

ความเสถียรของแบบจำลองที่ใช้สเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย
ROBUSTNESS OF MODEL BASED ON NEAR INFRARED SPECTROSCOPY FOR
PREDICTION OF HIGHER HEATING VALUE OF BIOMASS FROM
AGRICULTURAL WASTES OF ECONOMIC CROPS IN THAILAND



ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิศวกรรมเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษา 2561

ความเสถียรของแบบจำลองที่ใช้สเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนสูง
ของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย

ROBUSTNESS OF MODEL BASED ON NEAR INFRARED SPECTROSCOPY FOR
PREDICTION OF HIGHER HEATING VALUE OF BIOMASS FROM AGRICULTURAL
WASTES OF ECONOMIC CROPS IN THAILAND



ปริญญาานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิศวกรรมเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ปีการศึกษา 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ROBUSTNESS OF MODEL BASED ON NEAR INFRARED SPECTROSCOPY FOR
PREDICTION OF HIGHER HEATING VALUE OF BIOMASS FROM AGRICULTURAL
WASTES OF ECONOMIC CROPS IN THAILAND



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
BACHELOR OF ENGINEERING IN AGRICULTURAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
ACADEMIC YEAR 2018

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ใบรับรองปริญญาานิพนธ์

หัวข้อปริญญาานิพนธ์ ความเสถียรของแบบจำลองที่ใช้สเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย

Robustness of models based on near infrared spectroscopy for prediction of higher heating value of biomass from agricultural wastes of economic crops in Thailand

นักศึกษาผู้จัดทำ

นายพงศ์พลิน แจ่มรัมย์ รหัสนักศึกษา 58010218

นายภวัช อัทธชนนพ รหัสนักศึกษา 58010938

นางสาวมณทิชา สดตาสอน รหัสนักศึกษา 58011001

ปริญญา

หลักสูตร

สาขาวิชา



ปีการศึกษา

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมเกษตร)

วิศวกรรมเกษตร

วิศวกรรมเกษตร

2561

อาจารย์ผู้ควบคุมปริญญาานิพนธ์	ลายมือชื่อ
ดร.นารณะพี นาคะวัจนะ	
ดร.วันพุท แซ่ฉั่ว	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์ ความเสถียรของแบบจำลองที่ใช้สเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย

นักศึกษา นายพงศ์พลิน แจ่มรุ่งรวย 58010218
นายภาวิชัย อัทธธนนพ 58010938
นางสาวมณฑิชา สุดตาสอน 58011001

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมเกษตร

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ดร.นารัถระพี นาคะวิจันะ

ดร.วันพุฒิ แซ่ฉั่ว

พ.ศ. 2561

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ พางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเห้งน้ำมันสำบหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ จากเครื่อง FT-NIR spectrometer ที่ช่วงเลขคลื่น $12,500 - 3,600 \text{ cm}^{-1}$ แบบ Diffuse reflectance โดยการนำตัวอย่างชีวมวลของพืชทั้ง 5 ชนิดข้างต้นและชีวมวลชนิดอื่น (unknown) ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า ใบอ้อย กายและเปลือกมะพร้าว เพื่อมาทดสอบความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล ซึ่งสมการทำนายนั้น สร้างจากข้อมูลของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดรวมกับข้อมูลงานวิจัยตัวอย่างชีวมวลของพืชข้างต้น 5 ชนิดของตัวอย่างในปี 2560 เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนของชีวมวล และพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริง แล้วคำนวณด้วยวิธี Partial least squares regression (PLSR) แบบ Test set validation พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลใช้ค่าการดูดกลืนที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative ร่วมกับ Multiplicative scattering correct (MSC) มีค่า R^2 เท่ากับ 0.9026 ค่า RMSEP เท่ากับ 342 Jg^{-1} และค่า Bias เท่ากับ 45.3 Jg^{-1} และทางผู้วิจัยได้มีการนำแบบจำลองไปใช้งานจริง พบว่า ทั้ง 8 ชนิดมีค่าความผิดพลาด (Bias) และค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนาย (SEP) อยู่ในเกณฑ์ที่น้อย ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองการทำนายที่ใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีมีความเป็นไปได้ใน

การนำมาใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวล

Thesis Title Robustness of models based on near infrared spectroscopy for prediction of higher heating value of biomass from agricultural wastes of economic crops in Thailand

Authors Pongpasin Jaengrumruai 58010218
Pawat Attananop 58010938
Monticha Sudtasorn 58011001

Thesis Advisor Dr.Natrapee Nakawajana
Dr.Wanphut Saechua

Year 2018

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 (Unknow) 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 Jg^{-1} , and Bias 45.3 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.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยได้รับการอนุเคราะห์เครื่องมือจากศูนย์วิจัยเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโคปีสำหรับผลผลิตทางการเกษตรและอาหาร เพื่อใช้ในการทดลอง

ขอขอบคุณกองทุนวิจัยสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังที่สนับสนุนเงินทุนสำหรับการวิจัยครั้งนี้

ขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษา ดร.นารณระพี นาคะวัจนะ ที่ช่วยให้คำแนะนำ คำปรึกษาในการจัดทำโครงงาน รวมทั้งอาจารย์หลักสูตรวิศวกรรมเกษตร สาขาวิศวกรรมเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุกท่านที่ได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ ที่ช่วยให้โครงงานนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอบคุณเพื่อนๆ เพื่อนๆ สาขาวิศวกรรมเกษตร ที่สละเวลาให้คำปรึกษา ให้ความช่วยเหลือ ทั้งกำลังกายและกำลังใจในการทดลองเสมอ

ผู้วิจัยจึงขอขอบคุณทุกท่าน ที่ให้การสนับสนุนการทำงานและให้คำแนะนำแก่ผู้วิจัยเสมอมา คุณงามความดีที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้แก่บิดามารดาที่รักและเคารพ ตลอดจนครูบาอาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่คณะผู้วิจัย

พงศ์พลิน

แจ้จุ่มรวย

ภาวิษา

อัทธ์ธนพ

มณฑิชา

สุดตาสอน

สารบัญ

เรื่อง	หน้า
บทคัดย่อ	I
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	IX
สารบัญรูปภาพ	XI
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 บทนำ	1
1.2 วัตถุประสงค์	3
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
1.5 ขั้นตอนการศึกษา	4
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	6
2.1 ชีวมวล	6
2.1.1 พลังงานชีวมวล	6
2.1.2 องค์ประกอบของสารชีวมวล	6
2.1.3 พืชเชื้อเพลิงชีวมวลของประเทศไทย	9
2.1.4 ศักยภาพชีวมวล	12
2.1.5 สมบัติของชีวมวล	15
2.2 ค่าความร้อน (Calorific Value)	16
2.2.1 ค่าความร้อน	16
2.2.2 ค่าความร้อนที่ได้จากการเผาไหม้สูง-ต่ำ	16
2.2.3 การวิเคราะห์ค่าความร้อน	17

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
2.2.4 หลักการทำงานของเครื่อง Bomb Calorimeter	19
2.3 ความชื้นในพืช (นิรนาม, 2560b)	19
2.4 เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (NIR Spectroscopy)	20
2.4.1 สเปกโทรสโกปี	21
2.4.2 หลักการพื้นฐานของสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้	22
2.4.3 การทำงานของเครื่อง NIR spectrometer	22
2.4.4 เทคนิคในการวิเคราะห์ตัวอย่าง	23
2.5 การเลือกวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น (Selecting the Data Preprocessing Model Method)	23
2.5.1 การลบโดยค่าคงที่ (Subtraction of a Constant Offset)	23
2.5.2 การลบโดยเส้นตรง (Subtraction of a Straight Line)	24
2.5.3 Vector Normalization	24
2.5.4 Min-Max-Normalization (สำหรับสเปกตรัมการดูดซับ)	24
2.5.5 Multiplicative Scatter Correction	25
2.5.6 อนุพันธ์อันดับหนึ่ง (First Derivative)	25
2.5.7 อนุพันธ์อันดับสอง (Second Derivative)	25
2.6 การเลือกจำนวนแฟกเตอร์ที่เหมาะสม (Selecting the Appropriate Number of Factors))	26
2.6.1 การสร้างสมการโดยวิธี partial least square Regression (PSL-Regression)	26
2.6.2 การทำ Validation แบบ Full cross validation และแบบ Test set validation	30
2.7 การทำ Repeatability และ Reproducibility	31

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
2.8 ค่าทางสถิติที่ใช้ในการพิจารณาการสร้างสมการ	31
2.8.1 สัมประสิทธิ์การพิจารณา (Coefficient of determination, R^2)	31
2.8.2 ค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของการพิสูจน์แบบไขว้	32
2.8.3 Root mean square error of estimation (RMSEE)	33
2.8.4 อัตราส่วนระหว่าง SEP กับ SD (Ratio of SEP to the SD, RPD)	33
2.8.5 ความผิดพลาด (Bias)	33
2.8.6 ประโยชน์ของเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (NIR)	34
2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	34
บทที่ 3 วิธีการทดลอง	38
3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง	38
3.2 การเตรียมตัวอย่างสำหรับการทดลอง	38
3.3 การทดลอง	40
3.3.1 การวัดค่าการดูดกลืนแสงด้วยเครื่อง FT- NIR Spectrometer	40
3.3.2 การวัดค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter	41
3.4 การวัดความชื้นอ้างอิง	42
3.5 การทำ Repeatability และ Reproducibility	43
3.5.1 ขั้นตอนการทำ Repeatability และ Reproducibility	43
3.5.2 การวิเคราะห์ค่า Repeatability หรือ Reproducibility	43
3.6 การวิเคราะห์ผลการทดลอง	44
3.6.1 การวิเคราะห์ลักษณะสเปกตรัม	44
3.6.2 การสร้างสมการในการทำนาย	44

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
บทที่ 4 ผลการทดลอง	46
4.1 ผลการทำ Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter	46
4.1.1 ผลการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter	46
4.1.2 ผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter	48
4.2 ผลการทำ Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer	51
4.2.1 ผลการทำ Repeatability ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer	51
4.2.2 ผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer	53
4.3 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด	56
4.4 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล	56
4.5 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของชีวมวลแต่ละชนิด	63
4.5.1 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของเหง้ามันสำปะหลัง	63
4.5.2 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของฟางข้าว	64
4.5.3 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของแกลบ	66
4.5.4 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของซังข้าวโพด	67
4.5.5 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของขี้เลื่อย ไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	69
4.5.6 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของ ชีวมวลทั้ง 5 ชนิด	71
4.6 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงชีวมวล	76
4.6.1 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลัง	76
4.6.2 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าว	77

สารบัญ (ต่อ)

เรื่อง	หน้า
4.6.3 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบ	79
4.6.4 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพด	80
4.6.5 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื้อย ไม่ย่างพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	81
4.7 ข้อมูลเชิงสถิติจากการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น (Unknown)	84
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง	86
ภาคผนวก ก	87
ภาคผนวก ข	93
ภาคผนวก ค	98
ภาคผนวก ง	104
บรรณานุกรม	112



สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 2.1 ปริมาณของเซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส และลิกนินในวัสดุเหลือใช้หรือกากทางการเกษตร	7
ตารางที่ 2.2 ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลปี พ.ศ. 2551	12
ตารางที่ 2.3 สมบัติของชีวมวล	16
ตารางที่ 2.4 การแบ่งช่วงคลื่นย่านอินฟราเรด	21
ตารางที่ 2.5 การแปลความหมายของค่า R^2	32
ตารางที่ 2.6 การอธิบายผลของค่า RPD	33
ตารางที่ 4.1 แสดงค่า Repeatability ของเหง้ามันสำปะหลัง	46
ตารางที่ 4.2 แสดงค่า Repeatability ของฟางข้าว	46
ตารางที่ 4.3 แสดงค่า Repeatability ของแกลบ	47
ตารางที่ 4.4 แสดงค่า Repeatability ของซังข้าวโพด	47
ตารางที่ 4.5 แสดงค่า Repeatability ของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	48
ตารางที่ 4.6 แสดงค่า Reproducibility ของเหง้ามันสำปะหลัง	48
ตารางที่ 4.7 แสดงค่า Reproducibility ของฟางข้าว	49
ตารางที่ 4.8 แสดงค่า Reproducibility ของแกลบ	49
ตารางที่ 4.9 แสดงค่า Reproducibility ของซังข้าวโพด	50
ตารางที่ 4.10 แสดงค่า Reproducibility ของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	50
ตารางที่ 4.11 แสดงค่า Repeatability ของเหง้ามันสำปะหลัง	51
ตารางที่ 4.12 แสดงค่า Repeatability ของฟางข้าว	51
ตารางที่ 4.13 แสดงค่า Repeatability ของแกลบ	52
ตารางที่ 4.14 แสดงค่า Repeatability ของซังข้าวโพด	52
ตารางที่ 4.15 แสดงค่า Repeatability ของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	53
ตารางที่ 4.16 แสดงค่า Reproducibility ของเหง้ามันสำปะหลัง	53
ตารางที่ 4.17 แสดงค่า Reproducibility ของฟางข้าว	54
ตารางที่ 4.18 แสดงค่า Reproducibility ของแกลบ	54
ตารางที่ 4.19 แสดงค่า Reproducibility ของซังข้าวโพด	55
ตารางที่ 4.20 แสดงค่า Reproducibility ของขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	55

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 4.21 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด	56
ตารางที่ 4.22 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Cross Validation ของชีวมวลปี 2561	73
ตารางที่ 4.23 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลปี 2561 และปี 2560	74
ตารางที่ 4.24 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด	75
ตารางที่ 4.25 ข้อมูลเชิงสถิติสำหรับการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่าง Unknown โดยใช้ PLS model	84



สารบัญรูปภาพ

รูปที่	หน้า	
รูปที่ 2.1	โครงสร้างทางเคมีของสารประกอบหลักของสารชีวมวล	9
รูปที่ 2.2	ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวล	17
รูปที่ 2.3	Isoperibol Calorimeter	18
รูปที่ 2.4	Adiabatic Calorimeter	18
รูปที่ 2.5	ลักษณะคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า	21
รูปที่ 2.6	รูปแบบการวัดดูดกลืนแสง	23
รูปที่ 2.7	NIR สเปกตรัมของมือคน: วัดแบบการสะท้อนแบบแพร่	24
รูปที่ 2.8	ข้อมูลสเปกตรัมและความเข้มข้นในรูปแบบเมทริกซ์	27
รูปที่ 2.9	Schematic diagrams for the factorization of the spectral data matrix X	28
รูปที่ 3.1	เหง้ามันสำปะหลัง (รูปที่ A), แกลบ (รูปที่ B), ฟางข้าว (รูปที่ C), ชังข้าวโพด (รูปที่ D), ซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (รูปที่ E), กากและเปลือกมะพร้าว (รูปที่ F), ทะลายปาล์ม (รูปที่ G) และ ใบอ้อย (รูปที่ H)	39
รูปที่ 3.2	การเหี่ยวมวลลงในถ้วยควอทซ์	40
รูปที่ 3.3	การสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR (MPA, Bruker, Germany)	40
รูปที่ 3.4	ตัวอย่างชีวมวลที่ใช้อัดเม็ด	41
รูปที่ 3.5	ตัวอย่างชีวมวลที่ได้หลังจากการอัดเม็ด	41
รูปที่ 3.6	เครื่องอัดเม็ด (Pellet press)	42
รูปที่ 3.7	เครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany)	42
รูปที่ 4.1	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561	57
รูปที่ 4.2	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2561	57
รูปที่ 4.3	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบปี 2561	58
รูปที่ 4.4	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของชังข้าวโพดปี 2561	58
รูปที่ 4.5	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะ เห็ดฟางปี 2561	59
รูปที่ 4.6	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2560 และปี 2561	59
รูปที่ 4.7	สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2560 และปี 2561	60

สารบัญญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.8 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลบปี 2560 และปี 2561	60
รูปที่ 4.9 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพดปี 2560 และปี 2561	61
รูปที่ 4.10 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซีเลื้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2560 และปี 2561	61
รูปที่ 4.11 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างซีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561	62
รูปที่ 4.12 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างซีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2560 และ ปี 2561	62
รูปที่ 4.13 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของเห้ามันสำปะหลังปี 2561 Calibration set และ Validation set	63
รูปที่ 4.14 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของเห้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	64
รูปที่ 4.15 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 Calibration set และ Validation set	65
รูปที่ 4.16 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	65
รูปที่ 4.17 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 Calibration set และ Validation set	66
รูปที่ 4.18 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	67
รูปที่ 4.19 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 Calibration set และ Validation set	68
รูปที่ 4.20 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	69
รูปที่ 4.21 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 Calibration set และ Validation set	70

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.22 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยู่ไม่ยางพาราที่หลีกเลี่ยงจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	70
รูปที่ 4.23 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของซีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 Calibration set และ Validation set	71
รูปที่ 4.24 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของซีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set	72
รูปที่ 4.25 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561	76
รูปที่ 4.26 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560	77
รูปที่ 4.27 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561	78
รูปที่ 4.28 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560	78
รูปที่ 4.29 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561	79
รูปที่ 4.30 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 และปี 2560	80
รูปที่ 4.31 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561	80
รูปที่ 4.32 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560	81
รูปที่ 4.33 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยู่ไม่ยางพาราที่หลีกเลี่ยงจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561	82

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.34 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีล้อยไม้ยางพาราที่หลีกเลี่ยงการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560	82
รูปที่ 4.35 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีวมวล 5 ชนิด ปี 2561	83
รูปที่ 4.36 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560	84



บทที่ 1

บทนำ

1.1 บทนำ

ปัจจุบันพืชเศรษฐกิจที่สำคัญในประเทศไทยนั้นมีด้วยกันหลากหลายอย่าง สำหรับพืชเศรษฐกิจที่สร้างรายได้จากการส่งออกและจากการทำเกษตรกรรมให้กับประเทศไทยได้อย่างมหาศาล ได้แก่ ข้าว อ้อย มันสำปะหลัง ข้าวโพด ปาล์ม และยางพารา เป็นต้น ซึ่งพืชเศรษฐกิจเหล่านี้ได้รับการสนับสนุนจากภาครัฐให้มีการเพาะปลูกเป็นจำนวนมาก แน่แน่นอนว่าเมื่อมีผลผลิตจำนวนมาก ก็ทำให้มีวัสดุเหลือใช้ และเหลือทิ้งจากการเก็บเกี่ยวหรือจากการแปรรูปผลผลิตตามมาเป็นจำนวนมากอีกด้วยเช่นกัน หากทิ้งไว้ก็จะกลายเป็นที่อยู่ของสัตว์ต่าง ๆ รวมไปถึงก่อให้เกิดกลิ่นเหม็นรบกวนได้ ซึ่งถือว่าเป็นปัญหาสำคัญอย่างหนึ่งของเกษตรกรและผู้ผลิตที่จะต้องมีการจัดการกับวัสดุเหลือใช้และเหลือทิ้งเหล่านี้ ที่ผ่านมามีความพยายามในการนำวัสดุเหลือใช้เหล่านี้มาใช้ประโยชน์ เช่น นำมาทำเป็นอาหารสัตว์ วัสดุคลุมดิน ปุ๋ย ในแง่ของการนำมาทำเป็นปุ๋ยพบว่ายังไม่เป็นที่นิยม เนื่องจากต้องใช้ระยะเวลาในการย่อยสลาย ต่อมาได้มีการนำมาทำเป็นชีวมวล (Biomass) เนื่องจากวัสดุเหล่านี้เมื่อนำมาเผาจะให้พลังงานความร้อนที่สูง ซึ่งเหมาะที่จะนำมาทำเป็นเชื้อเพลิง

ชีวมวล (Biomass) เป็นแหล่งกักเก็บพลังงานของพืชในการสังเคราะห์แสงหรือเจริญเติบโตโดยอาศัยแสงอาทิตย์ จากนั้นจึงเปลี่ยนสภาพเป็นของแข็งหรือแปรสภาพเป็นของเหลวที่สามารถนำมาใช้เป็นพลังงานทดแทนการใช้พลังงานฟอสซิล ชีวมวลที่นำมาใช้เป็นพลังงานมาจากแหล่งที่มา 2 แหล่ง ได้แก่ จากการปลูกพืชเพื่อนำมาเป็นเชื้อเพลิงผลิตพลังงานโดยเฉพาะ และจากเศษวัสดุเหลือใช้จากการเก็บเกี่ยวผลผลิตทางการเกษตรหรือการแปรรูปที่สามารถนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงาน ซึ่งประเทศไทยเป็นประเทศที่ทำอุตสาหกรรมทางการเกษตรเป็นหลัก มีพืชหลากหลายชนิดที่เป็นชีวมวลเหลือใช้ในทางการเกษตร และมีศักยภาพสูงที่จะสามารถนำมาเป็นพลังงานทดแทนได้หลายชนิด เช่น ฟางข้าว แกลบ เหง้ามันสำปะหลัง ชังข้าวโพด ชานอ้อย กะลาปาล์ม ชี้อ้อยไม้ยางพารา เป็นต้น (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554) ตัวอย่างเช่น ข้าว เป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยที่มีการเพาะปลูกกันทั่วประเทศ เมื่อเก็บเกี่ยวผลผลิตจะได้ข้าวเปลือกและเหลือเศษฟางข้าว เมื่อข้าวเปลือกถูกนำไปสีข้าวที่โรงสีจะได้ข้าวสาร รำ และแกลบ ซึ่งฟางข้าวและแกลบเป็นเชื้อเพลิงที่ดี เพราะมีความชื้นต่ำ อีกทั้งแกลบยังมีขนาดเล็กอีกด้วย เหมาะกับการนำไปเป็นเชื้อเพลิงในโรงงานอุตสาหกรรม หรือมันสำปะหลังได้มีการนำส่วนเหง้ามาเป็นชีวมวลเพราะเป็นส่วนที่เหลือจากการตัดหัวมันสำปะหลังออกไป ซึ่งเหง้ามันสำปะหลัง สามารถเผาไหม้ให้ความร้อนสูงเทียบเท่าไม้ฟืนและมี

ขนาดของเหง้ามันสำปะหลังไม่ใหญ่จนเกินไป สามารถนำมาเป็นเชื้อเพลิงในระบบเผาไหม้ให้พลังงานความร้อน และเป็นต้นกำลังในการผลิตกระแสไฟฟ้า จึงจัดว่าเป็นชีวมวลที่มีศักยภาพในการนำมาเผาไหม้หรือไม่ว่าจะเป็นข้าวโพด โดยจะนำส่วนของชังข้าวโพดที่เหลือจากการนำเมล็ดออกแล้ว สามารถนำไปเผาเป็นถ่านอัดแท่งได้ นอกจากนี้วัสดุเหลือใช้จากการแปรรูปไม้ยางพารา อาทิเช่น ชี้เลื่อยไม้ยางพาราจะถูกนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงให้ความร้อนในการอบไม้ยางพาราหรือในโรงงานแปรรูปยางพาราไม้ยางพาราและบางส่วนถูกนำไปจำหน่ายเป็นเชื้อเพลิง คือ นำไปอัดเป็นไม้อัดและเผาถ่าน บางส่วนจะถูกนำไปเป็นวัสดุใช้ในการเพาะเห็ดฟาง ในแต่ละปีประเทศไทยมีชีวมวลที่มีศักยภาพนำมาใช้ประโยชน์ในด้านพลังงานประมาณ 72 ล้านตัน เทียบได้เท่ากับถ่านหินลิกไนต์ 54 ล้านตัน วัสดุเหลือใช้จากการเก็บเกี่ยวผลผลิต เช่น ใบอ้อย ยอดอ้อย ฟางข้าว แกลบ เหง้ามันสำปะหลัง รวมแล้วประมาณ 36 ล้านตัน (สำนักพัฒนาการถ่ายทอดเทคโนโลยี, 2550) ตัวอย่างเช่น เมื่อนำค่าความร้อนของแกลบซึ่งเป็นวัสดุเหลือใช้จากข้าว มีค่าเท่ากับ 14.49 เมกะจูลต่อหน่วยมาเปรียบเทียบกับค่าความร้อนที่ได้จากถ่านหินลิกไนต์จาก อ.แม่เมาะที่มีค่าเท่ากับ 10.47 เมกะจูลต่อหน่วย หรือจะเปรียบเทียบกับค่าความร้อนของชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่มีค่าเท่ากับ 10.88 เมกะจูลต่อหน่วย ซึ่งจะเห็นว่ามีความร้อนที่สูงใกล้เคียงกับถ่านหินลิกไนต์

