



## รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของ  
พืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้  
Investigation the Calorific Value of Biomass from Agricultural  
Waste of Economic Crops in Thailand by using Near Infrared  
Spectroscopy Technique

ผศ.ดร. นารัถระพี นาคะวัจนะ  
ผศ.ดร. รวิภัทร ลาภเจริญสุข

ได้รับทุนสนับสนุนงานวิจัยจากกองทุนวิจัย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



## รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของ  
พืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้  
Investigation the Calorific Value of Biomass from Agricultural  
Waste of Economic Crops in Thailand by using Near Infrared  
Spectroscopy Technique

ผศ.ดร. นารัถระพี นาคะวัจนะ  
ผศ.ดร. รวิภัทร ลาภเจริญสุข

ได้รับทุนสนับสนุนงานวิจัยจากกองทุนวิจัย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชื่อโครงการ การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้

แหล่งเงิน กองทุนวิจัยสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ประจำปีงบประมาณ.....2560..... จำนวนเงินที่ได้รับการสนับสนุน.....480,000.....บาท

ระยะเวลาทำการวิจัย..... 2..... ปี ตั้งแต่ 7 สิงหาคม 2560 ถึง..... 6 สิงหาคม 2562

ชื่อ-สกุล หัวหน้าโครงการ ผศ.ดร. นารณระพี นาคะวิจัญ

สังกัด คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

## บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ พางข้าว ช้างข้าวโพด แกลบ ชี้อ้อยไม่ ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเห้งยามันสำปะหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ โดยใช้เครื่อง FT-NIR spectrometer ที่ช่วงเลขคลื่น  $12,500 - 3,600 \text{ cm}^{-1}$  แบบ Diffuse reflectance โดยการนำตัวอย่างชีวมวลของพืชทั้ง 5 ชนิดข้างต้นและชีวมวลชนิดอื่น (unknown) ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว เพื่อมาทดสอบความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล ซึ่งสมการทำนายนั้น สร้างจากข้อมูลของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดรวมกับข้อมูลงานวิจัยตัวอย่างชีวมวลของพืชข้างต้น 5 ชนิดของตัวอย่างในปี 2560 เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล และพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริง แล้วสร้างสมการด้วยวิธี Partial least squares regression (PLSR) แบบ Test set validation พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลใช้ค่าการดูดกลืนที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative ร่วมกับ Multiplicative scattering correct (MSC) มีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.9026 ค่า RMSEP เท่ากับ  $342 \text{ Jg}^{-1}$  และค่า Bias เท่ากับ  $45.3 \text{ Jg}^{-1}$  จากนั้นทางผู้วิจัยได้มีการนำแบบจำลองไปใช้งานจริงกับตัวอย่าง unknown พบว่า มีค่าความผิดพลาด (Bias) และค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนาย (SEP) อยู่ในเกณฑ์ที่น้อย ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองการทำนายที่ใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีมีความเป็นไปได้ในการนำมาใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวล

**คำสำคัญ :** ชีวมวล, ค่าความร้อนสูง, เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**Research Title:** Investigation the Calorific Value of Biomass from Agricultural Waste of Economic Crops in Thailand by using Near Infrared Spectroscopy Technique.....

**Researcher:**..... Assistant Professor Dr. Natrapee Nakawajana.....

**Faculty:** .....Engineering.....**Department:** Agricultural Engineering...

## ABSTRACT

This research was to study proximate the HHV (Higher Heating Value) by using prediction model from Thailand economic crops including 5 types of rice straw, corn stove, rice husk, rubber sawdust, and cassava root. However, these methods using near infrared spectroscopy (NIRS) by FT-NIR spectrometer machine in diffuse reflectance mode at wavenumbers of 12,500 – 3,600  $\text{cm}^{-1}$ . Experimenting with 5 types biomass samples and other types of biomass (Unknown) including empty palm bunch, sugarcane leaves and coconut shells. The prediction model based on the data 5 types biomass samples with the data of the same 5 types biomass from samples in 2017 for calculating with the Partial Least squares (PLS) by test set validation. The HHV prediction model of biomass to the absorption spectrum tuning methods by First derivative and Multiplicative scattering correct (MSC) found the value of  $R^2$  0.9026, RMSEP 342  $\text{Jg}^{-1}$ , and Bias 45.3  $\text{Jg}^{-1}$ . So implemented model to use in biomass have error value (Bias) and the standard error of prediction (SEP) is at a low threshold. Therefore, the prediction model form technique of NIRS is can be predicted HHV of biomass and can be used to determine HHV of biomass.

**Keywords:** Biomass, Higher Heating Value, Near Infrared Spectroscopy

## กิตติกรรมประกาศ

การวิจัยครั้งนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง จากแหล่งทุน กองทุนวิจัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2560 จึงขอขอบพระคุณไว้ ณ ที่นี้

ผศ.ดร.นารัถระพี นาคะวัจนะ

ผศ.ดร.รวิภัทร ลาภเจริญสุข



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญภาพ	VII
<b>บทที่ 1 บทนำ</b>	<b>1</b>
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย	3
1.4 วิธีดำเนินการวิจัย	3
1.5 กรอบแนวความคิดของในการวิจัย	5
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	6
<b>บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง</b>	<b>7</b>
2.1 ชีวมวล	4
2.2 ค่าความร้อน (Calorific Value)	15
2.3 ความชื้นในพืช	18
2.4 เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ (NIR Spectroscopy)	18
2.5 การเลือกวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น (Selecting the Data Preprocessing Model Method)	21
2.6 การเลือกจำนวนแฟกเตอร์ที่เหมาะสม (Selecting the Appropriate Number of Factors)	23
2.7 ค่าทางสถิติที่ใช้ในการพิจารณาการสร้างสมการ	27
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	29
<b>บทที่ 3 วิธีการทดลอง</b>	<b>33</b>
3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง	33
3.2 การเตรียมตัวอย่างสำหรับการทดลอง	33
3.3 การวัดการดูดกลืนแสงด้วยเครื่อง FT- NIR Spectrometer	34
3.4 การวัดค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter	35
3.5 การวัดความชื้นอ้างอิง	37
3.6 การวิเคราะห์ผลการทดลอง	37
<b>บทที่ 4 ผลการวิจัย</b>	<b>39</b>
4.1 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล ปี 2560	39
4.2 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของชีวมวลแต่ละชนิด ปี 2560	43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.3 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560	44
4.4 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี 2560	45
4.5 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล ปี 2561	46
4.6 ค่าสถิติของค่าความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของชีวมวลแต่ละชนิด ปี 2561	49
4.7 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561	49
4.8 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี 2561	50
4.9 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวล ปี 2560 และ ปี 2561	51
4.10 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวล ทั้ง 5 ชนิด ปี 2560 และ ปี 2561	55
4.11 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี 2560 และ ปี 2561	56
4.12 ข้อมูลเชิงสถิติจากการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น (Unknown)	56
<b>บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ</b>	<b>58</b>
5.1 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	58
<b>บทที่ 6 สรุปผลผลิตที่ได้จากงานวิจัย</b>	<b>59</b>
6.1 ผลผลิตงานวิจัย	59
<b>บรรณานุกรม</b>	<b>60</b>
<b>ภาคผนวก</b>	<b>62</b>
ภาคผนวก ก วิธีการใช้เครื่อง Bomb Calorimeter	62
ภาคผนวก ข ผลผลิตงานวิจัย	70
ภาคผนวก ค สรุปค่าใช้จ่ายการดำเนินโครงการวิจัย	89
<b>ข้อมูลประวัติคณะผู้วิจัย</b>	<b>91</b>

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ปริมาณของเซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส และลิกนินในวัสดุเหลือใช้หรือกากทางการเกษตร	8
2.2 ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลปี พ.ศ. 2551	12
2.3 สมบัติของชีวมวล	15
2.4 การแบ่งช่วงคลื่นย่านอินฟราเรด	19
2.5 การแปลความหมายของค่า $R^2$	27
2.6 การอธิบายผลของค่า RPD	28
4.1 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด	43
4.2 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด	45
4.3 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด	49
4.4 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561	50
4.5 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560 และ ปี 2561	55
4.6 ข้อมูลเชิงสถิติสำหรับการทำนายค่าความร้อนสูงของ Unknown โดยใช้ PLS model	57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1.1 กรอบแนวคิดของโครงการวิจัย	5
2.1 โครงสร้างทางเคมีของสารประกอบหลักของสารชีวมวล	9
2.2 ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวล	16
2.3 Isoperibol Calorimeter	16
2.4 Adiabatic Calorimeter	17
2.5 ลักษณะคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า	19
2.6 รูปแบบการวัดดูดกลืนแสง	21
2.7 NIR สเปกตรัมของมือคน: วัดแบบการสะท้อนแบบแพร่	22
2.8 ข้อมูลสเปกตรัมและความเข้มข้นในรูปแบบเมทริกซ์	24
2.9 Schematic diagrams for the factorization of the spectral data matrix X	25
3.1 เหม่งมันสำปะหลัง (A), แกลบ (B), ฟางข้าว (C), ชังข้าวโพด (D), ขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (E), คาบและเปลือกมะพร้าว (F), ทะลายปาล์ม (G) และ ใบอ้อย (H)	34
3.2 การเหี่ยวมวลลงในถ้วยควอทซ์	35
3.3 การสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR (MPA, Bruker, Germany)	35
3.4 ตัวอย่างชีวมวลที่ใช้อัดเม็ด	36
3.5 ตัวอย่างชีวมวลที่ได้หลังจากการอัดเม็ด	36
3.6 เครื่องอัดเม็ด (Pellet press)	36
3.7 เครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany)	37
4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าว ปี 2560	40
4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของชังข้าวโพด ปี 2560	40
4.3 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบ ปี 2560	41
4.4 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ด ปี 2560	41
4.5 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหม่งมันสำปะหลัง ปี 2560	42
4.6 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560	42
4.7 สเปกตรัมอนุพันธ์อันดับสองเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560	43
4.8 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูง ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ของ Validation set (A) และ Calibration set (B)	44
4.9 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิด	45
4.10 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2561	46
4.11 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของชังข้าวโพดปี 2561	46
4.12 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบปี 2561	47
4.13 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561	47
4.14 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหม่งมันสำปะหลังปี 2561	48
4.15 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561	48

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.16 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 Calibration set และ Validation set	50
4.17 กราฟ Regression Coefficient Plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิดของตัวอย่างปี 2561	51
4.18 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2560 และปี 2561	52
4.19 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพดปี 2560 และปี 2561	52
4.20 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบปี 2560 และปี 2561	53
4.21 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ปี 2560 และปี 2561	53
4.22 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2560 และปี 2561	54
4.23 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2560 และ ปี 2561	54
4.24 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	55
4.25 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560	56

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันพืชเศรษฐกิจที่สำคัญในประเทศไทยนั้นมีด้วยกันหลากหลายอย่าง สำหรับพืชเศรษฐกิจที่สร้างรายได้จากการส่งออกและจากการทำเกษตรกรรมให้กับประเทศไทยได้อย่างมหาศาล ได้แก่ ข้าว อ้อย มันสำปะหลัง ข้าวโพด ปาล์ม และยางพารา เป็นต้น ซึ่งพืชเศรษฐกิจเหล่านี้ได้รับการสนับสนุนจากภาครัฐให้มีการเพาะปลูกเป็นจำนวนมาก แน่ใจว่าเมื่อมีผลผลิตจำนวนมาก ก็ทำให้มีวัสดุเหลือใช้และเหลือทิ้งจากการเก็บเกี่ยวหรือจากการแปรรูปผลผลิตตามมาเป็นจำนวนมากอีกด้วย เช่นกัน หากทิ้งไว้ก็จะกลายเป็นที่อยู่ของสัตว์ต่าง ๆ รวมไปถึงก่อให้เกิดกลิ่นเหม็นรบกวนได้ ซึ่งถือว่าเป็นปัญหาสำคัญอย่างหนึ่งของเกษตรกรและผู้ผลิตที่จะต้องมีการจัดการกับวัสดุเหลือใช้และเหลือทิ้งเหล่านี้ ที่ผ่านมามีความพยายามในการนำวัสดุเหลือใช้เหล่านี้มาใช้ประโยชน์ เช่น นำมาทำเป็นอาหารสัตว์ วัสดุคลุมดิน ปุ๋ย ไนโตรเจนของการนำมาทำเป็นปุ๋ยพวยยังไม่เป็นที่นิยม เนื่องจากต้องใช้ระยะเวลาในการย่อยสลาย ต่อมาได้มีการนำมาทำเป็นชีวมวล (Biomass) เนื่องจากวัสดุเหล่านี้เมื่อนำมาเผาจะให้พลังงานความร้อนที่สูง ซึ่งเหมาะที่จะนำมาทำเป็นเชื้อเพลิง

ชีวมวล (Biomass) เป็นแหล่งกักเก็บพลังงานของพืชในการสังเคราะห์แสงหรือเจริญเติบโต โดยอาศัยแสงอาทิตย์ จากนั้นจึงเปลี่ยนสภาพเป็นของแข็งหรือแปรสภาพเป็นของเหลวที่สามารถนำมาใช้เป็นพลังงานทดแทนการใช้พลังงานฟอสซิล ชีวมวลที่นำมาใช้เป็นพลังงานมาจากแหล่งที่มา 2 แหล่ง ได้แก่ จากการปลูกพืชเพื่อนำมาเป็นเชื้อเพลิงผลิตพลังงานโดยเฉพาะ และจากเศษวัสดุเหลือใช้จากการเก็บเกี่ยวผลผลิตทางการเกษตรหรือการแปรรูปที่สามารถนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงาน ซึ่งประเทศไทยเป็นประเทศที่ทำอุตสาหกรรมทางการเกษตรเป็นหลัก มีพืชหลากหลายชนิดที่เป็นชีวมวลเหลือใช้ในทางการเกษตรและมีศักยภาพสูงที่สามารถนำมาเป็นพลังงานทดแทนได้หลายชนิด เช่น ฟางข้าว แกลบ เหม้ามันสำปะหลัง ชังข้าวโพด ชานอ้อย กะลาปาล์ม ชี้อ้อยไม้ยางพารา เป็นต้น (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554) ตัวอย่างเช่น ข้าวเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยที่มีการเพาะปลูกกันทั่วประเทศ เมื่อเก็บเกี่ยวผลผลิตจะได้ข้าวเปลือกและเหลือเศษฟางข้าว เมื่อข้าวเปลือกถูกนำไปสีข้าวที่โรงสีจะได้ข้าวสาร รำและแกลบ ซึ่งฟางข้าวและแกลบเป็นเชื้อเพลิงที่ดี เพราะมีความชื้นต่ำอีกทั้งแกลบยังมีขนาดเล็กอีกด้วย เหมาะกับการนำไปเป็นเชื้อเพลิงในโรงงานอุตสาหกรรม หรือมันสำปะหลังได้มีการนำส่วนหมักมาเป็นชีวมวล เพราะเป็นส่วนที่เหลือจากการตัดหัวมันสำปะหลังออกไป ซึ่งหมักมันสำปะหลัง สามารถเผาไหม้ให้ความร้อนสูงเทียบเท่าไม้พืนและมีขนาดของหมักมันสำปะหลังไม่ใหญ่จนเกินไป สามารถนำมาเป็นเชื้อเพลิงในระบบเผาไหม้ให้พลังงานความร้อน และเป็นต้นกำลังในการผลิตกระแสไฟฟ้า จึงจัดว่าเป็นชีวมวลที่มีศักยภาพในการนำมาเผาไหม้ หรือไม่ว่าจะเป็นข้าวโพด โดยจะนำส่วนของชังข้าวโพดที่เหลือจากการนำเมล็ดออกแล้ว สามารถนำไปเผาเป็นถ่านอัดแท่งได้ นอกจากนี้วัสดุเหลือใช้จากการเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แปรรูปไม่ย่างพารา อาทิเช่น ชี้อ้อยไม่ย่างพาราจะถูกนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงให้ความร้อนในการอบไม่ย่างพาราหรือในโรงงานแปรรูปย่างพาราไม่ย่างพาราและบางส่วนถูกนำไปจำหน่ายเป็นเชื้อเพลิง คือนำไปอัดเป็นไม้อัดและเผาถ่าน บางส่วนจะถูกนำไปเป็นวัสดุใช้ในการเพาะเห็ดฟาง ในแต่ละปีประเทศไทยมีชีวมวลที่มีศักยภาพนำมาใช้ประโยชน์ในด้านพลังงานประมาณ 72 ล้านตัน เทียบได้เท่ากับถ่านหินลิกไนต์ 54 ล้านตัน วัสดุเหลือใช้จากการเก็บเกี่ยวผลผลิต เช่น ใบอ้อย ยอดอ้อย ฟางข้าว แกลบ เหม้งมันสำปะหลัง รวมแล้วประมาณ 36 ล้านตัน (สำนักพัฒนาการถ่ายทอดเทคโนโลยี, 2550) ตัวอย่างเช่น เมื่อนำค่าความร้อนของแกลบซึ่งเป็นวัสดุเหลือใช้จากข้าว มีค่าเท่ากับ 14.49 เมกะจูลต่อหน่วยมาเปรียบเทียบกับค่าความร้อนที่ได้จากถ่านหินลิกไนต์จาก อ.แม่เมาะที่มีค่าเท่ากับ 10.47 เมกะจูลต่อหน่วย หรือจะเปรียบเทียบกับค่าความร้อนของชี้อ้อยไม่ย่างพาราที่มีค่าเท่ากับ 10.88 เมกะจูลต่อหน่วย ซึ่งจะเห็นว่ามีความร้อนที่สูงใกล้เคียงกับถ่านหินลิกไนต์

ชีวมวลแต่ละชนิดจะมีพลังงานจากการเผาไหม้ที่ไม่เท่ากัน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปริมาณความจุพลังงานของชีวมวลนั้น ๆ พลังงานของชีวมวลคือพลังงานความร้อนจากการเผาไหม้สามารถวัดความร้อนโดยใช้เครื่อง Bomb calorimeter ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวัดค่าพลังงานที่ใช้ในการเผาไหม้โดยจะใช้เวลาประมาณ 15-20 นาที ในการตรวจสอบ และมีค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูงอยู่ที่ประมาณตัวอย่างละ 1,000 บาท อีกทั้งยังต้องทำลายตัวอย่างโดยการนำไปเผา จึงได้มีการคิดที่จะนำเทคนิคที่ใช้เวลาในการตรวจสอบไม่นานและไม่เป็นการทำลายตัวอย่างนั้นก็คือ เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ที่ผ่านมาเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ได้ถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบคุณภาพชีวมวลในต่างประเทศอย่างแพร่หลาย แต่สำหรับในประเทศไทยพบว่ามีไม่มากนัก อาทิเช่น การใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มาทำนายค่าความร้อนและความชื้นของเมล็ดสับดูต้าหลังจากสกัดน้ำมันออก (Posom and Sirisomboon 2015) ใช้เพื่อทำนายค่าความร้อนและองค์ประกอบต่างๆในข้าวฟ่าง (Zhang et al.2017) ใช้ในการทำนายค่าความร้อนและปริมาณเถ้าของเศษไม้เพื่อนำมากำหนดคุณภาพ (Mancini et al.2018) รวมไปถึงได้เคยมีการทำวิจัยการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย 5 ชนิดด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ได้แก่ ฟางข้าว แกลบ เหม้งมันสำปะหลัง ซึ่งข้าวโพด และชี้อ้อยไม่ย่างพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (จารุวัฒน์ 2018) และเพื่อเพิ่มเสถียรภาพของแบบจำลองการทำนายทางผู้วิจัยจึงได้ทำการเก็บข้อมูลของพืชตัวอย่างเพิ่มอีก 1 ปี จากนั้นทำการพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริงโดยการนำตัวอย่างชีวมวลของพืชทั้ง 5 ชนิดจากแหล่งอื่น ชนิดละ 10 ตัวอย่าง และชีวมวลชนิดอื่น ซึ่งได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมพืช unknown เป็น 80 ตัวอย่าง เพื่อมาทดสอบความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลนั่นเอง

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนที่ใช้ศึกษาความเป็นไปได้ในการนำเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มาใช้ในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย ได้แก่ ฟางข้าว ซึ่งข้าวโพด แกลบ ชี้อ้อยไม่ย่างพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟางและเหม้งมันสำปะหลัง

เอกสารนี้เป็นลิขสิทธิ์ของสำนักงานส่งเสริมการค้าในต่างประเทศ ณ นครเชียงใหม่ และอยู่ภายใต้การนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2.2 ศึกษาความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้ตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากพืชทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเหง้ามันสำปะหลังที่มาจากแหล่งอื่น และชีวมวลชนิดอื่น ได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว

### 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1.3.1 ศึกษาการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อนำมาตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยประเทศประเศไทย จำนวน 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเหง้ามันสำปะหลัง และชีวมวลจากพืชทั้ง 5 ชนิด ช้างต้นที่มาจากแหล่งอื่นชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมถึงชีวมวลชนิดอื่น (Unknown) จำนวน 3 ชนิด ชนิดละ 10 ตัวอย่าง ซึ่งได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว รวม ทั้งสิ้น 80 ตัวอย่าง

1.3.2 ศึกษาผลของสัญญาณที่ได้จากเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ที่วัดด้วยเครื่อง FT – NIR Spectrometer ที่ช่วงเลขคลื่น 12,500 – 3,600  $\text{cm}^{-1}$  ด้วยการวัดแบบสะท้อนแบบแพร่ (Diffuse reflectance) และนำผลของสัญญาณไปวิเคราะห์เพื่อหาค่าความร้อนของชีวมวลแต่ละชนิด

1.3.3 สร้างแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นและค่าความร้อนของพืชตัวอย่างแต่ละชนิดจากข้อมูลในปี 2560 และ 2561 รวม 60 ตัวอย่าง

1.3.4 สร้างแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นและค่าความร้อนของตัวอย่างในปี 2560 และ 2561 รวม 300 ตัวอย่าง และนำแบบจำลองที่ได้ไปทำนายค่าความร้อนของพืช unknown จำนวน 80 ตัวอย่าง

### 1.4 วิธีดำเนินการวิจัย

1.4.1 ทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับพืชชีวมวลทั้ง 5 ชนิดที่ใช้เป็นตัวอย่างในการทดลอง เช่น สมบัติของชีวมวลแต่ละชนิด รอบการปลูกและเก็บเกี่ยวพืชเศรษฐกิจและชีวมวลเศรษฐกิจเหล่านั้น พื้นที่เพาะปลูกและผลผลิต การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลโดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ เป็นต้น

#### 1.4.2 การทดลองและเก็บตัวอย่างในปีที่ 1

1.4.2.1 ในปีที่ 1 จะทำการทดลองกับตัวอย่างตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว, แกลบ, เหง้ามันสำปะหลัง, ชังข้าวโพด และชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางชนิดละ 20 ตัวอย่าง รวมทั้งสิ้น 100 ตัวอย่าง โดยการสุ่มตัวอย่างจากหลากหลายพื้นที่ของประเทศไทย ตัวอย่างชีวมวลแต่ละชนิดจะถูกนำมาสับและตากแห้งเป็นเวลา 7 วัน (ในวันที่แดดจัด) แล้วทำการบดให้มีขนาดอนุภาคเล็กกว่า 2 mm จากนั้นเก็บตัวอย่างที่บดแล้วในถุงอลูมิเนียมกันความชื้นที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อการวิจัยเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นประโยชน์หรือมีความรู้  
ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มวล (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554) ซึ่งจะแสดงช่วงเดือนที่มีการเก็บเกี่ยวพืชชีวมวลนั้นๆ คือ ฟางข้าวและแกลบจะทำการทดลองในเดือนตุลาคมถึงพฤศจิกายน ซึ่งข้าวโพดทำการทดลองในเดือนธันวาคม เหง้ามันสำปะหลังทำการทดลองในเดือนมกราคม และขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางจะทำการทดลองในเดือนกุมภาพันธ์

1.4.2.2 สแกนตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิด (100 ตัวอย่าง) ด้วยคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้ จะได้ข้อมูลเชิงแสง (Optical data) ของชีวมวลรวม 100 ตัวอย่าง ที่ห้องปฏิบัติการศูนย์วิจัยเนียร์ อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีของผลผลิตเกษตรและอาหาร ([www.nirsresearch.com](http://www.nirsresearch.com)) ของหลักสูตรวิศวกรรมเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง โดยใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) ที่ช่วงเลขคลื่น 12,500-3,600  $\text{cm}^{-1}$  ข้อมูลเชิงแสงของแต่ละตัวอย่างร่วมกับข้อมูลที่ได้จากวิธีมาตรฐาน (ดูข้อ 13.1.2.3) นำมาสร้างสมการแคลิเบรชัน (calibration model) (ดูข้อ 13.1.2.4) เพื่อทำนายค่าความร้อน (Calorific Value)

1.4.2.3 แต่ละตัวอย่างหลังจากสแกนด้วยคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้แล้ว จะถูกนำไปวิเคราะห์ค่าความร้อน โดยการวิเคราะห์ค่าความร้อนนั้นจะทำการสุ่มตัวอย่างหนัก 0.5-1.0 g (ซึ่งน้ำหนักโดยใช้ electronic balance (AR2140 Adventure, OHAUSS, ความละเอียด 0.0001 g) แล้ววิเคราะห์ค่าความร้อน โดยใช้เครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) แบบ Isoperibol

1.4.2.4 การสร้างสมการแคลิเบรชัน ทำโดยสุ่ม 70% ของ 100 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าน้อยที่สุดและมากที่สุด) และข้อมูลเชิงแสงของคลื่นอินฟราเรดย่านใกล้ สร้างความสัมพันธ์ด้วยเทคนิค Partial least squares regression โดยสเปกตรัมไม่มีหรือมีการจัดการเบื้องต้นด้วยวิธีต่างๆ เช่น Constant offset elimination, Straight line subtraction, Vector normalization (SNV), Min-max normalization, Multiplicative scattering correction (MSC), First derivative, Second derivative, First derivative + Straight line subtraction, First derivative + SNV และ First derivative + MSC ซึ่งจะทำให้ได้สมการสำหรับการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล

1.4.2.5 การพิสูจน์สมการแคลิเบรชัน (Validation) โดยใช้ข้อมูลเชิงแสง (Optical data) 30% ของตัวอย่างที่เหลือจากการสร้างสมการแคลิเบรชัน แทนค่าไปในสมการดังกล่าวซึ่งจะได้ค่าความร้อน จากนั้นวิเคราะห์ความแม่นยำของสมการและความผิดพลาดในการทำนายโดยเปรียบเทียบกับค่าวัดจริงโดยวิธีมาตรฐานของตัวอย่าง 30% ที่เหลือ โดยคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (coefficient of determination,  $R^2$ ) ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการทำนาย (Root Mean Square error of prediction, RMSEP) และ ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (Bias)

1.4.2.6 สรุปผลการทดลองและเขียนบทความวิจัยเพื่อนำไปเสนอในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ และเขียนบทความเพื่อตีพิมพ์ในระดับนานาชาติ 1 เรื่อง

#### 1.4.3 การทดลองและเก็บตัวอย่างในปีที่ 2

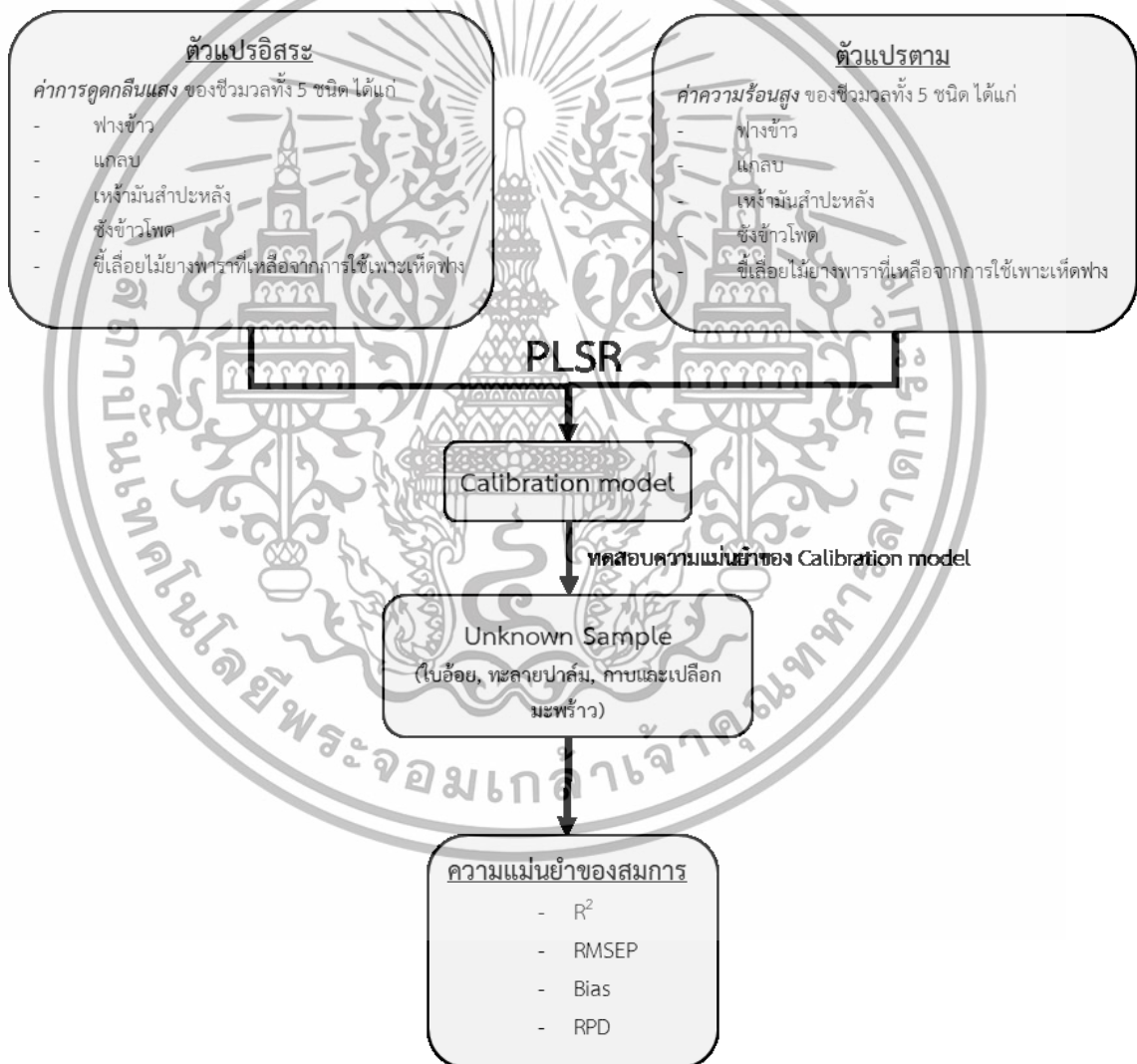
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.4.3.1 ในปีที 2 ทำการทดลองเช่นเดียวกันตั้งแต่ข้อ 13.1.2.1 ถึง 13.1.2.5 แต่ในการสร้างสมการแคลิเบรชัน จะสร้างจากข้อมูลของตัวอย่างที่ทำการทดลองทั้งในปีที่ 1 และ 2 คือ ทำการสุ่ม 70% ของ 200 ตัวอย่าง

1.4.3.2 ทำการพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริง โดยการเก็บตัวอย่างชีวมวลชนิดอื่นและมาจากแหล่งอื่น (Unknown) (ที่ไม่ใช่แหล่งเดียวกับที่สร้างสมการแคลิเบรชัน ในข้างต้น) จำนวน 30 ตัวอย่าง แล้วทดสอบสมรรถนะของแบบจำลอง

1.4.3.3 สรุปผลการทดลองและเขียนบทความวิจัยเพื่อนำไปเสนอในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

## 1.5 กรอบแนวความคิดในการวิจัย



ภาพที่ 1.1 กรอบแนวความคิดของโครงการวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

16.1 ได้แบบจำลองจากเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ที่มาจากข้อมูลตัวอย่าง 2 ปี คือ ปี 2560 และปี 2561

16.2 เพิ่มความเสถียรให้กับแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนที่สามารถนำมาใช้ในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยและพืชunknown



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

### แนวคิด ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ชีวมวล

##### 2.1.1 พลังงานชีวมวล

ชีวมวล (Biomass) หมายถึง วัตถุหรือสสารที่ได้จากธรรมชาติหรือสิ่งมีชีวิตโดยไม่ผ่านการกลายเป็นเชื้อเพลิงฟอสซิล ซึ่งประเทศไทยเป็นประเทศเกษตรกรรม มีผลผลิตทางการเกษตรหลากหลายชนิด เช่น ข้าว น้ำตาล มันสำปะหลัง ยางพาราและน้ำมันปาล์ม เป็นต้น

ในอดีตชีวมวลส่วนใหญ่ จะถูกทิ้งซากให้เป็นปุ๋ยอินทรีย์ภายในพื้นที่การเพาะปลูกหรือบางครั้งเกษตรกรกำจัดโดยการเผาทำลาย ซึ่งเป็นการสร้างมลพิษให้กับสิ่งแวดล้อม แต่อันที่จริงแล้วชีวมวลเหล่านี้มีคุณสมบัติในการเป็นเชื้อเพลิงอย่างดีและให้ค่าพลังงานความร้อนในระดับที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้และเนื่องจากภาวะถดถอยของแหล่งพลังงาน จึงได้มีการแสวงหาแหล่งพลังงานทดแทนที่มีศักยภาพและมีปริมาณที่มากพอ ดังนั้นชีวมวลจึงเป็นเป้าหมายสำคัญที่ถูกพิจารณา เพื่อเป็นทางเลือกของแหล่งพลังงานใหม่

การใช้ประโยชน์จากพลังงานชีวมวล สามารถนำไปเป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงานความร้อนไอน้ำหรือผลิตเป็นกระแสไฟฟ้า ดังนั้นการนำชีวมวลมาใช้จึงช่วยลดการสูญเสียเงินตราต่างประเทศในการนำเข้าเชื้อเพลิงและสร้างรายได้ให้กับคนในท้องถิ่น นอกจากนี้การผลิตพลังงานจากเชื้อเพลิงชีวมวลด้วยเทคโนโลยีที่เหมาะสม จะไม่ก่อให้เกิดมลภาวะและไม่สร้างสภาวะเรือนกระจก เนื่องจากการปลูกทดแทนทำให้ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์เกิดการหมุนเวียนและไม่มีการปลดปล่อย สำหรับในประเทศไทยนั้น นอกเหนือจากพลังงานแสงอาทิตย์แล้ว พลังชีวมวลจัดได้ว่าเป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจสำหรับการใช้เป็นพลังงานหลักทดแทนเชื้อเพลิงฟอสซิล (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

##### 2.1.2 องค์ประกอบของสารชีวมวล (คู่มือสารชีวมวลเอเชีย, 2008)

###### 2.1.2.1 ภาพรวมขององค์ประกอบของสารชีวมวล

สารชีวมวลนั้นมีหลากหลายชนิดซึ่งมีองค์ประกอบต่างกัน องค์ประกอบหลักของชีวมวลได้แก่ เซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส ลิกนิน แต่ปริมาณขององค์ประกอบจะแตกต่างกันดังแสดงตารางที่ 2.1 สารชีวมวลต่างชนิดกัน ย่อมมีองค์ประกอบต่างกัน เช่น ธัญพืชมีแป้งมาก ในขณะที่ของเสียจากปศุสัตว์มีโปรตีนมาก เนื่องจากมีโครงสร้างทางเคมีที่แตกต่างกัน จากทัศนคติของการใช้พลังงานสารชีวมวลที่ประกอบด้วย ลิกโนเซลลูโลส จะประกอบไปด้วยเซลลูโลสและลิกนินจำนวนมาก เช่น ต้นไม้

###### 2.1.2.2 องค์ประกอบทั่วไปของสารชีวมวล

1) เซลลูโลส เป็นโพลีแซคคาไรด์ที่ดิกลูโคสถูกเชื่อมต่อกันด้วยพันธะเบต้ากลูโคซิดิกซึ่งมีสูตรโมเลกุลเป็น  $(C_6H_{12}O_6)_n$  คือ ดิกรีของโพลิเมอร์ไรเซชันซึ่งมีความกว้างตั้งแต่หลายพันจนถึงหลายหมื่นจำนวนผลลัพธ์ของการไฮโดรไลซิสเซลลูโลสคือ ดิกลูโคส (โมโนแซคคาไรด์) แต่บางส่วนให้ผลลัพธ์เป็นไดแซคคาไรด์ (เซลลูไบโอส) และโพลีแซคคาไรด์ซึ่งมีลำดับ  $n =$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ตีพิมพ์ในวารสารวิชาการเพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ดูแลเห็นเป็นประโยชน์ในการนำ  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3 ถึง 10 เซลลูโลสมีโครงสร้างเป็นผลึกและต้านทานต่อการกัดและต่าง รูป 2.1-a แสดงโครงสร้างสูตรของเซลลูโลส

ตารางที่ 2.1 ปริมาณของเซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส และลิกนินในวัสดุเหลือใช้หรือกากทางการเกษตร

วัสดุคอกบเซลลูโลส	เซลลูโลส (%)	เฮมิเซลลูโลส (%)	ลิกนิน (%)
ซังข้าวโพด <sup>1</sup>	33.6	37.2	19.3
ฟางข้าว <sup>1</sup>	44.3	35.5	20.4
แกลบ <sup>1</sup>	34.4	29.3	19.2
เหง้ามันสำปะหลัง <sup>2</sup>	21.5	12.9	21.8
ไม้ยางพารา <sup>3</sup>	42.3	34.7	24.0
อ้อย <sup>4</sup>	33.4	30	18.9
ต้นปาล์ม <sup>4</sup>	37.1	30.6	22.32
มะพร้าว <sup>5</sup>	51.3	11.7	30.7

ที่มา: <sup>1</sup> Dolly and Radhika (2018)

<sup>2</sup> Pitcha et al. (2012)

<sup>3</sup> รัฐการณ์ และคณะ (2558)

<sup>4</sup> พรณวิไล (2545)

<sup>5</sup> Zhang et al. (2018)

2) เฮมิเซลลูโลส เป็นโพลีแซคคาไรด์ซึ่งมีจำนวนยูนิตคาร์บอนเท่ากับ 5 โมโนแซคคาไรด์รวมถึง ดีไซโลสและดีอะราไบโนส และ คาร์บอนเท่ากับ 6 โมโนแซคคาไรด์รวมถึง ดีแมนโนส ดีกาแลคโตสและดีกลูโคส โมโนแซคคาไรด์ที่มีคาร์บอนเท่ากับ 5 มีจำนวนมากกว่า โมโตโนแซคคาไรด์ที่มีคาร์บอนเท่ากับ 6 สูตรโมเลกุลโดยเฉลี่ยคือ  $(C_5H_8O_4)_n$  เนื่องจากดีกรีโพลีเมอร์ไรเซชันของเฮมิเซลลูโลสเท่ากับ 50 - 200 โดยมีขนาดเล็กกว่าเซลลูโลส จึงสามารถสลายพันธะได้ง่ายกว่าเซลลูโลส และ เฮมิเซลลูโลสเป็นจำนวนมากสามารถสลายได้ในสารละลายเบส เฮมิเซลลูโลสทั่วไปคือไซแลน ซึ่งประกอบด้วยไซโลสด้วยพันธะ 1,4 รูป 2.1-c แสดงสูตรโครงสร้างของไซแลน เฮมิเซลลูโลสอื่น ๆ ได้แก่กลูโคแมนแนน อย่างไรก็ตามเซลลูโลสทั้งหมดขึ้นกับชนิดและส่วนของพืช

