่าอายุยางพารา (Age) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ SR.....	92

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ยางพารา (*Hevea brasiliensis*, Mull.) เป็นพันธุ์ไม้ที่มีความสำคัญ ที่ใช้เป็นแหล่งผลิตยางธรรมชาติและผลิตภัณฑ์ไม้ยางพาราเป็นหนึ่งในพืชเศรษฐกิจของประเทศไทยที่สำคัญที่มีการส่งออกเป็นปริมาณมากในตลาดโลก ในปี พ.ศ. 2553 ผลผลิตของยางธรรมชาติทั่วโลกมีมากถึง 10.4 ล้านตัน และเป็นยางที่มาจากประเทศไทยประมาณ 31% (สมาคมยางพาราไทย 2554) ประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกยางพารารวมกันมากกว่า 22.18 ล้านไร่ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร 2556) ในทศวรรษที่ผ่านมา ยางพารามีราคาสูงขึ้น ทำให้ยางพาราเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย ยางพารานิยมปลูกในภาคใต้ ภาคตะวันออก และภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เนื่องจากมีสภาพแวดล้อมและปัจจัยสนับสนุนการปลูกอย่างเหมาะสม ทั้งสภาพภูมิอากาศ ภูมิประเทศ สภาพดิน และปริมาณฝนรวมทั้งแรงงานที่หาได้ง่าย ยางพาราเป็นพืชที่ปลูกง่าย ไม่ต้องดูแลรักษามากนัก โรคและศัตรูพืชน้อย ผลผลิตสามารถขายได้ทุกคุณภาพ ให้ผลผลิตที่ยาวนาน และสวนยางพาราก่อให้เกิดการจ้างงาน ลดการเคลื่อนย้ายแรงงาน และสวนยางพารามีคุณค่าต่อการลดภาวะโลกร้อน ดังนั้นจึงมีความจำเป็น ที่ต้องมีการจัดการ และการเก็บรวบรวมข้อมูลสำหรับการบริหารจัดการสวนยาง เช่น พื้นที่ปลูก ความสมบูรณ์ การเจริญเติบโต โรค และอายุของพื้นที่ปลูกยางพารา ซึ่งข้อมูลรายละเอียดเหล่านี้จะเป็นประโยชน์สำหรับหน่วยงานรัฐบาลที่จะประมาณผลผลิตน้ำยางและปริมาณไม้ยางพาราให้ถูกต้องมากขึ้น และเพื่อให้มีการจัดการกลยุทธ์ที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพมากขึ้น

คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ที่สำคัญของพืช เช่น ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (Leaf Area Index) มีบทบาทสำคัญในเชิงปริมาณการแลกเปลี่ยนพลังงานและมวลของระบบนิเวศน์ ดัชนีพื้นที่ใบถูกนำมาใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองกระบวนการสังเคราะห์แสง (Duchemin, Hadria et al. 2006) อัตราการคายระเหย (Chen, Chen et al. 2005) การแลกเปลี่ยนพลังงาน (Baldocchi and Harley 1995, Leuning, Kelliher et al. 1995, Chase, Pielke et al. 1996) การศึกษาการเปลี่ยนแปลงความหนาแน่นป่า (Granier, Loustau et al. 2000, Thomas and Winner 2000) และผลผลิตของป่า (Gholz 1982, Waring 1983, Bolstad and Gower 1990, Bolstad, Vose et al. 2001) ในขณะที่ค่าชีวมวล (Biomass) ใช้ในการศึกษาการเจริญเติบโตของพืช (Kindermann, McCallum et al. 2008) การทำความเข้าใจการทำงานของระบบนิเวศและวัฏจักรของคาร์บอนของป่าไม้ (Dixon, Solomon et al. 1994, Im and Jensen 2008) และ ศักยภาพในการกักเก็บก๊าซคาร์บอนออกไซด์ของป่าไม้ (Ogawa, Yoda et al. 1965, Boonpragob 1996) โดยการเปลี่ยนแปลงชีวมวล

ของป่าไม้เป็นข้อมูลสำคัญในการประเมินผลกระทบของการจัดการป่าไม้ที่แตกต่างกัน (Zheng, Heath et al. 2008) และเป็นที่รู้กันดีว่าทรัพยากรป่าไม้เป็นทรัพยากรที่มีจำกัด ในปัจจุบันอุตสาหกรรมไม้ มีการส่งเสริมการใช้ประโยชน์จากไม้ที่เป็นผลพลอยได้จากการเกษตร ที่ซึ่งเป็นแหล่งผลิตภัณฑ์ไม้ที่สำคัญ และมีประโยชน์ต่อความต้องการใช้ไม้ขั้นพื้นฐานของมนุษย์และการพัฒนาเศรษฐกิจ (Arnold 1990, FAO 1998, Long and Nair 1999) ในทำนองเดียวกันอายุของป่าไม้ ก็เป็นอีกหนึ่งปัจจัยสำคัญในการกำหนดศักยภาพในการกักเก็บก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ และปริมาณคาร์บอนสะสมในระบบนิเวศป่าไม้ (Wulder, Kurz et al. 2004, Sivanpillai, Smith et al. 2006) รวมถึงการกำหนดการวางแผนการจัดการป่า โดยจากหลายรายงานการวิจัยข้างต้น จะพบว่าความเข้าใจที่ดีของพารามิเตอร์เหล่านี้จะช่วยให้นักวิจัยสามารถดำเนินการศึกษาในเชิงลึกเกี่ยวกับระบบนิเวศของป่าอย่างพาราไดได้เป็นอย่างดี

สวนยางพาราในประเทศไทย เป็นแหล่งที่สำคัญของยางธรรมชาติและผลิตภัณฑ์ไม้ ทรัพยากรเหล่านี้จำเป็นต้องมีการจัดการที่มีประสิทธิภาพและกำหนดนโยบายที่เหมาะสม ซึ่งจำเป็นต้องมีข้อมูลที่เชื่อถือได้ การจะได้มาซึ่งข้อมูลเหล่านี้ในปัจจุบันจะต้องลงเก็บข้อมูลในสนามด้วยวิธีการสุ่มเก็บข้อมูล ซึ่งทำให้ไม่สามารถตรวจวัดปริมาณผลผลิตชีวมวลได้อย่างถูกต้อง ถ้าการสุ่มตัวอย่างไม่ได้เป็นตัวแทนทางสถิติที่ดี และหากต้องประเมินผลผลิตมวลรวมในพื้นที่ที่มีขนาดใหญ่มาก เรายังต้องพบกับปัญหาของการขาดกำลังคนและงบประมาณที่ต้องการในการสำรวจอีกด้วย ดังนั้นจะพบว่าสาเหตุของปัญหานี้เกิดจากรายยังไม่มีระบบการประมาณข้อมูลยางพาราที่มีประสิทธิภาพ เพื่อใช้เป็นเครื่องมือในการบริหารจัดการปัญหาสวนยางพารา ในปัจจุบันปัญหาดังกล่าวได้รับการปรับปรุงอย่างมีนัยสำคัญ โดยการใช้เทคนิคของการสำรวจระยะไกล จากตัวอย่างรายงานการศึกษาที่ประสบความสำเร็จในการศึกษาพืชและป่าไม้ โดยใช้ข้อมูลดาวเทียมจากการสำรวจระยะไกลทั้งแบบมัลติสเปกตรัล (Jensen, Qiu et al. 1999, Wulder, Kurz et al. 2004, Sivanpillai, Smith et al. 2006) และการสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล (Datt, McVicar et al. 2003, Thenkabail, Enclona et al. 2004, Wu, Han et al. 2010, Psomas, Kneubühler et al. 2011, Heiskanen, Rautiainen et al. 2013, Thenkabail, Mariotto et al. 2013, Gnyp, Bareth et al. 2014) โดยวิธีการหนึ่งที่ยอมรับใช้ในการศึกษากันอย่างกว้างขวาง คือ นำค่าตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืชที่ได้จากภาคสนามซึ่งมีจำนวนของข้อมูลที่เหมาะสมกับขนาดของพื้นที่นำมาหาความสัมพันธ์กับค่าดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index) จากนั้นนำความสัมพันธ์ที่ได้มาหาค่าตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืชในบริเวณที่ไม่มีค่าจากการสำรวจภาคสนาม ซึ่งค่าดัชนีพืชพรรณที่นิยมใช้ในปัจจุบันมีอยู่หลายดัชนี เช่น Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Simple Ratio (SR), Modified Simple Ratio (MSR) และ Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI) เป็นต้น หลายงานวิจัยได้สรุปว่าค่าดัชนีพืชพรรณมีความสัมพันธ์ที่ดีกับตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืช (Running, Peterson et



al. 1986, Lawrence and Ripple 1998, Jensen and Binford 2004, Suratman, Bull et al. 2004, Koppe, Li et al. 2010, Wu, Han et al. 2010, Psomas, Kneubühler et al. 2011, Chen, Cao et al. 2012) และมีหลายงานวิจัยยืนยันว่าเทคนิคการสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลให้ค่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าตัวแปรทางชีวฟิสิกส์อื่นๆของพืช กับค่าดัชนีพืชพรรณดีกว่าผลที่ได้จากการใช้การสำรวจระยะไกลแบบหลายช่วงคลื่น (Thenkabail, Smith et al. 2002, Mutanga and Skidmore 2004, Thenkabail, Enclona et al. 2004, Pu, Yu et al. 2005, Thenkabail, Mariotto et al. 2013)

จากการตรวจเอกสารทั้งภายในและต่างประเทศที่เกี่ยวข้องกับยางพารา และการรับรู้ระยะไกล พบว่า มีการศึกษาการสำรวจพื้นที่ปลูกยางพาราโดยนำข้อมูลดาวเทียม (วีระพันธุ์ มุสิกสาร 2523) มาใช้สำรวจพื้นที่ปลูกยางพาราครั้งแรกในปี พ.ศ. 2523 จากข้อมูลดาวเทียม Landsat 1, 2, 3 ระบบ MSS รายละเอียดจุดภาพ 80x80 เมตร มาตรฐาน 1:250,000 โดยทำการแปลงข้อมูลด้วยสายตา ในขณะที่ ลิขิต นวลศรี (2536) จากสถาบันวิจัยยางทำการสำรวจพื้นที่ปลูกยางพาราทำการศึกษาโดยใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 5TM โดยการแปลงข้อมูลด้วยสายตาจากภาพสีมาตรฐาน 1:100,000 และรายงานการศึกษาสถาบันวิจัยยางของ สุทัศน์ ด้านสกุลผล (2540) ทำการสำรวจพื้นที่ปลูกยางพารา โดยใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 5TM โดยการแปลงข้อมูลด้วยสายตา ชนิดภาพสีผสมเท็จ ขนาดภาพมาตรฐาน 1:125,000 ซึ่งจากรายงานการศึกษาที่กล่าวมาทั้งหมดนี้ ได้สรุปออกมาเป็นปริมาณพื้นที่การปลูกยางพาราทั้งประเทศ และมีรายงานการศึกษากการใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ ในการศึกษายางพารา โดย สมยศ สันธะหัต (2544) ทำการศึกษากำหนดเขตปลูกยางของประเทศไทย (ในแหล่งปลูกยางเดิม)โดยอาศัยเทคนิคการสำรวจข้อมูลระยะไกลและสารสนเทศทางภูมิศาสตร์และ สุทัศน์ ด้านสกุลผล (2546) ทำการศึกษากำหนดเขตปลูกพืชเศรษฐกิจหลักในภาคใต้ (ยางและปาล์มน้ำมัน) โดยอาศัยเทคนิคการสำรวจข้อมูลระยะไกล และสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ ขณะที่ Suratman, Bull et al. (2004) ทำการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการประมาณพื้นที่ ปริมาตรและอายุของแปลงปลูกยางในประเทศมาเลเซียโดยใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 5TM หาความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลดาวเทียม และดัชนีที่เกี่ยวข้องกับพืช 2 ส่วน คือ Greenness Indices และ ส่วนที่สอง คือ Vegetation Condition Indices และใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Landsat 5TM มาใช้ในการสร้าง Logistic Regression Model เพื่อทำนายตำแหน่งแปลงปลูกยางพาราที่อยู่ในพิกเซลของภาพ และจากรายงานการศึกษาของ เจษฎา โสภารัตน์ (2551) ทำการประยุกต์ใช้ภาพดาวเทียม SPOT 5 เพื่อประเมินดัชนีพื้นที่ใบของยางพารา กรณีศึกษา อำเภอ นาม่อม จังหวัดสงขลา ด้วยการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าการสะท้อนแสงของช่วงคลื่น ในรูปของดัชนีพืชพรรณ และค่าเฉลี่ยของดัชนีพื้นที่ใบขณะที่ ชรัตน์ มงคลสวัสดิ์ (2553) ทำการวิเคราะห์พื้นที่

ปลูกยางพาราในลุ่มน้ำโขงด้วยข้อมูลดาวเทียม SPOT 2, 4, 5 ร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ และทดสอบการใช้ข้อมูลดาวเทียม THEOS สำหรับหาพื้นที่ปลูกยางครอบคลุมพื้นที่ลุ่มน้ำโขง โดยการวิเคราะห์พื้นที่ปลูกยางพาราด้วยวิธีแปลภาพด้วยสายตาในขณะที่ Li and Fox (2012) ทำการศึกษา การทำแผนที่การเจริญเติบโตของต้นยางพาราในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ โดยใช้ Time-Series MODIS Terra 16 วัน, 250 m. NDVI และข้อมูลสถิติโดยใช้วิธี Mahalanobis Typicality ระบุพิกเซลที่การเจริญเติบโตของต้นยางพารา มีความน่าจะเป็นสูงที่สุดและข้อมูลสถิติแต่ละประเทศ ที่เกี่ยวกับการเจริญเติบโตของต้นยางพาราที่จะหาจำนวนพิกเซลของการเจริญเติบโตของต้นไม้อย่าง และ Chen, Cao et al. (2012) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 5TM กับอายุยางพารา ในเกาะไหหลำ ประเทศจีน โดยทำการประมาณอายุยางพารา โดยใช้แบบจำลอง 4 ชนิดเปรียบเทียบกัน

แต่อย่างไรก็ตามงานวิจัยที่กล่าวมายังมีน้อยมาก ที่กล่าวถึงการประมาณค่าคุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ของยางพาราโดยใช้เทคนิคการสำรวจระยะไกล และจากการตรวจเอกสารการวิจัยจากฐานข้อมูลนานาชาติ (วารสารในฐานข้อมูล ISI และ SCOPUS) พบว่า ยังไม่มีรายงานการวิจัย การใช้การสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล ที่ทำการศึกษาเกี่ยวกับค่าคุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ของยางพารา ดังนั้นการศึกษานี้จึงเป็นการศึกษาแรกที่จะทำการศึกษาโดยใช้การสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล สำหรับการศึกษาเกี่ยวกับค่าคุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ยางพารา โดยงานวิจัยนี้มุ่งเน้นเพื่อทำการทดสอบการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุของแปลงปลูกยางพารา โดยจะใช้การสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล จากภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion เปรียบเทียบกับค่าประมาณที่ได้จากการสำรวจระยะไกลแบบมัลติสเปกตรัลจากภาพถ่ายดาวเทียม Advanced Land Imager (ALI) โดยจะทำการประมาณค่าชีวมวล ดัชนีพื้นที่ใบ ปริมาตร และอายุของแปลงปลูกยางพาราโดยใช้ข้อมูล EO-1 ALI และ Hyperion ในหลายวิธี เช่นการใช้การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) และกรณีการประมาณแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) โดยวิธีการเหล่านี้จะได้ทำการเปรียบเทียบกันทางสถิติถึงประสิทธิภาพในการประมาณค่าชีวมวล ดัชนีพื้นที่ใบ ปริมาตร และอายุของแปลงปลูกยางพาราด้วย

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลอง สำหรับการประมาณค่าชีวมวล ปริมาตร ดัชนีพื้นที่ใบ และอายุแปลงปลูกยางพารา

1.2.2 ศึกษาและเปรียบเทียบการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา โดยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) และการประมาณค่า แบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) จากข้อมูล EO-1 ALI และ Hyperion

## 1.3 สมมุติฐานของการวิจัย

แปลงตัวอย่างที่ใช้ศึกษามีคุณลักษณะของยางพาราเหมือนกันทั้งแปลง (Homogeneous) และเราสามารถใช้อัตราการสะท้อนแสงของแปลงปลูกยางพารา จากการสำรวจระยะไกลแบบหลายช่วงคลื่น และแบบไฮเปอร์สเปกตรัล ร่วมกับดัชนีพืช สำหรับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา โดยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) และการประมาณค่า แบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs)

## 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 พื้นที่ศึกษาครอบคลุมเขต ตำบลปากชม ตำบลชมเจริญ ตำบลธาตุ อำเภอปากชม จังหวัดเลย

1.4.2 ใช้ข้อมูลดาวเทียม 2 ชนิด คือ ข้อมูลดาวเทียม ALI และ Hyperion

1.4.3 ขนาดของแปลงยางพาราที่ใช้ศึกษาต้องมีขนาดไม่น้อยกว่า 5 ไร่

1.4.4 ในกรณีของภาพถ่าย Hyperion ซึ่งมีจำนวนช่วงคลื่นหลายช่วงคลื่นนั้น การวิจัยครั้งนี้ใช้ดัชนีพืชพรรณ ที่มีผู้เคยทำการศึกษาและได้ผลดีแล้ว ซึ่งประกอบด้วยดัชนีพืชพรรณ SR<sub>705</sub>, NDVI<sub>705</sub>, MSR<sub>705</sub> และ MSAVI<sub>705</sub> มาใช้ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุของแปลงยางพารา

1.4.5 สมการที่ใช้คำนวณชีวมวล และ ปริมาตรของยางพารา จะใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณชีวมวล และ ปริมาตรของยางพารา จริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้

1.4.6 ในการวิจัยนี้จะสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และ อายุของแปลงยางพารา จากข้อมูลดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความสัมพันธ์ของข้อมูลดาวเทียม โดยทำการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) แบบเส้นตรง (Linear Function) และแบบไม่ใช่เส้นตรง(Nonlinear Functions) ซึ่งประกอบไปด้วย โพลีโนเมียลกำลังสอง (2-Degree Polynomial) ลอการิทึม (Logarithm Function) เอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Function) และ ฟังก์ชันยกกำลัง (Power Function) และกรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs)

## 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้แบบจำลอง สำหรับการประมาณค่าชีวมวล ปริมาตร ดัชนีพื้นที่ใบ และอายุแปลงปลูกยางพาราเพื่อเชื่อมโยงข้อมูลภาคพื้นดิน กับข้อมูลดาวเทียม ที่ใช้ในการวิจัย คือ EO-1 ALI และ Hyperion เพื่ออำนวยความสะดวกและเป็นประโยชน์สำหรับการวางแผนการคาดการณ์ทรัพยากรยางพารา และเป็นแนวทางพื้นฐานที่สำคัญสำหรับการวิจัยเพื่อการศึกษาพืชเศรษฐกิจอื่นๆ ที่คล้ายกันในอนาคต

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 การคำนวณค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลต้นยางพาราที่ใช้ในการศึกษา

2.1.1 ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (Leaf Area Index , LAI) คือ ผลรวมของ พื้นที่ผิวของใบไม้ทั้งหมดในด้านใดด้านหนึ่งเพียงด้านเดียว ต่อหน่วยพื้นที่ (Jensen 2007) การวัดค่าดัชนีพื้นที่ใบของพืช สามารถวัดทางตรง และทางอ้อม โดยวิธีทางตรงต้องวัดพื้นที่ใบไม้ทุกใบในต้นไม้ที่ต้องการ และวิธีการวัดทางอ้อม ทำได้โดยการใช้วิธีคำนวณ หรือใช้เครื่องมือ LAI-2000 Plant Canopy Analyzer ทำการวัดโดยวางเครื่องมือไว้บนพื้นใต้เรือนยอด เครื่องมือจะวัดแสงที่ส่องผ่านช่องว่างของเรือนยอด หรือ ใช้กล้องถ่ายภาพที่ติดตั้ง Fish Eye Len มุมกว้าง 180 องศา ถ่ายภาพเรือนยอดปกคลุมจากบนพื้นดิน แล้วแปลภาพเป็นสัดส่วนเรือนยอดปกคลุมต่อพื้นที่ โดยการศึกษาครั้งนี้เราจะใช้วิธีการคำนวณ ซึ่งต้องทำการวัดรัศมีของเรือนยอดต้น (R) ของต้นยางพารา โดยทำการวัดจากด้านที่ยาวที่สุดจากลำต้นจนถึงวงขอบเรือนยอดในสนามเป็นข้อมูลในการคำนวณ ดังรูปที่ 2.1 (a) โดยแสดงรายละเอียดการคำนวณในสมการที่ 2.1

$$LA = \pi R^2 \quad (2.1)$$

เมื่อ LA คือ ค่าพื้นที่ผิวใบของต้นไม้หนึ่งต้น

R คือ รัศมีของเรือนยอดต้นไม้วัดจากด้านที่ยาวที่สุดจากลำต้นจนถึงวงขอบเรือนยอด

และค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 2.2

$$LAI = \frac{\sum LA}{Area} \quad (2.2)$$

เมื่อ  $\sum LA$  คือ ผลรวมของค่าพื้นที่ผิวใบของต้นไม้ทุกต้นในแปลง

Area คือ พื้นที่ของแปลงตัวอย่างขนาด 15 x 15 ตารางเมตร

**2.1.2 ค่าชีวมวล (Biomass)** คือ มวลของทุกส่วนของต้นไม้ทั้ง ราก ใบ ลำต้น ดอกและผล ต่อหน่วยพื้นที่ ค่าชีวมวลจะวัดในรูปของน้ำหนักแห้ง โดยค่าชีวมวลใช้ในการศึกษาการเจริญเติบโตของพืช และการแลกเปลี่ยนก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ของพืชกับชั้นบรรยากาศ โดย Hogarth and Hogarth (2007) ระบุว่าซึ่งพืชสามารถกักเก็บคาร์บอนไว้ในเนื้อไม้ประมาณ 40-45 % ของน้ำหนักแห้ง การหามวลชีวภาพของพืชทำได้ทั้งวิธีการวัดทางตรง โดยตัดต้นไม้แล้วนำไปอบ แล้วชั่งน้ำหนักแห้ง และ วิธีทางอ้อมโดยใช้การประมาณค่า

วิธีการหาค่าชีวมวลทางตรงมี 2 วิธี คือ วิธีการตัดต้นไม้ (Harvest method) คือต้องตัดต้นไม้ทุกต้นในพื้นที่แล้วนำไปอบ แล้วชั่งหาน้ำหนักแห้ง แล้วคำนวณหาค่าชีวมวล ซึ่งค่าชีวมวลจะเท่ากับน้ำหนักแห้งทั้งหมดต่อพื้นที่ และวิธีเลือกตัดพุ่มเฉพาะไม้ตัวอย่าง (Allometric method) คือการตัดต้นไม้บางส่วนเฉพาะที่เป็นไม้ตัวอย่าง แล้วนำน้ำหนักตัวอย่างที่เลือกมาหาความสัมพันธ์กับส่วนต่างๆของต้นไม้ โดยต้องตัดพุ่มต้นไม้ทั้งหมดในพื้นที่ตัวอย่าง ส่วนวิธีการหาค่าชีวมวลทางอ้อมคือการใช้วิธีการประมาณค่าโดยทำการวัดขนาดต้นไม้และทำการคำนวณหาค่าชีวมวล วิธีนี้ทำให้ไม่ต้องตัดพุ่มต้นไม้ ซึ่งการศึกษานี้จะใช้วิธีการคำนวณโดยใช้ Biomass Models ของต้นยางพาราที่เคยมีการศึกษาไว้แล้วโดย Räisänen (Matti 1997) ซึ่งเป็นความสัมพันธ์ระหว่างค่าขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางที่ระดับความสูงเพียงอก (Diameter at Breast Height, DBH) กับความสูงพุ่มไม้ (height of crown, hc) ของต้นยางพารา ดังสมการที่ 2.3 และรูปที่ 2.1 (b)

$$\text{Total biomass } B, \text{ kilograms} = 0.066218d^{2.131143}h_c^{0.612696} \quad (2.3)$$

เมื่อ  $d = \text{DBH}$  คือ ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (130 เซนติเมตร)

$h_c$  คือ ความสูงของพุ่มต้นไม้ (เมตร)

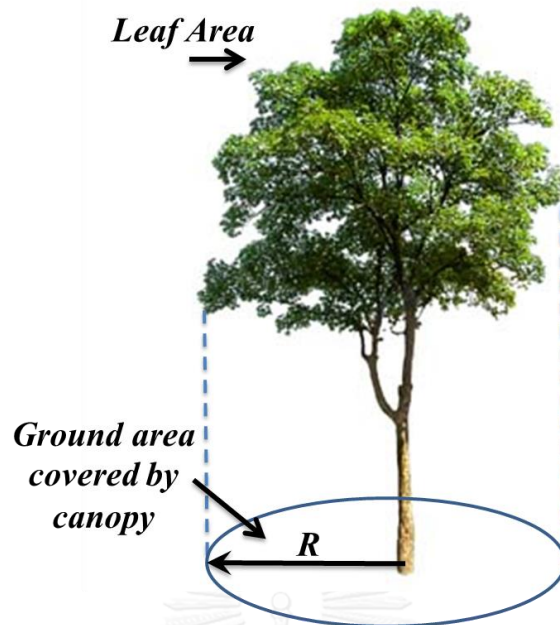
ในการศึกษานี้มีสมมุติฐานว่า สมการ Biomass Model ที่มีการศึกษาไว้แล้วข้างต้นเป็นค่าจริงเนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัด โดยในความเป็นจริงแล้วในการศึกษานี้ สมการที่ใช้คำนวณ ชีวมวลของยางพารา จะใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณชีวมวลของยางพาราจริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้

**2.1.3 ค่าปริมาตรต้นยางพารา (Volume)** การศึกษานี้ใช้สมการ Volume model ที่ Räsänen (Matti 1997) พัฒนาเพื่อใช้ในการประมาณปริมาตรไม้ยางพาราในประเทศ Mexico ดังสมการที่ 2.4 และรูปที่ 2.1 (b)

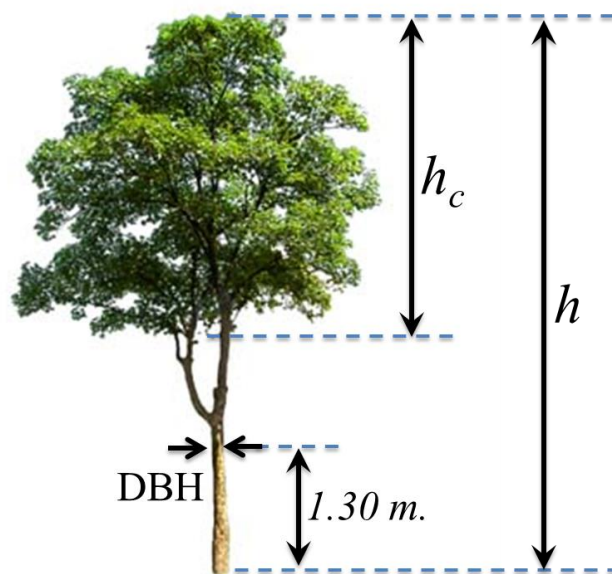
$$\text{Bole Volume } V, m^3 = 0.065789 * d^{2.179986} * h^{0.488780} \quad (2.4)$$

เมื่อ  $d$  คือ ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (130 เซนติเมตร)  
 $h$  คือ ความสูงของต้นยางพารา (เมตร)

ในการศึกษานี้มีสมมุติฐานว่า สมการ Volume model ที่มีการศึกษาไว้แล้วข้างต้นเป็นค่าจริง เนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัด โดยในความเป็นจริงแล้วในการศึกษานี้ สมการที่ใช้คำนวณ ปริมาตรของต้นยางพารา จะใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณ Biomass จริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้



(a) แสดงการวัดคาร์ซึ่มของเรือนยอดต้นไม้ ( $R$ )



(b) แสดงระยะการวัดความสูงต้นไม้ ( $h$ ) และความสูงของพุ่มต้นไม้ ( $h_c$ ) และ ตำแหน่งวัดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (130 เซนติเมตร เหนือพื้นดิน) ( $DBH$ )

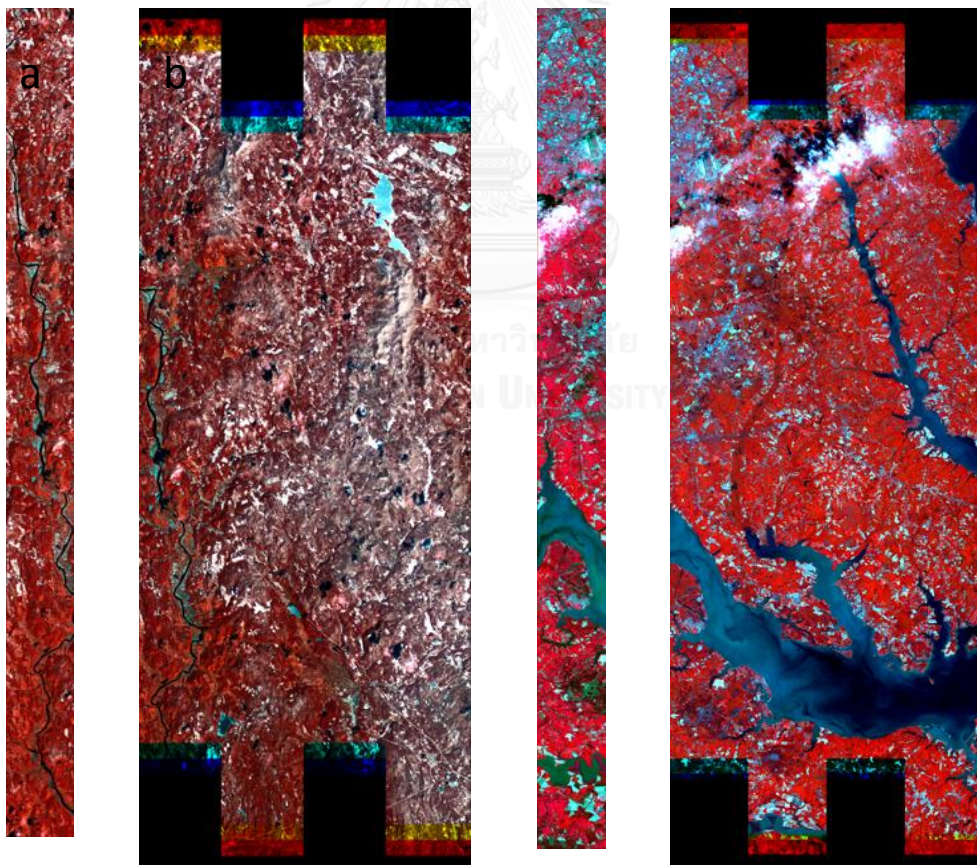
รูปที่ 2.1 แสดงตำแหน่งและระยะการวัดต้นไม้



## 2.2 คุณลักษณะของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษา

### 2.2.1 ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion

ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion เป็นข้อมูลไฮเปอร์สเปกตรัล ชนิดหนึ่ง ที่ทำการบันทึกข้อมูลและจัดเก็บเป็นช่วงคลื่นที่แคบๆติดต่อกันไปหลายร้อยช่วง ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion เป็นข้อมูลที่ได้จากกล้องถ่ายภาพ Hyperion ที่ติดตั้งอยู่บนดาวเทียม EO-1 ของประเทศสหรัฐอเมริกา นิยมเรียกชื่อว่าภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion โดยภาพมีลักษณะครอบคลุมพื้นที่เป็นแถบยาวครอบคลุมพื้นที่ประมาณ 7,500 ตารางกิโลเมตร ดังแสดงในรูปที่ 2.2 ทำการบันทึกข้อมูลที่มีความกว้างช่วงคลื่น 10 nm ใน 1 band ต่อเนื่องติดต่อกันไปตั้งแต่ 356 -2578 nm จำนวนทั้งหมด 242 band และโคจรกลับมาถ่ายซ้ำที่เดิมทุก 16 วัน ดังแสดงรายละเอียดในตารางที่ 2.1 และบันทึกข้อมูลในช่วงคลื่นที่ตามองเห็น อินฟราเรดใกล้ และอินฟราเรดคลื่นสั้น ดังรายละเอียดในตารางที่ 2.2



รูปที่ 2.2 แสดงตัวอย่างภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion (a) และภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI (b) ที่มา EO-1, USGS (2008)

**ตารางที่ 2.1** แสดงลักษณะบางประการของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008)

คุณลักษณะบางประการของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion	
Spectral bands	242 bands (356-2575 nm)
Bandwidth	10 nm
repeat cycle	16 days
Pixel size	30 m
land area per image	7.7 x 42 หรือ 7.7 x 185 km
Satellite	EO-1

**ตารางที่ 2.2** แสดงรายละเอียดช่วงคลื่นของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008)

	Band	wavelength (nm)	Status	
Visible	1-7	356-417 nm	ไม่มีสัญญาณ	
	NIR channels	8-55	426-895 nm	มีสัญญาณ
		56-57	913-926 nm	มีสัญญาณ (overlaps กับ SWIR 77-78)
		58-70	936-1058nm	ไม่มีสัญญาณ
		71-76	852-902 nm	ไม่มีสัญญาณ
Shortwave infrared	77-78	912-923 nm	มีสัญญาณ ( overlaps กับ VNIR 56-57)	
Channels	79-224	933-2396 nm	มีสัญญาณ	
		225-242	2406-2578 nm	ไม่มีสัญญาณ

## 2.2.2 ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI

ภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI เป็นภาพถ่ายดาวเทียมระบบมัลติสเปกตรัล ชนิดหนึ่งที่ได้จากกล้องถ่ายภาพ ALI ที่ติดตั้งบนดาวเทียม EO-1 และทำการบันทึกสัญญาณใน 10 band ในช่วงคลื่นไม่ต่อเนื่องกัน ในเวลาและสถานที่เดียวกันกับกล้องถ่ายภาพ Hyperion ดังตารางที่ 2.3 โดยมีค่าศูนย์กลางของความยาวช่วงคลื่น (Spectral Center Wave lengths , CWL) ในแต่ละ band เมื่อเปรียบเทียบกับ Hyperion ดังแสดงในตารางที่ 2.4

**ตารางที่ 2.3** แสดงคุณลักษณะบางประการของภาพถ่ายดาวเทียมระบบ ALI ที่มา EO-1, USGS (2008)

Spectral	EO-1 Advanced Land Imager (ALI)		
	Band	Spectral resolution( $\mu\text{m}$ )	Spatial Resolution(m)
	MS-1	0.433- 0.453	30 x 30
	MS-1'	0.450- 0.510	30 x 30
	MS-2	0.525- 0.625	30 x 30
	MS-3	0.630- 0.690	30 x 30
	MS-4	0.775- 0.805	30 x 30
	MS-4'	0.845- 0.890	30 x 30
	MS-5	1.20- 1.30	30 x 30
	MS-5'	1.55- 1.75	30 x 30
	MS-7	2.08- 2.35	30 x 30
	Panchromatic	0.48- 0.69	10 x 10
Revisit	16 days		
Land area per image	37 x 42 หรือ 37x185 km		
Satellite	EO-1		

**ตารางที่ 2.4** แสดงค่าศูนย์กลางของความยาวช่วงคลื่น (CWL) ในแต่ละ Band ของ ALI เปรียบเทียบกับ Band ของ Hyperion ที่มา EO-1, USGS (2008)

ALI band no.	CWL (nm)	Hyperion band no.	CWL (nm)	Range
MS-1'	441.6	10	447.17	VNIR
MS-1	484.8	14	487.87	VNIR
MS-2	567.2	22	569.27	VNIR
MS-3	660	31	660.85	VNIR
MS-4	790	44	793.13	VNIR
MS-4'	865.6	51	864.35	VNIR
MS-5	1244.4	110	1245.36	SWIR
MS-5'	1640.1	149	1638.81	SWIR
MS-7	2225.7	207	2224.03	SWIR

### 2.3 ความสัมพันธ์ของดัชนีความสัมพันธ์ของข้อมูลจากดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษากับยางพารา

ในการศึกษานี้ใช้ดัชนีความสัมพันธ์ของข้อมูลดาวเทียม กับตัวแปรของยางพาราที่ทำการศึกษา ตรวจวัดจากข้อมูลสนาม มาหาความสัมพันธ์และนำมาใช้ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และ อายุ แปลงปลูกยางพารา ซึ่งดัชนีที่ใช้ในการศึกษาจะมีคุณสมบัติในการให้ข้อมูลที่แตกต่างกัน SR และ NDVI จะตอบสนองต่อการดูดซึมของแสงสีแดง โดยความเข้มข้นของคลอโรฟิลล์ และการสะท้อนของโพตอนในช่วง NIR ภายในโครงสร้างต้นยางพารา ทำให้ดัชนีเหล่านี้มีความสัมพันธ์กับดัชนีพื้นที่ใบ โดย NDVI มีแนวโน้มที่จะอิมตัวในพื้นที่ที่มีปริมาณชีวมวลสูง หรือในช่วงสูงสุดของดัชนีพื้นที่ใบและมีความไวต่อการสะท้อนความสว่างของพื้นหลัง จึงนำมาใช้ประโยชน์ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการหาความสัมพันธ์กับดัชนีพื้นที่ใบ ส่วนดัชนี MSAVI นำมาใช้ในการปรับปรุงค่า NDVI เพื่อที่จะไม่ไวต่อการเปลี่ยนแปลงในการสะท้อนพื้นหลัง และ MSR พัฒนาเพื่อหาความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรทางชีวภาพของยางพารา MSR จะมีความไวต่อความแปรปรวนของคลอโรฟิลล์ โดยข้อมูลจากภาพถ่ายระบบ Hyperion ใช้ความยาวคลื่นที่ค่าตำแหน่งขอบแดง (705 และ 750 nm) ในการคำนวณดัชนีพืชพรรณ โดยดัชนีพืชพรรณที่ใช้ในการศึกษานี้แสดงรายละเอียดในตารางที่ 2.5

ตารางที่ 2.5 ดัชนีพืชพรรณที่ใช้ในการศึกษา

Vegetation Index	Sensor	Described by
<p><i>SR, Simple Ratio</i></p> $R_{NIR}/R_R$ $R_{750}/R_{705}$	<p><i>ALI</i></p> <p><i>Hyperion</i></p>	<p>Birth and McVey (1968)</p> <p>Gitelson and Merzlyak (1996)</p>
<p>NDVI, Normalized Difference Vegetation Index</p> $(R_{NIR}-R_R)/(R_{NIR}+R_R)$ $(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$	<p><i>ALI</i></p> <p><i>Hyperion</i></p>	<p>Jordan (1969)</p> <p>Rouse Jr, Haas et al. (1974)</p>
<p>MSR, Modified Simple Ratio</p> $((R_{NIR}/R_R)-1)/((R_{NIR}/R_R)^{1/2}+1)$ $((R_{750}/R_{705})-1)/((R_{750}/R_{705})^{1/2}+1)$	<p><i>ALI</i></p> <p><i>Hyperion</i></p>	<p>Chen (1996)</p> <p>Sims and Gamon (2002)</p>
<p>MSAVI, Modified Soil-adjusted Vegetation Index</p> $R_{NIR}+0.5-[(R_{NIR}+0.5)^2-2(R_{NIR}-R_R)]^{1/2}$ $0.5[2R_{750}+1-((2R_{750}+1)^2-8(R_{750}-R_{705}))^{1/2}]$	<p><i>ALI</i></p> <p><i>Hyperion</i></p>	<p>Qi, Chehbouni et al. (1994)</p> <p>Huete and Jackson (1988)</p>

### 2.3.1 ค่าดัชนีสัดส่วนธรรมดา (Simple Ratio, SR)

ค่าดัชนีสัดส่วนธรรมดา คือ อัตราส่วนของค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดง กับช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ โดยค่าดัชนีสัดส่วนธรรมดา เป็นดัชนีพืชพรรณที่นิยมใช้ในการศึกษาปริมาณของค่าชีวมวล และค่าดัชนีพื้นที่ใบ การใช้ค่าดัชนีสัดส่วนธรรมดาไม่ต้องการข้อมูลอย่างอื่นเพิ่มเติม เช่น ข้อมูลชุดดิน หรือข้อมูลการปรับแก้ โดยค่าดัชนีสัดส่วนธรรมดา พัฒนาขึ้นมาโดย Birth and McVey (1968) ดังแสดงในสมการที่ 2.5

$$SR = \frac{R_{NIR}}{R_R} \quad (2.5)$$

เมื่อ  $R_{NIR}$  คือค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near Infrared Band)  
 $R_R$  คือ ค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)