ชีวมวลแต่ละชนิดจะมีพลังงานจากการเผาไหม้ที่ไม่เท่ากัน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปริมาณความจุพลังงานของชีวมวลนั้น ๆ พลังงานของชีวมวลคือพลังงานความร้อนจากการเผาไหม้สามารถวัดความร้อนโดยใช้เครื่อง Bomb calorimeter ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวัดค่าพลังงานที่ใช้ในการเผาไหม้โดยจะใช้เวลาประมาณ 15-20 นาที ในการตรวจสอบ และมีค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูงอยู่ที่ประมาณตัวอย่างละ 1,000 บาท อีกทั้งยังต้องทำลายตัวอย่างโดยการนำไปเผา จึงได้มีการคิดที่จะนำเทคนิคที่ใช้เวลาในการตรวจสอบไม่นานและไม่เป็นการทำลายตัวอย่างนั่นก็คือ เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ที่ผ่านมาจากเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ได้ถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบคุณภาพชีวมวลในต่างประเทศอย่างแพร่หลาย แต่สำหรับในประเทศไทยพบว่ายังมีไม่มากนัก อาทิเช่น การใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มาทำนายค่าความร้อนและความชื้นของเมล็ดสับุด้าหลังจากสกัดน้ำมันออก (Posom and Sirisomboon 2015) ใช้เพื่อทำนายค่าความร้อนและองค์ประกอบต่างๆในข้าวฟ่าง (Zhang et al.2017) ใช้ในการทำนายค่าความร้อนและปริมาณเถ้าของเศษไม้เพื่อนำมากำหนดคุณภาพ (Mancini et al.2018) รวมไปถึงได้เคยมีการทำวิจัยการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย 5 ชนิดด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ได้แก่ ฟางข้าว แกลบ เหง้ามันสำปะหลัง ชังข้าวโพด และชี้เลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (จารุวัฒน์ 2018) และเพื่อเพิ่มเสถียรภาพของแบบจำลองการทำนายทางผู้วิจัยจึงได้ทำการเก็บข้อมูลของพืชตัวอย่างเพิ่มอีก 1 ปี จากนั้นทำการพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริงโดยการนำ

ตัวอย่างชีวมวลของพืชทั้ง 5 ชนิดจากแหล่งอื่น ชนิดละ 10 ตัวอย่าง และชีวมวลชนิดอื่น ซึ่งได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมพืช unknown เป็น 80 ตัวอย่าง เพื่อมาทดสอบความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลนั่นเอง

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนที่ใช้ศึกษาความเป็นไปได้ในการนำเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มาใช้ในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย ได้แก่ พางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เส้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางและเห้งน้ำมันสำปะหลัง

2. ศึกษาความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้ตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากพืชทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ พางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เส้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางและเห้งน้ำมันสำปะหลังที่มาจากแหล่งอื่น และชีวมวลชนิดอื่น ได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ศึกษาการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อนำมาตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทย จำนวน 5 ชนิด ได้แก่ พางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้เส้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางและเห้งน้ำมันสำปะหลัง และชีวมวลจากพืชทั้ง 5 ชนิด ช้างต้นที่มาจากแหล่งอื่นชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมถึงชีวมวลชนิดอื่น (Unknown) จำนวน 3 ชนิด ชนิดละ 10 ตัวอย่าง ซึ่งได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว รวม ทั้งสิ้น 80 ตัวอย่าง

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

3. สร้างแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นและค่าความร้อนของพืชตัวอย่างแต่ละชนิดจากข้อมูลในปี 2560 และ 2561 รวม 60 ตัวอย่าง

4. สร้างแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นและค่าความร้อนของตัวอย่างในปี 2560 และ 2561 รวม 300 ตัวอย่าง และนำแบบจำลองที่ได้ไปทำนายค่าความร้อนของพืช unknown จำนวน 80 ตัวอย่าง

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้แบบจำลองจากเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ที่มาจากข้อมูลตัวอย่าง 2 ปี คือ ปี 2560 และปี 2561
2. เพิ่มความเสถียรให้กับแบบจำลองการทำนายค่าความร้อนที่สามารถนำมาใช้ในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยและพืช unknown

1.5 ขั้นตอนการศึกษา

1. ศึกษาข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับพืชชีวมวลทั้ง 8 ชนิดที่ใช้เป็นตัวอย่างในการทดลองได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้อยู่ไม่ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง เหง้ามันสำปะหลัง ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว เช่น สมบัติของชีวมวลแต่ละชนิด รอบการปลูกและเก็บเกี่ยว พืชเศรษฐกิจและชีวมวลเศรษฐกิจเหล่านั้น พื้นที่เพาะปลูกและผลผลิต การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลโดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ เป็นต้น
2. ทำการทดลองกับตัวอย่างชีวมวล ได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้อยู่ไม่ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางและเหง้ามันสำปะหลัง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง รวมทั้งสิ้น 150 ตัวอย่าง และชีวมวลทั้ง 5 ชนิดที่กล่าวไปแล้วที่มาจากแหล่งอื่นรวมถึงชีวมวลชนิดอื่น อีก 3 ชนิด ได้แก่ ทะลายปาล์ม ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมพืช unknown ทั้งสิ้น 80 ตัวอย่าง โดยการสุ่มตัวอย่างจากหลากหลายพื้นที่ของประเทศไทย
3. สแกนตัวอย่างชีวมวลทั้ง 8 ชนิด (230 ตัวอย่าง) โดยใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer ที่ช่วงเลขคลื่น $12,500-3,600\text{ cm}^{-1}$ จากนั้นนำไปวิเคราะห์ค่าความร้อนโดยใช้ Bomb calorimeter
4. นำข้อมูลทั้งหมดมาสร้างสมการทำนาย Calibration model ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ชนิดละ 1 สมการ รวมทั้งสิ้น 5 สมการ ด้วยวิธี Partial Least Squares Regression และตรวจสอบความสามารถของสมการทำนายโดยใช้วิธี Full cross validation โดยพิจารณาความแม่นยำสมการโดยคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (Coefficient of determination, R^2), ค่ารากที่สองของความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของการพิสูจน์แบบไขว้ (root mean squared error of cross validation : RMSECV), ค่าที่ใช้ประเมินความสามารถของสมการเทียบมาตรฐาน (Ratio of (Standard error of) Prediction (Validation) to (Standard) Deviation : RPD) และ ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (Bias)
5. สร้างสมการทำนายของพืชแต่ละชนิดรวม 2 ปี คือ แต่ละชนิดจะมี 60 ตัวอย่าง มาจาก 30 ตัวอย่างในปี 2560 และ 30 ตัวอย่างจากปี 2561 ชนิดละ 1 สมการด้วยวิธี Test set โดยการสร้างสมการทำนายและและพิสูจน์ความสามารถของสมการทำนายด้วย 30% ของตัวอย่างที่เหลือจากการสร้าง

Calibration model จากนั้นวิเคราะห์ความแม่นยำของสมการทำนาย จากค่า R^2 , RMSEP (Root Mean Square Error of Prediction), RPD และ Bias ทำโดยสุ่ม 70% ของ 60 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าที่น้อยที่สุดและมากที่สุด) ได้ทั้งสิ้น 5 สมการ

6. 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

7. 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

8. ทำการพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการทำงานโดยการนำแบบจำลองมาใช้งานจริงโดยการเก็บตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดซึ่งเป็นชนิดเดียวกันกับที่ใช้สร้างสมการ Calibration model แต่มาจากแหล่งอื่นและชีวมวลชนิดอื่นอีก 3 ชนิด ได้แก่ ใบอ้อย ทะลายปาล์ม กาบเปลือกมะพร้าว ชนิดละ 10 ตัวอย่าง รวมพืช unknown 80 ตัวอย่าง แล้วทดสอบสมรรถนะของแบบจำลอง โดยพิจารณาความแม่นยำของสมการ จากค่า R^2 , RMSEP, RPD และ Bias ได้ทั้งสิ้น 1 สมการ

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ชีวมวล

2.1.1 พลังงานชีวมวล

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

ในอดีตชีวมวลส่วนใหญ่ จะถูกทิ้งซากให้เป็นปุ๋ยอินทรีย์ภายในพื้นที่การเพาะปลูกหรือบางครั้งเกษตรกรกำจัดโดยการเผาทำลาย ซึ่งเป็นการสร้างมลพิษให้กับสิ่งแวดล้อม แต่อันที่จริงแล้วชีวมวลเหล่านี้มีคุณสมบัติในการเป็นเชื้อเพลิงอย่างดีและให้พลังงานความร้อนในระดับที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ และเนื่องจากภาวะถดถอยของแหล่งพลังงาน 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 ในขณะที่ของเสียจากปศุสัตว์

มีโปรตีนมาก เนื่องจากมีโครงสร้างทางเคมีที่แตกต่างกัน จากทัศนคติของการใช้พลังงานสารชีวมวลที่ประกอบด้วย ลิกโนเซลลูโลส จะประกอบไปด้วยเซลลูโลสและลิกนินจำนวนมากเช่น ต้นไม้

ตารางที่ 2.1 ปริมาณของเซลลูโลส เฮมิเซลลูโลส และลิกนินในวัสดุเหลือใช้หรือกากทางการเกษตร

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

ที่มา: ¹ Dolly and Radhika (2018)

² Pitcha et al. (2012)

³ รัฐาภรณ์ และคณะ (2558)

⁴ พรรณวิไล (2545)

⁵ Zhang et al. (2018)

2.1.1.2.2 องค์ประกอบทั่วไปของสารชีวมวล

1) เซลลูโลส

โพลีแซคคาไรด์ที่ดิกลูโคสถูกเชื่อมต่อกันด้วยพันธะเบต้ากลูโคซิดิกซึ่งมีสูตรโมเลกุลเป็น $(C_6H_{12}O_6)_n$ n คือ ดิกรีของโพลิเมอร์ไรเซชันซึ่งมีความกว้างตั้งแต่หลายพันจนถึงหลายหมื่นจำนวนผลลัพธ์ของการไฮโดรไลซิสเซลลูโลสคือ ดิกลูโคส (โมโนแซคคาไรด์) แต่บางส่วนให้ผลลัพธ์เป็นไดแซคคาไรด์ (เซลลูโบไอส) และโพลีแซคคาไรด์ซึ่งมีลำดับ $n = 3$ ถึง 10 เซลลูโลสมีโครงสร้างเป็นผลึกและต้านทานต่อการรบกวนต่าง รูป 2.1-a แสดงโครงสร้างสูตรของเซลลูโลส

2) เฮมิเซลลูโลส

โพลีแซคคาไรด์ซึ่งมีจำนวนยูนิตคาร์บอนเท่ากับ 5 โมโนแซคคาไรด์รวมถึง ดีไซโลสและ ดีอะราไบโนส และ คาร์บอนเท่ากับ 6 โมโนแซคคาไรด์รวมถึง ดีแมนโนส ดีกาแลคโตสและดีกลูโคส โมโนแซคคาไรด์ที่มีคาร์บอนเท่ากับ 5 มีจำนวนมากกว่า โมโนแซคคาไรด์ที่มีคาร์บอนเท่ากับ 6 สูตรโมเลกุลโดยเฉลี่ยคือ $(C_5H_8O_4)_n$ เนื่องจากดิกิริโพลีเมอร์ไรเซชันของเฮมิเซลลูโลสเท่ากับ 50 - 200 โดยมีขนาดเล็กกว่าเซลลูโลส จึงสามารถสลายพันธะได้ง่ายกว่าเซลลูโลส และ เฮมิเซลลูโลสเป็นจำนวนมากสามารถละลายได้ในสารละลายเบส เฮมิเซลลูโลสทั่วไปคือไซแลน ซึ่งประกอบด้วยไซโลสด้วยพันธะ 1,4 รูป 2.1-c แสดงสูตรโครงสร้างของไซแลน เฮมิเซลลูโลสอื่น ๆ ได้แก่กลูโคแมนแนน อย่างไรก็ตามเซลลูโลสทั้งหมดขึ้นกับชนิดและส่วนของพืช

3) ลิกนิน

สารประกอบที่ประกอบด้วย ยูนิตฟีนิลโพรเพนและอนุพันธ์ ซึ่งเชื่อมกันเป็นสามมิติ โครงสร้างนั้นซับซ้อนและยังไม่มีการศึกษาอย่างแท้จริง รูป 2.1-d แสดงยูนิตที่ประกอบกันเป็นลิกนิน โครงสร้างสามมิตินั้นยากที่จะสลายโดยจุลชีพและสารเคมี นอกจากนี้ยังมีความแข็งแรงทางกลและการป้องกันร่วมกับเซลลูโลส เฮมิเซลลูโลสและลิกนินถูกพบอย่างสากลในสารชีวมวลชนิดต่าง ๆ และแหล่งคาร์บอนธรรมชาติจำนวนมากมายบนโลก

4) แป้ง

คล้ายเซลลูโลส แป้งเป็นโพลีแซคคาไรด์ที่ประกอบด้วยยูนิตของดีกลูโคส แต่ถูกเชื่อมกันโดยพันธะแอลฟาไกลโคไซด์ เนื่องจากความต่างของโครงสร้างพันธะ เซลลูโลสละลายน้ำ แต่บางส่วนของแป้ง ในรูป 2.1-b จะละลายในน้ำร้อน (อะไมโลสที่มีน้ำหนักโมเลกุลตั้งแต่ 10,000 จนถึง 50,000 ประมาณ 10% - 20% ของแป้ง) และบางส่วนที่ไม่ละลาย (อะไมโล-18- เพกซิน ซึ่งมีน้ำหนักโมเลกุลตั้งแต่ 50,000 ถึง 100,000 ประมาณ 80%-90% ของแป้ง) แป้งถูกพบในเมล็ด ราก และลำต้น ซึ่งถือเป็นอาหาร

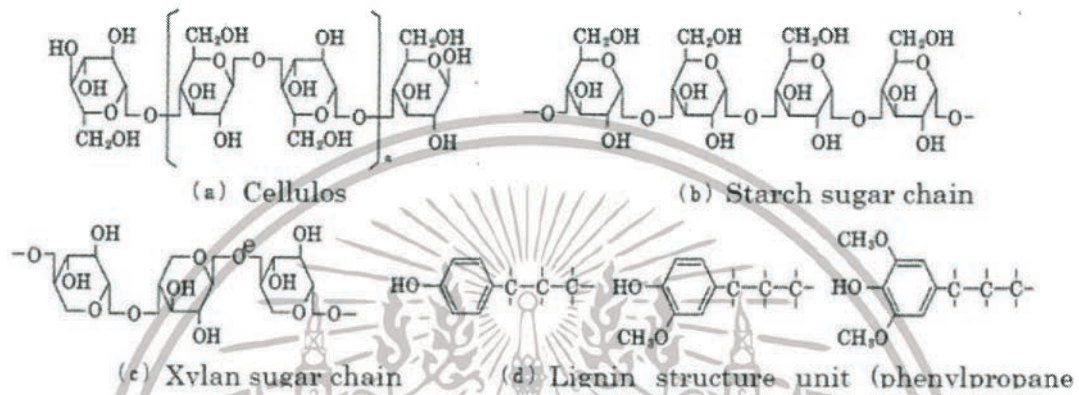
5) โปรตีน

เป็นสารประกอบโมเลกุลขนาดใหญ่ซึ่งกรดอะมิโนหลายตัวถูกโพลีเมอร์ไรซ์เข้าด้วยกัน คุณสมบัติต่างกันขึ้นกับชนิดของกรดอะมิโนและอัตราส่วนขององค์ประกอบของกรดอะมิโนและลำดับของโพลีเมอร์ไรเซชัน โปรตีนไม่ใช่สารประกอบพื้นฐานของสารชีวมวลและมีสัดส่วนน้อยกว่าสามสารข้างต้นที่กล่าวมา

6) สารอื่น ๆ (อินทรีย์และอนินทรีย์)

ปริมาณของสารประกอบอินทรีย์อื่น ๆ มีได้หลากหลายขึ้นกับชนิด สารอินทรีย์ที่มีจำนวนมากได้แก่ กลีเซอรอล (ตัวอย่าง เช่น น้ำมันผักกาดก้านขาว น้ำมันปาล์ม และน้ำมันจากพืชชนิดต่าง ๆ) และซูโครส

ในอ้อยและต้นปืท ตัวอย่างอื่นๆเช่น อัลคาลอยน์ รงควัตถุ เทอร์ปีน และซีผึ้ง ถึงแม้ว่าจะพบสารเหล่านี้ได้น้อยแต่คุณค่ามากเนื่องจากใช้เป็นส่วผสมของยาสารชีวมวลนั้นประกอบไปด้วยสารประกอบอินทรีย์โมเลกุลขนาดใหญ่ แต่ยังประกอบด้วยสารอนินทรีย์เช่นซีเ็ก้าในจำนวนน้อย ธาตุโลหะพื้นฐานได้แก่ แคลเซียม โพแทสเซียม ฟอสฟอรัส แมกนีเซียม ซิลิกอน อลูมิเนียม เหล็กและโซเดียม สารและปริมาณขึ้นกับชนิดของวัตถุดิบตั้งต้น



รูปที่ 2.1 โครงสร้างทางเคมีของสารประกอบหลักของสารชีวมวล

ที่มา: คู่มือสารชีวมวลเอเชีย (2008)

2.1.3 พืชเชื้อเพลิงชีวมวลของประเทศไทย

2.1.3.1 ข้าว

เป็นพืชระยะสั้น ใช้เวลาปลูก 3-4 เดือน มีพื้นที่การเพาะปลูกมากที่สุดประมาณ 69.35 ล้านไร่ (ปี พ.ศ. 2552) ซึ่งถือว่ามากที่สุดในบรรดาพืชทั้งหมด และข้าวก็เป็นพืชที่ต้องการน้ำมากที่สุดเช่นกัน สามารถจำแนกตามลักษณะการปลูกได้ 2 แบบ ได้แก่ ข้าวนาปี และ ข้าวนาปรัง กล่าวคือ

ข้าวนาปี คือข้าวที่ปลูกในฤดูฝน ซึ่งมีการเพาะปลูกครอบคลุมทุกภาคในประเทศไทย สามารถเก็บเกี่ยวได้ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือนเมษายน และข้าวนาปรัง คือ ข้าวที่ปลูกนอกฤดูฝน ส่วนใหญ่อยู่ในเขตชลประทาน จะเริ่มเก็บเกี่ยวได้ในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ถึงเดือนตุลาคม เศษวัสดุที่เหลือจากการเกษตรหรือชีวมวลจากข้าว ได้แก่ แกลบ และฟางข้าว (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

2.1.3.2 มันสำปะหลัง

เป็นพืชล้มลุกชนิดหนึ่ง ใช้ระยะเวลาการให้ผลผลิตประมาณ 8-13 เดือน ขึ้นอยู่กับพันธุ์ที่ปลูก ปัจจุบันปลูกมากในภาคอีสานตอนใต้และภาคตะวันออก ได้แก่ จังหวัดนครราชสีมา สระแก้ว ชัยภูมิ

และกำแพงเพชร เป็นต้น มันสำปะหลังแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ ชนิดขมและชนิดหวาน ซึ่งชนิดขมนิยมปลูกในประเทศ แต่ไม่เหมาะสำหรับการบริโภคโดยตรง เนื่องจากมีกรดไฮโดรไซยานิคสูง เป็นพิษต่อร่างกาย ต้องนำไปแปรรูปเป็นมันอัดเม็ดและมันเส้นซื้อไปผสมกับหัวมันสดเพื่อลดต้นทุนและใช้เพื่อเลี้ยงสัตว์ เช่น สุกร โคนมและโคเนื้อ หรือนำไปแปรงมันเพื่อใช้ในอุตสาหกรรมอาหาร สำหรับชนิดหวานส่วนใหญ่ปลูกไว้รอบๆบ้านเพื่อการบริโภค นำมาหั่นหรือทอด ชีวมวลจากมันสำปะหลังที่นำมาใช้ประโยชน์ด้านพลังงานได้ ได้แก่ เหง้า และลำต้นของมันสำปะหลัง (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

2.1.3.3 ข้าวโพด

เป็นพืชล้มลุก ใช้ระยะเวลาปลูกผลผลิต 3-4 เดือน เช่นเดียวกับข้าว ข้าวโพดที่ปลูกในประเทศไทย มี 2 ประเภท คือ ข้าวโพดหวานสำหรับบริโภคโดยตรงและข้าวโพดเลี้ยงสัตว์สำหรับผสมในอาหารสัตว์ ซึ่งมีสัดส่วนการปลูกมากกว่าข้าวโพดหวานมาก และมีความสำคัญต่ออุตสาหกรรมสัตว์ โดยทั่วไปการปลูกข้าวโพดมี 2 ช่วง รุ่นที่ 1 ปลูกในช่วงเดือนพฤษภาคมถึงเดือนตุลาคม เก็บเกี่ยวผลผลิตอยู่ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือนกุมภาพันธ์ รุ่นที่ 2 ปลูกในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคม มีช่วงเก็บเกี่ยวผลผลิตอยู่ในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ถึงเดือนมิถุนายน พื้นที่ส่วนใหญ่ที่เพาะปลูกอยู่ที่ภาคเหนือ ภาคอีสานตอนล่างและภาคกลาง ได้แก่ จังหวัดเพชรบูรณ์ นครราชสีมา ลพบุรี นครสวรรค์ น่าน เลย และตาก เศษวัสดุที่เหลือจากปาล์มที่นำมาใช้ประโยชน์เป็นชีวมวล ได้แก่ ชัง และลำต้นข้าวโพด (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

2.1.3.4 ยางพารา

เป็นไม้ที่ถูกนำมาแปรรูปมากที่สุดในช่วงที่ผ่านมา พื้นที่เพาะปลูกมากกว่า 80% ของพื้นที่ทั้งหมดอยู่ในภาคใต้ ผลผลิตของยางพารา คือ น้ำยาง และเมื่อต้นยางพารามีอายุประมาณ 25-30 ปี การผลิตน้ำยางจะหมดสภาพลง โดยที่ยางพาราที่หมดสภาพเหล่านี้จะถูกโค่นเพื่อนำน้ำยางเข้าสู่กระบวนการแปรรูปเป็นเฟอร์นิเจอร์ต่อไป ซึ่งการโค่นมายางพารานั้น มักจะทำการโค่นในช่วงฤดูแล้ง (ช่วงเดือนธันวาคมถึงพฤษภาคม) เนื่องจากง่ายต่อการเข้าไปในพื้นที่ โดยจังหวัดที่มีการโค่นไม้ยางพาราสูง ได้แก่ จังหวัดสุราษฎร์ธานี สงขลา ตรัง และนครศรีธรรมราช โดยวัสดุที่เหลือทิ้งในสวนยางพาราประกอบด้วย ไม้และส่วนปลายยอด กิ่ง ก้านและใบ ตอไม้และรากไม้ ซึ่งวัสดุเหลือทิ้งเหล่านี้ เกษตรกรนิยมนำไปเผาทิ้งหรือบางส่วนอาจนำไปเป็นวัตถุดิบเพื่อใช้ในการเผาถ่าน (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน , 2554)