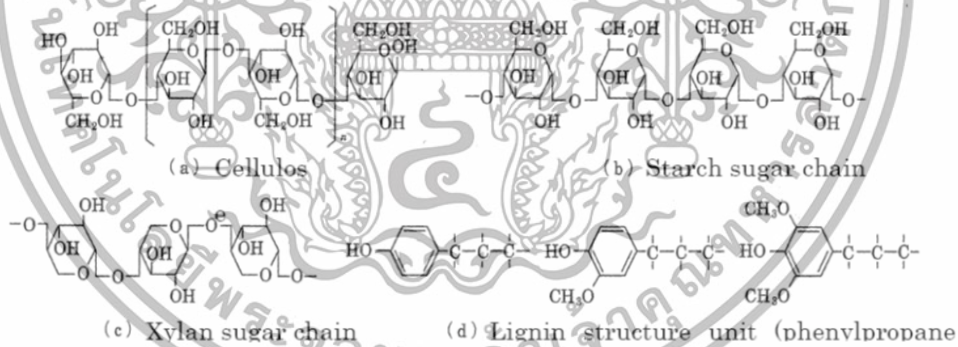
3) ลิกนิน เป็นสารประกอบที่ประกอบด้วย ยูนิตฟีนิลโพรเพนและอนุพันธ์ ซึ่งเชื่อมกันเป็นสามมิติ โครงสร้างนั้นซับซ้อนและยังไม่มีกรเข้าใจอย่างแท้จริง รูป 2.1-d แสดงยูนิตที่ประกอบกันเป็นลิกนิน โครงสร้างสามมิตินั้นยากที่จะสลายโดยจุลชีพและสารเคมี นอกจากนั้นยังมีความแข็งแรงทางกลและการป้องกันร่วมด้วย เซลลูโลส เฮมิเซลลูโลสและลิกนินถูกพบอย่างสากลในสารชีวมวลชนิดต่าง ๆ และแหล่งคาร์บอนธรรมชาติจำนวนมากมายบนโลก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4) แป้ง คล้ายเซลลูโลส แป้งเป็นโพลีแซคคาไรด์ที่ประกอบด้วยยูนิ ตของดีกลูโคส แต่ถูกเชื่อมกันโดยพันธะแอลฟาไกลูโคไซด์ิก เนื่องจากความต่างของโครงสร้างพันธะ เซลลูโลสละลายน้ำ แต่บางส่วนของแป้ง ในรูป 2.1-b จะละลายในน้ำร้อน (อะไมโลสที่มีน้ำหนัก โมเลกุลตั้งแต่ 10,000 จนถึง 50,000 ประมาณ 10% - 20% ของแป้ง) และบางส่วนที่ไม่ละลาย (อะ ไมโล-18- เพกซิน ซึ่งมีน้ำหนักโมเลกุลตั้งแต่ 50,000 ถึง 100,000 ประมาณ 80%-90% ของแป้ง) แป้ง ถูกพบในเมล็ด ราก และลำต้น ซึ่งถือเป็นอาหาร

5) โปรตีน เป็นสารประกอบโมเลกุลขนาดใหญ่ซึ่งกรดอะมิโนหลาย ตัวถูกโพลีเมอร์ไรซ์เข้าด้วยกัน คุณสมบัติต่างกันขึ้นกับชนิดของกรดอะมิโนและอัตราส่วนของ องค์ประกอบของกรดอะมิโนและลำดับของโพลีเมอร์ไรเซชัน โปรตีนไม่ใช่สารประกอบพื้นฐานของ สารชีวมวลและมีสัดส่วนน้อยกว่าสามสารข้างต้นที่กล่าวมา

6) สารอื่น ๆ (อินทรีย์และอนินทรีย์) ปริมาณของสารประกอบ อินทรีย์อื่น ๆ มิได้หลากหลายขึ้นกับชนิด สารอินทรีย์ที่มีจำนวนมากได้แก่ กลีเซอรอล (ตัวอย่าง เช่น น้ำมันผักกาดก้านขาว น้ำมันปาล์ม และน้ำมันจากพืชชนิดต่าง ๆ) และซูโครสในอ้อยและต้นบีท ตัวอย่างอื่น ๆ เช่น อัลคาลอยด์ รงควัตถุ เทอร์ปีน และซีมีน ถึงแม้ว่าจะพบสารเหล่านี้ได้น้อยแต่คุณค่า มากเนื่องจากใช้เป็นส่วนผสมของยาสารชีวมวลนั้นประกอบไปด้วยสารประกอบอินทรีย์โมเลกุลขนาดใหญ่ แต่ยังคงประกอบด้วยสารอนินทรีย์เช่นซีลีเนียมในจำนวนน้อย ธาตุโลหะพื้นฐานได้แก่ แคลเซียม โพแทสเซียม ฟอสฟอรัส แมกนีเซียม ซิลิกอน อลูมิเนียม เหล็กและโซเดียม สารและปริมาณขึ้นกับ ชนิดของวัตถุดิบตั้งต้น



ภาพที่ 2.1 โครงสร้างทางเคมีของสารประกอบหลักของสารชีวมวล

ที่มา : คู่มือสารชีวมวลเอเชีย (2008)

### 2.1.3 พืชเชื้อเพลิงชีวมวลของประเทศไทย

#### 2.1.3.1 ข้าว

เป็นพืชระยะสั้น ใช้เวลาปลูก 3-4 เดือน มีพื้นที่การเพาะปลูกมากที่สุด ประมาณ 69.35 ล้านไร่ (ปี พ.ศ. 2552) ซึ่งถือว่ามากที่สุด ในบรรดาพืชทั้งหมด และข้าวก็เป็นพืชที่ ต้องการน้ำมากที่สุดเช่นกัน สามารถจำแนกตามลักษณะการปลูกได้ 2 แบบ ได้แก่ ข้าวนาปี และ ข้าว นาปรัง กล่าวคือ ข้าวนาปี คือข้าวที่ปลูกในฤดูฝน ซึ่งมีการเพาะปลูกครอบคลุมทุกภาคในประเทศไทย สามารถเก็บเกี่ยวได้ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือนเมษายน และข้าวนาปรัง คือ ข้าวที่ปลูกนอกฤดูฝน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนใหญ่อยู่ในเขตชลประทาน จะเริ่มเก็บเกี่ยวได้ในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ถึงเดือนตุลาคม เศษวัสดุที่เหลือจากการเกษตรหรือชีวมวลจากข้าว ได้แก่ แกลบ และฟางข้าว (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

### 2.1.3.2 มันสำปะหลัง

เป็นพืชล้มลุกชนิดหนึ่ง ใช้ระยะเวลาการให้ผลผลิตประมาณ 8-13 เดือน ขึ้นอยู่กับพันธุ์ที่ปลูก ปัจจุบันปลูกมากในภาคอีสานตอนใต้และภาคตะวันออก ได้แก่ จังหวัด นครราชสีมา สระแก้ว ชัยภูมิ และกำแพงเพชร เป็นต้น มันสำปะหลังแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ ชนิด ขมและชนิดหวาน ซึ่งชนิดขมนิยมปลูกในประเทศ แต่ไม่เหมาะสำหรับการบริโภคโดยตรง เนื่องจากมี กรดไฮโดรไซยานิคสูง เป็นพิษต่อร่างกาย ต้องนำไปแปรรูปเป็นมันอัดเม็ดและมันเส้นซึ่ไปผสมกับ หัวมันสดเพื่อลดต้นทุนและใช้เพื่อเลี้ยงสัตว์ เช่น สุกร โคนมและโคเนื้อ หรือนำแป้งมันเพื่อใช้ใน อุตสาหกรรมอาหาร สำหรับชนิดหวานส่วนใหญ่ปลูกไว้รอบๆบ้านเพื่อการบริโภค นำมานึ่งหรือทอด ชีวมวลจากมันสำปะหลังที่นำมาใช้ประโยชน์ด้านพลังงานได้ ได้แก่ เหย้า และลำต้นของมันสำปะหลัง (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

### 2.1.3.3 ข้าวโพด

เป็นพืชล้มลุก ใช้ระยะเวลาปลูกผลผลิต 3-4 เดือน เช่นเดียวกับข้าว ข้าวโพดที่ปลูกในประเทศไทย มี 2 ประเภท คือ ข้าวโพดหวานสำหรับบริโภคโดยตรงและข้าวโพด เลี้ยงสัตว์สำหรับผสมในอาหารสัตว์ ซึ่งมีสัดส่วนการปลูกมากกว่าข้าวโพดหวานมาก และมีความสำคัญ ต่ออุตสาหกรรมสัตว์ โดยทั่วไปการปลูกข้าวโพดมี 2 ช่วง รุ่นที่ 1 ปลูกในช่วงเดือนพฤษภาคมถึงเดือน ตุลาคม เก็บเกี่ยวผลผลิตอยู่ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือนกุมภาพันธ์ รุ่นที่ 2 ปลูกในช่วงเดือน พฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคม มีช่วงเก็บเกี่ยวผลผลิตอยู่ในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ถึงเดือนมิถุนายน พื้นที่ ส่วนใหญ่ที่เพาะปลูกอยู่ที่ภาคเหนือ ภาคอีสานตอนล่างและภาคกลาง ได้แก่ จังหวัดเพชรบูรณ์ นครราชสีมา ลพบุรี นครสวรรค์ น่าน เลย และตากเศษวัสดุที่เหลือจากปาล์มที่นำมาใช้ประโยชน์เป็น ชีวมวล ได้แก่ ชัง และลำต้นข้าวโพด (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวง พลังงาน, 2554)

### 2.1.3.4 ยางพารา

เป็นไม้ที่ถูกนำมาแปรรูปมากที่สุดในช่วงที่ผ่านมา พื้นที่เพาะปลูก มากกว่า 80% ของพื้นที่ทั้งหมดอยู่ในภาคใต้ ผลผลิตของยางพารา คือ น้ำยาง และเมื่อต้นยางพารามี อายุประมาณ 25-30 ปี การผลิตน้ำยางจะหมดสภาพลง โดยที่ยางพาราที่หมดสภาพเหล่านี้จะถูกโค่น เพื่อนำไม้ยางเข้าสู่กระบวนการแปรรูปเป็นเฟอร์นิเจอร์ต่อไป ซึ่งการโค่นไม้ยางพารานั้น มักจะทำการ โค่นในช่วงฤดูแล้ง (ช่วงเดือนธันวาคมถึงพฤษภาคม) เนื่องจากง่ายต่อการเข้าไปในพื้นที่ โดยจังหวัด ที่มีการโค่นไม้ยางพาราสูง ได้แก่ จังหวัดสุราษฎร์ธานี สงขลา ตรัง และนครศรีธรรมราช โดยวัสดุที่เหลือทิ้งในสวนยางพาราประกอบด้วย ไม้และส่วนปลายยอด กิ่ง ก้านและใบ ตอไม้และรากไม้ ซึ่ง วัสดุเหลือทิ้งเหล่านี้ เกษตรกรนิยมนำไปเผาทิ้งหรือบางส่วนอาจนำไปเป็นวัตถุดิบเพื่อใช้ในการเผา ถ่าน (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน , 2554)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.1.3.5 อ้อย

ประเทศไทยมีพื้นที่ปลูกอ้อยประมาณ 6 ล้านไร่ คิดเป็นผลผลิตประมาณ 66.8 ล้านตัน /ปี จากข้อมูลสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตรปี พ.ศ. 2552 พื้นที่ปลูกอ้อยส่วนใหญ่อยู่ในเขตภาคกลาง ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และ ภาคเหนือ ไม่พบการปลูกอ้อยโรงงานในพื้นที่ภาคใต้ สำหรับแหล่งผลิตที่สำคัญในประเทศ ได้แก่ กาญจนบุรี นครสวรรค์ นครราชสีมา ขอนแก่น และ กำแพงเพชร อ้อยเป็นพืชไม้ล้มลุกใช้ระยะเวลาให้ผลผลิตประมาณ 1 ปี และมีช่วงฤดูเก็บเกี่ยวเพียง 6-7 เดือน ตั้งแต่ เดือนพฤศจิกายน ถึง เดือนพฤษภาคม ของปีถัดไป ซึ่งต่างจากพืชอื่นๆ อ้อยเป็นพืชปลูกง่าย เพียงแต่นำพันธุ์ (ส่วนที่เป็นลำต้น) มาปักลงในดิน ช่วงเวลาการเก็บเกี่ยวอ้อยโรงงานที่เหมาะสมควรเก็บเกี่ยวที่อายุ 10-14 เดือน หลังจากเก็บเกี่ยวแล้วต่อที่เหลืออยู่ยังสามารถเจริญเติบโตได้อีกในปีถัดไป (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน , 2554)

### 2.1.3.6 มะพร้าว

มะพร้าวเป็นพืชยืนต้นอยู่ในตระกูลปาล์ม มะพร้าวออกเป็น 2 ประเภทคือ ประเภทต้นเตี้ยและประเภทต้นสูง สำหรับประเภทต้นเตี้ยนั้นนิยมปลูกไว้เพื่อรับประทานผลอ่อนอายุประมาณ 4 เดือน และ ประเภทต้นสูงนิยมปลูกเป็นมะพร้าวเศรษฐกิจส่วนใหญ่ปลูกเป็นสวนอาชีพเพื่อใช้เนื้อจากผลแก่ อายุประมาณ 11-12 เดือน นำไปประกอบอาหาร หรือเพื่อทำมะพร้าวแห้งใช้ในอุตสาหกรรมน้ำมันพืช ซึ่งในปัจจุบันประเทศที่มีพลเมืองประมาณ 55 ล้านคน จะใช้ผลมะพร้าวประมาณ 990 ล้านผล หรือประมาณ 65% ของผลผลิตทั้งหมด ส่วนที่เหลือประมาณ 35% ของผลผลิตทั้งหมดหรือ 489 ล้านผล พื้นที่ส่วนใหญ่ที่เพาะปลูกอยู่ในภาคใต้ ภาคตะวันออก และภาคตะวันตกคือ ชุมพร นครปฐม สมุทรสาคร ชลบุรี วัสดุที่เหลือใช้ที่นำมาใช้เป็นชีวมวล ได้แก่ กาบเปลือกและกะลามะพร้าว (วาสนา, 2541)

### 2.1.3.7 ปาล์มน้ำมัน

ปาล์มน้ำมันเป็นพืชที่เหมาะสมกับสภาพอากาศร้อนชื้น ดังนั้นปาล์มน้ำมันจึงเจริญเติบโตได้ดีในภาคใต้ของประเทศบริเวณที่ปลูกมากที่สุดคือ จังหวัดกระบี่ สุราษฎร์ธานี ชุมพร สตูล และตรัง สามารถเก็บเกี่ยวผลผลิตทุก 15 วัน จึงใช้แรงงานไม่มากในการเก็บเกี่ยว ช่วงเดือนที่ให้ผลผลิตสูงสุดอยู่ระหว่างเดือนกันยายน ถึง ธันวาคม เนื่องจากน้ำมันปาล์มที่ผลิตได้ยังไม่เพียงพอต่อการอุปโภคบริโภคภายในประเทศ ทำให้พื้นที่ที่เพาะปลูกปาล์มน้ำมันมีการขยายตัวอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้พื้นที่ที่ให้ผลและผลผลิตปาล์มน้ำมันในช่วงปีที่ผ่านมา (ปี พ.ศ.2548-2552) เพิ่มขึ้นในอัตราเฉลี่ยต่อปี 11.65% และ 13.90% ตามลำดับ คาดว่าปริมาณความต้องการน้ำมันปาล์มภายในประเทศเพิ่มมากขึ้น ทั้งนี้เพราะราคาน้ำมันปาล์มในตลาดโลกมีแนวโน้มสูงขึ้น เศรษฐกิจที่เหลือจากการเกษตรหรือชีวมวลจากปาล์ม ที่นำมาใช้ประโยชน์ด้านพลังงาน ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า ทะลายปาล์มและเส้นใย ซึ่งเป็นวัสดุที่เกิดจากกระบวนการทึบน้ำมันปาล์ม (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.1.4 ศักยภาพชีวมวล

ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลแต่ละชนิด ดังแสดงในตารางที่ 2.2 (ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลครั้งล่าสุดคือ ปี พ.ศ. 2551 ครั้งต่อมาคือ ปี พ.ศ. 2556 ยังคงอยู่ในกระบวนการประเมิน)

ตารางที่ 2.2 ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลปี พ.ศ. 2551

พืช	ผลผลิตต่อปี (ล้านตัน)	ชีวมวล	ปริมาณชีวมวลเกิดขึ้น (ล้านตัน)	ปริมาณชีวมวลที่ยังไม่มีการใช้ (ล้านตัน)	ศักยภาพพลังงาน (TJ)
ข้าว	31.508	แกลบ	6.73	3.511	518.29
		ฟางข้าว	35.69	25.647	57,079.99
มันสำปะหลัง	30.088	เหง้า	5.03	1.834	18,230.05
ข้าวโพด	4.616	ซัง	1.02	0.584	6,572.76
ไม้ยางพารา	3.090	ขี้เลื่อย	0.75	0	-
อ้อย	66.816	ยอดและใบ	20.51	13.40	106,530.06
มะพร้าว	1.381	กาบและเปลือก	0.3333	0.464	7534.79
ปาล์มน้ำมัน	8.162	ทะลายปาล์ม	2.97	1.025	18,304.15

ที่มา : กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, 2554

หมายเหตุ : ผลผลิตต่อปี เป็นปริมาณผลผลิตในปี พ.ศ.2552 ของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร

#### 2.1.4.1 ข้าว

เศษวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรหรือชีวมวลที่เกิดขึ้นจากการเพาะปลูกข้าว ได้แก่ แกลบ และฟางข้าว หากพิจารณาเฉพาะชีวมวลจากข้าว สามารถสรุปรายละเอียดได้โดยข้อมูลผลผลิตทางการเกษตรในปีเพาะปลูก พ.ศ. 2551 มีแกลบเกิดขึ้นประมาณ 6.73 ล้านตัน คิดเป็น 21% ของผลผลิตข้าวทั้งหมด และมีฟางเกิดขึ้น 15.69 ล้านตัน คิดเป็น 49% ของผลผลิตข้าวทั้งหมด และคาดว่าจะมีปริมาณฟางข้าวประมาณ 4.63 ล้านตันต่อปี คิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 57,080 TJ

ศักยภาพแกลบที่เกิดขึ้น ณ ปัจจุบัน ส่วนใหญ่นั้นมักจะถูกนำไปทำเป็นเชื้อเพลิงในอุตสาหกรรมต่างๆ เช่น อุตสาหกรรมทำกระดาษ เป็นต้น เนื่องจากมีราคาถูกเมื่อเทียบกับน้ำมันเชื้อเพลิง เช่น น้ำมันเตา ที่มีแนวโน้มด้านราคาสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทำให้แกลบเป็นที่น่าสนใจ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของโรงงานอุตสาหกรรมต่างๆ อีกทั้งเมื่อเผาไหม้แล้วเถ้าที่เกิดขึ้นยังสามารถนำไปเป็นวัตถุดิบในอุตสาหกรรมในการผลิตสารกึ่งตัวนำอีกด้วย ฉะนั้นปริมาณแกลบที่จะเป็นวัสดุเหลือทิ้งทางการเกษตรหรือชีวมวลมีเพียง 38,423 ตันต่อปี หรือคิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 519.47 TJ

#### 2.1.4.2 มັນสำปะหลัง

ชีวมวลที่ได้จากมันสำปะหลังสามารถจำแนกออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรก เหน้ามันสำปะหลังและส่วนที่สองคือ ลำต้น ยอด และใบ ซึ่งจากข้อมูลในปี พ.ศ. 2551 มีปริมาณผลผลิตมันสำปะหลังทั้งประเทศอยู่ที่ 25.15 ล้านตัน จะมีปริมาณวัสดุเหลือใช้ที่เกิดขึ้นจากมันสำปะหลัง (เหน้ามันสำปะหลัง) เกิดขึ้นประมาณ 5.03 ตัน คิดเป็น 20% ของผลผลิตมันสำปะหลังทั้งหมดและคาดว่าจะมีปริมาณเหน้าเหลือทิ้งประมาณ 3.32 ล้านตันต่อปี มีศักยภาพพลังงานประมาณ 18,230.05 TJ ในส่วนของลำต้นของมันสำปะหลังมีปริมาณเฉลี่ยอยู่ที่ 2.26 ล้านตันต่อปี มีศักยภาพพลังงานประมาณ 14,356.63 TJ เนื่องจากส่วนใหญ่ลำต้นจะนำไปใช้เป็นตอพันธุ์

#### 2.1.4.3 ข้าวโพด

ชีวมวลที่ได้จากข้าวโพดสามารถจำแนกออกเป็น 2 ส่วน คือ ชังข้าวโพดและ ส่วนของลำต้น ยอดและใบ ซึ่งจากข้อมูลในปีเพาะปลูก พ.ศ. 2551 มีปริมาณผลผลิตข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ทั้งประเทศ 4.249 ล้านตัน จะมีปริมาณวัสดุเหลือใช้ที่เกิดขึ้นจากข้าวโพด คือ ชังข้าวโพดเกิดขึ้นประมาณ 1.02 ล้านตัน คิดเป็น 24% ของผลผลิตข้าวโพดทั้งหมด และคาดว่าจะเหลือใช้ประมาณ 0.683 ล้านตัน คิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 6,572.76 TJ

#### 2.1.4.4 ยางพารา

วัสดุที่เหลือทิ้งจากการโค่นไม้ยางพารา ได้แก่ รากไม้ยางพาราและกิ่งไม้เล็กๆ ซึ่งเหลือในพื้นที่ปลูกยางพาราประมาณ 40% ของปริมาณต้นยางพาราทั้งหมด แต่ยากในการเก็บรวบรวมเพื่อนำมาใช้ประโยชน์ ดังนั้นเกษตรกรจึงนิยมเผาทิ้งหรือบางส่วนเอานำกิ่งไม้ยางเล็กๆ ที่พอรวบรวมได้ไปเป็นวัตถุดิบในการเผาถ่าน สำหรับวัสดุที่เหลือจากการแปรรูปไม้ยางพารา อาทิ ปีกไม้ ชี้เลื่อยหรือซีกบ จะถูกนำไปใช้เป็นเชื้อเพลิงในโรงงานแปรรูปเอง และบางส่วนถูกนำไปจำหน่ายเพื่อใช้เป็นเชื้อเพลิงหรือนำไปทำเป็นไม้อัดและเผาถ่าน ดังนั้น ศักยภาพที่จะนำวัสดุเหลือทิ้งจากการแปรรูปเพื่อใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้าเป็นไปได้้น้อยมาก ส่วนที่เหลือทิ้งในสวนยางพารา เนื้อไม้ยางพาราจำพวกกิ่งไม้ รากไม้ สามารถประเมินคงเหลือที่นำมาใช้ได้ประมาณ 0.986 ล้านตัน แต่ค่อนข้างยากต่อการเก็บรวบรวม ดังนั้นสามารถประเมินศักยภาพพลังงานได้ประมาณ 6,478.90 TJ

#### 2.1.4.5 อ้อย

การเพาะปลูกอ้อยโรงงานสามารถทำการประเมินวัสดุเหลือทิ้งทางการเกษตรหรือชีวมวลที่เกิดขึ้น จากข้อมูลสถิติของสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตรช่วงปี พ.ศ.2551 ซึ่งผลผลิตในรูปของลำต้นมีประมาณ 73.5ล้านตัน/ปี เศษวัสดุที่นำมาใช้ผลิตพลังงาน ได้แก่ ขานอ้อยและ ยอด และ ใบอ้อย โดยขานอ้อยเกิดจากกระบวนการหีบ 58% ของผลผลิตอ้อย ส่วนยอดอ้อยและใบอ้อยนั้นเป็นเศษวัสดุที่เกิดบนพื้นที่เพาะปลูกเมื่อมีการเก็บเกี่ยว 17% ของผลผลิตอ้อย

ปัจจุบันขานอ้อยถูกใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงานที่จำเป็นสำหรับกระบวนการผลิตน้ำตาลเกือบ 100% ของปริมาณที่เกิดขึ้นทั้งหมด ทำให้ปริมาณที่เหลือนำมาใช้ประโยชน์ได้นั้นมีน้อยมาก ในส่วนของใบอ้อย และ ยอดอ้อย ส่วนใหญ่จะถูกเผาทิ้งก่อนตัด หรือ/และ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเท่านั้น เมื่อผู้ใช้งานเห็นชอบที่จะใช้เอกสารนี้ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลังตัดเพื่อสะดวกต่อการตัดและการเตรียมพื้นที่เพาะปลูกในรอบต่อไป ในปัจจุบันในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือมีการเก็บใบและยอดอ่อนนำเข้าโรงงานน้ำตาลพร้อมกับลำต้นเพื่อเพิ่มปริมาณชีวมวล แต่ยังคงอยู่ในปริมาณที่จำกัด ดังนั้นถ้ามีการจัดเก็บที่เป็นระบบและเหมาะสมกับพื้นที่เพาะปลูกของประเทศ ยอด และ ใบอ่อนที่เก็บได้จะนำมาเพิ่มศักยภาพในการผลิตพลังงานได้ทั้งหมดประมาณ 2,544.31 ktoe

#### 2.1.4.6 มะพร้าว

ชีวมวลที่ได้จากมะพร้าวสามารถจำแนกออกได้เป็น 2 ส่วนคือ กาบเปลือกมะพร้าวและกะลามะพร้าว ซึ่งจากข้อมูลในปีเพาะปลูก พ.ศ. 2551 มีปริมาณผลผลิตมะพร้าวทั้งประเทศ 1.3810 ล้านตัน จะมีปริมาณวัสดุเหลือใช้ที่เกิดขึ้นจากมะพร้าว คือ กาบและเปลือกมะพร้าว และคาดว่าจะเหลือใช้ประมาณ 0.4643 ล้านตัน คิดเป็น 12% ของมะพร้าวทั้งหมด คิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 7,534.79 TJ ในส่วนของกะลามะพร้าว คาดว่าจะเหลือใช้ประมาณ 0.1289 ล้านตัน คิดเป็น 9% ของมะพร้าวทั้งหมด คิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 2,311.83 TJ

#### 2.1.4.7 ปาล์มน้ำมัน

ปาล์มน้ำมัน มีผลผลิตในรูปของผลปาล์มสด (Fresh Fruit Bunch : FFB) ประมาณ 9.27 ล้านตัน / ปี เศษวัสดุจากปาล์มที่นำมาใช้ประโยชน์ด้านพลังงานได้ ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า (Empty Fruit Bunch : EFB) กะลาปาล์มและเส้นใย ซึ่งเป็นเศษวัสดุที่เกิดขึ้น 32% ของผลผลิตทั้งหมด กะลาปาล์ม 4% ของผลผลิตทั้งหมดและเส้นใยประมาณ 19% ของผลผลิตทั้งหมด ปัจจุบันเส้นใยถูกนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงานความร้อน และ ไฟฟ้าในโรงงานหีบน้ำมันปาล์มเกือบทั้งหมดสำหรับกะลาปาล์มจะจำหน่ายเพื่อเป็นเชื้อเพลิงในโรงงานอุตสาหกรรมอื่น ๆ เช่น ปูนซีเมนต์ เป็นต้น หรือใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตถ่านกัมมันต์ เมื่อหกลบใช้ประโยชน์ดังกล่าวออกไป เศษวัสดุจากปาล์มที่มีศักยภาพเหลือพอนำมาใช้ในการผลิตพลังงานสูงสุด ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า เพราะในปัจจุบันยังมีสัดส่วนที่เหลือทิ้งที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้กว่า 50% ซึ่งคิดเป็นพลังงานเทียบเท่า 194.94 ktoe

#### 2.1.5 สมบัติของชีวมวล

สมบัติที่สำคัญของชีวมวล (Properties of Biomass Sources) ถือเป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับผู้สนใจในการนำชีวมวลที่ตนมีมาแปลงเป็นพลังงาน เนื่องจากสมบัติเหล่านี้จะเป็นตัวช่วยในการเลือกกระบวนการแปลงชีวมวลเป็นพลังงาน (Conversion process) และบ่งบอกความยากง่ายของการนำชีวมวลที่มีมาแปลงเป็นพลังงานในแต่ละกระบวนการ เพื่อเลือกกระบวนการแปลงชีวมวลเป็นพลังงานให้เหมาะสมที่สุดซึ่งสมบัติที่สำคัญของชีวมวล ได้แก่ ค่าความชื้น (Moisture Content) ในชีวมวล, ค่าความร้อน (Calorific Value), สัดส่วนของคาร์บอนคงที่และสารระเหย (Proportion of Fixed Carbon and Volatile), สัดส่วนเถ้า (Ash/Residue Content), สัดส่วนโลหะอัลคาไล (Alkali metal), อัตราส่วนเซลลูโลส/ลิกนิน (Cellulose/Lignin Ratio) และขนาดและความหนาแน่นรวม (Size and bulk density)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชีวมวลแต่ละประเภทจะให้พลังงานจากการเผาไหม้แตกต่างกัน ตามลักษณะองค์ประกอบต่าง ๆ ของชีวมวลแต่ละชนิด และสัดส่วนความชื้นที่สะสมอยู่ในชีวมวล โดยสมบัติของชีวมวลที่เป็นพืชหลักและศักยภาพในการนำมาใช้สำหรับประเทศดังแสดงในตารางที่ 2.3

ตารางที่ 2.3 สมบัติของชีวมวล

พืช	ชีวมวล	ค่าความร้อนต่ำ (kJ/kg)	ความชื้น (%)
ข้าว	แกลบ	14,204	8.20
	ฟางข้าว	12,330	10.00
มันสำปะหลัง	เหง้า	5,494	59.40
ข้าวโพด	ซัง	16,220	7.00
ไม้ยางพารา	ซี้เลื่อย	8,600	45.00
อ้อย	ใบ	17.39	9.2
ปาล์มน้ำมัน	ทะลายปาล์ม	7,240	12
มะพร้าว	กาบและเปลือก	16.23	12

ที่มา : กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, 2554

## 2.2 ค่าความร้อน (Calorific Value)

### 2.2.1 ค่าความร้อน (นิรนาม, 2560a)

เป็นปริมาณความร้อนที่เกิดจากการเผาไหม้ด้วยอากาศ (Combustion) ของชีวมวลแต่ละชนิด โดยทั่วไปค่าความร้อนจะแสดงในรูปของปริมาณความร้อนต่อหนึ่งหน่วยน้ำหนักหรือหนึ่งหน่วยปริมาตร ยกตัวอย่างเช่น MJ/kg สำหรับของแข็ง, MJ/CM (ลูกบาศก์เมตร) สำหรับของเหลว และ MJ/N.CM (ลูกบาศก์เมตรปกติ, Normal Cubic meter) สำหรับก๊าซ (อ้างอิงที่อุณหภูมิ 0 °C และความดัน 1.01325 bar) เป็นต้น

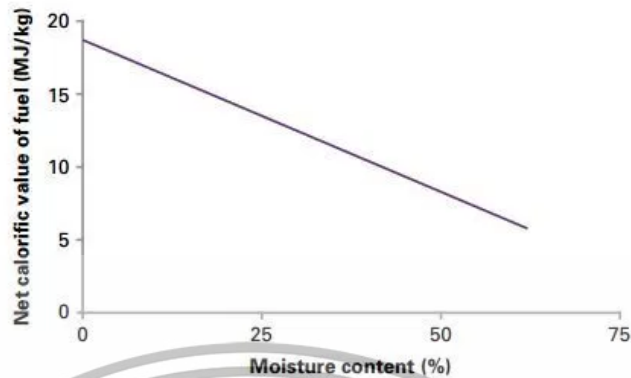
### 2.2.2 ค่าความร้อนที่ได้จากการเผาไหม้สูง-ต่ำ

สารชีวมวลประกอบไปด้วยสารอินทรีย์ ซึ่งประกอบด้วย คาร์บอน ไฮโดรเจน และออกซิเจน เมื่อถูกเผาไหม้อย่างสมบูรณ์จะให้น้ำและคาร์บอนไดออกไซด์ น้ำและไอน้ำที่ได้จากการเผาไหม้จะมีปริมาณความร้อนแฝงมากและความร้อนจะถูกปล่อยออกเมื่อเกิดการควบแน่น ค่าความร้อนสามารถอ้างอิงได้ 2 รูปแบบ ได้แก่ ค่าความร้อนสูง (Higher heating value: HHV) และ ค่าความร้อนต่ำ (Lower heating value: LHV)

HHV นี้คือค่าความร้อนสูงสุดของชีวมวลนั้น ๆ เป็นค่าความร้อนที่ปล่อยออกมาจากการเผาไหม้และรวมกับค่าความร้อนแฝงของการกลายเป็นไอน้ำของความชื้นที่อยู่ในชีวมวลนั้น ๆ ฉะนั้นค่า HHV นั้นไม่ขึ้นอยู่กับความชื้นที่อยู่ในชีวมวล ส่วน LHV คือ ค่าความร้อนที่ปล่อยออกมาจากการเผาไหม้ชีวมวล ซึ่งค่าความชื้นจะมีผลโดยตรงกับค่า LHV นี้ (หรือก็คือ ค่าความร้อนจากการเผาไหม้ที่รวมค่าความร้อนแฝงคือ ค่าความร้อนสูง ค่าความร้อนจากการเผาไหม้ที่หักค่าความร้อนแฝง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ออกคือ ค่าความร้อนต่ำ นั้นเอง) ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนของชีวมวล และค่าความชื้นของชีวมวล ดังแสดงในภาพที่ 2.2



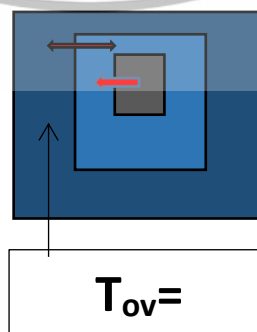
ภาพที่ 2.2 ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวล  
ที่มา : The carbon trust (2012)

### 2.2.3 การวิเคราะห์ค่าความร้อน (นิรนาม, 2561a)

การวิเคราะห์ค่าความร้อนแบบ Bomb calorimeter เป็นการวัดค่าความร้อนด้วยบอมบ์แคลอริมิเตอร์ ซึ่งเป็นการวัดความร้อนที่ปลดปล่อยจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงด้วยออกซิเจน น้ำเป็นผลผลิตของปฏิกิริยาการเผาไหม้ ค่าความร้อนที่ได้จึงเป็นค่าความร้อนสูง ซึ่งค่าความร้อนสูงรวมค่าพลังงานที่ปลดปล่อยโดยการควบแน่นของน้ำที่มีอยู่ในเชื้อเพลิงตอนเริ่มต้นและน้ำที่เกิดจากไฮโดรเจนในเชื้อเพลิง แต่ในงานวิจัยนี้ค่าความร้อนที่ได้เป็นค่าความร้อนสูงของชีวมวลที่ผ่านการทำแห้งแล้ว ซึ่งมีค่าใกล้เคียงกับค่าความร้อนต่ำ โดยการวิเคราะห์ค่าความร้อนแบบ Bomb calorimeter แบ่งออกเป็น 3 ประเภท

#### 2.2.3.1 Isoperibol Calorimeter

ในการวัดแบบ Isoperibol Calorimeter อุณหภูมิของเวสเซล (Vessel) ด้านนอกจะถูกทำให้คงที่ตลอดการทดลอง ถึงแม้อุณหภูมิของเวสเซลด้านนอกจะถูกทำให้คงที่แต่ไม่ได้หมายความว่าระบบจะถูกแยกออกอย่างสมบูรณ์ ยังคงมีอุณหภูมิล็กน้อยแลกเปลี่ยนกันระหว่างเวสเซลด้านในและด้านนอก ควรรักษาอุณหภูมิห้องด้วยเครื่องปรับอากาศที่อุณหภูมิห้องเพื่อทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการทดลองน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ปัจจัยการคลาดเคลื่อนเหล่านี้จะถูกคำนวณหักลบหลังจากการทดลอง ดังแสดงในภาพที่ 2.3

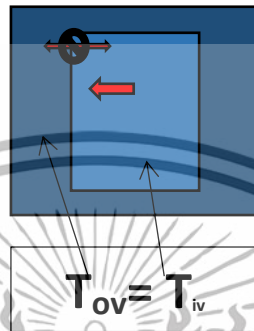


ภาพที่ 2.3 Isoperibol Calorimeter

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.2.3.2 Adiabatic Calorimeter

ในการวัดแบบ Adiabatic Calorimeter อุณหภูมิของเวสเซลด้านนอกจะมีอุณหภูมิเดียวกับเวสเซลด้านในตลอดการทดลอง จึงทำให้ใกล้เคียงกับการแยกระบบออกจากสิ่งแวดล้อมได้สมบูรณ์ ถึงอย่างไรก็ตามยังต้องรักษาอุณหภูมิห้องด้วยเครื่องปรับอากาศที่อุณหภูมิห้องเพื่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการทดลองน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ไม่มีปัจจัยการคลาดเคลื่อนที่ถูกคำนวณหักลบหลังจากการทดลอง ดังแสดงในภาพที่ 2.4



ภาพที่ 2.4 Adiabatic Calorimeter

ที่มา : ยุทธภรณ์ และคณะ (2560)

### 2.2.3.3 Dynamic IKA Calorimeter

ขั้นตอนการวัดนี้ไม่มีหลักการจริง การวัดแบบนี้ถูกออกแบบมาสำหรับความต้องการเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เร็วกว่าแต่ยังคงมาตรฐานเหมือนการวัดในสองแบบแรก สรุปคือการวัดแบบ Dynamic IKA Calorimeter เป็นการหอนการวัดให้มีระยะเวลาสั้นลงแต่ยังคงมาตรฐานเหมือนการวัดแบบปกติ

### 2.2.4 หลักการทำงานของเครื่อง Bomb Calorimeter

การทำงานของ Bomb Calorimeter จะใช้หลักการของ direct calorimetry ซึ่งเป็นการวัดปริมาณความร้อนที่ปลดปล่อยออกมาเมื่อการผลาญชีวมวลเกิดขึ้นอย่างสมบูรณ์ ชีวมวลจะถูกบรรจุใน chamber และ charged ด้วยออกซิเจนภายใต้ความดันสูง (high pressure) จากนั้นให้กระแสไฟฟ้าเคลื่อนผ่าน fuse และทำให้เกิดการจุดระเบิด (ignites) เชื้อเพลิงซึ่งได้แก่ส่วนผสมของชีวมวลและออกซิเจน (biomass-oxygen mixture) เนื่องจาก calorimeter จะถูกหุ้มด้วยฉนวนเพื่อป้องกัน ไม่ให้ความร้อนถ่ายเทออกไปสู่สภาวะแวดล้อม การเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิของน้ำทำให้ทราบปริมาณความร้อนที่ปลดปล่อยจากชีวมวล

การคำนวณหาปริมาณความร้อนโดยใช้สูตร

$$Q = mC_p\Delta t \quad (2.1)$$

Q คือ ปริมาณความร้อน (kJ)

m คือ มวลของสาร (kg)

$C_p$  คือ ความร้อนจำเพาะ (J/kg K)

$\Delta t$  คือ อุณหภูมิที่เปลี่ยนไป (K)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจากการคำนวณปริมาณความร้อนนี้เป็นปริมาณความร้อนที่น้ำได้รับและค่าความร้อนจำเพาะของน้ำมีค่าเป็น 4.187 kJ/kg K

### 2.3 ความชื้นในพืช

นำวัตถุดิบที่ต้องการหาค่าความชื้นมาชั่งน้ำหนักแล้วบันทึกค่าไว้เป็นน้ำหนักของตัวอย่างเริ่มต้น จากนั้นจึงนำมาอบในตู้อบที่อุณหภูมิ 105°C จนกระทั่งน้ำหนักไม่เปลี่ยนแปลงจากนั้นบันทึกค่าไว้เป็นน้ำหนักของตัวอย่างแห้งแล้ว โดยแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ ได้แก่ ความชื้นฐานเปียก (wet basis) เป็นค่าความชื้นที่มักใช้ในทางการค้า เป็นค่าที่ใช้บ่งชี้ความชื้นโดยทั่วไปในชีวิตประจำวัน สามารถคำนวณหาได้โดยใช้สมการ

$$\% \text{ความชื้นฐานเปียก} = (\text{น้ำหนักตัวอย่างเริ่มต้น} - \text{น้ำหนักตัวอย่างแห้ง}) \times 100 / \text{น้ำหนักตัวอย่างเริ่มต้น} \quad (2.2)$$

ความชื้นฐานแห้ง (dry basis) เป็นค่าที่นิยมใช้กันในการวิเคราะห์กระบวนการอบแห้ง เพราะช่วยให้คำนวณได้สะดวก เนื่องจากน้ำหนักแห้งของตัวอย่างจะคงที่ สามารถคำนวณหาได้โดยใช้สมการ

$$\% \text{ความชื้นฐานแห้ง} = (\text{น้ำหนักตัวอย่างเริ่มต้น} - \text{น้ำหนักตัวอย่างแห้ง}) \times 100 / \text{น้ำหนักตัวอย่างแห้ง} \quad (2.3)$$