จากรายงานการศึกษาที่ผ่านมาเกี่ยวกับยางพารา (Suratman, Bull et al. 2004) ใช้ค่า SR เป็นตัวแปรที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์เพื่อสร้างแบบจำลอง Multiple Linear Regression Models สำหรับประมาณปริมาณไม้ยางพาราและอายุของแปลงปลูกยางพาราในประเทศมาเลเซีย โดยในการศึกษานี้ SR เป็นดัชนีที่ใช้ศึกษาความแตกต่างของปริมาณชีวมวล และ ดัชนีพื้นที่ใบของแปลงปลูกยางพาราแต่ละแปลง ใช้ในการให้ข้อมูลเกี่ยวกับ ชีวมวล และ ดัชนีพื้นที่ใบของแปลงปลูกยางพารา ค่า SR มีค่าอยู่ระหว่าง 0-30 โดยทั่วไปค่า SR ของพืชสีเขียวจะมีค่าอยู่ระหว่าง 2-8 โดยค่า SR ที่มากขึ้นจะแสดงถึงปริมาณชีวมวล และ ดัชนีพื้นที่ใบของพื้นที่แปลงปลูกยางพาราที่มากขึ้นตามไปด้วย

### 2.3.2 ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์

#### (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)

ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์พัฒนาขึ้นโดย Rouse Jr, Haas et al. (1974) โดยคำนวณจากค่าความสัมพันธ์ของการสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดงและช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ ซึ่งค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์นิยมใช้ ในการติดตามการเปลี่ยนแปลงของพืชในหลายช่วงเวลา ใช้ประมาณค่าชีวมวลและค่าดัชนีพื้นที่ใบ การใช้ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์ ไม่ต้องการข้อมูลอย่างอื่นเพิ่มเติม เช่น ข้อมูลชุดดิน ข้อมูลปรับแก้ต่างๆ โดยสมการความสัมพันธ์ของค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์ แสดงดังสมการที่ 2.6

$$NDVI = \frac{(R_{NIR} - R_R)}{(R_{NIR} + R_R)} \quad (2.6)$$

เมื่อ  $R_{NIR}$  คือค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near Infrared Band)

$R_R$  คือ ค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)

จากรายงานการศึกษาที่ผ่านมาเกี่ยวกับยางพาราพบว่าการใช้ค่า NDVI เป็นตัวแปรที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์เพื่อสร้างแบบจำลอง Multiple Linear Regression Models สำหรับประมาณปริมาณไม้ยางพารา และอายุของแปลงปลูกยางพาราในประเทศมาเลเซีย (Suratman, Bull et al. 2004) ขณะที่ Li and Fox (2012) ใช้ข้อมูล time-series MODIS 250 m. NDVI ของแปลงปลูกยางพาราทำแผนที่การเจริญเติบโตของต้นยางพาราในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้

ในการศึกษานี้ ใช้ค่าดัชนีผลต่างพืชพรรณ (NDVI) ในการวิเคราะห์ข้อมูลจากดาวเทียม ซึ่งเป็นดัชนีที่ตอบสนองต่อคลอโรฟิลล์ในใบพืช โดยจะอาศัยพื้นฐานจากลักษณะทางสรีรวิทยาของต้นยางพาราที่จะมีการเปลี่ยนแปลงตอบสนองต่อความสมบูรณ์ เช่น ใบไม้มีปริมาณคลอโรฟิลล์สูง หรือการขาดแคลนน้ำ เช่น มีการทิ้งใบ หรือปริมาณคลอโรฟิลล์ที่ลดลง ฯลฯ ซึ่งจะปรากฏในภาพถ่าย เป็นค่าการสะท้อนที่เปลี่ยนแปลงไปแตกต่างกันค่า NDVI เข้าใกล้ค่า 0 แสดงถึงพื้นที่แปลงปลูกยางพารามีความอุดมสมบูรณ์น้อย และพื้นที่ที่มีแปลงปลูกยางพารามีความอุดมสมบูรณ์มากขึ้นจะมีค่าเข้าใกล้ +1 มากขึ้นตามลำดับ เนื่องจากคุณสมบัตินี้เราจึงใช้ NDVI เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์และทำนายการเปลี่ยนแปลงของแปลงปลูกยางพาราที่มีผลจากการกระทบจากสิ่งแวดล้อมรอบๆได้

### 2.3.3 Modified Simple Ratio (MSR)

Chen (1996) เสนอดัชนี MSR ได้รับการพัฒนาเพื่อหาความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรทางชีวภาพของพืช MSR จะมีความไวต่อความแปรปรวนของคลอโรฟิลล์ ซึ่งสามารถอธิบายได้ด้วยบูรณาการสูตรจากอัตราส่วนความสัมพันธ์ที่สูงของใบ และเนื้อคลอโรฟิลล์ในเรือนยอดพืช ดังแสดงในสมการที่ 2.7 โดย MSR ใช้ประโยชน์ในการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ ในภูมิประเทศที่เป็นป่า

$$MSR = \frac{((R_{NIR} / R_R) - 1)}{(\sqrt{(R_{NIR} / R_R) + 1})} \quad (2.7)$$

เมื่อ  $R_{NIR}$  คือค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near Infrared Band)

$R_R$  คือ ค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)

จากรายงานการศึกษาที่ผ่านมาพบว่ามีการใช้ MSR เป็นพารามิเตอร์ในการทำแผนที่เรือนยอดของป่าปิด และประมาณดัชนีพื้นที่ใบใน Blodgett Forest Research Station, University of California at Berkeley, USA. (Pu, Gong et al. 2008)

### 2.3.4 Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)

Qi, Chehbouni et al. (1994) เสนอดัชนีพืชพรรณ Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI) ที่พัฒนาเพื่อแก้ปัญหาด้านข้อจำกัดของดัชนีพืชพรรณ NDVI เมื่อใช้กับพื้นที่ที่เพื่อแก้ปัญหามลกระทบจากการสะท้อนพลังงานแสงของพื้นดิน โดยมีสมการดังแสดงในสมการที่ 2.8

$$MSAVI = \frac{(R_{NIR} - R_R)}{(R_{NIR} + R_R + L)} \times (1 + L) \quad (2.8)$$

เมื่อ  $R_{NIR}$  คือ ค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นอินฟราเรดใกล้ (Near Infrared Band)

$R_R$  คือ ค่าสะท้อนพลังงานในช่วงคลื่นสีแดง (Red Band)



โดยที่  $L$  เป็น ค่าสัมประสิทธิ์ของความหนาแน่นของพืชในพื้นที่ มีค่าเป็น 0 สำหรับพื้นที่ที่มีพืชปกคลุมหนาแน่น และมีค่าเป็น 1 สำหรับพื้นที่ที่มีพืชปกคลุมเบาบาง หากค่า  $L = 0$  จะทำให้ MSAVI มีค่าเท่ากับ NDVI โดยในการศึกษานี้เราใช้  $L = 0.50$

จากรายงานการศึกษาที่ผ่านมาพบว่ามีการใช้ MSAVI ในการศึกษา Biomass และ LAI (Smith, Wooster et al. 2005)

## 2.4 แบบจำลองที่ใช้ประมาณค่าพารามิเตอร์ของต้นยางพาราจากดัชนีพืชพรรณ

การวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) แบบเส้นตรง (Linear Function) และแบบไม่ใช้เส้นตรง (Nonlinear Function) ซึ่งประกอบไปด้วย โพลีโนเมียลกำลังสอง (2-Degree Polynomial) ลอการิทึม (Logarithm Function) เอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Function) และฟังก์ชันยกกำลัง (Power Function) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่าง Parameter ของต้นยางพารา กับ ดัชนีพืชพรรณที่ใช้ในการศึกษา ซึ่งสามารถเขียนอยู่ในรูปสมการได้ ดังสมการที่ 2.9-2.13

$$Parameter = a(VI) + b \quad (2.9)$$

$$Parameter = a(VI^2) + b(VI) + c \quad (2.10)$$

$$Parameter = a \ln(VI) + b \quad (2.11)$$

$$Parameter = ae^{b(VI)} + b \quad (2.12)$$

$$Parameter = a(VI)^b \quad (2.13)$$

เมื่อ Parameter คือ ค่า Biomass , LAI , Volume และ Age

$a$  ,  $b$  และ  $c$  คือ ค่าคงที่

$VI$  คือ ค่าดัชนีพืชที่ได้จากความสัมพันธ์ของข้อมูลดาวเทียมรูปแบบต่างๆ

### 2.4.1 สมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Equation)

สมการถดถอยเชิงเส้น เป็นการพยากรณ์ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างค่าพยากรณ์กับปัจจัยอื่นๆ ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการที่ 2.14

$$Y = mX + b \quad (2.14)$$

เมื่อ	X	คือ ตัวแปรอิสระ
	Y	คือ ตัวแปรตาม หรือค่าพยากรณ์
	b	คือ จุดกำเนิดพิกัดซึ่งอยู่บนแกน Y (Y - Intercept)
	m	คือ ความชัน (Slope)

โดยที่

$$m = \frac{(Y_2 - Y_1)}{(X_2 - X_1)}$$

วิธีนี้ให้หาค่า  $\sum X_i$ ,  $\sum Y_i$ ,  $\sum X_i Y_i$  และ  $\sum X_i^2$  แล้วนำไปแทนค่าหาความชัน m ดังสมการที่ 2.15 และจุดตัดแกน คือ b ดังสมการที่ 2.16 แล้วนำไปแทนค่าในสมการเส้นตรง  $Y = mX + b$  แทนค่า X ลงในสมการเพื่อหาค่า Y ที่ดีที่สุด

$$m = \frac{N \sum_{i=1}^N X_i Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.15)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^N X_i^2 \sum_{i=1}^N Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N X_i Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.16)$$

## 2.4.2 สมการถดถอยพหุนาม (Polynomial Regression Equation)

สมการถดถอยพหุนามเป็นการพยากรณ์ความสัมพันธ์พหุนามระหว่างค่าพยากรณ์กับปัจจัยอื่นๆ สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการที่ 2.17

$$Y = C_1X^2 + C_2X + b \quad (2.17)$$

เมื่อ	X	คือ ตัวแปรอิสระ
	Y	คือ ตัวแปรตาม หรือค่าพยากรณ์
	C	คือ ค่าเฉลี่ย Y (m*ค่าเฉลี่ย X)

โดยที่ Y เป็นตัวแปรตาม m เป็นความชัน และ b เป็นค่าคงที่ ซึ่งสามารถคำนวณความชันได้ตามสมการที่ 2.18

$$m = \frac{(Y_2 - Y_1)}{(X_2 - X_1)} \quad (2.18)$$

b คือ จุดกำเนิดพิกัดซึ่งอยู่บนแกน Y ( Y - Intercept)

วิธีนี้ให้หาค่า  $\sum X_i$ ,  $\sum Y_i$ ,  $\sum X_i Y_i$  และ  $\sum X_i^2$  แล้วนำไปแทนค่าหาความชัน m ตามสมการที่ 2.19 และจุดตัดแกน คือ b ตามสมการที่ 2.20 แล้วแทนค่าในสมการเส้นตรง  $Y = C_1X^2 + C_2X + b$  แทนค่า X ลงในสมการเพื่อหาค่า Y ที่ดีที่สุด

$$m = \frac{N \sum_{i=1}^N X_i Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.19)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^N X^2 \sum_{i=1}^N Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N X_i Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.20)$$

### 2.4.3 สมการถดถอยลอการิทึม (Logarithmic Regression Equation)

สมการถดถอยลอการิทึม เป็นการพยากรณ์ความสัมพันธ์ลอการิทึมระหว่างค่าพยากรณ์กับปัจจัยอื่นๆ สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการที่ 2.21

$$Y = m \ln(X) + b \quad (2.21)$$

เมื่อ	X	คือ ตัวแปรอิสระ
	Y	คือ ตัวแปรตาม หรือค่าพยากรณ์
	m	คือ ความชัน (Slope)

โดยที่ เป็นตัวแปรตาม และมีความชันเท่ากับ m และ  $\ln(b)$  เป็นค่าคงที่ จะได้ความชัน เป็นตามสมการที่ 2.22

$$m = \frac{(\ln y_2 - \ln y_1)}{(X_2 - X_1)} \quad (2.22)$$

b คือ จุดกำเนิดพิกัดซึ่งอยู่บนแกน Y (Y - Intercept)

วิธีนี้ให้หาค่า  $\ln \sum X_i$ ,  $\ln \sum Y_i$ ,  $\ln \sum X_i Y_i$  และ  $\ln \sum X_i^2$  แล้วนำไปแทนค่าหาความชัน m ตามสมการที่ 2.23 และจุดตัดแกน คือ b ตามสมการที่ 2.24 และแทนค่าในสมการลอการิทึม  $Y = m \ln(X) + b$  แทนค่า X ลงในสมการเพื่อหาค่า Y ที่ดีที่สุด

$$m = \frac{N \sum_{i=1}^N X_i Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.23)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^N X_i^2 \sum_{i=1}^N Y_i - \sum_{i=1}^N X_i \sum_{i=1}^N X_i Y_i}{N \sum_{i=1}^N X_i^2 - (\sum_{i=1}^N X_i)^2} \quad (2.24)$$

#### 2.4.4 สมการถดถอยเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Regression Equation)

ความสัมพันธ์สมการเอกซ์โพเนนเชียล ระหว่างค่าพยากรณ์กับปัจจัยอื่นๆ สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการที่ 2.25

$$Y = ae^{mX} \quad (2.25)$$

เมื่อ  $X$  คือ ตัวแปรอิสระ  
 $Y$  คือ ตัวแปรตาม หรือค่าพยากรณ์  
 $a, m$  คือ ค่าคงที่

จะได้กราฟที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น ดังนี้

$$\ln Y = \ln a + mX \quad (2.26)$$

จากสมการที่ 2.25 จะพบว่าเมื่อใส่ฟังก์ชันลอการิทึมเข้าไป จะได้ตามสมการที่ 2.26 ซึ่งรูปแบบของสมการมีความสอดคล้องกับสมการเส้นตรง ( $Y = mX + b$ ) คือ  $X$  จะเป็นตัวแปรอิสระ  $\ln Y$  เป็นตัวแปรตาม และมีความชัน เท่ากับ  $m$  และ  $\ln a$  เป็นค่าคงที่ ซึ่งแสดงว่าสมการ 2.26 และความชัน  $m$  สามารถคำนวณได้จากสูตรในสมการที่ 2.27

$$m = \frac{(\ln Y_2 - \ln Y_1)}{(X_2 - X_1)} \quad (2.27)$$

#### 2.4.5 สมการถดถอยยกกำลัง (Power Regression Equation)

สมการถดถอยยกกำลัง เป็นการพยากรณ์ความสัมพันธ์สมการยกกำลังระหว่างค่าพยากรณ์กับปัจจัยอื่นๆ สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการได้ดังสมการที่ 2.28

$$Y = aX^m \quad (2.28)$$

เมื่อ	X	คือ ตัวแปรอิสระ
	Y	คือ ตัวแปรตาม หรือค่าพยากรณ์
	a, m	คือ ค่าคงที่

ถ้า นำ Y และ X ใส่ฟังก์ชันลอการิทึมก็จะได้กราฟมีลักษณะเป็นเส้นตรงดังสมการที่ 2.29

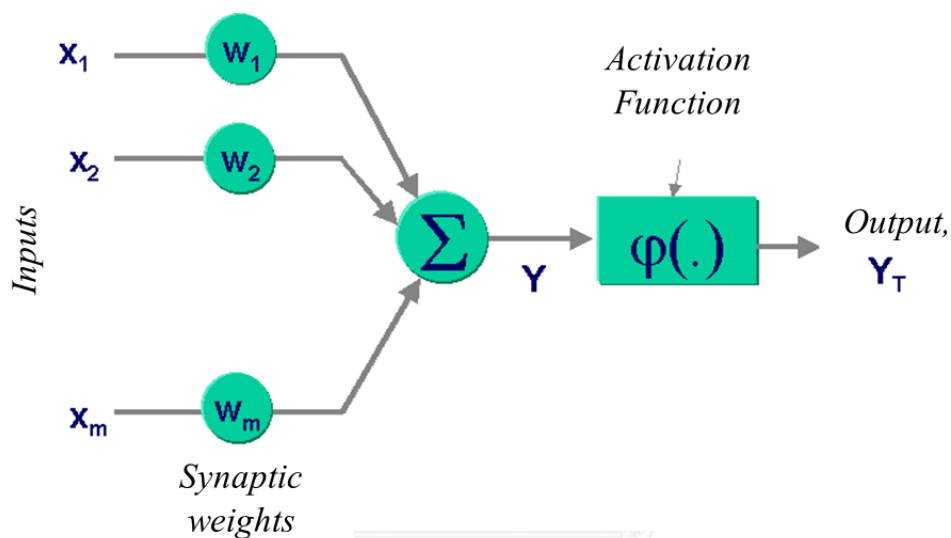
$$\log Y = \log a + m \log X \quad (2.29)$$

จากสมการที่ 2.29 จะเห็นว่า มีรูปสมการเป็นสมการเส้นตรง นั่นคือ เป็นตัวแปรตามเป็นตัวแปรอิสระ ความชันเท่ากับ m และ a คือ ค่าคงที่ใด ๆ ดังนั้นสามารถหาความชันได้ดังสมการที่ 2.30

$$m = \frac{(\log Y_2 - \log Y_1)}{(\log X_2 - \log X_1)} \quad (2.30)$$

## 2.4.6 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs)

หลักการการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นการจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทของมนุษย์ โดยสามารถแสดงหลักการดังรูปที่ 2.3 ซึ่งแสดงโครงสร้างการทำงานของหนึ่งเซลล์ประสาท โดยมีข้อมูลนำเข้า (Input) คือ  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  ซึ่งข้อมูลแต่ละตัวจะถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)  $W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$  จากนั้นนำค่าที่ได้มารวมกัน บวกกับค่าไบอัส  $b$  แล้วนำผลการคำนวณที่ได้แทนลงในฟังก์ชันการแปลง (Transformation Function or Activation Function) ออกมาเป็นค่าผลลัพธ์และส่งไปยังเซลล์ประสาทเทียมหรือหน่วย (unit) อื่นๆ ต่อไป



รูปที่ 2.3 แสดงเซลล์ประสาทเทียม

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

โดยค่าเอาต์พุตจะเป็นไปตามสมการ 2.31-2.32

$$h_k = \sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k \quad (2.31)$$

$$y(k) = f\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k\right) = f(h_k) \quad (2.32)$$

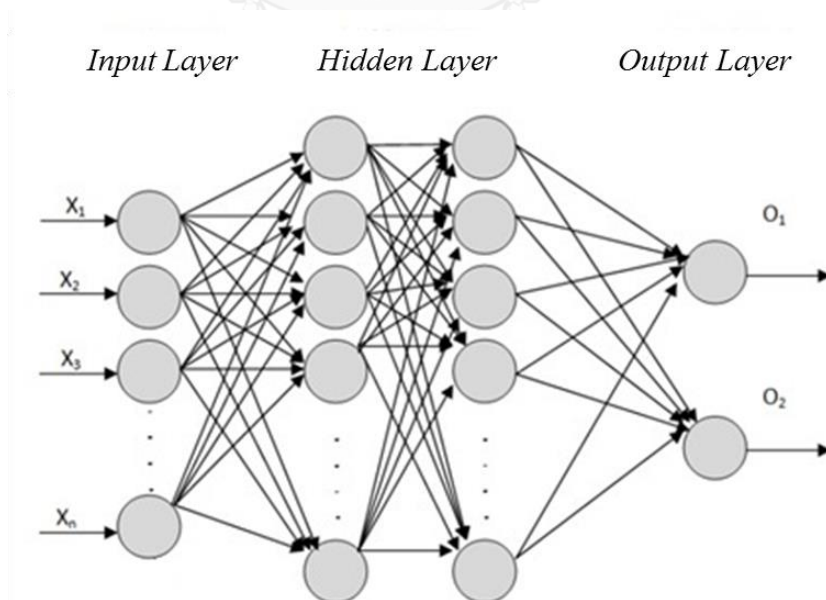
โดยที่  $f$  คือ ฟังก์ชันการแปลง ซึ่งมีหลากหลายฟังก์ชันซึ่งจะขึ้นอยู่กับผู้ใช้เลือกใช้งาน เช่น ฟังก์ชัน Threshold, ฟังก์ชัน Sigmoid และ ฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent หรือ Tan-Sigmoid ดังสมการ 2.31-2.33

$$f(h) = \begin{cases} 1 & \text{if } h > 0 \\ 0 & \text{if } h \leq 0 \end{cases} \quad (2.31)$$

$$f(h) = \frac{1}{1 + e^{-h}} \quad (2.32)$$

$$f(h) = \frac{1 - e^{-2h}}{1 + e^{-2h}} \quad (2.33)$$

ซึ่งในการทำงานไม่ได้มีแค่หนึ่งเซลล์ประสาท แต่จะมีการเชื่อมต่อกันหลายๆ เซลล์ประสาท โดยจำนวนเซลล์และความซับซ้อนของลักษณะการต่อขึ้นอยู่กับการออกแบบที่สอดคล้องกับปัญหา และส่วนประกอบหลักๆ ของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย การเรียงตัวของเซลล์ประสาท เป็นชั้นๆ เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) ดังแสดงในรูปที่ 2.4



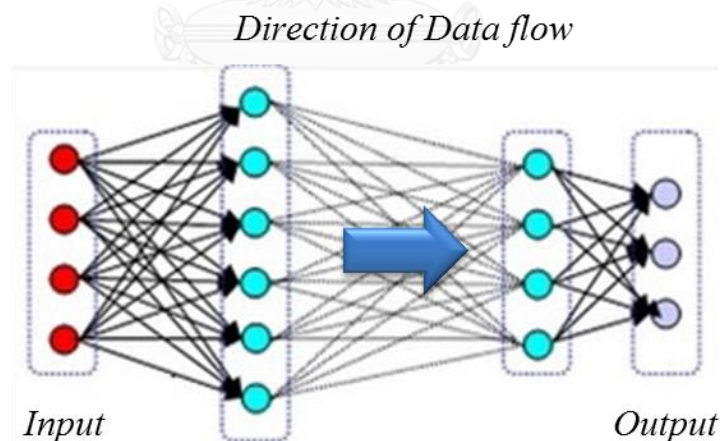
รูปที่ 2.4 แสดงเลเยอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม



ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) เป็นชั้นที่นำข้อมูลนำเข้าสู่ระบบโครงข่าย ซึ่งจะมีจำนวน โหนด (node) หรือหน่วย (Unit) เท่ากับจำนวนข้อมูลนำเข้าของแบบจำลองที่ต้องการหาคำตอบ โดย ข้อมูลนี้จะถูกนำมาประมวลผลและส่งต่อไปกับชั้นข้อมูลซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งจำนวนหน่วย สามารถมีได้มากหรือน้อยตามความต้องการโดยไม่ขึ้นกับข้อมูลนำเข้า แต่ขึ้นอยู่กับความ ซับซ้อนของ ปัญหา ชั้นซ่อนนี้สามารถมีได้มากกว่าหนึ่งชั้น ซึ่งเอาต์พุทของชั้นซ่อนจะถูกส่งไป ประมวลผลยังชั้น ผลลัพธ์ (Output Layer) และลักษณะการเชื่อมต่อของเครือข่ายจะแบ่งออกเป็น 2 ลักษณะ ใหญ่ๆ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feed Forward Networks) และ โครงข่ายแบบ ย้อนกลับ (Feedback Networks)

### โครงข่ายแบบไปข้างหน้า

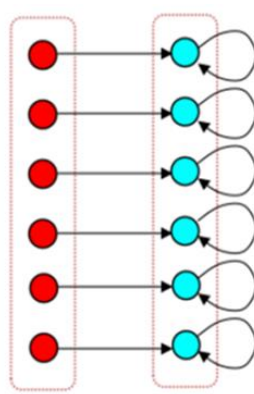
ลักษณะของโครงข่ายแบบไปข้างหน้า คือ ข้อมูลที่ถูกประมวลผลในวงจรข่ายจะถูกส่งไปใน ทิศทางเดียวจากหน่วยข้อมูลเข้า (Input unit) และส่งต่อมาจนถึงหน่วยผลลัพธ์ (Output unit) โดย ไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล ทำให้ข้อมูล ไม่มีการนำมาคำนวณซ้ำอีกครั้ง เมื่อผ่านการดำเนินการของ ส่วนใดมาแล้วจะต้องดำเนินการต่อจนได้ผลลัพธ์ ซึ่งสามารถอธิบายโดยแผนภูมิแสดงโครงข่ายแบบไป ข้างหน้าดังรูปที่ 2.5



รูปที่ 2.5 แสดงโครงข่ายแบบไปข้างหน้า

## โครงข่ายแบบป้อนกลับ

ลักษณะของโครงข่ายแบบป้อนกลับ เป็นโครงข่ายชั้นสูง โดยการดำเนินการแต่ละส่วนของโครงข่ายสามารถย้อนกลับมายังส่วนเดิมได้อีกครั้ง เช่น จากข้อมูล Input ไปส่วนของส่วนแสดงผลลัพธ์ ถ้าผลการคำนวณในแต่ละส่วนยังไม่เป็นที่น่าพอใจ ก็สามารถย้อนกลับมาคำนวณที่ส่วนของข้อมูลอีก หรือจะเรียกใช้งานในส่วนของตัวเองซ้ำก็ได้ทำให้บางที่เรียกว่า Recurrent Networks ซึ่งสามารถอธิบายโดยแผนภูมิดังแสดงในรูปที่ 2.6



*Input nodes*      *Output nodes*

รูปที่ 2.6 แสดง Recurrent Networks

## การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Learning)

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้กฎการเรียนรู้ (Learning Rule) เพื่อสอนให้โครงข่ายทำการคำนวณหาผลลัพธ์ โดยการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสของโครงข่าย ซึ่งการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยทั่วไปจะมีสองแบบ คือ

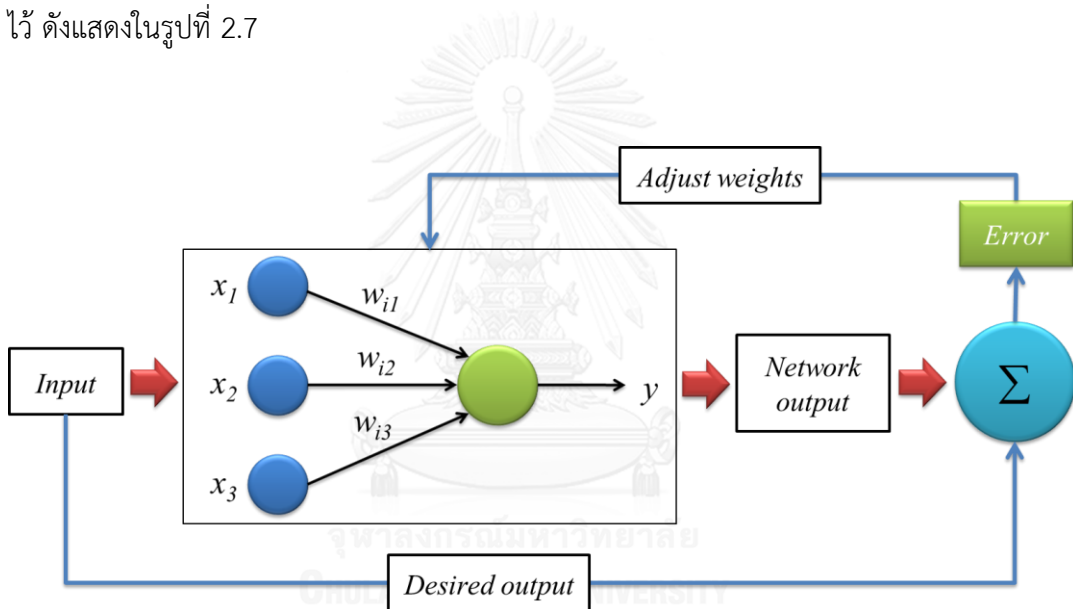
### การเรียนรู้แบบกำกับ (Supervised Learning)

การเรียนรู้แบบกำกับ ประกอบด้วย ชุดข้อมูลในการสอน (Training dataset) ซึ่งจะต้องประกอบไปด้วยค่านำเข้า (input) หรือตัวแปรอิสระ และค่าผลลัพธ์ หรือตัวแปรตาม เช่น เรามีข้อมูลในการสอนเท่ากับ P รูปแบบ (Pattern)

$$\{x_1, t_1\}, \{x_2, t_2\}, \{x_2, t_2\}, \dots, \{x_p, t_p\}$$

โดยที่  $x_i$  คือ ตัวแปรนำเข้าของโครงข่ายประสาท  
 $t_i$  คือ ผลลัพธ์ที่ต้องการ (Target or desire value)

เมื่อทำการป้อนตัวแปรนำเข้า (input) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายจะคำนวณหาผลลัพธ์ จากนั้นนำค่าผลลัพธ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์ที่ต้องการ หากผลการคำนวณมีความแตกต่างกันค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกนำมาคำนวณเพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ โดยจะทำการคำนวณไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ค่าที่ต้องการหรือค่าความผิดพลาดน้อยกว่า ค่าที่กำหนดไว้ ดังแสดงในรูปที่ 2.7



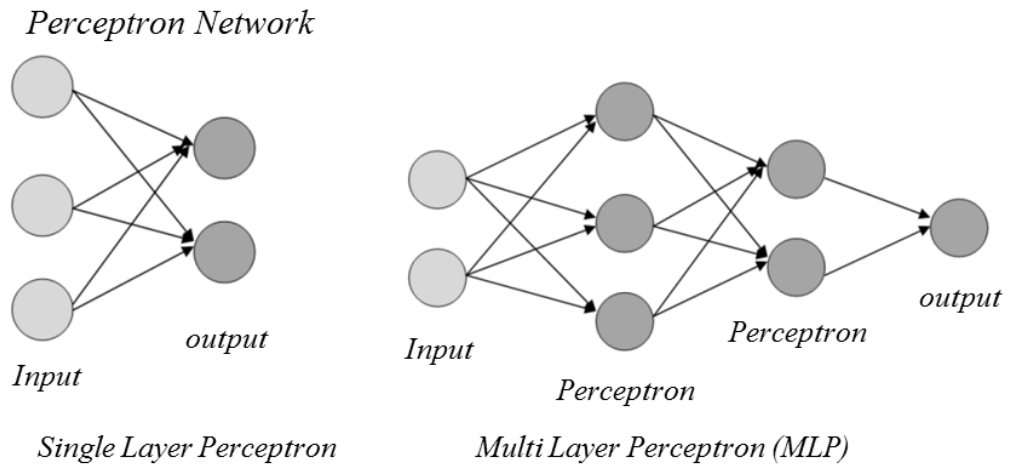
รูปที่ 2.7 แสดงการเรียนรู้แบบกำกับดูแล

### การเรียนรู้แบบไม่กำกับดูแล (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้แบบไม่กำกับดูแล เป็นลักษณะการเรียนรู้ที่ไม่ได้กำหนดค่าผลลัพธ์ที่ต้องการไว้ล่วงหน้าแต่จะใช้วิธีการเรียนรู้จากลักษณะและความสัมพันธ์ของข้อมูลนำเข้า เพื่อจำแนกและแยกแยะข้อมูล ออกเป็นกลุ่มๆ

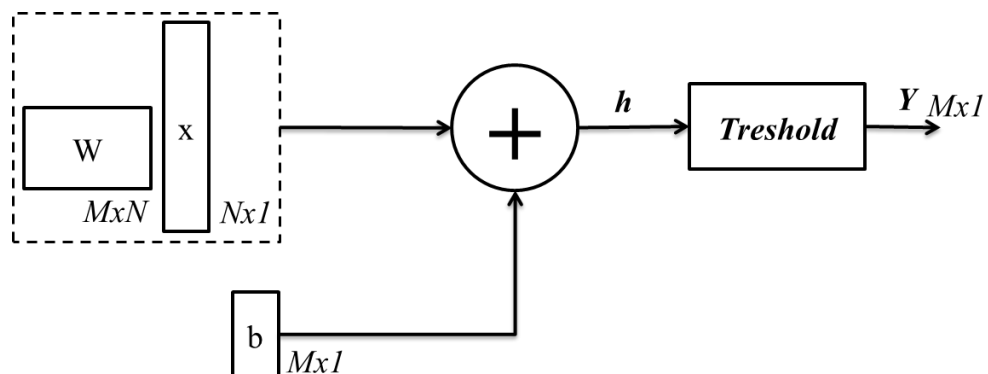
## โครงสร้างและการทำงานของโครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอน (Perceptron Neural Network)

โครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอน เป็นโครงข่ายที่มีลักษณะการคำนวณแบบไปข้างหน้า โดยแต่ละส่วนมีการเชื่อมโยงกันด้วยค่าน้ำหนักมากกว่าหนึ่งค่า ลักษณะโครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอนแสดงดังรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 แสดงโครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอน

รูปแบบของเพอร์เซพตรอนแต่ละหน่วย แสดงดังรูปที่ 2.9 ประกอบไปด้วยเวกเตอร์ของ ตัวแปรนำเข้า  $x_i$  มีมิติ  $N \times 1$  เมตริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก  $w$  มีมิติ  $M \times N$  เวกเตอร์ของตัวแปรด้านขาออก  $y_k$  มีมิติ  $M \times 1$  และค่า ไบอัส  $b_k$  มีมิติ  $M \times 1$  โดยที่  $M$  คือ จำนวนปมหรือหน่วยประสาท



รูปที่ 2.9 สถาปัตยกรรมแบบเพอร์เซพตรอน

ค่าของตัวแปรด้านขาออกคำนวณได้จาก สมการที่ 2.34

$$y(k) = f\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k\right) = f(h_k) \quad (2.34)$$

โดย  $f$  คือ ฟังก์ชัน threshold

จากสมการจะพบว่า  $\sum_{i=1}^n W_i X_i$  จะมีค่ามากกว่า  $-b_k$  ตัวแปรด้านขาออกจึงจะมีค่า เท่ากับ 1 นอกจากนั้นจะมีค่าเท่ากับ 0 ดังนั้นในแต่ละหน่วยของเครือข่ายเพอร์เซพตรอนจะแบ่งชุด ตัวแปรขาเข้าและตัวแปรขาออกเป็นสองส่วน (0 หรือ 1) โดยมีเส้นแบ่งหรือเส้นแสดงขอบเขตการตัดสินใจ คือ

$$\sum_{i=1}^n (W_i X_i + b_k) = 0$$

### การเรียนรู้แบบเกรเดียนต์เดสเซนต์ (Gradient Descent Learning)

การเรียนรู้แบบเกรเดียนต์เดสเซนต์เป็นการเรียนรู้พื้นฐานของโครงข่ายประสาทที่ประกอบด้วยหน่วยประสาทที่ใช้ฟังก์ชันต่อเนื่อง (Continuous Function) เป็นฟังก์ชันการแปลง โดยสมการอธิบายค่าความผิดพลาดของตัวแปรหน่วยผลลัพธ์แสดงในสมการที่ 2.35-2.36

$$E = \frac{1}{2} \sum_P (t_k - y_k)^2 \quad (2.35)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_P \left[ t_k - f\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k\right) \right]^2 \quad (2.36)$$

ฟังก์ชันค่าความผิดพลาดเป็นพื้นผิวพาราโบลิกและจะมีค่าต่ำสุดหนึ่งค่า หลักการเรียนรู้คือ ต้องทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสให้ได้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดโดยค่าที่จะนำมาปรับนิยามให้

เป็นตัวแปร  $\Delta W_{ki}$  และ  $\Delta b_k$  ซึ่งเป็นสัดส่วนกับค่าเกรเดียนของฟังก์ชันค่า ความผิดพลาด ดังสมการที่ 2.37-2.40

$$\Delta w_{ki} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} \left( \frac{1}{2} \sum_P (t_k - y_k)^2 \right) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} \left( \frac{1}{2} \sum_P \left[ t_k - f \left( \sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k \right) \right]^2 \right) \quad (2.37)$$

$$\Delta w_{ki} = \alpha \sum_P f'(t_k - y_k) x_i \quad (2.38)$$

$$\Delta b_k = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_k} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_k} \left( \frac{1}{2} \sum_P (t_k - y_k)^2 \right) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_k} \left( \frac{1}{2} \sum_P \left[ t_k - f \left( \sum_{i=1}^n W_i X_i + b_k \right) \right]^2 \right) \quad (2.39)$$

$$\Delta b_k = \alpha \sum_P f'(t_k - y_k) \quad (2.40)$$

โดยที่ P คือ จำนวนรูปแบบ (Pattern) ทั้งหมดที่ใช้ในการปรับสอน

$\alpha$  คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

ถ้าสามารถปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสได้อย่างอิสระที่ละรูปแบบของตัวแปรนำเข้าจะได้

$$\Delta w_{ki} = \alpha (t_k - y_k) f' x_i \quad (2.41)$$

$$\Delta b_k = \alpha (t_k - y_k) f' \quad (2.42)$$

กำหนดให้

$$\delta_k = (t_k - y_k) f' \quad (2.43)$$

จะได้

$$\Delta w_{ki} = \alpha \delta_k x_i \quad (2.44)$$

$$\Delta b_k = \alpha \delta_k \quad (2.45)$$

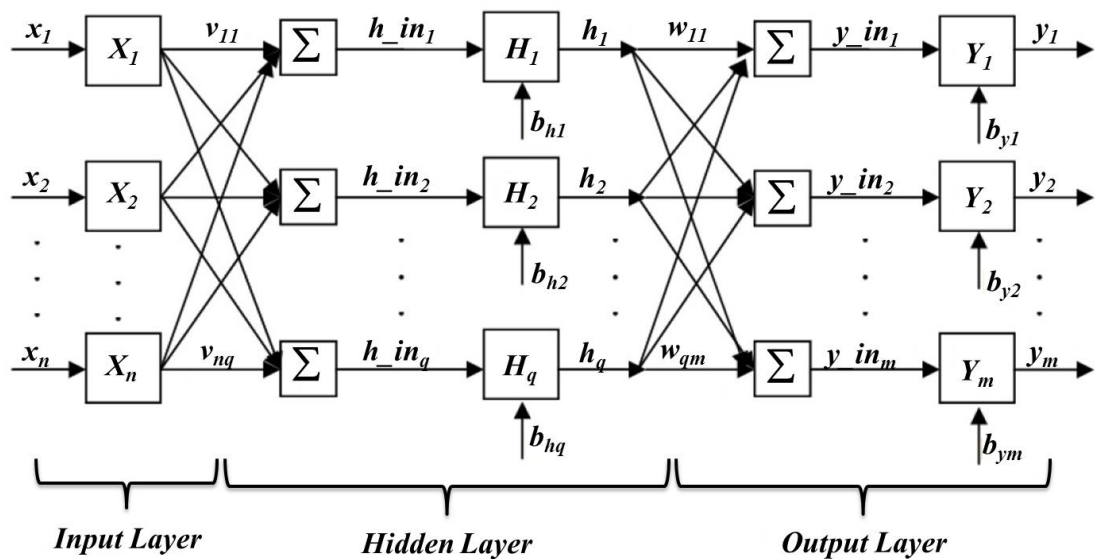
สมการที่ 2.41-2.45 มีชื่อเรียกกันหลายชื่อ เช่น , Least Mean Square rule, Widrow-Hoff rule หรือ Delta rule การนำไปใช้งานได้กับโครงข่ายแบบหลายชั้น โดยมีหลักการว่าต้องใช้กับฟังก์ชันการแปลงที่ต่อเนื่องหรือสามารถหาอนุพันธ์ได้ ในการใช้งาน ค่า  $\alpha$  จะต้องเหมาะสมที่จะทำให้การเปลี่ยนแปลงของค่าถ่วงน้ำหนักให้เป็นไปในทิศทางที่ค่าความผิดพลาดมีค่าน้อยลง หรือทำให้การคำนวณเกิดการทำซ้ำแบบลู่เข้า ซึ่งปกติถ้า  $\alpha$  มีค่าน้อยการลู่เข้าหรือได้ค่า ตอบจะใช้เวลานานในทางตรงกันข้ามถ้า  $\alpha$  มีค่ามากจะทำให้ลู่เข้าหาค่าตอบที่ต้องการเร็วขึ้น แต่อาจจะทำให้เกิดการแกว่งขึ้นได้ จึงทำให้ข้ามค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้เช่นกัน

### โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โครงข่ายประสาทแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายที่มีความสามารถในการเรียนรู้และแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้ดีกว่าแบบชั้นเดียว โดยลักษณะของโครงข่ายประสาทแบบหลายชั้น จะประกอบไปด้วยชั้นตัวแปรนำเข้า (Input Layer) มีหน้าที่รับข้อมูลนำเข้าสู่ระบบโครงข่ายประสาท และส่งไปยังส่วนถัดไป ซึ่งอาจเรียกว่าส่วนของการคำนวณ หรือเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยชั้นซ่อนอาจมีมากกว่าหนึ่งชั้นก็ได้ เมื่อผ่านชั้นซ่อนแล้วก็จะมาถึงชั้นนำตัวแปรผลลัพธ์ออก (Output Layer) โดยกระบวนการเรียนรู้ที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น คือ วิธีแพร่กระจายความ ผิดพลาดกลับ (Error Back-Propagation) ซึ่งในงานศึกษาวิจัยนี้จะใช้หลักการเรียนรู้กับโครงข่าย ประสาทเทียมหลายชั้นแบบไปข้างหน้า (Feed Forward Multi Layer Neural Network)

### กฎการเรียนรู้แบบการแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ

กฎการเรียนรู้แบบการแพร่กระจายความผิดพลาดกลับ อธิบายจากตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าที่มีสองชั้น (2-Layer Feed-Forward Neural Network) ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นซ่อน 1 ชั้น และ ชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้นดัง รูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