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 ตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน ถึง เดือนพฤษภาคม ของปีถัดไป ซึ่งต่างจากพืชอื่นๆ อ้อยเป็นพืชปลูกง่าย เพียงแต่นำพันธุ์ (ส่วนที่เป็นลำต้น) มาปักลงในดิน ช่วงเวลาการเก็บเกี่ยวอ้อยโรงงานที่เหมาะสมควรเก็บเกี่ยวที่อายุ 10-14 เดือน หลังจากเก็บเกี่ยวแล้วต่อที่เหลืออยู่ยังสามารถเจริญเติบโตได้อีกในปีถัดไป (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน , 2554)

2.1.3.6 มะพร้าว

มะพร้าวเป็นพืชยืนต้นอยู่ในตระกูลปาล์ม มะพร้าวออกเป็น 2 ประเภท คือ ประเภทต้นเตี้ยและประเภทต้นสูง สำหรับประเภทต้นเตี้ยนั้นนิยมปลูกไว้เพื่อรับประทานผลอ่อน อายุประมาณ 4 เดือน และประเภทต้นสูงนิยมปลูกเป็นมะพร้าวเศรษฐกิจส่วนใหญ่ปลูกเป็นสวนอาชีพเพื่อใช้เนื้อจากผลแก่ อายุประมาณ 11-12 เดือน นำไปประกอบอาหาร หรือเพื่อทำมะพร้าวแห้งใช้ในอุตสาหกรรมน้ำมันพืช ซึ่งในปัจจุบันประเทศไทยมีพลเมืองประมาณ 55 ล้านคน จะใช้ผลมะพร้าวประมาณ 990 ล้านผล หรือประมาณ 65% ของผลผลิตทั้งหมด ส่วนที่เหลือประมาณ 35% ของผลผลิตทั้งหมดหรือ 489 ล้านผล พื้นที่ส่วนใหญ่ที่เพาะปลูกอยู่ในภาคใต้ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และภาคตะวันตกคือ ชุมพร นครปฐม สมุทรสาคร ชลบุรี วัสดุที่เหลือใช้ที่นำมาใช้เป็นชีวมวล ได้แก่ กาบ เปลือกและกะลามะพร้าว (วาสนา, 2541)

2.1.3.7 ปาล์มน้ำมัน

ปาล์มน้ำมันเป็นพืชที่เหมาะสมกับสภาพอากาศร้อนชื้น ดังนั้นปาล์มน้ำมันจึงเจริญเติบโตได้ดีในภาคใต้ของประเทศบริเวณที่ปลูกมากที่สุดคือ จังหวัดกระบี่ สุราษฎร์ธานี ชุมพร สตูล และตรัง สามารถเก็บเกี่ยวผลผลิตทุก 15 วัน จึงใช้แรงงานไม่มากในการเก็บเกี่ยว ช่วงเดือนที่ให้ผลผลิตสูงสุดอยู่ระหว่างเดือนกันยายน ถึง ธันวาคม เนื่องจากน้ำมันปาล์มที่ผลิตได้ยังไม่เพียงพอต่อการอุปโภคบริโภคภายในประเทศ ทำให้พื้นที่เพาะปลูกปาล์มน้ำมันมีการขยายตัวอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้พื้นที่ที่ให้ผลและผลผลิตปาล์มน้ำมันในช่วงปีที่ผ่านมา (ปี พ.ศ.2548-2552) เพิ่มขึ้นในอัตราเฉลี่ยต่อปี 11.65% และ 13.90% ตามลำดับ คาดว่าปริมาณความต้องการน้ำมันปาล์มภายในประเทศเพิ่มมากขึ้น ทั้งนี้เพราะราคาน้ำมันปาล์มในตลาดโลกมีแนวโน้มสูงขึ้น เศษวัสดุที่เหลือจากการเกษตรหรือชีวมวลจากปาล์ม ที่นำมาใช้

ประโยชน์ด้านพลังงาน ได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า ทะลายปาล์มและเส้นใย ซึ่งเป็นวัสดุที่เกิดจากกระบวนการหีบน้ำมันปาล์ม (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2554)

2.1.4 ศักยภาพชีวมวล

ผลการประเมินศักยภาพชีวมวลแต่ละชนิด ดังแสดงในตารางที่ 2.1 (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 และมี

ฟางเกิดขึ้น 15.69 ล้านตัน คิดเป็น 49% ของผลผลิตข้าวทั้งหมด และคาดว่าจะมีปริมาณฟางข้าว ประมาณ 4.63 ล้านตันต่อปี คิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 57,080 TJ

ศักยภาพแกลบที่เกิดขึ้น ณ ปัจจุบัน ส่วนใหญ่นั้นมักจะนำไปทำเป็นเชื้อเพลิงในอุตสาหกรรมต่างๆ เช่น อุตสาหกรรมทำกระดาษ เป็นต้น เนื่องจากมีราคาถูกเมื่อเทียบกับน้ำมันเชื้อเพลิง เช่น น้ำมันเตา ที่มีแนวโน้มด้านราคาสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทำให้แกลบเป็นที่น่าสนใจของโรงงานอุตสาหกรรมต่างๆ อีกทั้งเมื่อเผาไหม้แล้วเถ้าที่เกิดขึ้นยังสามารถนำไปเป็นวัตถุดิบในอุตสาหกรรมในการผลิตสารกึ่งตัวนำอีกด้วย ฉะนั้นปริมาณแกลบที่จะเป็นวัสดุเหลือทิ้งทางการเกษตรหรือชีวมวลมีเพียง 38,423 ตันต่อปี หรือคิดเป็นศักยภาพพลังงานเท่ากับ 519.47 TJ

2.1.4.2 มັນสำปะหลัง

ชีวมวลที่ได้จากมันสำปะหลังสามารถจำแนกออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรก เหน้ามันสำปะหลัง และส่วนที่สองคือ 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 ในส่วนของลำต้นของ มันสำปะหลังมีปริมาณเฉลี่ยอยู่ที่ 2.26 ล้านตันต่อปี มีศักยภาพพลังงานประมาณ 14,356.63 TJ เนื่องจากส่วนใหญ่ลำต้นจะนำไปใช้เป็นตอพันธุ์

2.1.4.3 ข้าวโพด

ชีวมวลที่ได้จากข้าวโพดสามารถจำแนกออกเป็น 2 ส่วน คือ ชังข้าวโพด และ ส่วนของลำต้น ยอดและใบ ซึ่งจากข้อมูลในปีเพาะปลูก พ.ศ. 2551 มีปริมาณผลผลิตข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ทั้งประเทศ 4.249 ล้านตัน จะมีปริมาณวัสดุเหลือใช้ที่เกิดขึ้นจากข้าวโพด คือ ชังข้าวโพด เกิดขึ้นประมาณ 1.02 ล้านตัน คิดเป็น 24% ของผลผลิตข้าวโพดทั้งหมด และคาดว่าจะเหลือใช้ประมาณ 0.683 ล้านตัน คิดเป็น ศักยภาพพลังงานเท่ากับ 6,572.76 TJ

2.1.4.4 ยางพารา

วัสดุที่เหลือทิ้งจากการโค่นไม้ยางพารา ได้แก่ รากไม้ยางพาราและกิ่งไม้เล็กๆ ซึ่งเหลือในพื้นที่ ปลูกยางพาราประมาณ 40% ของปริมาณต้นยางพาราทั้งหมด แต่ยากในการเก็บรวบรวมเพื่อนำมาใช้ ประโยชน์ ดังนั้นเกษตรกรจึงนิยมเผาทิ้งหรือบางส่วนเอานำกิ่งไม้ยางเล็กๆ ที่พอรวบรวมได้ไปเป็นวัตถุดิบ ในการเผาถ่าน สำหรับวัสดุที่เหลือจากการแปรรูปไม้ยางพารา อาทิ ปีกไม้ ชี้เลื่อยหรือซีกบ จะถูกนำไปใช้ เป็นเชื้อเพลิงในโรงงานแปรรูปเอง และบางส่วนถูกนำไปจำหน่ายเพื่อใช้เป็นเชื้อเพลิงหรือนำไปทำเป็นไม้

อัดและเผาถ่าน ดังนั้น ศักยภาพที่จะนำวัสดุเหลือทิ้งจากการแปรรูปเพื่อใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้าเป็นไปได้ได้น้อยมาก 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 ขานอ้อย และ ยอด และ ใบอ้อย โดยขานอ้อยเกิดจากกระบวนการหีบ 58% ของผลผลิตอ้อย ส่วนยอดอ้อยและใบอ้อยนั้นเป็นเศษวัสดุที่เกิดขึ้นบนพื้นที่เพาะปลูกเมื่อมีการเก็บเกี่ยว 17% ของผลผลิตอ้อย

ปัจจุบันขานอ้อยถูกใช้เพื่อผลิตพลังงานที่จำเป็นสำหรับกระบวนการผลิตน้ำตาลเกือบ 100% ของปริมาณที่เกิดขึ้นทั้งหมด ทำให้ปริมาณที่เหลือนำมาใช้ประโยชน์ได้นั้นมีน้อยมาก ในส่วนของใบอ้อย และ ยอดอ้อย ส่วนใหญ่จะถูกเผาทั้งก่อนตัด หรือ/และ หลังตัดเพื่อสะดวกต่อการตัดและการเตรียมพื้นที่เพาะปลูกในรอบต่อไป ในปัจจุบันในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือมีการเก็บใบและยอดอ้อยนำเข้าโรงงานน้ำตาลพร้อมกับลำต้นเพื่อเพิ่มปริมาณชีวมวล แต่ยังคงอยู่ในปริมาณที่จำกัด ดังนั้นถ้ามีการจัดเก็บที่เป็นระบบและเหมาะสมกับพื้นที่เพาะปลูกของประเทศ ยอด และ ใบอ้อยที่เก็บได้จะนำมาเพิ่มศักยภาพในการผลิตพลังงานได้ทั้งหมดประมาณ 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 ซึ่งเป็นเศษวัสดุที่เกิดจากกระบวนการหีบน้ำมันปาล์ม สำหรับ

ทะลายปาล์มเปล่าเกิดขึ้น 32% ของผลผลิตทั้งหมด กะลาปาล์ม 4% ของผลผลิตทั้งหมดและเส้นใยประมาณ 19% ของผลผลิตทั้งหมด ปัจจุบันเส้นใยถูกนำมาใช้เป็นเชื้อเพลิงเพื่อผลิตพลังงานความร้อนและ ไฟฟ้าในโรงงานที่บน้ำมันปาล์มเกือบทั้งหมดสำหรับกะลาปาล์มจะจำหน่ายเพื่อเป็นเชื้อเพลิงในโรงงานอุตสาหกรรมอื่น ๆ เช่น ปูนซีเมนต์ เป็นต้น หรือใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตถ่านกัมมันต์ เมื่อหักลบใช้ประโยชน์ดังกล่าวออกไป เศษวัสดุจากปาล์มที่มีศักยภาพเหลือพอนำมาใช้ในการผลิตพลังงานสูงสุดได้แก่ ทะลายปาล์มเปล่า เพราะในปัจจุบันยังมีสัดส่วนที่เหลือทิ้งที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้กว่า 50% ซึ่งคิดเป็นพลังงานเทียบเท่า 194.94 ktoe

2.1.5 สมบัติของชีวมวล

สมบัติที่สำคัญของชีวมวล (Properties of Biomass Sources) ถือเป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับผู้สนใจในการนำชีวมวลที่ต้นมีมาแปลงเป็นพลังงาน 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)

ชีวมวลแต่ละประเภทจะให้พลังงานจากการเผาไหม้แตกต่างกัน ตามลักษณะองค์ประกอบต่าง ๆ ของชีวมวลแต่ละชนิด และสัดส่วนความชื้นที่สะสมอยู่ในชีวมวล โดยสมบัติของชีวมวลที่เป็นพืชหลักและศักยภาพในการนำมาใช้สำหรับประเทศดังแสดงในตารางที่ 2.2

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
ไม้อย่างพารา	ขี้เลื่อย	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)

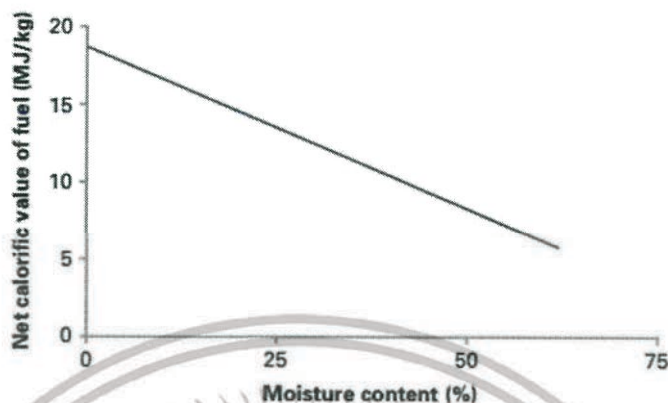
เป็นปริมาณความร้อนที่เกิดจากการเผาไหม้ด้วยอากาศ (Combustion) ของชีวมวลแต่ละชนิด โดยทั่วไปค่าความร้อนจะแสดงในรูปของปริมาณความร้อนต่อหนึ่งหน่วยน้ำหนักหรือหนึ่งหน่วยปริมาตร ยกตัวอย่างเช่น MJ/kg สำหรับของแข็ง, MJ/CM (ลูกบาศก์เมตร) สำหรับของเหลว และ MJ/N.CM (ลูกบาศก์เมตรปกติ, Normal Cubic meter) สำหรับก๊าซ (อ้างอิงที่ อุณหภูมิ 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 เป็นค่าความร้อนที่ปล่อยออกมาจากการเผาไหม้ และรวมกับค่าความร้อนแฝงของการกลายเป็นไอน้ำของความชื้นที่อยู่ในชีวมวลนั้น ๆ ฉะนั้นค่า HHV นั้นไม่ขึ้นอยู่กับค่าความชื้นที่อยู่ในชีวมวล ส่วน LHV คือ ค่าความร้อนที่ปล่อยออกมาจากการเผาไหม้ชีวมวล ซึ่งค่าความชื้นจะมีผลโดยตรงกับค่า LHV นี้ (หรือก็คือ ค่าความร้อนจากการเผาไหม้ที่รวมค่าความร้อน

แฝงคือ ค่าความร้อนสูง ค่าความร้อนจากการเผาไหม้ที่หักค่าความร้อนแฝงออกคือ ค่าความร้อนต่ำ (นั่นเอง) ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนของชีวมวล และค่าความชื้นของชีวมวล ดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 ความสัมพันธ์ของค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวล

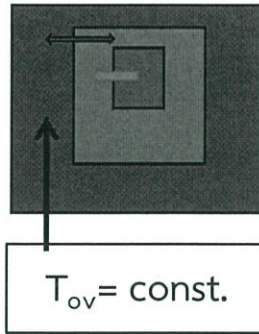
ที่มา: The carbon trust (2012)

2.2.3 การวิเคราะห์ค่าความร้อน (นิรนาม, 2561a)

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

2.2.3.1 Isoperibol Calorimeter

ในการวัดแบบ Isoperibol Calorimeter อุณหภูมิของเวสเซล (Vessel) ด้านนอกจะถูกทำให้คงที่ตลอดการทดลอง ถึงแม้ว่าอุณหภูมิของเวสเซลด้านนอกจะถูกทำให้คงที่แต่ไม่ได้หมายความว่าระบบจะถูกแยกออกอย่างสมบูรณ์ ยังคงมีอุณหภูมิเล็กน้อยแลกเปลี่ยนกันระหว่างเวสเซลด้านในและด้านนอก ควรรักษาอุณหภูมิห้องด้วยเครื่องปรับอากาศที่อุณหภูมิห้องเพื่อทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการทดลองน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ปัจจัยการคลาดเคลื่อนเหล่านี้จะถูกคำนวณหักลบหลังจากการทดลอง ดังแสดงในรูปที่ 2.3

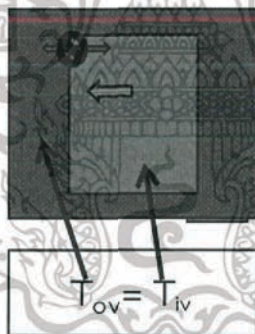


รูปที่ 2.3 Isoperibol Calorimeter

ที่มา: ยุทธภักดิ์ และคณะ (2560)

2.2.3.2 Adiabatic Calorimeter

ในการวัดแบบ Adiabatic Calorimeter อุณหภูมิของเวสเซลด้านนอกจะมีอุณหภูมิเดียวกับเวสเซลด้านในตลอดการทดลอง จึงทำให้ใกล้เคียงกับการแยกระบบออกจากสิ่งแวดล้อมได้สมบูรณ์ ถึงอย่างไรก็ตามยังต้องรักษาอุณหภูมิห้องด้วยเครื่องปรับอากาศที่อุณหภูมิห้องเพื่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการทดลองน้อยที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ไม่มีปัจจัยการคลาดเคลื่อนที่ถูกคำนวณหักลบหลังจากการทดลอง ดังแสดงในรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 Adiabatic Calorimeter

ที่มา: ยุทธภักดิ์ และคณะ (2560)

2.2.3.3 Dynamic IKA Calorimeter

ขั้นตอนการวัดนี้ไม่มีหลักการจริง การวัดแบบนี้ถูกออกแบบมาสำหรับความต้องการเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เร็วกว่าแต่ยังคงมาตรฐานเหมือนการวัดในสองแบบแรก สรุปคือการวัดแบบ Dynamic IKA Calorimeter เป็นการทอนการวัดให้มีระยะเวลาสั้นลงแต่ยังคงมาตรฐานเหมือนการวัดแบบปกติ

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 ไม่ให้ความร้อนถ่ายเทออกไปสู่สถานะแวดล้อม 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)

Δt คือ อุณหภูมิที่เปลี่ยนแปลง (K)

เนื่องจากการคำนวณปริมาณความร้อนนี้เป็นปริมาณความร้อนที่น้ำได้รับและค่าความร้อนจำเพาะของน้ำมีค่าเป็น 4.187 kJ/kg K

2.3 ความชื้นในพีช (นิรนาม, 2560b)

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 เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (NIR Spectroscopy) (ปานมนัส, 2556)

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

สำหรับการตรวจวัด (Detector) ภายในเครื่องสเปกโทรมิเตอร์ 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 วิธีการจัดการเพื่อการสแกนด้วยสเปกโทรมิเตอร์ ทำได้หลากหลายวิธี เช่น การสะท้อน (Reflectance) วิธีที่ง่ายต่อการจัดวางตัวอย่าง แสงจะส่องไปยังวัสดุแล้วจะแพร่ลงในเนื้อบางส่วนของวัสดุจะสะท้อนกลับมาสู่ตัวตรวจวัด ซึ่งมีแหล่งของแสงส่องและตัวตรวจวัดที่ด้านล่าง อาจเรียกได้ว่าการสะท้อนแบบแพร่ (Diffused reflectance) ปัจจุบันใช้สายไฟออปติกซึ่งมีความสะดวกมากกว่า การวัดจึงเป็นแบบการสะท้อนกลับด้วยหัววัดชนิดไฟเบอร์ออปติก หรือ แบบ Interactance โดยสายไฟเบอร์ออปติกจะเป็นตัวนำคลื่นที่สะท้อนออกมาส่งกลับไปให้ตัวตรวจวัด ซึ่งอยู่ใกล้เคียง เรียกว่า Interactance-Reflectance และวิธีส่องผ่านคลื่นไปในตัวอย่าง ก่อนรับแสงที่ผ่านออกมาจากวัสดุไปวิเคราะห์ เรียก วิธีส่องผ่าน (Transmittance) วิธีที่นิยมใช้กับของเหลวและสามารถใช้ได้กับวัสดุของแข็งได้บางชนิด เช่น กรณีของผลไม้ นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้วิธีแบบสะท้อนให้เป็นวิธีแบบส่องผ่าน คือ FQA NIR GUN ซึ่งใช้ Gold cup และยังมีวิธีการวัดแบบส่องผ่านสะท้อน (Transflectance) การให้คลื่นส่องผ่านวัสดุ ปกติจะใช้ของเหลวโดยของเหลวจะอยู่ในภาชนะทำด้วยอะลูมิเนียมตัน 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

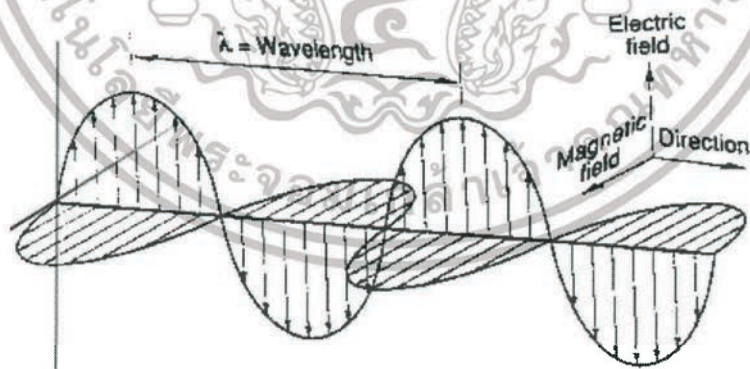
ช่วงคลื่น	ช่วงความยาวคลื่น (nm)	จำนวนคลื่น (cm ⁻¹)
อินฟราเรดย่านใกล้ (Near IR, NIR)	700-2,500	14,300-4,000
อินฟราเรดย่านกลาง (Mid IR or fundamental IR)	2,500-50,000	4,000-200
อินฟราเรดย่านไกล (Far IR)	50,000-1,000,000	200-10

ที่มา: Osborne et al. (1993)

2.4.1 สเปกโทรสโกปี

สเปกโทรสโกปี (Spectroscopy) เป็นวิชาว่าด้วยการวัดและวิเคราะห์รังสีแม่เหล็กไฟฟ้า (Electromagnetic radiation) ซึ่งสสารดูดกลืนเข้าไปหรือเปล่งออกมา ดังนั้นก่อนที่จะเข้าสู่หลักการของสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ จึงต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับรังสีแม่เหล็กไฟฟ้าเสียก่อน

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



รูปที่ 2.5 ลักษณะคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า

ที่มา: คณิต และคณะ (2552)

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 จะเกิดขึ้นในช่วงความยาวคลื่นแตกต่างกันซึ่งเป็นค่าเฉพาะของแต่ละพันธะรวมทั้งตำแหน่งของโมเลกุลและช่วงการดูดกลืนแสงก็เป็นลักษณะเฉพาะของแต่ละหมู่ฟังก์ชันด้วย ดังนั้นเมื่อโมเลกุลได้รับรังสีอินฟราเรดที่มีความยาวคลื่นตรงกับพันธะในโมเลกุลก็จะเกิดการสั่นและดูดกลืนรังสีไว้ ทำให้มีพลังงานมากกว่าปกติ จากเดิมที่โมเลกุลอยู่ในสภาวะพื้น (Ground vibration level) เมื่อได้รับพลังงานเพิ่มขึ้นจะอยู่ในสภาวะกระตุ้น (Excited vibration level) อย่างไรก็ตามเมื่อโมเลกุลกลับสู่สภาวะพื้นก็จะปล่อยพลังงานที่รับเพิ่มเข้าไปออกมาในรูปพลังงานความร้อน พลังงานของคลื่นแสงเมื่อผ่านเข้าไปในตัวอย่าง พลังงานจะถูกดูดกลืนไว้โดยองค์ประกอบทางเคมีในตัวอย่าง ความเข้มของแสงที่ผ่านออกมาโดยทั่วไปจะเป็นสัดส่วนกับปริมาณขององค์ประกอบทางเคมีนั้น สารอินทรีย์ที่เกิดขึ้นในลักษณะนี้จะมี H-atom เป็นองค์ประกอบ เช่น O-H พบในแอลกอฮอล์ น้ำ น้ำตาล N-H พบในโปรตีน C-H พบในน้ำมัน