### 2.4 เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ (NIR Spectroscopy)

เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ (Near infrared spectroscopy) เป็นเทคนิคที่ใช้หลักการอันตรกิริยา (interaction) เมื่อคลื่นอินฟราเรด (ความยาวคลื่นระหว่าง 700-2500 nm ที่ส่องไปยังวัสดุ เช่น ผลผลิตทางการเกษตรและอาหาร จะเกิดการสั่นสะเทือนของพันธะทางเคมีอันเนื่องมาจากการยืดและการงอ โดยเฉพาะ O-H, C-H และ N-H จากการดูดซับคลื่น ซึ่งระดับพลังงานจะเปลี่ยนระดับมากกว่า 1 ระดับ (Overtone) หรือสั่นสะเทือนข้ามขั้นแรก (Fundamental vibration) ของพันธะตั้งแต่ 2 พันธะขึ้นไป เป็นผลรวมของการสั่นสะเทือน (Combination vibration) เครื่องมือที่ใช้คือ สเปกโตรมิเตอร์ (Spectrometer) มีแหล่งแสงที่ให้ช่วงคลื่นเนียร์อินฟราเรด

สำหรับการตรวจวัด (Detector) ภายในเครื่องสเปกโตรมิเตอร์ จะมีส่วนที่ไม่เหมือนกันขึ้นอยู่กับช่วงคลื่นที่ต้องการตรวจวัด เช่น ช่วงคลื่น 350-1100 nm ใช้ Si (Silicon) ช่วงคลื่น 1100-2500 nm ใช้ PbS (Lead Sulphide) หรือ InGaAs (Indium Gallium Arsenide) ช่วงแสงที่มองเห็นได้และช่วงอินฟราเรดย่านใกล้ (400-2600 nm) ใช้ PbS ควบคู่ (Sandwiched) กับ Silicon photodiodes วิธีการจัดการเพื่อการสแกนด้วยสเปกโตรมิเตอร์ ทำได้หลากหลายวิธี เช่น การสะท้อน (Reflectance) วิธีที่ง่ายต่อการจัดวางตัวอย่าง แสงจะส่องไปยังวัสดุแล้วจะแพร่ลงในส่วนบางส่วนของวัสดุจะสะท้อนกลับมาสู่ตัวตรวจวัด ซึ่งมีแหล่งของแสงส่องและตัวตรวจวัดที่ด้านล่าง อาจเรียกได้ว่าการสะท้อนแบบแพร่ (Diffused reflectance) ปัจจุบันใช้สายไฟออปติกซึ่งมีความสะดวกมากกว่า การวัดจึงเป็นแบบการสะท้อนกลับด้วยหัววัดชนิดไฟเบอร์ออปติก หรือ แบบ Interactance โดยสายไฟเบอร์ออปติกจะเป็นตัวนำคลื่นที่สะท้อนออกมาส่งกลับไปให้ตัวตรวจวัด ซึ่งอยู่ใกล้เคียงเรียกว่า Interactance-Reflectance และวิธีส่องผ่านคลื่นไปในตัวอย่าง ก่อนรับแสงที่ผ่านออกมาจากวัสดุไปวิเคราะห์ เรียกว่า วิธีส่องผ่าน (Transmittance) วิธีที่นิยมใช้กับของเหลวและสามารถใช้ได้

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กับวัสดุของแข็งได้บางชนิด เช่น กรณีของผลไม้ นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้วิธีแบบสะท้อนให้เป็นวิธีแบบส่องผ่าน คือ FQA NIR GUN ซึ่งใช้ Gold cup และยังมีกรวัดแบบส่องผ่านสะท้อน (Transflectance) การให้คลื่นส่องผ่านวัสดุ ปกติจะใช้ของเหลวโดยของเหลวจะอยู่ภายในภาชนะทำด้วยอะลูมิเนียมตัน ๆ เมื่อคลื่นกระทบพื้นอะลูมิเนียมจะสะท้อนผ่านวัสดุตัวอย่างขึ้นมาเข้าสู่ตัวตรวจวัด

อินฟราเรดย่านใกล้จะอยู่ในช่วงรังสีอินฟราเรด โดยมีตำแหน่งติดกับรังสีอินฟราเรดย่านกลางและรังสีวิสิเบิล (Visible light) มีช่วงความยาวคลื่นตั้งแต่ 700 ถึง 2,500 nm (14,300-4,000  $\text{cm}^{-1}$ ) ช่วงคลื่นอินฟราเรด (IR) สามารถแบ่งออกเป็น 3 ช่วง ดังแสดงในตารางที่ 2.4

ตารางที่ 2.4 การแบ่งช่วงคลื่นย่านอินฟราเรด

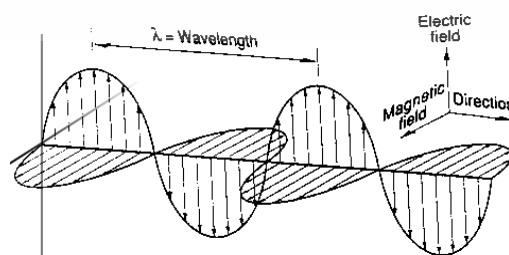
ช่วงคลื่น	ช่วงความยาวคลื่น (nm)	จำนวนคลื่น ( $\text{cm}^{-1}$ )
อินฟราเรดย่านใกล้ (Near IR, NIR)	700-2,500	14,300-4,000
อินฟราเรดย่านกลาง (Mid IR or fundamental IR)	2,500-50,000	4,000-200
อินฟราเรดย่านไกล (Far IR)	50,000-1,000,000	200-10

ที่มา : Osborne et al. (1993)

#### 2.4.1 สเปกโทรสโกปี

สเปกโทรสโกปี (Spectroscopy) เป็นวิชาว่าด้วยการวัดและวิเคราะห์รังสีแม่เหล็กไฟฟ้า (Electromagnetic radiation) ซึ่งสสารดูดกลืนเข้าไปหรือเปล่งออกมา ดังนั้นก่อนที่จะเข้าสู่หลักการของ สเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ จึงต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าเสียก่อน

รังสีแม่เหล็กไฟฟ้ามีคุณสมบัติเป็นทั้งคลื่นและอนุภาค เมื่อพิจารณารังสีแม่เหล็กไฟฟ้าเป็นแบบคลื่น จะมีลักษณะเป็น Sine wave ที่ประกอบด้วย 2 ส่วนตั้งฉากกัน คือ ส่วนที่มีสมบัติไฟฟ้า (Electric component) และส่วนที่มีสมบัติแม่เหล็ก (Magnetic component) ดังภาพที่ 2.5 ด้วยคุณสมบัติที่เป็นคลื่นจึงสามารถเกิดปรากฏการณ์เกี่ยวกับการสะท้อน (Reflection) การหักเห (Refraction) การเลี้ยวเบน (Diffraction) หรือการกระเจิง (Scattering) ได้ (ศุมาพร, 2550)



ภาพที่ 2.5 ลักษณะคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานที่มาจากหนังสือพิมพ์ (2552) กรุณาติดต่อเจ้าหน้าที่เพื่อขอข้อมูลเพิ่มเติม  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าเดินทางผ่านเข้าไปยังสาร จะเกิดอันตรกิริยา (Interaction) กับอะตอมและโมเลกุลของสารนั้น รังสีบางส่วนจะถูกดูดกลืน (Absorb) บางส่วนจะสะท้อนกลับ (Reflect) บางส่วนอาจส่องผ่าน (Transmit) หรือมีการกระเจิง (Scatter) ปรากฏการณ์เหล่านี้จะเกิดเพียงอันใดอันหนึ่งหรือเกิดพร้อมๆ กันได้ เมื่ออะตอมหรือโมเลกุลเกิดอันตรกิริยา จะเกิดการเปลี่ยนแปลงพลังงานในรูปแบบต่างๆ ซึ่งจะขึ้นกับพลังงานของช่วงรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าที่เกิดอันตรกิริยาด้วย

#### 2.4.2 หลักการพื้นฐานของสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้

อินฟราเรดย่านใกล้ เป็นคลื่นแสงหรือคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า มีหลักการดังนี้คือเมื่อแสงส่องผ่านเข้าไปยังสารละลายหรือวัตถุ แล้วสารเกิดการดูดกลืนคลื่นแสงในช่วง NIR ทำให้โมเลกุลของสารเกิดการสั่นที่ความถี่สูง ในการสั่นของพันธะต่างๆ จะเกิดขึ้นที่ช่วงความยาวคลื่นแตกต่างกัน ซึ่งเป็นค่าเฉพาะของแต่ละพันธะรวมทั้งตำแหน่งของโมเลกุลและช่วงการดูดกลืนแสงก็เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละหมู่ฟังก์ชันด้วย ดังนั้นเมื่อโมเลกุลได้รับรังสีอินฟราเรดที่มีความยาวคลื่นตรงกับพันธะในโมเลกุลก็จะเกิดการสั่นและดูดกลืนรังสีไว้ ทำให้มีพลังงานมากกว่าปกติ จากเดิมที่โมเลกุลอยู่ในสถานะพื้น (Ground vibration level) เมื่อได้รับพลังงานเพิ่มขึ้นจะอยู่ในสถานะกระตุ้น (Excited vibration level) อย่างไรก็ตามเมื่อโมเลกุลกลับสู่สถานะพื้นก็จะปล่อยพลังงานที่รับเพิ่มเข้าไปออกมาในรูปพลังงานความร้อน พลังงานของคลื่นแสงเมื่อผ่านเข้าไปในตัวอย่าง พลังงานจะถูกดูดกลืนไว้โดยองค์ประกอบทางเคมีในตัวอย่าง ความเข้มของแสงที่ผ่านออกมาโดยทั่วไปจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณขององค์ประกอบทางเคมีนั้น สารอินทรีย์ที่เกิดขึ้นในลักษณะนี้จะมี H-atom เป็นองค์ประกอบ เช่น O-H พบในแป้ง น้ำ น้ำตาล N-H พบในโปรตีน C-H พบในน้ำมัน

#### 2.4.3 การทำงานของเครื่อง NIR spectrometer

เครื่อง NIR spectrometer ทำงานโดยอาศัยการดูดกลืนพลังงานแสงในแต่ละช่วงความยาวคลื่นของสารแต่ละชนิดไม่เท่ากัน ส่วนใหญ่จำเป็นที่จะต้องมีความสามารถในการแยกลำแสงออกเป็นทีละความยาวคลื่นได้ เพื่อที่จะใช้แสงความยาวนั้นส่องไปยังตัวอย่างและวัดค่าความเข้มของแสงที่สะท้อนออกมา เปรียบเทียบกับความเข้มของแสงที่ส่องเข้าไป (Reflectance type) หรือวัดความเข้มของแสงที่ทะลุผ่านตัวอย่างเปรียบเทียบกับความเข้มของแสงที่ส่องเข้าไป (Transmittance type) กระทำแบบนี้ทีละความยาวคลื่นและนำค่าความเข้มแสงที่ได้ในแต่ละความยาวคลื่นมาเขียนกราฟโดยให้แกนนอนเป็นค่าความยาวคลื่น แกนตั้งเป็นค่าการดูดกลืนแสง จะได้กราฟการดูดกลืนแสงหรือสเปกตรัมการดูดกลืนของแสงของตัวอย่างนั้น ๆ ข้อมูลที่ได้นำไปวิเคราะห์เชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ

#### 2.4.4 เทคนิคในการวิเคราะห์ตัวอย่าง

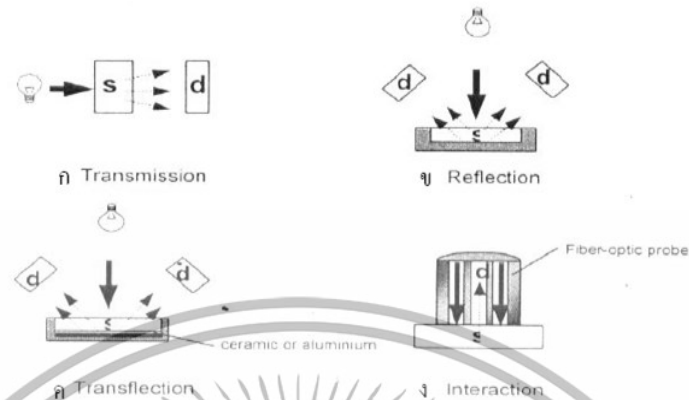
Transmission เป็นการวัดปริมาณแสงที่ผ่านออกมาในด้านตรงกันข้ามกับด้านที่แสงตกกระทบ

Reflection แสงตกกระทบที่พื้นผิวของตัวอย่าง วัดปริมาณแสงที่สะท้อนออกมาโดยรวมถึงแสงที่สะท้อนจากเนื้อตัวอย่างส่วนที่ใกล้ผิวตัวอย่างได้อีกด้วย

Transflection แสงจากแหล่งกำเนิดแสงตกกระทบตัวอย่าง ผ่านตัวอย่างลงไปตกกระทบแผ่นเซรามิก ทอง หรืออะลูมิเนียมในชั้นใต้สุด แล้วสะท้อนกลับมายังตัว detector

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Interaction ใช้ในกรณี fiber optics probe แสงจากแหล่งกำเนิดแสงย่าน NIR ส่องผ่านลงมายังตัวอย่างในวงแหวนด้านนอกแล้วแสงที่สะท้อนออกมาจากเนื้อตัวอย่างถูกส่งไปยังตัว detector บริเวณส่วนกลาง fiber optics probe



ภาพที่ 2.6 รูปแบบการวัดดูดกลืนแสง

ที่มา : ศุมาพร (2545)

## 2.5 การเลือกวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น (Selecting the Data Preprocessing Method)

วิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้นเป็นพารามิเตอร์ของแบบจำลองที่สำคัญ ที่มีจุดประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองของสเปกตรัมในทางที่อัลกอริธึม PLS สามารถให้ความสัมพันธ์ที่ดีระหว่างสเปกตรัมกับข้อมูลความเข้มข้น ไม่มีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น

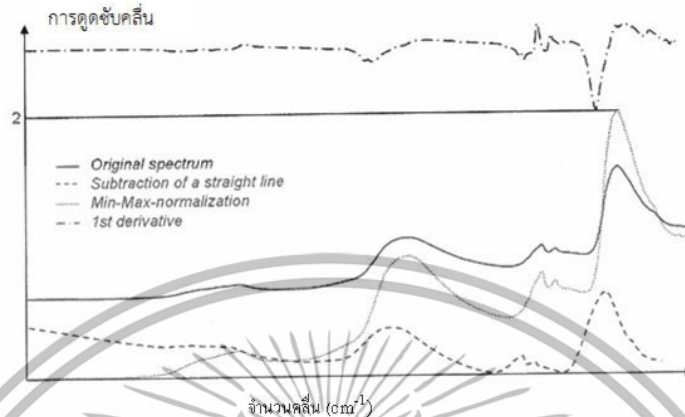
2.5.1 การลบโดยค่าคงที่ (Subtraction of a Constant Offset): สเปกตรัมจะถูกปรับแบบเชิงเส้นเพื่อให้ค่า Y ที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับศูนย์ การใช้งานเป็นการกำจัดปัญหาการขยับขึ้นของเบสไลน์ (Baseline Shift) เชิงเส้น สิ่งเหล่านี้เกิดจาก เช่น จากค่าที่แตกต่างกันของการขยายสัญญาณของทีแคเตอร์ (Detector Amplification)

2.5.2 การลบโดยเส้นตรง (Subtraction of a Straight Line): ในแต่ละช่วงความถี่ที่เลือกไว้เส้นตรงหนึ่งจะถูกฟิตเส้นสเปกตรัมโดยใช้วิธี partial least squares (PLS) เส้นตรงเส้นนี้จะถูกลบออกจากสเปกตรัมดังกล่าว การใช้งาน คือกำจัดปัญหาความเอียงเชิงเส้นของการขยับขึ้นของเบสไลน์ (ภาพที่ 2.7)

2.5.3 Vector Normalization: ชั้นแรกสเปกตรัมจะถูกหาค่ากลาง จากนั้นผลรวมของค่ายกกำลังสองของค่า Y ทั้งหมดจะถูกคำนวณ และสเปกตรัมใดๆจะถูกหารด้วยค่ารากที่สองของผลรวมนี้ สิ่งนี้เรียกว่า vector norm ของสเปกตรัมที่ได้จะเท่ากับ 1 เสมอ การใช้งานคือ ในหลักการสเปกตรัมจะประกอบด้วยสองส่วนของข้อมูล คือความสูงของแถบการดูดซับและโครงสร้าง หลังจากการนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) ข้อมูลความสูงจะหายไป มีเพียงโครงสร้างข้อมูลยังคงอยู่ การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) ถูกใช้เพื่อ เช่น การกำจัดผลกระทบของเส้นทางผ่านเชิงแสง (Optical Path Length) ที่แตกต่างกันในกรณีของการวัดแบบส่องผ่าน ความยาวของเส้นทางผ่านเชิงแสงทำให้ความสูงของสัญญาณเปลี่ยนแปลง แต่โครงสร้างยังเหมือนเดิม ในทำนองเดียวกันการวัดแบบสะท้อนแบบแพร่ จะมีผลกระทบของการรบกวนเนื่องจากความหนาแน่นของวัสดุแตกต่างกัน

หรือขนาดอนุภาคแตกต่างกัน สิ่งเหล่านี้จะลดลง เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5.4 Min-Max-Normalization (สำหรับสเปกตรัมการดูดซับ): สเปกตรัมจะถูกขยับเชิงเส้นเพื่อให้ค่า Y ที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับศูนย์ แล้วสเปกตรัมจะถูกขยายเพื่อให้ค่า Y สูงสุดเท่ากับสองหน่วยของการดูดซับคลื่น (ภาพที่ 2.7) การใช้งาน: เทียบกับ Vector Normalization



ภาพที่ 2.7 NIR สเปกตรัมของมือคน: วัดแบบการสะท้อนแบบแพร่

ที่มา : Jörg-Peter Conzen. (2006)

2.5.5 Multiplicative Scatter Correction: ขั้นตอนแรก สเปกตรัมเฉลี่ยคำนวณจากทุกๆสเปกตรัมของชุดข้อมูลคาลิเบรชัน แล้วแต่ละสเปกตรัม  $X(i)$  จะถูกแปรเปลี่ยนไปตาม

$$X(i) = u + v \cdot X(i)$$

ค่าสัมประสิทธิ์  $u$  และ  $v$  จะถูกเลือกเพื่อให้มีความแตกต่างระหว่างสเปกตรัมที่เปลี่ยนแปลงแล้ว  $X(i)$  กับสเปกตรัมเฉลี่ยน้อยที่สุด การใช้งานวิธีการนี้มักจะใช้สำหรับการวัดแบบการสะท้อนแบบแพร่ (Diffuse reflection)

2.5.6 อนุพันธ์อันดับหนึ่ง (First Derivative): คำนวณอนุพันธ์ลำดับที่หนึ่งของสเปกตรัม การใช้งาน: โดยการคำนวณอนุพันธ์ลำดับที่หนึ่ง สัญญาณที่มีความชันจะถูกเน้นมากกว่าสัญญาณที่ค่อนข้างแบนราบ วิธีนี้จะถูกใช้เน้นลักษณะชัดเจน แต่มีค่าน้อยเมื่อเทียบกับโครงสร้างที่มีแถบการดูดซับคลื่นที่กว้าง การประยุกต์ใช้ที่สำคัญอีกอย่างหนึ่ง คือ การประเมินแถบการดูดซับคลื่นที่กว้างนี้ มักจะทำในเทคโนโลยี NIR โดยการคำนวณอนุพันธ์ โครงสร้างเหล่านี้จะมีรูปร่างที่สูงชันขึ้น ซึ่งสามารถได้รับการประเมินได้ง่ายขึ้น เมื่อใช้อนุพันธ์เป็นการจัดการข้อมูลเบื้องต้น จะต้องคำนึงถึงว่าสัญญาณรบกวนจะถูกจัดการเช่นกัน สิ่งนี้จะซ้อนทับบนสเปกตรัมเป็นสิ่งรบกวนเพิ่มเติม และสามารถทำให้สัญญาณของตัวอย่างเลวลง

2.5.7 อนุพันธ์อันดับสอง (Second Derivative): คำนวณอนุพันธ์อันดับสองของสเปกตรัมนั้น การใช้งานเมื่อเทียบกับอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง แม้โครงสร้างที่ราบเรียบมากๆ สามารถประเมินได้ ผลการรบกวนของสัญญาณรบกวน ซึ่งโดยทั่วไปมีมากจนทำให้สเปกตรัมถูกวิเคราะห์ในช่วงสเปกตรัมที่จำกัดมากๆ ภาพที่ 2.6 แสดงให้เห็นอิทธิพลของวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้นแบบต่างๆ ต่อลักษณะของ NIR-สเปกตรัม (การวัดมือคนด้วยหัววัดไฟเบอร์ออปติก) สเปกตรัมเดิมแสดงให้เห็นการขจัด (Offset) เล็กน้อยของเบสไลน์ เช่นเดียวกับการขยับขึ้น (Drift) การขยับขึ้นนี้สามารถถูกกำจัดโดยการลบออกจากเส้นตรง (Subtraction of a Straight Line) (เส้นประ) และการขจัดถูก

กำจัดโดยการ Min-Max Normalization (เส้นจุด) อนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของเส้นสเปกตรัมเดิม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(เส้นประ-จุด) ถูกขยายเพื่อแสดงให้ดูง่ายและขยับขึ้นสู่ตำแหน่งที่ค่าการดูดซับคลื่นสูง สามารถสังเกตเห็นโครงสร้างที่แหลมขึ้นมาได้ชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับสเปกตรัมเดิมวิธีที่เหมาะสมที่สุดขึ้นอยู่กับระบบที่วิเคราะห์ จากประสบการณ์แสดงให้เห็นว่าในหลายกรณีการลบด้วยเส้นตรง การนอมนัลโลเซชันสเปกตรัม หรือการทำอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งได้ผลที่ดีที่สุดในการคาลิเบรชัน ในบางกรณีการใช้วิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น 2 วิธี รวมกันก็ได้ผลดีที่สุดเช่นกันบ่อยครั้งที่แบบจำลองแบบต่างๆ ให้ผลได้ดีเท่าเทียมกันซึ่งโดยทั่วไปควรทดสอบดูหลายๆวิธีเปรียบเทียบกัน

## 2.6 การเลือกจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสม (Selecting the Appropriate Number of Factors)

ใน PLS Regression ข้อมูลสเปกตรัมและข้อมูลความเข้มข้นจะถูกเปลี่ยนแปลงเป็นรูปแบบของเมทริกและลดลงเป็นแฟคเตอร์จำนวนไม่มาก จำนวนแฟคเตอร์ ในแบบจำลองเคโมเมตริกจะถูกเรียกว่า “rank” การหาจำนวน rank มีความสำคัญกับคุณภาพในการวิเคราะห์

การเลือกจำนวนแฟคเตอร์ที่น้อยเกินไปจะนำไปสู่การอธิบายที่ไม่เพียงพอเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงในข้อมูลสเปกตรัมและความเข้มข้น (“under fitting”) มีเพียงความสัมพันธ์เพียงเล็กน้อย ระหว่างสองชุดข้อมูลและผลจากการวิเคราะห์จากแบบจำลองนี้จะไม่เพียงพอ ถ้าเลือกแฟคเตอร์จำนวนมากเกินไปแบบจำลองจะพยายามที่จะคิดรวมแม้การเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุดในชุดข้อมูล เช่นสัญญาณรบกวนในสเปกตรัม (“over fitting”) วิธีนี้ข้อมูลสเปกตรัมที่ไม่เกี่ยวข้องกับตัวอย่างจะถูกรวมอยู่ในแบบจำลอง แบบจำลองเหล่านี้จะมีความผิดพลาดของผลการวิเคราะห์ ดังนั้นทุก ๆ แบบจำลอง PLS มีจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมซึ่งรับประกันว่ามีความผิดพลาดน้อยที่สุดที่เป็นไปได้ในการวิเคราะห์

มีแนวทางหลายอย่างนำไปสู่การหาจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลอง อย่างไรก็ตามค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดของการทำนาย (RMSECV ของการพิสูจน์แบบไขว้หรือ RMSEP ของการพิสูจน์แบบชุดทดสอบ) ต้องมีค่าต่ำสุดจึงจะได้จำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสม ในทางตรงข้ามค่าของสัมประสิทธิ์ของการพิจารณา  $R^2$  มีค่าสูงสุด ดังนั้นจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองสามารถหาได้อย่างง่ายดาย: ขั้นที่ 1 คำนวณค่า  $R^2$  และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการทำนายจากนั้นพล็อตค่าเหล่านี้ โดยให้แกนนอนเป็นจำนวนแฟคเตอร์ จำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมเมื่อมีค่าตามที่กล่าวมามีค่าที่เหมาะสม (น้อยสุด) และ/ หรือจะไม่เปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญเมื่อมีจำนวนแฟคเตอร์สูงขึ้น ถ้ามีจำนวนแฟคเตอร์ที่มากและได้ผลการทำนายที่ดีเหมือนกับที่มีจำนวนแฟคเตอร์น้อยจะแนะนำให้เลือกแบบจำลองที่มีจำนวนแฟคเตอร์น้อยสุด

**ข้อจำกัด:** การพิสูจน์วิธีการเป็นไปได้เฉพาะการใช้สเปกตรัมของชุดตัวอย่างที่เป็นอิสระ นั่นคือสเปกตรัมต้องไม่เป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลคาลิเบรชัน ซึ่งถ้าเป็นการพิสูจน์แบบไขว้ตัวอย่างทั้งหมดที่ถูกวัดแต่ละตัวอย่างจะถูกดึงออกจากชุดคาลิเบรชัน “leave-out spectra” ในกรณีของการพิสูจน์แบบชุดทดสอบตัวอย่างใหม่จะถูกวัดเพื่อเป็นชุดทดสอบ

### 2.6.1 การสร้างสมการโดยวิธี partial least square Regression (PLS-Regression) (ปานมนัสและคณะ, 2556)

การเปรียบเทียบวิธีการทางเคโมเมตริกที่ใช้ในเคมิววิเคราะห์สามารถพบได้ในอัลกอริทึมของ PLS ถูกสร้างขึ้นเป็นวิธีหนึ่งที่ยอมรับมากที่สุด ดังนั้นจะอธิบายวิธีนี้เท่านั้น เนื่องจากขอบเขตและความซับซ้อนทางคณิตศาสตร์ของคำอธิบายทั้งหมดจะไม่ได้แสดงไว้

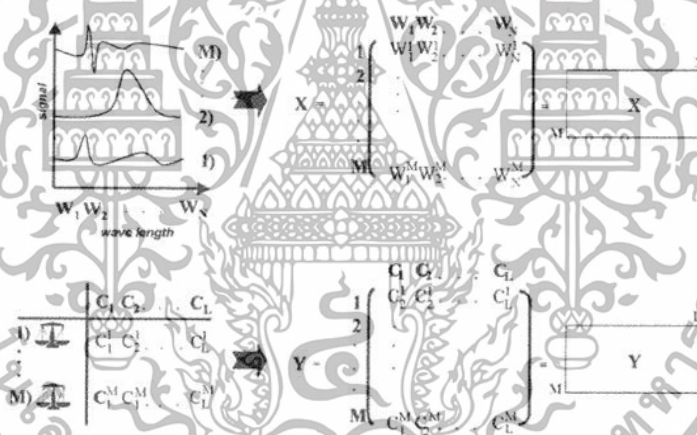
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อที่จะทำ PLS-Regression ของระบบใดๆข้อมูลของสเปกตรัมของสารต้องถูกเปรียบเทียบกับข้อมูลความเข้มข้นของสารนั้น การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นทั้งในโครงสร้างข้อมูลทั้งสองต้องได้รับการยอมรับและมีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกัน

สำหรับวัตถุประสงค์นี้จำเป็นต้องวัดตัวอย่างจำนวนมาก สำหรับการแสดงผลทางคณิตศาสตร์ของการเปลี่ยนแปลงทั้งในชุดข้อมูลทั้งสองจะต้องเขียนเมทริกซ์ของข้อมูล (ดูรูป 2.7) และไอเกนเวกเตอร์ ของข้อมูลเหล่านั้นจะถูกสร้างขึ้น ไอเกนเวกเตอร์เหล่านี้เรียกว่าแฟคเตอร์หรือองค์ประกอบเบื้องต้น ซึ่งสามารถใช้สำหรับการทำนายความเข้มข้นแทนสเปกตรัมดั้งเดิมเนื่องจากมันมีข้อมูลที่เกี่ยวข้องทั้งหมดของระบบที่ศึกษา

การลดตัวแปรนี้มีประโยชน์อย่างชัดเจน ข้อมูลที่เกี่ยวข้องเชิงการวิเคราะห์จากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้ถูกบีบอัดเป็นแฟคเตอร์ซึ่งจะถูกใช้สำหรับการคาลิเบรชัน

ในกรณีของคาลิเบรชัน PLS ไอเกนเวกเตอร์จะถูกเก็บโดยเรียงลำดับจากมากไปหาน้อยแฟคเตอร์ แรกบ่งบอกถึงการเปลี่ยนแปลงหลักของสเปกตรัม มีความสำคัญที่มากที่สุดสำหรับแบบจำลองคาลิเบรชัน และเมื่อจำนวนแฟคเตอร์เพิ่มขึ้นแม้แต่การเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในโครงสร้างข้อมูลก็ถูกบ่งชี้ ซึ่งมีผลสำคัญที่ตามมาของการประเมินสเปกตรัม นั่นคือจำนวนแฟคเตอร์ที่น้อยลงส่วนใหญ่จะบ่งชี้การเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของโครงสร้างของสเปกตรัม ขณะที่จำนวนแฟคเตอร์ที่สูงขึ้นส่วนใหญ่จะแสดงถึงส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนของสเปกตรัม



ภาพที่ 2.8 ข้อมูลสเปกตรัมและความเข้มข้นในรูปแบบเมทริกซ์  
ที่มา : Jörg-Peter Conzen. (2006)

ในตัวอย่างนี้ (ภาพที่2.8) มีตัวอย่างคาลิเบรชัน  $M$  ตัวอย่างที่วัดและ - ในขั้นตอนที่สอง -  $N$  ความยาวคลื่นทั้งหมดของผลสเปกตรัมจะถูกเขียนในแถว  $(M,N)$  เมทริกซ์ เมทริกซ์นี้จะเทียบเท่ากับข้อมูลสเปกตรัมเมทริกซ์  $X$  ในทางเดียวกันค่าองค์ประกอบทั้งหมด  $L$  จะเขียนลงไปใน  $(M,L)$  เมทริกซ์ของข้อมูลความเข้มข้น

การเลือกจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมเป็นความสำคัญกลางสำหรับคุณภาพของแบบจำลอง PLS ถ้ามีจำนวนแฟคเตอร์น้อยเกินไปโครงสร้างสเปกตรัมจะไม่ถูกรู้เพียงพอ Regression ที่เกี่ยวข้องจึงไม่สามารถนำไปสู่ผลการวิเคราะห์ที่น่าพอใจ นั่นคือแบบจำลอง “underfitting” ถ้าจำนวนแฟคเตอร์มีมาก การวิเคราะห์ก็จะไม่ดี เนื่องจากมีสัญญาณรบกวนเชิงสเปกตรัมหลายส่วนมากเกินไป (Overfitting)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใน PLS Regression ข้อมูลสเปกตรัมเมทริกซ์  $X$  และข้อมูลความเข้มข้นเมทริกซ์  $Y$  ถูกลดเหลือเพียง 2-3 แพคเตอร์ เมทริกซ์ดั้งเดิมจึงแสดงเป็นผลรวมของ  $A$  ผลคูณของสิ่งที่เรียกว่า scores vector  $t_i$  กับ loading vector  $p_i$  หรือ  $q_i$  ตามลำดับ

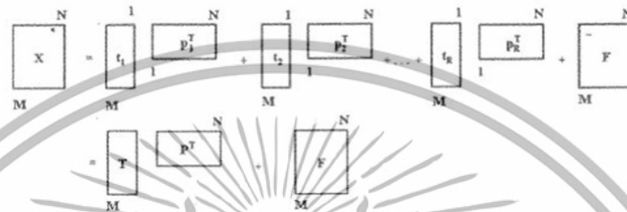
ข้อมูลสเปกตรัม:

$$X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + t_3 p_3^T + \dots + t_R p_R^T + F \quad (2.4)$$

ข้อมูลความเข้มข้น:

$$Y = t_1 q_1^T + t_2 q_2^T + t_3 q_3^T + \dots + t_R q_R^T + G \quad (2.5)$$

ในกรณี score และ loading จะแสดงเป็น vector ดังแสดงในภาพที่ 2.8



ภาพที่ 2.9 Schematic diagrams for the factorization of the spectral data matrix  $X$

ที่มา : Jörg-Peter Conzen. (2006)

ค่า  $R$  แสดงถึง จำนวน factor และ  $T$  หมายถึง Transpose ของแต่ละ loading vector  $F$  และ  $G$  คือ เมทริกซ์ของ error (Residual metrics) ของ ข้อมูลสเปกตรัมและข้อมูลความเข้มข้นตามลำดับ ค่าเหล่านี้สอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างของข้อมูล ซึ่งไม่ได้คำนึงในการสร้างแพคเตอร์ (factorization)

โดยทั่วไป จำนวนสำหรับค่าการดูดซับที่ได้จากการวัดจะมากเกินกว่าตัวเลขขององค์ประกอบที่แสดงให้เห็น ดังนั้นระบบนี้คือ “over-determined” และจึงสามารถไม่เพียงแต่จะสร้างความสัมพันธ์กับจุดของข้อมูลสเปกตรัมจุดเดียว (เช่น จุดสูงสุดของการคาลิเบรชันแบบตัวแปรเดียว) แต่ยังมีความสัมพันธ์กับโครงสร้างข้อมูลสเปกตรัมทั้งหมด ข้อมูลชุดคาลิเบรชันด้วยวิธีนี้จะมีความข้อมูลที่มากกว่าการคาลิเบรชันด้วยวิธีตัวแปรเดียวมาก นอกจากนี้ยังมีความเป็นไปได้ที่จะหาตัวแปรที่ผิดปกติ ในระหว่างการวิเคราะห์และสามารถตัดสินใจได้ว่าองค์ประกอบของสิ่งรบกวนที่ไม่รู้ค่า ซึ่งไม่มีความสัมพันธ์กับชุดของข้อมูล ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของสเปกตรัมตรงข้ามกับการคาลิเบรชันแบบตัวแปรเดียว เป็นไปได้ที่จะใช้ข้อมูลเชิงสเปกตรัมของด้านข้างของพีค ซึ่งสามารถวิเคราะห์สเปกตรัมได้โดยโครงสร้างของสเปกตรัมเอง ด้วยเหตุนี้แถบการดูดซับที่ซ้อนทับกัน (overlapping bands) สามารถที่จะแยกออกจากกันได้ ในสเปกตรัม ตรวจจับที่มีความแปรปรวนในรูปร่างสเปกตรัมน้อย ในทำนองเดียวกันสามารถรับรู้ถึงโครงสร้างของสเปกตรัมบริเวณที่มีสัญญาณรบกวนมากได้ ซึ่งนำไปสู่การปรับปรุงการทำนายความเข้มข้นสารให้แม่นยำ

ใน PLS Regression เบื้องต้นข้อมูลจะถูกทำให้เป็นองค์ประกอบหลัก (Principal Components) แล้วคำนวณหา scores vectors จากข้อมูลสเปกตรัมและข้อมูลความเข้มข้น ซึ่งวิธีการจะครอบคลุม (Robust) ต่อความไม่ถูกต้องของค่าการวัดค่าอ้างอิงและการวัดค่าตัวอย่าง

ความสำคัญพิเศษของ PLS Regression สำหรับการวิเคราะห์คุณสมบัติทางเคมี เกิดจากการสร้างแพคเตอร์ (Factorization) ของข้อมูล  $X$  และ  $Y$  โดยไม่เป็นอิสระต่อกันและเกิดขึ้นพร้อมกัน เมื่อประเมินสเปกตรัมของการดูดซับสามารถที่จะประมาณว่าการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลสเปกตรัมมีต้นกำเนิดจากความแปรปรวนของความเข้มข้นที่สอดคล้องกัน นั่นหมายความว่า การเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปลี่ยนแปลงของข้อมูลสเปกตรัมควรจะนำไปสู่การเปลี่ยนแปลงที่สอดคล้องกันของสเปกตรัม เพราะฉะนั้น scores vectors ของเมทริกซ์ของข้อมูลความเข้มข้นและข้อมูลสเปกตรัมควรจะเหมือนกัน อย่างไรก็ตามในกรณีของตัวอย่างจริง ถ้าเมทริกซ์นั้นถูกลดขนาดลงโดยวิธีการทางคณิตศาสตร์อย่างบริสุทธิ์ (นั่นคือเป็นอิสระ) ค่าความผิดพลาดในการเตรียมตัวอย่างและในวิธีอ้างอิงที่ใช้ในการวัดค่าความเข้มข้นและการเกิดดริฟท์ (Drift) ของเครื่องวัดและสัญญาณรบกวนในสเปกตรัม จะก่อให้เกิดความแตกต่างของ scores vectors ดังนั้นในวิธี PLS จะสมมุติว่า scores vectors ที่เหมือนกัน (Identical) สำหรับชุดข้อมูลทั้งสองที่จำนวนแฟกเตอร์ใดๆ ซึ่งจะถูกเลือกเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าเริ่มต้นมีค่าน้อยที่สุด เป็นการประนีประนอมระหว่างความเหมาะสมของแฟกเตอร์ที่ใช้ในการอธิบายตัวอย่างและความสัมพันธ์ที่เพิ่มขึ้นในระหว่างชุดข้อมูล

อัลกอริธึมที่มีชื่อว่า PLS1 เพียงแค่นำค่าความเข้มข้นของเพียงหนึ่งองค์ประกอบทางเคมีมาพิจารณาข้อมูลอื่น ๆ ทั้งหมดจะถูกตีความว่าเป็นสิ่งรบกวน นั่นคือ Y-เมทริกซ์ของข้อมูลความเข้มข้นเป็นเวกเตอร์เดี่ยว ส่วนในอัลกอริธึม PLS2 ความเข้มข้นขององค์ประกอบทุกอย่างในระบบจะถูกนำมาพิจารณาในการคาลิเบรชัน สำหรับการทำนายตัวอย่างใหม่แบบจำลองนี้ไปสู่การวิเคราะห์องค์ประกอบทุกอย่างในเวลาเดียวกัน ตรงข้ามการคาลิเบรชันแบบ PLS1 ข้อมูลทั้งหมดของเมทริกซ์ความเข้มข้นจะถูกนำสัมพันธ์กันกับข้อมูลสเปกตรัมเมทริกซ์ โดยทั่วไปแล้ว การทำนายแบบ PLS2 จะให้ผลลัพธ์ที่ไม่ดีกว่าการทำนายแบบ PLS1 จากเหตุผลดังกล่าวโดยทั่วไปจึงแนะนำให้ใช้อัลกอริธึม PLS1 ในการวิเคราะห์ระบบที่มีหลายองค์ประกอบ อัลกอริธึมแบบนี้ก็สามารถถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างประสบความสำเร็จในทุกองค์ประกอบ ดังนั้นแบบจำลองที่สำหรับทุกองค์ประกอบที่ต้องการจะถูกสร้างขึ้นเช่นเดียวกับแบบอัลกอริธึม PLS2

#### 2.6.2 การทำ Validation แบบ Full cross validation และแบบ Test set validation

Full cross validation เป็นการทดสอบภายในกลุ่มตัวอย่าง (Internal validation) โดยตัวอย่างที่นำมาทดสอบสมการ คือ ตัวอย่างชุดเดียวกับที่ใช้สร้างสมการทำนายค่าทางเคมี โดยมีขั้นตอนการทดสอบดังนี้ ตัดตัวอย่างที่ 1 ออกจากชุดตัวอย่างที่ใช้สร้างสมการทำนายค่าทางเคมีจากนั้นใช้ตัวอย่างที่เหลือทำการคำนวณหาสมการ เมื่อได้สมการแล้วจึงนำตัวอย่างที่ 1 มาทดสอบสมการ ขึ้นต่อไปใส่ตัวอย่างที่ 1 กลับคืน และตัดตัวอย่างที่ 2 ออกจากชุดตัวอย่าง แล้วจึงสร้างสมการทำนายค่าทางเคมี นำสมการที่ได้การทำนายของตัวอย่างที่ 2 ทำขั้นตอนข้างต้นซ้ำจนกระทั่งหาค่าทางเคมีของตัวอย่างครบทั้งชุด ดังนั้นตัวอย่างแต่ละความเข้มข้นจะถูกตัดออกจากชุดตัวอย่างที่ 1 ครั้งเท่ากัน ทำการหาค่า RMSECV (Root square error of cross validation)