โดยกำหนดให้

$X_i$  คือ หน่วยของชั้นนำ เข้าที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, 3, \dots, n$

$H_j$  คือ หน่วยของชั้นซ่อนที่  $j$  โดยที่  $j = 1, 2, 3, \dots, q$

$Y_k$  คือ หน่วยของชั้นผลลัพธ์ที่  $k$  โดยที่  $k = 1, 2, 3, \dots, m$

$h\_in_j$  คือ ผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลนำ เข้ากับค่าถ่วงน้ำหนักของหน่วยซ่อนที่  $j$

$h_j$  คือ ข้อมูลขาออกของหน่วยซ่อนที่  $j$

$y\_in_k$  คือ ผลรวมของผลคูณระหว่างค่านำ เข้าและค่าถ่วงน้ำหนักของหน่วยผลลัพธ์ที่  $k$

$y_k$  คือ ผลลัพธ์ของหน่วยผลลัพธ์ที่  $k$

$v_{ij}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างหน่วยนำ เข้ากับหน่วยซ่อน



$w_{jk}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างหน่วยซ่อนและหน่วยผลลัพธ์

$b_{hj}$  คือ ค่าไบอัสที่ป้อนให้กับหน่วยซ่อนที่  $j$

$b_{yk}$  คือ ค่าไบอัสที่ป้อนให้กับหน่วยผลลัพธ์ที่  $k$

พิจารณาหน่วยซ่อนที่  $j$

$$h_{in_j} = \sum_i x_i v_{ij} + b_{hj} \quad (2.46)$$

และ

$$h_j = f_h(h_{in_j}) \quad (2.47)$$

ในส่วนของหน่วยผลลัพธ์จะได้

$$y_{in_k} = \sum_j h_j w_{jk} + b_{yk} \quad (2.48)$$

$$y_k = f_y(y_{in_k}) \quad (2.49)$$

จากสมการค่าความผิดพลาดจะได้

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_k [t_k - y_k]^2 = \frac{1}{2} \sum_k [t_k - f_k(y_{in_k})]^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_k \left[ t_k - f_k \left( \sum_j w_{jk} f_h(h_{in_j}) + b_{yk} \right) \right]^2 \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_k \left[ t_k - f_k \left( \sum_j w_{jk} f_h \left( \sum_i x_i v_{ij} + b_{h_j} \right) + b_{y_k} \right) \right]^2 \quad (2.50)$$

ด้วยการใช้กฎลูกโซ่ (Chain rule) จะได้

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(t_k - y_k) f'_y(y - in_k) h_j \quad (2.51)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{jk}} = -(t_k - y_k) f'_y(y - in_k) \quad (2.52)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ij}} = - \sum_k [(t_k - y_k) f'_y(y - in_k) w_{jk}] f'_h(h - in_j) x \quad (2.53)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{hj}} = - \sum_k [(t_k - y_k) f'_y(y - in_k) w_{jk}] f'_h(h - in_j) \quad (2.54)$$

กำหนดให้

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'_y(y - in_k) \quad (2.55)$$

$$\delta_j = f'_h(h - in_j) \sum_k (\delta_k w_{jk}) \quad (2.56)$$

จากสมการ

$$\Delta w_{ki} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} \quad \text{และ} \quad \Delta b_k = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_k}$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสของหน่วยตัวแปรด้านนอก จะได้

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k h_j \quad (2.57)$$

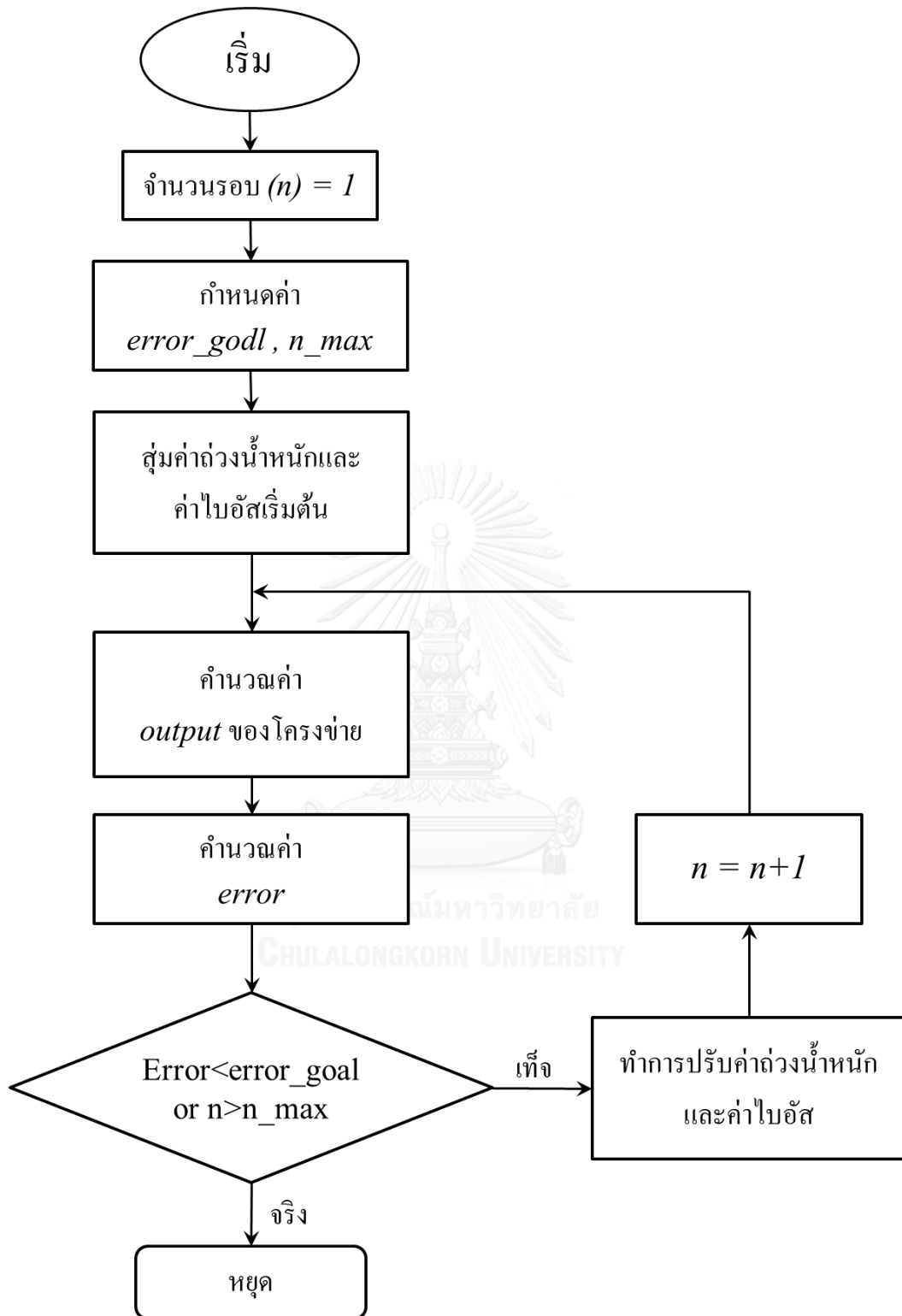
$$\Delta b_{yk} = \alpha \delta_k \quad (2.58)$$

และสำหรับการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสของหน่วยซ่อน จะได้

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.59)$$

$$\Delta b_{hj} = \alpha \delta_j \quad (2.60)$$

จะพบว่าค่าถ่วงน้ำหนัก(w) และค่าไบอัส (b) แต่ละหน่วยจะถูกปรับค่าด้วยค่า  $\Delta w$  และ  $\Delta b$  โดยจะทำซ้ำจนฟังก์ชันค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำสุด หรือลู่เข้าหาค่าที่กำหนด โดยจากสมการและวิธีการที่อธิบายข้างต้นจะพบว่า เมื่อการคำนวณผ่านไปหนึ่งรอบของการทำซ้ำ จะได้ค่าความผิดพลาดมาค่าหนึ่ง โดยความผิดพลาดนั้นจะถูกนำมาคำนวณปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสของแต่ละหน่วยจากชั้นผลลัพธ์จนมาถึงมาชั้นซ่อน ซึ่งมีทิศทางตรงกันข้ามกับการทำงานของโครงข่ายที่ทำงานจากชั้นซ่อนไปยังชั้นผลลัพธ์ ดังนั้น จึงเรียกกระบวนการเรียนรู้ที่ว่า กระบวนการการแพร่กระจายค่าความผิดพลาดกลับ โดยขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม แสดงในแผนภูมิการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 แสดงแผนภูมิการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

## 2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.5.1 งานวิจัยที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการใช้ข้อมูล Multispectral Remote sensing กับตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืช

Jensen, Qiu et al. (1999) ศึกษาการประมาณค่าอายุของป่าโดยใช้ ANNs จากการประยุกต์ใช้ข้อมูลการรับรู้ระยะไกล โดยทำการตรวจสอบทางสถิติของข้อมูล และพัฒนาแบบจำลอง ANNs ทำนายอายุป่า Loblolly Pine จากข้อมูล Landsat 5TM โดย แบบจำลอง อายุจาก Back-Propagation ANNs มีนัยสำคัญดีกว่า แบบจำลองทางสถิติ เนื่องจากความสัมพันธ์ของการกระจายตัวของข้อมูลไม่เป็นเส้นตรง ผลการศึกษาพบว่าการใช้ ANNs มีนัยสำคัญในการใช้ข้อมูล Remote Sensing Data ในการสร้างแบบจำลองของป่า

Jensen and Binford (2004) ทำการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ผิวใบโดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 5 TM โดยทำการเปรียบเทียบกรณีที่ใช้ดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มัลไลซ์ ดัชนีพืชพรรณปรับแก้ดิน ดัชนีพืชพรรณสัดส่วนธรรมดา และดัชนีความสมบูรณ์ของพืชพรรณ โดยใช้แบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ (Multiple Linear Regression: MLR) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) โดยใช้ช่วงคลื่นที่ 1-5 และ 7 ในการสร้างแบบจำลอง ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบได้ดีกว่าการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ

Liang (2005) พบว่าค่าดัชนีพืช NDVI เป็นดัชนีที่ถูกใช้บ่อย เพราะ NDVI มีความสัมพันธ์กับการสะท้อนในสีแดง (RED) และย่านอินฟราเรดใกล้ (NIR) สำหรับตัวแปรพืช เช่น LAI อย่างไรก็ตาม ค่า NDVI ทั่วไปจะอิมิตตัวก่อน LAI ซึ่งเป็นค่าสูงสุดของมันซึ่งเป็นผลให้การประมาณค่าตัวแปรชีวภาพไม่น่าเชื่อถือเมื่อพืชผลเจริญเติบโต สำหรับพืชที่มีความหนาแน่นจะใช้ Simple Band Ratio (NIR/RED) ซึ่งจะมีความเหมาะสมกว่า

Suratman, Bull et al. (2004) ทำการศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลดาวเทียม Landsat-5 TM กับพารามิเตอร์ของไม้ยางพาราในประเทศมาเลเซีย โดยพัฒนาแบบจำลองสำหรับการประมาณพื้นที่ปลูกปริมาตรและอายุแปลงปลูกยางพารา ทำการวิเคราะห์ข้อมูลโดยคำนวณ Pearson's Correlation Coefficients (r) และทดสอบ Scatter Plots ของตัวแปรตอบสนอง และหาความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลดาวเทียม ดัชนีที่เกี่ยวข้องกับพืช กับชุดข้อมูลปริมาตร และอายุไม้ยางพารา ที่ตรวจวัดในสนามเพื่อสร้างแบบจำลอง ซึ่งดัชนีที่เกี่ยวข้องกับพืชในการศึกษาแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือส่วนแรกคือ Greenness indices (GI) ประกอบไปด้วย Simple Ratio, Normalised Difference Vegetation Index (NDVI), Modified Vegetation Index, และ Transformed NDVI

และ ส่วนที่สอง คือ Vegetation Condition Indices (VCI), ใช้ TM Near และ Mid-Infrared ของ Spectrum แบบจำลองที่ถูกเลือกขึ้นอยู่กับการวิเคราะห์ตัวแปรในการทำนายที่เกี่ยวข้องกับวิธีการเลือกชุดย่อยต่างๆ เช่น  $R^2$  ที่เลือกโดย Forward Selection, Backward Elimination และ Stepwise Selection โดยใช้เกณฑ์ 4 เกณฑ์ เพื่ออนุมานเชิงสถิติเกี่ยวกับประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยใช้ Coefficient of Determination ( $R^2$ ), Adjusted Coefficient of Determination ( $R_a^2$ ), Standard Error of Estimate (SEE) และ Significance level ( $\alpha=0.05$ ) ประเมินและตรวจสอบประสิทธิภาพการทำงานของแบบจำลองโดยคำนวณ SEE และ Estimated Correlation Index Squared โดยแบบจำลองปริมาตรยางพาราได้ค่า  $R^2 > 0.70$  ค่า Standard Error of the Estimate (SEE) เท่ากับ  $54 \text{ m}^3/\text{ha}$ . และแบบจำลองอายุได้ค่า  $R^2$  อยู่ระหว่าง 0.34–0.64 ค่า SEE 6.4–8.2 years และใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Landsat 5 TM มาใช้ในการสร้าง Logistic Regression Model เพื่อทำนายตำแหน่งแปลงปลูกยางพาราที่อยู่ในพิกเซลของภาพ และในรายงานยังระบุว่าผลของการจำแนกแปลงปลูกยางพารามีความถูกต้องของการจำแนก 87%

Xie, Sha et al. (2009) ทำการศึกษาการประมาณค่าชีวมวลของทุ่งหญ้า ในมองโกเลีย ประเทศจีน โดยใช้แบบจำลอง Artificial Neural Network (ANNs) โดยใช้ ค่า NDVI ค่าสะท้อนแสงจากช่วงคลื่น 1,3,4,5 และ 7 จากข้อมูลดาวเทียม Landsat ETM+ และ Topographic Variables (Elevation, Aspect และ Slope) เป็นตัวแปรของแบบจำลอง และ Multiple Linear Regression (MLR) โดยใช้ ค่า NDVI ค่าสะท้อนแสงจากช่วงคลื่น 1,3,5 และ 7 จากข้อมูลดาวเทียม Landsat ETM+ และ ค่า Elevation เป็นตัวแปรของแบบจำลอง แล้วทำการเปรียบเทียบผลการประมาณ โดยแบบจำลอง ANNs (RMSEr = 39.88% สำหรับข้อมูล Training และ RMSEr = 42.36% สำหรับข้อมูล Testing) ให้ความถูกต้องในการประมาณมากกว่า แบบจำลอง MLR (RMSEr = 49.51% สำหรับข้อมูล Training และ RMSEr = 53.20% สำหรับข้อมูล Testing)

Mohammadi, Joibary et al. (2010) ได้ศึกษาการสร้างแบบจำลองปริมาตรและความหนาแน่นของต้นไม้ โดยใช้ข้อมูล Landsat ETM+ โดยทำการสำรวจความสัมพันธ์ระหว่างคุณลักษณะของป่า กับค่าการสะท้อนแสงของ Landsat ETM+ โดยใช้ Multivariate Regression เพื่อทำนาย ปริมาตร และความหนาแน่นของต้นไม้ ซึ่งผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า ความสัมพันธ์ของ Greenness และ Difference Vegetation Index (DVI) ซึ่งมีความสัมพันธ์ในลักษณะเชิงเส้น จะมีความความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดในการทำนายปริมาตรต้นไม้ (Adjusted  $R^2 = 43\%$ ; Root Mean Square Error (RMSE) =  $97.4 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ) ส่วนความสัมพันธ์ ใช้ ETM 4 (Near Infrared Band) และ ETM 5 (First Shortwave Band) ใช้ในการทำนายความหนาแน่นของต้นไม้ดีที่สุด (Adjusted  $R^2 = 73.4\%$ ; RMSE =  $170.13 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ )

Wijaya, Kusnadi et al. (2010) ทำการศึกษาวิธีการประเมิน ปริมาตร และชีวมวล ของป่าไม้โดยใช้ข้อมูลจากการสำรวจระยะไกลความละเอียดปานกลาง ร่วมกับ GIS โดยทำการศึกษาที่ East Kalimantan ประเทศ Indonesia โดยนำ Above Ground Biomass (AGB) มาใช้ในการสร้าง DBH-Biomass Equation. ทำการซ้อนทับข้อมูลพื้นที่ศึกษา และคำนวณ Biomass Density ในแต่ละสิ่งปกคลุม โดยใช้ GIS และข้อมูลจาก Remote Sensing นำมาใช้ในการพัฒนา AGB และ Stem Volume Linear Equation Models. ทดสอบทางสถิติตัวแปรที่ใช้ทำนายโดยใช้ Pearson Correlation Statistics Test โดยใช้ค่าการสะท้อนแสงจาก Landsat ETM Bands, Vegetation Indices, Image Transform Layers, Principal Component Analysis (PCA) bands, Tasseled Cap (TC), Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Texture Features และข้อมูล DEM และสร้าง Linear Models ขึ้นจากข้อมูล Remote Sensing เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ Biomass และ Stem Volume สำหรับแต่ละสิ่งปกคลุมดิน ใช้ภาพ Landsat ETM ปี 2000 และ 2003 ทำการจำแนกโดยใช้วิธี Maximum Likelihood และ Filtered ด้วย Majority Analysis. พบว่าจากการประมาณจาก Remote Sensing ปริมาตรลำต้น (Stem Volume) เท่ากับ  $158 \pm 16 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  และ AGB เท่ากับ  $168 \pm 15 \text{ t} \cdot \text{ha}^{-1}$  ในขณะที่ปริมาตรลำต้น (Stem Volume) โดยการวัดในสนาม เท่ากับ  $157 \pm 92 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  และ AGB ที่ได้จากการประมาณโดย GIS เท่ากับ  $167 \pm 94 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$

Alrababah, Al-Horani et al. (2011) ทำการศึกษาการประมาณตัวแปรของป่า East Mediterranean โดยใช้ Landsat ETM ในประเทศ Jordan โดยทำการศึกษาตัวแปร Crown-Cover Percentage (C) และ Above-Ground Biomass (A) ทำการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนาย Crown-Cover Percentage (C) โดยใช้ข้อมูลจาก Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM) Bands กับ Transformed Normalized Difference Vegetation Index (TNDVI) และทำการตรวจสอบว่า Crown-Cover Percentage (C) เป็นตัวทำนายที่ดีของ Above-Ground Biomass (A) และ Volume (V), Shannon Diversity Index (S) และ Basal Area (B) หลังจากนั้นทำการสร้าง model C โดยใช้ Multiple Regression หลังจากได้ แบบจำลอง C ก็นำมาสร้างแบบจำลอง A, V, S และ B โดยใช้ Linear Regression จากความสัมพันธ์ระหว่าง C และ Landsat ETM Bands รวมกับ TNDVI พบว่ามีความสัมพันธ์ที่ดี (Coefficient of Determination,  $R^2 = 0.8$ ) ทำแผนที่ C เพื่อใช้ทำนาย A ( $R^2 = 0.56$ ), V ( $R^2 = 0.58$ ), S ( $R^2 = 0.50$ ) และ B ( $R^2 = 0.43$ ) ใช้ Cross Validation สำหรับประเมินการทำนายแผนที่ C (Cross-Validation Error = 5.3%) และแผนที่ตัวแปรป่า (Cross-Validation Error = 13.7%–19.9%) ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

Mohammadi, Shataee et al. (2011) การประมาณค่าของปริมาตรป่า ความหนาแน่นของต้นไม้ และความหลากหลายทางชีวภาพโดยใช้ข้อมูล Landsat ETM+ การถดถอยเชิงเส้น

เปรียบเทียบ Regression Tree ประเมินความสัมพันธ์ระหว่าง ETM+ band และ ดัชนีพืชพรรณ ผลการศึกษาพบว่าการประมาณค่าของปริมาณป่า ความหนาแน่นของต้นไม้ และความหลากหลายทางชีวภาพ Regression Tree ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  สูงกว่า และค่า RMSE ต่ำกว่า กรณีการถดถอยเชิงเส้น

Chen, Cao et al. (2012) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM กับอายุยางพาราในเกาะไหหลำ ประเทศจีน โดยทำการประมาณอายุยางพารา โดยใช้แบบจำลอง 4 ชนิด ประกอบด้วย ค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่นของดาวเทียม Landsat TM, Vegetation Indices ที่คำนวณจากช่วงคลื่น Red, Near-infrared และ Mid-infrared, Components of Tasseled Cap Transformation และ combination ของตัวแปรอิสระ โดยใช้แบบจำลอง Multivariate Regression Analysis Techniques. ทำการเปรียบเทียบแบบจำลองโดยได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  อยู่ระหว่าง 0.74 - 0.82, ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 4.49 - 5.97 ปี

### 2.5.2 งานวิจัยที่ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างการใช้ข้อมูล Hyperspectral Remote sensing กับ ตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของพืช

Thenkabail, Smith et al. (2000) ทำการศึกษาเปรียบเทียบโดยใช้ข้อมูลไฮเปอร์สเปกตรัลจาก Spectro radiometer จำนวน 490 ช่วงคลื่น ระหว่าง 350-1050 นาโนเมตร กับภาพถ่ายจากดาวเทียม Landsat 5 TM กับพืชเศรษฐกิจ 5 ชนิด ได้แก่ มันฝรั่ง ถั่วเหลือง ข้าวโพด ฝ้าย และทานตะวัน โดยทำการทดสอบด้วยแบบจำลองสามชนิดคือ Optimum Multiple Narrow Band Reflectance ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์ และ ค่าดัชนีพืชพรรณปรับแก้ดิน โดยกรณีของแบบจำลอง Optimum Multiple Narrow Band Reflectance โดยใช้ Stepwise Regression นั้นเกิดการ Over-Fitting เนื่องจากจำนวนช่วงคลื่นมีมากเมื่อเทียบกับตัวอย่าง และในส่วนของ ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์แมลไลซ์ และ ค่าดัชนีพืชพรรณปรับแก้ดิน ได้ทำการหาช่วงคลื่นที่เหมาะสมโดยทำการคำนวณจับคู่ช่วงคลื่นทุกแบบที่เป็นไปได้ ที่ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าสูงสุด โดยจากการทดลองพบว่าความสัมพันธ์ของค่าดัชนีพืชพรรณกับค่าดัชนีพื้นที่ใบและความหลากหลายชีวภาพที่ได้จากช่วงคลื่นแคบ (Narrow band) สูงกว่าความสัมพันธ์ที่ได้จากช่วงคลื่นกว้าง (Broad band) ในพืชทั้งหมดที่ทดลอง

Haboudane, Miller et al. (2004) ทำการศึกษากการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ของ Precision Agriculture ซึ่งจากผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าดัชนีพืชที่ได้จากข้อมูลไฮเปอร์สเปกตรัล Remote Sensing มีความสำคัญในการประมาณตัวแปรทางชีวภาพของพืช



Koppe, Li et al. (2010) ทำการศึกษาการประเมินการสำรวจระยะไกลจากข้อมูลแบบ Multispectral (EO-1 ALI) และ Hyperspectral (EO-1 Hyperion) สำหรับประมาณพารามิเตอร์การเจริญเติบโตของข้าวสาลีในฤดูหนาวในภาคเหนือของจีน โดยทำการเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 ชนิด เพื่อทำนายชีวมวลของข้าวสาลี โดยใช้แบบจำลองการประมาณชีวมวลจากดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI โดยใช้ช่วงคลื่น Red และ NIR แบบจำลองการประมาณชีวมวลจากดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion โดยใช้ช่วงคลื่น Red และ NIR และ แบบจำลองการประมาณชีวมวลจากดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion โดยใช้ช่วงคลื่น NIR และ SWIR โดยผลการศึกษาได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  จากแบบจำลองที่ 1 ได้ค่า  $R^2 = 0.69$  แบบจำลองที่ 2 ได้ค่า  $R^2 = 0.71$  และ แบบจำลองที่ 3 ได้ค่า  $R^2 = 0.83$  ซึ่งสรุปว่าดัชนีพืชพรรณที่ได้มาจาก NIR และ SWIR จากข้อมูล Hyperion ในประมาณค่าชีวมวลได้ดีกว่าดัชนีที่ได้จากช่วงคลื่น Visible เพียงอย่างเดียว

Wu, Han et al. (2010) ทำการศึกษาการประเมิน EO-1 hyperspectral Hyperion Data สำหรับประมาณปริมาณคลอโรฟิลล์และดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) โดยเลือกทำการทดสอบที่ความยาวคลื่นที่ Red Edge ของสเปกตรัมพืช (705 nm และ 750 nm) เลือกพื้นที่ตัวอย่าง 30 จุด ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าปริมาณคลอโรฟิลล์ และดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) สามารถประมาณโดยดัชนีพืชพันธ์ Vegetation Indices (VIs) ที่ได้มาจาก EO-1 Hyperion โดยค่า RMSE สำหรับปริมาณคลอโรฟิลล์ อยู่ในช่วง  $7.20-10.49 \mu\text{g cm}^{-2}$  และ LAI อยู่ในช่วง  $0.55-0.77 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  ดัชนีที่ได้จาก 3 ช่วงคลื่นให้ผลลัพธ์ในการประมาณค่า Chlorophyll Content ดีที่สุด (RMSE เท่ากับ  $7.19 \mu\text{gcm}^{-2}$  สำหรับ Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index/Optimized Soil-Adjusted Vegetation Index (MCARI/OSAVI<sub>705</sub>)) และ LAI (RMSE เท่ากับ  $0.55 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  สำหรับรูปแบบที่ 2 ของ MCARI (MCARI<sub>2705</sub>)) ซึ่งผลลัพธ์เหล่านี้แสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้สำหรับการวิเคราะห์ ปริมาณคลอโรฟิลล์ และดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) โดยใช้ข้อมูลไฮเปอร์สเปกตรัลจากภาพถ่ายดาวเทียมระบบ Hyperion กับช่วงคลื่น จาก Red Edge ของสเปกตรัมพืช

Heiskanen, Rautiainen et al. (2013) ทำการศึกษาความไวของดัชนีพืช Narrowband Vegetation Indices ในการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ของป่า จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion โดยผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า ดัชนีพืชที่ได้จาก Narrowband คือ Near Infrared (NIR) bands, และ NIR และ shortwave infrared (SWIR) bands แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับ ดัชนีพื้นที่ใบ (LAI)

Thenkabail, Mariotto et al. (2013) ทำการศึกษาการใช้ Hyperspectral Vegetation Indices (HVIs) กับ Hyper Spectral Narrowbands (HNBs) สำหรับศึกษาคุณลักษณะที่ดีที่สุดของ

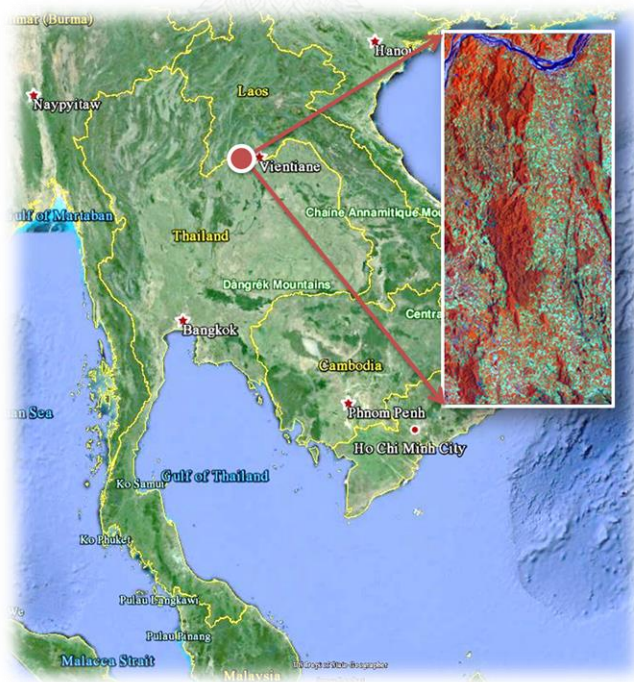
พืช การจำแนก การพัฒนาแบบจำลอง และทำแผนที่แหล่งปลูกพืชเกษตรกรรมของโลก โดย  
ทำการศึกษา Crop Biophysical Modeling ระหว่าง HNBs และ HVIs และทำการประเมินความ  
ถูกต้องของชนิดพืช โดยใช้ Wilks' Lambda และ การวิเคราะห์เพื่อเลือก Optimal HNBs และ HVIs  
สำหรับการเกษตร ทำการศึกษาโดยใช้ Earth Observing One (EO-1) กับพืช 8 ชนิด ประกอบไป  
ด้วย Wheat, Corn, Rice, Barley, Soybeans, Pulses, Cotton, และ Alfalfa ผลการศึกษาพบว่ามี  
33 HNBs เหมาะสมสำหรับศึกษาคุณลักษณะที่ดีที่สุดของพืช การจำแนก การพัฒนาแบบจำลอง และ  
ทำแผนที่แหล่งปลูกพืชเกษตรกรรมของพืชเหล่านั้น ซึ่งช่วงคลื่นจาก Red-Edge Bands แสดงให้เห็น  
ว่ามีความเหมาะสมในการพัฒนาแบบจำลอง จาก Biophysical Indices (Biomass, LAI, Plant  
Density และ Yield )



### บทที่ 3 วิธีดำเนินการศึกษา

#### 3.1 พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษาครอบคลุมเขต ตำบลปากชม ตำบลชมเจริญ ตำบลธาตุ อำเภอปากชม จังหวัดเลย อยู่ที่พิกัด 18°01'12.70" เหนือ และ 101°53'15.53" ตะวันออก มีสภาพภูมิประเทศเป็นอำเภอชายแดน มีอาณาเขตติดต่อกับสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว โดยมีแม่น้ำโขงเป็นแม่น้ำแสดงการแบ่งเขตแดน (แสดงในรูปที่ 3.1) จำแนกพื้นที่ได้เป็น พื้นที่ป่าและภูเขา 63.4% พื้นที่ทำเกษตรกรรม 34.3% (ประมาณ 39,902 ไร่) พื้นที่แหล่งน้ำ 0.9% และ เป็นที่อยู่อาศัย 1.4 % อุณหภูมิในฤดูร้อน (เดือนเมษายน ถึง เดือนพฤษภาคม) อาจสูงกว่า 40 องศาเซลเซียส และในฤดูหนาวอุณหภูมิอาจลดลงต่ำกว่า 0 องศา (เดือนธันวาคม ถึง เดือนมกราคม) ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ย 1,320 มิลลิเมตรต่อปี ลักษณะทั่วไปของพื้นที่ศึกษา (รูปที่ 3.2) เป็นพื้นที่ภูเขา มีเทือกเขาเป็นจำนวนมาก มีลักษณะเป็นลูกคลื่นลอนลาดถึงลาดชัน ครอบคลุมพื้นที่ส่วนใหญ่เป็นพื้นที่ป่าไม้ พื้นที่ป่าสงวนเสื่อมโทรม ไม่มีเอกสารสิทธิ์ถือครองในที่ดินทำกิน ในส่วนพื้นที่เกษตรกรรม มีการทำการเกษตรหลายชนิด เช่น ปลูกข้าว ทำไร่ข้าวโพด มันสำปะหลัง ทำสวนผลไม้ และปลูกยางพารา



รูปที่ 3.1 พื้นที่ศึกษาดำบลปากชม ตำบลชมเจริญ ตำบลธาตุ อำเภอปากชม จังหวัดเลย



รูปที่ 3.2 แสดงลักษณะทั่วไปของพื้นที่ศึกษา

### 3.2 ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียมที่ใช้ในการศึกษาและการเตรียมข้อมูลก่อนประมวลผล

การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลจากดาวเทียม 2 ชนิด คือ ข้อมูลดาวเทียม ALI path 129 row 48 และ ข้อมูลดาวเทียม Hyperion path 129 row 48 บันทึกเมื่อวันที่ 20 ธันวาคม 2552 โดยข้อมูลดาวเทียมทั้งหมดมี Spatial Resolution 30x30 m. มีการปรับแก้เชิงรังสีแล้ว ทำการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนทางเรขาคณิตของภาพ (Geometrically Corrected) ด้วยวิธี Image to Map ให้มีค่าพิกัดในระบบอ้างอิง UTM Zone 47Q WGS 1984 ใช้จุดควบคุมภาคพื้นดิน (Ground Control Points: GCPs) โดยทำการเลือกตำแหน่งจาก Google Earth ก่อนทำการเก็บพิกัดจริงในสนาม โดยเลือกให้จุดควบคุมภาคพื้นดินกระจายทั้งภาพ เช่น ทางแยก ถนนสะพาน และสถานที่สำคัญอื่นๆที่ระบุได้อย่างชัดเจน (ดูรูปที่ 3.3 แสดงตัวอย่างการระบุตำแหน่งที่เลือกทำจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCP) ในตำแหน่งที่ชัดเจนจาก Google Earth) และลงพื้นที่ทำการรังวัดพิกัดโดยใช้ Hand-held GPS Receivers (Garmin GPS 12XL) โดยได้จำนวนจุดที่จะทำเป็นจุดควบคุมภาคพื้นดินจำนวน 35 จุด (ดูรูปที่ 3.4) แล้วทำการปรับแก้ความคลาดเคลื่อนทางเรขาคณิตของภาพ โดยค่าความคลาดเคลื่อน (RMSE) ต้องน้อยกว่า 0.5 พิกเซล หรือ 15 เมตร แล้วทำการ Resampling โดยใช้ Nearest Neighbour ใช้แผนที่ L7018 มาตราส่วน 1:50000 จากกรมแผนที่ทหารในการอ้างอิง และปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ด้วยเทคนิค FLAASH Algorithm ให้ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม ALI และ Hyperion อยู่ในรูปแบบของค่าพลังงานสะท้อนแสงจริง โดยใช้โปรแกรม ITT ENVI 4.7 โดยรายละเอียดการป้อนพารามิเตอร์ FLAASH ที่ใช้ปรับแก้แสดงในรูปที่ 3.5 และ 3.6



(a) ตำแหน่ง GCP ที่สะพาน



(b) ตำแหน่ง GCP ที่ทางแยก

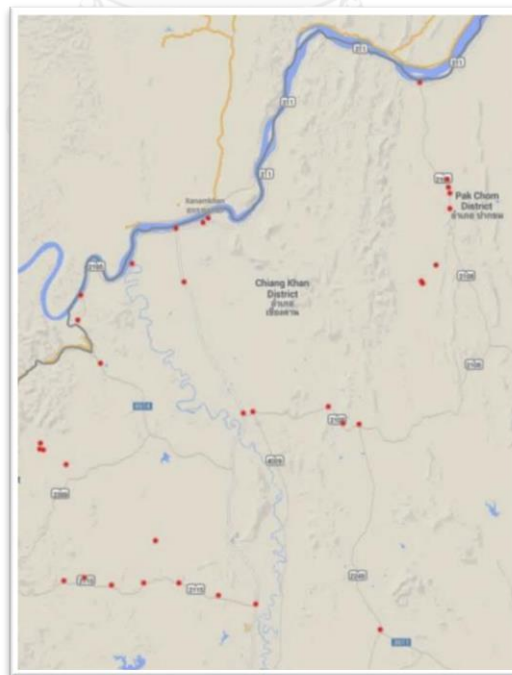


(c) ตำแหน่ง GCP ที่สะพานและทางแยก



(d) ตำแหน่ง GCP ที่ทางแยก

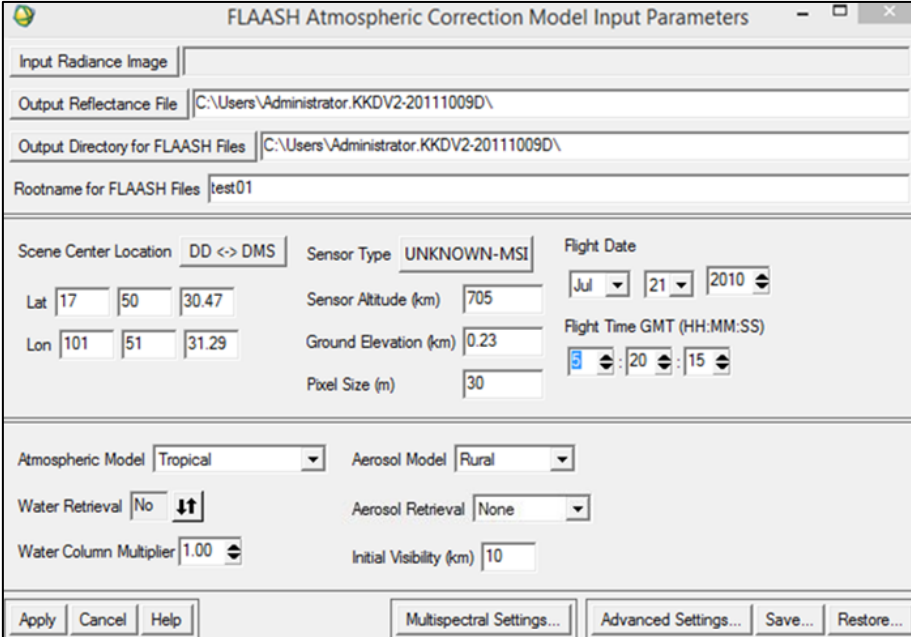
รูปที่ 3.3 แสดงตัวอย่างการระบุตำแหน่งที่เลือกทำจุดควบคุมภาคพื้นดิน (GCP) ในตำแหน่งที่ชัดเจนจาก Google Earth



รูปที่ 3.4 ตำแหน่งจุดควบคุมภาคพื้นดิน (จุดสีแดง) ที่ใช้ในการศึกษา

band 1- band 48 scale factors = 40, band 49 - band 155 scale factors = 80

รูปที่ 3.5 แสดงการป้อนพารามิเตอร์ FLAASH เพื่อปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 Hyperion



FLAASH Atmospheric Correction Model Input Parameters

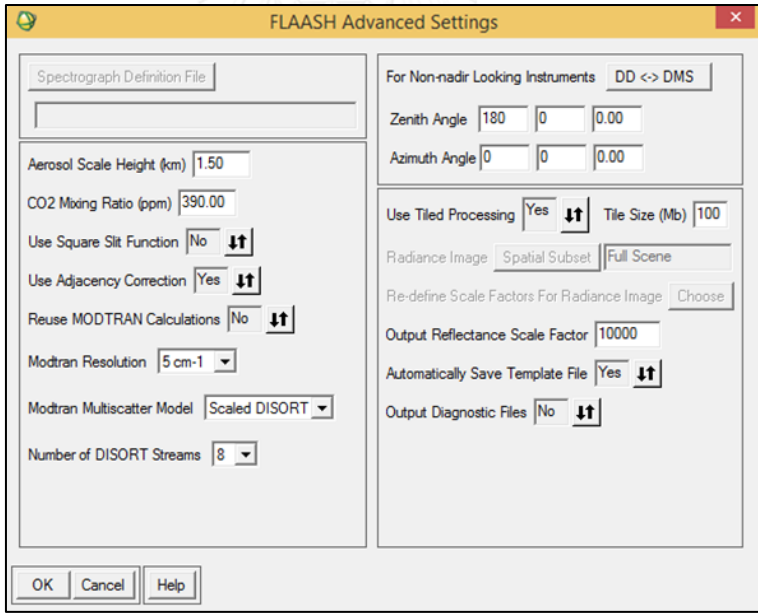
Input Radiance Image

Output Reflectance File C:\Users\Administrator.KKDV2-20111009D\  
 Output Directory for FLAASH Files C:\Users\Administrator.KKDV2-20111009D\  
 Rootname for FLAASH Files test01

Scene Center Location DD <-> DMS Sensor Type UNKNOWN-MSI Flight Date  
 Lat 17 50 30.47 Sensor Altitude (km) 705 Jul 21 2010  
 Lon 101 51 31.29 Ground Elevation (km) 0.23 Flight Time GMT (HH:MM:SS)  
 Pixel Size (m) 30 05:20:15

Atmospheric Model Tropical Aerosol Model Rural  
 Water Retrieval No Aerosol Retrieval None  
 Water Column Multiplier 1.00 Initial Visibility (km) 10

Apply Cancel Help Multispectral Settings... Advanced Settings... Save... Restore...