2.4.3 การทำงานของเครื่อง NIR spectrometer

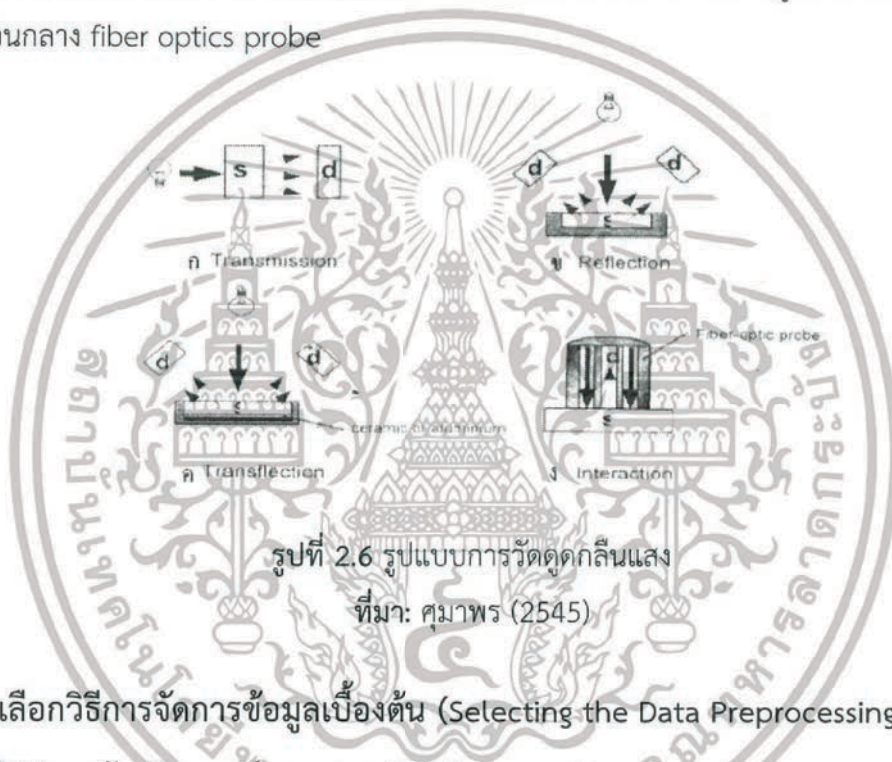
เครื่อง NIR spectrometer ทำงานโดยอาศัยการดูดกลืนพลังงานแสงในแต่ละช่วงความยาวคลื่นของสารแต่ละชนิดไม่เท่ากัน ส่วนใหญ่จำเป็นที่จะต้องมีความสามารถในการแยกลำแสงออกเป็นทีละความยาวคลื่นได้ เพื่อที่จะใช้แสงความยาวนั้นส่องไปยังตัวอย่างและวัดค่าความเข้มของแสงที่สะท้อนออกมา เปรียบเทียบกับความเข้มของแสงที่ส่องเข้าไป (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

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



รูปที่ 2.6 รูปแบบการวัดดูดกลืนแสง
ที่มา: ศุมาพร (2545)

2.5 การเลือกวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น (Selecting the Data Preprocessing Model Method) (ปานมนัส สิริสมบูรณ์ และคณะ. 2556)

วิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้นเป็นพารามิเตอร์ของแบบจำลองที่สำคัญ ที่มีจุดประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองของสเปกตรัมในทางที่อัลกอริธึม PLS สามารถให้ความสัมพันธ์ที่ระหว่างสเปกตรัมกับข้อมูลความเข้มข้น ไม่มีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น : ไม่มีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น

2.5.1 การลบโดยค่าคงที่ (Subtraction of a Constant Offset): สเปกตรัมจะถูกปรับแบบเชิงเส้นเพื่อให้ค่า Y ที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับศูนย์

การใช้งาน : เป็นการกำจัดปัญหาการขยับขึ้นของเบสไลน์ (Baseline Shift) เชิงเส้น สิ่งเหล่านี้เกิดจาก เช่น จากค่าที่แตกต่างกันของการขยายสัญญาณของทีเทคเตอร์ (Detector Amplification)

2.5.2 การลบโดยเส้นตรง (Subtraction of a Straight Line): ในแต่ละช่วงความถี่ที่เลือกไว้ เส้นตรงหนึ่งจะถูกพิกเส้นสเปกตรัมโดยใช้วิธี partial least squares (PSL) เส้นตรงเส้นนี้จะถูกลบออกจากสเปกตรัมดังกล่าว

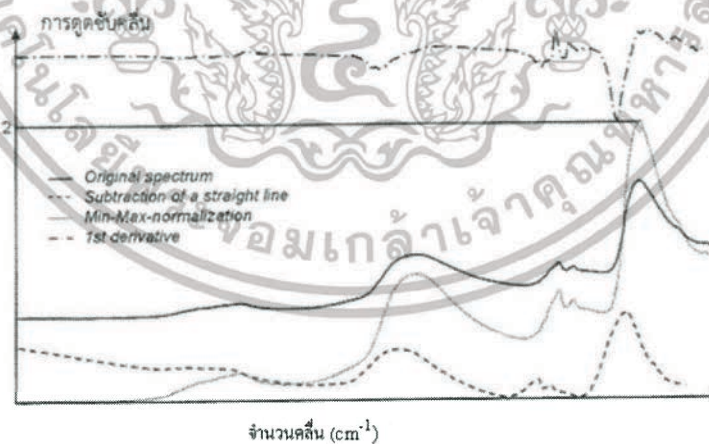
การใช้งาน: กำจัดปัญหาความเอียงเชิงเส้นของการขยับขึ้นของเบสไลน์ (รูปที่ 2.7)

2.5.3 Vector Normalization: ชั้นแรกสเปกตรัมจะถูกหาค่ากลาง จากนั้นผลรวมของค่ายกกำลังสองของค่า Y ทั้งหมดจะถูกคำนวณ และสเปกตรัมใดๆจะถูกหารด้วยค่ารากที่สองของผลรวมนี้ สิ่งนี้เรียกว่า vector norm ของสเปกตรัมที่ได้จะเท่ากับ 1 เสมอ

การใช้งาน: ในหลักการสเปกตรัมจะประกอบด้วยสองส่วนของข้อมูล คือความสูงของแถบการดูดซับและโครงสร้าง หลังจากการนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) ข้อมูลความสูงจะหายไป มีเพียงโครงสร้างข้อมูลยังคงอยู่ การนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) ถูกใช้เพื่อ เช่น การกำจัดผลกระทบของเส้นทางผ่านเชิงแสง (Optical Path Length) ที่แตกต่างกันในกรณีของการวัดแบบส่องผ่าน ความยาวของเส้นทางผ่านเชิงแสงทำให้ความสูงของสัญญาณเปลี่ยนแปลง แต่โครงสร้างยังเหมือนเดิม ในทำนองเดียวกันการวัดแบบสะท้อนแบบแพร่ จะมีผลกระทบของการรบกวนเนื่องจากความหนาแน่นของวัสดุแตกต่างกันหรือขนาดอนุภาคแตกต่างกัน สิ่งเหล่านี้จะลดลง

2.5.4 Min-Max-Normalization (สำหรับสเปกตรัมการดูดซับ): สเปกตรัมจะถูกขยับเชิงเส้นเพื่อให้ค่า Y ที่ต่ำสุดมีค่าเท่ากับศูนย์ แล้วสเปกตรัมจะถูกขยายเพื่อให้ค่า Y สูงสุดเท่ากับสองหน่วยของการดูดซับคลื่น (รูปที่ 2.7)

การใช้งาน: เทียบกับ Vector Normalization



รูปที่ 2.7 NIR สเปกตรัมของมือคน: วัดแบบการสะท้อนแบบแพร่
ที่มา: Jörg-Peter Conzen. (2006)

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

$$X(i)^{\square} = u + v \cdot X(i)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ u และ v จะถูกเลือกเพื่อให้มีความแตกต่างระหว่างสเปกตรัมที่เปลี่ยนแปลงแล้ว $X(i)^{\square}$ กับสเปกตรัมเฉลี่ยน้อยที่สุด

การใช้งาน: วิธีการนี้มักจะใช้สำหรับการวัดแบบการสะท้อนแบบแพร่ (Diffuse reflection)

2.5.6 อนุพันธ์อันดับหนึ่ง (First Derivative): คำนวณอนุพันธ์ลำดับที่หนึ่งของสเปกตรัม

การใช้งาน: โดยการคำนวณอนุพันธ์ลำดับที่หนึ่ง สัญญาณที่มีความชันจะถูกเน้นมากกว่าสัญญาณที่ค่อนข้างแบนราบ วิธีนี้จะถูกใช้เน้นลักษณะชัดเจน แต่มีค่าน้อยเมื่อเทียบกับโครงสร้างที่มีแถบการดูดซับคลื่นที่กว้าง การประยุกต์ใช้ที่สำคัญอีกอย่างหนึ่ง คือ การประเมินแถบการดูดซับคลื่นที่กว้างนี้มักจะทำในเทคโนโลยี NIR โดยการคำนวณอนุพันธ์ โครงสร้างเหล่านี้จะมีรูปร่างที่สูงชันขึ้น ซึ่งสามารถได้รับการประเมินได้ง่ายขึ้น เมื่อใช้อนุพันธ์เป็นการจัดการข้อมูลเบื้องต้น จะต้องคำนึงถึงว่าสัญญาณรบกวนจะถูกจัดการเช่นกัน สิ่งนี้จะซ้อนทับบนสเปกตรัมเป็นสิ่งรบกวนเพิ่มเติม และสามารถทำให้สัญญาณของตัวอย่างเลวลง

2.5.7 อนุพันธ์อันดับสอง (Second Derivative): คำนวณอนุพันธ์อันดับสองของสเปกตรัมนั้น

การใช้งาน: เมื่อเทียบกับอนุพันธ์อันดับที่หนึ่ง แม้โครงสร้างที่ราบเรียบมากๆ สามารถประเมินได้ ผลการรบกวนของสัญญาณรบกวน ซึ่งโดยทั่วไปมีมากจนทำให้สเปกตรัมถูกวิเคราะห์ในช่วงสเปกตรัมที่จำกัดมากๆ รูปที่ 2.6 แสดงให้เห็นอิทธิพลของวิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้นแบบต่างๆ ต่อลักษณะของ NIR-สเปกตรัม (การวัดมือคนด้วยหัววัดไฟเบอร์ออปติก) สเปกตรัมเดิมแสดงให้เห็นการขจัด (Offset) เล็กน้อยของเบสไลน์ เช่นเดียวกับการขยับขึ้น (Drift) การขยับขึ้นนี้สามารถถูกกำจัดโดยการลบออกจากเส้นตรง (Subtraction of a Straight Line) (เส้นประ) และการขจัดถูกกำจัดโดยการ Min-Max Normalization (เส้นจุด) อนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของเส้นสเปกตรัมเดิม (เส้นประ-จุด) ถูกขยายเพื่อแสดงให้เห็นได้ง่ายและขยับขึ้นสู่ตำแหน่งที่ค่าการดูดซับคลื่นสูง สามารถสังเกตเห็นโครงสร้างที่แหลมขึ้นมาได้ชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับสเปกตรัมเดิมวิธีที่เหมาะสมที่สุดขึ้นอยู่กับระบบที่วิเคราะห์ จากประสบการณ์แสดงให้เห็นว่าในหลายกรณี การลบด้วยเส้นตรง การนอมนัลไลเซชันสเปกตรัม หรือการทำอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งได้ผลที่ดีที่สุดในการคาลิเบรชัน ในบางกรณีการใช้วิธีการจัดการข้อมูลเบื้องต้น 2 วิธี รวมกันก็ได้ผลที่ดีที่สุดเช่นกันบ่อยครั้งรูปแบบจำลองแบบต่างๆ ให้ผลได้ดีเท่าเทียมกันซึ่งโดยทั่วไปควรทดสอบดูหลายๆวิธีเปรียบเทียบกับ

2.6 การเลือกจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสม (Selecting the Appropriate Number of Factors) (ปานมนัสและคณะ, 2556)

ใน PLS Regression ข้อมูลสเปกตรัมและข้อมูลความเข้มข้นจะถูกเปลี่ยนแปลงเป็นรูปแบบของ เมทริกและลดลงเป็นแฟคเตอร์จำนวนไม่มาก จำนวนแฟคเตอร์ ในแบบจำลองเคโมเมตริกจะถูกเรียกว่า “rank” การหาจำนวน rank มีความสำคัญกับคุณภาพในการวิเคราะห์

การเลือกจำนวนแฟคเตอร์ที่น้อยเกินไปจะนำไปสู่การอธิบายที่ไม่เพียงพอเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงในข้อมูลสเปกตรัมและความเข้มข้น (“under fitting”) มีเพียงความสัมพันธ์เพียงเล็กน้อยระหว่างสองชุดข้อมูลและผลจากการวิเคราะห์จากแบบจำลองนี้จะไม่เพียงพอ ถ้าเลือกแฟคเตอร์จำนวนมากเกินไปแบบจำลองจะพยายามที่จะคิดรวมแม้การเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุดในชุดข้อมูลเช่นสัญญาณรบกวนในสเปกตรัม (“over fitting”) วิธีนี้ข้อมูลสเปกตรัมที่ไม่เกี่ยวข้องกับตัวอย่างจะถูกรวมอยู่ในแบบจำลอง แบบจำลองเหล่านี้จะมีความผิดพลาดของผลการวิเคราะห์ ดังนั้นทุก ๆ แบบจำลอง PLS มีจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมซึ่งรับประกันว่ามีความผิดพลาดน้อยที่สุดที่เป็นไปได้ในการวิเคราะห์

มีแนวทางหลายอย่างนำไปสู่การหาจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองางอย่างเป็น ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดของการทำนาย (RMSECV ของการพิสูจน์แบบไขว้หรือ RMSEP ของการพิสูจน์แบบชุดทดสอบ) ต้องมีค่าต่ำสุดจึงจะได้จำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสม ในทางตรงข้ามค่าของสัมประสิทธิ์ของการพิจารณา R^2 มีค่าสูงสุด ดังนั้นจำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองสามารถหาได้อย่างง่ายดาย: ขั้นที่ 1 คำนวณค่า R^2 และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการทำนายจากนั้นพล็อตค่าเหล่านี้ โดยให้แกนนอนเป็นจำนวนแฟคเตอร์ จำนวนแฟคเตอร์ที่เหมาะสมเมื่อมีค่าตามที่กล่าวมามีค่าที่เหมาะสม (น้อยสุด) และ/ หรือจะไม่เปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญเมื่อมีจำนวนแฟคเตอร์สูงขึ้น ถ้ามีจำนวนแฟคเตอร์ที่มากและได้ผลการทำนายที่ดีเหมือนกับที่มีจำนวนแฟคเตอร์น้อย จะแนะนำให้เลือกแบบจำลองที่มีจำนวนแฟคเตอร์น้อยสุด

ข้อจำกัด: การพิสูจน์วิธีการเป็นไปได้เฉพาะการใช้สเปกตรัมของชุดตัวอย่างที่เป็นอิสระนั่นคือ สเปกตรัมต้องไม่เป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลคาลิเบรชัน ซึ่งถ้าเป็นการพิสูจน์แบบไขว้ตัวอย่างทั้งหมดที่ถูกวัดแต่ละตัวอย่างจะถูกดึงออกจากชุดคาลิเบรชัน “leave-out spectra” ในกรณีของการพิสูจน์แบบชุดทดสอบตัวอย่างใหม่จะถูกวัดเพื่อเป็นชุดทดสอบ

2.6.1 การสร้างสมการโดยวิธี partial least square Regression (PLS-Regression)

(ปานมนัสและคณะ, 2556)

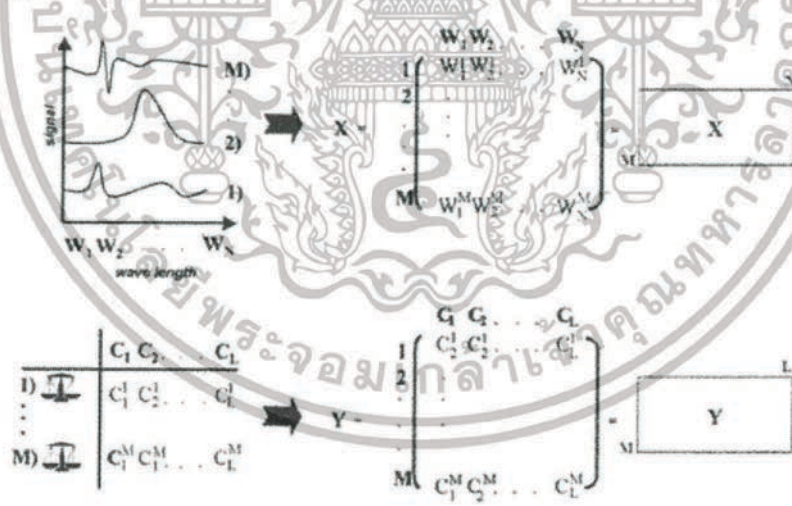
การเปรียบเทียบวิธีการทางเคโมเมตริกที่ใช้ในเคมีวิเคราะห์สามารถพบได้ในอัลกอริทึมของ PLS ถูกสร้างขึ้นเป็นวิธีหนึ่งที่น่าเชื่อถือมากที่สุด ดังนั้นจะอธิบายวิธีนี้เท่านั้น เนื่องจากขอบเขตและความซับซ้อนทางคณิตศาสตร์ของคำอธิบายทั้งหมดจะไม่ได้แสดงไว้

เพื่อที่จะทำ PLS-Regression ของระบบใดๆข้อมูลของสเปกตรัมของสารต้องถูกเปรียบเทียบกับข้อมูลความเข้มข้นของสารนั้น การเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นทั้งในโครงสร้างข้อมูลทั้งสองต้องได้รับการยอมรับและมีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกัน

สำหรับวัตถุประสงค์นี้จำเป็นต้องวัดตัวอย่างจำนวนมาก สำหรับการแสดงผลทางคณิตศาสตร์ของการเปลี่ยนแปลงทั้งในชุดข้อมูลทั้งสองจะต้องเขียนเมทริกซ์ของข้อมูล (ดูรูป 2.7) และไอเกนเวกเตอร์ของข้อมูลเหล่านั้นจะถูกสร้างขึ้น ไอเกนเวกเตอร์เหล่านี้เรียกว่าแพคเตอร์หรือองค์ประกอบเบื้องต้น ซึ่งสามารถใช้สำหรับการทำนายความเข้มข้นแทนสเปกตรัมดั้งเดิมเนื่องจากมันมีข้อมูลที่เกี่ยวข้องทั้งหมดของระบบที่ศึกษา

การลดตัวแปรนี้มีประโยชน์อย่างชัดเจน ข้อมูลที่เกี่ยวข้องเชิงการวิเคราะห์จากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้ถูกบีบอัดเป็นแพคเตอร์ซึ่งจะถูกใช้สำหรับการคาลิเบรชัน

ในกรณีของคาลิเบรชัน PLS ไอเกนเวกเตอร์จะถูกเก็บโดยเรียงลำดับจากมากไปหาน้อยแพคเตอร์แรกบ่งบอกถึงการเปลี่ยนแปลงหลักของสเปกตรัม มีความสำคัญที่มากที่สุดสำหรับแบบจำลองคาลิเบรชัน และเมื่อจำนวนแพคเตอร์เพิ่มขึ้นแม้แต่การเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยในโครงสร้างข้อมูลก็ถูกบ่งชี้ ซึ่งมีผลสำคัญที่ตามมาของการประเมินสเปกตรัม นั่นคือจำนวนแพคเตอร์ที่น้อยลงส่วนใหญ่จะบ่งชี้การเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของโครงสร้างของสเปกตรัม ขณะที่จำนวนแพคเตอร์ที่สูงขึ้นส่วนใหญ่จะแสดงถึงส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนของสเปกตรัม



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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในตัวอย่างนี้ (รูปที่ 2.8) มีตัวอย่างคาลิเบรชัน M ตัวอย่างที่วัดและ - ในขั้นตอนที่สอง - N ความยาวคลื่นทั้งหมดของผลสเปกตรัมจะถูกเขียนในแถว (M,N) เมทริกซ์ เมทริกซ์นี้จะเทียบเท่ากับข้อมูลสเปกตรัมเมทริกซ์ X ในทางเดียวกันค่าองค์ประกอบทั้งหมด L จะเขียนลงไปใน (M,L) เมทริกซ์ของความเข้มข้น

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

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

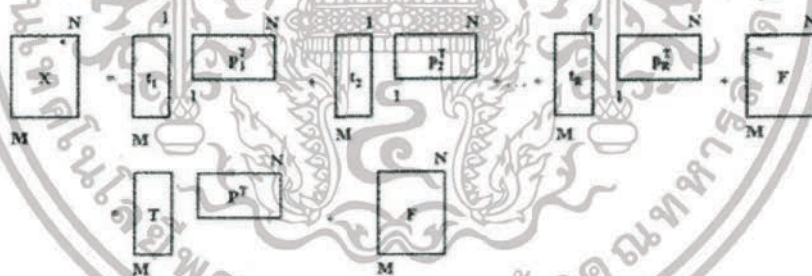
ข้อมูลสเปกตรัม:

$$X = t_1 p_1^T + t_2 p_2^T + t_3 p_3^T + \dots + t_R p_R^T + F \tag{2.4}$$

ข้อมูลความเข้มข้น:

$$Y = t_1 q_1^T + t_2 q_2^T + t_3 q_3^T + \dots + t_R q_R^T + G \tag{2.5}$$

ในกรณี score และ loading จะแสดงเป็น vector ดังแสดงในรูปที่ 2.8



รูปที่ 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 ซึ่งไม่ได้คำนึงในการสร้างแฟคเตอร์ (factorization)

โดยทั่วไป จำนวนสำหรับค่าการดูดซับที่ได้จากการวัดจะมากเกินไปกว่าตัวเลขขององค์ประกอบที่แสดงให้เห็น ดังนั้นระบบนี้คือ “over-determined” และจึงสามารถไม่เพียงแต่จะสร้างความสัมพันธ์กับจุดของข้อมูลสเปกตรัมจุดเดียว (เช่น จุดสูงสุดของการคาลิเบรชันแบบตัวแปรเดียว) แต่ยังมีความสัมพันธ์กับโครงสร้างข้อมูลสเปกตรัมทั้งหมด ข้อมูลชุดคาลิเบรชันด้วยวิธีนี้จะมีค่าข้อมูลที่ได้มากกว่าการคาลิเบรชันด้วยวิธีตัวแปรเดียวมาก นอกจากนี้ยังมีความเป็นไปได้ที่จะหาตัวแปรที่ผิดปกติ ในระหว่างการวิเคราะห์และสามารถตัดสินใจได้ว่าองค์ประกอบของสิ่งรบกวนที่ไม่รู้ค่า ซึ่งไม่มีความสัมพันธ์กับชุดของข้อมูล ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของสเปกตรัมตรงข้ามกับการคาลิเบรชันแบบตัวแปรเดียว เป็นไปได้อีกที่จะใช้ข้อมูลเชิงสเปกตรัมของด้านข้างของพีค ซึ่งสามารถวิเคราะห์สเปกตรัมได้โดยโครงสร้างของสเปกตรัมเอง ด้วยเหตุนี้แถบการดูดซับที่ซ้อนทับกัน (overlapping bands) สามารถที่จะแยกออกจากกันได้ ในสเปกตรัม ทรายใดที่มีความแปรปรวนในรูปร่างสเปกตรัมน้อย ในทำนองเดียวกันสามารถรับรู้ถึงโครงสร้างของสเปกตรัมบริเวณที่มีสัญญาณรบกวนมากได้ ซึ่งนำไปสู่การปรับปรุงการทำนายความเข้มข้นสารให้แม่นยำ