Test set validation เป็นการทดสอบภายนอกกลุ่มตัวอย่าง (External validation) โดยตัวอย่างทั้งหมดของชุดคาลิเบรชันถูกใช้ในการทำโมเดล โมเดลนี้ยังคงคงที่สำหรับการพิสูจน์ต่อไป นั่นคือ สเปกตรัมในการวิเคราะห์จะไม่ถูกเอาออกจากชุดคาลิเบรชันอีกต่อไป เพื่อที่จะประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายต้องวัดตัวอย่างอื่นๆ และจัดให้เป็นชุดทดสอบสำหรับการพิสูจน์ ตัวอย่างเฉพาะของชุดทดสอบจะถูกวิเคราะห์ นั่นคือชุดข้อมูลของการพิสูจน์ภายนอกจะถูกแบ่งเป็นชุดคาลิเบรชันและตัวอย่างที่วิเคราะห์ ซึ่งตรงข้ามกับการพิสูจน์แบบไขว้ (cross validation) ที่จะไม่มีการแลกเปลี่ยนระหว่าง 2 ชุดตัวอย่าง การเปรียบเทียบผลของการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองกับข้อมูลความเข้มข้นเดิมของชุดทดสอบ จะถูกใช้คำนวณ RMSEP (root mean square error of prediction)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุป การพิสูจน์ภายนอกแตกต่างจากการพิสูจน์ภายใน โดยความจริงที่ว่าในการพิสูจน์ภายนอก ไม่มีตัวอย่างที่ถูกนำออกมาจากชุดข้อมูลคาลิเบรชัน แบบจำลองนั้นคงที่สำหรับทุกๆ การวิเคราะห์ ในทางตรงกันข้ามการพิสูจน์แบบไขว้ก็ยอมรับการประเมินแบบจำลองจากชุดข้อมูลคาลิเบรชันแต่เพียงอย่างเดียว ในที่นี้แม้แต่การมีจำนวนตัวอย่างจำกัดก็ยังสามารถสร้างชุดข้อมูลที่ใหญ่ (จำนวนมาก) เพียงพอสำหรับการสร้างและการพิสูจน์แบบจำลอง

## 2.7 ค่าทางสถิติที่ใช้ในการพิจารณาการสร้างความสมการ

### 2.7.1 สัมประสิทธิ์การพิจารณา (Coefficient of determination, $R^2$ )

แสดงสัดส่วนของความแปรปรวนในข้อมูล X ที่สามารถอธิบายโดยความแปรปรวนในข้อมูล Y ค่าของ  $R^2$  จะเป็นบวกเสมอ เช่น ถ้า  $R = 0.97$  แล้ว  $R^2 = 0.941$  หมายความว่า 94.1% ของความแปรปรวนในข้อมูล X และ 5.9% ของความแปรปรวนในข้อมูล X เกิดขึ้นจากตัวแปรอื่น เช่น การเตรียมตัวอย่าง วิธีการทดลองอ้างอิง และอื่นๆ ค่า  $R^2$  เป็นบวกเสมอโดยไม่คำนึงถึงเครื่องหมายของ R ในทางปฏิบัติ  $R^2$  ให้ข้อมูลมากกว่า R และใช้กันมากกว่า R การแปลความหมายของค่า R และ  $R^2$  แสดงดังตารางที่ 1  $R^2$  คำนวณได้จากสมการที่ 2.1

$$R^2 = \left[ 1 - \frac{\sum_1^n (y_i^{\text{meas}} - y_i^{\text{pred}})^2}{\sum_1^n (y_i^{\text{meas}} - \bar{Y})^2} \right] \times 100 \quad (2.6)$$

เมื่อ  $y_i^{\text{meas}}$  คือ ค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ทางเคมี  
 $y_i^{\text{pred}}$  คือ ค่าที่ได้จากการทำนายด้วย NIRS  
 $n$  คือ จำนวนตัวอย่าง

ตารางที่ 2.5 การแปลความหมายของค่า  $R^2$  (ดัดแปลงจาก Williams. 2007)

$R^2$	ความหมาย
ถึง 0.25	ไม่สามารถใช้ใน NIR calibration
0.26-0.49	เป็นความสัมพันธ์ที่ไม่ดี ควรหาเหตุผล
0.50-0.64	OK สำหรับการคัดเลือก (แบ่งกลุ่ม) อย่างหยาบๆ
0.66-0.81	OK สำหรับการคัดเลือก (แบ่งกลุ่ม) และการประมาณค่าอย่างหยาบๆ
0.83-0.90	ใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่ รวมถึงการวิจัย
0.92-0.96	ใช้ในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่ รวมถึงการประกันคุณภาพ
0.98+	ดีเยี่ยม ใช้ได้กับทุกการประยุกต์ใช้

2.7.2 ค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของการพิสูจน์แบบไขว้ (root mean squared error of cross validation; RMSECV)

Cross-validation สามารถใช้ตัวอย่างชุดเดียวกันกับที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง เพื่อการทำการพิสูจน์แบบจำลอง (Validation) สิ่งนี้ทำโดยนำตัวอย่างออกหนึ่งตัวอย่างหรือกลุ่มของหลายตัวอย่างจากชุดสร้างแบบจำลองและสร้างแบบจำลองด้วยตัวอย่างที่เหลืออยู่ แล้วทำนาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใดเห็นประโยชน์ในการนำเอกสารนี้ไปใช้โดยไม่ได้รับอนุญาตให้ดำเนินการใดๆ กรุณาแจ้งให้ทราบล่วงหน้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอย่างที่ถูกกำจัดออกไปและบันทึกค่าความผิดพลาด แล้วนำตัวอย่างที่ถูกกำจัดออกไปนั้นกลับมา แล้วนำตัวอย่างอื่นออกไปละทำซ้ำกระบวนการจนกระทั่งตัวอย่างทั้งหมดถูกใช้ในการพัฒนาแบบจำลองและทำนาย จะไม่มีตัวอย่างที่ถูกทำนายถูกใช้ในการพัฒนาแบบจำลองซึ่งได้ใช้ในการทำนาย ถ้าเอาออกเพียงทีละ 1 ตัวอย่าง จะเรียกว่า “Full” หรือ “One-out” cross-validation ถ้านำชุดตัวอย่าง (จำนวนหลายตัวอย่าง) ออกจะเรียกว่า “Segmented” cross-validation ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแตกต่างระหว่างค่าที่ถูกทำนายโดยเทคนิคเนียร์อินฟา-เรดสเปกโทรสโกปีและค่าจากการวัดด้วยวิธีอ้างอิงของชุดสร้างแบบจำลอง คือ RMSECV วิธีพิสูจน์นี้เหมาะที่จะใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนตัวอย่างน้อยๆ เช่น น้อยกว่า 100 ตัวอย่าง ค่า RMSECV คำนวณได้จากสมการ 2.5

$$RMSECV = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i^{\text{meas}} - Y_i^{\text{pred}})^2} \quad (2.7)$$

### 2.7.3 Root mean square error of estimation (RMSEE)

เป็นค่าที่ใช้วิเคราะห์ข้อผิดพลาดของชุดคาลิเบรชัน (Calibration) ไม่เหมาะในการใช้กับชุดทำนาย (Validation) สูตรการคำนวณ RMSEE คือ

$$RMSEE = \left\{ \left[ \sum_{i=1}^M (Y_i^{\text{meas}} - Y_i^{\text{pred}})^2 \right] / (M - R - 1) \right\}^{1/2} \quad (2.8)$$

M คือ จำนวนตัวอย่าง  
i คือ เลขที่ตัวอย่าง  
R คือ จำนวนแพคเตอร์

### 2.7.4 อัตราส่วนระหว่าง SEP กับ SD (Ratio of SEP to the SD, RPD)

RPD ย่อมาจาก Ratio of (Standard error of) Prediction (Validation) to (Standard) Deviation แต่เป็นส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) กับอัตราส่วนของค่าความผิดพลาดมาตรฐานการทำนาย (SEP) ของข้อมูลของค่าอ้างอิงของชุดทำนาย ค่า SEP ควรต่ำกว่า SD มากๆ ซึ่งอัตราส่วนควรเท่ากับ 5 หรือมากกว่า บางกรณีตัวอย่างมีความสม่ำเสมอมาก ค่า SD จึงไม่สูง ซึ่ง RPD อาจจะไม่สูง ดังนั้น RPD เท่ากับ 2.5-3.0 ก็อาจแสดงถึงการวิเคราะห์ที่แม่นยำถ้า SD มีค่าเพียง 0.4-0.5

ตารางที่ 2.6 การอธิบายผลของค่า RPD (Williams, 2007)

ค่า RPD	การแบ่งกลุ่ม	การประยุกต์ใช้
0.0-2.3	ไม่ดีเลย	ไม่แนะนำ
2.4-3.0	ไม่ดี	คัดเลือกแบบหยาบๆ
3.1-4.9	พอใช้	คัดเลือก
5.0-6.4	ดี	ควบคุมคุณภาพ
6.5-8.0	ดีมาก	ควบคุมขั้นตอน
8.1+	ดีเยี่ยม	ได้ทุกการประยุกต์ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.7.5 ความผิดพลาด (Bias)

เมื่อทำนายค่าตัวแปรที่ต้องการของข้อมูลในชุดตัวอย่างทดสอบแบบจำลอง (Validation set) ค่า Bias หมายถึง ความแตกต่างระหว่างค่าจากการวัดด้วยวิธีอ้างอิงและค่าที่ทำนายโดยเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีและเป็นการวัดความแม่นยำโดยรวมของแบบจำลอง (Calibration model) ในโลกความเป็นจริงของทางการค้าและอุตสาหกรรม Bias เป็นหนึ่งในสิ่งที่สำคัญมากในทางสถิติ Bias สามารถเกิดขึ้นได้แม้เมื่อค่าสถิติสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์และ SEP ที่แสดงว่าแบบจำลอง นั้นดีเยี่ยม

### 2.7.6 ประโยชน์ของเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (NIR)

Osborne et al. (1993) อ้างโดย อภิดุลย์ (2555) ได้กล่าวว่าเครื่องมือแต่ละประเภทต่างก็มีข้อจำกัดในการใช้งาน แต่เครื่อง NIR มีประโยชน์ และข้อดีมากกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์ทางเคมี หรือการวิเคราะห์ด้วยวิธีอื่น สำหรับการนำเครื่อง NIR ประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมอาหารมีประโยชน์มากมาย เช่น

1. ง่ายต่อการเตรียมตัวอย่าง ไม่จำเป็นต้องชั่งตัวอย่างก่อนนำมาวัดค่า
2. ใช้เวลารวดเร็วในการวัด
3. การตรวจสอบเป็นแบบไม่ทำลาย ทำให้ตัวอย่างที่นำมาตรวจสอบสามารถจำหน่าย ส่งออก หรือบริโภคต่อได้ เป็นการประหยัดต้นทุนของผลิตภัณฑ์อีกทางหนึ่ง
4. ไม่ก่อให้เกิดมลภาวะเป็นพิษต่อสิ่งแวดล้อม ทำให้ลดต้นทุนในการดูแลรักษาสภาพแวดล้อม เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางเคมี
5. สะดวกต่อการใช้งาน เนื่องจากในการปฏิบัติไม่จำเป็นต้องใช้ผู้ที่มีประสบการณ์ หรือต้องได้รับการฝึกฝนโดยเฉพาะ สามารถปฏิบัติตามคู่มือการใช้งานได้ทันที
6. ไม่จำเป็นต้องใช้สารเคมี และเครื่องแก้ว ทำให้สามารถลดต้นทุนในเรื่องสารเคมี และอุปกรณ์เครื่องแก้ว
7. เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับนำไปควบคุมคุณภาพในกระบวนการผลิต ซึ่งเป็นประโยชน์เช่นเดียวกันกับอุตสาหกรรมอื่นที่สามารถประยุกต์ใช้เทคนิคนี้ได้

## 2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Fagan et al. (2011) ได้ทำนายปริมาณความชื้น ความร้อน ใย และ คาร์บอน ของพืชพลังงาน 2 ชนิด นั่นคือ หญ้ายักษ์มิสแคนทัส (*Miscanthus x giganteus*) และพืชแบบหมุนเวียนช่วงสั้น (Short Rotational Coppice Willows : SRCW) ซึ่งเป็นไม้โตเร็ว ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ พบว่า การทำนายปริมาณความชื้น ความร้อน ใย และ คาร์บอน มีค่า  $R^2$  ดังนี้ 0.99, 0.99, 0.58 และ 0.88 ตามลำดับ และค่า RMSECV เท่ากับ 0.90%, 0.13 MJ/kg, 0.42% และ 0.57% ตามลำดับ เห็นได้ว่าแบบจำลองทำนายปริมาณความชื้นและค่าความร้อนมีความถูกต้องดีเยี่ยม ในขณะที่ทำนายปริมาณคาร์บอนได้ดี แต่ทำนายปริมาณใยได้ไม่ดี จากผลการทดลองดังกล่าวชี้ให้เห็นเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มีศักยภาพในการทำนายดัชนีคุณภาพของพืชพลังงานได้

Everard et al. (2012) ศึกษาความแม่นยำของเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดที่สามารถมองเห็นได้และเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ในการทำนายค่าความร้อนสูงโดยการนำเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หญ้ายักษ์มีสแคนทัสและพืชหมุนเวียนช่วงสั้น โดยการบดตัวอย่างให้ขนาด 3 mm. จำนวนตัวอย่าง 44 ตัวอย่าง และใช้เครื่อง Hyperspectral ที่ช่วงความยาวคลื่น 400-1000 nm และ 880-1680 nm ได้ค่าเฉลี่ยการสะท้อนอยู่ที่ 1225 nm<sup>2</sup> นำมาสร้างแบบจำลองด้วยวิธี PLSR เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงสุดของหญ้ายักษ์มีสแคนทัสและพืชหมุนเวียนช่วงสั้นด้วยตัวอย่างหญ้ายักษ์มีสแคนทัสที่มีค่าความร้อนอยู่ในช่วง 13.1-18.6 MJ/Kg พบว่าค่า RMSECV เท่ากับ 0.30 MJ/Kg และ R<sup>2</sup> เท่ากับ 0.97 จากนั้นทำการทดสอบแบบจำลองโดยการนำมาทำนายตัวอย่างที่มีค่าความร้อนของหญ้ายักษ์มีสแคนทัสที่อยู่ในช่วง 13.1-18.3 MJ/kg พบว่ามีค่า RMSECV เท่ากับ 0.28 MJ/Kg, R<sup>2</sup> เท่ากับ 0.96 จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ที่สามารถมองเห็นได้และเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านไกลมีประสิทธิภาพในการทำนายค่าความร้อนสูง

Gillespie et al. (2015) ได้ศึกษาการทำนายดัชนีคุณภาพของเมล็ดชิวมวล ได้แก่ ค่าความชื้น ปริมาณเถ้า และค่าความร้อน โดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ชิวมวลที่ทำ การตรวจสอบมีหลายชนิด ได้แก่ ไม้ หญ้ายักษ์มีสแคนทัส และหญ้าล้มลุกที่เป็นพืชพลังงาน พบว่าแบบจำลองทำนายปริมาณความชื้นมีค่า RMSECV เท่ากับ 0.73% ค่า R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.85 สำหรับคาร์บอน มีค่า RMSECV เท่ากับ 2.74% ค่า R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.78 การทำนายปริมาณเถ้าให้ค่ามีค่า RMSECV อยู่ที่ 0.62% ค่า R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.82 และค่าความร้อนพบว่ามีค่า RMSECV เท่ากับ 0.24 MJ/kg และ R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.94 จากผลการทดลองดังกล่าวเห็นได้ว่าแบบจำลองทำนายค่าความชื้นมีค่าดีและแบบจำลองสำหรับทำนายค่าความร้อนมีความถูกต้องดีเยี่ยม ขณะที่แบบจำลองสำหรับทำนายปริมาณเถ้าและคาร์บอน ถือว่าดีและเหมาะสม ตามลำดับ นั่นชี้ให้เห็นว่าเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มีศักยภาพในการทำนายดัชนีคุณภาพของเมล็ดชิวมวลหลายชนิด

Posom and Sirisomboon (2015) ได้ประเมินค่าความชื้นของเมล็ดสบู่ดำ (*Jatropha curcas*) และค่าความร้อนของกากที่เหลือหลังจากสกัดน้ำมัน จำนวนทั้งสิ้น 100 ตัวอย่าง จากทั้งแบบ เมล็ดสีเขียว สีเหลือง สีดำ และเมล็ดคอบแห้ง โดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ด้วย โหมดการวัดแบบ diffuse reflection ใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer ที่เลขคลื่นช่วง 12,500 – 4,000 cm<sup>-1</sup> ข้อมูลสเปกตราที่ได้ถูกนำมาใช้สร้างแบบจำลองทำนายค่าความชื้น ส่วนการประเมินค่า ความร้อนของกากที่เหลือหลังจากการสกัดน้ำมันนั้น ใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer ที่เลขคลื่น ช่วง 12,500 – 4,000 cm<sup>-1</sup> เช่นเดียวกัน แต่ใช้โหมดการวัดแบบ transfection สร้างแบบจำลอง ด้วยวิธี PLSR และตรวจสอบแบบจำลองด้วยวิธี Test set พบว่า แบบจำลองสำหรับทำนายค่า ความชื้นมีค่า R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.969, RMSEP เท่ากับ 4.0%wb, bias เท่ากับ -0.7%wb และ RPD เท่ากับ 5.7 ส่วนแบบจำลองสำหรับทำนายค่าความร้อนให้ค่า ค่า R<sup>2</sup> อยู่ที่ 0.860, RMSEP เท่ากับ 360 J/g, bias เท่ากับ -17 J/g และ RPD เท่ากับ 2.6 นอกจากนี้ยังพบว่า การสั่นสะเทือนของพันธะของเส้นใย (Fiber) และเซลลูโลส (Cellulose) มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนอีกด้วย

Posom et al. (2016) ได้ตรวจสอบปริมาณความชื้น (Moisture content: MC) และค่า ความร้อนสูง (HHV) ของกระถินยักษ์ (*Leucaena leucocephala*) แบบอัดเม็ด (Pellet) ด้วยใช้ เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ โดยที่ความชื้นของเม็ดจะขึ้นอยู่กับความแตกต่างของ ความชื้นสัมพัทธ์ของสิ่งแวดล้อมในแต่ละตัวอย่าง ตัวอย่างถูกสแกนเพื่อวัดค่าการดูดกลืนแสงด้วย เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โหมตการวัดแบบ diffuse reflection ที่ช่วงเลขคลื่น 12,500 – 4,000  $\text{cm}^{-1}$  และสร้างแบบจำลองสำหรับทำนายด้วยวิธี PLSR (Partial least squares regression) ผลการทำนายพบว่าแบบจำลองสำหรับทำนายค่าความชื้นและค่าความร้อนสูงมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficients of determination:  $R^2$ ) อยู่ที่ 0.995 และ 0.964 ค่า Root mean square error of cross validation (RMSECV) เท่ากับ 0.187%wb and 79.2 J/g, bias of -0.0008%wb and 1.29 J/g และค่า RPD (ratio of prediction to deviation) เท่ากับ 13.9 และ 5.30 ตามลำดับ แบบจำลองสำหรับทำนายมีความถูกต้องอย่างยอดเยี่ยม นั่นหมายถึงวิธีการตรวจสอบปริมาณความชื้นและค่าความร้อนสูงอย่างรวดเร็วนี้อาจจะนำไปใช้ในการตรวจสอบเมล็ดชีวมวลเพื่อการค้าได้

Zhang et al. (2017) ศึกษาการใช้เทคนิคเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนและสสารองค์ประกอบในข้าวฟ่าง การทดลองนี้จะทำนายค่าความร้อนสูงสุด ปริมาณคาร์บอน ไฮโดรเจน ไนโตรเจน ซัลเฟอร์ และ ออกซิเจน ผลการทดลองพบว่ามีค่า  $R^2$  ดังนี้ 0.96 0.96 0.87 0.86 0.84 และ 0.83 ตามลำดับ เห็นได้ว่าแบบจำลองทำนายค่าความร้อนสูงสุดและปริมาณคาร์บอนได้อย่างดีเยี่ยม ส่วนการทำนายปริมาณค่าอื่นยังอยู่ในช่วงที่ดี ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ สามารถทำนายปริมาณค่าความร้อนสูงสุดและสสารองค์ประกอบต่างๆได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยต้นทุนที่ต่ำและรวดเร็ว

Mancini et al. (2018) ศึกษาเกี่ยวกับการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ในการทำนายค่าความร้อนและปริมาณเถ้าของเศษไม้เพื่อนำมากำหนดคุณภาพ การทดลองได้ใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้และสร้างแบบจำลองด้วยวิธี PLS เข้าด้วยกันและพบว่าค่า SEP ของค่าความร้อนสูงเท่ากับ 234 J/g และปริมาณเถ้าเท่ากับ 0.44% แสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้สามารถนำมาประมาณค่าคุณภาพชีวมวลได้

จารุวัฒน์ (2561) ศึกษาเกี่ยวกับการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากพืชทางเศรษฐกิจของประเทศไทยทั้งหมด 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้อย่างพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง และเห้ง้ามันสำปะหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ที่ช่วงเลขคลื่น 12,500-3,600  $\text{cm}^{-1}$  โหมตการวัดแบบ Diffuse reflectance แล้วสร้างสมการค่าความร้อนของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด (Global Model) ด้วยวิธี PLSR ตรวจสอบสมการทำนายค่าความร้อนสูงด้วยวิธี Full cross validation ได้ว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวโดยใช้ค่าการดูดกลืนคลื่นที่ปรับสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative มีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.896 ค่า RMSECV เท่ากับ 133  $\text{Jg}^{-1}$  RPD ได้ 3.11 และ Bias เท่ากับ 11.2  $\text{Jg}^{-1}$  สมการทำนายของชังข้าวโพดใช้การปรับแต่งสเปกตรัมแบบ Second derivative มีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.911 RMSECV เท่ากับ 51.4  $\text{Jg}^{-1}$  RPD เท่ากับ 3.38 และค่า Bias เท่ากับ -5.38  $\text{Jg}^{-1}$  สมการทำนายค่าความร้อนของแกลบใช้การปรับแต่งสเปกตรัมแบบ Multiplicative scattering correction มีค่า  $R^2$  อยู่ที่เท่ากับ 0.945 ค่า RMSECV เท่ากับ 50.7  $\text{Jg}^{-1}$  RPD เท่ากับ 4.28 และค่า Bias เท่ากับ 3.17  $\text{Jg}^{-1}$  สมการการทำนายของชี้อย่างพาราที่เหลือใช้จากการเพาะเห็ดฟางไม่มีการปรับแต่งสเปกตรัม มีค่า  $R^2$  อยู่ที่เท่ากับ 0.942 ค่า RMSECV เท่ากับ 292  $\text{Jg}^{-1}$  RPD เท่ากับ 4.15 และค่า Bias เท่ากับ -7.57  $\text{Jg}^{-1}$  สมการทำนายค่าความร้อนสูงของเห้ง้ามันสำปะหลังโดยใช้ค่าการดูดกลืนคลื่นที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative มีค่า  $R^2$  อยู่ที่เท่ากับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

0.834 ค่า RMSECV เท่ากับ  $376 \text{ Jg}^{-1}$  RPD เท่ากับ 2.45 และค่า Bias เท่ากับ  $-3.63 \text{ Jg}^{-1}$  ส่วนการตรวจสอบสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลรวม 5 ชนิด ด้วยวิธี Test set validation พบว่าสมการสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลรวม 5 ชนิดโดยใช้ค่าการดูดกลืนคลื่นที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative ร่วมกับ MSC พบว่ามีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.913 ค่า RMSEP เท่ากับ  $353 \text{ Jg}^{-1}$  และค่า Bias เท่ากับ  $-20.6 \text{ Jg}^{-1}$  ซึ่งสรุปได้ว่าเทคนิคด้วยสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้นี้สามารถนำมาใช้ในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลได้อย่างถูกต้องและรวดเร็ว



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 3

### วิธีการทดลอง

#### 3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

1. เครื่องวัดสเปกตรัม FT-NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) ช่วงเลขคลื่น 12,500 – 3600  $\text{cm}^{-1}$
2. เครื่องชั่งไฟฟ้า (AR2140 Adventure, OHAUSS, ความละเอียด 0.0001 g)
3. เครื่องวัดค่าความร้อนสูง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany)
4. เครื่องบด (Pulver-issette14, Fritsch, Germany)
5. เครื่องอัดเม็ด (Pellet press)
6. ตู้อบลมร้อน (ULM 500, Memmert, Germany)

#### 3.2 การเตรียมตัวอย่างสำหรับการทดลอง

ตัวอย่างชีวมวลที่ใช้ในการทดลอง ได้แก่ พางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด มันสำปะหลัง และ ชี้เลี้ยงที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง รวม 150 ตัวอย่าง และตัวอย่างชีวมวล 5 ชนิดข้างต้นที่มาจากแหล่งอื่นและชีวมวลชนิดอื่น (unknown) ได้แก่ ใบอ้อย ทะลายปาล์ม กาบเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวม 80 ตัวอย่าง นำมาจากพื้นที่ต่าง ๆ ตัวอย่างชีวมวลทั้งหมดนี้ถูกนำมายังห้องปฏิบัติการสมบัติทางกายภาพและวิศวกรรมของผลผลิตทางการเกษตรและอาหาร ภาควิชาวิศวกรรมเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง จากนั้นนำชีวมวลมาทำการตัดให้มีขนาดเล็กกลงแล้วนำไปอบที่อุณหภูมิ 105 °C เป็นเวลา 24 ชั่วโมง เพื่อเป็นการเตรียมตัวอย่างให้สามารถบดได้ง่ายขึ้นแล้วนำตัวอย่างชีวมวลแต่ละตัวอย่างบดด้วยเครื่องบด (Pulver-issette14, Fritsch, Germany) เป็นเวลา 5 นาที โดยผ่านรูตระแกรงที่มีขนาด 2.0 mm ตัวอย่างที่บดเรียบร้อยแล้วเก็บใส่ถุงซิปล็อกเพื่อรอทำการทดลองต่อไป คือ การวัดค่าการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT- NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) หลังจากวัดค่าการดูดกลืนคลื่นแล้วชีวมวลที่อยู่บริเวณก้นถ้วยควอทซ์ซึ่งก็คือบริเวณที่ถูกวัดการดูดกลืนคลื่นไปวัดค่าความร้อนสูงด้วยเครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) และความชื้นอ้างอิงด้วยอุณหภูมิ 105 °C เป็นเวลา 24 ชั่วโมงในขั้นตอนต่อไป

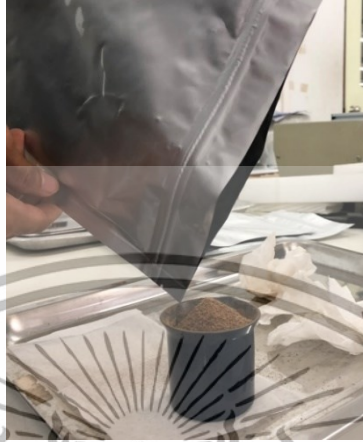


ภาพที่ 3.1 เหง้ามันสำปะหลัง (A), แกลบ (B), ฟางข้าว (C), ชังข้าวโพด (D), ชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่  
เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (E), กาบและเปลือกมะพร้าว (F), ทะลายปาล์ม (G) และ ใบอ้อย (H)

### 3.3 การวัดการดูดกลืนแสงด้วยเครื่อง FT- NIR Spectrometer

การทดลองใช้ตัวอย่างชีวมวลแบบผงและทำการทดลองภายในห้องควบคุมอุณหภูมิ (ประมาณ  $25 \pm 1$  °C) การทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด โดยแบ่งเป็นชนิดละ 30 ตัวอย่างรวมเป็น 150 ตัวอย่างและชีวมวลจากพืชทั้ง 5 ชนิดชีวมวลข้างต้นที่มาจากแหล่งอื่นชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมถึงชีวมวลชนิดอื่น (unknown) จำนวน 3 ชนิด ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมเป็น 80 ตัวอย่าง โดยแต่ละตัวอย่างทำการตวงให้ได้ปริมาตรตัวอย่างเท่ากัน โดยใช้ช้อนตักแล้วเทลงถ้วยควอทซ์ (เส้นผ่านศูนย์กลาง 4.8 cm สูง 5 cm) (ภาพที่ 3.2) จากนั้นนำมาสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) (ภาพที่ 3.3) ซึ่งมีการวัดแบบ Diffuse Reflectance ที่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ช่วงเลขคลื่นระหว่าง  $12500 - 3600 \text{ cm}^{-1}$  (ความยาวคลื่น  $800\text{-}2500 \text{ nm}$ ) สแกนทุก ๆ  $8 \text{ cm}^{-1}$  ทำการสแกนซ้ำ 32 ครั้งต่อ 1 spectrum จากนั้นนำตัวอย่างมาอัดให้เป็นเม็ดน้ำหนักประมาณ  $0.5 - 1.0 \text{ g}$  แล้วนำไปหาค่าความร้อน



ภาพที่ 3.2 การเทขี้มวลลงในถ้วยควอทซ์



ภาพที่ 3.3 การสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR (MPA, Bruker, Germany)

#### 3.4 การวัดค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter

หลังจากตัวอย่างทั้ง 230 ตัวอย่างผ่านการตรวจวัดค่าการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer แล้วนำแต่ละตัวอย่างน้ำหนักประมาณ  $0.5\text{-}1 \text{ กรัม}$  ที่มีลักษณะเป็นผงมาอัดให้เป็น pellet น้ำหนัก  $0.5\text{-}1 \text{ กรัม}$  (ภาพที่ 3.4 และ 3.5) โดยใช้เครื่อง Pellet press (ภาพที่ 3.6) จากนั้นนำตัวอย่างวางลงใน Crucible แล้วนำ Crucible ใส่ใน Crucible hold แล้วผูกด้ายฝ้าย (Cotton thread) ที่ตำแหน่งศูนย์กลางลวด เมื่อผูกด้ายฝ้ายเสร็จแล้วนำตัวอย่างวางทับปลายทั้งสองของด้ายฝ้ายโดย ขั้นตอนนี้ควรระวังอย่าให้ด้ายถูกตรงบริเวณขอบของ Crucible และต้องให้ตัวอย่างวางบนปลายเส้นด้ายฝ้าย จากนั้นนำ Bomb head ใส่ลงใน Oxygen bomb ปิดฝา เต็มออกซิเจนลงใน Vessel โดยการเปิดวาล์วของถังแก๊สออกซิเจน ตั้ง Pressure gauge ไว้ที่  $30 \text{ bar}$  จากนั้นกด  $\text{O}_2 \text{ Fill Key}$  เครื่องจะทำการเติมออกซิเจนให้อัตโนมัติโดยใช้เวลาประมาณ 30 วินาที จากนั้นนำชุด oxygen bomb วางลงในเครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) (ภาพที่ 3.7) โดยต้องวางลงให้ตรงตำแหน่งพอดี หลังจากนั้นเติมน้ำกลั่นลงในเครื่องโดยให้น้ำกลั่นที่มีอุณหภูมิในช่วง  $20 -$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

25 °C อยู่ในช่วงระดับน้ำที่กำหนด ปรับค่าการวัดเป็นแบบ isoperibol ใส่ค่าน้ำหนักของตัวอย่างแล้ว กด Start รอประมาณ 15 - 20 นาที เครื่องจะแสดงค่าความร้อน ออกมาในหน่วย  $Jg^{-1}$



ภาพที่ 3.4 ตัวอย่างชีวมวลที่ใช้อัดเม็ด

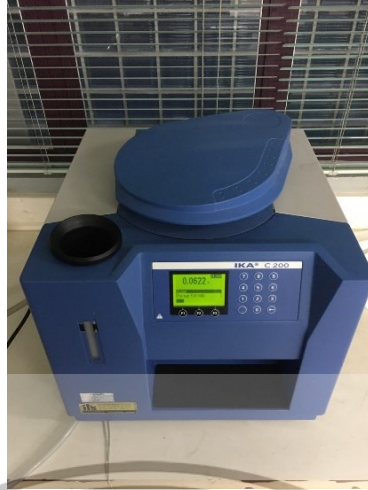


ภาพที่ 3.5 ตัวอย่างชีวมวลที่ได้หลังจากการอัดเม็ด



ภาพที่ 3.6 เครื่องอัดเม็ด (Pellet press)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพที่ 3.7 เครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany)

### 3.5 การวัดความชื้นอ้างอิง

ชีวมวลบริเวณที่ถูกสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR spectrometer ปริมาณ 3 g (3 ซ้ำต่อ 1 ตัวอย่าง) ถูกแบ่งไปทำการวัดค่าความชื้นโดยใส่ลงในกระป๋องอลูมิเนียมที่ใช้เป็นภาชนะในการอบเข้าอบแล้วนำไปใส่ตู้อบ (ULM 500, Memmert, Germany) ที่อุณหภูมิ 105 °C เป็นเวลา 24 ชั่วโมง เมื่อครบเวลาตามกำหนดนำมาทิ้งไว้ให้เย็นในโถดูดความชื้นแล้วชั่งน้ำหนักซึ่งสามารถคำนวณหาปริมาณความชื้นฐานแห้ง (%) จากสมการที่ 2.3

### 3.6 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการวิเคราะห์ค่าความร้อนสูง จากการการทดลองจำเป็นต้องตัดค่าบางส่วนที่มีค่านอกกลุ่ม (Outlier) ออกจากผลการทดลอง ซึ่งอาจเกิดจากตัวอย่างไม่สม่ำเสมอ หรือเกิดจากความผิดพลาดในกระบวนการทดลอง ซึ่งตัวอย่างที่ผ่านการตรวจสอบแล้วนั้นจะต้องมีค่าอยู่ในช่วง  $\pm 3$  หากค่าอยู่นอกช่วงดังกล่าวนี้จะต้องตัดออกจากกลุ่มเพราะเกิดจากตัวอย่างผิดปกติ หรือเกิดจากความผิดพลาดในกระบวนการทดลอง

$$-3 \leq \frac{(X_i - \bar{X})}{SD} \leq 3 \quad (3.1)$$

เมื่อ  $X_i$  คือ ค่าที่ได้จากวิธีมาตรฐานแต่ละตัวอย่าง  
 $\bar{X}$  คือ ค่าเฉลี่ย  
 $SD$  คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวอย่าง

#### 3.6.1 การวิเคราะห์ลักษณะสเปกตรัม

การวิเคราะห์สเปกตรัมดั้งเดิม (Raw spectrum) จากค่าการดูดซับคลื่นที่ช่วงเลขคลื่นระหว่าง 12500 - 3600  $\text{cm}^{-1}$  (ความยาวคลื่น 800-2500 nm) ด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer ของชีวมวลทั้ง 8 ชนิด จะวิเคราะห์จากแถบการดูดซับคลื่นปรากฏในสเปกตรัม โดยพิจารณาให้สอดคล้องกับองค์ประกอบที่มีในชีวมวล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.6.2 การสร้างสมการในการทำนาย

3.6.2.1 สร้างสมการทำนายรวมของตัวอย่างชีวมวลจากปี 2560 ทั้ง 5 ชนิด ด้วยวิธี Partial least squares regression และตรวจสอบความสามารถของสมการทำนายโดยใช้วิธี Test set validation โดยการสร้างสมการทำนาย ทำโดยสุ่ม 70% ของ 150 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าที่น้อยที่สุดและมากที่สุด) และพิสูจน์ความสามารถของสมการทำนายด้วย 30% ของตัวอย่างที่เหลือจากการสร้าง Calibration model จากนั้นวิเคราะห์ความแม่นยำของสมการทำนาย จากค่า  $R^2$ , RMSEP, RPD และ Bias ได้ทั้งสิ้น 1 สมการ

3.6.2.2 สร้างสมการทำนายรวมของตัวอย่างชีวมวลจากปี 2561 ทั้ง 5 ชนิด ด้วยวิธี Partial least squares regression และตรวจสอบความสามารถของสมการทำนายโดยใช้วิธี Test set validation โดยการสร้างสมการทำนาย ทำโดยสุ่ม 70% ของ 150 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าที่น้อยที่สุดและมากที่สุด) และพิสูจน์ความสามารถของสมการทำนายด้วย 30% ของตัวอย่างที่เหลือจากการสร้าง Calibration model จากนั้นวิเคราะห์ความแม่นยำของสมการทำนาย จากค่า  $R^2$ , RMSEP, RPD และ Bias ได้ทั้งสิ้น 1 สมการ

3.6.2.3 สร้างสมการรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดรวมทั้ง 2 ปี คือ 150 ตัวอย่างจากปี 2560 และ 150 ตัวอย่างจากปี 2561 ด้วยวิธี Test set validation โดยการสร้างสมการทำนาย ทำโดยสุ่ม 70% ของ 300 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าที่น้อยที่สุดและมากที่สุด) ได้ทั้งสิ้น 1 สมการ

3.6.2.4 ทำการพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการทำนายโดยการนำแบบจำลองมาใช้งานจริงโดยการเก็บตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดซึ่งเป็นชนิดเดียวกันกับที่ใช้สร้างสมการ Calibration model แต่มาจากแหล่งอื่นและชีวมวลชนิดอื่นอีก 3 ชนิด ได้แก่ ใบอ้อย ทะลายปาล์ม กาบเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่างรวมพืช unknown 80 ตัวอย่าง แล้วทดสอบสมรรถนะของแบบจำลอง โดยพิจารณาความแม่นยำของสมการ จากค่า  $R^2$ , RMSEP, RPD และ Bias ได้ทั้งสิ้น 1 สมการ

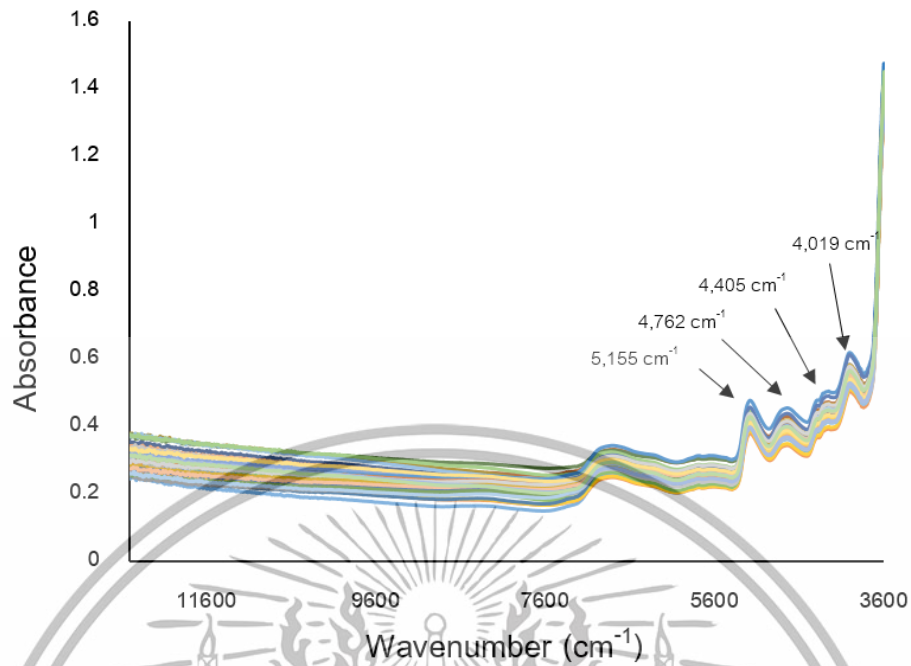
## บทที่ 4

### วิธีการทดลอง

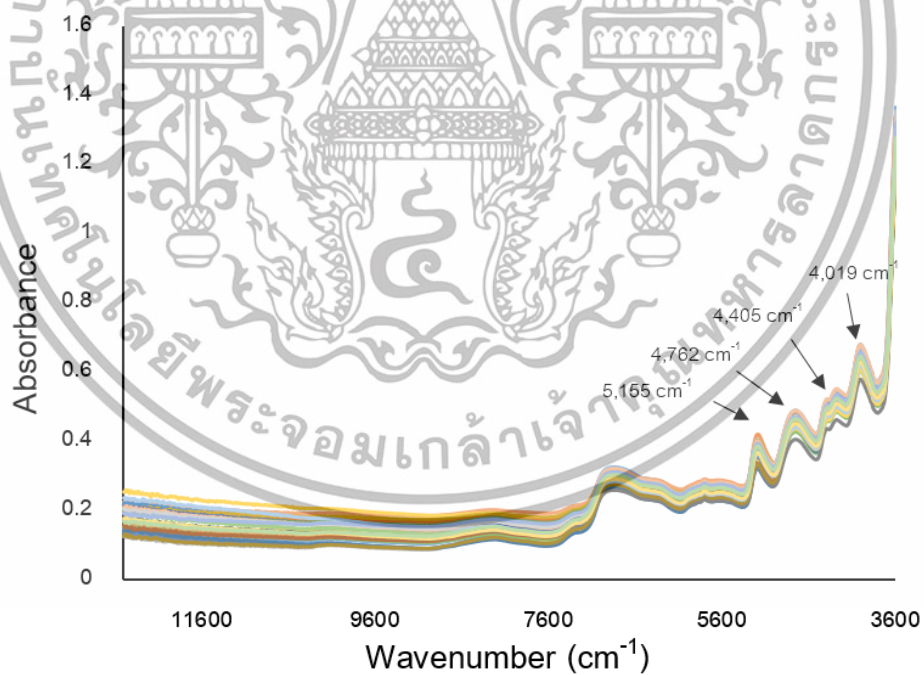
#### 4.1 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล ปี 2560

ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล ได้แก่ ฟางข้าว 30 ตัวอย่าง ช้างข้าวโพด 30 ตัวอย่าง แกลบ 30 ตัวอย่าง ซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ด 30 ตัวอย่าง เหน้้ำมันสำปะหลัง 30 ตัวอย่าง และสเปกตรัมเฉลี่ยการดูดกลืนคลื่นของชีวมวลรวมทั้ง 5 ชนิด ดังแสดงในภาพที่ 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 และ 4.6 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นแสงของตัวอย่างฟางข้าวมีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน คือพบว่ามี การดูดกลืนคลื่นแสงอย่างชัดเจนที่เลขคลื่น  $5,155\text{ cm}^{-1}$ ,  $4,762\text{ cm}^{-1}$ ,  $4,405\text{ cm}^{-1}$  และ  $4,019\text{ cm}^{-1}$  ซึ่งการดูดกลืนคลื่นแสงที่เลขคลื่น  $5,155\text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นแสงของน้ำ (Workman and Weyer, 2008) ซึ่งหมายถึงความชื้นที่เป็นองค์ประกอบหลักอย่างหนึ่งของฟางข้าว และที่เลขคลื่น  $4,762\text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นแสงของแป้ง (Workman and Weyer, 2008) นอกจากนี้คือ ที่เลขคลื่น  $4,405\text{ cm}^{-1}$  และ  $4,019\text{ cm}^{-1}$  (Workman and Weyer, 2008) เป็นการดูดกลืนคลื่นแสงของเซลลูโลส กล่าวคือ ทั้งแป้งและเซลลูโลสล้วนแต่เป็นองค์ประกอบขั้นต้นของสารชีวมวล ซึ่งได้แก่ เซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส ลิกนิน แป้ง และโปรตีน

ในการวิเคราะห์สเปกตรัมอนุพันธ์อันดับที่สองเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ช้างข้าวโพด แกลบ ซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ด และเหน้้ำมันสำปะหลัง ที่ได้จากฟูเรียร์ทรานส์ฟอร์มเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีซึ่งจัดปัญหาขยับขึ้น (Baseline Shift) ทำให้พีคที่ซ้อนทับกันในสเปกตรัมดั้งเดิมชัดเจนขึ้น พบว่า ชีวมวลทั้ง 5 ชนิดมีการดูดกลืนคลื่นที่ความยาวคลื่นเดียวหรือใกล้เคียงกัน ได้แก่  $7,182$ ,  $5,832$ ,  $5,789$ ,  $5,295$ ,  $5,245$ ,  $4,404$ ,  $4,353$ ,  $4,304\text{ cm}^{-1}$  ซึ่งที่เลขคลื่น  $7,182$ ,  $5,832$ ,  $5,789$ ,  $4,304\text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ  $\text{CH}_2$ ,  $\text{CH}_3$ ,  $\text{CH}_2$ ,  $\text{CH}_2$  ตามลำดับ ซึ่งทั้งสิ้นนี้เป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของลิกนิน อีกทั้งยังมีที่เลขคลื่นที่  $5,245\text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993) และที่เลขคลื่น ( $5,295$ ,  $4,404$ ,  $4,353\text{ cm}^{-1}$ ) เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ เซลลูโลส และโปรตีน ตามลำดับซึ่งถูกรายงานโดย Workman and Weyer (2008)

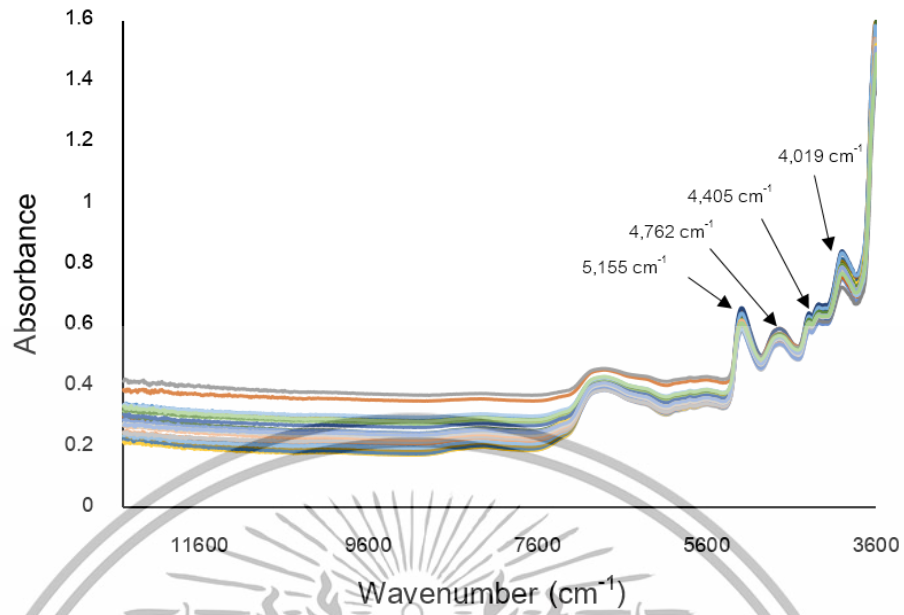


ภาพที่ 4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าว ปี 2560

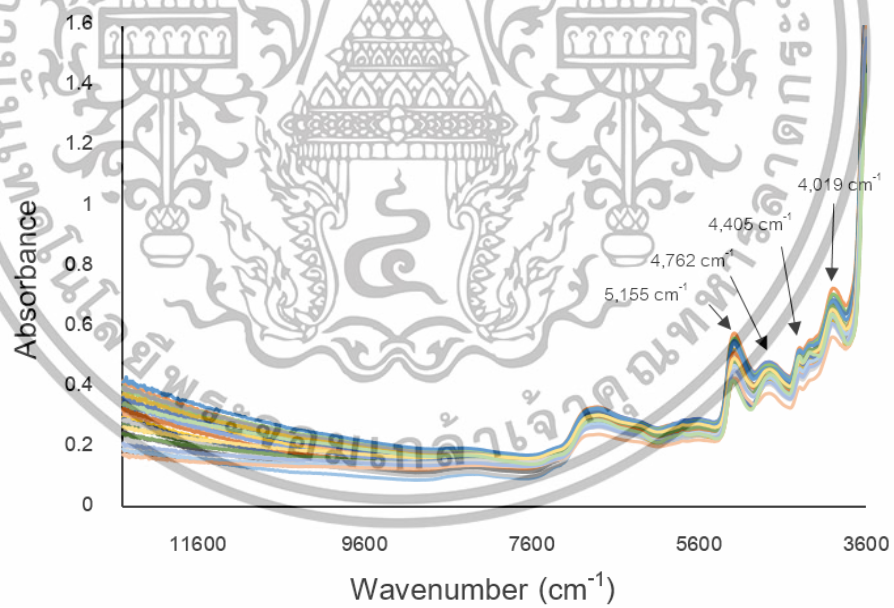


ภาพที่ 4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพด ปี 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

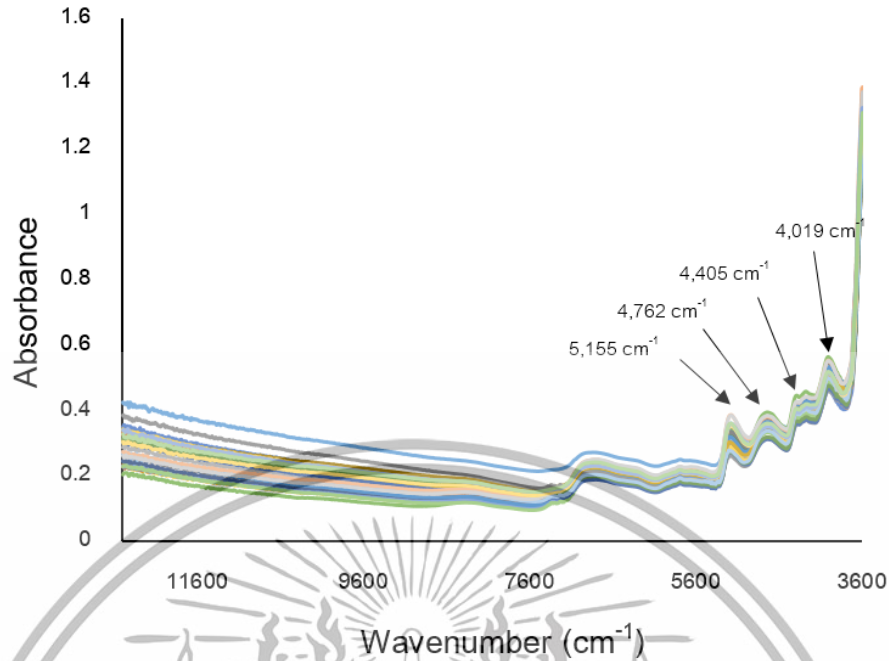


ภาพที่ 4.3 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบ ปี 2560

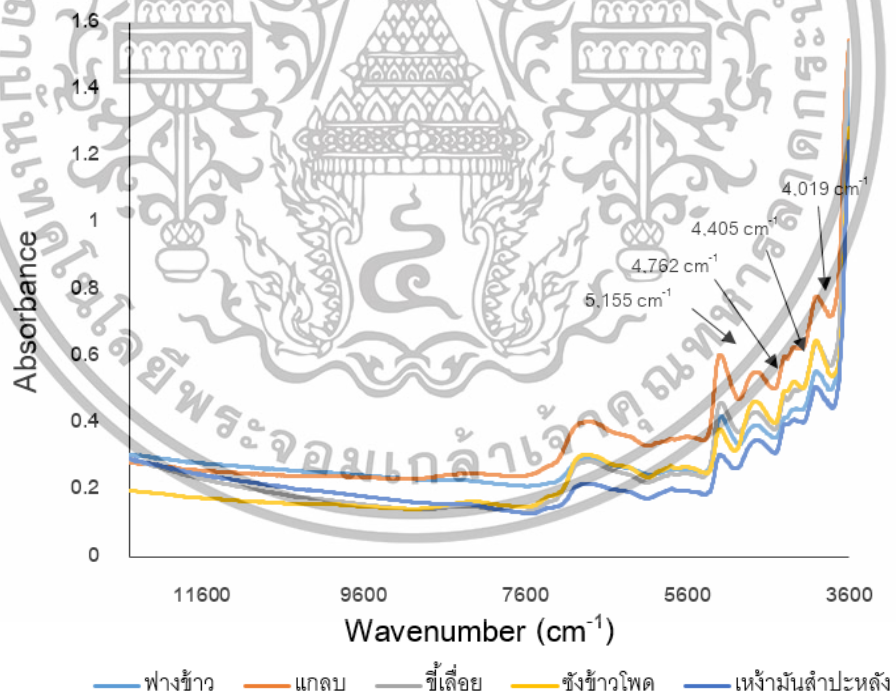


ภาพที่ 4.4 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ด ปี 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

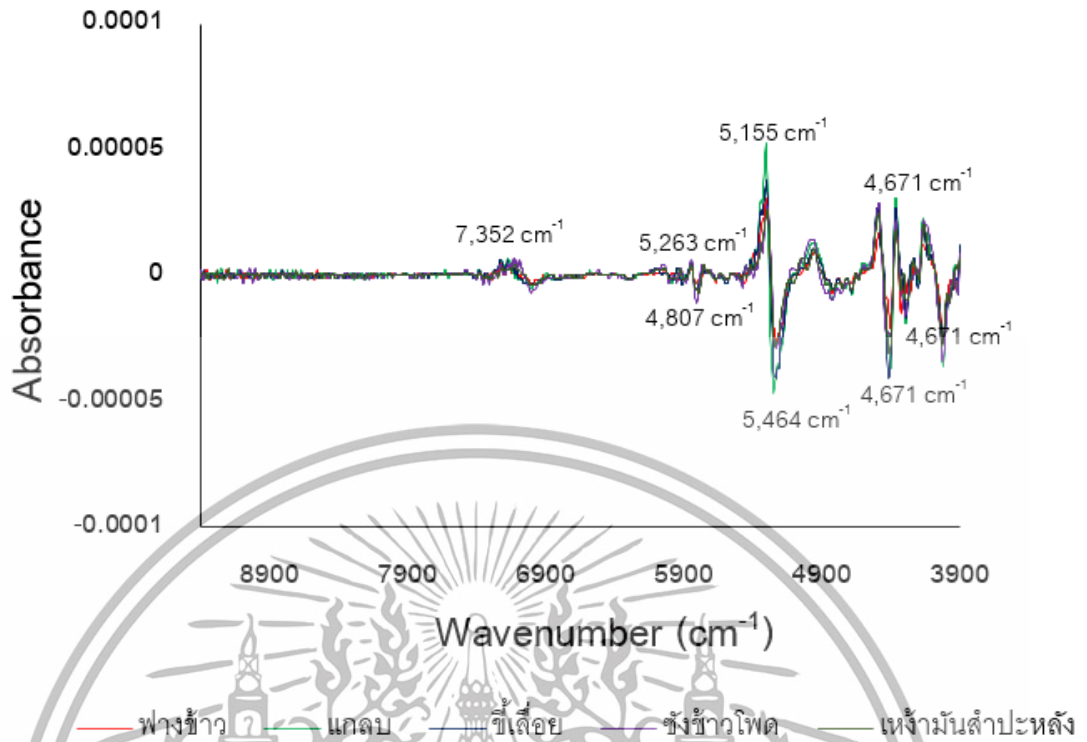


ภาพที่ 4.5 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลัง ปี 2560



ภาพที่ 4.6 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของขี้มูลวัวทั้ง 5 ชนิด ปี 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพที่ 4.7 สเปกตรัมอนุพันธ์อันดับสองเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560

#### 4.2 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของชีวมวลแต่ละชนิด ปี 2560

ชีวมวลที่ทำการทดลองมีจำนวนทั้งหมด 150 ตัวอย่าง ได้แก่ ฟางข้าว 30 ตัวอย่าง ชังข้าวโพด 30 ตัวอย่าง แกลบ 30 ตัวอย่าง ขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพราะเห็ด 30 ตัวอย่าง เหม่งมันสำปะหลัง 30 ตัวอย่าง นำมาวัดการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer จากนั้นนำไปวัดค่าความร้อนสูงด้วยวิธีการ Bomb Calorimeter จะได้ค่าตาม ตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด

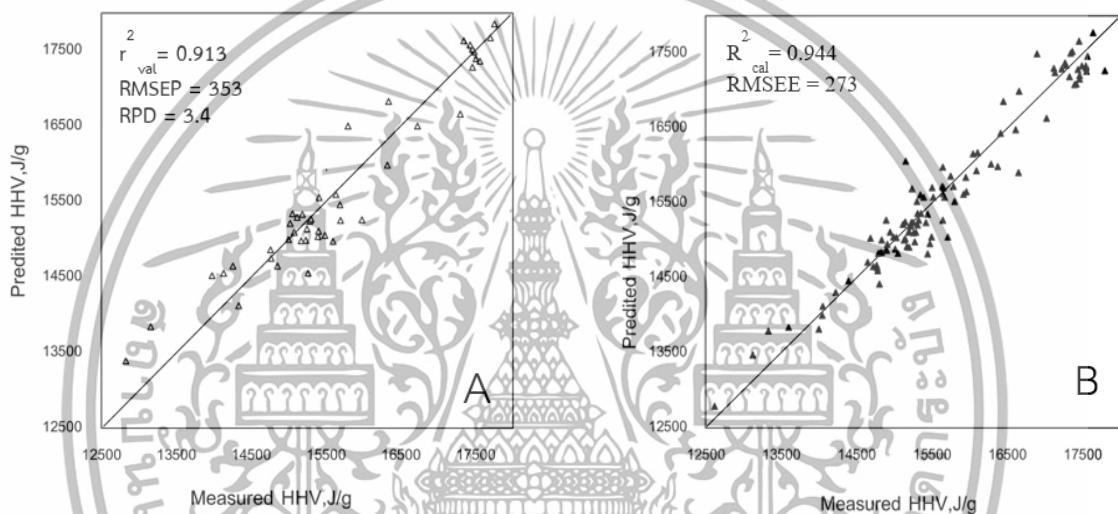
Biomass	Minimum (J/g)	Maximum (J/g)	Mean $\pm$ SD (J/g)	%MC Avg
ฟางข้าว	14,036.0	15,770.0	15,206.1 $\pm$ 412.9	8.8
ชังข้าวโพด	16,880.0	17,733.5	17,396 $\pm$ 172.7	9.3
แกลบ	14,635.0	15,396.5	15,016.7 $\pm$ 216.8	7.7
ขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการเพราะเห็ด	12,604.5	17,777.0	15,072.5 $\pm$ 1,210.9	9.5
เหม่งมันสำปะหลัง	13,583.0	17,003.0	15,653.2 $\pm$ 854.8	5.5

#### 4.3 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาโดยแบ่งตัวอย่างชีวมวลทั้ง 150 ตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 105 ตัวอย่าง และกลุ่มสำหรับทำนาย (Prediction set) จำนวน 45 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของชีวมวล 5 ชนิดที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative + Multiplicative scattering correction โดยใช้ช่วงเลขคลื่นที่  $7,502 - 4,597.7\text{cm}^{-1}$  ผลที่ได้ดังแสดงในตารางที่ 4.2 และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของ โมเดลรวมของพืชทั้ง 5 ชนิด (ภาพที่ 4.7) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

จากตารางที่ 4.2 และภาพที่ 4.8 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิด พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า  $r^2_{\text{val}}$  อยู่ที่เท่ากับ 0.913 ซึ่งสมการที่มีค่า  $R^2$  ที่ 0.91 – 0.96 สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานและรวมถึงการประกันคุณภาพใช้งานได้ แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP, ค่า RPD และ ค่า Bias เท่ากับ  $353\text{ Jg}^{-1}$ ,  $3.4\text{ Jg}^{-1}$  และ  $-20.6\text{ Jg}^{-1}$  ตามลำดับ



ภาพที่ 4.8 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูง ของ โมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ของ Validation set (A) และ Calibration set (B)

ตารางที่ 4.2 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด

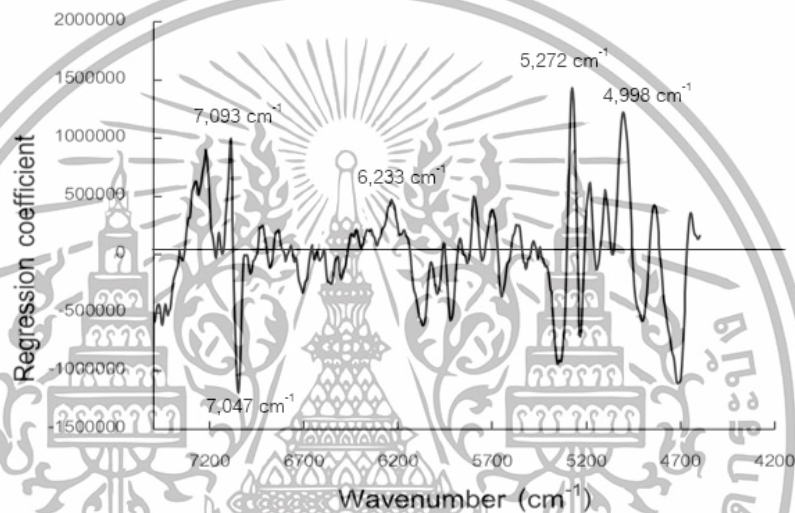
Wavenumber ( $\text{cm}^{-1}$ )	7,502.2– 4,597.7	
Pre-Processing	First Derivative + MSC	
Calibration	PC	9
	$R^2$	0.944
	RMSEE	273
Validation	$R^2$	0.913
	RMSEP	353
	RPD	3.4
	Bias	-20.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.4 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี

2560

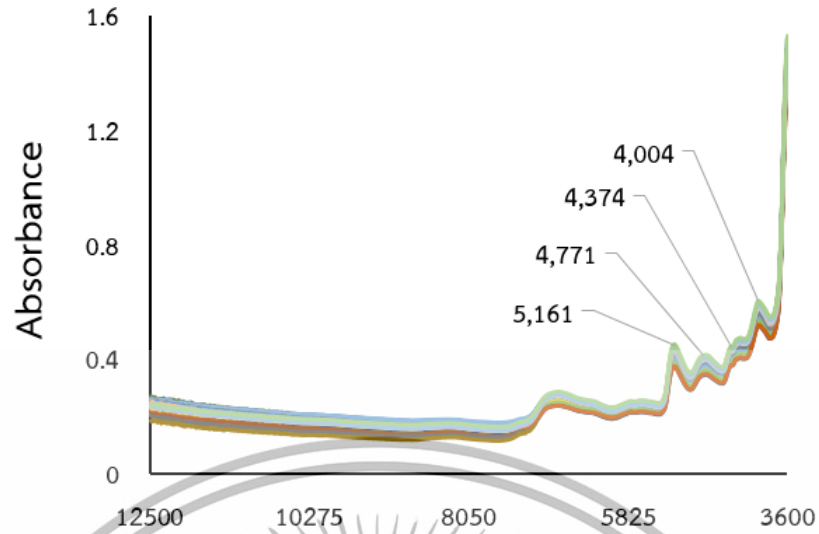
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของโมเดลรวมที่ช่วงเลขคลื่นที่ 7,502.2 – 4,597.7  $\text{cm}^{-1}$  ดังแสดงได้จากภาพที่ 4.9 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ 7,093  $\text{cm}^{-1}$  (1,409 nm), 7,047  $\text{cm}^{-1}$  (1,419 nm), 6,233  $\text{cm}^{-1}$  (1,609 nm), 5,230  $\text{cm}^{-1}$  (1,912 nm), และ 4,998  $\text{cm}^{-1}$  (2,000 nm) โดยที่เลขคลื่น 7,093  $\text{cm}^{-1}$ , 7,047  $\text{cm}^{-1}$  และ 6,233  $\text{cm}^{-1}$  และ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมีคือ  $\text{CH}_2$  ซึ่งทั้งสามนี้พบว่าเป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของ ลิกนิน (Osborne and Fearn, 1993) นอกจากนี้ยังมีเลขคลื่น 5,230  $\text{cm}^{-1}$  (1,912 nm) และ 4,998  $\text{cm}^{-1}$  (2,000 nm) พบว่าเป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



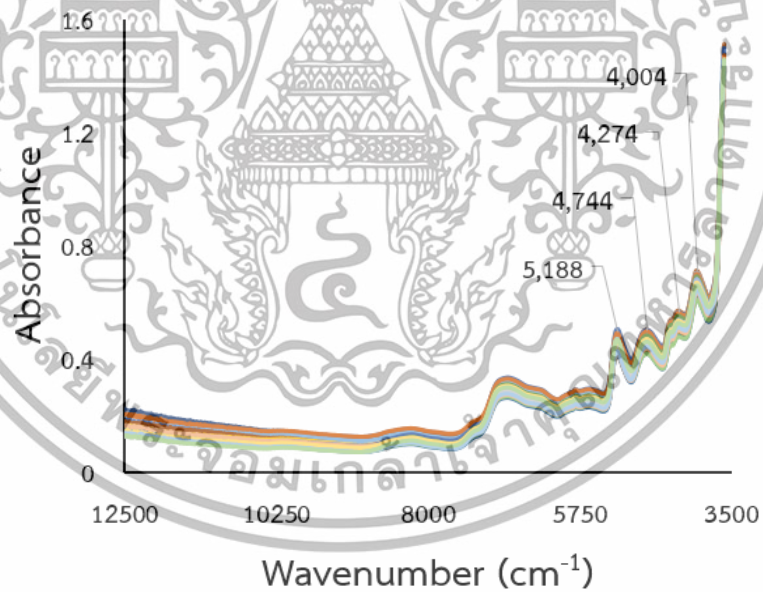
ภาพที่ 4.9 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิด

#### 4.5 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล ปี 2561

สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2561 ได้แก่ เหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด และขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่หลีกเลี่ยงการใช้เพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง รวม เป็น 150 ตัวอย่าง ดังแสดงในภาพที่ 4.10, 4.11, 4.12, 4.13 และ 4.14 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 พบว่าลักษณะ เส้นกราฟของพีชทั้ง 5 ชนิดมีลักษณะที่ใกล้เคียงกัน ช่วงของการดูดกลืนคลื่นที่ชัดเจนใกล้เคียงกัน แสดงถึงองค์ประกอบภายในชนิดเดียวกัน นั่นคือ น้ำและสตาร์ช ซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักอย่างหนึ่งของชีวมวล กล่าวคือ ทั้งสตาร์ชและน้ำล้วนแต่เป็นองค์ประกอบขั้นต้นของสารชีวมวล

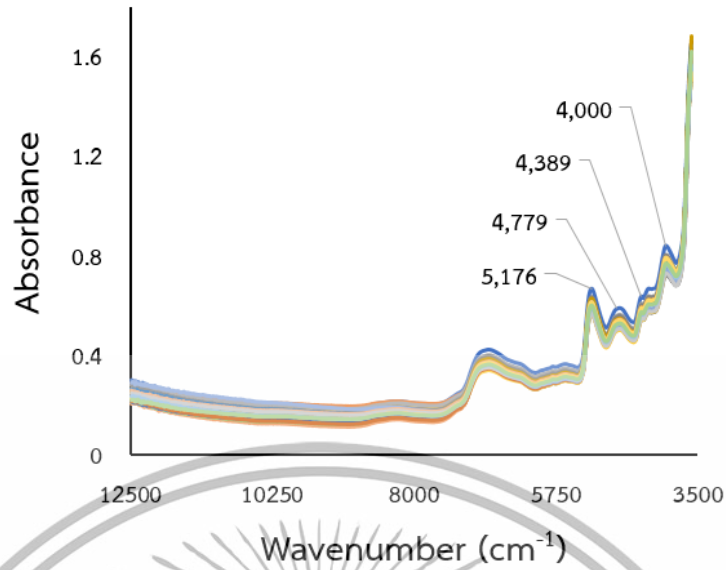


ภาพที่ 4.10 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2561

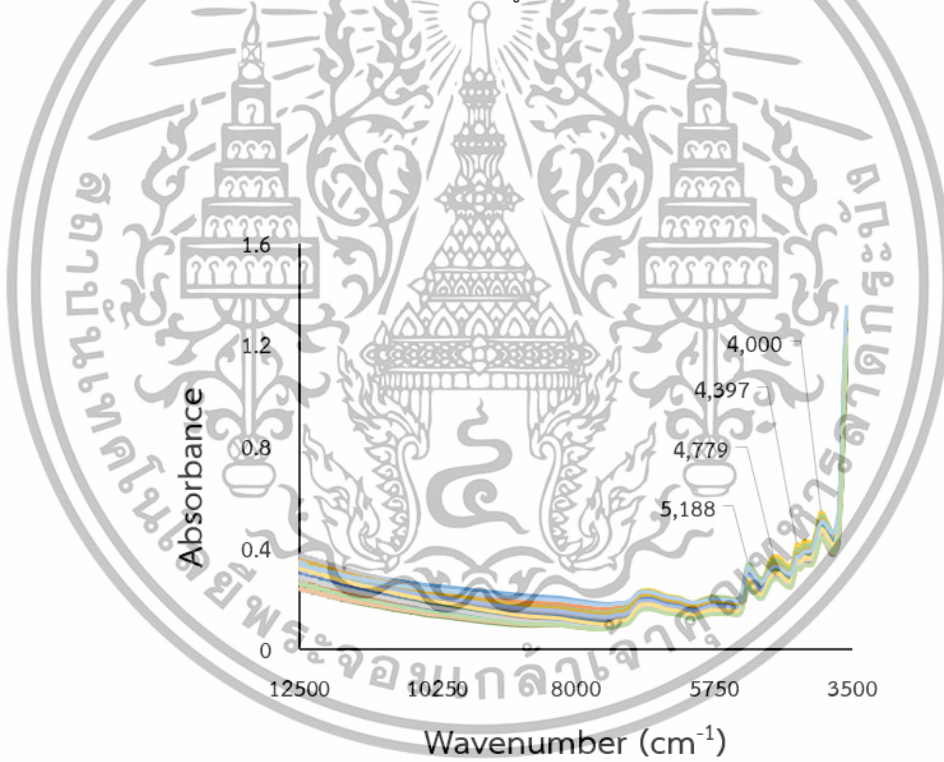


ภาพที่ 4.11 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพดปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

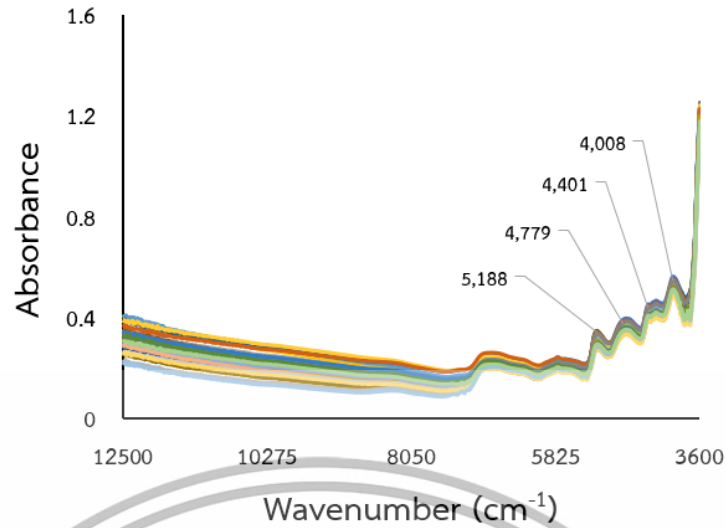


ภาพที่ 4.12 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบปี 2561

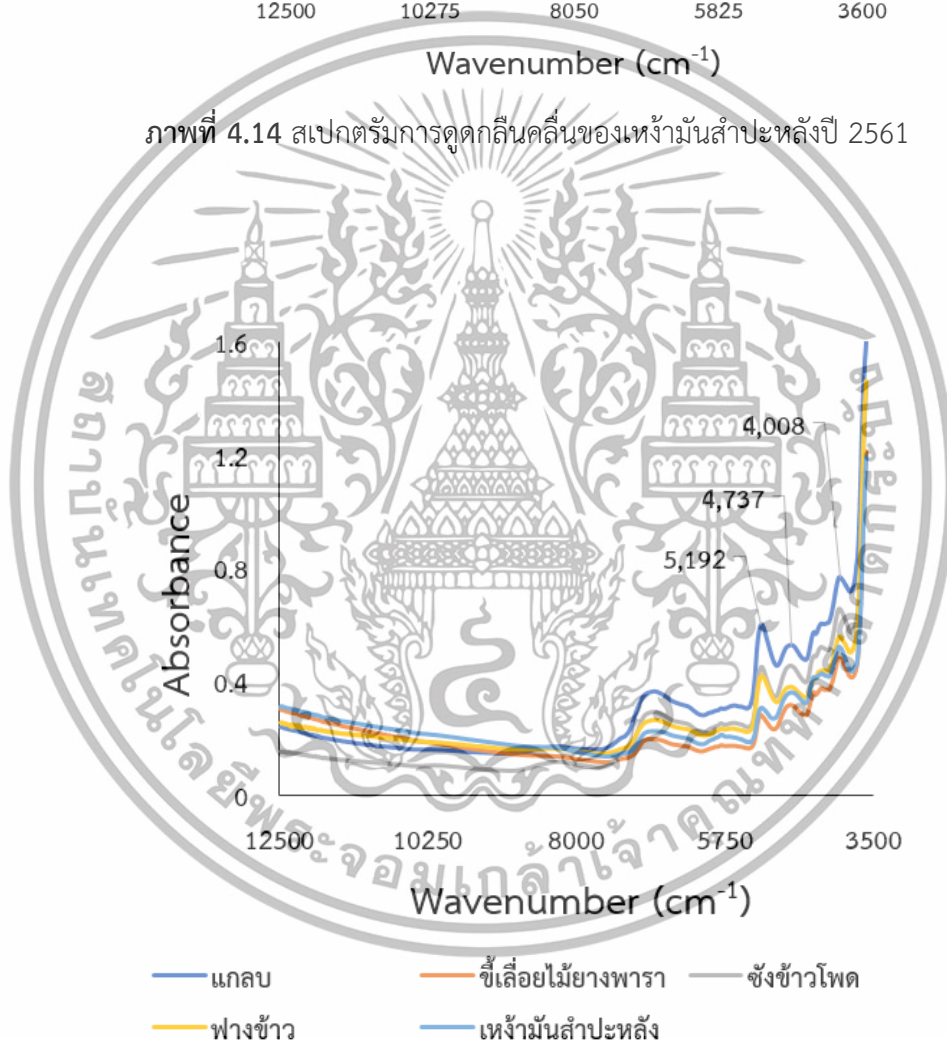


ภาพที่ 4.13 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพที่ 4.14 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561



ภาพที่ 4.15 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.6 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของชีวมวลแต่ละชนิด ปี 2561

ชีวมวลที่ทำการทดลองมีจำนวนทั้งหมด 150 ตัวอย่าง ได้แก่ ฟางข้าว เหง้ามันสำปะหลัง แกลบ ชังข้าวโพดและขี้เลื่อยไม้ยางพาราจากการเพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง นำมาวัดการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer จากนั้นนำไปวัดค่าความร้อนสูงด้วยวิธีการ Bomb Calorimeter และวัดค่าความชื้นจากการคำนวณตามสูตร %ความชื้นฐานแห้ง ได้ค่าดังแสดงในตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด

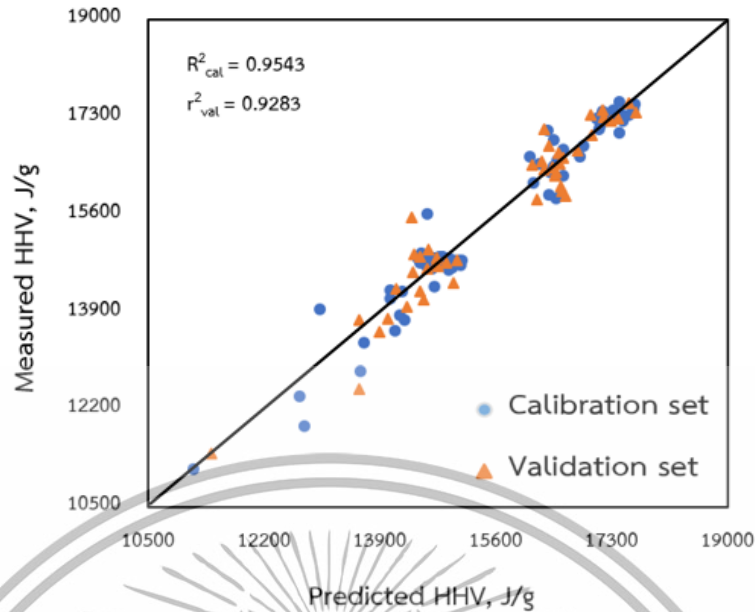
Biomass	HHV (J/g)			%MC Avg ± SD
	Min (J/g)	Max (J/g)	Mean ± SD (J/g)	
เหง้ามันสำปะหลัง	14836.5	17227.5	16358.0 ± 114.40	3.26 ± 0.13
ฟางข้าว	14788.0	14868.0	14829.1 ± 52.28	9.65 ± 0.39
แกลบ	14594.5	14875.0	14741.2 ± 44.55	11.99 ± 0.40
ชังข้าวโพด	16990.0	17566.5	17309.9 ± 46.55	6.08 ± 0.19
ขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจาก การใช้เพาะเห็ดฟาง	11168.5	15598.5	13854.1 ± 165.16	3.52 ± 0.26

#### 4.7 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set)

จำนวน 45 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative ร่วมกับ MSC และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 (ภาพที่ 4.15) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

จากตารางที่ 4.4 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า  $r^2_{val}$  อยู่ที่เท่ากับ 0.9283 ซึ่งสมการที่มีค่า  $R^2$  ที่ 0.92 - 0.96 เหมาะที่จะใช้ในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการประกันคุณภาพ แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ  $378 \text{ Jg}^{-1}$  และ  $-19.3 \text{ Jg}^{-1}$  ตามลำดับ



ภาพที่ 4.16 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 Calibration set และ Validation set

ตารางที่ 4.4 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561

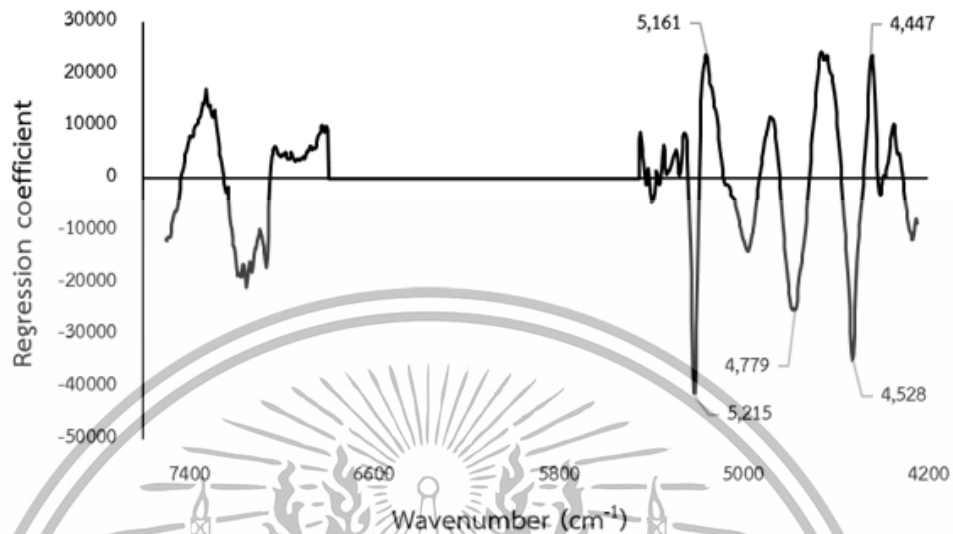
Wavenumber (cm <sup>-1</sup> )	7,502.2 – 6,098.2	
	5,450.2 – 4,597.7	
Pre-Processing	First Derivative + MSC	
Calibration	PC	6
	R <sup>2</sup>	0.9543
	RMSEE	293
Validation	R <sup>2</sup>	0.9283
	RMSEP	378
	RPD	3.74
	Bias	-19.3

#### 4.8 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี 2561

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ 7,502.2 – 6,098.2 cm<sup>-1</sup> และที่เลขคลื่น 5,450.2 – 4,597.7 cm<sup>-1</sup> ดังแสดงได้จาก ภาพที่ 4.17 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ 5,215 cm<sup>-1</sup>, 5,161 cm<sup>-1</sup>, 4,779 cm<sup>-1</sup>, 4,528 cm<sup>-1</sup> และ 4,447 cm<sup>-1</sup> โดยที่เลขคลื่น 5,215 cm<sup>-1</sup>, 5,161 cm<sup>-1</sup> และ 4,528 cm<sup>-1</sup> เป็นการดูดกลืน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์อื่นใด  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