FLAASH Advanced Settings

Spectrograph Definition File

Aerosol Scale Height (km) 1.50  
 CO2 Mixing Ratio (ppm) 390.00  
 Use Square Slit Function No  
 Use Adjacency Correction Yes  
 Reuse MODTRAN Calculations No  
 Modtran Resolution 5 cm-1  
 Modtran Multiscatter Model Scaled DISORT  
 Number of DISORT Streams 8

For Non-nadir Looking Instruments DD <-> DMS  
 Zenith Angle 180 0 0.00  
 Azimuth Angle 0 0 0.00

Use Tiled Processing Yes Tile Size (Mb) 100  
 Radiance Image Spatial Subset Full Scene  
 Re-define Scale Factors For Radiance Image Choose  
 Output Reflectance Scale Factor 10000  
 Automatically Save Template File Yes  
 Output Diagnostic Files No

OK Cancel Help

รูปที่ 3.6 แสดงการป้อนพารามิเตอร์ FLAASH เพื่อปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่น  
 อันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 ALI

### 3.3 การเก็บข้อมูลสนาม

ทำการเก็บข้อมูลสนาม ช่วงวันที่ 10-15 มกราคม 2553 โดยแปลงปลูกยางพาราที่เลือก สำหรับการสุ่มตัวอย่างครอบคลุมโดยเกษตรกรรายย่อย และบริษัทภาคเอกชน ประกอบด้วยช่วงอายุ ยาง 4-25 ปี ทำการสัมภาษณ์เกษตรกร และสอบถามเจ้าหน้าที่เพื่อนำข้อมูลมาใช้ในการตรวจสอบ ข้อมูลเกี่ยวกับ ประวัติของแปลงปลูกยางพารา เช่น ปีที่ปลูก พันธุ์ที่ปลูก ปีที่เริ่มเปิดกรีด โดยพื้นที่ที่ เลือกในการเก็บตัวอย่าง พื้นที่แปลงปลูกยางตัวอย่างต้องมีขนาดไม่น้อยกว่า 5 ไร่ ในการสุ่มเลือก ขนาดแปลงตัวอย่างในการเก็บข้อมูลจะใช้ขนาดพื้นที่ที่จะเท่ากับ 15x15 ตารางเมตร โดยให้การ ออกแบบการสุ่มตัวอย่างอย่างเป็นระบบ และจะต้องมีต้นยางพาราอย่างน้อย 10 ต้น ต่อ แปลง ตัวอย่าง (ดูรูปที่ 3.7) และ ในแปลงตัวอย่างทั้งหมดจะทำการวัด (1) รัศมีของทรงพุ่มต้นยางพารา โดยจะทำการวัดทุกต้นในแปลงตัวอย่าง (ดูรูปที่ 3.8) (2) วัดเส้นผ่าศูนย์กลางเปลือกนอกที่มีความสูง (DBH) 1.30 เมตรเหนือพื้นดิน และความสูงของพุ่มต้นไม้ ( $h_c$ ) (ดูรูปที่ 3.9) (3) วัดความสูงของ ต้นไม้วัดในส่วนยอดของต้นไม้โดยใช้ Clinometers (ดูรูปที่ 3.10) และข้อมูลนี้นำไปใช้ในการ ประเมินความสูงของต้นไม้ในแปลง และ (4) ทำการบันทึกค่าเฉลี่ยของตำแหน่งแปลงปลูกโดยใช้ Hand-held GPS Receivers (Garmin GPS 12XL) และทำการบันทึกผลการเก็บข้อมูลสนามของ แปลงตัวอย่างลงในตารางบันทึกผลตามตัวอย่างในตารางที่ 3.1 โดยมี ตำแหน่งแปลงปลูกยางพาราที่ เก็บข้อมูลสนาม จำนวน 80 แปลงแสดงบนภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 Hyperion ในรูปที่ 3.11

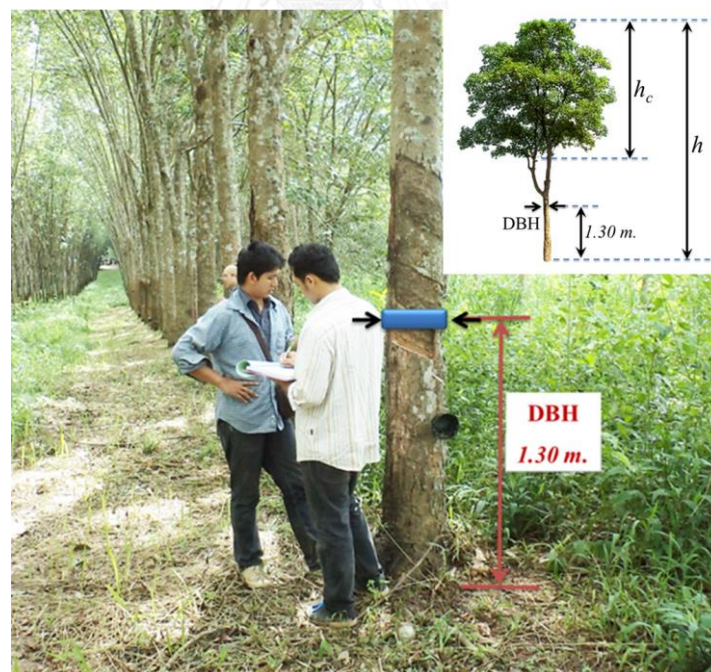


รูปที่ 3.7 การเก็บพิกัดและข้อมูลต้นยางพาราภายในแปลงปลูกยางพารา



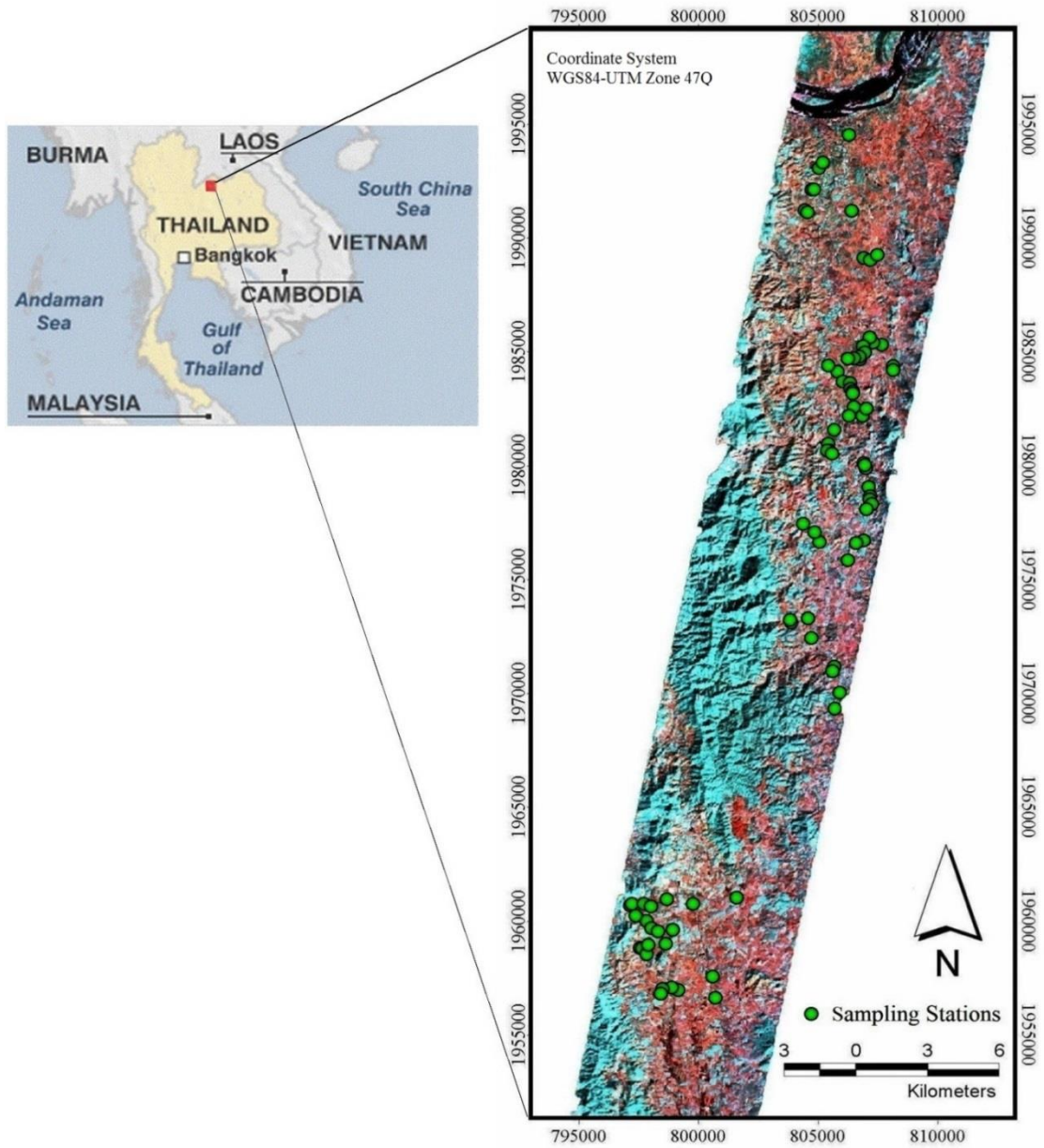


รูปที่ 3.8 แสดงการวัดรัศมีต้นยางพาราเพื่อนำมาคำนวณพื้นที่ผิวใบ



รูปที่ 3.9 แสดงตำแหน่งวัดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (DBH) และความสูงของพุ่มต้นไม้ ( $h_c$ )





รูปที่ 3.11 ตำแหน่งแปลงปลูกยางพาราที่เก็บข้อมูลสนาม จำนวน 80 แปลงแสดงบนภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 Hyperion ถ่ายเมื่อวันที่ 20 ธันวาคม 2552

### 3.4 การวิเคราะห์ข้อมูล

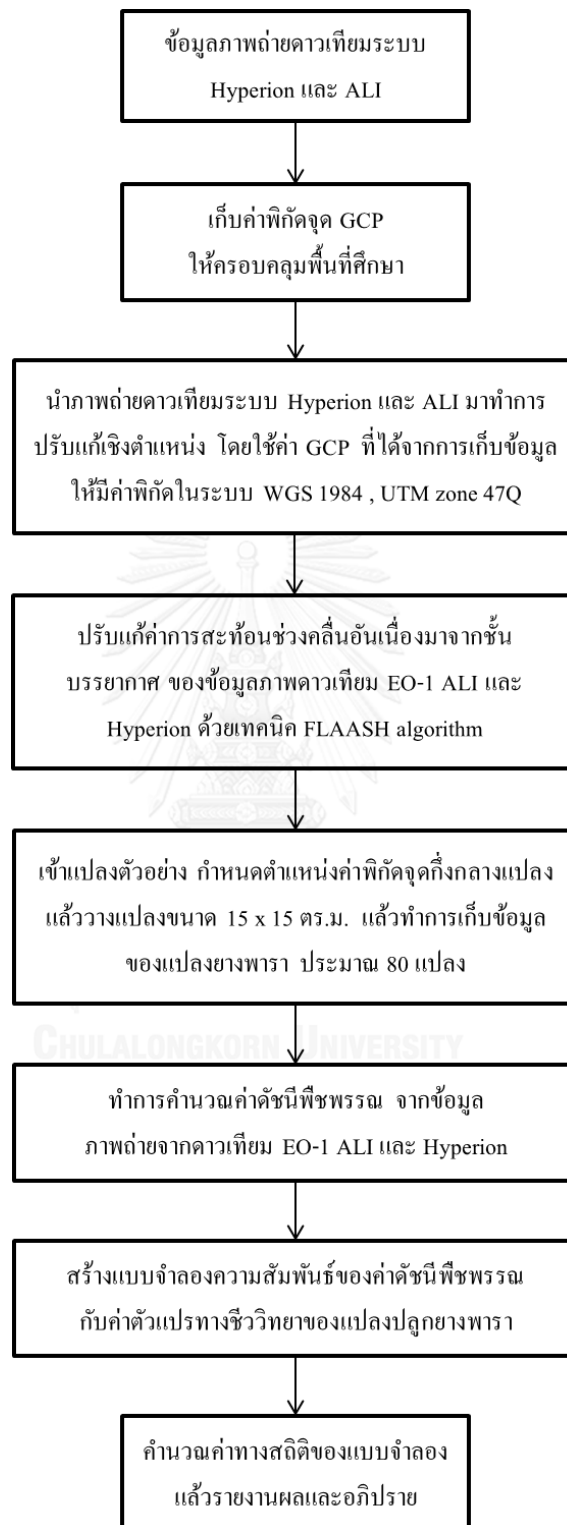
การวิจัยการประมาณค่าดัชนีพื้นผิวที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุของแปลงปลูกยางพารา ด้วยข้อมูลจากภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion มีขั้นตอนการศึกษาดังรูปที่ 3.12 โดยแบ่งการศึกษาออกเป็นส่วนๆ และแต่ละส่วนจะทำการศึกษาแยกออกจากกันในแต่ละกรณี คือ

การเปรียบเทียบค่าดัชนีพื้นผิวที่ใบยางพารา (LAI) โดยแบบจำลองซึ่งพัฒนาขึ้นตามความสัมพันธ์ของค่าดัชนีพื้นผิวที่ใบ จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับข้อมูลดัชนีพืชพรรณซึ่งคำนวณจากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion

การเปรียบเทียบค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) โดยแบบจำลองซึ่งพัฒนาขึ้นตามความสัมพันธ์ของค่าชีวมวล จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับข้อมูลดัชนีพืชพรรณซึ่งคำนวณจากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion

การเปรียบเทียบค่าปริมาตรยางพารา (Volume) โดยแบบจำลองซึ่งพัฒนาขึ้นตามความสัมพันธ์ของค่าปริมาตร จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับข้อมูลดัชนีพืชพรรณซึ่งคำนวณจากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion

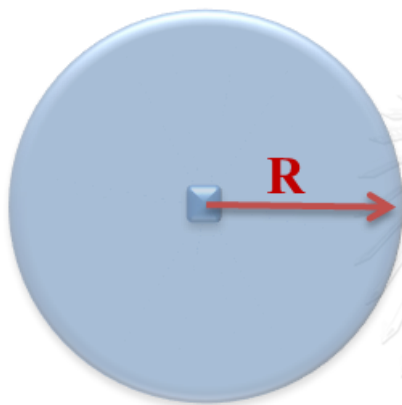
การเปรียบเทียบอายุของแปลงปลูกยางพารา (Age) โดยแบบจำลองซึ่งพัฒนาขึ้นตามความสัมพันธ์ของค่าอายุ จากการเก็บข้อมูลภาคสนามกับข้อมูลดัชนีพืชพรรณซึ่งคำนวณจากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion



รูปที่ 3.12 แสดงแผนผังขั้นตอนวิธีการศึกษา

### 3.4.1 ค่าดัชนีพื้นที่ใบ (Leaf Area Index, LAI)

ผู้วิจัยเลือกใช้วิธีการหาค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) ยางพาราในสนามโดยใช้วิธีคำนวณ ซึ่งต้องทำการวัดรัศมีของเรือนยอดต้นยางพารา โดยทำการวัดจากด้านที่ยาวที่สุดจากลำต้นจนถึงวงขอบเรือนยอด (ดูรูปที่ 3.13) ในสนามเป็นข้อมูลในการคำนวณ (ดังรายละเอียดในหัวข้อที่ 2.2 การคำนวณค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลต้นยางพาราที่ใช้ในการศึกษา) และ คำนวณผลรวมของค่าพื้นที่ผิวใบของต้นยางพาราทุกต้นในแปลงตัวอย่างแล้วหารด้วยขนาดพื้นที่แปลงตัวอย่าง (ดูรูปที่ 3.14) โดยหน่วยของค่าดัชนีพื้นที่ใบของแปลงตัวอย่าง คือ  $m^2 / m^2$



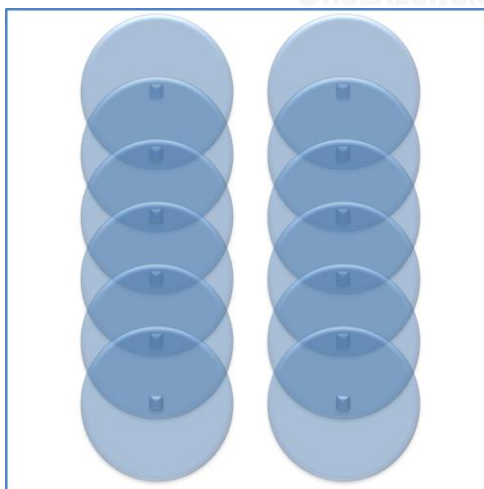
$$LA = \pi R^2$$

เมื่อ

LA คือ ค่าพื้นที่ผิวใบของต้นยางพาราหนึ่งต้น

R คือ รัศมีของเรือนยอดต้นไม้วัดจากด้านที่ยาวที่สุดจากลำต้นจนถึงวงขอบเรือนยอด

รูปที่ 3.13 แสดงการคำนวณพื้นที่ผิวใบของยางพาราแต่ละต้น



$$LAI = \frac{\sum LA}{Area}$$

$\sum LA$  คือ ผลรวมของค่าพื้นที่ผิวใบของต้น

ยางพารา ทุกต้นในแปลงตัวอย่าง

Area คือ พื้นที่ของแปลงตัวอย่างขนาด

15 x 15 ตารางเมตร

รูปที่ 3.14 แสดงการคำนวณค่าดัชนีพื้นที่ใบของยางพาราแต่ละแปลงตัวอย่าง

### 3.4.2 ค่าชีวมวลยางพารา (Biomass)

ผู้วิจัยเลือกใช้วิธีการหาค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ในสนามจากสมการ Allometric Equation ของต้นยางพาราจากงานวิจัยของ Räisänen (Matti 1997) ซึ่งต้องวัดค่าขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางที่ระดับความสูงเพียงอก (Diameter at Breast Height, DBH) กับความสูงพุ่มไม้ (height of crown,  $h_c$ ) ของต้นยางพาราทุกต้นในแปลงตัวอย่าง (ดังรายละเอียดในหัวข้อที่ 2.2 การคำนวณค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลต้นยางพาราที่ใช้ในการศึกษา) แล้วนำมาคำนวณค่าชีวมวลยางพาราแต่ละต้น จากนั้นคำนวณผลรวมของค่าชีวมวลยางพาราแต่ละต้นในแปลงตัวอย่างแล้วหารด้วยขนาดพื้นที่แปลงตัวอย่าง โดยหน่วยของค่าชีวมวลยางพาราของแปลงตัวอย่าง คือ  $kg/m^2$

ในการศึกษานี้มีสมมุติฐานว่า สมการคำนวณค่าชีวมวลยางพาราที่ใช้เป็นค่าจริง เนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัด โดยในความเป็นจริงแล้วในการศึกษานี้ สมการที่ใช้คำนวณชีวมวลของยางพารา จะใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณชีวมวลยางพาราจริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้

### 3.4.3 ค่าปริมาตรยางพารา (Volume)

ผู้วิจัยเลือกใช้วิธีการหาค่าปริมาตรยางพารา (Volume) ในสนามจากสมการ Allometric Equation ของต้นยางพาราจากงานวิจัยของ Räisänen (Matti 1997) ซึ่งต้องวัดค่าขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางที่ระดับความสูงเพียงอก (Diameter at Breast Height, DBH) กับความสูงต้นไม้ (height of tree,  $h$ ) ของต้นยางพาราทุกต้นในแปลงตัวอย่าง (ดังรายละเอียดในหัวข้อที่ 2.2 การคำนวณค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลต้นยางพาราที่ใช้ในการศึกษา) แล้วนำมาคำนวณค่าปริมาตรยางพาราแต่ละต้น จากนั้นคำนวณผลรวมของค่าปริมาตรยางพาราแต่ละต้นในแปลงตัวอย่างแล้วหารด้วยขนาดพื้นที่แปลงตัวอย่าง โดยหน่วยของค่าปริมาตรยางพาราของแปลงตัวอย่าง คือ  $m^3/m^2$

ในการศึกษานี้มีสมมุติฐานว่า สมการคำนวณค่าปริมาตรยางพาราที่ใช้เป็นค่าจริง เนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัด โดยในความเป็นจริงแล้วในการศึกษานี้ สมการที่ใช้คำนวณปริมาตรยางพารา จะใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณค่าปริมาตรยางพาราจริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้

### 3.4.4 อายุยางพารา (Age)

ผู้วิจัย ทำการสัมภาษณ์เกษตรกร และสอบถามเจ้าหน้าที่เพื่อให้ได้สอบข้อมูลเกี่ยวกับประวัติของแปลงปลูกยางพารา เช่น ปีที่ปลูก พันธุ์ที่ปลูก ปีที่เริ่มเปิดกรีด โดยส่วนมากของแปลงตัวอย่างที่ทำการเก็บข้อมูลจะพบเกษตรกรเจ้าของสวนยางพาราเป็นผู้ให้ข้อมูลเอง

### 3.4.5 การวิเคราะห์ข้อมูลจากภาพถ่ายจากดาวเทียม

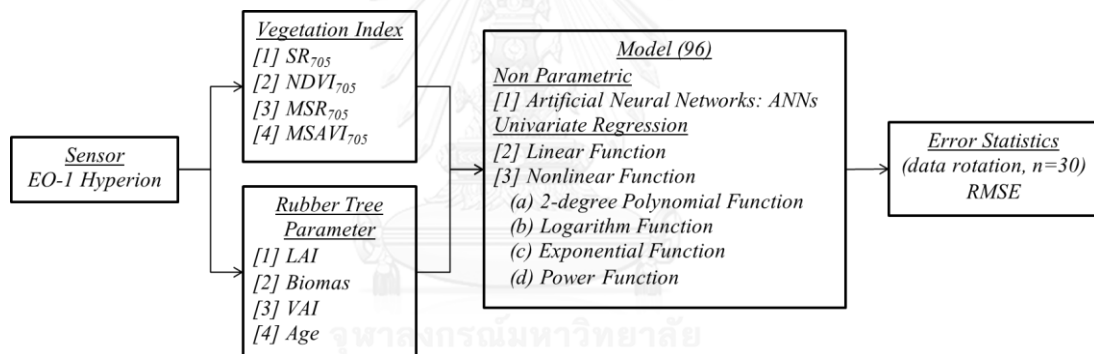
งานวิจัยใช้ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม 2 ชนิด คือ EO-1 ALI และ Hyperion มีขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม โดยประมวลผลข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมด้วยโปรแกรม ITT ENVI 4.7 สรุปได้ดังนี้

1. นำข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียมทั้ง EO-1 ALI และ Hyperion มาตรวจสอบปรับแก้เชิงตำแหน่ง และกำหนดระบบพิกัดให้อยู่ในระบบ WGS-84 UTM Zone 47Q ใช้จุดควบคุมภาคพื้นดิน (Ground Control Points: GCPs) ด้วยวิธี Image to Map
2. ทำการปรับแก้ค่าการสะท้อนช่วงคลื่นอันเนื่องมาจากชั้นบรรยากาศ ของข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม EO-1 ALI และ Hyperion ด้วยเทคนิค FLAASH algorithm
3. คำนวณค่าดัชนีพืชพรรณ SR, NDVI, MSR และ MSAVI จากภาพถ่ายจากดาวเทียม ALI และ คำนวณค่าดัชนีพืชพรรณ  $SR_{705}$ ,  $NDVI_{705}$ ,  $MSR_{705}$  และ  $MSAVI_{705}$  จากภาพถ่ายจากดาวเทียม Hyperion (ดูรายละเอียด ในภาคผนวก ก) เพื่อหาความสัมพันธ์กับค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ แปลงปลูกยางพาราจากการเก็บข้อมูลสนาม โดยแบบจำลองที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์ประกอบด้วย
  - การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression)
    - กรณีการประมาณค่าแบบเส้นตรง (Linear Function)
    - กรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Non-Linear Function) ซึ่งประกอบไปด้วย
      - โพลิโนเมียลกำลังสอง (2-Degree Polynomial) ลอการิทึม (Logarithm Function) เอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Function) และ ฟังก์ชันยกกำลัง (Power Function)
    - กรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) โดยกำหนดค่า Net เป็นแบบ

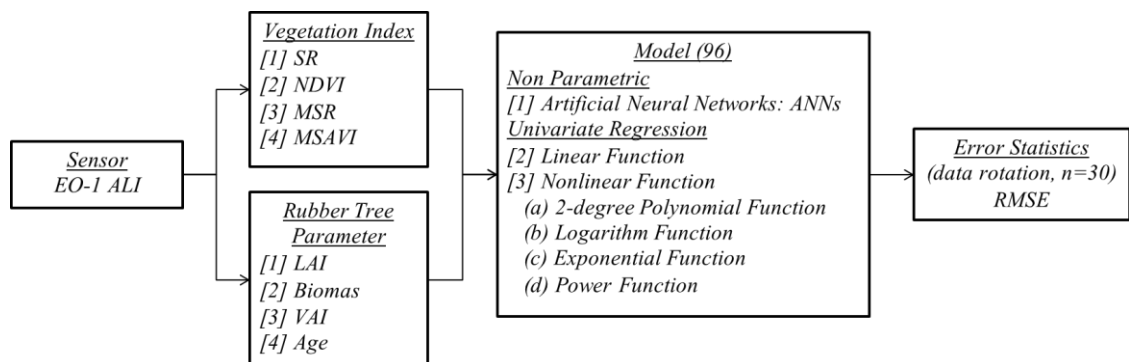


Feed Forward จำนวน 1 Hidden Layer ที่มี 5 Node และ 1 ชั้น Output 1 Node โดยใช้ Transform function เป็น Log-Sigmoid และ Pure Linear ตามลำดับ โดยใช้วิธีการสอนแบบ Resilient Backpropagation (ดูรายละเอียด MATLAB Code ในภาคผนวก ข)

4. แปลงข้อมูลภาพที่ได้ให้เป็นข้อมูลดัชนีพืชพรรณ ที่เหมาะสม เพื่อหาความสัมพันธ์เปรียบเทียบกับค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ แปลงปลุกยางพารา จากภาคสนามทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการแบ่งข้อมูลสนามออกเป็น 2 ชุด คือ Training Data และ Testing Data แบบ Split Half และทำ Data Rotation 30 ครั้ง จากนั้นคำนวณค่า สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) และ ค่า RMSE ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05 โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังรูปที่ 3.15-3.16



รูปที่ 3.15 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 Hyperion



รูปที่ 3.16 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม EO-1 ALI

## บทที่ 4

### ผลการศึกษา

จากการสำรวจภาคสนามที่ทำการวัดรัศมีต้นยางพารา (R) เพื่อนำมาคำนวณพื้นที่ผิวใบ วัดความสูงต้นไม้ ( $h$ ) และความสูงของพุ่มต้นไม้ ( $h_c$ ) และ ตำแหน่งวัดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของต้นไม้ที่ระดับความสูงเพียงอก (DBH) เพื่อนำมาคำนวณชีวมวลและปริมาตรต้นยางพารา และทำการสัมภาษณ์เกษตรกรเจ้าของสวนยางเพื่อสอบถามอายุยางพารา โดยค่าคุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์จากแปลงตัวอย่างในพื้นที่ศึกษาที่ได้จากการสำรวจภาคสนาม แสดงรายละเอียดในภาคผนวก ก แล้วนำมาวิเคราะห์ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียว (Univariate Regression) แบบเส้นตรง (Linear Function) และแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ซึ่งประกอบไปด้วย โพลีโนเมียลกำลังสอง (2-degree Polynomial) ลอการิทึม (Logarithm Function) เอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Function) และฟังก์ชันยกกำลัง (Power Function) และการประมาณค่า แบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ร่วมกับข้อมูลดัชนีพืชพรรณ ที่ได้จากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และ Hyperion ซึ่งข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI จะถูกนำมาคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณ 4 ชนิด คือ SR, NDVI, MSR และ MSAVI และ ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion จะถูกนำมาคำนวณค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge 4 ชนิด คือ SR<sub>705</sub>, NDVI<sub>705</sub>, MSR<sub>705</sub> และ MSAVI<sub>705</sub> ของจุดภาพที่มีค่าพิกัดทางภูมิศาสตร์ตรงกันกับค่าพิกัดภูมิศาสตร์ของแปลงตัวอย่าง และทำการแปลงข้อมูลภาพที่ได้ให้เป็นข้อมูลดัชนีพืชพรรณ ที่เหมาะสม เพื่อหาความสัมพันธ์เปรียบเทียบกับค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุ แปลงปลูกยางพารา จากภาคสนาม และทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มเท่าๆกัน คือกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) จำนวน 40 แปลงตัวอย่าง และกลุ่มข้อมูลในการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) จำนวน 40 แปลงตัวอย่าง และทำ Data Rotation 30 ครั้ง โดยแต่ละแบบจำลองจะถูกคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of determination,  $R^2$ ) และทำการประเมินความน่าเชื่อถือ ทางสถิติของแบบจำลอง โดยใช้ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ของแต่ละครั้ง และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.05

## 4.1 ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบบางพารา

### 4.1.1 การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบบางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบบางพารา ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.1 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่า LAI จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ Vis เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.686-0.731 ในขณะที่การประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.644-0.740 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.723-0.743 ดังแสดงในตารางที่ 4.2

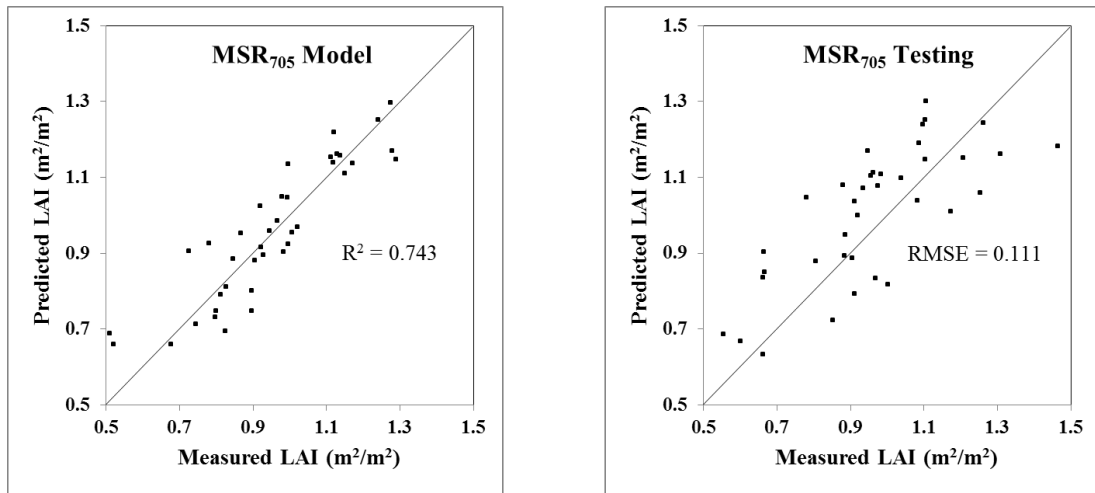
ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.615-0.660 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.126-0.149  $m^2 m^{-2}$  ในขณะที่การประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.624-0.718 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.116-0.140  $m^2 m^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.716-0.732 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.111-0.113  $m^2 m^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.2 โดยรูปที่ 4.1 และรูปที่ 4.2 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าดัชนีพื้นที่ใบบางพาราที่ได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.1** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

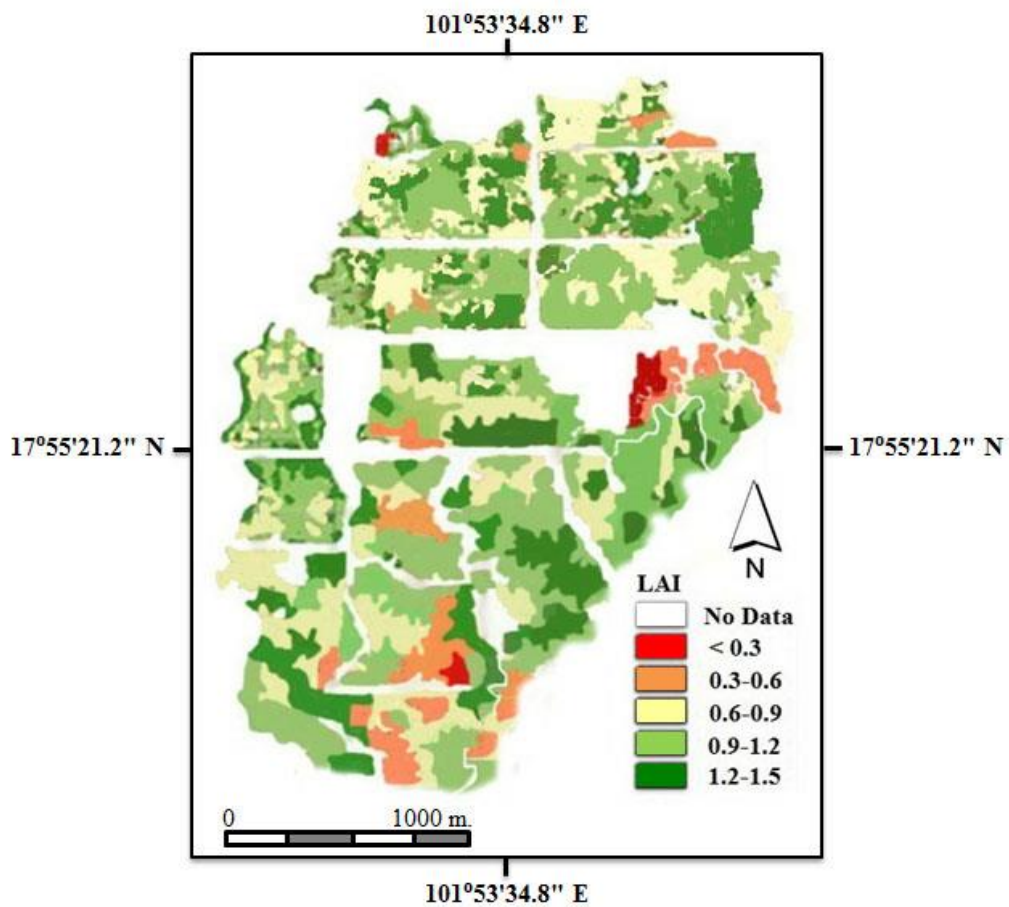
Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR <sub>705</sub>	$LAI = 0.2964(SR_{705}) + 0.0564$	0.686**	0.652	0.128
	$LAI = -0.1363(SR_{705})^2 + 1.1625(SR_{705}) - 1.2607$	0.716**	0.680	0.102
	$LAI = 0.3427e^{0.3267(SR_{705})}$	0.644**	0.612	0.126
	$LAI = 0.9311\ln(SR_{705}) - 0.0574$	0.719**	0.683	0.117
	$LAI = 0.2992(SR_{705})^{1.0357}$	0.711**	0.675	0.121
NDVI <sub>705</sub>	$LAI = 2.5076(NDVI_{705}) - 0.278$	0.731**	0.694	0.130
	$LAI = -2.8445(NDVI_{705})^2 + 5.3064(NDVI_{705}) - 0.9484$	0.726**	0.690	0.106
	$LAI = 0.2326e^{2.8021(NDVI_{705})}$	0.688**	0.654	0.123
	$LAI = 1.2107\ln(NDVI_{705}) + 1.8309$	0.705*	0.670	0.113
	$LAI = 2.4743(NDVI_{705})^{1.3639}$	0.700**	0.665	0.115
MSR <sub>705</sub>	$LAI = 1.0569(MSR_{705}) + 0.1815$	0.687**	0.653	0.133
	$LAI = -1.3105(MSR_{705})^2 + 3.0483(MSR_{705}) - 0.5301$	0.740**	0.703	0.107
	$LAI = 0.3919e^{1.1703(MSR_{705})}$	0.664**	0.631	0.129
	$LAI = 0.7779\ln(MSR_{705}) + 1.2227$	0.709**	0.674	0.120
	$LAI = 1.2451(MSR_{705})^{0.8716}$	0.694**	0.659	0.120
MSAVI <sub>705</sub>	$LAI = 1.6709(MSAVI_{705}) - 0.2773$	0.721**	0.685	0.120
	$LAI = -1.2589(MSAVI_{705})^2 + 3.529(MSAVI_{705}) - 0.945$	0.706*	0.671	0.108
	$LAI = 0.2328e^{1.8669(MSAVI_{705})}$	0.674**	0.640	0.118
	$LAI = 1.21\ln(MSAVI_{705}) + 1.3399$	0.727**	0.691	0.109
	$LAI = 1.423(MSAVI_{705})^{1.363}$	0.690**	0.656	0.117

ตารางที่ 4.2 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		$R^2$	RMSE ( $m^2 m^{-2}$ )	$R^2$	RMSE ( $m^2 m^{-2}$ )
SR <sub>705</sub>	ANN	0.723**	0.097	0.716**	0.112
	Linear	0.686**	0.128	0.615**	0.149
	2DP	0.716**	0.102	0.692**	0.118
	Exp	0.644**	0.126	0.624*	0.140
	Log	0.719**	0.117	0.660**	0.122
	Pow	0.711**	0.121	0.647**	0.129
NDVI <sub>705</sub>	ANN	0.740**	0.101	0.725**	0.113
	Linear	0.731**	0.130	0.649**	0.128
	2DP	0.726**	0.106	0.685**	0.122
	Exp	0.688**	0.123	0.657**	0.126
	Log	0.705*	0.113	0.718**	0.116
	Pow	0.700**	0.115	0.685**	0.121
MSR <sub>705</sub>	ANN	0.743**	0.102	0.732**	0.111
	Linear	0.687**	0.133	0.659**	0.128
	2DP	0.740**	0.107	0.650**	0.117
	Exp	0.664**	0.129	0.652*	0.124
	Log	0.709**	0.120	0.684**	0.120
	Pow	0.694**	0.120	0.694**	0.120
MSAVI <sub>705</sub>	ANN	0.731**	0.103	0.725**	0.112
	Linear	0.721**	0.120	0.660**	0.126
	2DP	0.706*	0.108	0.689**	0.119
	Exp	0.674**	0.118	0.661**	0.124
	Log	0.727**	0.109	0.691**	0.116
	Pow	0.690**	0.117	0.687**	0.119



รูปที่ 4.1 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ตรวจวัดได้จริง (Measured LAI) กับค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ทำนายได้ (Predicted LAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ MSR<sub>705</sub>



รูปที่ 4.2 แผนที่แสดงค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ MSR<sub>705</sub>

#### 4.1.2 การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.3 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่า LAI จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.647-0.671 ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.597-0.677 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.689-0.710 ดังแสดงในตารางที่ 4.4

ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.602-0.608 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.154-0.164  $m^2 m^{-2}$  ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.611-0.670 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.131-0.158  $m^2 m^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.665-0.696 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.124-0.139  $m^2 m^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.4 โดยรูปที่ 4.3 และรูปที่ 4.4 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

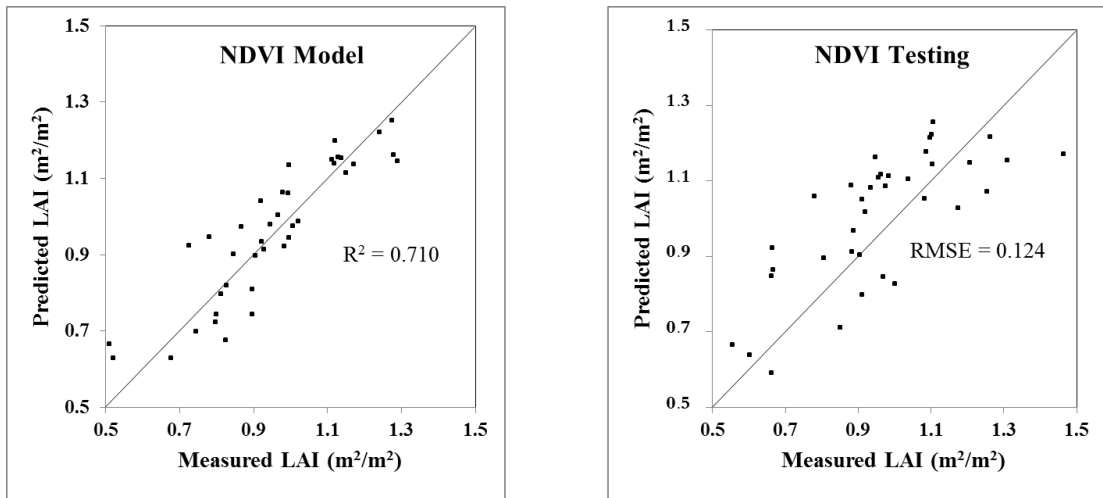
**ตารางที่ 4.3** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR	$LAI = 0.2935(SR) + 0.1124$	0.671**	0.637	0.154
	$LAI = 0.3606e^{0.3272(SR)}$	0.676**	0.642	0.151
	$LAI = -0.1741(SR)^2 + 1.3573(SR) - 1.4512$	0.635**	0.603	0.153
	$LAI = 0.8962\ln(SR) + 0.0262$	0.646**	0.614	0.142
	$LAI = 0.3255(SR)^{1.0052}$	0.597**	0.567	0.149
NDVI	$LAI = 2.3451(NDVI) - 0.1559$	0.647**	0.615	0.15
	$LAI = 0.2643e^{2.6385(NDVI)}$	0.677**	0.643	0.137
	$LAI = -5.5205(NDVI)^2 + 7.6353(NDVI) - 1.391$	0.648*	0.616	0.122
	$LAI = 1.1116\ln(NDVI) + 1.8002$	0.642**	0.610	0.149
	$LAI = 2.3998(NDVI)^{1.2578}$	0.634**	0.602	0.147
MSR	$LAI = 1.0272(MSR) + 0.2512$	0.665**	0.632	0.161
	$LAI = 0.4199e^{1.1486(MSR)}$	0.631**	0.599	0.143
	$LAI = -1.7852(MSR)^2 + 3.6137(MSR) - 0.6333$	0.615**	0.584	0.141
	$LAI = 0.7295\ln(MSR) + 1.2521$	0.651*	0.618	0.157
	$LAI = 1.2894(MSR)^{0.8224}$	0.675*	0.641	0.144
MSAVI	$LAI = 1.3285(MSAVI) + 0.0613$	0.653*	0.620	0.147
	$LAI = 0.3346e^{1.5074(MSAVI)}$	0.656**	0.623	0.14
	$LAI = -5.1126(MSAVI)^2 + 8.6777(MSAVI) - 2.5148$	0.647**	0.615	0.138
	$LAI = 0.9708\ln(MSAVI) + 1.3501$	0.651**	0.618	0.142
	$LAI = 1.4464(MSAVI)^{1.1061}$	0.635**	0.603	0.133