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

ความสำคัญพิเศษของ PLS Regression สำหรับการวิเคราะห์คุณสมบัติทางเคมี เกิดจากการสร้างแฟกเตอร์ (Factorization) ของข้อมูล X และ Y โดยไม่เป็นอิสระต่อกันและเกิดขึ้นพร้อมกัน เมื่อประเมินสเปกตรัมของการดูดซับสามารถที่จะประมาณว่าการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลสเปกตรัมมีต้นกำเนิดจากความแปรปรวนของความเข้มข้นที่สอดคล้องกัน นั่นหมายความว่า การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลสเปกตรัมควรจะไปสู่การเปลี่ยนแปลงที่สอดคล้องกันของสเปกตรัมเพราะฉะนั้น scores vectors ของเมทริกซ์ของข้อมูลความเข้มข้นและข้อมูลสเปกตรัมควรจะเหมือนกัน อย่างไรก็ตามในกรณีของตัวอย่างจริง ถ้าเมทริกซ์นั้นถูกลดขนาดลงโดยวิธีการทางคณิตศาสตร์อย่างบริสุทธ์ (นั่นคือเป็นอิสระ) ค่าความผิดพลาดในการเตรียมตัวอย่างและในวิธีอ้างอิงที่ใช้ในการวัดค่าความเข้มข้นและการเกิดดริฟท์ (Drift) ของเครื่องวัดและสัญญาณรบกวนในสเปกตรัมจะก่อให้เกิดความแตกต่างของ scores vectors ดังนั้นในวิธี PLS จะสมมุติว่า scores vectors ที่เหมือนกัน (Identical) สำหรับชุดข้อมูลทั้งสองที่จำนวนแฟกเตอร์ใดๆ ซึ่งจะถูกเลือกเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าเริ่มต้นมีค่าน้อยที่สุด เป็นการประนีประนอมระหว่างความเหมาะสมของแฟกเตอร์ที่ใช้ในการอธิบายตัวอย่างและความสัมพันธ์ที่เพิ่มขึ้นในระหว่างชุดข้อมูล

อัลกอริธึมที่มีชื่อว่า PLS1 เพียงแค่นำค่าความเข้มข้นของเพียงหนึ่งองค์ประกอบทางเคมีมาพิจารณาข้อมูลอื่น ๆ ทั้งหมดจะถูกตีความว่าเป็นสิ่งรบกวน นั่นคือ Y-เมทริกซ์ของข้อมูลความเข้มข้นเป็น

เวกเตอร์เดียว ส่วนในอัลกอริธึม PLS2 ความเข้มข้นขององค์ประกอบทุกอย่างในระบบจะถูกนำมาพิจารณาในการคาลิเบรชัน สำหรับการทำนายตัวอย่างใหม่แบบจำลองนี้นำไปสู่การวิเคราะห์องค์ประกอบทุกอย่างในเวลาเดียวกัน 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 ขั้นต่อไปใส่ตัวอย่างที่ 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 นั่นคือสเปกตรัมในการวิเคราะห์จะไม่ถูกเอาออกจากชุดคาลิเบรชันอีกต่อไป เพื่อที่จะประมาณค่าความคลาดเคลื่อนของการทำนายต้องวัดตัวอย่างอื่นๆ และจัดให้เป็นชุดทดสอบสำหรับการพิสูจน์ ตัวอย่างเฉพาะของชุดทดสอบจะถูกวิเคราะห์ นั่นคือชุดข้อมูลของการพิสูจน์ภายนอกจะถูกแบ่งเป็นชุดคาลิเบรชันและตัวอย่างที่วิเคราะห์ ซึ่งตรงข้ามกับการพิสูจน์แบบไขว้ (cross validation) ที่จะไม่มีการแลกเปลี่ยนระหว่าง 2 ชุดตัวอย่าง การเปรียบเทียบผลของการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองกับข้อมูลความเข้มข้นเดิมของชุดทดสอบ จะถูกใช้คำนวณ RMSEP (root mean square error of prediction)

สรุป การพิสูจน์ภายนอกแตกต่างจากการพิสูจน์ภายใน โดยความจริงที่ว่าในการพิสูจน์ภายนอกไม่มีตัวอย่างที่ถูกนำออกมาจากชุดข้อมูลคาลิเบรชัน แบบจำลองนั้นคงที่สำหรับทุกๆ การวิเคราะห์ ในทางตรงกันข้ามการพิสูจน์แบบไขว้ก็ยอมรับการประเมินแบบจำลองจากชุดข้อมูลคาลิเบรชันแต่เพียงอย่างเดียว ในที่นี้แม้แต่การมีจำนวนตัวอย่างจำกัดก็ยังสามารถที่จะสร้างชุดข้อมูลที่ใหญ่ (จำนวนมาก) เพียงพอสำหรับการสร้างและการพิสูจน์แบบจำลอง

2.7 การทำ Repeatability และ Reproducibility

Repeatability (ความสามารถในการทวนซ้ำ) มีนิยามคือ ความสามารถในการทวนซ้ำของเครื่องมือวัด ซึ่งแสดงถึงระดับความถูกต้องใกล้เคียงกันของผลการวัดที่ได้จากการวัดหลาย ๆ ครั้งในช่วงเวลาใกล้เคียงกัน โดยการวัดทั้งหมดต้องอยู่ภายใต้วิธีการวัด ผู้ทำการวัด และสภาพแวดล้อมเดียวกัน หรือการแสดงถึงความเที่ยงตรง (precision) ของเครื่องมือวัด

Reproducibility (ความสามารถในการทำซ้ำ) มีนิยามคือ ระดับความใกล้เคียงของค่าที่อ่านได้จากเครื่องมือวัด (instrument) ในเวลาที่แตกต่างกัน หรือค่าความสามารถในการแสดงค่าซ้ำ โดยการวัดครั้งหนึ่ง ๆ สามารถเปลี่ยนแปลงเงื่อนไขดังต่อไปนี้ เช่น วิธีการวัด ผู้วัด รวมถึงสภาวะแวดล้อม ซึ่งค่า reproducibility เกี่ยวข้องกับค่าความเที่ยงตรง (precision) ของเครื่องมือวัด แสดงความสัมพันธ์กับคุณลักษณะการเลื่อน (drift) ของเครื่องมือวัด

2.8 ค่าทางสถิติที่ใช้ในการพิจารณาการสร้างสมการ

2.8.1 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^{meas} คือ ค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ทางเคมี
 Y^{pred} คือ ค่าที่ได้จากการทำนายด้วย NIRS
 n คือ จำนวนตัวอย่าง

ตารางที่ 2.5 การแปลความหมายของค่า R² (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

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

Cross-validation สามารถใช้ตัวอย่างชุดเดียวกันกับที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการทำการพิสูจน์แบบจำลอง (Validation) สิ่งนี้ทำโดยนำตัวอย่างออกหนึ่งตัวอย่างหรือกลุ่มของหลายตัวอย่างจากชุดสร้างแบบจำลองและสร้างแบบจำลองด้วยตัวอย่างที่เหลืออยู่ แล้วทำนายตัวอย่างที่ถูกกำจัดออกไปและบันทึกค่าความผิดพลาด แล้วนำตัวอย่างที่ถูกกำจัดออกไปนั้นกลับมาแล้วนำตัวอย่างอื่นออกไปลงทำซ้ำกระบวนการจนกระทั่งตัวอย่างทั้งหมดถูกใช้ในการพัฒนาแบบจำลองและทำนาย จะไม่มีตัวอย่างที่ถูกทำนายถูกใช้ในการพัฒนาแบบจำลองซึ่งได้ใช้ในการทำนาย ถ้าเอาออกเพียงทีละ 1 ตัวอย่าง จะเรียกว่า “Full” หรือ “One-out” cross-validation ถ้านำชุดตัวอย่าง (จำนวนหลายตัวอย่าง) ออกจะเรียกว่า “Segmented” cross-validation ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแตกต่างระหว่างค่าที่ถูกทำนายโดยเทคนิคเนียร์อินฟรา-เรดสเปกโทรสโกปีและค่าจากการวัดด้วยวิธีอ้างอิงของชุดสร้างแบบจำลองคือ RMSECV วิธีพิสูจน์นี้เหมาะที่จะใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนตัวอย่างน้อยๆ เช่น น้อยกว่า 100 ตัวอย่าง ค่า RMSECV คำนวณได้จากสมการ 2.5

$$RMSECV = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (Y_i^{\text{meas}} - Y_i^{\text{pred}})^2} \quad (2.7)$$

2.8.3 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

2.8.4 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

2.8.5 ความผิดพลาด (Bias)

เมื่อทำนายค่าตัวแปรที่ต้องการของข้อมูลในชุดตัวอย่างทดสอบแบบจำลอง (Validation set) ค่า Bias หมายถึง ความแตกต่างระหว่างค่าจากการวัดด้วยวิธีอ้างอิงและค่าที่ทำนายโดยเทคนิคเนียร์ อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีและเป็นการวัดความแม่นยำโดยรวมของแบบจำลอง (Calibration model) ใน

โลกความเป็นจริงของทางการค้าและอุตสาหกรรม Bias เป็นหนึ่งในสิ่งที่สำคัญมากในทางสถิติ Bias สามารถเกิดขึ้นได้แม้เมื่อค่าสถิติสัมพันธ์ความสัมพันธ์และ SEP ที่แสดงว่าแบบจำลอง นั้นดีเยี่ยม

2.8.6 ประโยชน์ของเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (NIR)

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

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

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Fagan et al. (2011) ได้ทำนายปริมาณความชื้น ความร้อน ไขมัน และ คาร์บอน ของพืชพลังงาน 2 ชนิด นั่นคือ หญ้ายักษ์มิสแคนทัส (*Miscanthus x giganteus*) และพืชแบบหมุนเวียนช่วงสั้น (Short Rotational Coppice Willows : SRCW) ซึ่งเป็นไม้โตเร็ว ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ พบว่า การทำนายปริมาณความชื้น ความร้อน ไขมัน 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 แต่ทำนายปริมาณไขมันได้ไม่ดี จากผลการทดลองดังกล่าวชี้ให้เห็นเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มีศักยภาพในการทำนายดัชนีคุณภาพของพืชพลังงานได้

Everard et al. (2012) ศึกษาความแม่นยำของเทคนิคสเปกโทรสโกปีย่านที่สามารถมองเห็นได้ และเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ในการทำนายค่าความร้อนสูงโดยการนำหญาัยกซ์มิส แคนท์สและพีชหมุนเวียนช่วงสั้น โดยการบดตัวอย่างให้ขนาด 3 mm. จำนวนตัวอย่าง 44 ตัวอย่าง และใช้เครื่อง Hyperspectral ที่ช่วงความยาวคลื่น 400-1000 nm และ 880-1680 nm ได้ค่าเฉลี่ยการสะท้อนอยู่ที่ 1225 nm² นำมาสร้างแบบจำลองด้วยวิธี PLSR เพื่อทำนายค่าความร้อนสูงสุดของหญาัยกซ์มิส แคนท์สและพีชหมุนเวียนช่วงสั้นด้วยตัวอย่างหญาัยกซ์มิส แคนท์สที่มีค่าความร้อนอยู่ในช่วง 13.1-18.6 MJ/Kg พบว่าค่า RMSECV เท่ากับ 0.30 MJ/Kg และ R² เท่ากับ 0.97 จากนั้นทำการทดสอบแบบจำลองโดยการนำมาทำนายตัวอย่างที่มีค่าความร้อนของหญาัยกซ์มิส แคนท์สที่อยู่ในช่วง 13.1-18.3 MJ/kg พบว่ามีค่า RMSECV เท่ากับ 0.28 MJ/Kg, R² เท่ากับ 0.96 จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีย่านที่สามารถมองเห็นได้และเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มีประสิทธิภาพในการทำนายค่าความร้อนสูง

Gillespie et al. (2015) ได้ศึกษาการทำนายดัชนีคุณภาพของเมล็ดชิวมวล ได้แก่ ค่าความชื้น ปริมาณเถ้า และค่าความร้อน โดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ ชิวมวลที่ทำการตรวจสอบมีหลายชนิด ได้แก่ ไม้ หญาัยกซ์มิส แคนท์ส และหญาัยลุ่มลูกที่เป็นพืชพลังงาน พบว่า แบบจำลองทำนายปริมาณความชื้นมีค่า RMSECV เท่ากับ 0.73% ค่า R² อยู่ที่ 0.85 สำหรับคาร์บอนมีค่า RMSECV เท่ากับ 2.74% ค่า R² อยู่ที่ 0.78 การทำนายปริมาณเถ้าให้ค่ามีค่า RMSECV อยู่ที่ 0.62% ค่า R² อยู่ที่ 0.82 และค่าความร้อนพบว่ามีค่า RMSECV เท่ากับ 0.24 MJ/kg และ R² อยู่ที่ 0.94 จากผลการทดลองดังกล่าว เห็นได้ว่าแบบจำลองทำนายค่าความชื้นมีค่าดีและแบบจำลองสำหรับทำนายค่าความร้อนมีความถูกต้องดีเยี่ยม ขณะที่แบบจำลองสำหรับทำนายปริมาณเถ้าและคาร์บอนถือว่าดีและเหมาะสม ตามลำดับ นั่นชี้ให้เห็นว่าเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้มีศักยภาพในการทำนายดัชนีคุณภาพของเมล็ดชิวมวลหลายชนิด

Posom and Sirisomboon (2015) ได้ประเมินค่าความชื้นของเมล็ดสบู่ดำ (*Jatropha curcas*) และค่าความร้อนของกากที่เหลือหลังจากสกัดน้ำมัน จำนวนทั้งสิ้น 100 ตัวอย่าง จากทั้งแบบเมล็ดสีเขียว สีเหลือง สีดำ และเมล็ดอบแห้ง โดยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ด้วยโหมดการวัดแบบ diffuse reflection ใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer ที่เลขคลื่นช่วง 12,500 – 4,000 cm⁻¹ ข้อมูลสเปกตรัมที่ได้ถูกนำมาใช้สร้างแบบจำลองทำนายค่าความชื้น ส่วนการประเมินค่าความร้อนของกากที่เหลือหลังจากการสกัดน้ำมันนั้น ใช้เครื่อง FT-NIR Spectrometer ที่เลขคลื่นช่วง 12,500 – 4,000 cm⁻¹ เช่นเดียวกัน แต่ใช้โหมดการวัดแบบ transfection สร้างแบบจำลองด้วยวิธี PLSR และตรวจสอบ

แบบจำลองด้วยวิธี Test set พบว่า แบบจำลองสำหรับทำนายค่าความชื้นมีค่า R^2 อยู่ที่ 0.969, RMSEP เท่ากับ 4.0%wb, bias เท่ากับ -0.7%wb และ RPD เท่ากับ 5.7 ส่วนแบบจำลองสำหรับทำนายค่าความร้อนให้ค่า R^2 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) และค่าความร้อนสูง (HHV) ของกระถินยักษ์ (*Leucaena leucocephala*) แบบอัดเม็ด (Pellet) ด้วยใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ โดยที่ความชื้นของเม็ดจะขึ้นอยู่กับความแตกต่างของความชื้นสัมพัทธ์ของสิ่งแวดล้อมในแต่ละตัวอย่าง ตัวอย่างถูกสแกนเพื่อวัดค่าการดูดกลืนแสงด้วยโหมดการวัดแบบ diffuse reflection ที่ช่วงเลขคลื่น 12,500 – 4,000 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 นั้นหมายถึงวิธีการตรวจสอบปริมาณความชื้นและค่าความร้อนสูงอย่างรวดเร็วนี้อาจจะนำไปใช้ในการตรวจสอบเม็ดชีวมวลเพื่อการค้าได้

Zhang et al. (2017) ศึกษาการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้เพื่อทำนายค่าความร้อนและสสารองค์ประกอบในข้าวฟ่าง การทดลองนี้จะทำนายค่าความร้อนสูงสุด ปริมาณคาร์บอน ไฮโดรเจน ไนโตรเจน ซัลเฟอร์ และ ออกซิเจน ผลการทำนายพบว่า มีค่า R^2 ดังนี้ 0.96 0.96 0.87 0.86 0.84 และ 0.83 ตามลำดับ เห็นได้ว่าแบบจำลองทำนายค่าความร้อนสูงสุดและปริมาณคาร์บอนได้อย่างดีเยี่ยม ส่วนการทำนายปริมาณค่าอื่นยังอยู่ในช่วงที่ดี ผลการทำนายแสดงให้เห็นว่าการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ สามารถทำนายปริมาณค่าความร้อนสูงสุดและสสารองค์ประกอบต่างๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยต้นทุนที่ต่ำและรวดเร็ว

Mancini et al. (2018) ศึกษาเกี่ยวกับการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ในการทำนายค่าความร้อนและปริมาณเถ้าของเศษไม้เพื่อนำมากำหนดคุณภาพ การทดลองได้ใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้และสร้างแบบจำลองด้วยวิธี PLS เข้าด้วยกันและพบว่าค่า SEP ของค่าความ

ร้อนสูงเท่ากับ 234 J/g และปริมาณเถ้าเท่ากับ 0.44% แสดงให้เห็นว่าเป็นการใช้เทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้สามารถนำมาประมาณค่าคุณภาพชีวมวลได้

จากรูว์จน์ (2561) ศึกษาเกี่ยวกับการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลที่ได้มาจากพืชทางเศรษฐกิจของประเทศไทยทั้งหมด 5 ชนิด ได้แก่ ฟางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้อย่างพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง และเห้ง้ำมันสำปะหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ที่ช่วงเลขคลื่น $12,500-3,600\text{ cm}^{-1}$ โหมดการวัดแบบ 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 Jg^{-1} RPD ได้ 3.11 และ Bias เท่ากับ 11.2 Jg^{-1} สมการทำนายของชังข้าวโพดใช้การปรับแต่งสเปกตรัมแบบ Second derivative มีค่า R^2 เท่ากับ 0.911 RMSECV เท่ากับ 51.4 Jg^{-1} RPD เท่ากับ 3.38 และค่า Bias เท่ากับ -5.38 Jg^{-1} สมการทำนายค่าความร้อนของแกลบใช้การปรับแต่งสเปกตรัมแบบ Multiplicative scattering correction มีค่า R^2 อยู่ที่เท่ากับ 0.945 ค่า RMSECV เท่ากับ 50.7 Jg^{-1} RPD เท่ากับ 4.28 และค่า Bias เท่ากับ 3.17 Jg^{-1} สมการการทำนายของชี้อย่างพาราที่เหลือใช้จากการเพาะเห็ดฟางไม่มีการปรับแต่งสเปกตรัม มีค่า R^2 อยู่ที่เท่ากับ 0.942 ค่า RMSECV เท่ากับ 292 Jg^{-1} RPD เท่ากับ 4.15 และค่า Bias เท่ากับ -7.57 Jg^{-1} สมการทำนายค่าความร้อนสูงของเห้ง้ำมันสำปะหลังโดยใช้ค่าการดูดกลืนคลื่นที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative มีค่า R^2 อยู่ที่เท่ากับ 0.834 ค่า RMSECV เท่ากับ 376 Jg^{-1} RPD เท่ากับ 2.45 และค่า Bias เท่ากับ -3.63 Jg^{-1} ส่วนการตรวจสอบสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลรวม 5 ชนิด ด้วยวิธี Test set validation พบว่า สมการสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลรวม 5 ชนิดโดยใช้ค่าการดูดกลืนคลื่นที่ปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative ร่วมกับ MSC พบว่ามีค่า R^2 เท่ากับ 0.913 ค่า RMSEP เท่ากับ 353 Jg^{-1} และค่า Bias เท่ากับ -20.6 Jg^{-1} ซึ่งสรุปได้ว่าเทคนิคด้วยสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้สามารถนำมาใช้ในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว

บทที่ 3

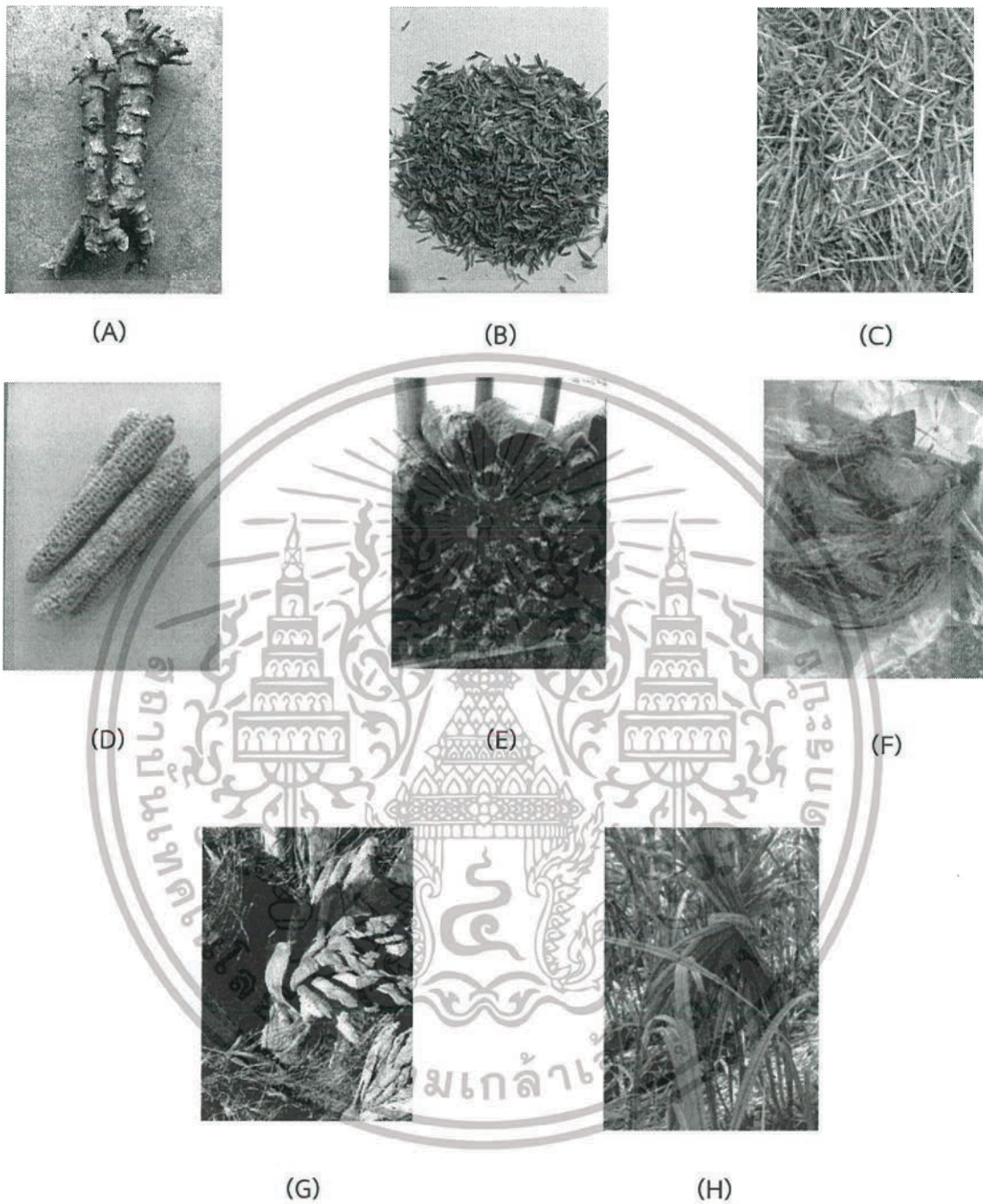
วิธีการทดลอง

3.1 อุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลอง

1. เครื่องวัดสเปกตรัม FT-NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) ช่วงเลขคลื่น 12,500 – 3600 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 ฟางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด มันสำปะหลัง และขี้เลื่อยที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง 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 จากนั้นนำชีวมวลมาทำการตัดให้มีขนาดเล็กลงแล้วนำไปอบที่อุณหภูมิ 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) หลังจากวัดค่าการดูดกลืนคลื่นแล้วชีวมวลที่อยู่ในบริเวณก้นถ้วยควอทซ์ซึ่งก็คือบริเวณที่ถูกวัดการดูดกลืนคลื่นไปวัดค่าความร้อนสูงด้วยเครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany) และความชื้นอ้างอิงด้วยอุณหภูมิ 105 °C เป็นเวลา 24 ชั่วโมงในขั้นตอนต่อไป