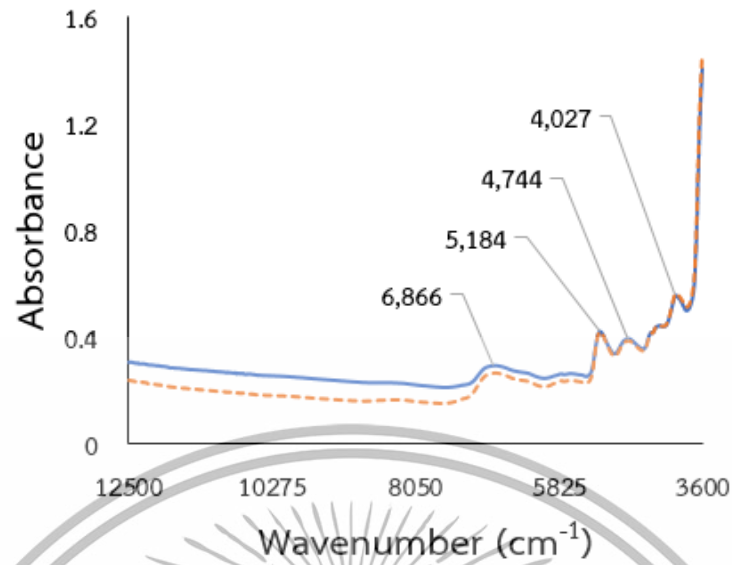
คลื่นของน้ำ (Workman and Weyer, 2008) ที่  $4,779\text{ cm}^{-1}$  และ  $4,447\text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



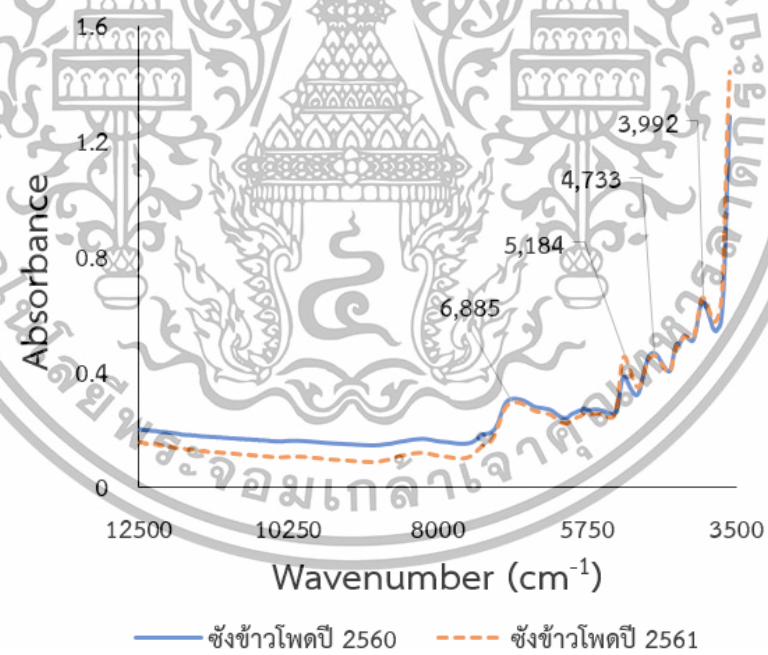
ภาพที่ 4.17 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิด ของตัวอย่างปี 2561

#### 4.9 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวล ปี 2560 และ ปี 2561

สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2560 และปี 2561 ได้แก่ เหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด ชีเสื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 60 ตัวอย่าง ดังแสดงในภาพที่ 4.18, 4.19, 4.20, 4.21, 4.22 และ 4.23 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2561 และปี 2560 มีลักษณะเส้นกราฟของพีชทั้ง 5 ชนิดที่ใกล้เคียงกัน ช่วงของการดูดกลืนคลื่นที่ชัดเจนใกล้เคียงกัน แสดงถึงองค์ประกอบภายในชนิดเดียวกัน นั่นคือ น้ำและสตาร์ช ซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักอย่างหนึ่งของชีวมวล กล่าวคือ ทั้งสตาร์ชและน้ำล้วนแต่เป็นองค์ประกอบขั้นต้นของสารชีวมวล

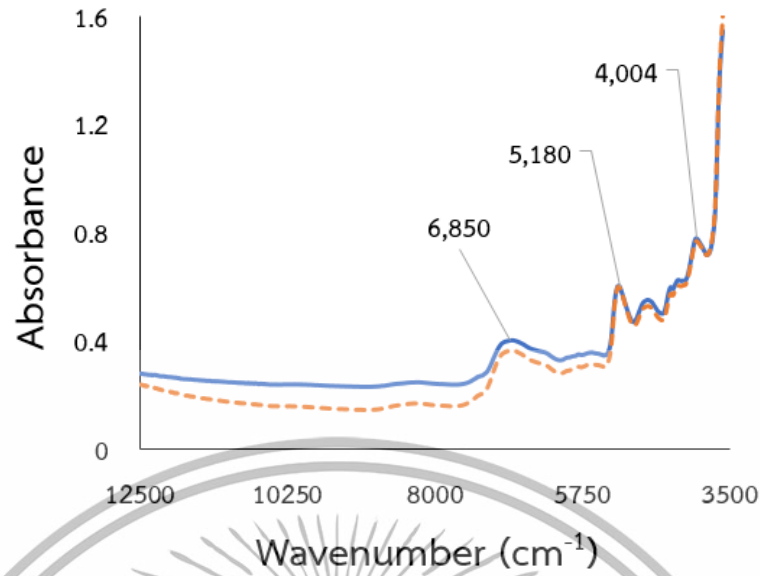


ภาพที่ 4.18 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2560 และปี 2561

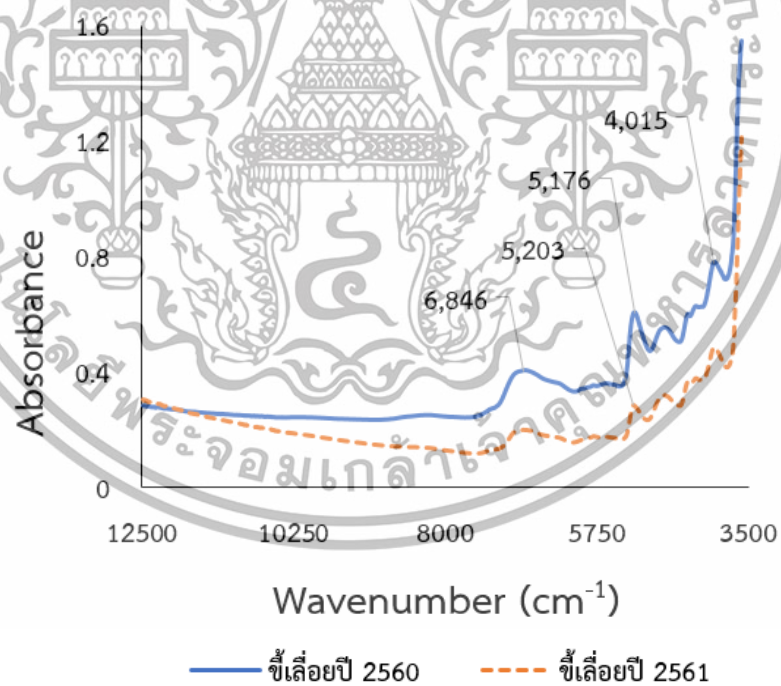


ภาพที่ 4.19 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพดปี 2560 และปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

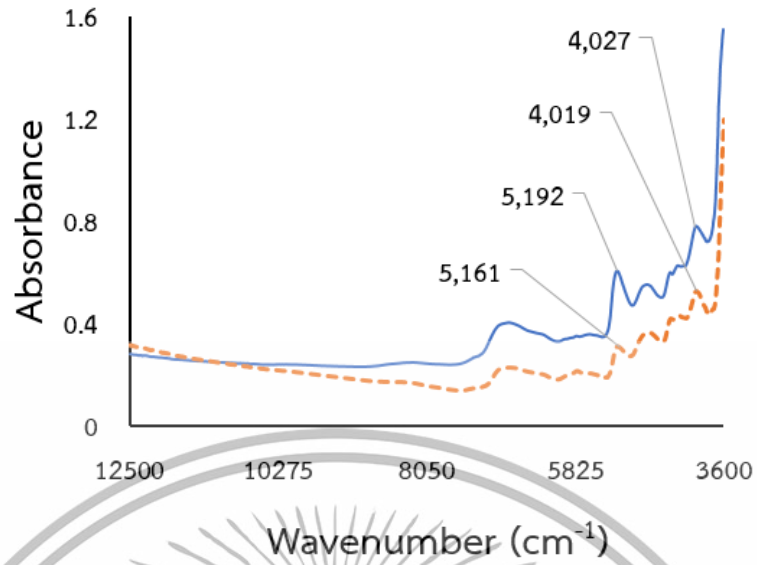


ภาพที่ 4.20 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแลคโตสปี 2560 และปี 2561

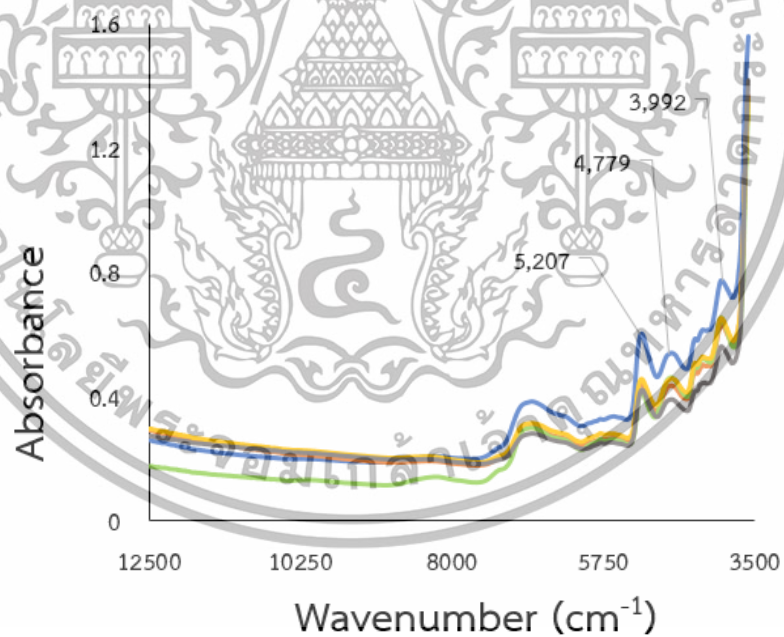


ภาพที่ 4.21 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซีเลอโยไมยังพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2560 และปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาพที่ 4.22 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นอินฟราเรดของเหง้ามันสำปะหลังปี 2560 และปี 2561

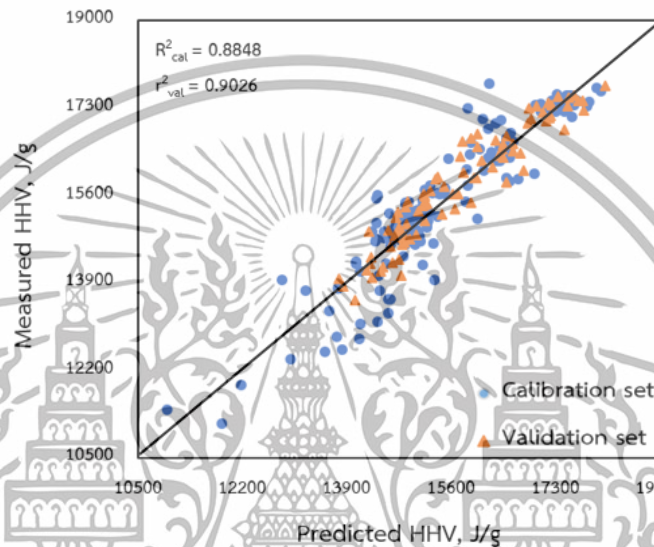


ภาพที่ 4.23 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นอินฟราเรดเฉลี่ยของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2560 และ ปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.10 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560 และ ปี 2561

จากภาพที่ 4.24 และตารางที่ 4.5 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560 จำนวน 300 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า  $r^2_{val}$  อยู่ที่เท่ากับ 0.9026 ซึ่งสมการที่มีค่า  $R^2$  ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ  $342 \text{ Jg}^{-1}$  และ  $45.3 \text{ Jg}^{-1}$  ตามลำดับ



ภาพที่ 4.24 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

ตารางที่ 4.5 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Square Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2560 และ ปี 2561

Wavenumber ( $\text{cm}^{-1}$ )	7,502.2 – 6,800.2	
	5,450.2 – 4,246.7	
Pre-Processing	First Derivative + MSC	
Calibration	PC	5
	$R^2$	0.8848
	RMSEE	451
Validation	$R^2$	0.9026
	RMSEP	342
	RPD	3.23
	Bias	45.3

จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดด้วยการเปรียบเทียบค่า  $R^2$ , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

#### 4.11 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม ปี 2560 และ ปี 2561

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่  $7,502.2 - 6,098.2 \text{ cm}^{-1}$  และที่เลขคลื่น  $5,450.2 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$  ดังแสดงได้จาก ภาพที่ 4.25 พิจารณาความสัมพันธ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่  $5,192 \text{ cm}^{-1}$ ,  $5,138 \text{ cm}^{-1}$ ,  $4,559 \text{ cm}^{-1}$  และ  $4,424 \text{ cm}^{-1}$  โดยที่เลขคลื่น  $5,192 \text{ cm}^{-1}$  และ  $5,138 \text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ ที่  $4,559 \text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ  $\text{CH}_3$  และที่  $4,424 \text{ cm}^{-1}$  เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



ภาพที่ 4.25 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560

#### 4.12 ข้อมูลเชิงสถิติจากการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น (Unknown)

จากผลการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น พบว่าในพืชตัวอย่าง 5 ชนิดพืชที่มีค่าการทำนายดีที่สุดคือ ฟางข้าว มีค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนายอยู่ที่  $103 \text{ Jg}^{-1}$

คิดเป็น 0.70% และในพืช unknown พืชที่มีค่าการทำนายดีที่สุดคือ กาบและเปลือกมะพร้าว มีค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนายอยู่ที่  $94.7 \text{ Jg}^{-1}$  คิดเป็น 0.5 ดังแสดงในตารางที่ 4.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 ข้อมูลเชิงสถิติสำหรับการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่าง Unknown โดยใช้ PLS model

ชีวมวล	SEP ( $Jg^{-1}$ )	SEP (%)	RPD	Bias ( $Jg^{-1}$ )
เหง้ำมันสำปะหลัง	483	3.02	0.743	-241
ฟางข้าว	103	0.70	0.452	-42.6
แกลบ	111	0.76	0.892	-541
ซังข้าวโพด	182	1.06	0.598	-17.4
ขี้เลื่อยไม้ยางพารา	595	4.21	1.21	-491
ทะลายปาล์มเปล่า	290	1.73	1.37	-118
ใบอ้อย	180	1.28	1.51	-264
กากและเปลือก มะพร้าว	94.7	0.53	0.929	-194



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 5

### สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

การศึกษาการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ช้างข้าวโพด แกลบ ชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเหล้ามันสำปะหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้จากเครื่อง FT-NIR spectrometer ที่ช่วงเลขคลื่น  $12,500 - 3,600 \text{ cm}^{-1}$  แบบ Diffuse reflectance โดยสร้างสมการทำนายด้วยวิธี Partial least squares regression แบบ Test set validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 จำนวน 150 ตัวอย่างพบว่า สมการที่ได้จากการวัดค่าสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดในปี 2560 โดยมีการปรับแต่งสเปกตรัมแบบ First Derivative ร่วมกับ Multiplicative scattering correction (MSC) มีค่า  $R^2$  อยู่ที่เท่ากับ 0.913 ค่า RMSEP เท่ากับ  $353 \text{ Jg}^{-1}$  ค่า RPD เท่ากับ 3.4 และค่า Bias เท่ากับ  $-20.6 \text{ Jg}^{-1}$  และเพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล จึงทำการเก็บข้อมูลเพิ่มอีก 1 ปี คือ ตัวอย่างจากปี 2561 อีกจำนวน 150 ตัวอย่าง รวมตัวอย่างทั้ง 2 ปี จำนวน 300 ตัวอย่าง พบว่า สมการที่ได้จากการวัดค่าสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นมีการปรับแต่งสเปกตรัมแบบ First Derivative ร่วมกับ MSC มีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.9026 ค่า RMSEP เท่ากับ  $342 \text{ Jg}^{-1}$  ค่า RPD เท่ากับ 3.23 และค่า Bias เท่ากับ  $45.3 \text{ Jg}^{-1}$  และทางผู้วิจัยได้มีการนำแบบจำลองไปใช้งานเพื่อพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริง โดยนำไปใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิดที่กล่าวมาข้างต้นและชีวมวลชนิดอื่น (unknown) ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว พบว่า ทั้ง 8 ชนิด มีค่าความผิดพลาด (Bias) และค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนาย (SEP) อยู่ในเกณฑ์ที่น้อย ดังนั้น จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองการทำนายที่ใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีมีความเป็นไปได้ในการนำมาใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

### สรุปผลผลิตงานวิจัย

#### 6.1 ผลผลิตงานวิจัย

##### 6.1.1 เผยแพร่ผลงานวิชาการในการประชุมวิชาการนานาชาติ จำนวน 2 เรื่อง ได้แก่

6.1.1.1 Jetsada Posom and Natrapee Nakawajana, “Gross calorific value estimation for milled maize cob biomass using near infrared spectroscopy”, In the 4<sup>th</sup> International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology. July 4 – 7, 2018, Swissotel Resort Phuket Patong Beach, Phuket, Thailand, pp. 404 – 407.

6.1.1.2 Natrapee Nakawajana and Jetsada Posom, “Comparison of analytical ability of PLS and SVM algorithm in estimation of moisture content, higher heating value, and lower heating value of cassava rhizome ground using FT-NIR spectroscopy”, In The 12th TSAE International Conference. March 14 – 15, 2019, Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand. pp. 54

##### 6.1.2 เผยแพร่ผลงานวิชาการในวารสารระดับนานาชาติ จำนวน 1 เรื่อง คือ

6.1.2.1 Natrapee Nakawajana, Jetsada Posom and Jaruwat Paeoui, “Prediction of Higher Heating Value, Lower Heating Value and Ash Content of rice Husk Using FT-NIR Spectroscopy”. Engineering Journal, Vol.22, No. 5, pp. 45 – 56, 2018.

## บรรณานุกรม

Everard, C. D., McDonnell, K. P. and Fagan, C. C., 2012. Prediction of biomass gross calorific values using visible and near infrared spectroscopy. *Biomass and Bioenergy* (45), 203 – 211.

Fagan, C. Everard, C. D. and McDonnell, K., 2011. Prediction of moisture, calorific value, ash and carbon content of two dedicated bioenergy crops using near-infrared spectroscopy. *Bioresource Technology* (102), 5200 – 5206.

Gillespie, G. D., Everard, C. D. and McDonnell, K. P., 2015. Prediction of biomass pellet quality indices using near infrared spectroscopy. *Energy* (80), 582 – 588.

Mancini, M., Rinnan, A., Pizzi, A., Toscano, G., 2018. Prediction of gross calorific value and ash content of woodchip samples by means of FT – NIR spectroscopy (169), 77-83.

Posom, J., and Sirisomboon, P., 2015. Evaluation of the moisture content of *Jatropha curcas* kernels and the heating value of the oil extracted residue using near-infrared spectroscopy. *Biosystems Engineering* (130), 52 – 59.

Posom, J., Shrestha, A., Saechua, W. and Sirisomboon, P., 2016. Rapid non-destructive evaluation of moisture content and higher heating value of *Leucaena leucocephala* pellets using near infrared spectroscopy. *Energy* (107), 464 – 472. The Japan Institute of Energy. 2551. คู่มือสารชีวมวลเอเชีย . Japan.

Zhang, K., Zhou, L., Brady, M., Xu, F., Yu, J. and Wang, D., 2017. Fast analysis of high heating value and elemental compositions of sorghum biomass using near-infrared spectroscopy. *Energy* (118), 1353 – 1360.

กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554 คู่มือการพัฒนาและการลงทุนผลิตพลังงานทดแทน ชุดที่ 4: พลังงานชีวมวล, พิมพ์ครั้งที่ 1. บริษัท เอเบิล คอนซัลแตนท์ จำกัด, กรุงเทพฯ

กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงานฐานข .2556 ,ข้อมูลศักยภาพชีวมวลในประเทศไทยประจำปีปลูก พ :แหล่งที่มา .[ระบบออนไลน์] .2556 .ศ. [http://biomass.dede.go.th/biomass\\_web/index.html](http://biomass.dede.go.th/biomass_web/index.html) 8) พฤษภาคม (2560

คู่มือสารชีวมวลเอเชีย :แหล่งที่มา .[ระบบออนไลน์] .2552. [http://e-book.ram.edu/e-book/f/FY473/\(51\)FY473-13.pdf](http://e-book.ram.edu/e-book/f/FY473/(51)FY473-13.pdf) 6) พฤษภาคม (2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาดูงานนี้ เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จารุวัฒน์ เป๊ะอู๋. 2561. “การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรมเกษตร บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

วิชัย ทฤทัยธนาสันต์, 2550. ความสำคัญของ NIRs Technology เพื่อการแข่งขันในเวทีการค้าโลก. โครงการสัมมนาวิชาการการควบคุมมาตรฐานคุณภาพของสินค้าทางการเกษตรและอุตสาหกรรมโดยวิธีไม่ทำลายเพื่อการแข่งขันบนเวทีการค้าโลก .4 กรกฎาคม 2550. สถาบันค้นคว้าและพัฒนาผลิตภัณฑ์ทางการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตร. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ร่วมกับสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ, กรุงเทพฯ.

สำนักพัฒนาการถ่ายทอดเทคโนโลยี กรมส่งเสริมการเกษตรพลังงานชีวมวลกับวิถีชีวิตรอบ .2550 , .7 ฉบับที่ 3 พลังงานชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ ปีที่ .ด้าน [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา:

<http://actech.agritech.doae.go.th/folder/sptf.5007pdf> (8 พฤษภาคม 2560)

นิรนาม2561 .a. การหาค่าพลังงานสะสมในอาหารและวิธีการใช้เครื่อง Bomb calorimeterระบบ] :แหล่งที่มา .[ออนไลน์[http://e-book.ram.edu/e-book/f/FY473/\(51\)FY473-13.pdf](http://e-book.ram.edu/e-book/f/FY473/(51)FY473-13.pdf) 5] พฤษภาคม (2561

นิรนาม 2561 .b. การหาปริมาณความชื้น :แหล่งที่มา .[ระบบออนไลน์] <http://www.engineerthailand.com/moisture.html> (11 พฤษภาคม 2561)

ปานมนัส ศิริสมบูรณ์เทคโนโลยีเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีสำหรับผลผลิตเกษตรและ .2556 . [ระบบออนไลน์] .อาหารแหล่งที่มา: <http://www.nirsresearch.com>.

ปานมนัส ศิริสมบูรณ์, รวิภัทร ลากเจริญสุขม กรรณพต แก้วสอน, พลนันท อ่อนไสว, บัณฑิต ทองสร้อย, นัฐกรณ์ สอนสงวน, สมชาย กัดสุข, ศิวตล รัตน์โอภา, อภิชาติ สมผิว และกิงดาว ชนะโชติ 2556. “การคาลิเบรชันแบบตัวแปรพหุ แนวแนวเชิงปฏิบัติสำหรับการพัฒนาแบบจำลองในเคมีวิเคราะห์” แหล่งที่มา .[ระบบออนไลน์]: <http://www.nirsresearch.com>.

อภิดุล แก้วกับทอง.2555 . “การตรวจสอบปริมาณเนื้องางแห้งของน้ำยางพาราสดและชันด้วยวิธีไม่ทำลายโดยเทคนิค Near-infrared spectroscopy” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรมเกษตร บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคนิคเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



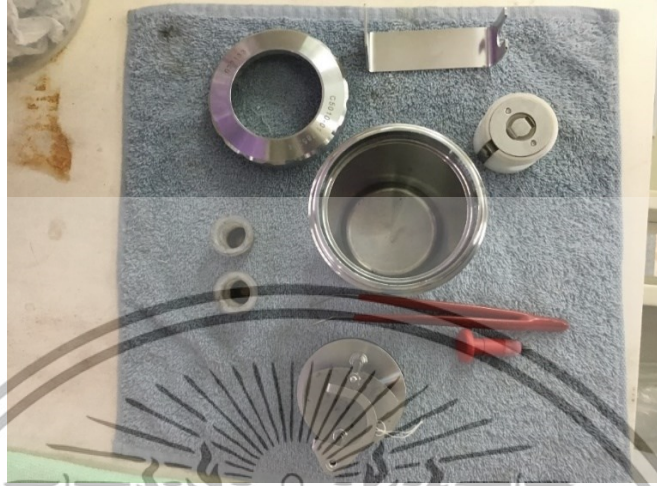
ภาคผนวก ก

วิธีการใช้เครื่อง Bomb Calorimeter

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การวัดค่าความร้อนของวัสดุด้วยเครื่อง Bomb Calorimeter system c200

### 1. เตรียมชุดเวสเซลของ Bomb Calorimeter system C200

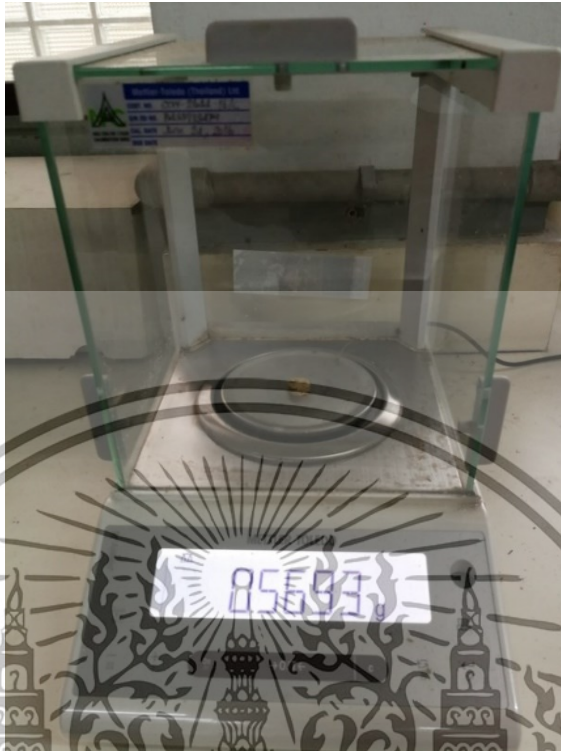


### 2. นำด้ายฝ้ายผูกกับลวดจุดชนวน (เพื่อเป็นตัวจุดชนวนในการเผาไหม้ชีวมวล)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3. ทำการชั่งน้ำหนักวัสดุที่ต้องการวัดค่าความร้อน

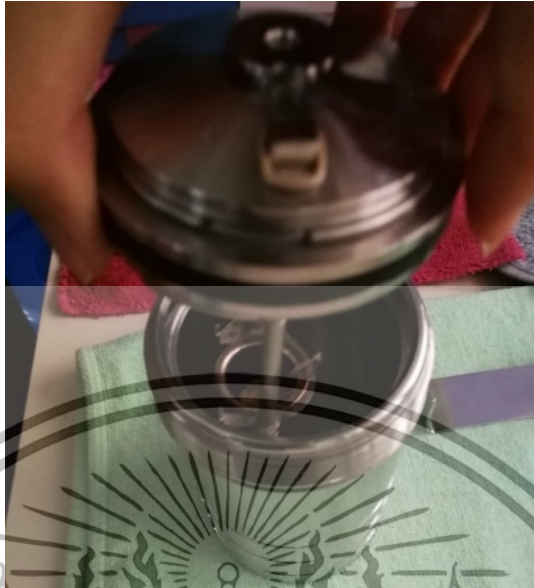


### 4. นำวัสดุที่ต้องการวัดค่าความร้อนใส่ลงในถ้วยของชุดทดสอบ โดยให้วัสดุนั้นวางทับอยู่บนปลายทั้ง 2 ของเส้นด้าย



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5. นำวัสดุใส่ในเวสเซล



## 6. ปิดฝาเวสเซลให้เรียบร้อย



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 7. นำเวสเซลไปอัดแก๊ส

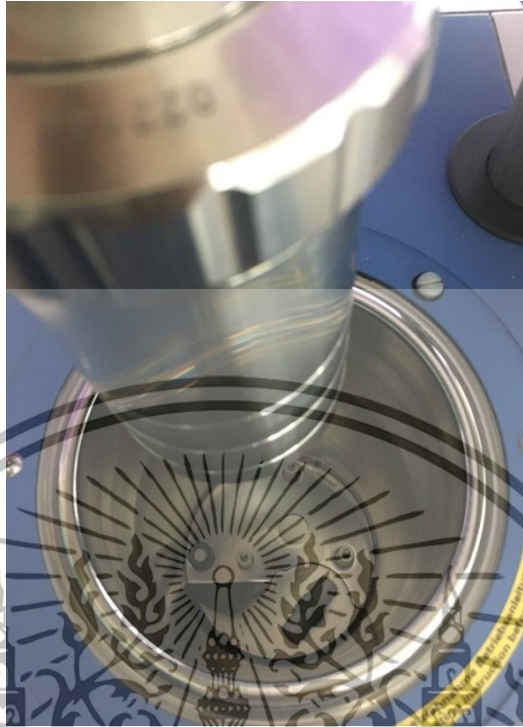


## 8. ปิดฝาจุดชนวน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

9. นำเวสเซลเข้าเครื่อง Bomb Calorimeter system 200 แล้วปิดฝาเครื่อง



10. นำน้ำที่ได้มีการเติมน้ำคาลิเบรทลงไป



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

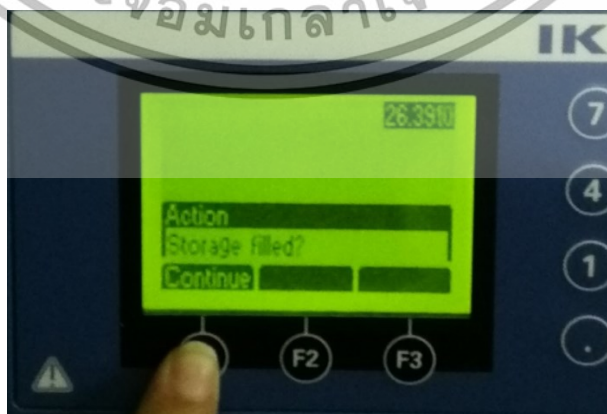
11. กด F2 เพื่อเริ่มการตั้งค่า



12. ใส่ค่าน้ำหนักของวัสดุที่ต้องการวัดค่าความร้อน ที่เราได้ทำการชั่งน้ำหนักไว้ก่อนหน้านี้ลงในช่อง Weight หลังจากนั้นกำหนดค่าต่างๆเสร็จแล้วกด F1

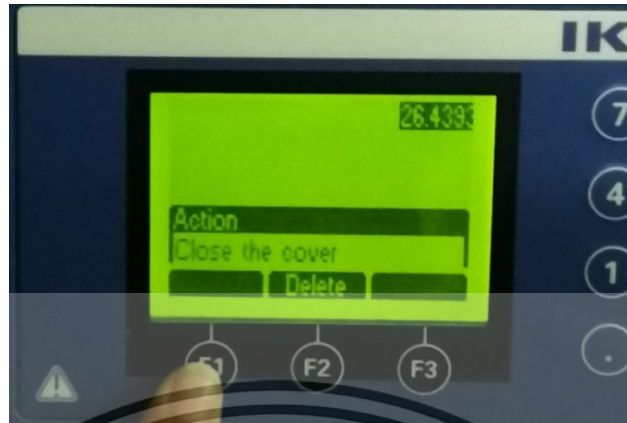


13. เครื่องจะถามว่า Storage filled? ให้กด F1 เพื่อดำเนินการต่อไป



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

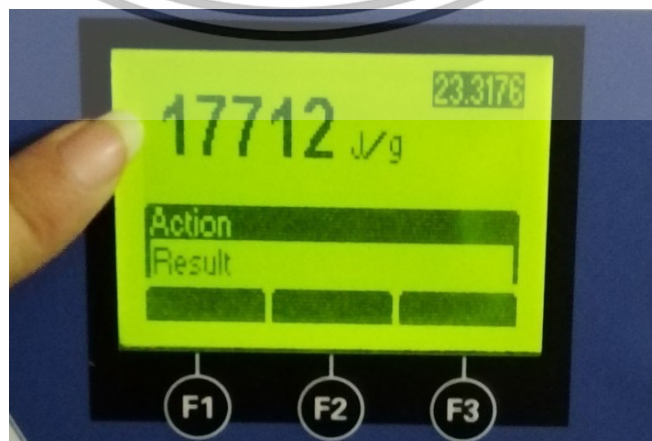
14. จากนั้นเครื่องจะถามอีกว่า Close the cover ให้ F1 เพื่อดำเนินการต่อไป



15. จากนั้นเครื่องก็จะ RUN อัตโนมัติ



16. จากนั้นก็รอจนเครื่องประมวลผลเสร็จใช้เวลาประมาณ 17 นาที หน้าจอก็จะแสดงผลค่าความร้อน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น และอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ข  
ผลผลิตงานวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. Jetsada Posom and Natrapee Nakawajana, "Gross calorific value estimation for milled maize cob biomass using near infrared spectroscopy", In the 4<sup>th</sup> International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology. July 4 – 7, 2018, Swisshotel Resort Phuket Patong Beach, Phuket, Thailand, pp. 404 – 407.

## Gross calorific value estimation for milled maize cob biomass using near infrared spectroscopy

Jetsada Posom<sup>1, 2</sup> and Natrapee Nakawajana<sup>3</sup>\*

<sup>1</sup>Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University, Khon Kaen, 40002, Thailand.

<sup>2</sup>Applied Engineering for Important Crops of the North East Research Group, Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University 40002, Thailand.

<sup>3</sup>Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 1 Chalalongkrong Road, Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand.

**Abstract.** The maize cob biomass is one of important biomass crop in Thailand. Nowadays, the use of the biomass as renewable resource is increasing, especially residue agriculture waste. As we know that the biomass properties impact combustion, in order to achieve boiler efficiency, its energy characteristics of biomass was required immediately before burning. This work uses the FT-near infrared spectroscopy to estimate gross calorific value (GCV) of maize cob as the rapid method. Each sample was scanned using diffuse reflectance mode at a wavenumber range between 12500-3600 cm<sup>-1</sup>. The scanning was done with a resolution of 8 cm<sup>-1</sup> and completed 32 scans per sample, then averaged to be one spectrum. The result showed that this technique could decrease a processing time to 1-2 minutes per sample to determine GCV whereas alternatively the current method used a processing time of 25-30 minutes per sample. The capacity of the model gave root mean square error of cross validation (RMSECV) of 91.1 Jg<sup>-1</sup>, which was low. Hence, the model was acceptable and could be used for screening.

### 1 Introduction

Maize cob is a waste from agricultural process after the seed is removed from the cob. Maize cob can then become a habitat of bird and rat and moreover, bad smell could happen as well. This is the important problem of traders. Previously, the maize cob was used as a fertilizer but it was not popular for farmer because it takes a long time for decomposition. Hence, it has been initiated to use the maize cob as a fuel.

Thailand has imported maize cob, it's a waste of agricultural product from one of the economic crops of Thailand as a biomass fuel. When the maize cob is burned, it has calorific value approximately 17,000 kJ/kg, and it takes a long time to burn before becoming the ash. This implies that it has a characteristic of good fuel.

The major aspect of waste residue properties to be renewable energy is the gross calorific value (GCV) which is also known as the higher heating value. GCV is total energy in biomass released during burning process, which takes into account the latent heat of vaporization of water in the combustion products. Normally, GCV can be measured by bomb calorimeter but this method takes a processing time about 25-30 minutes per sample for measuring and is subject to high cost of analysis.

Near infrared (NIR) spectroscopy is a non-destructive and rapid technique for estimating a quality of food and agricultural products. In addition, there have

been some reports that demonstrated the use of NIR spectroscopy for the evaluation of the GCV and other properties of biomass such as the evaluation of heating value of bamboo [1], the evaluation of moisture content and GCV of *Leucostoma leucoccephala* pellets [2], the prediction of GCV of *Miscanthus* [3], the GCV prediction of straw [4], the evaluation of moisture content and the GCV of oil-extracted residue of *Jatropha curcas* [9] and the analysis of GCV and elemental compositions of sorghum [10]. The results of their studies suggested that NIR spectroscopy had the potential to estimate the calorific value of biomass fuel. Hence, the objective of this research was to assess the potential of NIR spectroscopy to estimate GCV of milled maize cob biomass.

### 2 Materials and Methods

#### 2.1 Sample

60 maize cob samples were collected from different area. The 60 samples were divided into two groups, 50 samples were used for utilizing calibration model and 10 samples were used as unknown sample for testing the calibration model. After harvest each sample from a plant, they were crushed into 5 cm and then dried to a constant weight by hot air oven (Memmert, model ULM 500, Germany) at 105 °C for 24 h, this process was

\* Corresponding author: natrapee.na@kmutl.ac.th

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

preparing sample for easy milling in next process. Then, all sample were milled by milling machine (FRITSCH, 14.3000/10857, Germany) through a hole sizes of 2.00 mm and kept in an aluminium bag prior to the experiment. Next, each sample was measured the NIR absorbance using FT-NIR spectrometer and then some part of sample was measured the GCV by bomb calorimeter and other part was measured the moisture content for reference data by hot air oven at 105 °C, 24 h. The averaging moisture content of 60 samples were around 9.43% dry basis.

## 2.2 NIR spectral acquisition

Each milled maize cob sample was poured into a quartz bottom sample cup having dimension of 43 mm in diameter and 50 mm in height. For the reflectance mode, the thickness of sample was confirmed as infinity and must be ensured that there was no light leaked or transmitted through the sample. Fourier-transform infrared spectroscopy (FTNIR) (MPA, Bruker, Germany) was applied for scanning and absorbance was derived in log 1/R unit. Scanning conditions involved a resolution of 8 cm<sup>-1</sup>, wavenumber range of 12500-3600 cm<sup>-1</sup>, and the number of scanning of 32.

## 2.3 Reference data

After the milled maize cob samples had been scanned, the milled maize cob was sampled from the bottom of cup due to direct absorption by NIR radiation. About 0.5 g of sample was pelleted and the GCV was determined using a bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) in isoperibol mode. The bomb calorimeter was calibrated by pelletized benzoic acid (IKA C 723, IKA, Germany).

After the GCV had been measured, the outliers were then checked by  $(x_i - \bar{x}) / SD_i \leq 3$ , where  $x_i$  is the reference data of sample  $i$ ,  $\bar{x}$  and  $SD$  are the average and standard deviation of the reference data. If it was found, it was then rejected from the data set and was not used for modelling.

## 2.4 Data processing and NIR spectroscopy modelling

The NIR spectra and its corresponding reference data of GCV of fifty samples were used for modelling. The NIR models for predicting the GCV were constructed by PLS regression and validated by full cross validation. The spectral pre-treatment and modelling were carried on by OPUS software, version 7.0.129, Germany. Before the model development, the NIR spectra were pre-processed by constant offset elimination, straight line subtraction, vector normalization, min-max normalization, MSC (multiplicative scatter correction), first derivatives, second derivatives, the combination between first derivatives and straight line subtraction, the combination between first derivatives and vector normalization and the combination between first derivatives and MSC.

The effective model was obtained by lowest root mean squares error of cross validation (RMSECV), from

which the number of PLS factor, spectral pre-treatment technique, and wavenumber range were listed. After that, the regression coefficient versus optimal wavenumber range was plotted. After modelling, the external sample of ten were used for tested the PLS model.

The performance of the GCV predicting model was stated by determination of the coefficient of determination ( $R^2$ ), bias, root mean square error of cross validation (RMSECV) and ratio of standard error of cross-validation to deviation (RPD).

## 3 Results and discussions

### 3.1 Ground maize cob spectra

The raw spectra of 60 milled maize cob biomass samples in a range of 12500-3600 cm<sup>-1</sup> were illustrated in Fig. 1. In the raw spectra of milled maize cob sample, the main absorption bands were observed at 5820 (1718 nm), 5180 (1930nm), 4408 (2268 nm), and 4266 cm<sup>-1</sup> (2344 nm), corresponding to C-H stretching first overtone of hydrocarbon [5], O-H stretching/HOH deformation combination of starch [6], O-H stretching C-O stretch combination of cellulose [6], and C-H methylene of hydrocarbon [5].



Fig. 1. The raw spectra of 60 milled maize cob biomass samples across the wavenumber of 12500 to 3600 cm<sup>-1</sup>

### 3.2 Reference data of the GCV

Statistical data of calibration set, and external sample set for GCV of rice husk was demonstrated in Table 1 which shows the maximum, minimum, average, and standard deviation (SD). The maximum and minimum value of calibration set was higher and lower than external sample set, respectively, which covering the external sample. Then, the calibration set can be representative sample for future prediction.

Table 1. Statistical values of gross calorific value data of maize cob milled samples used in model development.