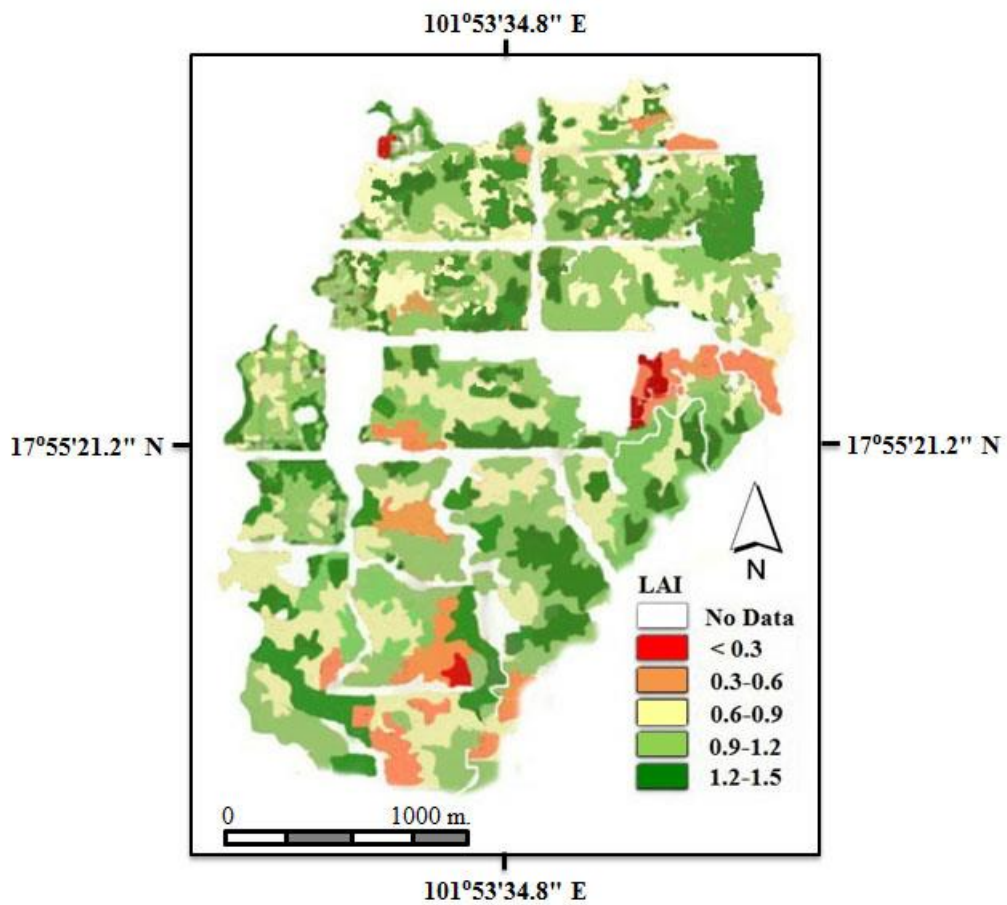


ตารางที่ 4.4 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		$R^2$	RMSE ( $m^2 m^{-2}$ )	$R^2$	RMSE ( $m^2 m^{-2}$ )
SR	ANN	0.709**	0.135	0.693**	0.127
	Linear	0.671**	0.154	0.606**	0.156
	2DP	0.676**	0.151	0.634**	0.141
	Exp	0.635**	0.153	0.670**	0.154
	Log	0.646**	0.142	0.632**	0.143
	Pow	0.597**	0.149	0.619**	0.152
NDVI	ANN	0.710**	0.116	0.696**	0.124
	Linear	0.647**	0.150	0.602*	0.154
	2DP	0.677**	0.137	0.635**	0.151
	Exp	0.648*	0.122	0.643**	0.146
	Log	0.642**	0.149	0.624**	0.148
	Pow	0.634**	0.147	0.650**	0.131
MSR	ANN	0.708**	0.134	0.665*	0.139
	Linear	0.665**	0.161	0.604**	0.164
	2DP	0.631**	0.143	0.629**	0.151
	Exp	0.615**	0.141	0.652**	0.158
	Log	0.651*	0.157	0.625**	0.151
	Pow	0.675*	0.144	0.611*	0.157
MSAVI	ANN	0.689**	0.126	0.679**	0.135
	Linear	0.653*	0.147	0.608**	0.158
	2DP	0.656**	0.140	0.629**	0.143
	Exp	0.647**	0.138	0.638*	0.142
	Log	0.651**	0.142	0.646**	0.155
	Pow	0.635**	0.133	0.626**	0.157



รูปที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ตรวจวัดได้จริง (Measured LAI) กับค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ทำนายได้ (Predicted LAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI



รูปที่ 4.4 แผนที่แสดงค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ NDVI

## 4.2 ผลการประมาณค่าชีวมวลยางพารา

### 4.2.1 การประมาณค่าชีวมวลยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.5 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่า Biomass จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.473-0.743 ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.363-0.691 และการประมาณค่าแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.568-0.765 ดังแสดงในตารางที่ 4.6

ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.350-0.450 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.385-1.601  $\text{kgm}^{-2}$  ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.371-0.497 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.833-1.584  $\text{kgm}^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.518-0.593 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.791-1.133  $\text{kgm}^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.6 โดยรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.6 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าชีวมวลยางพาราได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

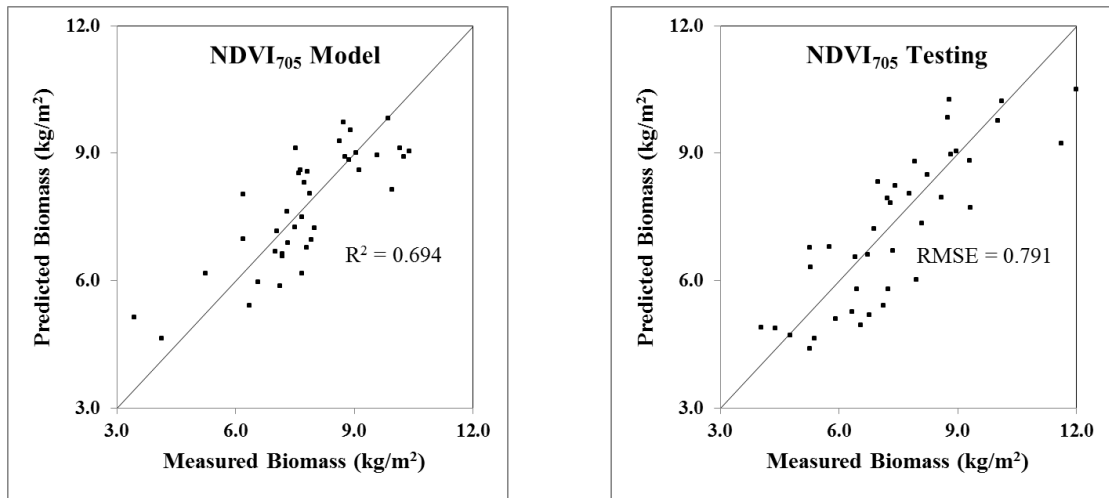
**ตารางที่ 4.5** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion

\* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

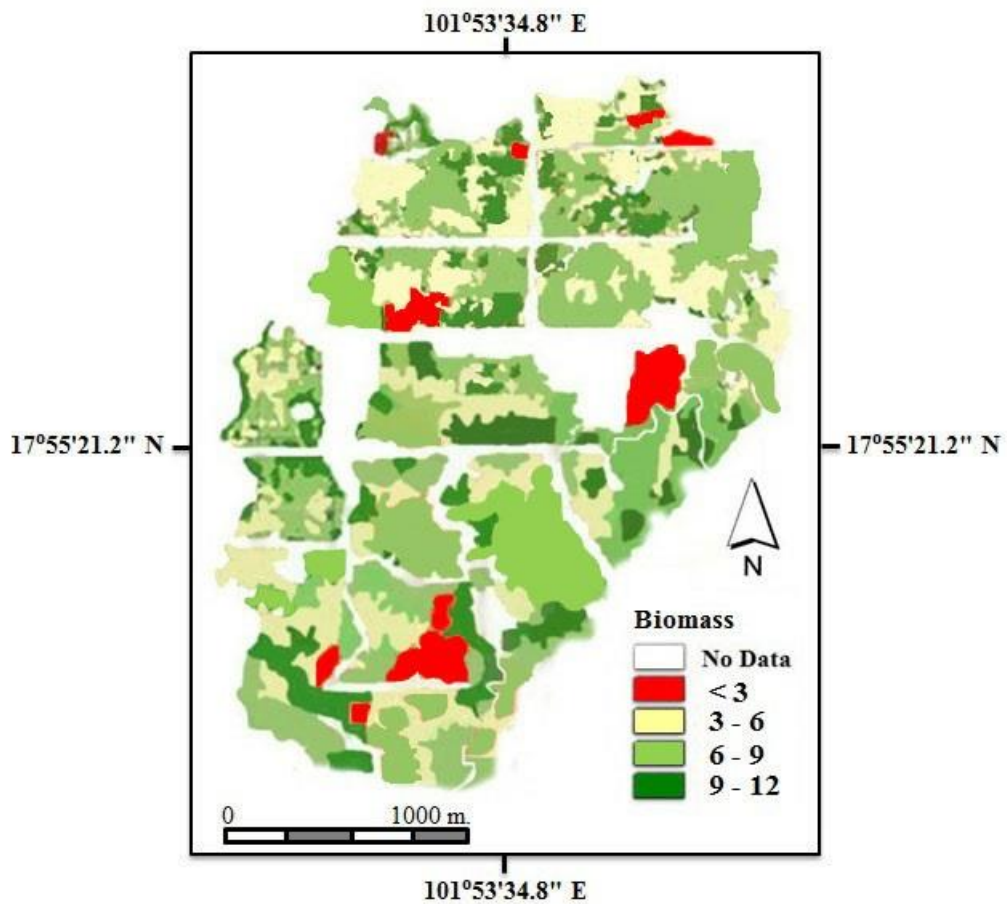
Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR <sub>705</sub>	Biomass = 1.4572(SR <sub>705</sub> ) - 2.2616	0.484**	0.460	1.454
	Biomass = -0.072(SR <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> + 1.9146(SR <sub>705</sub> ) - 2.9571	0.531**	0.504	1.391
	Biomass = 0.2033e <sup>0.7217(SR705)</sup>	0.562*	0.534	0.772
	Biomass = 4.471ln(SR <sub>705</sub> ) - 2.7031	0.429**	0.408	1.315
	Biomass = 0.1546(SR <sub>705</sub> ) <sup>2.2644</sup>	0.525**	0.499	1.389
NDVI <sub>705</sub>	Biomass = 11.901(NDVI <sub>705</sub> ) - 3.692	0.473**	0.449	0.998
	Biomass = 18.997(NDVI <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 6.791(NDVI <sub>705</sub> ) + 0.7855	0.631**	0.599	0.607
	Biomass = 0.0905e <sup>6.0971(NDVI705)</sup>	0.527**	0.501	0.605
	Biomass = 5.6505ln(NDVI <sub>705</sub> ) + 6.2492	0.363**	0.345	1.369
	Biomass = 15.287(NDVI <sub>705</sub> ) <sup>2.9466</sup>	0.615**	0.584	0.606
MSR <sub>705</sub>	Biomass = 5.1347(MSR <sub>705</sub> ) - 1.6001	0.743**	0.706	0.506
	Biomass = 0.6219(MSR <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> + 4.1897(MSR <sub>705</sub> ) - 1.2625	0.581**	0.552	1.265
	Biomass = 0.2762e <sup>2.5715(MSR705)</sup>	0.513**	0.487	1.338
	Biomass = 3.6771ln(MSR <sub>705</sub> ) + 3.4254	0.691*	0.656	0.471
	Biomass = 3.4781(MSR <sub>705</sub> ) <sup>1.8926</sup>	0.514**	0.488	1.188
MSAVI <sub>705</sub>	Biomass = 7.9372(MSAVI <sub>705</sub> ) - 3.6941	0.494**	0.469	0.677
	Biomass = 8.5483(MSAVI <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 4.6798(MSAVI <sub>705</sub> ) + 0.8398	0.480**	0.456	1.262
	Biomass = 0.0905e <sup>4.0642(MSAVI705)</sup>	0.483**	0.459	0.761
	Biomass = 5.652ln(MSAVI <sub>705</sub> ) + 3.9589	0.418**	0.397	1.483
	Biomass = 4.6283(MSAVI <sub>705</sub> ) <sup>2.9459</sup>	0.475**	0.451	0.736

**ตารางที่ 4.6** สรุปผลการทดลองการประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		$R^2$	RMSE (kgm <sup>-2</sup> )	$R^2$	RMSE (kgm <sup>-2</sup> )
SR <sub>705</sub>	ANN	0.618**	0.714	0.572**	1.133
	Linear	0.484**	1.454	0.450**	1.385
	2DP	0.531**	1.391	0.497**	1.193
	Exp	0.562*	0.772	0.473**	1.283
	Log	0.429**	1.315	0.487**	1.371
	Pow	0.525**	1.389	0.453**	1.239
NDVI <sub>705</sub>	ANN	0.694**	0.559	0.593**	0.791
	Linear	0.473**	0.998	0.350*	1.534
	2DP	0.631**	0.607	0.469**	1.451
	Exp	0.527**	0.605	0.429**	1.129
	Log	0.363**	1.369	0.371**	1.395
	Pow	0.615**	0.606	0.420**	1.392
MSR <sub>705</sub>	ANN	0.765**	0.436	0.518*	1.073
	Linear	0.743**	0.506	0.387**	1.601
	2DP	0.581**	1.265	0.451**	1.531
	Exp	0.513**	1.338	0.450**	1.058
	Log	0.691*	0.471	0.397**	1.584
	Pow	0.514**	1.188	0.427**	0.833
MSAVI <sub>705</sub>	ANN	0.568**	0.626	0.534**	1.120
	Linear	0.494**	0.677	0.355**	1.385
	2DP	0.480**	1.262	0.426**	1.338
	Exp	0.483**	0.761	0.421*	1.344
	Log	0.418**	1.483	0.371**	1.354
	Pow	0.475**	0.736	0.465**	1.179



รูปที่ 4.5 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Biomass) กับค่าชีวมวลที่ทำนายได้ (Predicted Biomass) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI<sub>705</sub>



รูปที่ 4.6 แผนที่แสดงค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI<sub>705</sub>

#### 4.2.2 การประมาณค่าชีวมวลยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.7 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่า Biomass จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.328-0.521 ในขณะที่เดียวกับการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.326-0.644 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.511-0.676 ดังแสดงในตารางที่ 4.8

ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.242-0.340 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.528-1.874  $\text{kgm}^{-2}$  ในขณะที่เดียวกับการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.242-0.427 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.219-1.816  $\text{kgm}^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.419-0.512 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.158-1.353  $\text{kgm}^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.8 โดยรูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าชีวมวลยางพาราได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

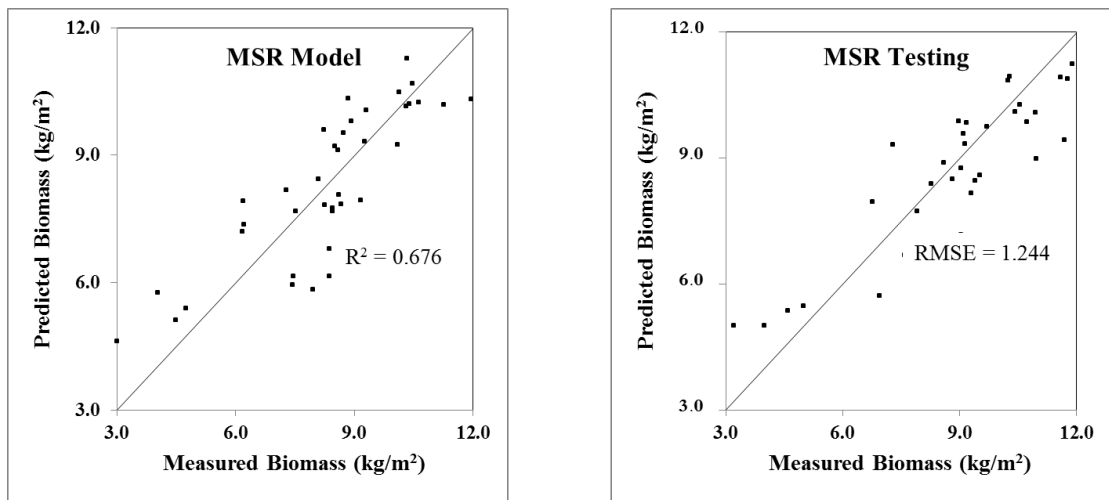
**ตารางที่ 4.7** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR	Biomass = 1.4386(SR) - 1.5823	0.387**	0.368	1.393
	Biomass = 0.2802e <sup>0.6684(SR)</sup>	0.465*	0.442	1.162
	Biomass = -1.0356(SR) <sup>2</sup> + 7.7682(SR) - 10.885	0.370*	0.352	1.986
	Biomass = 4.4253ln(SR) - 2.0383	0.407**	0.387	1.633
	Biomass = 0.227(SR) <sup>2.0549</sup>	0.449**	0.427	1.027
NDVI	Biomass = 11.604(NDVI) - 2.9492	0.388**	0.369	1.394
	Biomass = 0.1486e <sup>5.3908(NDVI)</sup>	0.490**	0.466	1.057
	Biomass = -35.909(NDVI) <sup>2</sup> + 46.014(NDVI) - 10.983	0.483*	0.459	1.183
	Biomass = 5.5216ln(NDVI) + 6.7455	0.644**	0.612	1.633
	Biomass = 13.427(NDVI) <sup>2.5655</sup>	0.498**	0.473	1.703
MSR	Biomass = 5.0516(MSR) - 0.9132	0.521**	0.495	1.219
	Biomass = 0.3824e <sup>2.3475(MSR)</sup>	0.399**	0.379	1.086
	Biomass = -10.832(MSR) <sup>2</sup> + 20.747(MSR) - 6.2805	0.475**	0.451	1.161
	Biomass = 3.6142ln(MSR) + 4.0195	0.391*	0.371	1.306
	Biomass = 3.7837(MSR) <sup>1.6792</sup>	0.423**	0.402	1.272
MSAVI	Biomass = 5.7846(MSAVI) - 1.332	0.328*	0.312	1.351
	Biomass = 0.2914e <sup>2.8003(MSAVI)</sup>	0.420**	0.399	1.715
	Biomass = -24.514(MSAVI) <sup>2</sup> + 41.022(MSAVI) - 13.684	0.470**	0.447	1.261
	Biomass = 4.2512ln(MSAVI) + 4.2889	0.326**	0.310	1.308
	Biomass = 4.426(MSAVI) <sup>2.0569</sup>	0.383**	0.364	0.952

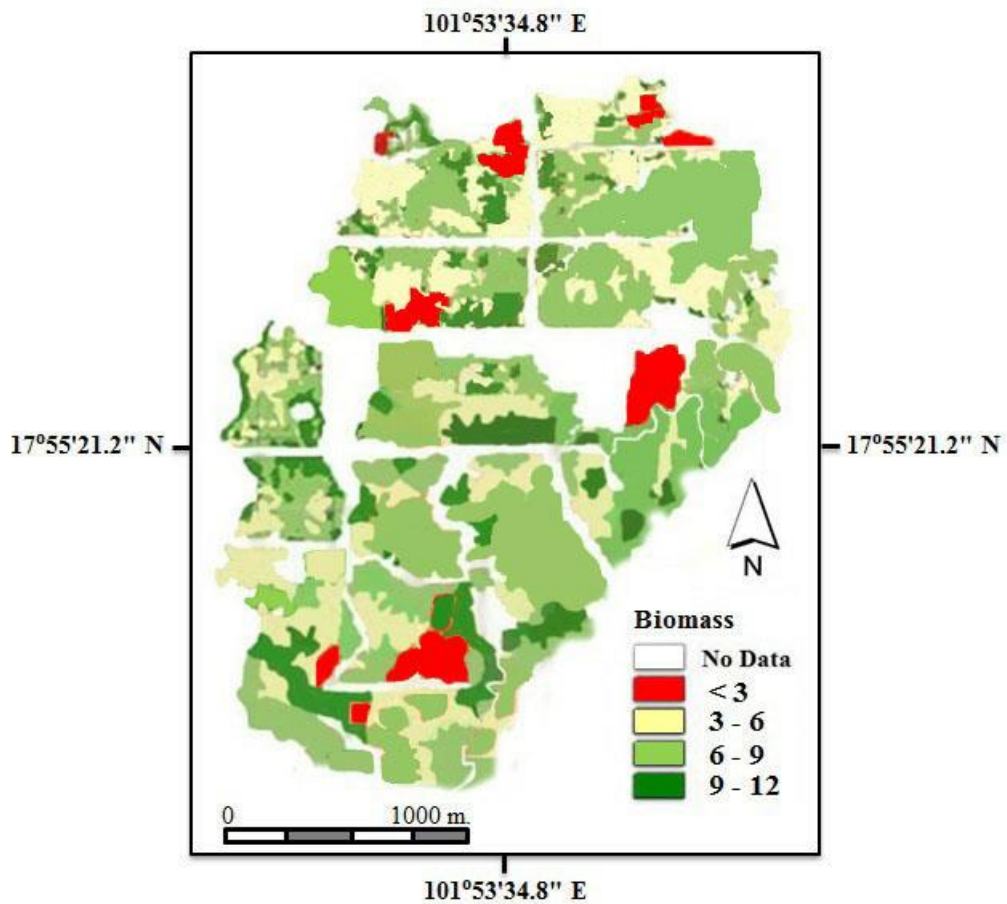


**ตารางที่ 4.8** สรุปผลการทดลองการประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		R <sup>2</sup>	RMSE (kgm <sup>-2</sup> )	R <sup>2</sup>	RMSE (kgm <sup>-2</sup> )
SR	ANN	0.511**	0.976	0.425**	1.353
	Linear	0.387**	1.393	0.242**	1.624
	2DP	0.465*	1.162	0.247**	1.577
	Exp	0.370*	1.986	0.346**	1.436
	Log	0.407**	1.633	0.302*	1.506
	Pow	0.449**	1.027	0.354**	1.532
NDVI	ANN	0.676**	1.004	0.438**	1.244
	Linear	0.388**	1.394	0.257*	1.874
	2DP	0.490**	1.057	0.264**	1.484
	Exp	0.483*	1.183	0.365**	1.310
	Log	0.644**	1.633	0.304**	1.756
	Pow	0.498**	1.703	0.263**	1.816
MSR	ANN	0.547**	1.031	0.512*	1.158
	Linear	0.521**	1.219	0.340**	1.528
	2DP	0.399**	1.086	0.367**	1.489
	Exp	0.475**	1.161	0.427*	1.219
	Log	0.391*	1.306	0.395**	1.437
	Pow	0.423**	1.272	0.344**	1.421
MSAVI	ANN	0.551**	0.904	0.419**	1.205
	Linear	0.328*	1.351	0.308**	1.678
	2DP	0.420**	1.715	0.360**	1.674
	Exp	0.470**	1.261	0.310*	1.532
	Log	0.326**	1.308	0.315**	1.416
	Pow	0.383**	0.952	0.349**	1.269



รูปที่ 4.7 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าชีวมวลที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Biomass) กับค่าชีวมวลที่ทำนายได้ (Predicted Biomass) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ MSR



รูปที่ 4.8 แผนที่แสดงค่าชีวมวลไม้ยางพารา (Biomass) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ MSR

### 4.3 ผลการประมาณค่าปริมาตรยางพารา

#### 4.3.1 การประมาณค่าปริมาตรยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาตรยางพารา ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.9 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่าปริมาตรยางพาราจากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.534-0.712 ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.413-0.729 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.619-0.744 ดังแสดงในตารางที่ 4.10

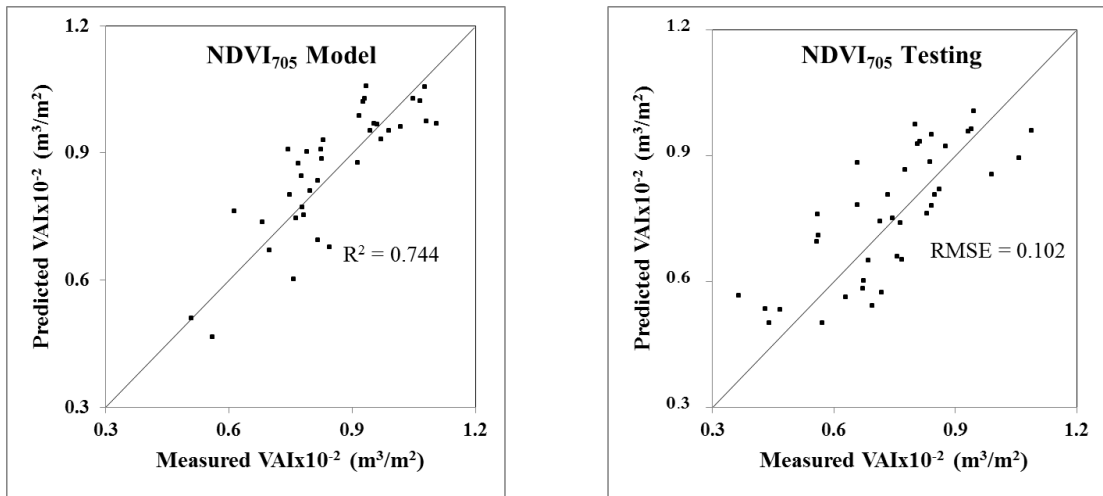
ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.409-0.435 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00136-0.00169  $m^3 m^{-2}$  ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.411-0.511 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00105-0.00168  $m^3 m^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.528-0.596 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00102-0.00113  $m^3 m^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.10 โดยรูปที่ 4.9 และรูปที่ 4.10 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าปริมาตรยางพาราได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.9** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาณยางพาราด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

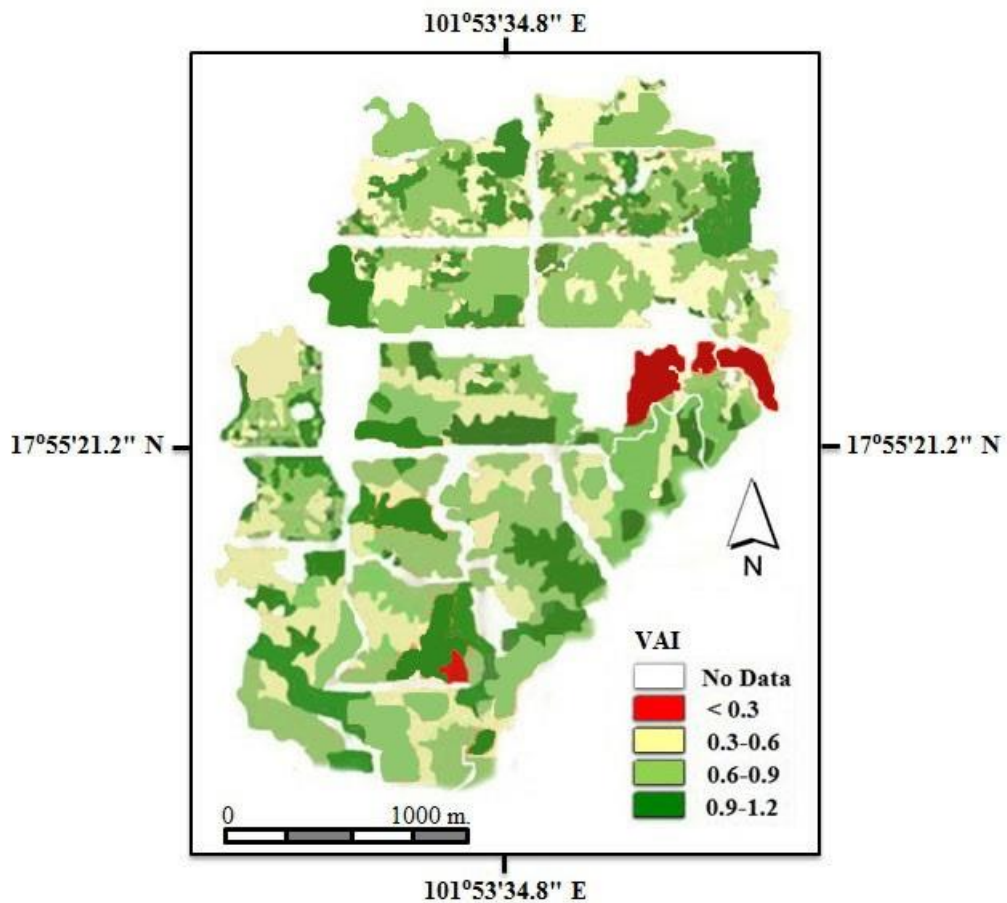
Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR <sub>705</sub>	$VAI = 0.0007(SR_{705}) - 0.0002$	0.589**	0.560	0.0006
	$VAI = -0.0006(SR_{705})^2 + 0.0043(SR_{705}) - 0.0057$	0.581**	0.552	0.00114
	$VAI = 0.0005e^{0.3958(SR_{705})}$	0.498*	0.473	0.00066
	$VAI = 0.0024\ln((SR_{705})) - 0.0006$	0.492**	0.467	0.00118
	$VAI = 0.0004(SR_{705})^{1.2942}$	0.719**	0.683	0.00054
NDVI <sub>705</sub>	$VAI = 0.0065(NDVI_{705}) - 0.0012$	0.712**	0.676	0.0005
	$VAI = -0.0234(NDVI_{705})^2 + 0.0294(NDVI_{705}) - 0.0067$	0.729**	0.693	0.00038
	$VAI = 0.0003e^{3.5568(NDVI_{705})}$	0.668**	0.635	0.00048
	$VAI = 0.0032\ln((NDVI_{705})) + 0.0043$	0.478**	0.454	0.00109
	$VAI = 0.0064(NDVI_{705})^{1.7695}$	0.497**	0.472	0.00147
MSR <sub>705</sub>	$VAI = 0.0027(MSR_{705}) + 5E-05$	0.558*	0.530	0.00063
	$VAI = -0.0062(MSR_{705})^2 + 0.0121(MSR_{705}) - 0.0033$	0.491**	0.466	0.00089
	$VAI = 0.0006e^{1.4399(MSR_{705})}$	0.477**	0.453	0.00125
	$VAI = 0.002\ln((MSR_{705})) + 0.0027$	0.413**	0.392	0.00127
	$VAI = 0.0026(MSR_{705})^{1.1119}$	0.500**	0.475	0.00086
MSAVI <sub>705</sub>	$VAI = 0.0043(MSAVI_{705}) - 0.0012$	0.534**	0.507	0.00079
	$VAI = -0.0104(MSAVI_{705})^2 + 0.0196(MSAVI_{705}) - 0.0067$	0.486**	0.462	0.00141
	$VAI = 0.0003e^{2.3682(MSAVI_{705})}$	0.532**	0.505	0.00059
	$VAI = 0.0032\ln((MSAVI_{705})) + 0.003$	0.460**	0.437	0.00116
	$VAI = 0.0031(MSAVI_{705})^{1.7674}$	0.673*	0.639	0.00053

ตารางที่ 4.10 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าปริมาตรยางพาราจากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		$R^2$	RMSE ( $m^3 m^{-2}$ )	$R^2$	RMSE ( $m^3 m^{-2}$ )
SR <sub>705</sub>	ANN	0.741**	0.00051	0.588**	0.00103
	Linear	0.589**	0.00060	0.409**	0.00169
	2DP	0.581**	0.00114	0.411**	0.00143
	Exp	0.498*	0.00066	0.511**	0.00125
	Log	0.492**	0.00118	0.439**	0.00159
	Pow	0.719**	0.00054	0.420**	0.00145
NDVI <sub>705</sub>	ANN	0.744**	0.00036	0.596**	0.00102
	Linear	0.712**	0.00050	0.435**	0.00168
	2DP	0.729**	0.00038	0.449**	0.00141
	Exp	0.668**	0.00048	0.466*	0.00120
	Log	0.478**	0.00109	0.462**	0.00149
	Pow	0.497**	0.00147	0.441**	0.00105
MSR <sub>705</sub>	ANN	0.619**	0.00058	0.589**	0.00113
	Linear	0.558*	0.00063	0.422**	0.00136
	2DP	0.491**	0.00089	0.417**	0.00134
	Exp	0.477**	0.00125	0.491**	0.00115
	Log	0.413**	0.00127	0.484**	0.00126
	Pow	0.500**	0.00086	0.486**	0.00115
MSAVI <sub>705</sub>	ANN	0.686**	0.00049	0.528**	0.00112
	Linear	0.534**	0.00079	0.409*	0.00169
	2DP	0.486**	0.00141	0.440**	0.00135
	Exp	0.532**	0.00059	0.415**	0.00114
	Log	0.460**	0.00116	0.450**	0.00168
	Pow	0.673*	0.00053	0.474**	0.00116



รูปที่ 4.9 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาตรยางพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured VAI) กับค่าปริมาตรยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted VAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI<sub>705</sub>



รูปที่ 4.10 แผนที่แสดงค่าปริมาตรยางพารา (VAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ NDVI<sub>705</sub>

#### 4.3.2 การประมาณค่าปริมาตรยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาตรยางพารา ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.11 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่าปริมาตรยางพารา จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.406-0.477 ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.355-0.576 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.525-0.633 ดังแสดงในตารางที่ 4.12

ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.293-0.382 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00144-0.00173  $m^3 m^{-2}$  ในขณะเดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.294-0.542 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00109-0.00169  $m^3 m^{-2}$  และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.438-0.576 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.00105-0.00114  $m^3 m^{-2}$  ดังแสดงในตารางที่ 4.12 โดยรูปที่ 4.11 และรูปที่ 4.12 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าปริมาตรยางพาราได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุดตามลำดับ

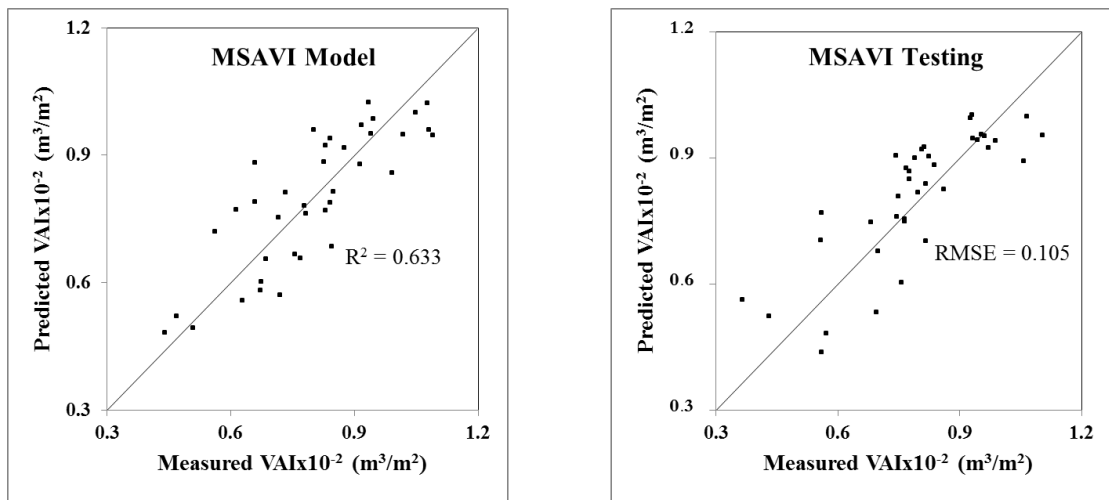
**ตารางที่ 4.11** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าปริมาณการคายน้ำด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Equation	$R^2$	Adjusted $R^2$	RMSE
SR	$VAI = 0.0014(SR) - 0.0013$	0.406**	0.386	0.00118
	$VAI = 0.0004e^{0.607(SR)}$	0.409**	0.389	0.00137
	$VAI = -0.0011(SR)^2 + 0.008(SR) - 0.0111$	0.360*	0.342	0.00107
	$VAI = 0.0043\ln(SR) - 0.0018$	0.355**	0.337	0.00092
	$VAI = 0.0003(SR)^{1.8631}$	0.568**	0.540	0.001
NDVI	$VAI = 0.0114(NDVI) - 0.0027$	0.477**	0.453	0.00091
	$VAI = 0.0002e^{4.8841(NDVI)}$	0.397**	0.377	0.00111
	$VAI = -0.0398(NDVI)^2 + 0.0495(NDVI) - 0.0116$	0.380**	0.361	0.00115
	$VAI = 0.0054\ln(NDVI) + 0.0068$	0.399*	0.379	0.00158
	$VAI = 0.0123(NDVI)^{2.3225}$	0.423**	0.402	0.00102
MSR	$VAI = 0.0049(MSR) - 0.0007$	0.454**	0.431	0.0012
	$VAI = 0.0005e^{2.13(MSR)}$	0.373**	0.354	0.00117
	$VAI = -0.0115(MSR)^2 + 0.0216(MSR) - 0.0064$	0.395**	0.375	0.00093
	$VAI = 0.0035\ln(MSR) + 0.0041$	0.503*	0.478	0.00091
	$VAI = 0.0039(MSR)^{1.5211}$	0.525*	0.499	0.00066
MSAVI	$VAI = 0.0056(MSAVI) - 0.0011$	0.413**	0.392	0.00125
	$VAI = 0.0004e^{2.5405(MSAVI)}$	0.437**	0.415	0.00114
	$VAI = -0.0252(MSAVI)^2 + 0.0418(MSAVI) - 0.0138$	0.388**	0.369	0.00138
	$VAI = 0.0042\ln(MSAVI) + 0.0044$	0.576**	0.547	0.00068
	$VAI = 0.0045(MSAVI)^{1.8624}$	0.499**	0.474	0.00105

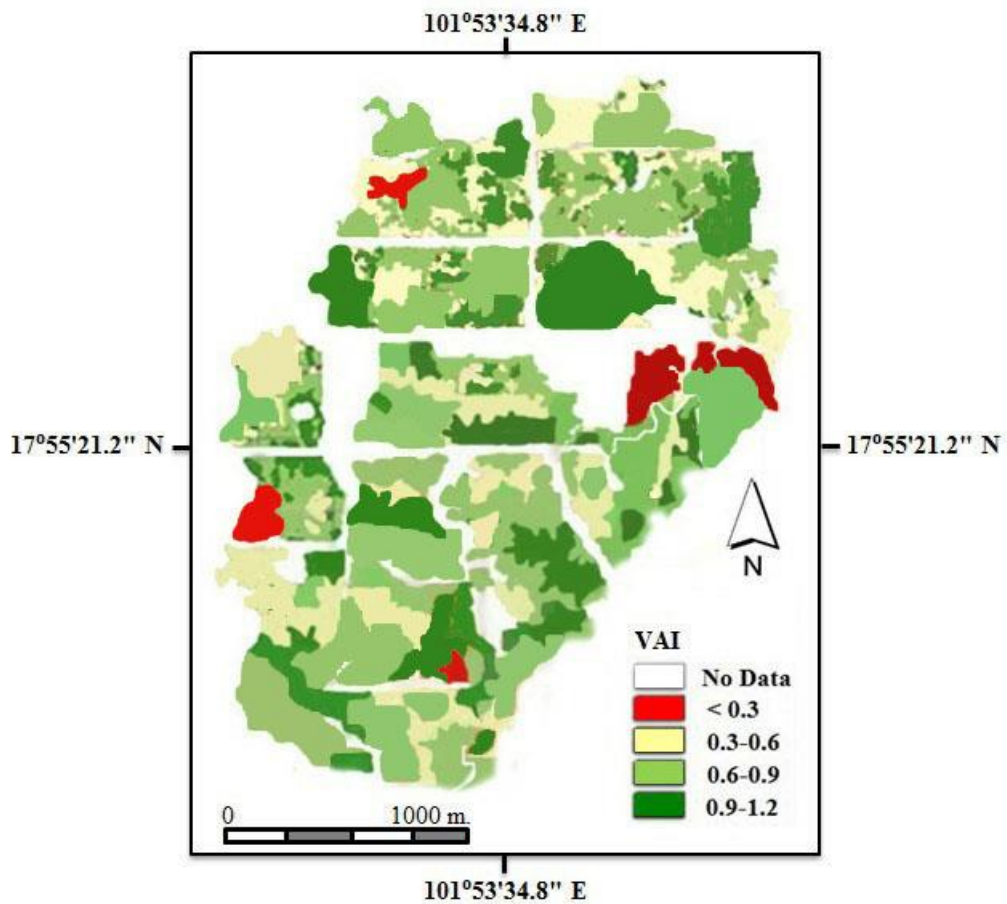


ตารางที่ 4.12 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าปริมาตรยางพารา จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		$R^2$	RMSE ( $m^3 m^{-2}$ )	$R^2$	RMSE ( $m^3 m^{-2}$ )
SR	ANN	0.624**	0.00088	0.438**	0.00109
	Linear	0.406**	0.00118	0.312**	0.00167
	2DP	0.409**	0.00137	0.356**	0.00159
	Exp	0.360*	0.00107	0.350*	0.00130
	Log	0.355**	0.00092	0.323**	0.00140
	Pow	0.568**	0.00100	0.350**	0.00115
NDVI	ANN	0.525**	0.00086	0.529**	0.00114
	Linear	0.477**	0.00091	0.293*	0.00173
	2DP	0.397**	0.00111	0.294**	0.00158
	Exp	0.380**	0.00115	0.424**	0.00120
	Log	0.399*	0.00158	0.296**	0.00129
	Pow	0.423**	0.00102	0.300**	0.00169
MSR	ANN	0.578**	0.00063	0.570*	0.00106
	Linear	0.454**	0.00120	0.382**	0.00168
	2DP	0.373**	0.00117	0.385**	0.00158
	Exp	0.395**	0.00093	0.391**	0.00110
	Log	0.503*	0.00091	0.390**	0.00140
	Pow	0.525*	0.00066	0.542**	0.00109
MSAVI	ANN	0.633**	0.00065	0.576*	0.00105
	Linear	0.413**	0.00125	0.341**	0.00144
	2DP	0.437**	0.00114	0.343**	0.00142
	Exp	0.388**	0.00138	0.380*	0.00113
	Log	0.576**	0.00068	0.394**	0.00135
	Pow	0.499**	0.00105	0.438**	0.00110