รูปที่ 3.1 เหม่งมันสำปะหลัง (รูปที่ A), แกลบ (รูปที่ B), ฟางข้าว (รูปที่ c), ชังข้าวโพด (รูปที่ D), ขี้เสื่อย
 ไม้ยางพาราที่เหลือจากการเพาะเห็ดฟาง (รูปที่ E), กาบและเปลือกมะพร้าว (รูปที่ F), ทะลายปาล์ม
 (รูปที่ G) และ ใบอ้อย (รูปที่ H)

3.3 การทดลอง

3.3.1 การวัดค่าการดูดกลืนแสงด้วยเครื่อง FT- NIR Spectrometer

การทดลองใช้ตัวอย่างชีวมวลแบบผงและทำการทดลองภายในห้องควบคุมอุณหภูมิ (ประมาณ 25 ± 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 โดยแต่ละตัวอย่างทำการตรวจให้ได้ปริมาตรตัวอย่างเท่ากัน โดยใช้ช้อนตักแล้วเทลงถ้วยควอทซ์ (เส้นผ่านศูนย์กลาง 4.8 cm สูง 5 cm) (รูปที่ 3.2) จากนั้นนำมาสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer (MPA, Bruker, Germany) (รูปที่ 3.3) ซึ่งมีการวัดแบบ Diffuse Reflectance ที่ช่วงเลขคลื่นระหว่าง $12500 - 3600$ cm^{-1} (ความยาวคลื่น 800-2500 nm) สแกนทุก ๆ 8 cm^{-1} ทำการสแกนซ้ำ 32 ครั้งต่อ 1 spectrum จากนั้นนำตัวอย่างมาอัดให้เป็นเม็ดน้ำหนักประมาณ $0.5 - 1.0$ g แล้วนำไปหาค่าความร้อน



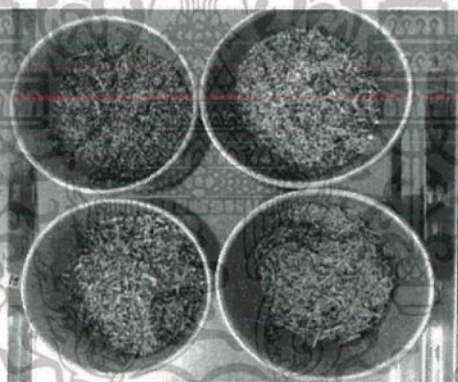
รูปที่ 3.2 การเทชีวมวลลงในถ้วยควอทซ์



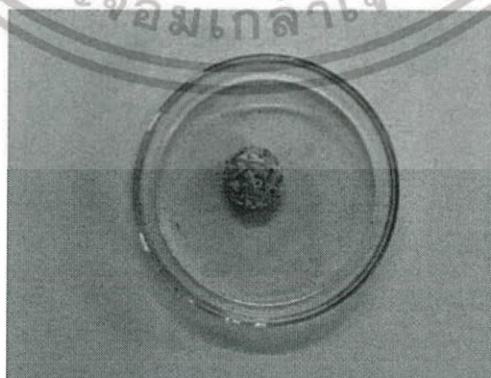
รูปที่ 3.3 การสแกนด้วยเครื่อง FT-NIR (MPA, Bruker, Germany)

3.3.2 การวัดค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter (C200, IKA, Germany)

หลังจากตัวอย่างทั้ง 230 ตัวอย่างผ่านการตรวจวัดค่าการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer แล้วนำแต่ละตัวอย่างน้ำหนักประมาณ 0.5-1 กรัม ที่มีลักษณะเป็นผงมาอัดให้เป็น pellet น้ำหนัก 0.5-1 กรัม (รูปที่ 3.4 และ 3.5) โดยใช้เครื่อง Pellet press (รูปที่ 3.6) จากนั้นนำตัวอย่างวางลงใน Crucible แล้วนำ Crucible ใส่ใน Crucible hold แล้วผูกด้ายฝ้าย (Cotton thread) ที่ตำแหน่งศูนย์กลางลวด เมื่อผูกด้ายฝ้ายเสร็จแล้วนำตัวอย่างวางทับปลายทั้งสองของด้ายฝ้ายโดยชั้นตอนนี้ควรระวังอย่าให้ด้ายถูกตรงบริเวณขอบของ Crucible และต้องให้ตัวอย่างวางบนปลายเส้นด้ายฝ้าย จากนั้นนำ Bomb head ใส่ลงใน Oxygen bomb ปิดฝา เติมออกซิเจนลงใน Vessel โดยการเปิดวาล์วของถังแก๊สออกซิเจน ตั้ง Pressure gauge ไว้ที่ 30 bar จากนั้นกด O₂ Fill Key เครื่องจะทำการเติมออกซิเจนให้อัตโนมัติโดยใช้เวลาประมาณ 30 วินาที จากนั้นนำชุด oxygen bomb วางลงในเครื่อง Bomb calorimeter (รูปที่ 3.7) โดยต้องวางลงให้ตรงตำแหน่งพอดี หลังจากนั้นเติมน้ำกลั่นลงในเครื่อง โดยให้น้ำกลั่นที่มีอุณหภูมิในช่วง 20 - 25 °C อยู่ในช่องระดับน้ำที่กำหนด ปรับค่าการวัดเป็นแบบ isoperibol ใส่ค่าน้ำหนักของตัวอย่างแล้วกด Start รอประมาณ 15 - 20 นาที เครื่องจะแสดงค่าความร้อน ออกมาในหน่วย Jg⁻¹



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างชีวมวลที่ใช้อัดเม็ด



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างชีวมวลที่ได้หลังจากการอัดเม็ด



รูปที่ 3.6 เครื่องอัดเม็ด (Pellet press)



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

3.4 การวัดความชื้นอ้างอิง

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

3.5 การทำ Repeatability และ Reproducibility

3.5.1 ขั้นตอนการทำ Repeatability และ Reproducibility

Repeatability ของเครื่อง NIRs เป็นการศึกษาความถูกต้องในกระบวนการหาค่าความแม่นยำด้วยเครื่อง NIRs โดยการนำค่าความยาวคลื่นที่ได้มาวิเคราะห์ผล ค่าความยาวคลื่นมาจากนำชีวมวลใส่ถ้วยควอทซ์แล้วสแกนด้วยเครื่อง NIRs ซ้ำ 10 รอบ โดยไม่ขยับถ้วยควอทซ์ ทำเช่นนี้ต่อ 1 ชีวมวล โดยทำทั้งหมด 5 ชีวมวล

Reproducibility ของเครื่อง NIRs เป็นการศึกษาความถูกต้องในกระบวนการหาความสม่ำเสมอของตัวอย่างด้วยเครื่อง NIRs โดยการนำค่าความยาวคลื่นที่ได้มาวิเคราะห์ผล ค่าความยาวคลื่นมาจากชีวมวลใส่ถ้วยควอทซ์แล้วสแกนด้วยเครื่อง NIRs 1 ครั้ง จากนั้นนำชีวมวลที่สแกนแล้วเทออกจากถ้วยควอทซ์และเทกลับใส่ถ้วยควอทซ์อีกรอบ แล้วสแกนด้วยเครื่อง NIRs ทำอย่างนี้ซ้ำกันทั้งหมด 10 รอบต่อ 1 ชีวมวล โดยทำทั้งหมด 5 ชีวมวล

Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นการศึกษาความถูกต้องในกระบวนการหาค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter โดยการนำค่าความร้อนที่ได้มาเปรียบเทียบกัน ค่าความร้อนได้จากการสุ่มชีวมวลทำโดยสุ่มชีวมวลละ 3 ตัวอย่าง ตัวอย่างละ 2 ซ้ำ มาอัดเม็ดชีวมวลเพื่อนำไปหาค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter ทำทั้งหมด 5 ชีวมวล

Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นการศึกษาความถูกต้องในกระบวนการหาค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter โดยการนำค่าความร้อนที่อ้างอิงเปรียบเทียบกับค่าความร้อนที่ได้จากการสุ่มชีวมวลทำ Blind Sample โดยสุ่มชีวมวลละ 3 ตัวอย่าง ตัวอย่างละ 1 ซ้ำ มาอัดเม็ดชีวมวลเพื่อนำไปหาค่าความร้อนด้วยเครื่อง Bomb calorimeter ทำทั้งหมด 5 ชีวมวล โดยผู้ทดลองจะไม่ทราบค่าความร้อนอ้างอิงของชีวมวลทุกตัวที่สุ่มออกมา

3.5.2 การวิเคราะห์ค่า Repeatability หรือ Reproducibility

ในการวิเคราะห์ค่า Repeatability และ Reproducibility จากการทดลองจำเป็นจะต้องทำเพื่อวิเคราะห์เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยค่า Reproducibility ของเครื่องบอมบ์แคลอริมิเตอร์และเครื่อง NIRs วัดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของกระบวนการของผู้ทำการทดลอง ส่วนค่า Reproducibility ของเครื่อง NIRs วัดเปอร์เซ็นต์วัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลองซึ่งวัดได้ R^2_{\max} ค่าที่ได้จะมีค่า 0-1

3.6 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการวิเคราะห์ค่าความร้อนสูง จากการทดลองจำเป็นต้องตัดค่าบางส่วนของที่มีค่านอกกลุ่ม (Outlier) ออกจากผลการทดลอง ซึ่งอาจเกิดจากตัวอย่างไม่สม่ำเสมอ หรือเกิดจากความผิดพลาด ในกระบวนการทดลอง ซึ่งตัวอย่างที่ผ่านการตรวจสอบแล้วนั้นจะต้องมีค่าอยู่ในช่วง ± 3 หากค่าอยู่นอก ช่วงดังกล่าวนี้จะต้องตัดออกจากกลุ่มเพราะเกิดจากตัวอย่างผิดปกติ หรือเกิดจากความผิดพลาด ในกระบวนการทดลอง

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

เมื่อ X_i คือ ค่าที่ได้จากวิธีมาตรฐานแต่ละตัวอย่าง

\bar{X} คือ ค่าเฉลี่ย

SD คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวอย่าง

3.6.1 การวิเคราะห์ลักษณะสเปกตรัม

การวิเคราะห์สเปกตรัมดั้งเดิม (Raw spectrum) จากค่าการดูดซับคลื่นในช่วงเลขคลื่นระหว่าง $12500 - 3600 \text{ cm}^{-1}$ (ความยาวคลื่น 800-2500 nm) ด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer ของชีวมวล ทั้ง 8 ชนิด จะวิเคราะห์จากแถบการดูดซับคลื่นปรากฏในสเปกตรัม โดยพิจารณาให้สอดคล้อง กับองค์ประกอบที่มีในชีวมวล

3.6.2 การสร้างสมการในการทำนาย

1) นำข้อมูลทั้งหมดมาสร้างสมการทำนาย Calibration model ของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ชนิดละ 1 สมการ รวมทั้งสิ้น 5 สมการ ด้วยวิธี Partial Least Squares Regression และตรวจสอบ ความสามารถของสมการทำนายโดยใช้วิธี Full cross validation โดยพิจารณาความแม่นยำสมการ โดยคำนวณค่าสัมประสิทธิ์การพิจารณา (Coefficient of determination, R^2), ค่ารากที่สองของความ ผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองของการพิสูจน์แบบไขว้ (root mean squared error of cross validation: RMSECV), ค่าที่ใช้ประเมินความสามารถของสมการเทียบมาตรฐาน (Ratio of (Standard error of) Prediction (Validation) to (Standard) Deviation : RPD) และ ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (Bias)

2) สร้างสมการทำนายของพืชแต่ละชนิดรวม 2 ปี คือ แต่ละชนิดจะมี 60 ตัวอย่าง มาจาก 30 ตัวอย่างในปี 2560 และ 30 ตัวอย่างจากปี 2561 ชนิดละ 1 สมการด้วยวิธี Test set โดยการสร้างสมการทำนายและและพิสูจน์ความสามารถของสมการทำนายด้วย 30% ของตัวอย่างที่เหลือจากการสร้าง Calibration model จากนั้นวิเคราะห์ความแม่นยำของสมการทำนาย จากค่า R^2 , RMSEP (Root Mean Square Error of Prediction), RPD และ Bias ทำโดยสุ่ม 70% ของ 60 ตัวอย่าง (ให้ครอบคลุมค่าที่น้อยที่สุดและมากที่สุด) ได้ทั้งสิ้น 5 สมการ

3) 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

4) 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

5) 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

ผลการทดลอง

4.1 ผลการทำ Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter

ผลการทำการทดลอง Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter ของเหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชั่งข้าวโพด และซีลี้อยไม่ยงพาราที่เหลื่อจากการใช้เพราะเห็ดฟาง ดังแสดงในตารางที่ 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 และ 4.10 ตามลำดับ

4.1.1 ผลการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter

ตารางที่ 4.1 แสดงค่า Repeatability ของเหง้ามันสำปะหลัง

Repeatability			
ลำดับ	ค่าที่ 1	ค่าที่ 2	ความแตกต่าง
1	16597	16435	162
2	17095	17160	65
3	16577	16687	110
SD รวม = 297.73		R ² _{max} = 0.97	
SD ของผลต่าง = 48.54			

จากตารางที่ 4.1 เป็นผลจากการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 297.73 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 48.54 ได้ค่า Repeatability มีค่าความแม่นยำ 97% และมีค่าความผิดพลาดที่ 3% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.2 แสดงค่า Repeatability ของฟางข้าว

Repeatability			
ลำดับ	ค่าที่ 1	ค่าที่ 2	ความแตกต่าง
1	14827	14734	93
2	14874	14980	106
3	14862	14811	51
SD รวม = 81.37		R ² _{max} = 0.88	
SD ของผลต่าง = 28.75			

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.2 เป็นผลจากการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 81.37 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 28.75 ได้ค่า Repeatability มีค่าความแม่นยำ 88% และมีค่าความผิดพลาดที่ 12% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.3 แสดงค่า Repeatability ของแกลบ

Repeatability			
ลำดับ	ค่าที่ 1	ค่าที่ 2	ความแตกต่าง
1	14645	14796	151
2	14658	14768	110
3	14761	14944	183
SD รวม = 108.46		R ² _{max} = 0.89	
SD ของผลต่าง = 36.59			

จากตารางที่ 4.3 เป็นผลจากการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 108.46 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 36.59 ได้ค่า Repeatability มีค่าความแม่นยำ 89% และมีค่าความผิดพลาดที่ 11% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.4 แสดงค่า Repeatability ของซังข้าวโพด

Repeatability			
ลำดับ	ค่าที่ 1	ค่าที่ 2	ความแตกต่าง
1	17397	17289	108
2	17514	17570	56
3	17375	17453	78
SD รวม = 101.11		R ² _{max} = 0.93	
SD ของผลต่าง = 26.1			

จากตารางที่ 4.4 เป็นผลจากการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 101.11 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 26.1 ได้ค่า Repeatability มีค่าความแม่นยำ 93% และมีค่าความผิดพลาดที่ 7% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.5 แสดงค่า Repeatability ของซีลีออยไมยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

Repeatability			
ลำดับ	ค่าที่ 1	ค่าที่ 2	ความแตกต่าง
1	13501	13602	101
2	13933	13746	187
3	13993	14240	247
SD รวม = 272.89		R ² _{max} = 0.93	
SD ของผลต่าง = 73.38			

จากตารางที่ 4.5 เป็นผลจากการทำ Repeatability ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 272.89 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 73.38 ได้ค่า Repeatability มีค่าความแม่นยำ 93% และมีค่าความผิดพลาดที่ 7% ซึ่งเป็น

4.1.2 ผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter

ตารางที่ 4.6 แสดงค่า Reproducibility ของเหง้ำมันสำบะหลัง

Reproducibility (J/g)			
ลำดับ	ค่าที่อ้างอิง	ค่าที่ Unknown	ความแตกต่าง
1	16597	16977	380
2	17095	16552	543
3	16577	17055	478
SD รวม = 258.98		R ² _{max} = 0.90	
SD ของผลต่าง = 82.06			

จากตารางที่ 4.6 เป็นผลจากการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 258.98 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 82.06 ได้ค่า Reproducibility มีค่าความแม่นยำ 90% และมีค่าความผิดพลาดที่ 10% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.7 แสดงค่า Reproducibility ของฟางข้าว

Reproducibility (J/g)			
ลำดับ	ค่าที่อ้างอิง	ค่าที่ Unknown	ความแตกต่าง
1	14827	14689	138
2	14874	14793	81
3	14862	14765	97
SD รวม = 68.74		$R^2_{max} = 0.82$	
SD ของผลต่าง = 29.4			

จากตารางที่ 4.7 เป็นผลจากการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 68.74 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 29.4 ได้ค่า Reproducibility มีค่าความแม่นยำ 82% และมีค่าความผิดพลาดที่ 18% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.8 แสดงค่า Reproducibility ของแกลบ

Reproducibility (J/g)			
ลำดับ	ค่าที่อ้างอิง	ค่าที่ Unknown	ความแตกต่าง
1	14645	14882	237
2	14658	14830	172
3	14761	14491	270
SD รวม = 142.45		$R^2_{max} = 0.88$	
SD ของผลต่าง = 49.86			

จากตารางที่ 4.7 เป็นผลจากการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 142.45 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 49.86 ได้ค่า Reproducibility มีค่าความแม่นยำ 88% และมีค่าความผิดพลาดที่ 12% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.9 แสดงค่า Reproducibility ของซังข้าวโพด

Reproducibility (J/g)			
ลำดับ	ค่าที่อ้างอิง	ค่าที่ Unknown	ความแตกต่าง
1	17397	17166	231
2	17514	17392	122
3	17375	17170	205
SD รวม = 138.94		$R^2_{max} = 0.83$	
SD ของผลต่าง = 56.93			

จากตารางที่ 4.9 เป็นผลจากการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 138.94 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 56.93 ได้ค่า Reproducibility มีค่าความแม่นยำ 83% และมีค่าความผิดพลาดที่ 17% ซึ่งเป็น

ตารางที่ 4.10 แสดงค่า Reproducibility ของซีเลียมไมยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

Reproducibility (J/g)			
ลำดับ	ค่าที่อ้างอิง	ค่าที่ Unknown	ความแตกต่าง
1	13501	14008	507
2	13933	14333	400
3	13993	14337	344
SD รวม = 308.62		$R^2_{max} = 0.93$	
SD ของผลต่าง = 82.82			

จากตารางที่ 4.10 เป็นผลจากการทำ Reproducibility ของเครื่อง Bomb calorimeter เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ในขั้นตอนนี้วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานพบว่าค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานรวม เท่ากับ 308.62 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของผลต่าง เท่ากับ 82.82 ได้ค่า Reproducibility มีค่าความแม่นยำ 93% และมีค่าความผิดพลาดที่ 7% ซึ่งเป็น

4.2 ผลการทำ Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer

ผลการทำการทดลอง Repeatability และ Reproducibility ของเครื่อง NIR ของเหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชั่งข้าวโพด และขี้เลื่อยไม้ยางพาราที่หลีกเลี่ยงจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ดังแสดงในตารางที่ 4.11, 4.12, 4.13, 4.14, 4.15, 4.16, 4.17, 4.18, 4.19 และ 4.20 ตามลำดับ

4.2.1 ผลการทำ Repeatability ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer

ตารางที่ 4.11 แสดงค่า Repeatability ของเหง้ามันสำปะหลัง

Repeatability		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6893	0.2399	0.0003
5155	0.3629	0.0030
4696	0.3745	0.0024
4008	0.5458	0.0019
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0025

จากตารางที่ 4.11 เป็นผลการทำ Repeatability ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความแม่นยำของกระบวนการทดลอง ซึ่งวัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0025 คิดเป็น 0.67% ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่า 5%

ตารางที่ 4.12 แสดงค่า Repeatability ของฟางข้าว

Repeatability		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6870	0.2691	0.0002
5208	0.4163	0.0008
4699	0.3866	0.0003
3956	0.5553	0.0002
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0004

จากตารางที่ 4.12 เป็นผลการทำ Repeatability ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งวัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0004 คิดเป็น 0.1% ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่า 5% แสดงให้เห็นว่าเครื่องมือที่ใช้มีความแม่นยำสูงในการวัด

ตารางที่ 4.13 แสดงค่า Repeatability ของแกลบ

Repeatability		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6847	0.3709	0.0004
5095	0.5286	0.0016
4698	0.518325	0.0005
3940	0.71718	0.0003
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0007

จากตาราง 4.13 เป็นผลการทำ Repeatability ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งวัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0004 คิดเป็น 0.14% ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่า 5%

ตารางที่ 4.14 แสดงค่า Repeatability ของซึ่งข้าวโพด

Repeatability		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6850	0.2979	0.0002
5100	0.4009	0.0012
4707	0.4513	0.0002
3977	0.6397	0.0002
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0004

จากตารางที่ 4.14 เป็นผลการทำ Repeatability ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งวัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0004 คิดเป็น 0.11% ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่า 5%

ตารางที่ 4.15 แสดงค่า Repeatability ของซีลื้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

Repeatability		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6877	0.2067	0.0002
5150	0.3055	0.0010
4750	0.3312	0.0002
3930	0.4723	0.0002
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0004

จากตารางที่ 4.15 เป็นผลการทำ Repeatability ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความแม่นยำของเครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งวัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0004 คิดเป็น 0.14% ซึ่งส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานที่น้อยกว่า 5%

4.2.2 ผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง FT – NIR Spectrometer

ตารางที่ 4.16 แสดงค่า Reproducibility ของเหง้ามันสำปะหลัง

Reproducibility		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6893	0.2526	0.0098
5143	0.3727	0.0130
4768	0.3795	0.0106
3930	0.5188	0.0127
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0116

จากตารางที่ 4.16 เป็นผลจากการทำการทดลอง Reproducibility ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0116 จะเห็นได้ว่าผลของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย คิดเป็น 3.04% ซึ่งน้อยกว่า 5% ดังนั้นผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง NIR แสดงว่าตัวอย่างที่นำไปใช้ทำการทดลองมีความสม่ำเสมอ

ตารางที่ 4.17 แสดงค่า Reproducibility ของฟางข้าว

Reproducibility		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6883	0.2632	0.0089
5193	0.4150	0.0126
4773	0.3830	0.0127
3948	0.5447	0.0145
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0122

จากตารางที่ 4.17 เป็นผลจากการทำการทดลอง Reproducibility ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0122 จะเห็นได้ว่าผลของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย คิดเป็น 3.04% ซึ่งน้อยกว่า 5% ที่ ดังนั้นผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง NIR แสดงว่าตัวอย่างที่นำไปใช้ทำการทดลองมีความสม่ำเสมอ

ตารางที่ 4.18 แสดงค่า Reproducibility ของแกลบ

Reproducibility		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6823	0.363	0.0091
5153	0.5610	0.0128
4773	0.5109	0.0112
3943	0.7057	0.0150
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0121

จากตารางที่ 4.18 เป็นผลจากการทำการทดลอง Reproducibility ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0121 จะเห็นได้ว่าผลของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย คิดเป็น 2.26% ซึ่งน้อยกว่า 5% ดังนั้นผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง NIR แสดงว่าตัวอย่างที่นำไปใช้ทำการทดลองมีความสม่ำเสมอ

ตารางที่ 4.19 แสดงค่า Reproducibility ของซังข้าวโพด

Reproducibility		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6848	0.3237	0.0108
5203	0.4768	0.0135
4822	0.4702	0.0129
3940	0.6533	0.0152
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0131

จากตารางที่ 4.19 เป็นผลจากการทำการทดลอง Reproducibility ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0131 จะเห็นได้ว่าผลของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย คิดเป็น 2.73% ซึ่งน้อยกว่า 5% ดังนั้นผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง NIR แสดงว่าตัวอย่างที่นำไปใช้ทำการทดลองมีความสม่ำเสมอ

ตารางที่ 4.20 แสดงค่า Reproducibility ของซีเลียมไ้มียงพราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

Reproducibility		
Wavenumber (cm ⁻¹)	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
6883	0.194	0.0040
5212	0.3080	0.0040
4762	0.3047	0.0093
3953	0.4536	0.0114
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ย		0.0072