	Calibration set	External sample
Max (Jg <sup>-1</sup> )	17800.5	17431.0
Min (Jg <sup>-1</sup> )	17005.0	17253.0
Mean (Jg <sup>-1</sup> )	17405.0	17351.2
SD (Jg <sup>-1</sup> )	178.2	62.9

### 3.3 Near infrared spectroscopy models for GCV of milled maize cob sample

The effective calibration model was optimized using the wavenumber range of 5450.2–4246.7  $\text{cm}^{-1}$ . The spectral pre-treatment of second derivative and the number of PLS factor listed from 1 to 3 was used. The PLS factor of optimal model was selected which gave the lowest RMSECV. Fig. 2a displays the RMSEE versus PLS factor for calibration set whereas RMSECV versus PLS factor for validation set is shown in Fig. 2b. The PLS factor of three gave the lowest RMSECV which was then used for modelling.

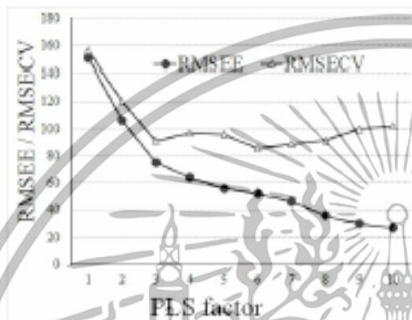


Fig. 2. RMSEE/RMSECV vs rank (PLS factor) for calibration set and validation set

The PLS model was tested using leave-one-out cross-validation providing  $R^2$ , RMSEE,  $r^2$ , RMSECV, RPD, and bias of 0.83, 73  $\text{Jg}^{-1}$ , 0.73, 91  $\text{Jg}^{-1}$ , 1.94, and 0.293  $\text{Jg}^{-1}$ , respectively. Zomza et al. [7] recommended that if  $R^2$  and RPD are between 0.66 to 0.80 and 2.0 to 2.5, respectively, it permitted only approximate prediction and could be used with screening and some other "approximate" calibrations [8]. The  $R^2$  and RPD provided were less than 0.66 and 2, respectively, which meant the A content was poorly predicted [8]. William [8] suggested that  $R^2$  between 0.50 and 0.64 could be used for rough screening. The ratio of bias to its mean of measured value were 0.0165 % (0.293  $\text{Jg}^{-1}$  / 17405.0  $\text{Jg}^{-1}$ ) for GCV, which was very small. So that, we recommended that the models were suitable for estimation of the GCV of milled maize cob sample.

$R^2$  stated the percentage of proportion of the variance in GCV that can be explained by variance in absorption value [26]. For example, if  $R^2$  was 0.90, means that 90% of variance in GCV was explained by variance in NIR spectra and 10% cannot be counted by NIR spectra (unexplained variance). Bias mentions the overall accuracy of the GCV model [26]. The low value of RPD means the measured value is not robust. If the model had a high RMSECV, then that modelling should need an increasing number of the sample set or sometimes it is seen that not necessary to develop model [26].

Fig. 3a and b illustrated comparison of the GCV of maize cob milled sample predicted by near infrared spectroscopy and measured by the bomb calorimeter of the calibration model and the validation model. The regression coefficient of GCV was shown in Fig. 4. Shown in Fig. 5 was first derivative spectra of maize cob milled sample used for model development. The obvious peaks occurring on regression coefficient plot and second derivative spectra were at 5801  $\text{cm}^{-1}$  (1723 nm), 4412  $\text{cm}^{-1}$  (2266 nm), and 4293  $\text{cm}^{-1}$  (2329 nm), related to C-H methylene ( $\text{CH}_2$ ) of hydrocarbons, O-H stretching/C-O stretching combination of cellulose, and C-H stretching/ $\text{CH}_2$  deformation combination of starch [6].

As reported by Posom and Sirisomboon [9], the band of cellulose and fiber had high impact to the forecast of the HV of the oil extracted residue of *Jatropha curcas* kernels. In addition, Zhang et al. [10] also reported that the important band for estimating HHV of sorghum was the C-H stretching and  $\text{CH}_2$  structure.

To confirm whether calibration model can estimate the GCV of future sample, the 10 external samples were tested using calibration model, from which the outcome was shown in Table 2. The performance test had a low RMSEP and bias with 77.3  $\text{Jg}^{-1}$  and -13.7  $\text{Jg}^{-1}$ , respectively.

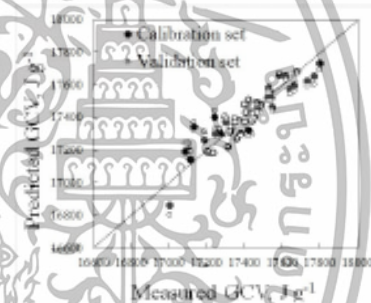


Fig. 3. Comparison of the gross calorific of maize cob milled sample predicted by near infrared spectroscopy and measured by the reference laboratory of the calibration model and the validation model.

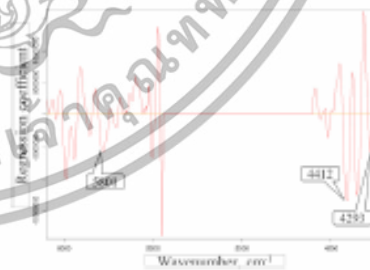


Fig. 4. PLS model regression coefficient plot for the gross calorific of maize cob milled sample.

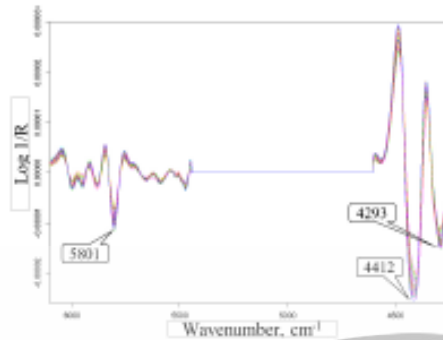


Fig. 5. First derivative spectra of maize cob milled sample used for model development.

Table 2. Measured value and predicted value of external sample predicted by calibration model

Sample	TRUE (Jg <sup>-1</sup> )	Prediction (Jg <sup>-1</sup> )
51	17431.0	17375
52	17305.5	17430
53	17404.0	17387
54	17327.5	17242
55	17387.5	17398
56	17348.5	17403
57	17368.0	17438
58	17423.0	17523
59	17253.0	17141
60	17254.5	17322
RMSEP (Jg <sup>-1</sup> )		79.3
Bias (Jg <sup>-1</sup> )		-13

#### 4 Conclusions

The outcome showed that there is quite a possibility to the use of NIR spectroscopy as a rapid technique for classifying maize cob properties with a fair performance. Moreover, the time per sample can be reduced to 2-3 minutes where the current analysis took approximately 25-30 minutes per sample. For robustness, the model was tested by external sample (unknown sample) to confirm its ability again because it is the representative population for future. For model development, the vibrational band of hydrocarbons, cellulose, and starch strongly had an impact to the prediction of GCV. In the further study for improvement of the calibration model performance, the model development should be done by collecting maize cob from various sources to get wider range of GCV, that way the calibration model may be a robust and global model.

#### Acknowledgments

The authors thank the Near Infrared Spectroscopy Research Center for Agricultural Product and Food at

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand, for the use of their instruments. We also acknowledge the financial support from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang research fund.

#### References

1. Posom, J., and Sirisomboon, P. 2017. Evaluation of lower heating value and elemental composition of bamboo using near infrared spectroscopy. *Energy* 121, 147 – 158.
2. Posom, J., Shrestha, A., Saechua, W. and Sirisomboon, P. 2016. Rapid non-destructive evaluation of moisture content and higher heating value of *Leucaena leucocophala* pellets using near infrared spectroscopy. *Energy* 107, 464 – 472.
3. Everard, C. D., McDonnell, K. P. and Fagan, C. C. 2012. Prediction of biomass gross calorific values using visible and near infrared spectroscopy. *Biomass and Bioenergy* (45), 203 – 211.
4. Huang, C., Han, L., Yang, Z. and Liu, X. 2009. Ultimate analysis and heating value prediction of straw by near infrared spectroscopy. *Waste Management* (29), 1793 – 1797.
5. J. Workman, J.R.L. Weyer. 2007 *Practical Guide to Interpretive Near-infrared Spectroscopy*, Taylor and Francis, Boca Raton, FL, pp. 240-261.
6. John S. Shenk, Jerome J. Workman, Jr., and Mark O. Westerhaus. 2003. *Application of NIR Spectroscopy to Agricultural Products*. Text book: Editor: Donald A. Burns, Emil W. Ciunzik. *Hand book of Near-infrared Analysis*, CRC press, Taylor & Francis Group, pp. 356-357.
7. R. Zornoza, C. Goarero, J. Mataix-Solera, KM. Scow, V. Arcenegui, J.M. Beneyto. 2008. Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils. *Soil Biol Biochem*, 40 (7), 30-1923.
8. P. Williams. 2007. *Near-Infrared Technology Getting the Best Out of Light Edition 5.0, A Short Course in the Practical Implementation of Near-infrared Spectroscopy for the User*, PDK, Grain, Nanaimo, Canada.
9. J. Posom, P. Sirisomboon. 2015. Evaluation of the moisture content of *Jatropha curcas* kernels and the heating value of the oil-extracted residue using near-infrared spectroscopy. *Biosyst Eng*, 130, 52-59.
10. K. Zhang, L. Zhou, M. Brady, F. Xu, J. Yu, D. Wang. 2017. Fast analysis of high heating value and elemental compositions of sorghum biomass using near-infrared spectroscopy. *Energy*, 118, 1353-1360.

2. Natrapee Nakawajana and Jetsada Posom, “Comparison of analytical ability of PLS and SVM algorithm in estimation of moisture content, higher heating value, and lower heating value of cassava rhizome ground using FT-NIR spectroscopy”, In The 12th TSAE International Conference. March 14 – 15, 2019, Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand. pp.54

The 12<sup>th</sup> Thai Society of Agricultural Engineering International Conference  
The 20<sup>th</sup> Thai Society of Agricultural Engineering National Conference

## NOTIFICATION OF ACCEPTANCE

Dear Natrapee Nakawajana, and Jetsada Posom,

We are pleased to inform you that your paper entitled “Comparison of analytical ability of PLS and SVM algorithm in estimation of moisture content, higher heating value, and lower heating value of cassava rhizome ground using FT-NIR spectroscopy” has been accepted by the Technical Program Committee of the 12<sup>th</sup> TSAE International Conference (TSAE 2019) for oral presentation. You are cordially invited to present the paper at TSAE 2019 to be held on 14-15 March 2019 at Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand.

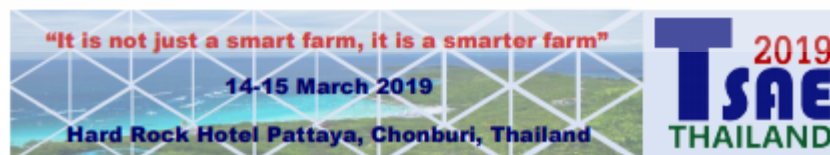
Please check the conference website at <http://www.tsae.asia/2019/conf/> for the most updated information on the conference. Should you have any query, please do not hesitate to contact TSAE 2019 Secretariat (e-mail: [panmanas.sia@kmutt.ac.th](mailto:panmanas.sia@kmutt.ac.th); tel: +668 5133 3257).

This notification serves as our official acceptance of your paper as well as an invitation to present your work at TSAE 2019.

We look forward to seeing you at Pattaya.

Sincerely,

TSAE 2019 Technical Program Committee



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



2019  
TsaE  
THAILAND

The 12<sup>th</sup> TsaE International Conference  
14-15 March 2019 at Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand

## Comparison of analytical ability of PLS and SVM algorithm in estimation of moisture content, higher heating value, and lower heating value of cassava rhizome ground using FT-NIR spectroscopy

Natrapee Nakawajana<sup>1</sup>, and Jetsada Posom<sup>2,3,\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

<sup>2</sup>Applied Engineering for Important Crops of the North East Research Group, Khon Kaen University, Khon Kaen 40002, Thailand

<sup>3</sup>Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University, Khon Kaen 40002, Thailand

**Abstract.** FT-NIR spectroscopy coupled with chemometrics analysis was used for non-destructive estimation of moisture content (MC), higher heating value (HHV) and lower heating value (LHV) of cassava rhizome ground. The goal of this study was compared to the analytical ability of both algorithm between PLS and SVM. The purpose was to find the effective modelling technique. The outcome was found that PLS and SVM provided good accuracy in evaluation of energy properties, and could be utilized for quality assurance. PLS algorithm gave slightly higher accuracy than SVM algorithm for the prediction of MC, HHV, and LHV. PLS regression generated no difference between measured and predicted value. PLS and SVM regression showed  $R^2$  between 0.90-0.95 and 0.84-0.90 for all parameters, respectively. The pre-processing of 2<sup>nd</sup> derivative was suitable for the PLS and SVM regression to the modelling.

**Keywords:** Higher heating value, lower heating value, FT-NIR spectroscopy



\* Corresponding author: jetspo@kku.ac.th

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. Natrapee Nakawajana, Jetsada Posom and Jaruwat Paeoui, "Prediction of Higher Heating Value, Lower Heating Value and Ash Content of rice Husk Using FT-NIR Spectroscopy". Engineering Journal, Vol.22, No. 5, pp. 45 – 56, 2018.



Article

## Prediction of Higher Heating Value, Lower Heating Value and Ash Content of rice Husk Using FT-NIR Spectroscopy

Natrapee Nakawajana<sup>1</sup>, Jetsada Posom<sup>2,3\*</sup>, and Jaruwat Paeoui<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 1 Chalongkrung Road, Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

<sup>2</sup> Applied Engineering for Important Crops of the North East Research Group, Khon Kaen University, Khon Kaen 40002, Thailand

<sup>3</sup> Department of Agricultural Engineering, Faculty of Engineering, Khon Kaen University, Khon Kaen 40002, Thailand

E-mail: natrapee.na@kmitl.ac.th, jetsapo@kku.ac.th (Corresponding author)

**Abstract.** Rice husk is the significant waste residue to be used as renewable energy. The growth of the use on rice husk for generating electricity lead to the verification of its properties. This research aimed to predict higher heating value (HHV), lower heating value (LHV), and ash content (A) of rice husk using Fourier Transform near infrared (FT-NIR) spectroscopy. Rice husk samples used in this experiment were collected from variable areas in Thailand in order to improve the model and get the robust model. The models were built using partial least squares (PLS) regression and validated by unknown sample collected from different area to calibration set. The prediction of HHV, LHV and A were represented the root mean square error of cross validation (RMSECV) of 119 J/g, 119 J/g, and 0.859%/wb, respectively. The calibration model can predict the unknown sample successfully with the relative standard error of prediction (RSEP) of 1.104 %, 1.159 %, and 5.975 %, which implied good performance of NIR model for future prediction. The results suggested that HHV, LHV, and A models should be able to assess the properties of rice husk samples and showed that NIR was reliable and suitable method for combustion system to screening material.

**Keywords:** Higher heating value, lower heating value, ash content, near infrared spectroscopy, rice husk.

ENGINEERING JOURNAL Volume 22 Issue 5

Received 1 May 2018

Accepted 9 July 2018

Published 30 September 2018

Online at <http://www.engj.org/>

DOI:10.4186/ej.2018.22.5.45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. Introduction

Rice has been the second important agricultural crop as the main food worldwide [1]. Rice husk is considered as one of the source of renewable energy generated from residue of rice. The energy potential from rice husk per year, reported that Asia established about 121,940×1000 ton from 134,000×1000 ton of worldwide, while energy potential was 1828 (PJ) from 2010 (PJ) of worldwide [2]. It can be seen that Asia is the source of rice husk. Rice husk is the main byproduct of industrial rice mill plant. It is widely used as energy resource in Thailand. Under Thailand 4.0 policy as an Alternative Energy Development Plan: AEDP2015 (2015-2036), Ministry of Energy wants to increase the use of biomass for generating the heat combustion (5,144.00 kroee to 22,100.00 kroee) and electricity (2,451.82 MW to 5,570.00 MW) [3]. The agricultural residues such as rice husk, bagasse, straw, and cassava rhizome, have been pointed to be renewable energy. Especially in rice husk, there were reports that rice production was about 21,083×103 ton per year [4], the rice husk was around 8,145×103 ton per year [3]. Rice husks are significant renewable energy resources for bioenergy industries in Thailand. The electric energy consumption of approximately 1,183,271 kWh/year was used for rice mill process [5], then around 99.24% of rice husk has been used in rice mill plant for generating heat combustion [5]. Hence the rice husk could be applied as a renewable energy resource for the rice milling process.

The major aspect of waste residue properties to be renewable energy is the energy content or heating value (HV) [6], and ash (A) content [7]. HV is total energy in biomass released during burning process [8]. Heating value (HV) and A content are necessary factor for designing and controlling the combustion system [9]. In thermal conversion process, the knowledge of HV and A content is used to achieve the burner efficiency. In the power plant, used the rice husk gotten from different area, specie, and harvesting time. Therefore, its chemical properties were different. Especially, the old rice husk kept for many years lead to its properties is changed, the volatile and HHV become to low. As we known, low volatile lead to high ignition point and low HHV, and then the boiler trips over. Therefore, the knowledge of rice husk characteristic is essential before burning.

HV is divided into higher heating value (HHV) and lower heating value (LHV) [10]. The HHV represents the amount of heat released when mass is burnt completely [11] and the combustion products was cooled under standard conditions [12], meanwhile LHV is the energy of material without the heat of vaporization of the moisture content in the material. Then HHV can be converted to LHV directly. The A content is the solid residue after burn, which does not give energy. It affects the combustion efficiency, leading toward the problems of burner and heat exchange devices as well [13-14].

With a high production system due to the increase of energy demand, the effective technique is important to achieve the efficiency of conversion system along with the screening process to collect the agricultural residue with enormous potential of establishing heat combustion. In commercial, HHV, LHV, and A can be the important parameters in order to set price of rice husk. Waste product with higher HHV or LHV should be sold at high price, and if the biomass contains high A, biomass can be set at low price [15]. Generally, the price of rice husk in Thailand is approximately 1,300-1,400 bahts per ton [16], but the price is not fair because the rice husk has different components. Different local specie, harvesting time, and so on, lead to different rice husk properties such as MC, HHV, A and so on. Quijpe et al. [2] reported that rice husk established the HHV in range of 13.5-17.5 MJ/kg, and A in range of 14.8-17.8 % wet basis. The HHV and A of rice husk is clearly different. Then, the price should be set by the knowledge of rice husk characteristic related to combustion such as MC, HHV, LHV and A. Consequently, the non-destructive, rapid, and low cost method is required, in order to determine these parameters in rice husk. NIR spectroscopy can be the effective technique for analyzing the rice husk properties. NIR spectroscopy is the study of the interaction between analyte and NIR radiation [17]. NIR radiation in range between 700-2500 nm is absorbed by various bonds of C-H, C-C, C=C, C-N, and O-H, they are the component of organic structure [17-18]. Since, the major constitution of rice husk is organic matter, there is possibility to use NIR spectroscopy for predicting the energy content and A. Even though the NIR spectroscopy has been widely used in food and agricultural product, there are some reports that demonstrate the use of NIR spectroscopy for the evaluation of the HHV or LHV of biomass, such as bamboo [19], pine tree [6], sorghum biomass [20], *Leucaena leucocephala* pellets [21], corn stover [22], and *Mimosa* and two varieties of SRCW [7], whole tree, wood and bark, slash and wood [23]. For the forecast of the A of biomass, there have been several reports such as bamboo [19], 21 biomass pellet varieties [24], and corn stover [22], whole tree, wood and bark, slash and wood [23]. The results of their studies suggested that NIR spectroscopy had the potential to be used as rapid assessment for the energy characteristics of biomass, which help to

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

improve the efficiency of the thermal combustion system and should be incorporated into a commercial biomass facility. To our knowledge, there have been no published information existing on HHV, LHV and A modeling of rice husk biomass using FT-NIR spectroscopy. So, the objective of this study was to predict the HHV, LHV, and A of global rice husk as an alternative to current methods. In order to achieve this result, the model was developed with the variable spectral preprocessing technique and the rice husk sample was collected from the variable area from Thailand. Next, to confirm the performance of model, the unknown sample kept from different area were predicted its properties by calibration model again. The global models would offer benefits to commercial agricultural waste i.e. rice husk, and their knowledge could be used for effective screening to select the high-quality rice husk before it is burn in factory.

## 2. Material and Method

### 2.1. Sample

In the first step, the rice husk samples were randomly obtained from different mill rice plants (10 mill rice plants). Fifty samples were used for calibration model. In the second step, 2 months later, 15 samples were obtained from another mill rice for unknown sample set (5 mill rice plants). The performance of the model on validated unknown samples was determined to ensure whether the developed model can be used suitably because their results will be the real performance for future sample. The samples were formed by crushing 200 g of rice husk in a blender (FRITSCH, 143000/10857, Germany) for 5 min, followed by passing the blended powder through a perforated screen with hole sizes of 2.00 mm. Each sample was kept in an aluminum bag until experiment.

### 2.2. NIR Spectral Acquisition

Each milled sample was poured into a quartz bottom sample cup (43 mm in diameter and 50 mm in height). The height of cup must be ensured that there is no NIR radiance leaked for measurement in diffuse reflectance mode. Fourier-transform infrared spectroscopy (FT-NIR) (MPA, Bruker, Germany) was used for scanning. The NIR spectra were obtained in a diffuse reflectance mode using log 1/R unit. Scanning conditions: resolution was 3 cm<sup>-1</sup>, wavenumber range was 12500-4000 cm<sup>-1</sup>, and the number of scanning was 30. Each reported spectrum was obtained by averaging 32 repeat spectra.

### 2.3. Reference Data

After the rice husk samples were scanned, the samples at the bottom of cup were used for reference analysis because of direct illumination by NIR radiation. They were separated into two parts. The first part was used for determining moisture content (MC) by dry oven method. The samples were dried at 105 °C and weighted in every 6 hrs until constant weight is obtained. Three replicates were used per sample. The second part was used to determine HHV, about 0.5 g was compressed into a pellet. After that, the HHV and A were determined using a bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) in isoperibol mode. Before operation, the sample vessel was calibrated using pelletized benzoic acid (IKA C 723, IKA, Germany). The pelleted sample was placed within the vessel and heated. After burning, residue mass was weighted by digital balance (Adventure AR2140, OHAUS, resolution of 0.0001 g) and A was calculated as  $(m-m_1) \times 100/m$  where  $m$  represents the initial weight of rice husk sample and holder sample together, and  $m_1$  represents the final weight of rice husk and holder sample together after burn. The HHV<sub>as</sub> (J/g) can convert to LHV<sub>as</sub> directly when moisture content (%wb) is known, LHV<sub>as</sub> was then determined as follows [25]:

$$LHV_{as} = HHV_{as} - 2443 \times MC$$

where LHV<sub>as</sub> was the lower heating value (J/wet g), HHV<sub>as</sub> was the higher heating value (J/wet g), 2443 was the latent heat of the vaporization of water at 25 °C (J/g), and MC was the moisture content on a weight wet basis (%wb) obtained from air drying oven. After the HHV, LHV, and A were measured, the outliers were then calculated as  $\frac{(X_i - \bar{X})}{SD} \geq \pm 3$ , where  $X_i$  is the measured value of sample  $i$ .  $\bar{X}$  and SD are the

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

average and standard deviation of the measured values of all samples, respectively. When the samples were an outlier, it was then removed from the measured data set.

#### 2.4. Repeatability and Maximum Coefficient of Determination ( $R_{\max}^2$ )

After the HHV, LHV, and A were determined, the precision of reference method and NIR spectra acquisition were calculated. The repeatability was the absolute standard deviation of the difference between duplicates. The repeatability of measured value can be used to calculate the maximum coefficient of determination ( $R_{\max}^2$ ). It was calculated using following formula [26]:

$$R_{\max}^2 = \frac{SD_y^2 - Rep^2}{SD_y^2}$$

where  $SD_y$  is the standard deviation of reference value.  $R_{\max}^2$  is possible only when there are no errors in

the spectra or the model. Rep was the repeatability and was calculated by  $\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (d_i - \frac{\sum_{i=1}^m d_i}{m})^2}{m-1}}$ , when d is the difference between duplicate, m is number of sample.

#### 2.5. Data Processing and NIR Spectroscopy Modelling

The NIR spectroscopy models for predicting the HHV, LHV, and A of the rice husk were established using PLS (partial least squares) regression and were validated via full cross validation (leave one out strategy). Both spectral pre-processing and model development were performed by OPUS software, version 7.0.129, Germany. Before the modelling, the NIR spectra were pretreated using constant offset elimination, straight line subtraction, vector normalization, min-max normalization, MSC (multiplicative scatter correction), first derivatives, second derivatives, first derivatives + straight line subtraction, first derivatives + vector normalization and first derivatives + MSC, were used for pretreating the NIR spectra. These spectral pre-processing were used based on the previous study by the same author [21].

The optimum model that presented the lowest root mean square error of cross validation (RMSECV) was selected, including numbers of latent variables (numbers of PLS factors), spectral pre-processing method, and wavenumber range. The regression coefficient and X-loading plot versus wavenumber were illustrated. Any wavenumber that shows a high regression and X-loading value means that this wavenumber has the high influence for predicted value and model development, respectively.

#### 2.6. Performance Analysis

The performance of the HHV, LHV, and A model were represented by determination of the coefficient of determination ( $R^2$ ), bias, root mean square error of cross validation (RMSECV) and ratio of standard error of cross-validation to deviation (RSCD), and relative standard error of prediction (RSEP), which can be calculated with the equations:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}$$

$$RMSECV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{m}}$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)}{m}$$

$$RSCD = \frac{Bias}{SECV}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$RSEP = \sqrt{\frac{\sum_1^m (y_i - y_{pre})^2}{\sum_1^m (y_i)^2}}$$

where  $y$  is the reference value,  $\hat{y}$  is the predicted value,  $\bar{y}$  is the average of reference value, and  $m$  is the number of sample.  $R^2$  stated the percentage of proportion of the variance in reference data that can be counted by variance in absorption data [27]. For example, the  $R^2$  equals to 0.92 means that 92 % was explained variance by NIR spectra, meanwhile 8 % was unexplained variance which could not be explained by NIR spectra. For the RMSECV, the value was the average of uncertainly error which will be judged for predicting the future sample [28]. Bias defined the overall accuracy of the developed model [27]. For RSCD, low value means the reference data is narrow or model gives a high SECV, then that modelling is not necessary [27].

After that, the performance of calibration model was validated again using unknown samples set, which were collected from another mill rice plant, which must be different resource from calibration set to ensure that developed model can be used for future sample. The prediction performance of unknown samples was represented by standard error of prediction (SEP) bias and RSEP.

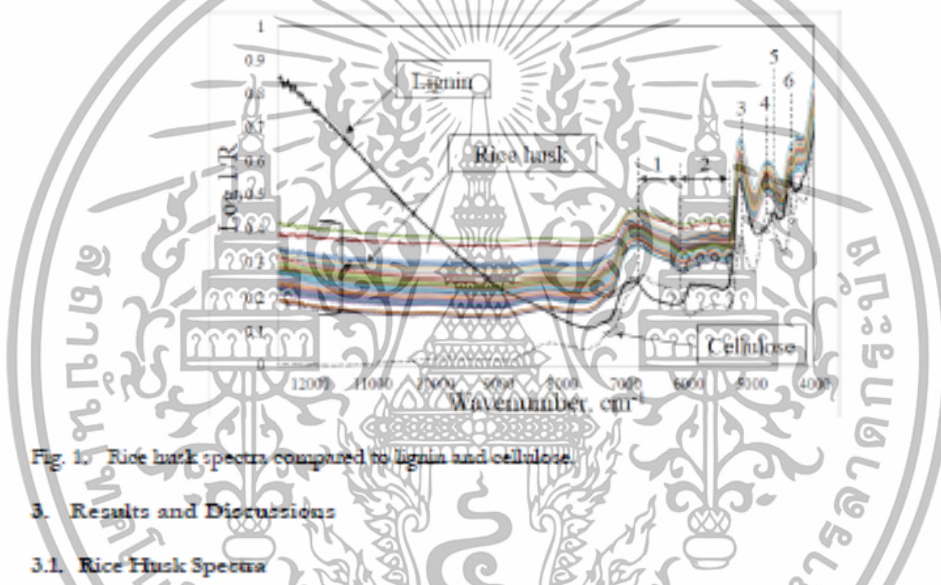


Fig. 1. Rice husk spectra compared to lignin and cellulose.

### 3. Results and Discussions

#### 3.1. Rice Husk Spectra

The near infrared spectra of 65 ground rice husk biomass samples, pure cellulose, and pure lignin in range of 12500–4000  $\text{cm}^{-1}$  were demonstrated in Fig. 1. Peaks in ranges 1 and 2 represented the different absorptions between cellulose and lignin. It was observed that the vibration band of the range 1 was the cellulose band (low absorption for lignin), meanwhile the range 2 was the lignin band (low absorption for cellulose), corresponding to the fact that the rice husk contains of cellulose and lignin. In the raw spectra of rice husk, the main absorption bands were observed at 6397  $\text{cm}^{-1}$  (1450 nm) related to O-H stretch first overtone of water and starch [17, 29], at peak 3 (at around 5250-5106  $\text{cm}^{-1}$  (1905 -1958 nm)) related to vibration band of starch (1930 nm) and water (1940 nm) [29]. Peak 4 (4771  $\text{cm}^{-1}$  (2100 nm)) was high absorption for rice husk and cellulose, which corresponded to starch [29], meanwhile peak 5 (4632  $\text{cm}^{-1}$  (2158 nm)) was high absorption for lignin only. At peak 6 (4397  $\text{cm}^{-1}$  (2274 nm)) and 7 (4254  $\text{cm}^{-1}$  (2351 nm)) corresponded to O-H stretch/C-O stretch combination and  $\text{CH}_2$  bend second overtone of cellulose [29], respectively. The peaks of cellulose and lignin occurred because the major component of rice husk consists of highest cellulose (34.56 %), medium lignin (24.53 %), and lowest hemicellulose (23.54 %) [30].

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2. Reference Data of the HHV, LHV and A

Statistical data of total data set and unknown sample set for HHV, LHV and A content of rice husk was demonstrated in Table 1, it listed the number of sample, range, maximum, minimum, and standard deviation (SD). HHV, LHV, and A of calibration set were in a range of 14508.5 to 15728 J/g, 14262.8 to 15538.2 J/g, and 12.0595 to 19.290 %wb, respectively. Figure 3 displayed the histograms of the all parameters (HHV, LHV, and A contents) for calibration set and unknown sample set, which were normally distributed.

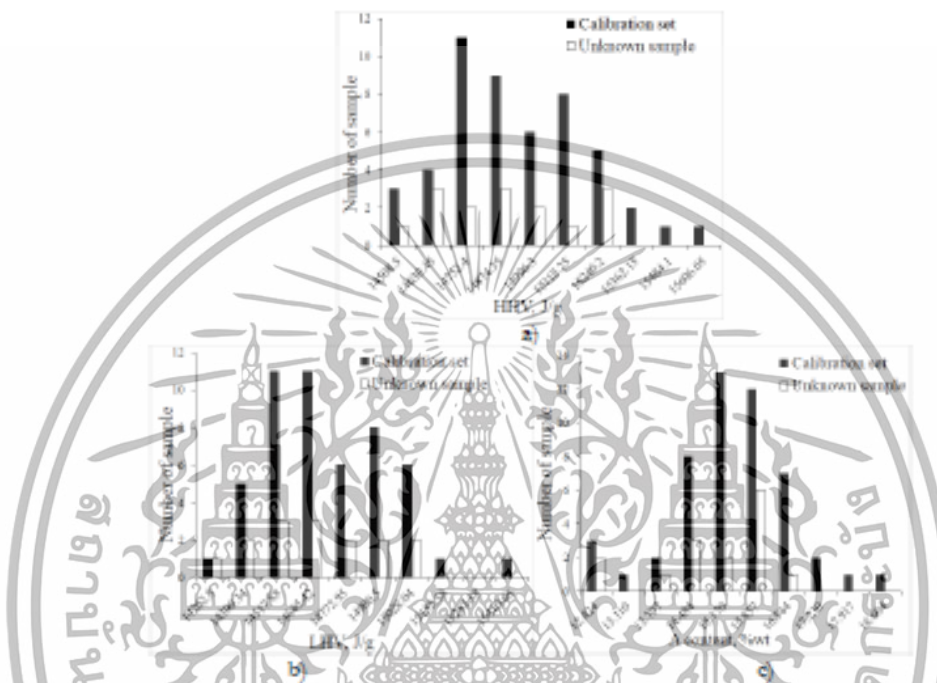


Fig. 2. Frequency histograms of reference parameters, a) HHV, b) LHV, and c) A content

The repeatability ( $R_{ep}$ ) and maximum  $R^2$  ( $R^2_{max}$ ) of HHV, LHV, and A contents are equal to 61.496 J/g, 61.496 J/g and 0.469 %wb; and 0.941, 0.940, and 0.900, respectively. The  $R^2_{max}$  stated the maximum performance of NIR model if there were no errors from NIR spectra [26]. Hence, the unexplained variance got from reference method were 5.9, 6 and 10 %, respectively, which was acceptable. These NIR models should be developed.

Table 1. Statistical data of HHV, LHV and A content of rice husk biomass for model development and unknown sample.

Data set	Parameters	N	Range	Max	Min	Average	SD
Total sample set	HHV (J/g)	50	1219.5	15728	14508.5	15000.56	254.456
	LHV (J/g)	50	1275.4	15538.2	14262.8	14777.678	256.740
	Ash (%wb)	50	6.866	19.290	12.424	15.702	1.262
Unknown sample set	HHV (J/g)	15	718	15345	14627	14963.6	246.728
	LHV (J/g)	15	712.7	15092.9	14380.2	14729.753	237.234
	Ash (%wb)	15	4.717	16.777	12.0595	15.166	1.381

<sup>N</sup> Number of sample, <sup>MAX</sup> Maximum, <sup>Min</sup> Minimum, <sup>SD</sup> Standard deviation.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3. Near Infrared Spectroscopy Models for HHV, LHV and A of Rice Husk

The performance of calibration model for predicting HHV was demonstrated in Table 2. The effective calibration model was established using the wavenumber range of 7425-5446.3 and 4601.6-4246.7  $\text{cm}^{-1}$ . The spectral preprocessing of MSC and the number of PLS factor listed from 1 to 7 was utilized. The effective model was selected due to the lowest RMSECV. The PLS model validated using leave-one-out cross-validation (LOOCV) provided  $R^2_{\text{cal}}$ , RMSE,  $r^2_{\text{val}}$ , RMSECV, bias, and RSCD of 0.877, 96.5 J/g, 0.778, 119 J/g, -2.49 J/g, and 2.12, respectively. For LHV model, the best model was established using the wavenumber range of 7425-5446.3 and 4601.6-4246.7  $\text{cm}^{-1}$  with spectral preprocessing of MSC and the number of PLS factor of 7 was used. The PLS model provided  $R^2_{\text{cal}}$ , RMSE,  $r^2_{\text{val}}$ , RMSECV, bias, and RSCD of 0.877, 97.2 J/g, 0.780, 119 J/g, -2.52 J/g, and 2.13, respectively. Zornoza et al. [31] indicated the if  $R^2$  and RPD between 0.66 to 0.80 and 2.0 to 2.5, it permitted only approximate prediction and could be used with screening and some other "approximate" calibrations [27]. However, the ratio of bias to mean of reference value were 0.0165 % (-2.49 J/g ÷ 15000.56 J/g) for HHV and 0.0170 % (-2.52 J/g ÷ 14777.678 J/g), which were very small. The author opined that the models were acceptable for estimation of the HHV and LHV of rice husk.



Fig. 3. Scatter plot between measured value and predicted value for calibration set and validation set for a) HHV, b) LHV, and c) A content.

For A content, the wavenumber range of 4763.6-4246.7  $\text{cm}^{-1}$  and the number of PLS factor of 4 and spectral preprocessing of straight line subtraction were utilized to establish the PLS model. The performance of PLS model provided  $R^2_{\text{cal}}$ , RMSE,  $r^2_{\text{val}}$ , RMSECV, bias, and RSCD of 0.633, 0.799 %wb, 0.528, 0.859 %wb, -0.0101 %wb and 1.46, respectively. The  $R^2$  and RPD provided were less than 0.66 and 2, respectively, which meant the A content was poorly predicted [31]. William [27] suggested that  $R^2$  between

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DOI:10.4186/ej.2018.22.5.45

0.50 and 0.64 could be used for rough screening. In the author's opinion, with a low bias of approximately 0.0643 % of the mean value (-0.0101 %wb/15.702 %wb), it was possible for prediction of the A ash content of rice husk.

The models by Saha et al. [6] to predict the gross calorific value, net calorific value, and A content of pine biomass samples gave a comparable result. They reported the  $R^2$  of 0.84, SECV of 67.5 Cal/g, and RSCD of 2.31 for net calorific value; the  $R^2$  of 0.83, SECV of 68 Cal/g, and RSCD of 2.32 for gross calorific value; and the  $R^2$  of 0.87, SECV of 0.50 %, and RSCD of 2.65 for A content.

Table 2. Results for the calibration set and validation set for HHV and ash content of rice husk and rice husk milled.

Data set	Parameters	Rice husk ground		
		HHV(J/g)	LHV(J/g)	A(%wb)
Calibration set	Pre-treatment	MSC	MSC	Straight line subtraction
	Wavenumber (cm <sup>-1</sup> )	7425-5446.3 4601.6-4246.7	7425-5446.3 4601.6-4246.7	4763.6-4246.7
	PLS-factor used	7	7	4
	$R^2_{cal}$	0.877	0.877	0.633
	RMSE	96.5	97.3	0.799
Validation set	$R^2_{val}$	0.776	0.780	0.528
	RMSECV	119	119	0.859
	Bias	-2.49	-2.52	-0.0101
	RSCD	2.12	2.13	1.46

MSC is Multiplicative scattering correction,  $R^2_{cal}$  is coefficient of determination for calibration set,  $R^2_{val}$  is coefficient of determination for validation set, HHV is higher heating value, LHV is lower heating value, A is ash content, RMSE is root mean square of estimation, RMSECV is root mean square of cross-validation, RSCD is ratio of standard error of cross-validation to deviation.

The regression coefficient and X-loading plot of HHV and LHV were similar and they were illustrated in Fig. 4a and b; and Fig. 5a and b, respectively. The obvious peaks occurring on regression coefficient plot were at 5982 cm<sup>-1</sup> (1671 nm), 4602 cm<sup>-1</sup> (2172 nm), and 4343 cm<sup>-1</sup> (2250 nm). The wave band at 2170 nm corresponds to Araya C-H stretch (C-H deformation combination of HC=CH [29]). A high absorption for X-loading plot at LV<sub>1</sub> were around 5805 cm<sup>-1</sup> (1722 nm), and 7085 cm<sup>-1</sup> (1411 nm) related to C-H stretch first overtone of CH<sub>2</sub> [32] and C-H combination of CH<sub>2</sub> [29], respectively. The major component of biomass including hemicellulose, cellulose, and lignin was the source of energy. As seen in the result, the vibration band of HC=CH and CH<sub>2</sub> were the important peak because they were structure of lignin and cellulose, respectively. This result was in good agreement with Fossum and Srisombhoon [15]. They reported that the molecule of CH<sub>2</sub>, CH, HC=CH had high effect on the prediction of the lower heating value of bamboo. Fossum and Srisombhoon [33] reported the vibration band of cellulose and fiber had high influence on the prediction of the heating value of the oil extracted residue of *Jatropha curcas* kernels. Zhang et al. [20] suggested the important vibration band in order to assess HHV of sorghum was the C-H stretching of aromatic and CH<sub>2</sub> structure.