รูปที่ 4.11 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าปริมาตรยางพารา (VAI) ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured VAI) กับค่าปริมาตรยางพาราที่ทำนายได้ (Predicted VAI) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณ MSAVI



รูปที่ 4.12 แผนที่แสดงค่าปริมาตรยางพารา (VAI) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพืชพรรณ MSAVI

## 4.4 ผลการประมาณค่าอายุยางพารา

### 4.4.1 การประมาณค่าอายุยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุยางพารา ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.13 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่าอายุของแปลงปลูกยางพารา จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.422-0.542 ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.380-0.574 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.596-0.631 ดังแสดงในตารางที่ 4.14

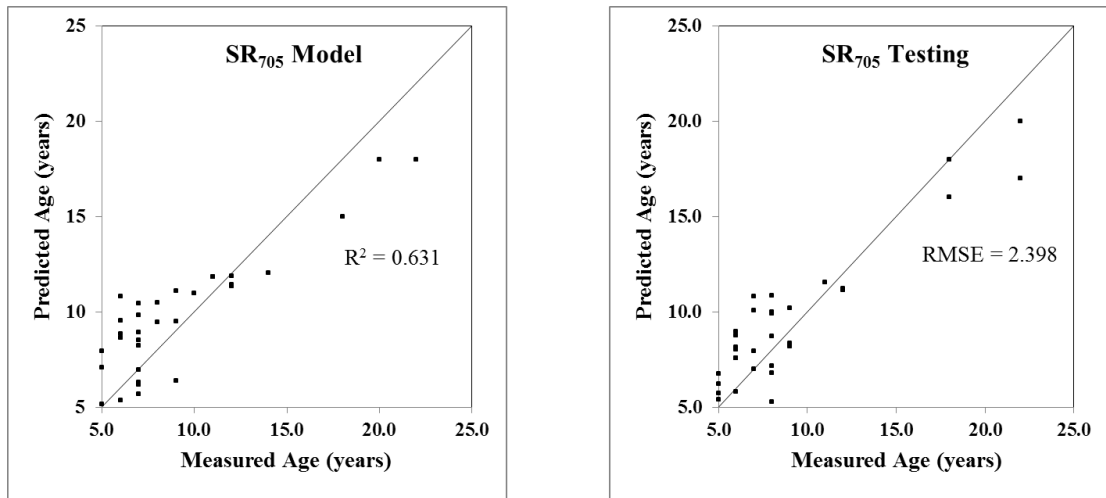
ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง (Linear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.335-0.378 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 3.565-3.744 years ในขณะที่เดียวกันการประมาณค่าแบบไม่ใช่เส้นตรง (Nonlinear Function) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.314-0.488 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.453-3.679 years และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non Parametric) โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.421-0.561 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.380-2.979 years ดังแสดงในตารางที่ 4.14 โดยรูปที่ 4.13 และรูปที่ 4.14 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าดัชนีพื้นที่ไปได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

**ตารางที่ 4.13** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

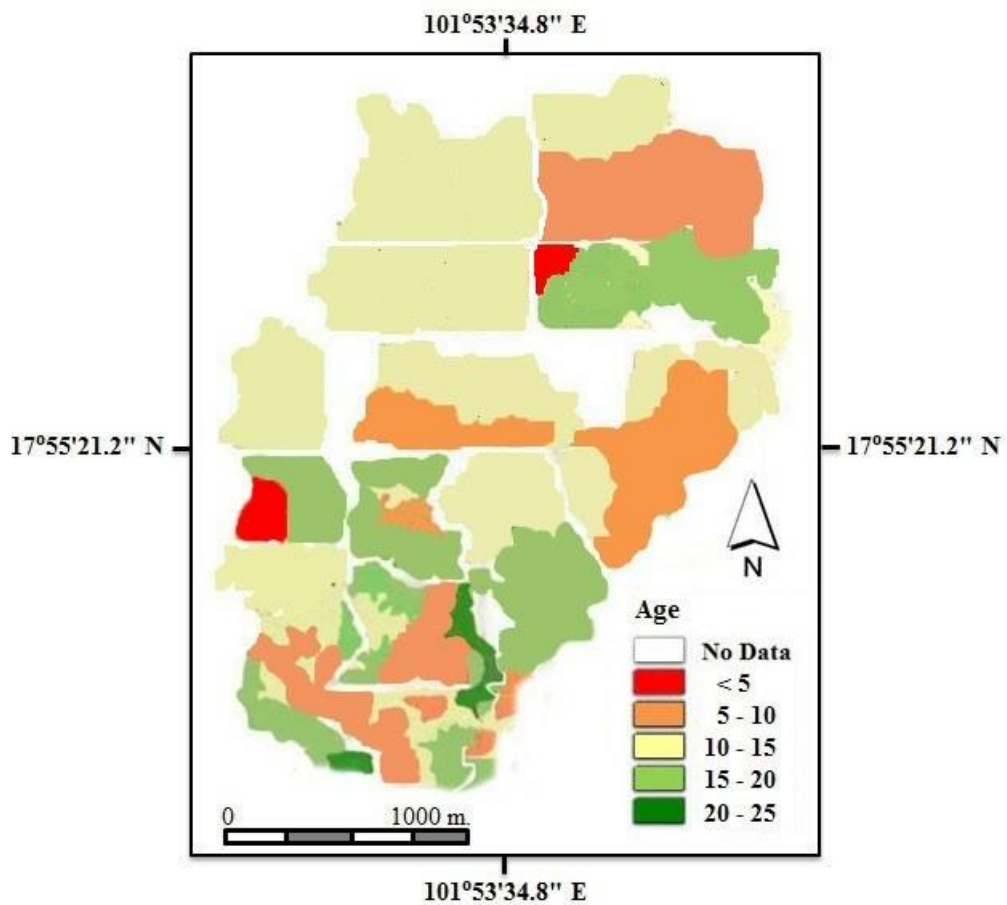
Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR <sub>705</sub>	Age = 3.2887(SR <sub>705</sub> ) - 2.7006	0.453**	0.430	3.959
	Age = 0.7348(SR <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 1.38(SR <sub>705</sub> ) + 4.3991	0.553**	0.525	3.987
	Age = 2.1272e <sup>0.379(SR705)</sup>	0.484*	0.460	3.146
	Age = 9.9317ln(SR <sub>705</sub> ) - 3.5213	0.382**	0.363	3.300
	Age = 1.8885(SR <sub>705</sub> ) <sup>1.1665</sup>	0.489**	0.465	3.072
NDVI <sub>705</sub>	Age = 26.216(NDVI <sub>705</sub> ) - 5.608	0.542**	0.515	3.068
	Age = 91.436(NDVI <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 63.751(NDVI <sub>705</sub> ) + 15.943	0.447**	0.425	3.931
	Age = 1.4555e <sup>3.1098(NDVI705)</sup>	0.410**	0.390	3.278
	Age = 12.305ln(NDVI <sub>705</sub> ) + 16.191	0.506**	0.481	3.195
	Age = 19.624(NDVI <sub>705</sub> ) <sup>1.4817</sup>	0.474**	0.450	3.133
MSR <sub>705</sub>	Age = 11.499(MSR <sub>705</sub> ) - 1.1411	0.422**	0.401	3.271
	Age = 11.966(MSR <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 6.685(MSR <sub>705</sub> ) + 5.3571	0.494**	0.469	3.125
	Age = 2.5222e <sup>1.3375(MSR705)</sup>	0.524**	0.498	2.995
	Age = 8.0838ln(MSR <sub>705</sub> ) + 10.066	0.408*	0.388	3.057
	Age = 9.353(MSR <sub>705</sub> ) <sup>0.9624</sup>	0.552**	0.524	3.057
MSAVI <sub>705</sub>	Age = 17.496(MSAVI <sub>705</sub> ) - 5.6213	0.537**	0.510	2.973
	Age = 40.873(MSAVI <sub>705</sub> ) <sup>2</sup> - 42.831(MSAVI <sub>705</sub> ) + 16.057	0.574**	0.545	3.059
	Age = 1.4544e <sup>2.0744(MSAVI705)</sup>	0.555**	0.527	3.016
	Age = 12.317ln(MSAVI <sub>705</sub> ) + 11.206	0.403**	0.383	3.332
	Age = 10.765(MSAVI <sub>705</sub> ) <sup>1.4825</sup>	0.380**	0.361	2.949

ตารางที่ 4.14 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าอายุยางพารา (Age) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ Hyperion \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		R <sup>2</sup>	RMSE (years)	R <sup>2</sup>	RMSE (years)
SR <sub>705</sub>	ANN	0.608**	2.991	0.561**	2.380
	Linear	0.453**	3.959	0.338**	3.662
	2DP	0.553**	3.987	0.408**	3.335
	Exp	0.484*	3.146	0.415**	3.209
	Log	0.382**	3.300	0.349**	3.633
	Pow	0.489**	3.072	0.397**	2.453
NDVI <sub>705</sub>	ANN	0.596**	2.988	0.521**	2.583
	Linear	0.542**	3.068	0.378**	3.565
	2DP	0.447**	3.931	0.488**	3.136
	Exp	0.410**	3.278	0.388**	3.349
	Log	0.506**	3.195	0.386*	3.559
	Pow	0.474**	3.133	0.401**	2.666
MSR <sub>705</sub>	ANN	0.607**	3.920	0.421**	2.979
	Linear	0.422**	3.271	0.342**	3.744
	2DP	0.494**	3.125	0.345**	3.679
	Exp	0.524**	2.995	0.366**	3.180
	Log	0.408*	3.057	0.384**	3.657
	Pow	0.552**	3.057	0.375**	3.083
MSAVI <sub>705</sub>	ANN	0.631**	2.900	0.452**	2.398
	Linear	0.537**	2.973	0.335*	3.656
	2DP	0.574**	3.059	0.393**	3.554
	Exp	0.555**	3.016	0.364**	3.455
	Log	0.403**	3.332	0.343**	3.592
	Pow	0.380**	2.949	0.341**	2.471



รูปที่ 4.13 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าอายุขยาพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Age) กับค่าอายุขยาพารา ที่ทำนายได้ (Predicted Age) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ SR<sub>705</sub>



รูปที่ 4.14 แผนที่แสดงค่าอายุขยาพารา (Age) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และดัชนีพืชพรรณในช่วง Red Edge ดัชนีพืชพรรณ SR<sub>705</sub>

#### 4.4.2 การประมาณค่าอายุยางพาราจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI

ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุยางพารา ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI จากการทำ Data Rotation 30 รอบ และทำการตรวจสอบความแตกต่างทางสถิติในระดับนัยสำคัญที่ 0.01 และ 0.05 แสดงในตารางที่ 4.15 โดยกำหนดให้ผลการสำรวจภาคสนามของค่าอายุของแปลงปลูกยางพารา จากชุดข้อมูลสร้างแบบจำลอง (Calibration Data Sets) เป็น Dependent variable (Y) และ VIs เป็น Independent Variable (X) โดยฟังก์ชันเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.238-0.311 ในขณะที่เดียวกับการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.233-0.412 และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.340-0.454 ดังแสดงในตารางที่ 4.16

ผลของการทดสอบแบบจำลอง (Evaluation Data Sets) อาศัยฟังก์ชันแบบเส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.137-0.211 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 3.724-3.993 years ในขณะที่เดียวกับการประมาณค่าแบบไม่ใช้เส้นตรง ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.154-0.310 ค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 3.005-3.963 years และการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.264-0.387 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.699-2.913 years ดังแสดงในตารางที่ 4.16 โดยรูปที่ 4.15 และรูปที่ 4.16 แสดง Scattering plots, ค่า RMSE และแสดงแผนที่ค่าดัชนีพื้นที่ใบได้จากแบบจำลองที่ดีที่สุด ตามลำดับ

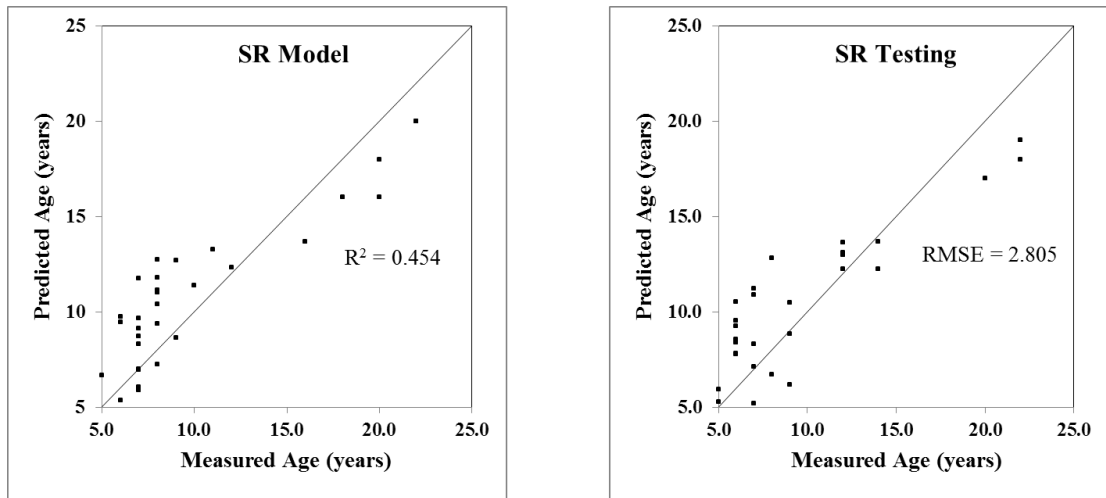
**ตารางที่ 4.15** ผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณค่าอายุด้วยการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ ของภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Equation	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	RMSE
SR	Age = 1.6511(SR) + 1.936	0.238**	0.226	2.517
	Age = 3.08e <sup>0.2577(SR)</sup>	0.412*	0.391	2.965
	Age = -1.0028(SR) <sup>2</sup> + 7.7805(SR) - 7.0723	0.235*	0.223	2.582
	Age = 5.0438ln(SR) + 1.45	0.252**	0.239	2.92
	Age = 2.8524(SR) <sup>0.788</sup>	0.307**	0.292	3.079
NDVI	Age = 13.193(NDVI) + 0.4275	0.294**	0.279	3.682
	Age = 2.4299e <sup>2.0623(NDVI)</sup>	0.375*	0.356	2.334
	Age = -29.476(NDVI) <sup>2</sup> + 41.44(NDVI) - 6.167	0.250**	0.238	2.905
	Age = 6.2428ln(NDVI) + 11.424	0.358**	0.340	2.282
	Age = 13.563(NDVI) <sup>0.9767</sup>	0.235**	0.223	3.200
MSR	Age = 5.7816(MSR) + 2.7156	0.311**	0.295	3.115
	Age = 3.4769e <sup>0.9028(MSR)</sup>	0.292**	0.277	3.491
	Age = -10.199(MSR) <sup>2</sup> + 20.559(MSR) - 2.3379	0.358*	0.340	2.779
	Age = 4.1018ln(MSR) + 8.348	0.283*	0.269	3.619
	Age = 8.3815(MSR) <sup>0.6414</sup>	0.284**	0.270	2.975
MSAVI	Age = 7.2311(MSAVI) + 1.8166	0.254**	0.241	2.686
	Age = 2.9977e <sup>1.1407(MSAVI)</sup>	0.309**	0.294	2.831
	Age = -26.426(MSAVI) <sup>2</sup> + 45.218(MSAVI) - 11.499	0.249*	0.237	3.199
	Age = 5.2732ln(MSAVI) + 8.8272	0.233**	0.221	3.008
	Age = 9.0598(MSAVI) <sup>0.8321</sup>	0.249**	0.237	3.834

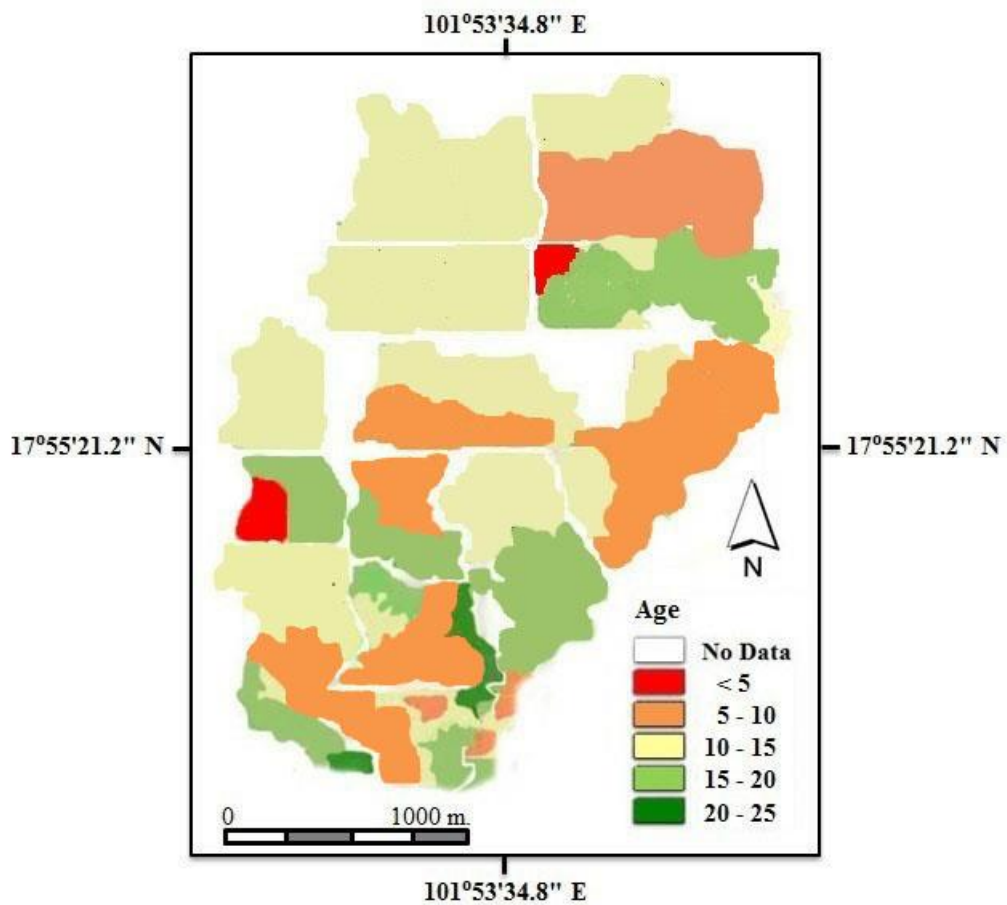


ตารางที่ 4.16 สรุปผลการทดลองการประมาณค่าอายุยางพารา (Age) จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากภาพถ่ายระบบ ALI \* :  $p < 0.01$  , \*\* :  $p < 0.05$

Vegetation Index	Model	Calibration Data Sets (Model , n=30)		Evaluation Data Sets (Model , n=30)	
		R <sup>2</sup>	RMSE (years)	R <sup>2</sup>	RMSE (years)
SR	ANN	0.454**	2.366	0.387**	2.699
	Linear	0.238**	2.517	0.137**	3.724
	2DP	0.412*	2.965	0.214**	3.770
	Exp	0.235*	2.582	0.310**	3.005
	Log	0.252**	2.920	0.190**	3.262
	Pow	0.307**	3.079	0.167**	3.163
NDVI	ANN	0.412**	2.154	0.332**	2.913
	Linear	0.294**	3.682	0.177*	3.826
	2DP	0.375*	2.334	0.154*	3.776
	Exp	0.250**	2.905	0.247**	3.469
	Log	0.358**	2.282	0.186**	3.546
	Pow	0.235**	3.200	0.265**	3.256
MSR	ANN	0.394**	2.601	0.331*	2.884
	Linear	0.311**	3.115	0.210**	3.993
	2DP	0.292**	3.491	0.256**	3.963
	Exp	0.358*	2.779	0.262**	3.132
	Log	0.283*	3.619	0.224**	3.559
	Pow	0.284**	2.975	0.265**	3.093
MSAVI	ANN	0.340**	2.517	0.264**	2.825
	Linear	0.254**	2.686	0.211**	3.880
	2DP	0.309**	2.831	0.227**	3.431
	Exp	0.249*	3.199	0.206*	3.587
	Log	0.233**	3.008	0.215**	3.637
	Pow	0.249**	3.834	0.214**	3.570



รูปที่ 4.15 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าอายุขยาพารา ที่ตรวจวัดได้จริง (Measured Age) กับค่าอายุขยาพารา ที่ทำนายได้ (Predicted Age) จากชุดข้อมูลใช้สร้างแบบจำลอง (Model) และการทดสอบแบบจำลอง (Testing) จากค่าดัชนีพีชพรรณ SR



รูปที่ 4.16 แผนที่แสดงค่าอายุขยาพารา (Age) จากแบบจำลองที่ได้จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI และดัชนีพีชพรรณ SR

## บทที่ 5

### อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ

บทนี้จะกล่าวถึงการอภิปรายผลการศึกษา สรุปผลการศึกษา ข้อจำกัดในการศึกษาและข้อเสนอแนะในการนำเสนอผลการศึกษาไปใช้ประโยชน์ในอนาคต

การศึกษานี้แยกทำการศึกษาเป็น 4 ส่วน คือ การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุของแปลงปลูกยางพารา ซึ่งการศึกษาในเรื่องดังกล่าวได้ทำการศึกษาแยกกันอย่างชัดเจน โดยจะแยกส่วนการอภิปรายและสรุปผลการศึกษาแยกออกจากกัน

#### 5.1 อภิปรายผลการศึกษา

##### 5.1.1 การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (LAI)

ผลการศึกษากการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบของยางพารา (LAI) โดยใช้ดัชนีพืชพรรณ ในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.615-0.732 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.111-0.149  $m^2 m^{-2}$  และในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.602-0.696 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.124-0.164  $m^2 m^{-2}$  (ดูตารางที่ 4.2 และ 4.4 ประกอบ)

จากผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบของยางพาราพบว่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่ามากขึ้นเมื่อเปลี่ยนจากกับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI เป็นดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion มาใช้ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา ซึ่งผลการทดลองที่ได้จากการศึกษานี้สอดคล้องกับหลายงานวิจัย (Thenkabail, Smith et al. 2000, Cho, Skidmore et al. 2007, Darvishzadeh, Skidmore et al. 2008, Thenkabail, Mariotto et al. 2013) ที่สรุปว่าดัชนีพืชพรรณช่วงคลื่นแคบที่ได้จากภาพถ่ายไฮเปอร์สเปกตรัลสามารถประมาณค่าชีวฟิสิกส์ (Bio-Physical Variable) ของพืชได้ดีกว่าผลที่ได้จากดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล แต่อย่างไรก็ตาม มีลักษณะบางอย่างที่จำเป็นต้องคำนึงถึงในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากการสำรวจระยะไกล คือ ข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล แบ่งช่วงคลื่นออกเป็นช่วงแคบๆทำให้การสำรวจช่วงคลื่นมีลักษณะต่อเนื่อง ใช้จำแนกการเปลี่ยนแปลงของพืชจากลักษณะเฉพาะของการสะท้อนแสง อย่างไรก็ตาม ข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลมีความไวต่อสิ่งรบกวน เช่น ลักษณะกิ่งก้านสาขาและลำต้น (Kucharik, Norman et al. 1998) ซึ่งสามารถอธิบายว่ารายงานการวิจัยบางส่วนระบุว่าไม่มีความแตกต่างกันจากการประมาณตัว

แปรทางกรเกษตรโดยใช้การสำรวจแบบมัลติสเปกตรัล และแบบไฮเปอร์สเปกตรัล จากดัชนีพืชพรรณ (Broge and Mortensen 2002)

จากผลการทดลองการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียวในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา (ดูตารางที่ 4.2 และ 4.4 ประกอบ) หากพิจารณาแบบจำลองเส้นตรงทั้งในกรณีของการใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI กับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion จะพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจต่ำสุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ซึ่งสอดคล้องกับค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่มีค่ามากกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆเหมือนกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสมการเส้นตรงมีความเหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา

เมื่อทำการเปรียบเทียบการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพาราจากทุกวิธีในการศึกษานี้ (ดูตารางที่ 4.2 และ 4.4 ประกอบ) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ทั้งกรณีภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และ ALI ให้ผลการทดลองดีกว่า วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียว ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Jensen and Binford (2004) ที่รายงาน่วาวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบได้ละเอียดที่สุดเมื่อเทียบกับการวิเคราะห์การถดถอยวิธีอื่น และการประมาณค่าโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ได้แสดงให้เห็นประสิทธิภาพที่ดีสำหรับการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัล (Fang and Liang 2003) และไฮเปอร์สเปกตรัล (Schlerf and Atzberger 2006)

มีหลายรายงานการศึกษาที่ประสบความสำเร็จเกี่ยวกับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบโดยใช้การรับรู้ระยะไกล และดัชนีพืชพรรณ (Jensen and Binford 2004, Wu, Han et al. 2010, Thenkabail, Mariotto et al. 2013, Vyas, Christian et al. 2013) เพื่อเปรียบเทียบกับผลการศึกษาที่ได้ โดยรายงานการศึกษาของ Jensen and Binford (2004) ทำการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) จากข้อมูลดาวเทียม Landsat TM โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ใช้ Back-Propagation ANNs โดยข้อมูล input ใช้การสะท้อนแสงในช่วงคลื่นที่ 1-5 และ 7 ได้ผลการทดสอบ  $RMSE=0.672$  ทำการเปรียบเทียบกับ แบบจำลองดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) แบบ Multiple Regression ข้อมูลตัวแปรใช้การสะท้อนแสงในช่วงคลื่นที่ 1-5 และ 7 ได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ  $R^2=0.832$ ,  $RMSE = 0.837$ , แบบจำลองดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) แบบ Liner Regression ข้อมูลตัวแปรใช้ดัชนีพืชพรรณ SR ได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ  $R^2=0.751$ ,  $RMSE=0.773$  และแบบจำลองดัชนีพื้นที่ใบ (LAI) แบบ Liner Regression ข้อมูลตัวแปรใช้ดัชนีพืชพรรณ NDVI ได้ค่า

$R^2=0.7651$ ,  $RMSE=0.806$  รายงานการศึกษาของ Wu, Han et al. (2010) ซึ่งทำการประมาณค่า LAI โดยใช้ ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ทำการประมาณค่า LAI พืช 8 ชนิดที่แตกต่างกัน (flax, chestnut, corn, bamboo, potato, pine, saccharose และ tea) โดยให้ผลค่า  $R^2 = 0.67$  และ  $RMSE = 0.55$  โดย Vyas, Christian et al. (2013) ทำการศึกษาการประมาณค่า LAI ของป่าสักและไม้ไผ่ จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ด้วยวิธี Partial Least-Square Regression Techniques (PLS) ได้ผลการทดสอบ  $R^2 = 0.87$ ,  $RMSE = 0.425$  และรายงานการศึกษาของ Thenkabail, Mariotto et al. (2013) พบว่ามี 33 HNBs เหมาะสมสำหรับ Characterizing, Classifying, Monitoring, Modeling, และ Mapping ของพืชเหล่านั้น ซึ่งช่วงคลื่นจาก Red-Edge bands เหมาะสมในการศึกษา Biophysical Indices (LAI)

จากผลการศึกษาพบว่าดัชนีพืชพรรณ MSR เป็นแบบจำลองที่ให้ความถูกต้องในการประมาณค่าที่ดีที่สุด ซึ่งหมายความว่าดัชนีพืชพรรณที่มีความไวต่อ LAI ซึ่งสอดคล้องกับการรายงานการวิจัยของ Sims and Gamon (2002) ในขณะที่ผลการศึกษาพบว่าดัชนีพืชพรรณ MSAVI ได้ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบของยางพาราใกล้เคียงกับดัชนีพืชพรรณ MSR ซึ่งสอดคล้องกับรายงานการศึกษาของ Broge and Leblanc (2001) ซึ่งพบว่าดัชนีพืชพรรณ MSAVI ใช้ในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ในลักษณะเพื่อการแก้ปัญหาผลกระทบจากการสะท้อนพลังงานแสงของพื้นดิน โดยหนึ่งในข้อจำกัดของการใช้ MSAVI ในการประมาณค่า LAI ที่มีความหนาแน่นสูง ซึ่งจากผลการศึกษาพบว่าไม่ใช่ปัญหาในการศึกษานี้ เนื่องจากค่า ดัชนีพื้นที่ใบของพื้นที่ตัวอย่างมีค่าไม่สูงมากซึ่งสามารถอธิบายได้ว่าค่า ดัชนีพื้นที่ใบที่มีค่าต่ำ ( $LAI < 2.5$ ) ค่าดัชนี  $MSAVI_{705}$  จึงไม่พบปัญหาในการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ และหลายรายงานการศึกษา (Running, Peterson et al. 1986, Spanner, Pierce et al. 1990, Lawrence and Ripple 1998) พบว่าดัชนีพืชพรรณ SR, NDVI, MSAVI จากภาพถ่ายดาวเทียมแบบมัลติสเปกตรัล เป็นดัชนีพืชพรรณที่มีความสัมพันธ์ที่ดีในการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ โดยใช้ความแตกต่างของการสะท้อนคลอโรฟิลล์ในช่วงสเปกตรัมสีแดงและใกล้อินฟราเรดโดยได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.50-0.90

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ที่จะประเมินการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบจากดัชนีพืชพรรณ ผลการวิเคราะห์อาจมีความถูกต้องมากขึ้น โดยการเลือกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการทางสถิติอื่นๆ ตามความสนใจและเหมาะสมกับข้อมูล เช่นวิธี Band Selection/Transformation Algorithm (Gong, Pu et al. 2003, Pu, Gong et al. 2003, Pu and Gong 2004, Pu, Yu et al. 2005, Pu, Gong et al. 2008, Thenkabail, Mariotto et al. 2013) และใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ขั้นสูง (Jensen and Binford 2004, Lee, Cohen et al. 2004, Rao, Garg et al. 2006, le Maire,

François et al. 2008, Wu, Han et al. 2010, Heiskanen, Rautiainen et al. 2013, Vyas, Christian et al. 2013)

สวนยางพาราในพื้นที่ศึกษาประกอบด้วยสายพันธุ์ยางพารามากกว่า 5 สายพันธุ์ แต่พื้นที่ศึกษามากกว่า 90% ปลูกยางพันธุ์ RRIM 600 ซึ่งสายพันธุ์ยางพาราที่แตกต่างกันอาจจะมีผลกระทบบางอย่างต่อการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ เราควรจะมีการศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับสายพันธุ์ยางพาราที่แตกต่างกัน โดยการศึกษาครั้งนี้เป็นครั้งแรกที่ทำการศึกษาความสามารถของข้อมูลการสำรวจระยะไกลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลในการประมาณดัชนีพื้นที่ใบ ซึ่งความถูกต้องของการประมาณดัชนีพื้นที่ใบจะขึ้นอยู่กับการใช้ดัชนีพืชพรรณที่เหมาะสมกับ สายพันธุ์ และความสมบูรณ์ของพืช (Wu, Han et al. 2010) ดังนั้นเราจึงคาดหวังว่าผลการศึกษานี้จะสามารถใช้เป็นแนวทางที่มีประโยชน์สำหรับการประมาณดัชนีพื้นที่ใบของสวนยางพารา

ค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ได้จากการศึกษานี้ไม่สามารถนำไปอ้างอิงเป็นค่าตัวแปรทางชีวภาพของพื้นที่ศึกษาได้ เนื่องจากค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ได้ ทำการคำนวณจากแบบจำลองรูปร่างของเรือนยอดต้นไม้ โดยไม่ได้ทำการวัดพื้นที่ผิวใบของยางพาราทั้งหมดในแปลงตัวอย่าง แต่ผลสรุป รวมถึงวิธีการสำหรับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบที่ได้จากการทดลองนี้สามารถนำไปใช้ได้

### 5.1.2 การประมาณค่าชีวมวลยางพารา (Biomass)

ผลการศึกษาการประมาณค่าชีวมวล (Biomass) โดยใช้ดัชนีพืชพรรณในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.350-0.593 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 0.791-1.601  $\text{kgm}^{-2}$  และในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.242-0.512 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 1.158-1.874  $\text{kgm}^{-2}$  (ดูตารางที่ 4.6 และ 4.8 ประกอบ)

จากผลการทดลองการประมาณค่าชีวมวลยางพาราพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจทั้งกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจอยู่ในเกณฑ์ต่ำ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0.350-0.593 และ 0.242-0.512 ในกรณีภาพถ่ายระบบ Hyperion และ ALI ตามลำดับ (ดูตารางที่ 4.6 และ 4.8 ประกอบ) แต่อย่างไรก็ตามจากผลการทดลองก็เห็นได้อย่างชัดเจนว่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่ามากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับระหว่างกรณีการประมาณค่าชีวมวลยางพาราโดยใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่าย

ดาวเทียม Hyperion ซึ่งผลการทดลองที่ได้จากการศึกษานี้สอดคล้องหลายรายงานวิจัย (Thenkabail, Smith et al. 2000, Lee, Cohen et al. 2004, Mutanga and Skidmore 2004, Thenkabail, Enclona et al. 2004) ที่สรุปว่าดัชนีพืชพรรณช่วงคลื่นแคบที่ได้จากภาพถ่ายไฮเปอร์สเปกตรัลสามารถประมาณค่าชีวฟิสิกส์ (Bio-physical Variable) ของพืชได้ดีกว่าผลที่ได้จากดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล แต่รายงานการวิจัยของ Koppe, Li et al. (2010) แสดงให้เห็นว่า ดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากช่วงคลื่น Visible band เพียงอย่างเดียวจากข้อมูลภาพถ่ายแบบไฮเปอร์สเปกตรัล ไม่ได้มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าชีวมวลสูงกว่าข้อมูลภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล ซึ่งสอดคล้องกับผลการศึกษาของ Broge and Leblanc (2001) และ Broge and Mortensen (2002) โดย Koppe, Li et al. (2010) รายงานผลสอดคล้องกับการศึกษาของ Thenkabail, Mariotto et al. (2013) ว่าสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการประมาณชีวมวลจากดัชนีพืชพรรณโดยใช้ดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากช่วงคลื่น NIR และ SWIR จากข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัล

จากผลการทดลองการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียวในการประมาณค่าชีวมวลยางพารา (ดูตารางที่ 4.6 และ 4.8 ประกอบ) หากพิจารณาแบบจำลองเส้นตรงทั้งในกรณีของการใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI กับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion จะพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจต่ำสุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ซึ่งสอดคล้องกับค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่มีค่ามากกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆเหมือนกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสมการเส้นตรงมีความเหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆในการประมาณค่าชีวมวลยางพารา ซึ่งอาจจะอธิบายได้ว่า แปลงยางพาราตัวอย่างที่ทำการศึกษา มีความหนาแน่นสูง การประมาณค่าชีวมวลของยางพาราจากดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดัชนีพืชพรรณแบบ มัลติสเปกตรัล เช่น Simple Ratio (SR) หรือ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) โดยทั่วไปมักจะไม่มีความถูกต้องน้อย (Jongschaap and Schouten 2005) และมีแนวโน้มที่จะอิมิตัว (Haboudane, Miller et al. 2004, Mutanga and Skidmore 2004) ทั้งกรณีภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล (Tucker 1979) และภาพถ่ายแบบไฮเปอร์สเปกตรัล (Oppelt and Mauser 2004) ซึ่งส่งผลให้เป็นข้อจำกัดของการประมาณค่าชีวมวล ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาหลายงานที่ว่าค่าดัชนีพืชพรรณ NDVI มีข้อจำกัดในการทำนายชีวมวล (Boelman, Stieglitz et al. 2003, Niu and Ni 2003, Calvao and Palmeirim 2004, Mutanga and Skidmore 2004, Wessels, Prince et al. 2006) โดยค่า NDVI จะประมาณค่าชีวมวลได้ไม่ดีในพื้นที่ที่มีทั้งพันธุ์ไม้หนาแน่นมากหรือเบาบาง (Shupe and Marsh 2004) ดังนั้นจึงมีหลายการศึกษาพัฒนาดัชนีพืชพรรณ เพื่อปรับปรุงดัชนีพืชพรรณ NDVI สำหรับการประมาณค่าชีวมวล เช่น Modified Normalized Difference Vegetation

Index (MNDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI) และ Transformed Vegetation Index (TVI) (Mutanga and Skidmore 2004, Nagler, Scott et al. 2005)

เมื่อทำการเปรียบเทียบการประมาณค่าชีวมวลยางพาราจากทุกวิธีในการศึกษานี้ (ดูตารางที่ 4.6 และ 4.8 ประกอบ) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ทั้งกรณีภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และ ALI ให้ผลการทดลองดีกว่า วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียว ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Foody, Boyd et al. (2003) ที่ทำการประมาณชีวมวลป่าจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม เปรียบเทียบความสัมพันธ์ของแบบจำลองการประมาณค่าชีวมวลป่าด้วยวิธีการใช้ Vegetation Indices, Multiple Regression และ Feedforward Neural Networks ผลของการศึกษาระบุว่าวิธี ANNs ได้ผลการทดสอบที่ดีที่สุด

หลายรายงานการศึกษาแสดงให้เห็นความสำเร็จของการประมาณค่าชีวมวลเพื่อเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ได้ โดยจากหลายรายงานการศึกษา (Brockhaus and Khorram 1992, Lawrence and Ripple 1998, Zheng, Rademacher et al. 2004, Muukkonen and Heiskanen 2005, Koppe, Li et al. 2010) พบว่าความสัมพันธ์ระหว่าง การสำรวจภาคพื้นดิน และ ใช้ข้อมูลดาวเทียมคำนวณดัชนีพืชพรรณ สามารถประมาณค่าชีวมวลโดยใช้การรับรู้ระยะไกล โดย Brockhaus and Khorram (1992) รายงานว่าช่วงคลื่น Visible, Near-infrared และ Mid-infrared จากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM มีความสัมพันธ์กับสภาพการเจริญเติบโตเกี่ยวข้องกับ ชีวมวล ต้นไม้ ได้ซึ่งสนับสนุนจากผลการศึกษาที่ได้ โดยพบว่าดัชนีพืชพรรณ NDVI<sub>705</sub> เป็นแบบจำลองที่ให้ ความถูกต้องในการประมาณค่าชีวมวลยางพาราได้ดีที่สุดในการศึกษา โดยได้ค่าสัมประสิทธิ์การ ตัดสินใจ ( $R^2$ ) เท่ากับ 0.539 RMSE เท่ากับ 0.791  $\text{kgm}^{-2}$  ขณะที่ Lawrence and Ripple (1998) ระบุว่า ทำการประมาณชีวมวลป่าจากดัชนีพืชพรรณ SR, NDVI และ MSAVI โดยใช้ Linear Regression ได้ค่า สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) เท่ากับ 0.60, 0.65 และ 0.55 ตามลำดับ และ Zheng, Rademacher et al. (2004) พัฒนาฟังก์ชันการถดถอย 3 ชนิดเปรียบเทียบกัน เพื่อ ประเมินชีวมวลเหนือพื้นดินเพื่อจัดการ landscape โดยใช้ข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 7 ETM + ได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) = 0.82, 0.86 และ 0.95 ตามลำดับ โดย Muukkonen and Heiskanen (2005) ได้ระบุว่าผลการคำนวณค่า RMSEs ของมวลชีวภาพเหนือพื้นดินทั้งหมด ของป่าโดยใช้ ดาวเทียม ASTER เป็น 44.7% และ 41.10% รวมไปถึง Xie, Sha et al. (2009) ทำ การประมาณค่าชีวมวล จากข้อมูลดาวเทียม Landsat ETM+ กับข้อมูลลักษณะภูมิประเทศโดยผล การศึกษาจากแบบจำลอง ANN และ MLR ยืนยันว่าลักษณะภูมิประเทศที่สูงและลาดชัน ส่งผล กระทบต่อการกระจายของการเจริญเติบโตของพืช โดยผลการศึกษาแบบจำลอง ANN ได้ค่า  $R^2 = 0.817$ , RMSEr = 40.61% และแบบจำลอง MLR ได้ค่า  $R^2 = 0.591$ , RMSEr = 50.08% และ