จากตารางที่ 4.20 เป็นผลจากการทำการทดลอง Reproducibility ของเครื่อง NIR เป็นผลการวัดความสม่ำเสมอของตัวอย่างที่ใช้ในการทดลอง วัดได้จากค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ได้ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเฉลี่ยเท่ากับ 0.0072 จะเห็นได้ว่าผลของค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าน้อย คิดเป็น 2.29% ซึ่งน้อยกว่า 5% ดังนั้นผลการทำ Reproducibility ของเครื่อง NIR แสดงว่าตัวอย่างที่นำไปใช้ทำการทดลองมีความสม่ำเสมอ

4.3 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด

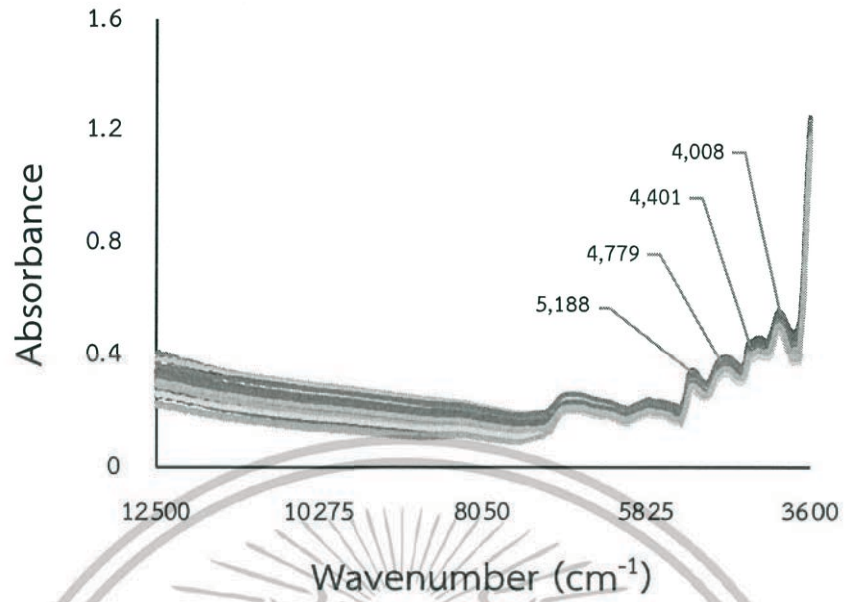
ชีวมวลที่ทำการทดลองมีจำนวนทั้งหมด 150 ตัวอย่าง ได้แก่ ฟางข้าว เหง้ามันสำปะหลัง แกลบ ชังข้าวโพดและซีลี้อยไม้ยางพาราจากการเพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง นำมาวัดการดูดกลืนคลื่นด้วยเครื่อง FT-NIR Spectrometer จากนั้นนำไปวัดค่าความร้อนสูงด้วยวิธีการ Bomb Calorimeter และวัดค่าความชื้นจากการคำนวณตามสูตร %ความชื้นฐานแห้ง (สมการที่ 2.3) ได้ค่าดังแสดงในตารางที่ 4.21

ตารางที่ 4.21 ค่าสถิติของความร้อนสูงและความชื้นเฉลี่ยของพืชแต่ละชนิด

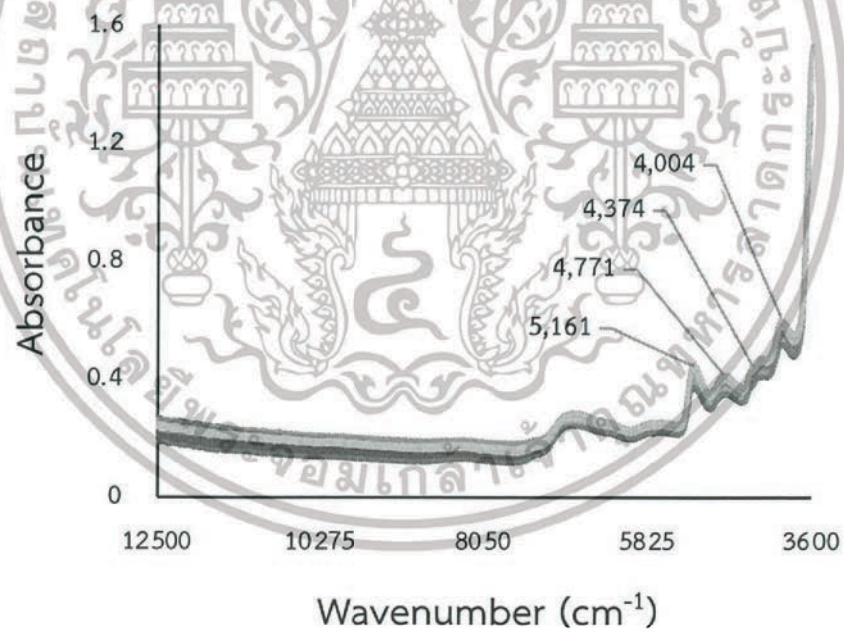
Biomass	HHV (J/g)			%MC Avg ± SD
	Min (J/g)	Max (J/g)	Mean ± SD (J/g)	
เหง้ามันสำปะหลัง	14886.5	17227.5	16358.0 ± 114.40	3.26 ± 0.13
ฟางข้าว	14788.0	14868.0	14829.1 ± 52.28	9.65 ± 0.39
แกลบ	14594.5	14875.0	14741.2 ± 44.55	11.99 ± 0.40
ชังข้าวโพด	16990.0	17566.5	17309.9 ± 46.55	6.08 ± 0.19
ซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง	11168.5	15598.5	13854.1 ± 165.16	3.52 ± 0.26

4.4 ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวล

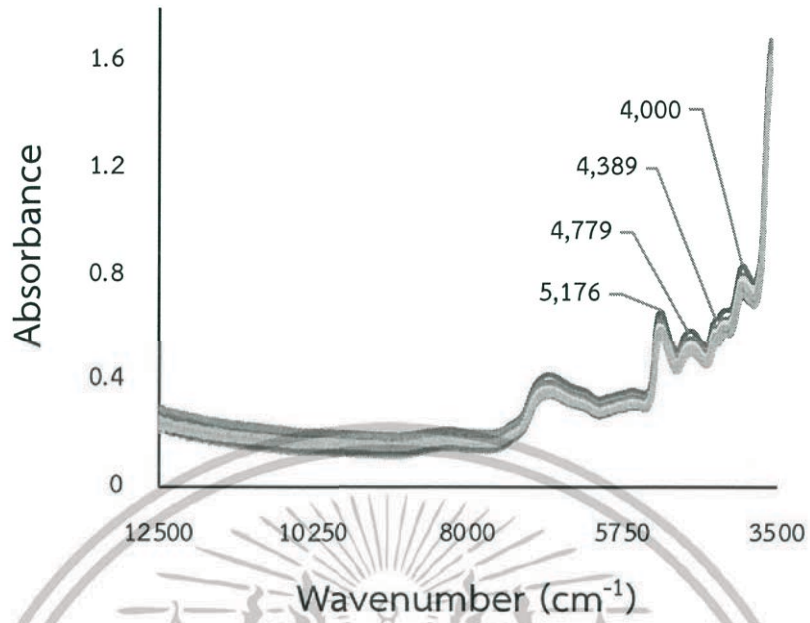
สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2561 ได้แก่ เหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด และซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 30 ตัวอย่าง รวมเป็น 150 ตัวอย่าง ดังแสดงในรูปที่ 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 และ 4.5 ตามลำดับ สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2560 และปี 2561 ได้แก่ เหง้ามันสำปะหลัง ฟางข้าว แกลบ ชังข้าวโพด ซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง ชนิดละ 60 ตัวอย่าง สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 จำนวน 150 ตัวอย่าง และสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2560 และปี 2561 จำนวน 300 ตัวอย่าง ดังแสดงในรูปที่ 4.6, 4.7, 4.8, 4.9, 4.10, 4.11 และ 4.12 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า ลักษณะสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉลี่ยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของตัวอย่างชีวมวลปี 2561 และปี 2560 พบว่าลักษณะเส้นกราฟของพืชทั้ง 5 ชนิดมีลักษณะที่ใกล้เคียงกัน ช่วงของการดูดกลืนคลื่นที่ชัดเจนใกล้เคียงกัน แสดงถึงองค์ประกอบภายในชนิดเดียวกัน นั่นคือ น้ำและสตาร์ช ซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักอย่างหนึ่งของชีวมวล กล่าวคือ ทั้งสตาร์ชและน้ำล้วนแต่เป็นองค์ประกอบขั้นต้นของสารชีวมวล



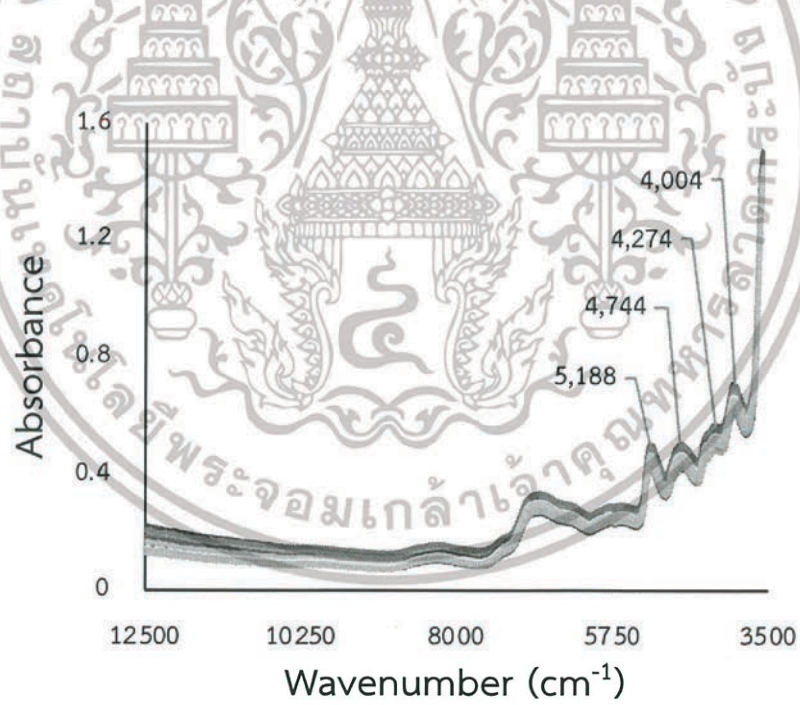
รูปที่ 4.1 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561



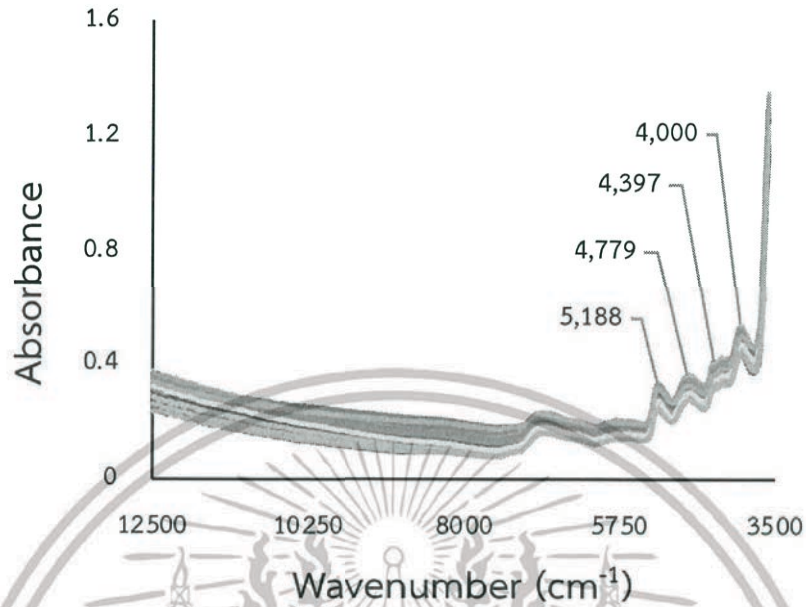
รูปที่ 4.2 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2561



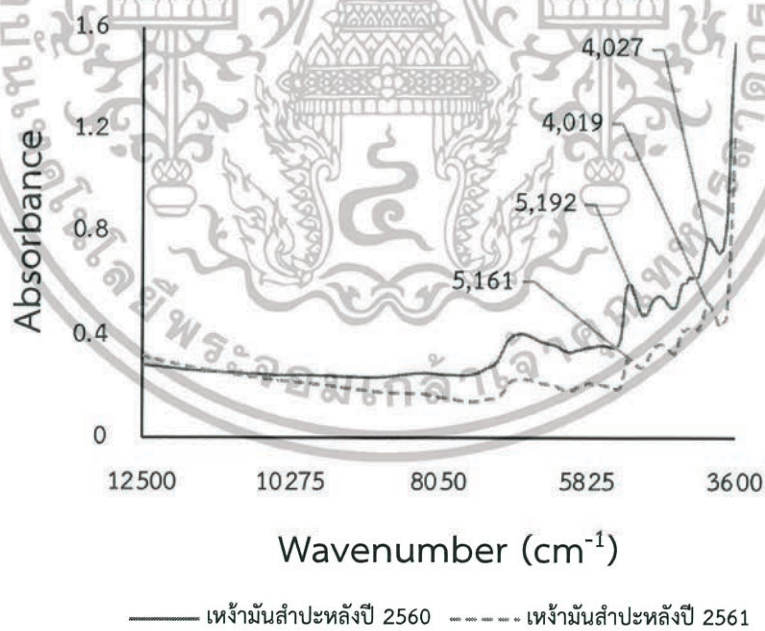
รูปที่ 4.3 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเคลือบปี 2561



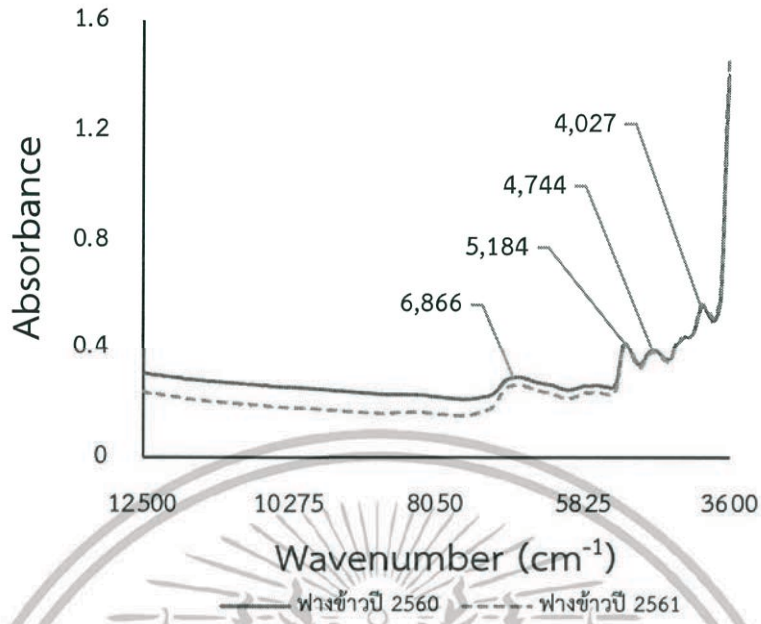
รูปที่ 4.4 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซิงค์ฟอสเฟตปี 2561



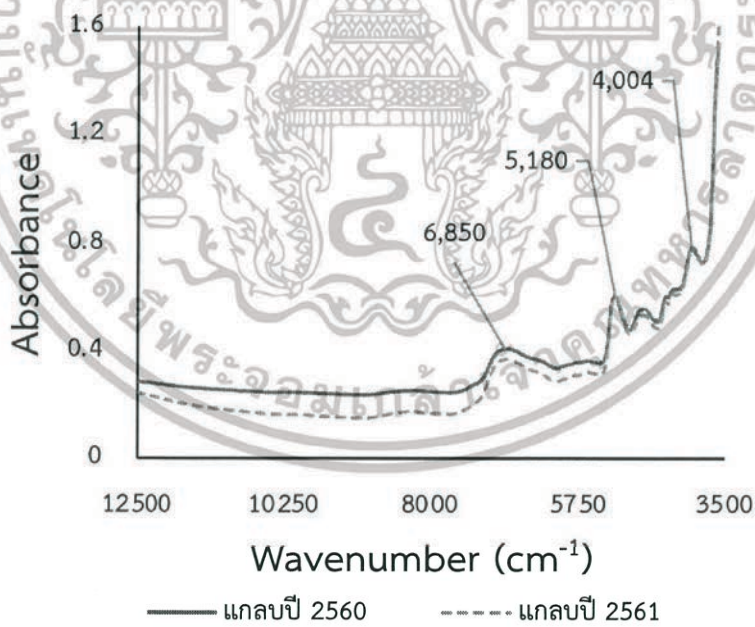
รูปที่ 4.5 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซีลรอยไม่ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561



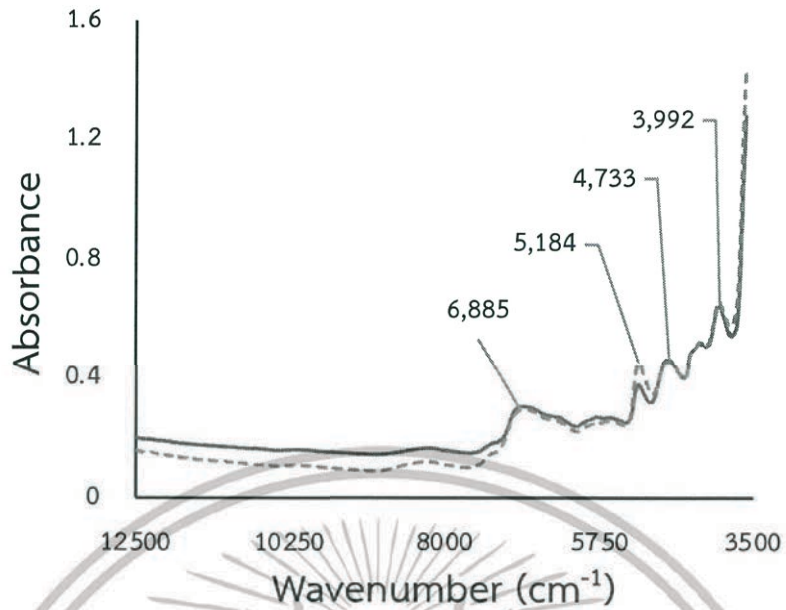
รูปที่ 4.6 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของเหง้ามันสำปะหลังปี 2560 และปี 2561



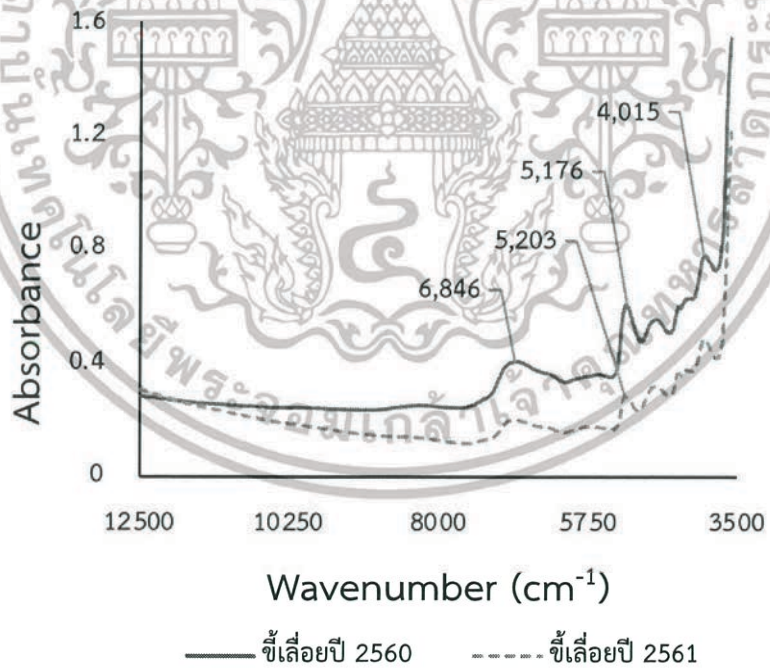
รูปที่ 4.7 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวปี 2560 และปี 2561



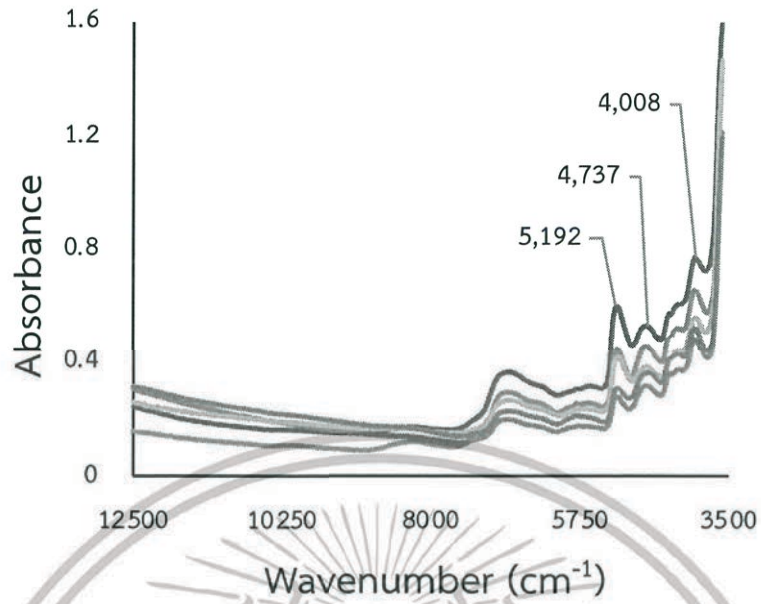
รูปที่ 4.8 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของแกลปปี 2560 และปี 2561



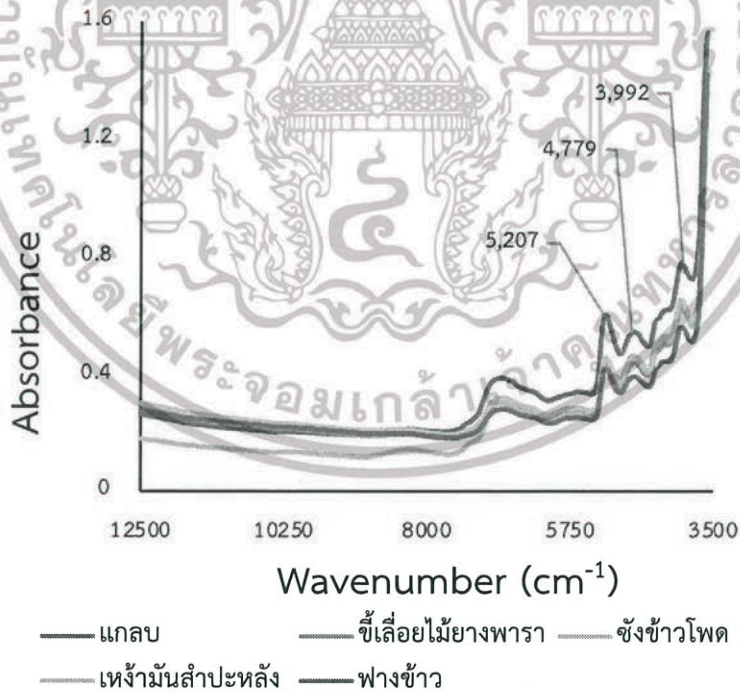
รูปที่ 4.9 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของชั่งข้าวโพดปี 2560 และปี 2561



รูปที่ 4.10 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของซีลื้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2560 และปี 2561



รูปที่ 4.11 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉื่อยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561



รูปที่ 4.12 สเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นเฉื่อยของตัวอย่างชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2560 และ ปี 2561