The regression coefficient, X-loading plot of A content model were illustrated in Fig. 4c and 5c, respectively. The distinct peaks were found in range of 4763.6-4246.7 cm<sup>-1</sup> (2100-2355 nm) corresponded to C-H stretching/bending and O-H stretching/bending of starch and cellulose [29]. Although A content cannot be predicted directly because of inorganic containing SiO<sub>2</sub>, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, TiO<sub>2</sub>, Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, CaO, MnO, MgO, Na<sub>2</sub>O, K<sub>2</sub>O, SO<sub>3</sub>, P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>, and other [2], NIR does not interact with them. The authors opinioned that NIR spectroscopy predicts A content successfully because the inner relationships between A and HHV or LHV was used to correlate with NIR radian for model development.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

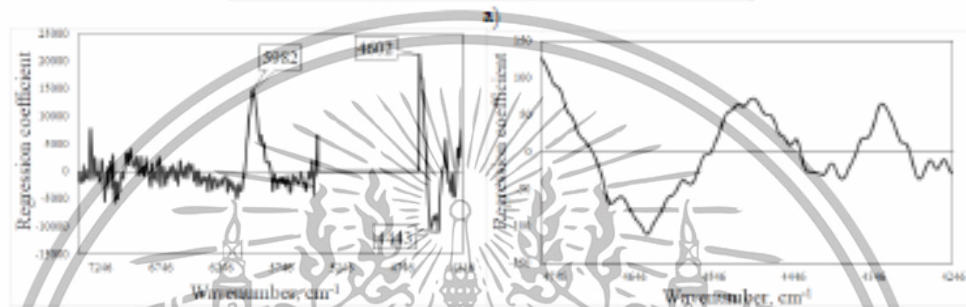
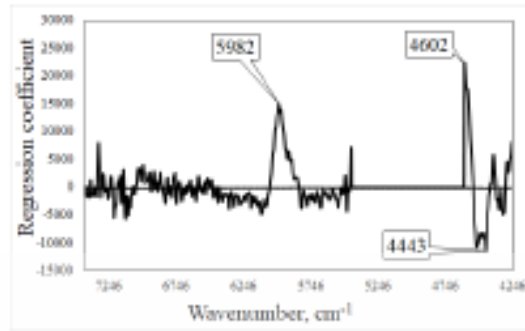


Fig. 4. Regression coefficient of a) HHV, b) LHV, and c) A content in PLS model

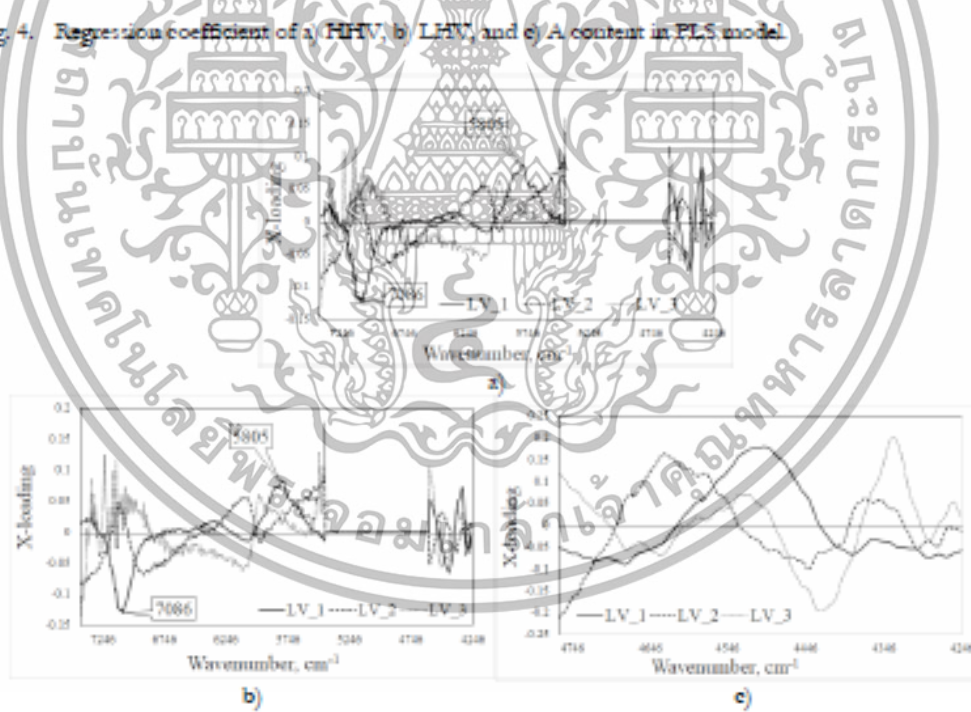


Fig. 5. X-loading plot of a) HHV, b) LHV, and c) A content in PLS model.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

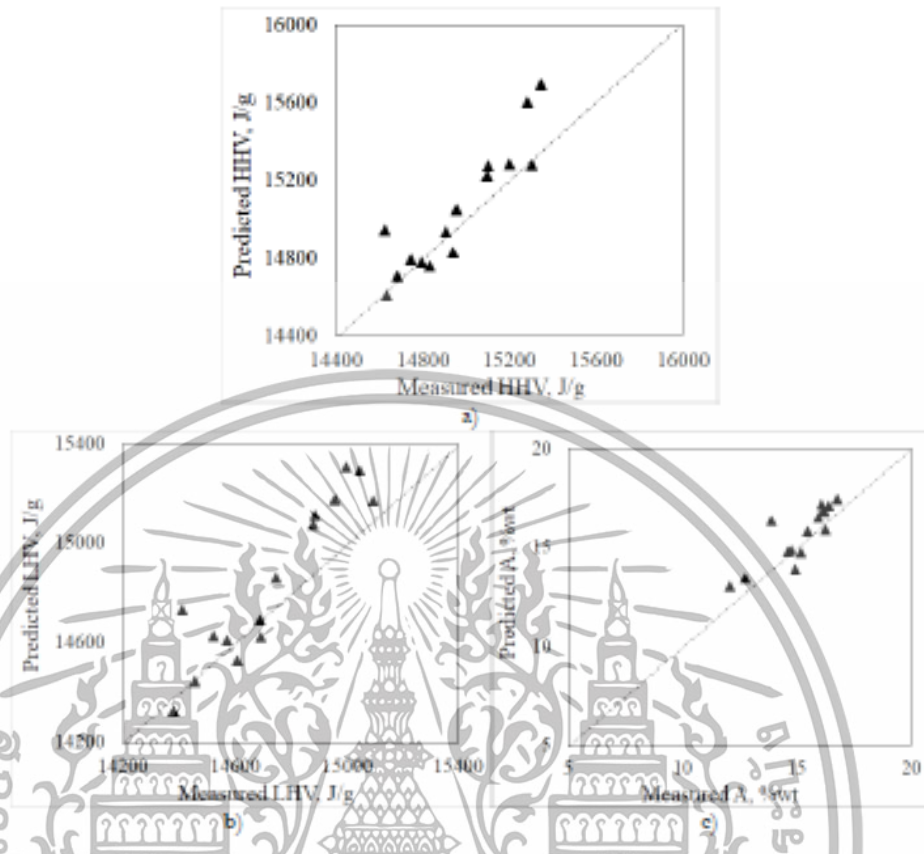


Fig. 6. The scatter plots between measured value and predicted value obtained from NIR measurement of unknown sample for a) HHV, b) LHV and c) A.

Table 3. Results for the unknown for HHV and ash content of rice husk and rice husk milled.

Parameters	Rice husk milled		
	HHV	LHV	Ash
SEP	146 (J/g)	137 (J/g)	0.796 (%wb)
Bias	-86.5 (J/g)	-106 (J/g)	-0.486 (%wb)
RSEP	1.104 (%)	1.159 (%)	5.975 %

SEP is standard error of prediction.

RSEP is relative standard error of prediction, %.

#### 3.4. Re-validated via Unknown Sample

To ensure that calibration model can predict the HHV, LHV, and A content of rice husk, the 15 unknown samples were validated using calibration model. The result was listed in Table 3, providing low SEP, bias, and RSEP. The scatter plots between measured value and predicted value obtained from NIR measurement of unknown sample for HHV, LHV and A content were shown in Fig. 4. The SEP and bias of HHV, LHV, and A content were 146 J/g and -86.5 J/g, 137 and -106 J/g, and 0.796 %wb and -0.486 %wb, respectively. Meanwhile, RSEP equals 1.104 %, 1.159 %, and 5.975%, respectively, which was determined for the unknown sample set to estimate the quality of the results [34].

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4. Conclusions

The results showed that NIR spectroscopy could be used as a nondestructive technique for quality assurance and the prediction of HHV, LHV, and A content of rice husk. The model for HHV and LHV gave a high performance with the validation set and unknown sample set. Although A content model provided low  $R^2$  when validated by cross validation, the performance of calibration model for the prediction of unknown sample set gave a low SEP, bias and RSEP, meaning that the calibration model was acceptable. It implies that the unknown sample was the representative population for future, hence the result of predicted unknown sample should be considered. The vibration band of  $\text{CH}_2$  and  $\text{HC}=\text{CH}$  which was in the cellulose and lignin structure had high impact on the HHV and LHV model. Our knowledge could be used to optimize the heat combustion process for rice husk power plant. In addition, this rapid measurement and non-destructive method could be used to set a fair price instead of weight for commercial.

#### Acknowledgments

The authors thank the Near Infrared Spectroscopy Research Center for Agricultural Product and Food ([www.nirresearch.com](http://www.nirresearch.com)) at King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand, for the use of their instruments. We also acknowledge the financial support from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research Fund.

#### References

- [1] I. J. Fernandez, D. Colbeiro, A. G. Kieing, C. A. M. Moraes, T. L. A. C. Rocha, F. A. Brehm, and R. C. E. Modolo. "Characterization of rice husk ash produced using different biomass combustion techniques for energy," *Fuel*, vol. 165, pp. 351–359, 2016.
- [2] I. Quijpe, R. Nava, and R. Kahhat. "Energy potential from rice husk through direct combustion and fast pyrolysis: A review," *Waste Management*, vol. 59, pp. 200–210, 2017.
- [3] Thailand Ministry of Energy, Department of Energy. (2015). *Alternative Energy Development Plan: AEDP2015*. [Online]. Available: [http://www.dede.go.th/download/files/AEDP2015\\_Final\\_version.pdf](http://www.dede.go.th/download/files/AEDP2015_Final_version.pdf)
- [4] Thailand Ministry of Agriculture and Cooperatives, Office of Agricultural Economics. (2016). *Agricultural Statistics of Thailand*. [Online]. Available: [http://www.oae.go.th/download/download\\_journal/2580/yearbook59.pdf](http://www.oae.go.th/download/download_journal/2580/yearbook59.pdf)
- [5] A. Pachiravan, S. Chuan-Udom, K. Saengprachatanarug, and S. Wongpachet. "Electrical energy consumption and energy conservation of rice mills in the northeastern of Thailand," *Engineering Journal*, vol. 21, no. 4, pp. 73–82, 2017.
- [6] U. K. Saha, L. Sonon, and M. Hane. "Prediction of calorific values, moisture, ash, carbon, nitrogen, and sulfur content of pine tree biomass using near infrared spectroscopy," *J Near Infrared Spectroscopy*, vol. 25, no. 4, pp. 242–255, 2017.
- [7] C. D. Everett, K. P. McDonnell, and C. G. Fagan. "Prediction of biomass gross calorific values using visible and near infrared spectroscopy," *Biomass Bioenergy*, vol. 45, pp. 203–211, 2012.
- [8] S. Hosseinpour, M. Aghajohari, M. Tabatabaei, and M. Mehrpooya. "Estimation of biomass higher heating value (HHV) based on the proximate analysis by using iterative neural network-adapted partial least squares (INNPLS)," *Energy*, vol. 138, pp. 473–479, 2017.
- [9] A. Friedl, E. Padouras, H. Rotter, and K. Vammas. "Prediction of heating values of biomass fuel from elemental composition," *Anal Chim Acta*, vol. 544, pp. 191–198, 2005.
- [10] C. Y. Yin. "Prediction of higher heating value of biomass from proximate and ultimate analyses," *Fuel*, vol. 90, pp. 32–1128, 2011.
- [11] H. Uzun, Z. Yildiz, J. L. Goldfarb, and S. Ceylan. "Improved prediction of higher heating value of biomass using an artificial neural network model based o proximate analysis," *Bioresour Technol*, vol. 234, pp. 122–130, 2017.
- [12] P. Tan, C. Zhang, J. Xia, Q-Y. Fang, and G. Chen. "Estimation of higher heating value of coal based on proximate analysis using support vector regression," *Fuel Sci. Technol*, vol. 138, pp. 298–304, 2015.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [13] I. Lewandowski and A. Kieberer, "Combustion quality of biomass: Practical relevance and experiments to modify the biomass quality of *Miscanthus x giganteus*," *Eur J. Agron*, vol. 6, no. 3-4, pp. 77-163, 1997.
- [14] M. K. Misra, K. W. Ragland, and A. J. Baker, "Wood ash composition as a function of furnace temperature," *Biomass Bioenergy*, vol. 4, no. 2, pp. 16-103, 1993.
- [15] J. Posom and P. Sirisomboon, "Evaluation of lower heating value and elemental composition of bamboo using near infrared spectroscopy," *Energy*, vol. 121, pp. 147-158, 2017.
- [16] Energy for Environment Foundation. (2018). *Biomass price* [Online]. Available: <http://www.eef.or.th/eef-book.php?task=25>
- [17] B. G. Osborne and T. Fearn, *Near Infrared Spectroscopy in Food Analysis*. London: Longman Science and Technical, 1986.
- [18] J. Workman and J. R. L. Weyer, *Practical Guide to Interpretive Near-Infrared Spectroscopy*. Boca Raton, FL: Taylor and Francis, 2007, pp. 240-262.
- [19] J. Posom and P. Sirisomboon, "Evaluation of higher heating value, volatile matter, and ash content of bamboo using near infrared spectroscopy," *J Near Infrared Spectrosc*, vol. 25, no. 5, pp. 301-310, 2017.
- [20] K. Zhang, L. Zhou, M. Brady, F. Xu, J. Yu, and D. Wang, "Fast analysis of high heating value and elemental composition of sorghum biomass using near-infrared spectroscopy," *Energy*, vol. 118, pp. 1353-1360, 2017.
- [21] J. Posom, A. Shrestha, W. Saeebuz, and P. Sirisomboon, "Rapid non-destructive evaluation of moisture content and higher heating value of *Lewsonia leucophylla* pellets using near infrared spectroscopy," *Energy*, vol. 107, pp. 464-472, 2016.
- [22] J. Xue, Z. Yang, L. Han, Y. Liu, Y. Liu, and C. Zhou, "On-line measurement of proximates and lignocellulose components of corn stover using NIRS," *Appl Energy*, vol. 137, pp. 18-25, 2015.
- [23] G. E. Abqubah, B. K. Via, O. O. Fasina, and L. G. Eckhardt, "Non-destructive prediction of the properties of forest biomass for chemical and bioenergy applications using near infrared spectroscopy," *J. Near Infrared Spectroscopy*, vol. 23, pp. 83-102, 2015.
- [24] G. D. Gillespie, C. D. Eyraud, and P. K. McDonnell, "Prediction of biomass pellet quality indices using near infrared spectroscopy," *Energy*, vol. 80, pp. 582-588, 2015.
- [25] D. Kourlis, K. Kostas, and A. Symeonidis, "Effect of organic matter and moisture on the calorific value of solid waste: an update of the TAMAR diagram," *Waste Manag*, vol. 34, pp. 55-249, 2014.
- [26] P. Dardenne, "Some considerations about NIR spectroscopy: Closing speech at NIR-2009," *NIR News*, vol. 21, pp. 8-14, 2010.
- [27] P. Williams, *Near Infrared Technology: Getting the Best Out of Light Edition 5.0. A Short Course in the Practical Implementation of Near Infrared Spectroscopy for the User*. Nantawano, Canada: PDK Grain, 2007.
- [28] B. M. Nicolai, K. Beulens, E. Hobelijn, A. Fears, W. Saey, K. I. Theron, and J. Lammertyn, "Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review," *Perseus Biol. Technol*, vol. 46, pp. 99-118, 2007.
- [29] S. S. John, J. W. Jerome, Jr., and O. W. Mark, "NIRS Applications in Agricultural Products," in *Handbook of Near-Infrared Analysis*, 2nd ed. CRC press, 2007, pp. 347-386.
- [30] N. Zhao and B. X. Li, "The effect of sodium chloride on the pyrolysis of rice husk," *Appl Energy*, vol. 178, pp. 346-352, 2016.
- [31] R. Zocora, C. Guerrero, J. Marañ-Solera, K. M. Scow, V. Arcenegui, and J. M. Beneyto, "Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils," *Sci/Env/Biochem*, vol. 40, no. 7, pp. 30-1923, 2008.
- [32] H. Baillères, F. Druvieux, and F. Hans-Fichtant, "Near infrared analysis as a tool for rapid screening of some major wood characteristics in a eucalyptus breeding program," *Annals Forest Sci*, vol. 59, pp. 90-479, 2002.
- [33] J. Posom and P. Sirisomboon, "Evaluation of the moisture content of *Jatropha curcas* kernels and the heating value of the oil-extracted residue using near-infrared spectroscopy," *Biosyst Eng*, vol. 130, pp. 52-59, 2015.
- [34] M. Otto and W. Wegscheider, "Spectrophotometric multicomponent analysis applied to trace metal determination," *Anal. Chem*, vol. 57, no. 1, pp. 63-69, 1985.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ค

สรุปค่าใช้จ่ายการดำเนินโครงการวิจัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### สัญญาเลขที่ KREF016007

**โครงการ** การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้  
Investigation the Calorific Value of Biomass from Agricultural Waste of Economic Crops in Thailand by using Near Infrared Spectroscopy Technique  
**รายงานสรุปการเงิน**

ชื่อหัวหน้าโครงการวิจัย ผู้รับทุน..... ผศ.ดร. นวฤทธิ์ นาคะวัจนะ.....  
รายงานในช่วงตั้งแต่วันที่..... 7 สิงหาคม 2560..... ถึงวันที่..... 6 สิงหาคม 2562.....  
สรุปงบประมาณค่าใช้จ่ายที่ใช้นับตั้งแต่เริ่มทำการวิจัยถึงวันปิดโครงการ

หมวดค่าใช้จ่าย	งบประมาณรวมทั้งโครงการ	ค่าใช้จ่ายจากรายงานครั้งก่อน	ค่าใช้จ่ายงวดปัจจุบัน	รวมค่าใช้จ่ายสะสมถึงปัจจุบัน	คงเหลือ (หรือเกิน)
งบบุคลากร :ค่าจ้างชั่วคราว					
งบดำเนินงาน					
ค่าตอบแทน	126,000	63,000	63,000	126,000	0
ค่าใช้สอย	280,000	118,000	148,000	266,000	14,000
ค่าวัสดุ	14,000	7,400	5,900	13,300	700
ค่าสาธารณูปโภค					
งบลงทุน: ค่าครุภัณฑ์					
<b>รวม</b>	<b>420,000</b>	<b>188,400</b>	<b>216,900</b>	<b>405,300</b>	<b>14,700</b>

#### จำนวนเงินที่ได้รับและจำนวนเงินที่ใช้จ่าย

งวดเงินที่ได้รับ	จำนวนเงินที่ได้รับ(บาท)	เมื่อ (ระบุวัน เดือน ปี)
งวดที่ 1	188,400	15 ธันวาคม 2560
งวดที่ 2	216,900	25 กันยายน 2561
ดอกเบี้ยครั้งที่ 1	0	
<b>รวม</b>	<b>405,300</b>	<b>①</b>

งวดที่	จำนวนเงินที่ใช้จ่าย (บาท)	
งวดที่ 1	187,594	
งวดที่ 2	178,766	
<b>รวม</b>	<b>405,300</b>	<b>②</b>

จำนวนเงินคงเหลือ **①** - **②** ..... 0 ..... บาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ข้อมูลประวัติคณะผู้วิจัย

### ประวัติส่วนตัว

ชื่อ-สกุล.....ดร.นารัถระพี นาคะวัจนะ (ผู้ขอทุน)  
ตำแหน่งปัจจุบัน.....ผู้ช่วยศาสตราจารย์

### ประวัติการศึกษา

ชื่อย่อปริญญา	สาขา	สถาบันที่จบ	ปีที่จบ
วศ.ด.	วิศวกรรมเกษตร	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์	2559
วศ.ม.	วิศวกรรมเกษตร	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์	2554
วศ.บ.	วิศวกรรมเกษตร	มหาวิทยาลัยแม่โจ้	2550

สาขาวิจัยที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา)...ทางด้านวิศวกรรมหลังการเก็บเกี่ยว, การตรวจสอบคุณภาพของผลผลิตทางการเกษตรแบบไม่ทำลาย ได้แก่ เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ และ เทคนิคสเปกโทรสโกปีอิมพิแดนซ์ทางไฟฟ้า

### ทุนการศึกษาและทุนวิจัยที่เคยได้รับ

ปี พ.ศ.	ทุนการศึกษาและทุนวิจัย	สถาบันที่ให้
2552	ทุนผู้ช่วยสอน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2552	ทุนผู้ช่วยวิจัยจากโครงการพัฒนาบัณฑิตศึกษาและวิจัยเทคโนโลยีหลังการเก็บเกี่ยว	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2552	ทุนเรียนดีระดับบัณฑิตศึกษาจากสถาบันวิจัยเทคโนโลยีหลังการเก็บเกี่ยว	มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
2555	ทุนวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา เพื่อการตีพิมพ์ผลงานในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ	มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2555	ทุนผู้ช่วยสอน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2556	ทุนผู้ช่วยสอน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2557	ทุนผู้ช่วยสอน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
2560	ทุนวิจัย หัวข้อเรื่อง “การตรวจสอบสิ่งเจือปนในพริกไทยป่นโดยใช้เทคนิคฟูเรียร์ทรานฟอร์มสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ร่วมกับการวิเคราะห์หัตถ์ตัวแปร”	กองทุนวิจัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2561	ทุนวิจัย ชื่อโครงการวิจัย “นวัตกรรมผลไม้ เขตร้อนของประเทศไทยเพื่อสร้างมูลค่า อย่างยั่งยืน: ปัญจสุวรรณผล”	สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ
2562	ทุนวิจัย ชื่อโครงการวิจัย “การตรวจวัด คุณภาพผลไม้เขตร้อนและผลิตภัณฑ์: เช่นเชอร์เนียร์อินฟราเรดแบบออนไลน์ สำหรับวัดความแก่และความหวานของเนื้อ ทุเรียน” ภายใต้ชื่อแผนบูรณาการ “นวัตกรรมสำหรับผลไม้เขตร้อนในเขต ระยองเศรษฐกิจภาคตะวันออกเพื่อสร้าง มูลค่าอย่างยั่งยืน”	สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ งบประมาณ แผนบูรณาการพัฒนา ศักยภาพ วิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี วิจัย และนวัตกรรม
2562	ชื่อโครงการวิจัย “การตรวจวัดคุณภาพ ผลไม้เขตร้อนและผลิตภัณฑ์: คุณภาพของ น้ำมิ่งคุดและน้ำมะม่วงโดยเทคนิคเนียร์ อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี” ภายใต้ชื่อแผน บูรณาการ “นวัตกรรมสำหรับผลไม้เขตร้อน ในเขตระยองเศรษฐกิจภาคตะวันออกเพื่อ สร้างมูลค่าอย่างยั่งยืน”	สำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ งบประมาณ แผนบูรณาการพัฒนา ศักยภาพ วิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี วิจัย และนวัตกรรม

#### ผลงานวิจัย/งานสร้างสรรค์

#### ผลงานวิจัย/งานสร้างสรรค์ที่ตีพิมพ์เผยแพร่ (ระดับชาติและนานาชาติ)

#### ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ

- [1] Ravipat Lapcharoensuk and Natrapee Nakawajana, “Identification of syrup type using fourier transform-near infrared spectroscopy with multivariate classification methods”. Journal of Innovative Optical Health Sciences, Vol. 11, No. 1, pp.1750019-1 – 1750019-8, 2018.
- [2] Natrapee Nakawajana, Jetsada Posom and Jaruwat Paeoui, “Prediction of Higher Heating Value, Lower Heating Value and Ash Content of rice Husk Using FT-NIR Spectroscopy”. Engineering Journal, Vol.22, No. 5, pp. 45 – 56, 2018.

#### ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับชาติ

- [1] นารัตระพี นาคะวัจนะ, จารุวัฒน์ แป๊ะอู๋, พงศกร เจริญประเสริฐกุล และ วรุฒ วงศ์วานิชย์ศิลป์, “การศึกษาการทำนายปริมาณไขมันในน้ำกะทิด้วยเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี”. วารสารสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย, ปีที่ 23, ฉบับที่ 1, หน้า 60 – 65, 2560.
- [2] พัชฎุพัทธ์ กิณเรศ และ นารัตระพี นาคะวัจนะ, “กระบวนการมีส่วนร่วมในการจัดการขยะที่ต้นทางเพื่อลดปริมาณขยะของชุมชนนาราชควาย จังหวัดนครพนม”. วารสารวิจัยเพื่อการพัฒนาเชิงพื้นที่, ปีที่ 9, ฉบับที่ 3, หน้า 191 – 205, พฤษภาคม – มิถุนายน, 2560.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การเสนอผลงานวิชาการ

### ผลงานตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

- [1] Natrapee Nakawajana, Anupun Terdwongworakul, Amornrit Puttipipatkajorn and Amorndej Puttipipatkajorn, “The Preliminary Study of Using Near-Infrared Hyperspectral Imaging Technique for Predicting Moisture Content of Para Rubber Cup Lump”, In the 9<sup>th</sup> TSAE International Conference (TSAE 2016), September 8 – 10, 2016, Held at IMPACT Exhibition and Convention Center, Bangkok, Thailand, pp. 91 – 96.
- [2] Jetsada Posom and Natrapee Nakawajana, “Gross calorific value estimation for milled maize cob biomass using near infrared spectroscopy”, In the 4<sup>th</sup> International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology. July 4 – 7, 2018, Swissotel Resort Phuket Patong Beach, Phuket, Thailand, pp. 404 – 407.
- [3] Natrapee Nakawajana and Jetsada Posom, “Comparison of analytical ability of PLS and SVM algorithm in estimation of moisture content, higher heating value, and lower heating value of cassava rhizome ground using FT-NIR spectroscopy”, In The 12th TSAE International Conference. March 14 – 15, 2019, Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand. pp.54

### ผลงานตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการระดับชาติ

- [1] จารุวัฒน์ แป๊ะอัย, นารัถะพี นาคะวัจนะ และ เจษฎา โพธิ์สม, “การใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าว”. ในการประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 14, 7-8 ธันวาคม 2560, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน, หน้า 148 – 155.

### อื่นๆ

- [1] ผู้ทรงคุณวุฒิในการวิพากษ์หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (สาขาวิศวกรรมเกษตร) หลักสูตรปรับปรุง พ.ศ.2561 คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
- [2] ร่วมวิพากษ์หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต (สาขาวิศวกรรมเกษตร) หลักสูตรปรับปรุง พ.ศ. 2560 คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
- [3] ผู้ทรงคุณวุฒิในการจัดประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 13 งานเกษตรกำแพงแสน ประจำปี 2559
- [4] ผู้ทรงคุณวุฒิในการจัดประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 14 งานเกษตรกำแพงแสน ประจำปี 2560
- [5] ผู้ทรงคุณวุฒิในการจัดประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 15 งานเกษตรกำแพงแสน ประจำปี 2561
- [6] คณะกรรมการดำเนินการจัดการประชุมวิชาการโครงการวิศวกรรมเกษตรแห่งชาติ ครั้งที่ 23 ประจำปี 2560
- [7] กรรมการร่วมตัดสินการแข่งขันทักษะทางวิศวกรรมเกษตร “การแข่งขันยิงต้นกล้วยนาโยน”
- [8] คณะกรรมการพัฒนาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมระบบอุตสาหกรรมเกษตร
- [9] คณะกรรมการจัดประชุมวิชาการนานาชาติด้านวิศวกรรมศาสตร์ วิทยาศาสตร์ประยุกต์และเทคโนโลยี 2018 (ICEAT2018)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [10] กรรมการฝ่ายวิชาการ การประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยระดับชาติ ครั้งที่ 19 และระดับนานาชาติ ครั้งที่ 11 ประจำปี 2561
- [11] ผู้ทรงคุณวุฒิพิจารณาผลงานทางวิชาการ ในการประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยระดับชาติ ครั้งที่ 19 และระดับนานาชาติ ครั้งที่ 11 ประจำปี 2561 (The 19th TSAE National Conference and the 11th TSAE International Conference TSAE 2018)
- [12] กองบรรณาธิการวารสารสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทย (TSAE Journal)
- [13] ผู้ทรงคุณวุฒิในการจัดการประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยระดับชาติ ครั้งที่ 20 และระดับนานาชาติ ครั้งที่ 12 ประจำปี 2562 (The 20th TSAE National Conference and the 12th TSAE International Conference TSAE 2019)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### ประวัติส่วนตัว

ชื่อ-สกุล.....ดร.วิภัทร ลานเจริญสุข (ผู้ร่วมวิจัย)  
ตำแหน่งปัจจุบัน.....ผู้ช่วยศาสตราจารย์

### ประวัติการศึกษา

ชื่อย่อปริญญา	สาขา	สถาบันที่จบ	ปีที่จบ
วศ.ด.	วิศวกรรมเกษตร	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง	2558
วศ.ม.	วิศวกรรมเกษตร	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง	2552
วศ.บ.	วิศวกรรมเกษตร	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง	2550

สาขาวิจัยที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา)

- เนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปีอินฟราเรดสำหรับผลิตผลเกษตรและอาหาร
- การตรวจสอบผลผลิตเกษตรโดยไม่ทำลาย
- การเก็บรักษาแบบควบคุมสภาพบรรยากาศ
- การประยุกต์ใช้ไมโครเวฟสำหรับให้ความร้อนแก่ผลิตผลเกษตรและอาหาร

### รางวัลด้านการวิจัย

รางวัลผลงานวิจัยดีเด่นเรื่อง “การพัฒนาเครื่องวัดปริมาณของแข็งที่ละลายได้และปริมาณกรดด้วยเทคนิคเชิงแสง” จากการประชุมวิชาการสมาคมวิศวกรรมเกษตรแห่งประเทศไทยระดับชาติครั้งที่ 18 และระดับนานาชาติ ครั้งที่ 10 ประจำปี 2560.

### ทุนวิจัยที่เคยได้รับ

1. การประเมินสมบัติภายในและภายนอกของส้มโอเพื่อการส่งออกที่ระยะเวลาเก็บรักษต่างกกันด้วยวิธีไม่ทำลายโดยใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี **แหล่งเงินทุน** สำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย (สกว.) ปี พ.ศ. 2552 สถานะ ผู้ร่วมวิจัย
2. การตรวจสอบคุณภาพภายในของสับปะรดตามอายุการเก็บเกี่ยวโดยวิธีไม่ทำลายด้วยแบบจำลองจากค่าสี **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยเงินรายได้มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก ปี พ.ศ. 2558
3. การออกแบบและพัฒนาตู้ควบคุมสภาพบรรยากาศสำหรับเก็บรักษากล้วยหอมทอง **แหล่งเงินทุน** กองทุนวิจัยสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2560
4. การพัฒนาเครื่องวัดปริมาณของแข็งที่ละลายได้และปริมาณกรดของเนื้อสับปะรดด้วยเทคนิคเชิงแสง **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. การตรวจสอบสิ่งเจือปนในพริกไทยป่นโดยใช้เทคนิคฟูเรียร์ทรานส์ฟอร์มสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ร่วมกับการวิเคราะห์ตัวแปรพหุ **แหล่งเงินทุน** กองทุนวิจัยสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2560

6. การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ **แหล่งเงินทุน** กองทุนวิจัยสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2560

7. การพัฒนาระบบไมโครเวฟอุตสาหกรรมเพื่อกำจัดมอดและไข่มอดในข้าวโพดอาหารสัตว์ **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2561

8. การพัฒนาตู้ควบคุมสภาพบรรยากาศต้นทุนต่ำสำหรับเก็บรักษาฝรั่ง **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2562

9. การวิเคราะห์คุณภาพน้ำเพื่อการเกษตรบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยเงินรายได้คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2562

10. การตรวจวัดคุณภาพผลไม้เขตร้อนและผลิตภัณฑ์: คุณภาพของน้ำมังคุดและน้ำมะม่วงโดยเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยงบประมาณแผ่นดิน สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2562

11. การตรวจวัดคุณภาพผลไม้เขตร้อนและผลิตภัณฑ์: เซ็นเซอร์เนียร์อินฟราเรดแบบออนไลน์สำหรับวัดความแก่และความหวานของเนื้อทุเรียน **แหล่งเงินทุน** ทุนวิจัยงบประมาณแผ่นดิน สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปี พ.ศ. 2562

#### **การเผยแพร่ผลงานวิจัย**

##### **ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ**

1. Lapcharoensuk, R. & Nakawajana, N. (2018). Identification of syrup type using Fourier transform-near infrared spectroscopy with multivariate classification methods. *Journal of Innovative Optical Health Sciences* 11(1), 1750019.
2. Lapcharoensuk R. & Sirisomboon P. (2015). Sensory Quality Evaluation of Rice Using Visible and Shortwave Near-infrared Spectroscopy. *International Journal of Food Properties* 18(5) 1128-1138.
3. Lapcharoensuk R. & Sirisomboon P. (2014). Eating Quality of Cooked Rice Determination Using Fourier Transform Near Infrared Spectroscopy. *Journal of Innovative Optical Health Sciences* 7(6), 1450003.
4. Sirisomboon, P., & Lapchareonsuk, R. (2012). Evaluation of the physicochemical and texture properties of pomelo fruit following storage. *Fruits*, 67(6), 399-414.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับชาติ

1. Lapcharoensuk R. & Kaewsorn K. (2016). Classification of Cow, Buffalo, and Goat Milk by Fourier Transform Near Infrared Spectroscopy. Thai Society of Agricultural Engineering Journal 22(1), 21-27.

### ผลงานตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

1. Lapcharoensuk, R., Chaiyanate, J., Winichai, S., Phetnak, A. (2019). Quantitative detection of buffalo milk adulterated with cow milk by using Fourier transform near infrared spectroscopy. International conference on optical and photonic engineering (icOPEN 2019) Phuket, Thailand.
2. Lapcharoensuk, R., Phuphanutada, J., Wongpromrat, P. (2019). Classification of saline water for irrigated agriculture using near infrared spectroscopy coupled with pattern recognition technique. International conference on advances in energy systems and environmental engineering (ASEE19) Wroclaw, Poland.
3. Lapcharoensuk, R., Wongpromrat P. (2019). Development of the near infrared spectroscopy model for detecting herbicide concentrations contaminated in water. The 12th TSAE International Conference. Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand.
4. Lapcharoensuk, R., Chalachai S., Sinjaru, S., Singsriand, P., Hongwiangjan, J., Yaemphochai, N. (2019). Quantitative detection of pepper powder adulterated with rice powder using Fourier-transform near infrared spectroscopy. The 12th TSAE International Conference. Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand.
5. Lapcharoensuk, R., Malithong, A., Thappho, D., Phonpho P. (2019). Discrimination of vegetable oil types using Fourier transforms near infrared spectroscopy coupled with pattern recognition techniques. The 12th TSAE International Conference. Hard Rock Hotel, Pattaya, Thailand.
6. Lapcharoensuk, R. (2018). Disinfestation of Sitophilus Zeamais Motschulsky in stored Maize Using Microwave. 6th International Conference on Sustainable Agriculture, Food and Energy in Manila, Philippines 18-21, October 2018
7. Posom, J., phuphanutada, J. & Lapcharoensuk, R. (2018). Gross calorific and ash content assessment of recycled sawdust from mushroom cultivation using near infrared spectroscopy. MATEC Web of Conferences 192, 03021.
8. Tamrai, N., Masarn, B., Kaewkabthong, A., Lapcharoensuk, R., Sangchan, S. & Udompetaikul, V. (2018). Development of an automatic tracking system to determine field efficiency of agricultural machines. MATEC Web of Conferences 192, 03059.
9. Lapcharoensuk, R. & Hongwiangjan, J. (2018). Chemometric approaches for improvement of the results of different particle size on the near infrared spectra of white pepper. In proceeding of the 11th Thai Society of Agricultural

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Engineering International Conference, (pp.160-163). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
10. Lapcharoensuk, R., Aimwongsa, T., Kaeynok, A., Phannote, N. & Kasetyangyunsapa, D. (2016). Color values models for determination of citric acid in pineapple. In proceeding of the 9th International Conference of TSAE 2016, (pp. 59-64). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  11. Lapcharoensuk, R., Phannote, N., & Kasetyangyunsapa, D. (2016). Physicochemical properties of pineapple at difference maturity. In proceeding of the 9th International Conference of TSAE 2016, (pp.65-69). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  12. Lapchareonsuk, R., & Sirisomboon, P. (2015). Alternative Method for Measurement of Whiteness and Transparency of Rice using Mathematical Model of Color Values. In proceeding of the 8th TSAE international conference (TSAE 2015), (pp.142-145). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  13. Lapchareonsuk, R., & Sirisomboon, P. (2014). Some Physical Properties of Rice in Rice Quality Improvement Plant. In proceeding of the 7th TSAE International Conference (TSAE 2014). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  14. Lapchareonsuk, R., & Sirisomboon, P. (2013). Correlation Between Moisture Content of Milled Rice and Texture of Cooked Rice as Evaluated by Sensory Test. In proceeding of the 6th TSAE International Conference (TSAE 2013). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  15. Sirisomboon, P., & Thanapase, W., and Lapcharoensuk, R. (2012). Identification of Different Storage Duration of Pomelo (Kao NumPeung Variety) by Near Infrared Spectroscopy using PLS-DA. In proceeding of the 3rd Asian Near Infrared Symposium (ANS2012). Bangkok, Thailand: Kasetsart University.
  16. Sirisomboon, P., Thanapase W., & Lapchareonsuk R., (2009). Identification of Different Storage Duration of Pomelo (Kao NumPeung Variety) by Near Infrared Spectroscopy using SIMCA. In proceeding of the 10th TSAE Annual Conference. Nakhon Ratchasima, Thailand: Suranaree University of Technology.

#### ผลงานตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการระดับชาติ

1. Lapcharoensuk, R., Chaiparit, N., Tongawangjaeng, T., Sarajun, P., Porndornkor, P., Koodsamrong, R., Naoprakhon, K., Chalachai, S. (2019). Conveyorized Microwave Machine for Disinfecting Weevil in Maize. The 11th Rajamangala University of Technology National Conference. Chiangmai, Thailand.
2. Maichun, T., Usuwan, J., Sapyen, W., Prompakdee, S., Lapcharoensuk, R., Development of Semiautomatic Static Friction Coefficient Tester of Agricultural

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Product for Teaching and Research the 20th National Conference of TSAE 2017. Pattaya, Thailand.
3. Lapcharoensuk, R., & Narapanich, T. (2018). Design and Development of Low-cost Controlled Atmosphere Cabinet for Agricultural Product Storage. In proceeding of the 9th Engineering Science Technology and Architecture Conference, (pp.776-782). Khon Kaen, Thailand: Rajamangala University of Technology Isan Khon Kaen Campus.
  4. Phuphanutada, J. & Lapcharoensuk, R. (2017). Study of Water Quality Changes of Lower Tha Chin River in Dry Season for Agriculture. In proceeding of the 18th National Conference of TSAE 2017, (pp.346-349). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  5. Narapanich, T. & Lapcharoensuk, R. (2017). Effect of water soaking and temperature controlling on physical and chemical properties of Cavendish banana at difference storage times. In proceeding of the 18th National Conference of TSAE 2017, (pp.283-288). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  6. Lapcharoensuk, R., Jirakannukul, N., Pheinvirattanachai, T. & Rungvithu, P. (2017). Development of a Meter for Evaluation of Total Soluble Solid Content and Acidity in Pineapple Pulp using Optical Technique. In proceeding of the 18th National Conference of TSAE 2017, (pp.326-330). Bangkok, Thailand: Thai Society of Agricultural Engineering.
  7. Lapcharoensuk, R. (2016). Modeling of Color Values for Non-Destructive Evaluation of Soluble Solid Content of Commercial Pineapple. In the 1st Conference of Faculty of Agricultural Technology and Agro-Industry. Organized by Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Ayuttaya, Thailand.
  8. Lapcharoensuk, R., Pintasee, B., Doungsrida, P. & Pimpa, T. (2015). Physical and Mechanical Properties of Oyster Shell. In proceeding of the 8th Conference of Rajamangala University of Technology Tawan-Ok. Chonburee, Thailand: Rajamangala University of Technology Tawan-Ok.
  9. Lapcharoensuk, R., Sirisomboon, P., & Thanapase, W. (2010). Evaluation of internal and external quality index of exporting pomelo at different storage duration using near infrared spectroscopy technique. In proceeding of the 4th meeting of TRF master research grant in Science and Technology. Bangkok, Thailand: The Thailand Research Fund.
  10. Sirisomboon, P., Theamprateep, C., Lapcharoensuk, R., & Duangchang, J. (2008). Quality of Kao NampuengPomelo Pulp at Different Maturity Stages. In proceeding of the 18th Thaksin University Annual Conference. Songkla, Thailand: Thaksin University.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้