รายงานการศึกษาของ Koppe, Li et al. (2010) ซึ่งทำการประมาณค่าชีวมวลจากดัชนีพืชพรรณ NDVI ที่ได้จากภาพถ่าย ALI และ Hyperion โดยได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) เท่ากับ 0.41 ทั้ง 2 กรณี โดยผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า ดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากช่วงคลื่น Visible band เพียงอย่างเดียวจากข้อมูลภาพถ่ายแบบไฮเปอร์สเปกตรัล ไม่ได้มีประสิทธิภาพในการประมาณค่าชีวมวลสูงกว่าข้อมูลภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ที่จะประเมินการประมาณค่าชีวมวลของยางพาราด้วยดัชนีพืชพรรณ ถ้าต้องการเพิ่มความถูกต้องในการประมาณค่าชีวมวลของยางพาราเพื่อการวิเคราะห์ที่ดีขึ้นทำได้โดยการเลือกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการทางสถิติอื่นๆ ตามความสนใจและเหมาะสมกับข้อมูล เช่นวิธี Band Selection/Transformation Algorithm (Thenkabail, Smith et al. 2002, Psomas, Kneubühler et al. 2011, Thenkabail, Mariotto et al. 2013) และใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ขั้นสูง (Jin and Liu 1997, Foody, Boyd et al. 2003, Hall, Skakun et al. 2006, Koppe, Li et al. 2010, Psomas, Kneubühler et al. 2011, Tian, Su et al. 2012, Vaglio Laurin, Chen et al. 2014)

ค่าชีวมวลของยางพาราที่ได้จากการศึกษานี้ไม่สามารถนำไปอ้างอิงเป็นค่าตัวแปรทางชีวภาพของพื้นที่ศึกษาได้ เนื่องจากใช้วิธีทางอ้อม เนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัดโดยการประมาณค่าชีวมวล ทำการคำนวณจากแบบจำลอง Biomass Models ของต้นยางพาราที่ทำการศึกษาโดย Räisänen (Matti 1997) โดยใช้สมการความสัมพันธ์ระหว่างขนาดความโตและความสูงของต้นไม้ โดยไม่ได้ทำการตัดต้นไม้ในแปลงตัวอย่างมาทำการชั่งน้ำหนักแห้งหรือน้ำหนักแห้งนี้ผู้วิจัยไม่ประสงค์จะตัดต้นไม้ออกจากพื้นที่ศึกษาเพื่อทำการวัดหาค่าตัวแปรทางชีววิทยาดังกล่าว อย่างไรก็ตามข้อมูลที่ได้จากวิธีการทางอ้อมนี้ไม่กระทบต่อค่าแนวโน้มความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพืชพรรณกับค่าตัวแปรทางชีววิทยาที่ผู้วิจัยต้องการนำมาใช้พิจารณาแต่อย่างใด โดยสมการที่ใช้คำนวณชีวมวลของยางพาราเราใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณชีวมวลจริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้ ดังนั้นหากต้องการจะใช้ค่า ชีวมวล (Biomass) ของยางพาราของพื้นที่ศึกษา ควรทำการเก็บข้อมูลภาคสนามด้วยตนเองอีกครั้ง ดังนั้นเราจึงคาดหวังว่าผลการศึกษาครั้งนี้จะสามารถใช้เป็นแนวทางที่มีประโยชน์สำหรับการประมาณค่าชีวมวลของยางพารา

### 5.1.3 การประมาณค่าปริมาตรยางพารา (Volume)

ผลการศึกษาการประมาณค่าปริมาตรยางพารา โดยใช้ดัชนีพืชพรรณในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.409-0.596 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง  $0.00102-0.00169 \text{ m}^3 \text{ m}^{-2}$  และในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.293-0.576 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง  $0.00105-0.00173 \text{ m}^3 \text{ m}^{-2}$  (ดูตารางที่ 4.10 และ 4.12 ประกอบ)

จากผลการทดลองการประมาณค่าปริมาตรยางพาราพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจทั้งกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ อยู่ในเกณฑ์ต่ำ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0.409-0.596 และ 0.293-0.576 ในกรณีภาพถ่ายระบบ Hyperion และ ALI ตามลำดับ (ดูตารางที่ 4.10 และ 4.12 ประกอบ) แต่อย่างไรก็ตามจากผลการทดลองก็เห็นได้อย่างชัดเจนว่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่ามากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างกรณีการประมาณค่าปริมาตรยางพาราโดยใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ซึ่งผลการทดลองที่ได้จากการศึกษานี้สอดคล้องกับหลายรายงานวิจัย (Thenkabail, Smith et al. 2000, Lee, Cohen et al. 2004, Mutanga and Skidmore 2004, Thenkabail, Enclona et al. 2004, Pu, Yu et al. 2005) ที่สรุปว่าดัชนีพืชพรรณช่วงคลื่นแคบที่ได้จากภาพถ่ายไฮเปอร์สเปกตรัลสามารถประมาณค่าชีวฟิสิกส์ (Bio-physical Variable) ของพืชได้ดีกว่าผลที่ได้จากดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล

จากผลการทดลองการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียวในการประมาณค่าปริมาตรยางพารา (ดูตารางที่ 4.10 และ 4.12 ประกอบ) หากพิจารณาแบบจำลองเส้นตรงทั้งในกรณีของการใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI กับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion จะพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจต่ำสุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ซึ่งสอดคล้องกับค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่มีค่ามากกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆเหมือนกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสมการเส้นตรงมีความเหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆในการประมาณค่าปริมาตรยางพารา ซึ่งอาจจะอธิบายจากสรุปของหลายรายงานการศึกษาพบว่าค่าดัชนีพืชพรรณ มีข้อจำกัดในการประมาณการเจริญเติบโตของพืชโดย ค่าดัชนีพืชพรรณที่ใช้ในการศึกษามีแนวโน้มที่จะอิ่มตัวในพื้นที่ที่มีพืชหนาแน่นสูง (Boelman, Stieglitz et al. 2003, Niu and Ni

2003, Calvao and Palmeirim 2004, Mutanga and Skidmore 2004, Wessels, Prince et al. 2006)

เมื่อทำการเปรียบเทียบการประมาณค่าปริมาตรยางพาราจากทุกวิธีในการศึกษานี้ (ดูตารางที่ 4.10 และ 4.12 ประกอบ) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ทั้งกรณีภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และ ALI ให้ผลการทดลองดีกว่า วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียว ซึ่งสอดคล้องกับรายงานการศึกษาที่พบว่าความสัมพันธ์ของระบบนิเวศส่วนมากมักจะไม่เป็นเชิงเส้นและข้อมูลมักจะมีการกระจายตัวแปรปรวนที่ไม่คงที่ในขณะที่การถดถอยเชิงเส้น ผลอาจจะไม่เหมาะสมหรืออธิบายการเปลี่ยนแปลงไม่ได้ (Guisan, Edwards Jr et al. 2002, Aertsen, Kint et al. 2010) และหลายรายงานผลการศึกษาที่เกี่ยวกับการประมาณปริมาตรไม้ (Moisen and Frescino 2002, Wang, Raulier et al. 2005, Zheng, Chen et al. 2009, Aertsen, Kint et al. 2010, Mohammadi, Joibary et al. 2010) รายงานว่าวิธีการแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Nonparametric) มีประสิทธิภาพในการทำนายสูงกว่าแบบจำลองแบบเส้นตรง

ตัวอย่างรายงานการศึกษาประสบความสำเร็จในการประมาณปริมาตรต้นไม้จากการสำรวจระยะไกล เช่น รายงานการวิจัยของ Suratman, Bull et al. (2004) และ Mohammadi, Joibary et al. (2010) โดยรายงานการศึกษาของ Suratman, Bull et al. (2004) พัฒนาแบบจำลองการถดถอยเส้นตรงคำนวณปริมาตรไม้ยางพาราในประเทศมาเลเซียโดยใช้ดัชนี 2 ลักษณะคือ Greenness Indices (GI) และ Vegetation Condition Indices (VCI), จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM ผลการวิเคราะห์ได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2 > 0.70$  ได้ค่า Standard Error of the Estimate (SEE) เท่ากับ  $54 \text{ m}^3/\text{ha}$  โดยผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองที่เป็นตัวแทนที่ดีของปริมาตรไม้ ผลลัพธ์นี้อยู่บนพื้นฐานของความสัมพันธ์ทางชีวภาพระหว่างค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่น Red, Near-infrared และ Mid-infrared โดยการศึกษาของ Mohammadi, Joibary et al. (2010) ทำการพัฒนาแบบจำลองหาปริมาตรป่า และความหนาแน่นต้นไม้ จากข้อมูล Landsat ETM+ data ใน Hyrcanian forests ในตอนเหนือของประเทศอิหร่าน โดยผลการทดลองได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  เท่ากับ 43% และ RMSE เท่ากับ  $97.49 \text{ m}^3/\text{ha}$  และหลายรายงานการศึกษา (Ripple, Wang et al. 1991, Ardö 1992, Trotter, Dymond et al. 1997) พบว่าการสะท้อนแสงช่วงคลื่น Red และ Near-infrared ให้ความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดกับพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับป่าไม้ โดยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  ของการประมาณปริมาตรไม้อยู่ระหว่าง 0.60–0.90

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ที่จะประเมินการประมาณปริมาตรยางพาราด้วยดัชนีพืชพรรณ ถ้าต้องการเพิ่มความถูกต้องในการประมาณค่าปริมาตรยางพาราเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการประมาณค่า

ทำได้โดยการเลือกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการทางสถิติอื่นๆ ตามความสนใจและเหมาะสมกับข้อมูล เช่นวิธี Band Selection/Transformation Algorithm (Thenkabail, Smith et al. 2002, Thenkabail, Mariotto et al. 2013) และใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ขั้นสูง (Suratman, Bull et al. 2004, Gu, Dai et al. 2006, Hall, Skakun et al. 2006, Zheng, Chen et al. 2009, Aertsen, Kint et al. 2010, Mohammadi, Joibary et al. 2010)

ค่าปริมาณยางพาราที่ได้จากการศึกษานี้ไม่สามารถนำไปอ้างอิงเป็นค่าตัวแปรทางชีวภาพของพื้นที่ศึกษาได้ เนื่องจากใช้วิธีทางอ้อม เนื่องจากกรอบของเวลาและงบประมาณที่จำกัดโดยการประมาณค่าปริมาณทำการคำนวณจากแบบจำลอง volume model ของต้นยางพาราที่ทำการศึกษาโดย Räisänen (Matti 1997) โดยใช้สมการความสัมพันธ์ระหว่างขนาดความโตและความสูงของต้นไม้ โดยไม่ได้ทำวัดปริมาณต้นยางพาราทั้งหมดในแปลงตัวอย่าง อย่างไรก็ตามข้อมูลที่ได้จากวิธีการทางอ้อมนี้ไม่กระทบต่อค่าแนวโน้มความสัมพันธ์ระหว่างค่าดัชนีพืชพรรณกับค่าตัวแปรทางชีววิทยาที่ผู้วิจัยต้องการนำมาใช้พิจารณาแต่อย่างใด โดยสมการที่ใช้คำนวณปริมาณของยางพาราเราใช้ศึกษาในลักษณะการเปรียบเทียบเท่านั้นไม่สามารถนำมาคำนวณปริมาณจริงของยางพาราในพื้นที่ศึกษาได้ ดังนั้นหากต้องการจะใช้ค่าปริมาณของยางพาราของพื้นที่ศึกษา ควรทำการเก็บข้อมูลภาคสนามด้วยตนเองอีกครั้ง ดังนั้นเราจึงคาดหวังว่าผลการศึกษาค้างนี้จะสามารถใช้เป็นแนวทางที่มีประโยชน์สำหรับการประมาณค่าปริมาณของยางพารา



### 5.1.4 การประมาณค่าอายุขางพารา (Age)

ผลการศึกษาการประมาณค่าอายุขางพารา (Age) โดยใช้ดัชนีพืชพรรณในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) อยู่ระหว่าง 0.335-0.561 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.380-3.744 ปี และในกรณีข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม ALI ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.137-0.387 และค่า RMSE มีค่าอยู่ระหว่าง 2.699-3.993 ปี (ดูตารางที่ 4.14 และ 4.16 ประกอบ)

จากผลการทดลองการประมาณค่าอายุขางพาราพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจทั้งกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ อยู่ในเกณฑ์ต่ำ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0.335-0.561 และ 0.137-0.387 ในกรณีภาพถ่ายระบบ Hyperion และ ALI ตามลำดับ (ดูตารางที่ 4.14 และ 4.16 ประกอบ) แต่อย่างไรก็ตามจากผลการทดลองก็เห็นได้อย่างชัดเจนว่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจมีค่ามากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างกรณีการประมาณค่าชีวมวลขางพาราโดยใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI และกรณีดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ซึ่งผลการทดลองที่ได้จากการศึกษานี้สอดคล้องกับหลายรายงานวิจัย (Thenkabail, Smith et al. 2000, Lee, Cohen et al. 2004, Mutanga and Skidmore 2004, Thenkabail, Enclona et al. 2004) ที่สรุปว่าดัชนีพืชพรรณช่วงคลื่นแคบที่ได้จากภาพถ่ายไฮเปอร์สเปกตรัลสามารถประมาณค่าชีวฟิสิกส์ (Bio-Physical Variable) ของพืชได้ดีกว่าผลที่ได้จากดัชนีพืชพรรณจากภาพถ่ายแบบมัลติสเปกตรัล

จากผลการทดลองการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียวในการประมาณค่าอายุขางพารา (ดูตารางที่ 4.14 และ 4.16 ประกอบ) หากพิจารณาแบบจำลองเส้นตรงทั้งในกรณีของการใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI กับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion จะพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจต่ำสุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ซึ่งสอดคล้องกับค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่มีค่ามากกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ เหมือนกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสมการเส้นตรงมีความเหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ในการประมาณค่าอายุขางพารา ซึ่งอธิบายได้ว่าค่าดัชนีพืชพรรณ มีข้อจำกัดในการประมาณการเจริญเติบโตและอายุของพืช ซึ่งค่าดัชนีพืชพรรณมีแนวโน้มที่จะอิ่มตัวในพื้นที่ที่มีพืชหนาแน่นสูง (Boelman, Stieglitz et al. 2003, Calvao and Palmeirim 2004, Mutanga and Skidmore 2004)

เมื่อทำการเปรียบเทียบการประมาณค่าอายุยางพาราจากทุกวิธีในการศึกษานี้ (ดูตารางที่ 4.14 และ 4.16 ประกอบ) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ทั้งกรณีภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion และ ALI ให้ผลการทดลองดีกว่า วิธีการวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียว ซึ่งสอดคล้องกับรายงานการศึกษา (Kimes, Nelson et al. 1998, Jensen, Qiu et al. 1999) ที่รายงานว่า การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม สามารถประมาณค่าอายุป่าไม้ได้มีประสิทธิภาพที่สุด เมื่อเทียบกับการวิเคราะห์การถดถอยวิธีอื่น

รายงานการศึกษาที่แสดงให้เห็นความสำเร็จของการประมาณค่าอายุป่าไม้เพื่อเปรียบเทียบกับผลการทดลองที่ได้ กับจากหลายรายงานการวิจัย (Jensen, Qiu et al. 1999, Suratman, Bull et al. 2004, Sivanpillai, Smith et al. 2006, Chen, Cao et al. 2012) โดย Jensen, Qiu et al. (1999) ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการประมาณค่าอายุป่า loblolly pine โดยใช้แบบจำลองถดถอย กับ การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัล ผลการทดลองจากแบบจำลองถดถอย Linear Regression ได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ของ Training Data เท่ากับ 1.875 ปี และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ของ Validating dataset เท่ากับ 1.929 ปี ส่วนกรณีการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม ได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ของ Training Data เท่ากับ 1.052 ปี และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ของ Validating Dataset เท่ากับ 1.440 ปี ในรายงานการวิจัยของ Suratman, Bull et al. (2004) ทำการพัฒนาแบบจำลองการประมาณอายุของยางพาราในมาเลเซีย โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Landsat TM พัฒนาแบบจำลองการถดถอยเส้นตรงโดยใช้ ดัชนี 2 ลักษณะคือ Greenness Indices (GI) Vegetation Condition Indices (VCI), จากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM เพื่อทำนายอายุยางพารา  $R^2$  อยู่ระหว่าง 0.34–0.64 ค่า SEE 6.4–8.2 ปี ขณะที่ Sivanpillai, Smith et al. (2006) วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าการสะท้อนแสงของภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM และค่าพารามิเตอร์ของป่า loblolly pine โดยสามารถทำนายอายุได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 0.78 และ Chen, Cao et al. (2012) ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat TM กับอายุยางพารา ในเกาะไหหลำ ประเทศจีน ทำการประมาณอายุยางพารา โดยใช้แบบจำลอง 4 ชนิด ประกอบด้วย ค่าการสะท้อนแสงในช่วงคลื่นของดาวเทียม Landsat TM, ค่าดัชนีพืชพรรณที่คำนวณจากช่วงคลื่น Red, Near และ Mid-infrared, Components of Tasseled Cap Transformation และ Combination ของตัวแปรอิสระ โดยใช้แบบจำลอง Multivariate Regression Analysis ทำการเปรียบเทียบ

แบบจำลองโดยได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ  $R^2$  อยู่ระหว่าง 0.74 - 0.82 ได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) อยู่ระหว่าง 4.49 - 5.97 ปี และในส่วนนี้ทำการเปรียบเทียบความผิดพลาดของการประมาณอายุขานพาราของการศึกษากับรายงานการวิจัยเพื่อเปรียบเทียบผลการประมาณ โดยทั้งหมดของการศึกษาเหล่านี้ใช้ภาพถ่ายดาวเทียมเป็นข้อมูลสำหรับการประมาณอายุขานพารา โดย Suratman, Bull et al. (2004) ทำการประมาณอายุขานในประเทศมาเลเซียอยู่ได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ระหว่าง 6.40-8.25 ปี (ความผิดพลาดของการประมาณ 15%) รายงานการศึกษาของ Chen, Cao et al. (2012) ประมาณอายุขานในเกาะไหหลำได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย อยู่ระหว่าง 4.94-5.97 ปี (ความผิดพลาดของการประมาณ 12%) และ ผลการทดลองที่ได้ โดยประมาณอายุขานใน อ.เชียงคาน จ.เลย ประเทศไทย ได้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 1.38-2.68 ปี (ความผิดพลาดของการประมาณ 20%)

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์ที่จะประเมินการประมาณอายุขานพาราด้วยดัชนีพืชพรรณ ถ้าต้องการเพิ่มความถูกต้องในการประมาณค่าอายุขานพาราเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการประมาณค่า ทำได้โดยการเลือกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการทางสถิติอื่นๆ ตามความสนใจและเหมาะสมกับข้อมูล เช่น เทคนิคการถดถอย (Wulder, Kurz et al. 2004, Sivanpillai, Smith et al. 2006) หรือ การประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Kimes, Nelson et al. 1998, Jensen, Qiu et al. 1999)

## 5.2 สรุปผลการศึกษา

การวิจัยนี้ทำการศึกษาความสามารถของข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลเปรียบเทียบกับข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัลสำหรับการประเมินตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ของสวนยางพารา การศึกษาวิจัยนี้แยกทำการศึกษาเป็น 4 ส่วน คือ การประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา โดยเลือกทดสอบด้วยดัชนีพืชพรรณ 4 ชนิด (Simple Ratio index, Modified Simple Ratio Index, Normalized Difference Vegetation Index และ Modified Soil Adjusted Vegetation Index) จากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม ALI และ Hyperion ของสวนยางพาราใน อ. ปากชม จ.เลย จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแปรในแบบจำลองทางสถิติที่ได้ แสดงให้เห็นความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติสูง โดยข้อมูลแบบไฮเปอร์สเปกตรัลมีความไวกว่าข้อมูลแบบมัลติสเปกตรัลในการสร้างแบบจำลอง และผลการทดลองการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา การวิเคราะห์การถดถอยแบบตัวแปรเดียวนั้น สมการเส้นตรงให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินต่ำสุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆ ทำให้สามารถสรุปว่า สมการเส้นตรงมีความเหมาะสมน้อยกว่าแบบจำลองคณิตศาสตร์แบบอื่นๆต่อการประมาณค่าตัวแปรทางชีวฟิสิกส์ยางพารา โดยวิธีการประมาณค่าทางชีวฟิสิกส์ยางพาราวิธีการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ให้ค่าความถูกต้องในการประมาณค่าถูกต้องที่สุด ในขณะที่ประเด็นการเปรียบเทียบผลการประมาณค่าชีวฟิสิกส์ยางพาราที่ได้จากดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion กับดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI สรุปได้ว่า ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion ให้ผลการประมาณค่าทางชีวฟิสิกส์ยางพาราดีกว่าข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI

ผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ  $0.111 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ ,  $0.124 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ ,  $0.791 \text{ kgm}^{-2}$ ,  $1.158 \text{ kgm}^{-2}$ ,  $0.00102 \text{ m}^3 \text{ m}^{-2}$ ,  $0.00105 \text{ m}^3 \text{ m}^{-2}$ , 2.380 ปี และ 2.699 ปี ในกรณีภาพถ่ายระบบ Hyperion และ ALI ตามลำดับ

โดยดัชนีพืชพรรณที่ได้จากความยาวคลื่นที่ขอบแดงของภาพถ่ายดาวเทียม Hyperion สามารถปรับปรุงผลการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบยางพารา ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพาราโดยใช้ดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลแบบหลายช่วงคลื่นจากภาพถ่ายดาวเทียม ALI ให้มีความถูกต้องให้มีความสูงขึ้น 11.72%, 46.40%, 2.94%, 13.40% ตามลำดับ



### 5.3 ข้อเสนอแนะ

การศึกษาความสัมพันธ์ของค่าดัชนีพืชพรรณที่ได้จากข้อมูลการสำรวจระยะไกลกับข้อมูลค่าตัวแปรทางชีววิทยาของยางพารา ผู้วิจัยเลือกใช้การวิเคราะห์ทั้ง 3 รูปแบบ คือ Linear, Nonlinear และ Non parametric เพื่อใช้ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างดัชนีพืชพรรณที่ได้จากดาวเทียมทั้ง 2 ระบบ กับ ค่าตัวแปรทางชีววิทยาของยางพารา ให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ของการวิจัย ทั้งนี้การศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ได้จากการสำรวจระยะไกลกับข้อมูลตัวแปรทางชีววิทยาของยางพาราดังกล่าวนั้นไม่ได้จำกัดว่าจะต้องใช้วิธีการวิเคราะห์ทั้ง 3 มาทำการศึกษาได้เท่านั้น สามารถเลือกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีการทางสถิติอื่นๆได้ตามความสนใจและเหมาะสมกับข้อมูล

อนาคตผู้วิจัยหวังว่าจะมีโอกาสได้ทำการศึกษาอีกครั้งเพื่อยืนยันผลการศึกษาในครั้งนี้ โดยในส่วนของข้อมูลชีวฟิสิกส์ของยาง อายุของยางพาราในพื้นที่ควรมีปริมาณข้อมูลของยางในแต่ละช่วงอายุที่กระจายสม่ำเสมอใกล้เคียงกัน เนื่องจากอายุของต้นยางพาราในพื้นที่ศึกษาอยู่ในช่วง 4 - 22 ปี และมีอายุเฉลี่ยประมาณ 9 ปี ซึ่งจะพบว่ายางพาราในพื้นที่ส่วนใหญ่เป็นยางซึ่งเพิ่งมีการเปิดกรีด 2-3 ปี อายุไม่มากนัก มีการกระจายตัวของอายุค่อนข้างน้อย และการศึกษาครั้งนี้ทำการเก็บข้อมูลดัชนีพื้นที่ใบในสนามโดยการรัศมีของเรือนยอดของยางพาราแล้วนำมาคำนวณดัชนีพื้นที่ใบ ซึ่งควรจะต้องมีการตรวจสอบกับการวัดด้วยวิธีอื่นๆ เช่น อุปกรณ์ LAI-2000 หรือใช้ Fish Eye Len มุมกว้าง 180 องศา ถ่ายภาพเรือนยอดปกคลุมจากบนพื้นดิน แล้วแปลภาพเป็นสัดส่วนเรือนยอดปกคลุมต่อพื้นที่ เพื่อประเมินความแตกต่างของการวัดแต่ละวิธี รวมถึงการประเมินระยะห่างในการปลูกยางของเกษตรกรที่แตกต่างกัน ซึ่งจะมีผลต่อข้อมูลชีวฟิสิกส์ของยางพาราในสนามที่ใช้ในการทดลอง และจะทำการพัฒนาดัชนีพืชพรรณตัวใหม่ที่มีความเหมาะสมสำหรับยางพาราในเมืองไทยโดยเฉพาะ เปรียบเทียบผลที่ได้กับค่าดัชนีพืชพรรณที่มีอยู่แล้ว เช่น ค่าดัชนีพืชพรรณผลต่างแบบนอร์มัลไลซ์, ค่าดัชนีสัดส่วนธรรมชาติ และค่าดัชนีตำแหน่ง Red Edge ทำการเก็บข้อมูลภาคสนามในทุกฤดูกาลทั้งฤดูร้อน ฤดูฝน และฤดูแล้ง เพื่อทำการติดตามความเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นทางชีววิทยาของยางพาราในรอบปี พร้อมกับเลือกใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมจากดาวเทียมหลายดวง เช่น THEOS, Hyperion, ALI, IKONOS และ SPOT เพื่อค้นหาว่าการติดตามความเปลี่ยนแปลงทางชีววิทยาที่เกิดขึ้นในฤดูกาลต่างๆในยางพาราจากดาวเทียมแต่ละดวง เหมือนหรือแตกต่างกันอย่างไร และสวนยางพาราในภาคตะวันออกเฉียงเหนือกับภาคใต้เมื่อสำรวจจากระยะไกลแล้วข้อมูลที่ได้มีความเหมือนหรือแตกต่างกัน เนื่องจากผู้วิจัยเห็นว่าข้อมูลการสำรวจจากระยะไกลด้วยเทคนิคต่างๆนี้มีความสำคัญต่อการศึกษาดัชนีตัวแปรทางชีววิทยาของยางพาราเป็นอย่างมาก อันจะเป็นประโยชน์ต่อนักวิชาการ นักวิทยาศาสตร์ และหน่วยงานที่มีหน้าที่บริหารจัดการทรัพยากรสามารถนำความรู้ที่ได้ไปใช้ในการศึกษาวิจัยหรือการสวนยางพาราได้อย่างมีประสิทธิภาพต่อไปในอนาคต

## รายการอ้างอิง

- Aertsen, W., V. Kint, J. Van Orshoven, K. Özkan and B. Muys (2010). "Comparison and ranking of different modelling techniques for prediction of site index in Mediterranean mountain forests." Ecological modelling **221**(8): 1119-1130.
- Alrababah, M. A., A. S. Al-Horani, M. N. Alhamad and H. M. Migdadi (2011). "Genetic diversity of the easternmost fragmented mediterranean Pinus halepensis Mill. populations." Plant Ecology **212**(5): 843-851.
- Ardö, J. (1992). "Volume quantification of coniferous forest compartments using spectral radiance recorded by Landsat Thematic Mapper." International Journal of Remote Sensing **13**(9): 1779-1786.
- Arnold, J. (1990). "Tree components in farming systems." Unasylva **41**(160): 35-42.
- Baldocchi, D. and P. Harley (1995). "Scaling carbon dioxide and water vapour exchange from leaf to canopy in a deciduous forest. II. Model testing and application." Plant, Cell & Environment **18**(10): 1157-1173.
- Birth, G. S. and G. R. McVey (1968). "Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer." Agronomy Journal **60**(6): 640-643.
- Boelman, N. T., M. Stieglitz, H. M. Rueth, M. Sommerkorn, K. L. Griffin, G. R. Shaver and J. A. Gamon (2003). "Response of NDVI, biomass, and ecosystem gas exchange to long-term warming and fertilization in wet sedge tundra." Oecologia **135**(3): 414-421.
- Bolstad, P. V. and S. T. Gower (1990). "Estimation of leaf area index in fourteen southern Wisconsin forest stands using a portable radiometer." Tree physiology **7**(1-2-3-4): 115-124.
- Bolstad, P. V., J. M. Vose and S. G. McNulty (2001). "Forest productivity, leaf area, and terrain in southern Appalachian deciduous forests." Forest Science **47**(3): 419-427.
- Boonpragob, K. (1996). Land use change and forestry, Thailand's National Greenhouse Gas Inventory 1990. Office of Environmental policy and Planning.
- Brockhaus, J. and S. Khorram (1992). "A comparison of SPOT and Landsat-TM data for use in conducting inventories of forest resources." International Journal of Remote Sensing **13**(16): 3035-3043.

- Broge, N. H. and E. Leblanc (2001). "Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density." Remote sensing of environment **76**(2): 156-172.
- Broge, N. H. and J. V. Mortensen (2002). "Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data." Remote sensing of environment **81**(1): 45-57.
- Calvaio, T. and J. Palmeirim (2004). "Mapping Mediterranean scrub with satellite imagery: biomass estimation and spectral behaviour." International Journal of Remote Sensing **25**(16): 3113-3126.
- Chase, T. N., R. A. Pielke, T. G. Kittel, R. Nemani and S. W. Running (1996). "Sensitivity of a general circulation model to global changes in leaf area index." Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012) **101**(D3): 7393-7408.
- Chen, B., J. Cao, J. Wang, Z. Wu, Z. Tao, J. Chen, C. Yang and G. Xie (2012). "Estimation of rubber stand age in typhoon and chilling injury afflicted area with Landsat TM data: A case study in Hainan Island, China." Forest Ecology and Management **274**: 222-230.
- Chen, J. M. (1996). "Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications." Canadian Journal of Remote Sensing **22**(3): 229-242.
- Chen, J. M., X. Chen, W. Ju and X. Geng (2005). "Distributed hydrological model for mapping evapotranspiration using remote sensing inputs." Journal of Hydrology **305**(1): 15-39.
- Cho, M. A., A. Skidmore, F. Corsi, S. E. Van Wieren and I. Sobhan (2007). "Estimation of green grass/herb biomass from airborne hyperspectral imagery using spectral indices and partial least squares regression." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **9**(4): 414-424.
- Darvishzadeh, R., A. Skidmore, M. Schlerf, C. Atzberger, F. Corsi and M. Cho (2008). "LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements." ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing **63**(4): 409-426.
- Datt, B., T. R. McVicar, T. G. Van Niel, D. L. Jupp and J. S. Pearlman (2003). "Preprocessing EO-1 Hyperion hyperspectral data to support the application of

- agricultural indexes." Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on **41**(6): 1246-1259.
- Dixon, R. K., A. Solomon, S. Brown, R. Houghton, M. Trexier and J. Wisniewski (1994). "Carbon pools and flux of global forest ecosystems." Science **263**(5144): 185-190.
- Duchemin, B., R. Hadria, S. Erraki, G. Boulet, P. Maisongrande, A. Chehbouni, R. Escadafal, J. Ezzahar, J. Hoedjes and M. Kharrou (2006). "Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices." Agricultural Water Management **79**(1): 1-27.
- Fang, H. and S. Liang (2003). "Retrieving leaf area index with a neural network method: Simulation and validation." Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on **41**(9): 2052-2062.
- FAO (1998). Asia Pacific forest towards 2010, Report of the Asia Pacific forestry sector outlook study. FAO. Rome: 242.
- Foody, G. M., D. S. Boyd and M. E. Cutler (2003). "Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions." Remote Sensing of Environment **85**(4): 463-474.
- Gholz, H. L. (1982). "Environmental limits on aboveground net primary production, leaf area, and biomass in vegetation zones of the Pacific Northwest." Ecology **63**(2): 469-481.
- Gitelson, A. A. and M. N. Merzlyak (1996). "Signature analysis of leaf reflectance spectra: algorithm development for remote sensing of chlorophyll." Journal of plant physiology **148**(3): 494-500.
- Gnyp, M. L., G. Bareth, F. Li, V. I. S. Lenz-Wiedemann, W. Koppe, Y. Miao, S. D. Hennig, L. Jia, R. Laudien, X. Chen and F. Zhang (2014). "Development and implementation of a multiscale biomass model using hyperspectral vegetation indices for winter wheat in the North China Plain." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **33**(0): 232-242.
- Gong, P., R. Pu, G. S. Biging and M. R. Larrieu (2003). "Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data." Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on **41**(6): 1355-1362.

- Granier, A., D. Loustau and N. Bréda (2000). "A generic model of forest canopy conductance dependent on climate, soil water availability and leaf area index." Annals of Forest Science **57**(8): 755-765.
- Gu, H., L. Dai, G. Wu, D. Xu, S. Wang and H. Wang (2006). "Estimation of forest volumes by integrating Landsat TM imagery and forest inventory data." Science in China Series E: Technological Sciences **49**(1): 54-62.
- Guisan, A., T. C. Edwards Jr and T. Hastie (2002). "Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene." Ecological modelling **157**(2): 89-100.
- Haboudane, D., J. R. Miller, E. Pattey, P. J. Zarco-Tejada and I. B. Strachan (2004). "Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture." Remote sensing of environment **90**(3): 337-352.
- Hall, R., R. Skakun, E. Arsenault and B. Case (2006). "Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume." Forest Ecology and Management **225**(1): 378-390.
- Heiskanen, J., M. Rautiainen, P. Stenberg, M. Möttöus and V.-H. Vesanto (2013). "Sensitivity of narrowband vegetation indices to boreal forest LAI, reflectance seasonality and species composition." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **78**(0): 1-14.
- Hogarth, P. and P. J. Hogarth (2007). The biology of mangroves and seagrasses, Oxford University Press.
- Huete, A. and R. Jackson (1988). "Soil and atmosphere influences on the spectra of partial canopies." Remote Sensing of Environment **25**(1): 89-105.
- Im, J. and J. R. Jensen (2008). "Hyperspectral remote sensing of vegetation." Geography Compass **2**(6): 1943-1961.
- Jensen, J., F. Qiu and M. Ji (1999). "Predictive modelling of coniferous forest age using statistical and artificial neural network approaches applied to remote sensor data." International Journal of Remote Sensing **20**(14): 2805-2822.
- Jensen, J. R. (2007). Remote sensing of the environment : an earth resource perspective, Upper Saddle River: N.J. Prentice Hall.

- Jensen, R. R. and M. W. Binford (2004). "Measurement and comparison of Leaf Area Index estimators derived from satellite remote sensing techniques." International Journal of Remote Sensing **25**(20): 4251-4265.
- Jin, Y.-Q. and C. Liu (1997). "Biomass retrieval from high-dimensional active/passive remote sensing data by using artificial neural networks." International journal of remote sensing **18**(4): 971-979.
- Jongschaap, R. E. and L. S. Schouten (2005). "Predicting wheat production at regional scale by integration of remote sensing data with a simulation model." Agronomy for sustainable development **25**(4): 481-489.
- Jordan, C. F. (1969). "Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor." Ecology: 663-666.
- Kimes, D., R. Nelson, M. Manry and A. Fung (1998). "Review article: Attributes of neural networks for extracting continuous vegetation variables from optical and radar measurements." International journal of remote sensing **19**(14): 2639-2663.
- Kindermann, G. E., I. McCallum, S. Fritz and M. Obersteiner (2008). "A global forest growing stock, biomass and carbon map based on FAO statistics." Silva Fennica **42**(3): 387.
- Koppe, W., F. Li, M. L. Gnyp, Y. Miao, L. Jia, X. Chen, F. Zhang and G. Bareth (2010). "Evaluating multispectral and hyperspectral satellite remote sensing data for estimating winter wheat growth parameters at regional scale in the North China plain." Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation **2010**(3): 167-178.
- Kucharik, C. J., J. M. Norman and S. T. Gower (1998). "Measurements of branch area and adjusting leaf area index indirect measurements." Agricultural and Forest Meteorology **91**(1): 69-88.
- Lawrence, R. L. and W. J. Ripple (1998). "Comparisons among Vegetation Indices and Bandwise Regression in a Highly Disturbed, Heterogeneous Landscape: Mount St. Helens, Washington." Remote Sensing of Environment **64**(1): 91-102.
- le Maire, G., C. François, K. Soudani, D. Berveiller, J.-Y. Pontailleur, N. Bréda, H. Genet, H. Davi and E. Dufrêne (2008). "Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area,

leaf area index and leaf canopy biomass." Remote Sensing of Environment **112**(10): 3846-3864.

Lee, K.-S., W. B. Cohen, R. E. Kennedy, T. K. Maersperger and S. T. Gower (2004). "Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes." Remote Sensing of Environment **91**(3): 508-520.

Leuning, R., F. M. Kelliher, D. G. G. De Pury and E. D. Schulze (1995). "Leaf nitrogen, photosynthesis, conductance and transpiration: scaling from leaves to canopies." Plant, Cell & Environment **18**(10): 1183-1200.

Li, Z. and J. M. Fox (2012). "Mapping rubber tree growth in mainland Southeast Asia using time-series MODIS 250 m NDVI and statistical data." Applied Geography **32**(2): 420-432.

Liang, S. (2005). Quantitative remote sensing of land surfaces, John Wiley & Sons.

Long, A. J. and P. R. Nair (1999). "Trees outside forests: agro-, community, and urban forestry." New Forests **17**(1-3): 145-174.

Matti, R. (1997). Hevea brasiliensisin tilavuuden ja biomassan estimointi (Estimation of volume and biomass of Hevea brasiliensis). Master's thesis, University of Helsinki.

Mohammadi, J., S. S. Joibary, F. Yaghmaee and A. Mahiny (2010). "Modelling forest stand volume and tree density using Landsat ETM+ data." International Journal of Remote Sensing **31**(11): 2959-2975.

Mohammadi, J., S. Shataee and M. Babanezhad (2011). "Estimation of forest stand volume, tree density and biodiversity using Landsat ETM+ Data, comparison of linear and regression tree analyses." Procedia Environmental Sciences **7**: 299-304.

Moisen, G. G. and T. S. Frescino (2002). "Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics." Ecological Modelling **157**(2): 209-225.

Mutanga, O. and A. K. Skidmore (2004). "Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation." International Journal of Remote Sensing **25**(19): 3999-4014.

Muukkonen, P. and J. Heiskanen (2005). "Estimating biomass for boreal forests using ASTER satellite data combined with standwise forest inventory data." Remote Sensing of Environment **99**(4): 434-447.

- Nagler, P. L., R. L. Scott, C. Westenburg, J. R. Cleverly, E. P. Glenn and A. R. Huete (2005). "Evapotranspiration on western US rivers estimated using the Enhanced Vegetation Index from MODIS and data from eddy covariance and Bowen ratio flux towers." Remote sensing of environment **97**(3): 337-351.
- Niu, Z. and S. Ni (2003). "Study on models for monitoring of grassland biomass around Qinghai Lake assisted by remote sensing." ACTA GEOGRAPHICA SINICA-CHINESE EDITION- **58**(5): 695-702.
- Ogawa, H., K. Yoda, K. Ogino and T. Kira (1965). "Comparative ecological studies on three main types of forest vegetation in Thailand. II. Plant biomass." Nature and life in Southeast Asia **4**: 49-80.
- Oppelt, N. and W. Mauser (2004). "Hyperspectral monitoring of physiological parameters of wheat during a vegetation period using AVIS data." International Journal of Remote Sensing **25**(1): 145-159.
- Psomas, A., M. Kneubühler, S. Huber, K. Itten and N. Zimmermann (2011). "Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats." International Journal of Remote Sensing **32**(24): 9007-9031.
- Pu, R. and P. Gong (2004). "Wavelet transform applied to EO-1 hyperspectral data for forest LAI and crown closure mapping." Remote Sensing of Environment **91**(2): 212-224.
- Pu, R., P. Gong, G. S. Biging and M. R. Larrieu (2003). "Extraction of red edge optical parameters from Hyperion data for estimation of forest leaf area index." Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on **41**(4): 916-921.
- Pu, R., P. Gong and Q. Yu (2008). "Comparative analysis of EO-1 ALI and Hyperion, and Landsat ETM+ data for mapping forest crown closure and leaf area index." Sensors **8**(6): 3744-3766.
- Pu, R., Q. Yu, P. Gong and G. Biging (2005). "EO-1 Hyperion, ALI and Landsat 7 ETM+ data comparison for estimating forest crown closure and leaf area index." International Journal of Remote Sensing **26**(3): 457-474.
- Qi, J., A. Chehbouni, A. Huete, Y. Kerr and S. Sorooshian (1994). "A modified soil adjusted vegetation index." Remote Sensing of Environment **48**(2): 119-126.



- Rao, N. R., P. Garg and S. Ghosh (2006). "Estimation and comparison of leaf area index of agricultural crops using IRS LISS-III and EO-1 Hyperion images." Journal of the Indian Society of Remote Sensing **34**(1): 69-78.
- Ripple, W. J., S. Wang, D. L. Isaacson and D. P. Paine (1991). "A preliminary comparison of Landsat Thematic Mapper and SPOT-L HRV multispectral data for estimating coniferous forest volume." International Journal of Remote Sensing **12**(9): 1971-1977.
- Rouse Jr, J., R. Haas, J. Schell and D. Deering (1974). "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS." NASA special publication **351**: 309.
- Running, S., D. Peterson, M. Spanner and K. Teuber (1986). "Remote sensing of coniferous forest leaf area." Ecology: 273-276.
- Schlerf, M. and C. Atzberger (2006). "Inversion of a forest reflectance model to estimate structural canopy variables from hyperspectral remote sensing data." Remote Sensing of Environment **100**(3): 281-294.
- Shupe, S. M. and S. E. Marsh (2004). "Cover-and density-based vegetation classifications of the Sonoran Desert using Landsat TM and ERS-1 SAR imagery." Remote Sensing of Environment **93**(1): 131-149.
- Sims, D. A. and J. A. Gamon (2002). "Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages." Remote sensing of environment **81**(2): 337-354.
- Sivanpillai, R., C. T. Smith, R. Srinivasan, M. G. Messina and X. B. Wu (2006). "Estimation of managed loblolly pine stand age and density with Landsat ETM+ data." Forest Ecology and Management **223**(1): 247-254.
- Smith, A., M. J. Wooster, N. A. Drake, F. M. Dipotso, M. J. Falkowski and A. T. Hudak (2005). "Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannahs." Remote Sensing of Environment **97**(1): 92-115.
- Spanner, M. A., L. L. Pierce, D. L. Peterson and S. W. Running (1990). "Remote sensing of temperate coniferous forest leaf area index The influence of canopy closure, understory vegetation and background reflectance." REMOTE SENSING **11**(1): 95-111.

- Suratman, M., G. Bull, D. Leckie, V. Lemay, P. Marshall and M. Mispan (2004). "Prediction models for estimating the area, volume, and age of rubber (*Hevea brasiliensis*) plantations in Malaysia using Landsat TM data." International Forestry Review **6**(1): 12-12.
- Thenkabail, P. S., E. A. Enclona, M. S. Ashton, C. Legg and M. J. De Dieu (2004). "Hyperion, IKONOS, ALI, and ETM+ sensors in the study of African rainforests." Remote Sensing of Environment **90**(1): 23-43.
- Thenkabail, P. S., I. Mariotto, M. K. Gumma, E. M. Middleton, D. R. Landis and K. F. Huemmrich (2013). "Selection of hyperspectral narrowbands (HNBS) and composition of hyperspectral twoband vegetation indices (HVIs) for biophysical characterization and discrimination of crop types using field reflectance and Hyperion/EO-1 data." Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of **6**(2): 427-439.
- Thenkabail, P. S., R. B. Smith and E. De Pauw (2000). "Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics." Remote sensing of Environment **71**(2): 158-182.
- Thenkabail, P. S., R. B. Smith and E. De Pauw (2002). "Evaluation of narrowband and broadband vegetation indices for determining optimal hyperspectral wavebands for agricultural crop characterization." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing **68**(6): 607-622.
- Thomas, S. C. and W. E. Winner (2000). "Leaf area index of an old-growth Douglas-fir forest estimated from direct structural measurements in the canopy." Canadian Journal of Forest Research **30**(12): 1922-1930.
- Tian, X., Z. Su, E. Chen, Z. Li, C. van der Tol, J. Guo and Q. He (2012). "Estimation of forest above-ground biomass using multi-parameter remote sensing data over a cold and arid area." International journal of applied earth observation and geoinformation **14**(1): 160-168.
- Trotter, C., J. Dymond and C. Goulding (1997). "Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM." International Journal of Remote Sensing **18**(10): 2209-2223.

- Tucker, C. J. (1979). "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation." Remote sensing of Environment **8**(2): 127-150.
- USGS, E. O. E.-. (2008). U.S.Geological Survey.
- Vaglio Laurin, G., Q. Chen, J. A. Lindsell, D. A. Coomes, F. D. Frate, L. Guerriero, F. Pirotti and R. Valentini (2014). "Above ground biomass estimation in an African tropical forest with lidar and hyperspectral data." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **89**(0): 49-58.
- Vyas, D., B. Christian and N. Krishnaya (2013). "Canopy level estimations of chlorophyll and LAI for two tropical species (teak and bamboo) from Hyperion (EO1) data." International Journal of Remote Sensing **34**(5): 1676-1690.
- Wang, Y., F. Raulier and C.-H. Ung (2005). "Evaluation of spatial predictions of site index obtained by parametric and nonparametric methods—A case study of lodgepole pine productivity." Forest ecology and management **214**(1): 201-211.
- Waring, R. (1983). "Estimating forest growth and efficiency in relation to canopy leaf area." Adv. Ecol. Res **13**: 327-354.
- Wessels, K., S. Prince, N. Zambatis, S. MacFadyen, P. Frost and D. Van Zyl (2006). "Relationship between herbaceous biomass and 1-km<sup>2</sup> Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) NDVI in Kruger National Park, South Africa." International Journal of Remote Sensing **27**(05): 951-973.
- Wijaya, A., S. Kusnadi, R. Gloaguen and H. Heilmeyer (2010). "Improved strategy for estimating stem volume and forest biomass using moderate resolution remote sensing data and GIS." Journal of Forestry Research **21**(1): 1-12.
- Wu, C., X. Han, Z. Niu and J. Dong (2010). "An evaluation of EO-1 hyperspectral Hyperion data for chlorophyll content and leaf area index estimation." International Journal of Remote Sensing **31**(4): 1079-1086.
- Wulder, M. A., W. A. Kurz and M. Gillis (2004). "National level forest monitoring and modeling in Canada." Progress in Planning **61**(4): 365-381.
- Xie, Y., Z. Sha, M. Yu, Y. Bai and L. Zhang (2009). "A comparison of two models with Landsat data for estimating above ground grassland biomass in Inner Mongolia, China." Ecological Modelling **220**(15): 1810-1818.

Zheng, D., L. S. Heath and M. J. Ducey (2008). "Satellite detection of land-use change and effects on regional forest aboveground biomass estimates." Environmental monitoring and assessment **144**(1-3): 67-79.

Zheng, D., J. Rademacher, J. Chen, T. Crow, M. Bresee, J. Le Moine and S.-R. Ryu (2004). "Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA." Remote Sensing of Environment **93**(3): 402-411.

Zheng, H., L. Chen, X. Han, X. Zhao and Y. Ma (2009). "Classification and regression tree (CART) for analysis of soybean yield variability among fields in Northeast China: The importance of phosphorus application rates under drought conditions." Agriculture, ecosystems & environment **132**(1): 98-105.

เจษฎา โสภารัตน์, ส. ส. และ เ. ย. (2551). "การประยุกต์ใช้ภาพถ่ายดาวเทียม SPOT-5 เพื่อประเมินดัชนีพื้นที่ใบของยางพารา กรณีศึกษา อำเภอนาหม่อม จังหวัดสงขลา." วารสารสมาคมสำรวจข้อมูลระยะไกลและสารสนเทศภูมิศาสตร์แห่งประเทศไทย **9**(3).

ชรัตน์ มงคลสวัสดิ์, อ. น., และ วิณา บุญโยธา (2553). การวิเคราะห์พื้นที่ปลูกยางพาราในลุ่มน้ำโขง ด้วยข้อมูลดาวเทียม. ศูนย์ภูมิสารสนเทศเพื่อการพัฒนาภาคตะวันออกเฉียงเหนือ มหาวิทยาลัยขอนแก่น.

ลิขิต นวลศรี, ส. ด., อุดร เจริญแสง, สมเจตน์ ประทุมมินทร์, สุรชัย รัตนเสริมพงศ์, สุภาพิศ ผลงาม และ ถนอมศรี รังสิกรรม. (2536). การสำรวจพื้นที่ปลูกยางของประเทศไทยปี 2533 โดยใช้ข้อมูลดาวเทียม แลนด์แซ็ท ระบบ TM, สถาบันวิจัยยาง, กรมวิชาการเกษตร.

วีระพันธ์ มุสิกสาร, เ. ไ., และ สมยศ สินธุระหัส (2523). การสำรวจพื้นที่ปลูกยางพาราโดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม, สถาบันวิจัยยาง, กรมวิชาการเกษตร.

สมยศ สินธุระหัส, แ. ส. ด. (2544). การกำหนดเขตปลูกยางของประเทศไทย (ในแหล่งปลูกยางเดิม) โดยอาศัยเทคนิคการสำรวจข้อมูลระยะไกลและสารสนเทศทางภูมิศาสตร์, สถาบันวิจัยยาง, กรมวิชาการเกษตร.

สมาคมยางพาราไทย (2554). การผลิตยางธรรมชาติของประเทศไทยสำคัญ ปี 2545-2553.

สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร (2556). ข้อมูลพื้นฐานเศรษฐกิจการเกษตร ปี 2556, ศูนย์สารสนเทศการเกษตร: สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์.

สุทัศน์ ด้านสกุลผล, เ. ธ., และ วิภารัตน์ ดำริเข้มตระกูล. (2546). การกำหนดเขตปลูกพืชเศรษฐกิจหลักในภาคใต้ (ยางและปาล์มน้ำมัน) โดยอาศัยเทคนิคการสำรวจข้อมูลระยะไกล และสารสนเทศทางภูมิศาสตร์, สถาบันวิจัยยาง, กรมวิชาการเกษตร.

สุทัศน์ ด้านสกุลผล, พ. ใ., สมยศ สิ้นธุระห้ส, สมพร กฤษณะทรัพย์, สมเจตน์ ประทุมมินทร์, สุภาพิศ  
ผลงาม, สุรชัย รัตนเสริมพงศ์, และ ถนอมศรี รังสิกรรม (2540). การใช้ข้อมูลดาวเทียม Landsat 5-  
TM ในการสำรวจพื้นที่ปลูกยางพาราของประเทศ ปี 2538, สถาบันวิจัยยาง, กรมวิชาการเกษตร.





ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## ภาคผนวก ก

ข้อมูลพิกัด ค่าคุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ต่างๆพารามาจากแปลงตัวอย่าง และดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม

ตารางภาคผนวก ก-1 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์และดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 Hyperion

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 HYPERION)			
	E (m)	N (m)						SR <sub>705</sub>	NDVI <sub>705</sub>	MSR <sub>705</sub>	MSAVI <sub>705</sub>
1	795883	1962980	10	0.602	0.626	0.00080	4	1.988	0.331	0.410	0.496
2	796117	1963579	10	1.030	1.014	0.00122	5	2.633	0.449	0.623	0.674
3	797857	1961174	10	1.098	1.956	0.00217	6	4.003	0.600	1.001	0.900
4	797885	1960796	10	1.103	2.604	0.00341	8	4.314	0.624	1.077	0.935
5	797202	1960818	10	0.817	0.836	0.00094	5	2.238	0.382	0.496	0.573
6	797404	1960493	10	1.229	2.576	0.00277	8	3.586	0.564	0.894	0.846
7	798011	1960641	10	1.475	10.138	0.01276	22	4.099	0.608	1.025	0.912
8	797989	1960214	10	0.602	0.411	0.00051	4	2.275	0.389	0.508	0.584
9	797935	1959734	10	1.190	12.555	0.01270	22	3.503	0.556	0.872	0.834
10	797469	1960239	12	1.043	1.041	0.00107	5	2.728	0.464	0.652	0.695
11	797756	1960451	10	1.176	2.377	0.00256	7	4.231	0.618	1.057	0.926
12	798062	1958325	10	1.290	2.106	0.00226	7	3.471	0.553	0.863	0.829
13	797397	1958658	10	1.135	1.599	0.00213	9	3.051	0.506	0.747	0.759
14	797820	1958544	10	1.021	2.236	0.00234	7	3.094	0.512	0.759	0.767
15	798921	1959611	12	1.172	3.427	0.00346	7	4.281	0.621	1.069	0.932
16	798790	1959497	10	1.174	2.570	0.00270	8	3.784	0.582	0.945	0.873
17	798750	1959180	10	1.085	2.812	0.00286	9	3.774	0.581	0.943	0.872
18	799024	1956983	10	1.088	1.364	0.00173	5	2.966	0.496	0.722	0.744
19	798874	1957084	10	0.905	1.570	0.00167	6	3.117	0.514	0.766	0.771
20	798911	1957456	10	0.796	1.902	0.00192	7	2.968	0.496	0.723	0.744
21	798775	1957394	10	0.824	1.338	0.00149	6	2.981	0.498	0.727	0.746
22	798613	1957047	10	1.412	2.230	0.00231	9	3.874	0.590	0.968	0.884
23	798998	1956448	10	0.891	1.628	0.00172	6	3.164	0.520	0.779	0.779
24	799135	1956227	12	0.963	2.567	0.00282	6	3.681	0.573	0.919	0.859
25	799046	1956091	10	0.781	1.172	0.00133	4	2.475	0.424	0.573	0.637
26	805020	1993051	12	1.038	2.140	0.00262	9	3.020	0.503	0.738	0.754
27	805126	1992969	10	0.922	3.532	0.00390	9	2.663	0.454	0.632	0.681

ตารางภาคผนวก ก-1 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์และดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 Hyperion

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 HYPERION)			
	E (m)	N (m)						SR <sub>705</sub>	NDVI <sub>705</sub>	MSR <sub>705</sub>	MSAVI <sub>705</sub>
28	804732	1992126	10	0.956	3.608	0.00374	6	2.558	0.438	0.599	0.657
29	804812	1992112	10	0.662	1.238	0.00133	6	2.487	0.426	0.577	0.640
30	804540	1991124	10	0.905	2.692	0.00290	7	3.029	0.504	0.740	0.755
31	805190	1993314	10	0.847	1.682	0.00185	5	2.791	0.472	0.671	0.709
32	806562	1989278	10	0.911	1.416	0.00167	5	2.452	0.421	0.566	0.631
33	806897	1989121	10	1.253	10.621	0.01073	18	3.730	0.577	0.931	0.866
34	807174	1989009	10	0.887	2.008	0.00212	6	2.889	0.486	0.700	0.729
35	807469	1989250	12	0.780	1.295	0.00160	8	2.733	0.464	0.653	0.696
36	806711	1993837	10	0.521	0.618	0.00082	6	2.233	0.381	0.494	0.572
37	807290	1985393	10	1.464	10.191	0.00973	11	4.013	0.601	1.003	0.901
38	807142	1985611	10	0.948	2.413	0.00266	8	2.470	0.424	0.571	0.635
39	806943	1984967	10	1.082	2.621	0.00268	8	3.998	0.600	0.999	0.900
40	806745	1984655	10	0.725	1.535	0.00170	7	2.627	0.449	0.621	0.673
41	806721	1984782	10	0.967	1.848	0.00197	6	3.149	0.518	0.774	0.777
42	806481	1984714	10	1.113	4.192	0.00421	9	4.309	0.623	1.076	0.935
43	806994	1984308	10	0.555	0.523	0.00064	5	2.375	0.407	0.541	0.611
44	805907	1984153	10	0.644	0.918	0.00108	7	2.646	0.451	0.627	0.677
45	806035	1983684	10	1.203	2.684	0.00279	7	3.580	0.563	0.892	0.845
46	806331	1983608	10	1.117	2.820	0.00279	8	3.137	0.517	0.771	0.775
47	806261	1983543	10	1.061	3.141	0.00306	8	2.807	0.475	0.676	0.712
48	806346	1983358	10	0.920	2.213	0.00239	7	3.183	0.522	0.784	0.783
49	806452	1983240	12	1.249	2.823	0.00279	6	3.198	0.524	0.788	0.785
50	806988	1982256	10	0.532	0.628	0.00079	4	2.377	0.408	0.542	0.612
51	805656	1981554	10	1.207	3.473	0.00389	9	4.074	0.606	1.018	0.909
52	805409	1980936	10	1.341	2.937	0.00297	6	3.845	0.587	0.961	0.881
53	807001	1982504	10	0.979	2.089	0.00212	8	3.432	0.549	0.853	0.823
54	808141	1985033	10	1.026	1.681	0.00173	6	3.006	0.501	0.734	0.751
55	805459	1980649	10	1.241	3.749	0.00351	8	3.805	0.584	0.951	0.876
56	805364	1980647	10	1.138	2.947	0.00289	7	3.409	0.546	0.846	0.820



ตารางภาคผนวก ก-1 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์และดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 Hyperion

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 HYPERION)			
	E (m)	N (m)						SR <sub>705</sub>	NDVI <sub>705</sub>	MSR <sub>705</sub>	MSAVI <sub>705</sub>
57	805567	1980517	10	0.921	1.306	0.00155	5	2.493	0.427	0.579	0.641
58	807000	1979874	10	1.129	2.907	0.00299	8	3.695	0.574	0.922	0.861
59	806907	1980104	10	1.086	2.748	0.00307	8	3.316	0.537	0.821	0.805
60	806956	1980191	10	0.975	2.007	0.00214	7	3.677	0.572	0.918	0.859
61	806936	1980020	10	0.911	1.385	0.00158	4	2.519	0.432	0.587	0.647
62	807165	1978636	10	0.664	1.093	0.00112	5	2.413	0.414	0.553	0.621
63	807232	1978309	12	0.647	0.878	0.00112	4	2.053	0.345	0.433	0.517
64	807021	1978080	10	0.799	1.972	0.00211	7	2.769	0.469	0.664	0.704
65	806577	1976584	10	1.275	2.325	0.00257	7	3.908	0.592	0.977	0.889
66	806228	1975837	10	1.149	4.177	0.00378	8	3.451	0.551	0.858	0.826
67	805089	1976391	10	0.852	1.676	0.00179	6	2.199	0.375	0.483	0.562
68	805053	1976641	10	1.280	3.632	0.00365	9	3.329	0.538	0.824	0.807
69	804856	1977064	10	0.666	0.929	0.00112	5	2.260	0.386	0.503	0.580
70	804361	1977427	10	0.570	0.715	0.00099	4	2.323	0.398	0.524	0.597
71	804258	1977434	10	0.433	0.655	0.00079	5	2.002	0.334	0.415	0.501
72	804578	1973294	10	0.935	1.619	0.00187	7	2.542	0.435	0.594	0.653
73	803875	1973107	10	0.646	1.038	0.00112	5	2.221	0.379	0.490	0.569
74	803809	1973207	10	0.996	1.971	0.00218	7	2.773	0.470	0.665	0.705
75	808140	1984180	10	0.609	0.941	0.00120	5	2.548	0.436	0.596	0.654
76	805886	1970021	10	0.778	1.014	0.00111	5	2.383	0.409	0.544	0.613
77	801347	1961414	10	1.189	2.534	0.00260	6	3.338	0.539	0.827	0.808
78	799903	1959635	12	1.002	1.771	0.00184	6	2.890	0.486	0.700	0.729
79	800782	1956858	10	1.228	8.444	0.00733	22	4.117	0.609	1.029	0.914
80	800692	1956616	10	1.133	12.899	0.01160	22	4.309	0.623	1.076	0.935

ตารางภาคผนวก ก-2 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ยางพาราและดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 ALI

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 ALI)			
	E (m)	N (m)						SR	NDVI	MSR	MSAVI
1	795883	1962980	10	0.602	0.626	0.00080	4	2.008	0.334	0.414	0.501
2	796117	1963579	10	1.030	1.014	0.00122	5	2.659	0.454	0.629	0.681
3	797857	1961174	10	1.098	1.956	0.00217	6	4.043	0.606	1.011	0.909
4	797885	1960796	10	1.103	2.604	0.00341	8	4.357	0.630	1.088	0.945
5	797202	1960818	10	0.817	0.836	0.00094	5	2.260	0.386	0.501	0.579
6	797404	1960493	10	1.229	2.576	0.00277	8	3.622	0.570	0.903	0.854
7	798011	1960641	10	1.475	10.138	0.01276	22	2.879	0.485	0.695	0.656
8	797989	1960214	10	0.602	0.411	0.00051	4	2.298	0.393	0.513	0.590
9	797935	1959734	10	1.190	12.555	0.01270	22	3.538	0.561	0.880	0.842
10	797469	1960239	12	1.043	1.041	0.00107	5	2.755	0.468	0.658	0.702
11	797756	1960451	10	1.176	2.377	0.00256	7	4.273	0.624	1.067	0.936
12	798062	1958325	10	1.290	2.106	0.00226	7	3.506	0.558	0.872	0.837
13	797397	1958658	10	1.135	1.599	0.00213	9	3.082	0.511	0.754	0.767
14	797820	1958544	10	1.021	2.236	0.00234	7	2.777	0.471	0.665	0.643
15	798921	1959611	12	1.172	3.427	0.00346	7	3.584	0.566	0.893	0.725
16	798790	1959497	10	1.174	2.570	0.00270	8	3.822	0.588	0.955	0.882
17	798750	1959180	10	1.085	2.812	0.00286	9	3.811	0.587	0.952	0.880
18	799024	1956983	10	1.088	1.364	0.00173	5	2.996	0.501	0.730	0.751
19	798874	1957084	10	0.905	1.570	0.00167	6	2.339	0.401	0.527	0.574
20	798911	1957456	10	0.796	1.902	0.00192	7	2.997	0.501	0.730	0.751
21	798775	1957394	10	0.824	1.338	0.00149	6	3.011	0.503	0.734	0.754
22	798613	1957047	10	1.412	2.230	0.00231	9	3.913	0.596	0.978	0.893
23	798998	1956448	10	0.891	1.628	0.00172	6	3.195	0.525	0.786	0.787
24	799135	1956227	12	0.963	2.567	0.00282	6	3.718	0.578	0.928	0.868
25	799046	1956091	10	0.781	1.172	0.00133	4	2.500	0.429	0.579	0.643
26	805020	1993051	12	1.038	2.140	0.00262	9	3.207	0.526	0.790	0.692
27	805126	1992969	10	0.922	3.532	0.00390	9	2.690	0.459	0.638	0.688

ตารางภาคผนวก ก-2 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ยางพาราและดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 ALI

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 ALI)			
	E (m)	N (m)						SR	NDVI	MSR	MSAVI
28	804732	1992126	10	0.956	3.608	0.00374	6	3.016	0.503	0.735	0.672
29	804812	1992112	10	0.662	1.238	0.00133	6	2.055	0.344	0.431	0.513
30	804540	1991124	10	0.905	2.692	0.00290	7	2.167	0.368	0.470	0.539
31	805190	1993314	10	0.847	1.682	0.00185	5	2.239	0.382	0.494	0.554
32	806562	1989278	10	0.911	1.416	0.00167	5	2.476	0.425	0.571	0.637
33	806897	1989121	10	1.253	10.621	0.01073	18	3.139	0.518	0.771	0.685
34	807174	1989009	10	0.887	2.008	0.00212	6	2.382	0.408	0.541	0.582
35	807469	1989250	12	0.780	1.295	0.00160	8	2.611	0.447	0.614	0.619
36	806711	1993837	10	0.521	0.618	0.00082	6	2.256	0.385	0.499	0.578
37	807290	1985393	10	1.464	10.191	0.00973	11	3.414	0.549	0.847	0.711
38	807142	1985611	10	0.948	2.413	0.00266	8	3.210	0.527	0.791	0.692
39	806943	1984967	10	1.082	2.621	0.00268	8	2.761	0.469	0.660	0.641
40	806745	1984655	10	0.725	1.535	0.00170	7	2.280	0.390	0.508	0.563
41	806721	1984782	10	0.967	1.848	0.00197	6	2.598	0.445	0.610	0.617
42	806481	1984714	10	1.113	4.192	0.00421	9	3.209	0.526	0.790	0.692
43	806994	1984308	10	0.555	0.523	0.00064	5	2.399	0.411	0.547	0.617
44	805907	1984153	10	0.644	0.918	0.00108	7	2.672	0.456	0.633	0.684
45	806035	1983684	10	1.203	2.684	0.00279	7	2.524	0.433	0.587	0.606
46	806331	1983608	10	1.117	2.820	0.00279	8	3.242	0.530	0.799	0.695
47	806261	1983543	10	1.061	3.141	0.00306	8	2.836	0.479	0.682	0.719
48	806346	1983358	10	0.920	2.213	0.00239	7	2.736	0.465	0.652	0.637
49	806452	1983240	12	1.249	2.823	0.00279	6	2.914	0.490	0.706	0.660
50	806988	1982256	10	0.532	0.628	0.00079	4	2.401	0.412	0.547	0.618
51	805656	1981554	10	1.207	3.473	0.00389	9	3.459	0.553	0.859	0.715
52	805409	1980936	10	1.341	2.937	0.00297	6	3.526	0.560	0.877	0.721
53	807001	1982504	10	0.979	2.089	0.00212	8	2.744	0.467	0.655	0.638
54	808141	1985033	10	1.026	1.681	0.00173	6	3.036	0.506	0.741	0.759

ตารางภาคผนวก ก-2 คุณสมบัติทางชีวฟิสิกส์ยางพาราและดัชนีพืชพรรณจากข้อมูลดาวเทียม EO-1 ALI

No	WGS84 Zone 47Q		จำนวน ต้นยาง	LAI (m <sup>2</sup> /m <sup>2</sup> )	Biomass (kg/m <sup>2</sup> )	VAI (m <sup>3</sup> /m <sup>2</sup> )	Age (years)	Vegetation Index (EO-1 ALI)			
	E (m)	N (m)						SR	NDVI	MSR	MSAVI
55	805459	1980649	10	1.241	3.749	0.00351	8	3.807	0.586	0.951	0.742
56	805364	1980647	10	1.138	2.947	0.00289	7	3.181	0.523	0.782	0.689
57	805567	1980517	10	0.921	1.306	0.00155	5	2.322	0.398	0.521	0.571
58	807000	1979874	10	1.129	2.907	0.00299	8	3.207	0.526	0.790	0.692
59	806907	1980104	10	1.086	2.748	0.00307	8	3.267	0.533	0.807	0.698
60	806956	1980191	10	0.975	2.007	0.00214	7	3.714	0.578	0.927	0.867
61	806936	1980020	10	0.911	1.385	0.00158	4	2.536	0.435	0.590	0.608
62	807165	1978636	10	0.664	1.093	0.00112	5	2.437	0.418	0.559	0.627
63	807232	1978309	12	0.647	0.878	0.00112	4	2.352	0.403	0.531	0.576
64	807021	1978080	10	0.799	1.972	0.00211	7	2.797	0.474	0.671	0.711
65	806577	1976584	10	1.275	2.325	0.00257	7	3.667	0.574	0.914	0.732
66	806228	1975837	10	1.149	4.177	0.00378	8	3.078	0.511	0.753	0.679
67	805089	1976391	10	0.852	1.676	0.00179	6	2.221	0.379	0.488	0.568
68	805053	1976641	10	1.280	3.632	0.00365	9	3.558	0.563	0.886	0.723
69	804856	1977064	10	0.666	0.929	0.00112	5	2.046	0.342	0.428	0.569
70	804361	1977427	10	0.570	0.715	0.00099	4	2.237	0.382	0.493	0.554
71	804258	1977434	10	0.433	0.655	0.00079	5	2.022	0.337	0.419	0.506
72	804578	1973294	10	0.935	1.619	0.00187	7	2.740	0.466	0.654	0.638
73	803875	1973107	10	0.646	1.038	0.00112	5	2.123	0.359	0.454	0.529
74	803809	1973207	10	0.996	1.971	0.00218	7	3.391	0.546	0.841	0.709
75	808140	1984180	10	0.609	0.941	0.00120	5	2.329	0.399	0.524	0.572
76	805886	1970021	10	0.778	1.014	0.00111	5	2.910	0.490	0.704	0.659
77	801347	1961414	10	1.189	2.534	0.00260	6	3.371	0.544	0.835	0.816
78	799903	1959635	12	1.002	1.771	0.00184	6	2.918	0.491	0.707	0.736
79	800782	1956858	10	1.228	8.444	0.00733	22	4.158	0.615	1.039	0.923
80	800692	1956616	10	1.133	12.899	0.01160	22	2.529	0.434	0.588	0.607

## ภาคผนวก ข

MATLAB Code สำหรับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพารา

**ภาคผนวก ข-1** MATLAB Code สำหรับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูกยางพาราจากการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรแบบ Linear function (เมื่อต้องการทำการวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรแบบอื่น ให้ทำการเปลี่ยนจาก Linear function เป็น Exponential function, Logarithm function, 2D-Polynomial function และ Power function )

```

Clc
clear all

lai_mp=zeros(40,1);
lai_tp=zeros(40,1);

ndvi_x = zeros(40,1);
ndvi_y = zeros(40,1);
lai_m = zeros(40,1);
lai_t = zeros(40,1);

r2_m = zeros(30,1);
rmse_m = zeros(30,1);
bias_m = zeros(30,1);
r2_t = zeros(30,1);
rmse_t = zeros(30,1);
bias_t = zeros(30,1);
r_m = zeros(30,1);
r_t = zeros(30,1);

co_m = zeros(30,6);
co2 = zeros(4,4);
co_t = zeros(30,4);

% Output Filename
filename = 'linear model';

NDVI_n_m = sprintf('A%d:A%d',2,81);
NDVI_n_t = sprintf('B%d:B%d',2,81);

data_x = xlsread('DATA-80.xlsx',NDVI_n_m);
data_y = xlsread('DATA-80.xlsx',NDVI_n_t);

iter = 30;
for i = 1:iter

    index = randperm(80);

    % data for make model
    for ind = 1:40
        ndvi_x(ind) = data_x(index(ind));
        ndvi_y(ind) = data_y(index(ind));
    end
    p = polyfit(ndvi_x,ndvi_y,1);
    %p = Exp_Lin_LS(ndvi_x,ndvi_y); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Exponential function)
    %p = Logarithm_Lin_LS(ndvi_x,ndvi_y); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Logarithm function)
    %p = polyfit(ndvi_x,ndvi_y,2); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ 2DP function)
    %p = Power_Lin_LS(ndvi_x,ndvi_y); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Power function)

    co_m(i,1) = p(1);
    co_m(i,2) = p(2);
    %for cal r2 of calibration
    lai_mp = polyval(p,ndvi_x);
    %lai_mp = Exp_Lin_fit(p,ndvi_x); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Exponential function)

```

```

%lai_mp = Logarithm_Lin_fit(p,ndvi_x); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Logarithm function)
%lai_mp = polyval(p,ndvi_x); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ 2DP function)
%lai_mp = Power_Lin_fit(p,ndvi_x); (การวิเคราะห์การถดถอยตัวแปรเดียวแบบ Power function)

[r2m rmsem biasm rm] = result(lai_mp,ndvi_y);
r2_m(i) = r2m;
rmse_m(i) = rmsem;
bias_m(i) = biasm;
r_m(i) = rm;

co_m(i,3)= r2m;
co_m(i,4)= rmsem;
co_m(i,5)= biasm;
co_m(i,6)= rm;

% data for test
for ind = 41:80
    lai_m(ind - 40) = data_x(index(ind));
    lai_t(ind - 40) = data_y(index(ind));
end

%for testing model
lai_tp = polyval(p,lai_m);
[r2t rmset biast rt] = result(lai_tp,lai_t);
r2_t(i) = r2t;
rmse_t(i) = rmset;
bias_t(i) = biast;
r_t(i) = rt;

co_t(i,1)= r2t;
co_t(i,2)= rmset;
co_t(i,3)= biast;
co_t(i,4)= rt;

end

sd_r2_m = std(r2_m);
sd_rmse_m = std(rmse_m);
sd_bias_m = std(bias_m);
sd_r_m = std(r_m);
mean_r2_m = mean(r2_m);
mean_rmse_m = mean(rmse_m);
mean_bias_m = mean(bias_m);
mean_r_m = mean(r_m);

sd_r2_t = std(r2_t);
sd_rmse_t = std(rmse_t);
sd_bias_t = std(bias_t);
sd_r_t = std(r_t);
mean_r2_t = mean(r2_t);
mean_rmse_t = mean(rmse_t);
mean_bias_t = mean(bias_t);
mean_r_t = mean(r_t);

co2_m(1,1) = mean_r2_m;
co2_m(2,1) = mean_rmse_m;
co2_m(3,1) = mean_bias_m;
co2_m(4,1) = mean_r_m;
co2_m(1,2) = max(r2_m);
co2_m(2,2) = max(rmse_m);
co2_m(3,2) = max(bias_m);
co2_m(4,2) = max(r_m);
co2_m(1,3) = min(r2_m);
co2_m(2,3) = min(rmse_m);
co2_m(3,3) = min(bias_m);
co2_m(4,3) = min(r_m);
co2_m(1,4) = sd_r2_m;
co2_m(2,4) = sd_rmse_m;

```

```

co2_m(3,4) = sd_bias_m;
co2_m(4,4) = sd_r_m;

% output data to Excel
xlswrite(filename,data_x,'data','A1');
xlswrite(filename,data_y,'data','B1');

% output model data to Excel
data_Label1 = {'a','b','R2','RMSE','BIAS','R'};
data_Label2 = {'Mean','Max','Min','S.D.'};
data_Label3 = {'R2','RMSE','BIAS','R'};
xlswrite(filename,data_Label1,'model','A1');
xlswrite(filename,data_Label2,'model','I1');
xlswrite(filename,data_Label3,'model','H2');
xlswrite(filename,co_m,'model','A2');
xlswrite(filename,co2_m,'model','I2');

co2_t(1,1) = mean_r2_t;
co2_t(2,1) = mean_rmse_t;
co2_t(3,1) = mean_bias_t;
co2_t(4,1) = mean_r_t;
co2_t(1,2) = max(r2_t);
co2_t(2,2) = max(rmse_t);
co2_t(3,2) = max(bias_t);
co2_t(4,2) = max(r_t);
co2_t(1,3) = min(r2_t);
co2_t(2,3) = min(rmse_t);
co2_t(3,3) = min(bias_t);
co2_t(4,3) = min(r_t);
co2_t(1,4) = sd_r2_t;
co2_t(2,4) = sd_rmse_t;
co2_t(3,4) = sd_bias_t;
co2_t(4,4) = sd_r_t;

% output test data to Excel
data_Label1 = {' ','R2','RMSE','BIAS','R'};
xlswrite(filename,data_Label1,'test','A1');
xlswrite(filename,data_Label2,'test','I1');
xlswrite(filename,data_Label3,'test','H2');
xlswrite(filename,co_t,'test','C2');
xlswrite(filename,co2_t,'test','I2');

fprintf('iter = %d\n',i);
fprintf('*****S D*****\n');
fprintf('*****model*****\n');
fprintf('sd of r2 of calibrations = %.3f\n',sd_r2_m);
fprintf('sd of rmse of calibrations = %.3f\n',sd_rmse_m);
fprintf('sd of bias of calibrations = %.3f\n',sd_bias_m);
fprintf('sd of r of calibrations = %.3f\n',sd_r_m);
fprintf('*****testing model*****\n');
fprintf('sd of r2 of calibrations = %.3f\n',sd_r2_t);
fprintf('sd of rmse of calibrations = %.3f\n',sd_rmse_t);
fprintf('sd of bias of calibrations = %.3f\n',sd_bias_t);
fprintf('sd of r of calibrations = %.3f\n',sd_r_t);
fprintf('\n');
fprintf('***** Mean *****\n');
fprintf('*****model*****\n');
fprintf('mean of r2 of calibrations = %.3f\n',mean_r2_m);
fprintf('mean of rmse of calibrations = %.3f\n',mean_rmse_m);
fprintf('mean of bias of calibrations = %.3f\n',mean_bias_m);
fprintf('mean of r of calibrations = %.3f\n',mean_r_m);
fprintf('*****testing model*****\n');
fprintf('mean of r2 of calibrations = %.3f\n',mean_r2_t);
fprintf('mean of rmse of calibrations = %.3f\n',mean_rmse_t);
fprintf('mean of bias of calibrations = %.3f\n',mean_bias_t);
fprintf('mean of r of calibrations = %.3f\n',mean_r_t);

```

**ภาคผนวก ข-2 MATLAB Code** สำหรับการประมาณค่าดัชนีพื้นที่ใบ ชีวมวล ปริมาตร และอายุแปลงปลูก  
 ยางพาราจากการประมาณค่าแบบไม่ใช้พารามิเตอร์โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs)

```

clc
clear all
iter=10;
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล model prediction (ข้อมูลที่ใช้สอนมี 40 plots)
lai_mp=zeros(40,iter);
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล testing prediction (ข้อมูลที่ใช้ทดสอบมี 40 plots)
lai_tp=zeros(40,iter);
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล R2 ของข้อมูลในการสร้าง model (training)
r2_m=zeros(iter,1);
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล R2 ของข้อมูลในการสร้าง testing
r2_t=zeros(iter,1);
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล RMSE ของข้อมูลในการสร้าง model (training)
rmse_m=zeros(iter,1);
% สร้าง matrix สำหรับเก็บข้อมูล RMSE ของข้อมูลในการสร้าง testing
rmse_t=zeros(iter,1);

ndvi_m=load('ndvi_model.txt');
ndvi_t=load('ndvi_test.txt');
lai_m=load('LAI_model.txt');
lai_t=load('lai_test.txt');
% กำหนดค่า net เป็นแบบ feed forward จำนวน 1 hidden layer ที่มี 5 unit or node และ 1 ชั้น output 1 node
% โดยใช้ transform function เป็น log-sigmoid และ pure linear ตามลำดับโดยใช้วิธีการสอนแบบ Resilient Backpropagation
net=newff(minmax(ndvi_m'),[5,1],{'tansig','tansig'},'trainrp');% training with Resilient Backpropagation
net.trainParam.epochs=6000;
net.trainParam.goal=1e-4;

fprintf('#####training#####\n');
for i=1:iter
    % เริ่ม neural net
    net=init(net);
    % ทำการ training
    net=train(net,ndvi_m',lai_m');
    %for cal r2 of calibration
    % ใช้โครงข่ายที่ผ่านการสอนทำนายค่าจาก inputในที่นี้คือ ndvi ที่เป็นค่าในกาสอนหรือทำโมเดล
    lai_mp(:,i)=sim(net,ndvi_m');
    % ทำ regression ซึ่งจะได้อ่า r ความชัน m และ จุดตัดแกน b
    [m,b,r]=postreg(lai_mp(:,i),lai_m');
    % คำนวณค่า R2 มีทั้งหมด iter ค่า
    r2_m(i,1)=r*r;
    % คำนวณค่า RMSE เฉลี่ย
    mean_r2m=mean(r2_m);
    d=[lai_mp(:,i)-(lai_m)].^2;
    rmse_m(i,1)=sqrt(mean(d));
    mean_rmse_m=mean(rmse_m);
    %for testing model
    % ทำนายค่าโดยใช้ net ที่ผ่านการสอนของข้อมูล testing
    lai_tp(:,i)=sim(net,ndvi_t');
    % ทำ regression
    [m,b,r]=postreg(lai_tp(:,i),lai_t');
    % คำนวณค่า R2 ของข้อมูล testing มีทั้งหมด iter ค่า
    r2_t(i,1)=r*r;
    % คำนวณค่า mean ของ R2 ข้อมูล testing
    mean_r2t=mean(r2_t);
    d=[lai_tp(:,i)-(lai_t)].^2;
    rmse_t(i,1)=sqrt(mean(d));
    % คำนวณค่า RMSE เฉลี่ยของข้อมูล testing
    mean_rmse_t=mean(rmse_t);
end
fprintf('mean of r2 of calibrations=%.3f\n',mean_r2m);
fprintf('mean of rmse of calibrations=%.3f\n',mean_rmse_m);
fprintf('mean of r2 of testing =%.3f\n',mean_r2t);
fprintf('mean of rmse of testing=%.3f\n',mean_rmse_t);

```



## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

ประวัติส่วนตัว นายศิวกา แก้วปลั่ง

วัน เดือน ปี เกิด วันที่ 10 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2515 (ปัจจุบันอายุ 42 ปี)

ที่อยู่ภูมิลำเนา 13 ถนนพิชิตรังสรรค์ 8 อ.เมือง จ.อุบลราชธานี

ที่อยู่ปัจจุบัน 96 ม.11 ม.รุ่งอรุณ ถ.กลางเมือง ต.เมืองเก่า อ.เมือง จ.ขอนแก่น

หมายเลขโทรศัพท์ 081-5475825 E-mail : siwakaewplang@yahoo.com

ประวัติการศึกษา

ประถมศึกษา โรงเรียนอุบลวิทยาคม จ.อุบลราชธานี

มัธยมศึกษา โรงเรียนเบ็ญจะมะมหาราช จ.อุบลราชธานี

ปริญญาตรี วิศวกรรมเกษตร มหาวิทยาลัยขอนแก่น พ.ศ.2538

ปริญญาโท วิศวกรรมทรัพยากรแหล่งน้ำ มหาวิทยาลัยขอนแก่น พ.ศ.2542

ปริญญาเอก เข้าศึกษาหลักสูตร วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต ภาควิศวกรรมสำรวจ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2552

ประวัติการทำงาน

ตำแหน่งวิชาการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์

ใบประกอบวิชาชีพ สามัญวิศวกรโยธา สย.10896

พ.ศ.2538-2539 วิศวกรโยธา บริษัท บีแอลเอ็ม พร๊ิแพบ จำกัด

พ.ศ.2540-2544 อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

พ.ศ.2545-2548 หัวหน้าสาขาวิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัย  
ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

พ.ศ.2549-ปัจจุบัน รองคณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยภาค  
ตะวันออกเฉียงเหนือ