4.5 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของซีวมวล

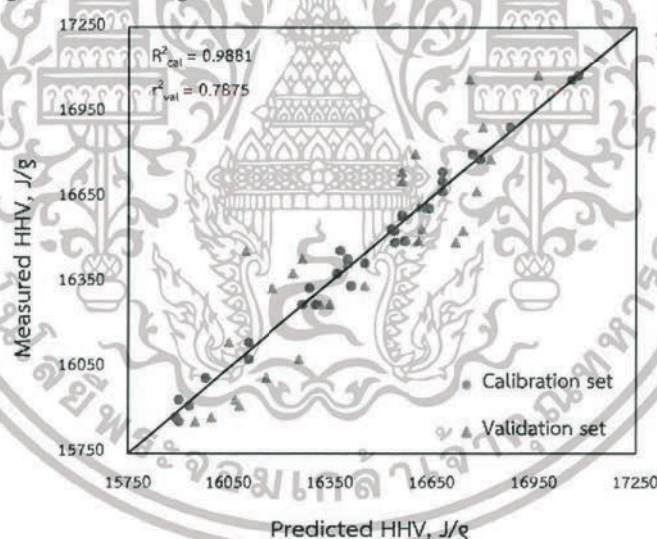
แต่ละชนิด

4.5.1 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของเหง้ามันสำปะหลัง

4.5.1.1 เหง้ามันสำปะหลังปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 30 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของ เหง้ามันสำปะหลังที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative ร่วมกับ straight line subtraction และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลัง ปี 2561 (รูปที่ 4.13) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

จากรูปที่ 4.13 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.7875 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.66 - 0.81 เหมาะสำหรับการคัดเลือก (แบ่งกลุ่ม) และการประมาณค่าอย่างง่าย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSECV และค่า Bias เท่ากับ 151 Jg^{-1} และ 4.02 Jg^{-1} ตามลำดับ

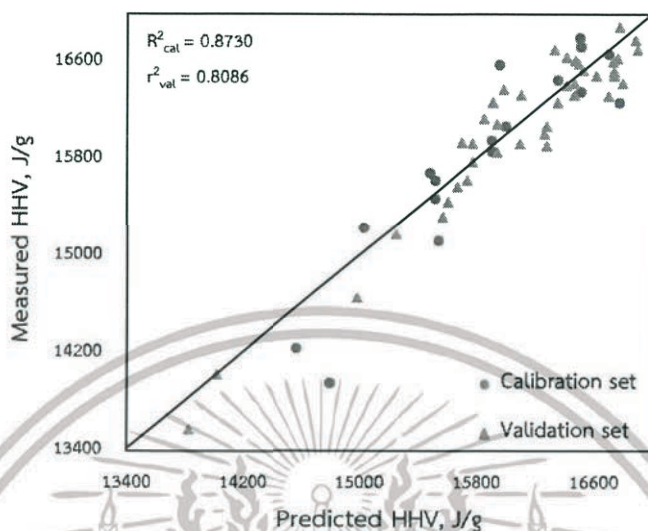


รูปที่ 4.13 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของ เหง้ามันสำปะหลังปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.1.2 เหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.14 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560 จำนวน 60 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8086 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2

ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 364 Jg^{-1} และ 20.2 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.14 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

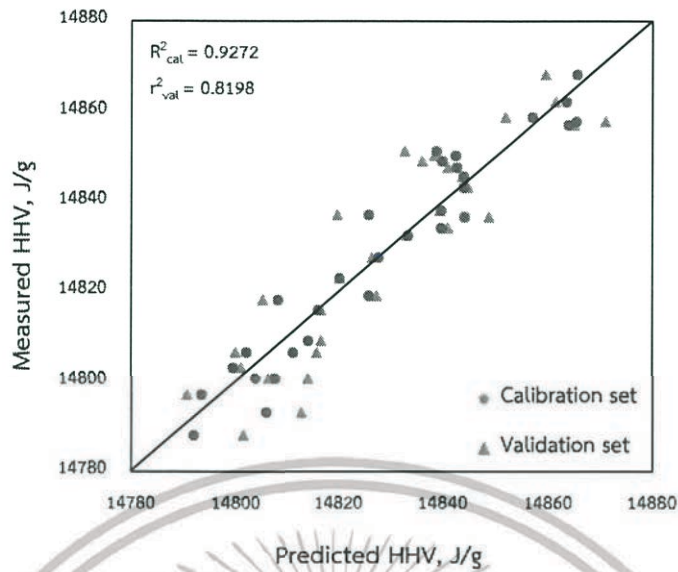
จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลัง ด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรผันของข้อมูลได้ดี และมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

4.5.2 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของฟางข้าว

4.5.2.1 ฟางข้าวปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 30 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของฟางข้าวที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First derivative และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 (รูปที่ 4.15) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

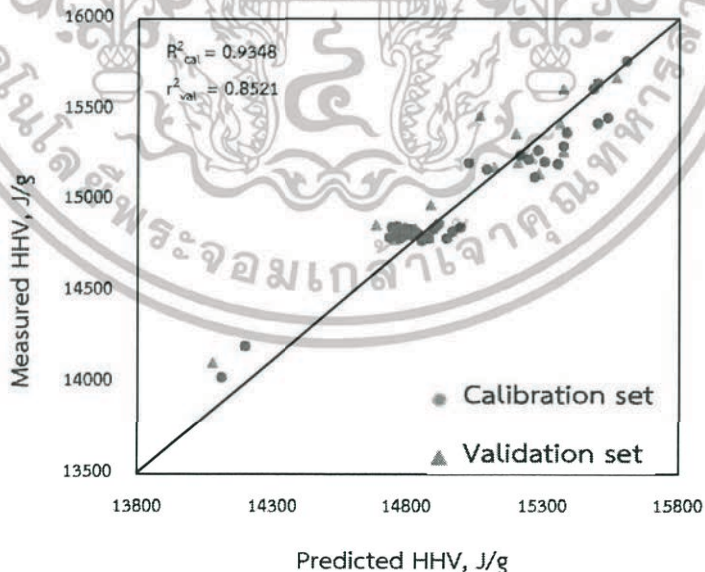
จากรูปที่ 4.15 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8198 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSECV และ ค่า Bias เท่ากับ 9.68 Jg^{-1} และ -0.172 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.15 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.2.2 ฟางข้าวปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.16 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560 จำนวน 60 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8521 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 141 Jg^{-1} และ 67.5 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.16 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

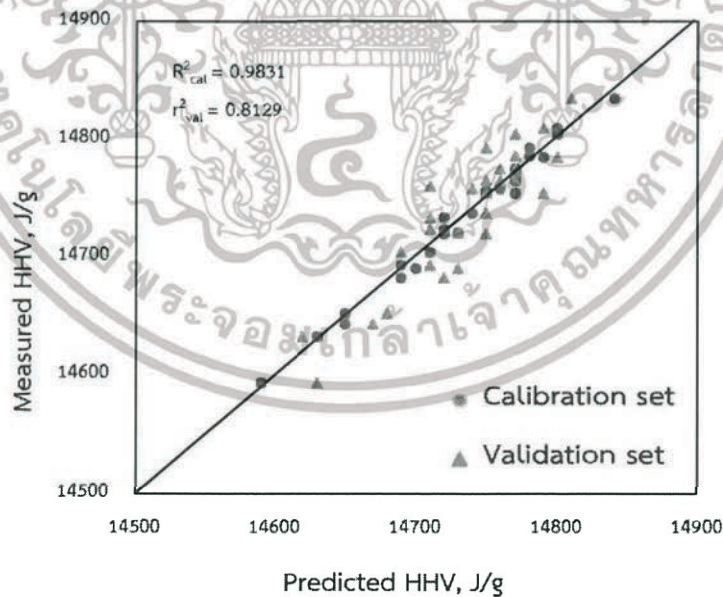
จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าว ด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรผันของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

4.5.3 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของแกลบ

4.5.3.1 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 30 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของแกลบที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี Vector normalization (SNV) และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 (รูปที่ 4.17) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

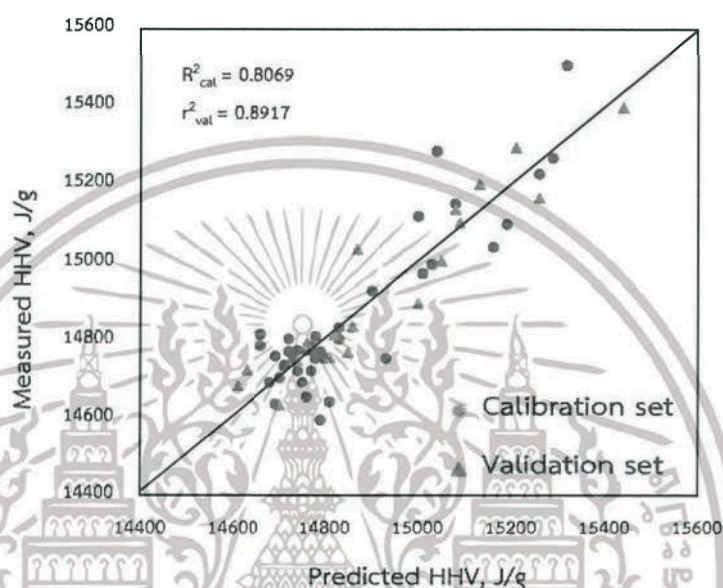
จากรูปที่ 4.17 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8129 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSECV และ ค่า Bias เท่ากับ 23.9 Jg^{-1} และ 1.37 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.17 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.3.2 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.18 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 และปี 2560 จำนวน 60 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8917 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 73 Jg^{-1} และ 4.68 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.18 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

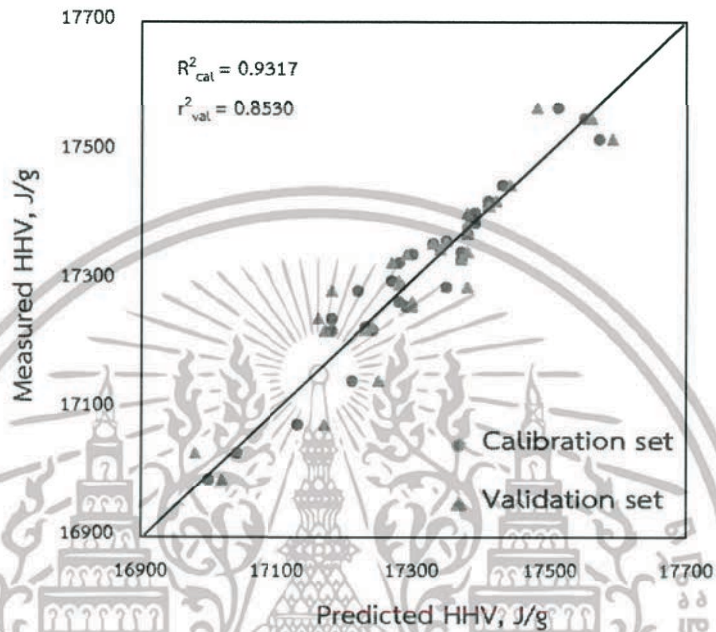
จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบ ด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรผันของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

4.5.4 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของซังข้าวโพด

4.5.4.1 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 30 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของซังข้าวโพดที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative ร่วมกับ straight line subtraction และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 (รูปที่ 4.19) จะเห็นว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

จากรูปที่ 4.19 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8530 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSECV และ ค่า Bias เท่ากับ 51.1 Jg^{-1} และ 0.0615 Jg^{-1} ตามลำดับ

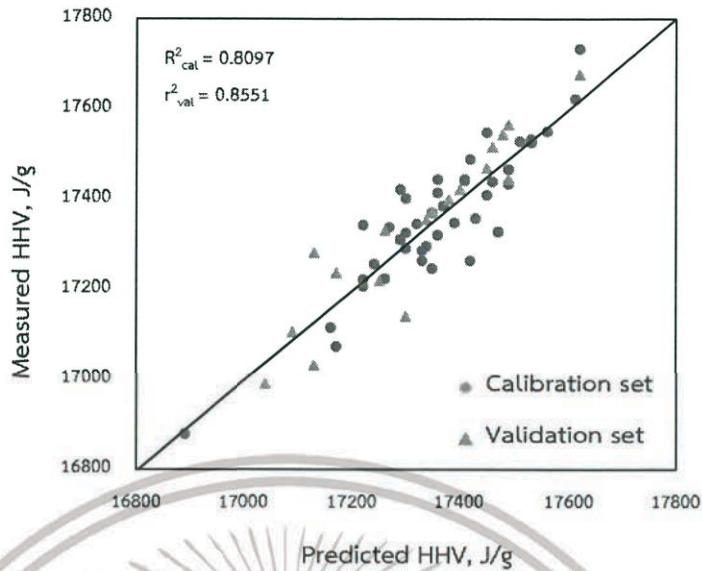


รูปที่ 4.19 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.4.2 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.20 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560 จำนวน 60 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8551 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 70.5 Jg^{-1} และ 15.2 Jg^{-1} ตามลำดับ

จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพด ด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรผันของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561



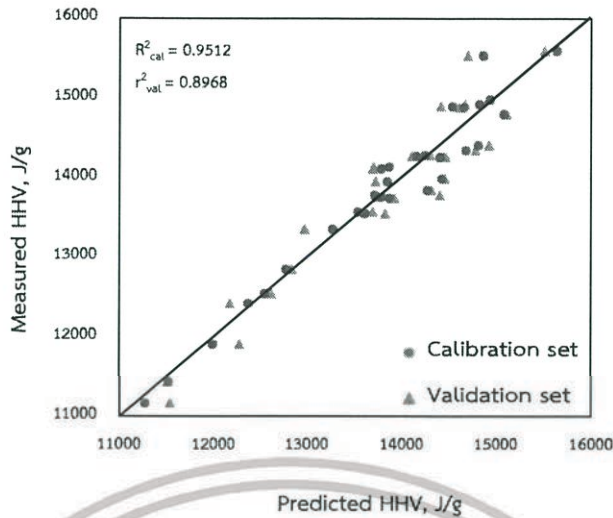
รูปที่ 4.20 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

4.5.5 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

4.5.5.1 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 30 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative ร่วมกับ MSC และจากการเปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 (รูปที่ 4.21) จะเห็นได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

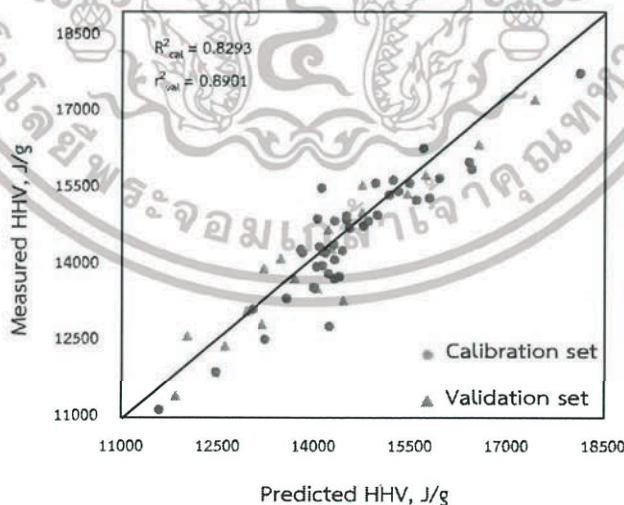
จากรูปที่ 4.21 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางพบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8968 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSECV และ ค่า Bias เท่ากับ 346 Jg^{-1} และ -23 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.21 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.5.2 สมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.22 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560 จำนวน 60 ตัวอย่าง พบว่า ผลการทำนายค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} เท่ากับ 0.8901 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.81 – 0.90 จะต้องใช้ด้วยความระมัดระวังในการประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่ และรวมถึงการวิจัย แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 488 Jg^{-1} และ 57.2 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.22 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลี้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

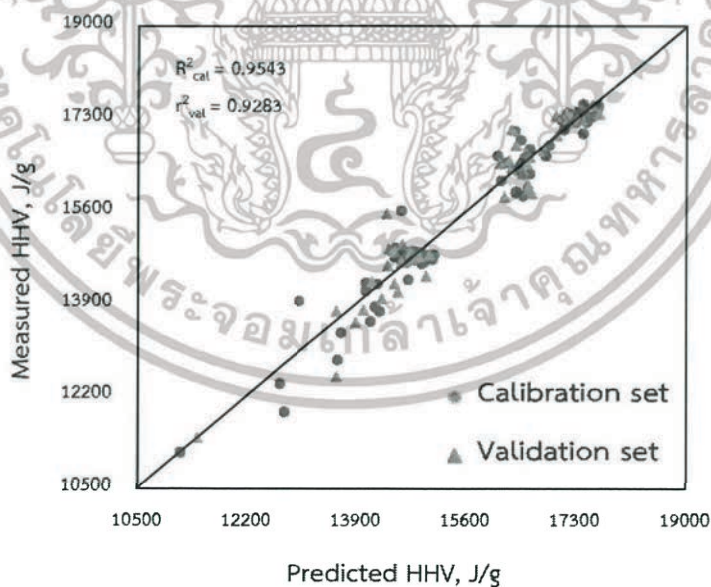
จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของซีลีออยไม้ม่างพาราที่เหลือจากการใช้พะเห็ด ฟาง ด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบาย ความแปรผันของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

4.5.6 การสร้างสมการทำนายค่าความร้อนสูง (Calibration Model) ของโมเดลรวมของ ชีวมวลทั้ง 5 ชนิด

4.5.6.1 โมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561

สมการทำนายถูกสร้างขึ้นมาจากกลุ่มตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนาย (Calibration set) จำนวน 45 ตัวอย่าง พบว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงที่ดีที่สุดได้มาจากข้อมูลค่าการดูดกลืนคลื่นของ ชีวมวลทั้ง 5 ชนิดที่ผ่านการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยวิธี First Derivative ร่วมกับ MSC และจากการ เปรียบเทียบค่าทำนายและค่าจริงของค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 (รูปที่ 4.23) จะเห็น ได้ว่าค่าความร้อนสูงอยู่ใกล้เส้น Target line ซึ่งบ่งบอกถึงการทำนายได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ

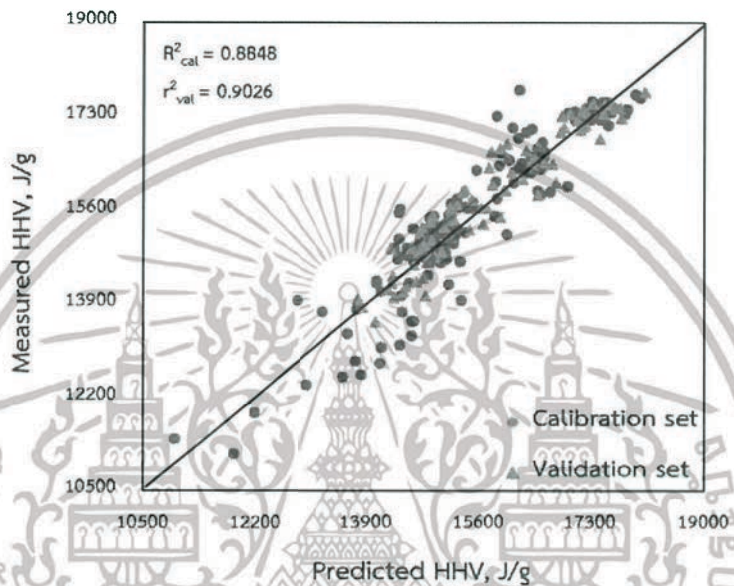
จากรูปที่ 4.23 แสดงผลการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดพบว่า ผลการทำนาย ค่าความร้อนสูง มีค่า r^2_{val} อยู่ที่เท่ากับ 0.9283 ซึ่งสมการที่มีค่า R^2 ที่ 0.92 - 0.96 เหมาะที่จะใช้ในการ ประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่และรวมถึงการประกันคุณภาพ แนะนำโดย Williams (2007) ค่า RMSEP และ ค่า Bias เท่ากับ 378 Jg^{-1} และ -19.3 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.23 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของ โมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 Calibration set และ Validation set

4.5.6.2 โมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560

จากรูปที่ 4.24 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 Jg^{-1} และ 45.3 Jg^{-1} ตามลำดับ



รูปที่ 4.24 กราฟ Scatter plot ระหว่างค่าทำนายและค่าวัดจริงของการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560 Calibration set และ Validation set

จากการวิเคราะห์ผลการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวมของชีวมวลทั้ง 5 ชนิดด้วยการเปรียบเทียบค่า R^2 , Bias, RMSECV และ RMSEP ผลการทำนายของปี 2561 และปี 2560 กับผลการทำนายของปี 2561 พบว่า สมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561 และปี 2560 สามารถอธิบายความแปรผันของข้อมูลได้ดีและมีความเหมาะสมมากกว่าสมการทำนายค่าความร้อนสูงปี 2561

ตารางที่ 4.22 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Cross Validation ของชีวมวลปี 2561

Biomass	Wavenumber (cm ⁻¹)	Pre-processing	Calibration			Validation			
			PC	R ²	RMSEE	R ²	RMSECV	RPD	Bias
เหง้ำมันสำปะหลัง	7,502.2 – 5,446.3 4,601.6 – 4,246.2	First Derivative + straight line subtraction	9	0.9881	43.9	0.7875	151	2.17	4.02
ฟางข้าว	5,450.2 – 4,246.7	First Derivative	6	0.9272	7.02	0.8198	9.68	2.36	-0.172
กลบ	6,102 – 5,446.3	Vector normalization (SNV)	6	0.9831	8.21	0.8129	23.9	2.32	1.37
ซังข้าวโพด	7,502.2 – 6,098.2 4,601.6 – 4,246.7	First Derivative + straight line subtraction	5	0.9317	38.9	0.8530	51.1	2.61	0.0615
ชี้อยู่ไม่ยงพารา ที่เหลือจากการใช้ เพาะเห็ดฟาง	6,102 – 5,774.2 4,424.2 – 4,246.7	First Derivative + MSC	6	0.9512	272	0.8968	346	3.12	-23

R² = The coefficient of determination, RMSEE = Root mean square error of estimation, RMSECV = Root mean square error of Cross Validation, RPD = Residual prediction deviation, Bias = Mean value of deviation

ตารางที่ 4.23 สมการทำนายค่าความชื้นสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวล ปี 2561 และปี 2560

Biomass	Wavenumber (cm ⁻¹)	Pre-processing	Calibration			Validation			
			PC	R ²	RMSEE	R ²	RMSEP	RPD	Bias
เหง้ามันสำปะหลัง	7,502.2 – 5,446.3	First Derivative + MSC	8	0.8730	288	0.8086	364	2.29	20.2
ฟางข้าว	5,450.2 – 4,246.7	First Derivative	6	0.9348	93.4	0.8521	141	2.96	67.5
แกลบ	6,102 – 5,446.3 4,601.6 – 4,246.7	Second Derivative	5	0.8069	94.6	0.8917	73	3.05	4.68
ซังข้าวโพด	7,502.2 – 6,098.2 5,450.2 – 4,246.7	First Derivative + MSC	6	0.8097	71.2	0.8551	70.5	2.69	15.2
ขี้เลื่อยไม้ยางพารา ที่เหลือจากการใช้ เพาะเห็ดฟาง	7,502.0 – 4,597.7	Constant offset elimination	6	0.8293	541	0.8901	488	3.04	57.2

R² = The coefficient of determination, RMSEE = Root mean square error of estimation, RMSEP = Root Mean Square Error of Prediction, RPD = Residual prediction deviation, Bias = Mean value of deviation

ตารางที่ 4.24 สมการทำนายค่าความร้อนสูงที่สร้างจากเทคนิค Partial Least Squares Regression (PLSR) แบบ Test Set Validation ของชีวมวล ทั้ง 5 ชนิด

Biomass	Parameter	Wavenumber (cm ⁻¹)	Pre-processing	Calibration			Validation			
				PC	R ²	RMSEE	R ²	RMSEP	RPD	Bias
ชีวมวล 5 ชนิดปี 2561	Higher heating Value (J/g)	7,502.2 – 6,098.2 5,450.2 – 4,597.7	First Derivative + MSC	6	0.9543	293	0.9283	378	3.74	-19.3
ชีวมวล 5 ชนิดปี 2561 และปี 2560	Higher heating Value (J/g)	7,502.2 – 6,800.2 5,450.2 – 4,246.7	First Derivative + MSC	5	0.8848	451	0.9026	342	3.23	45.3

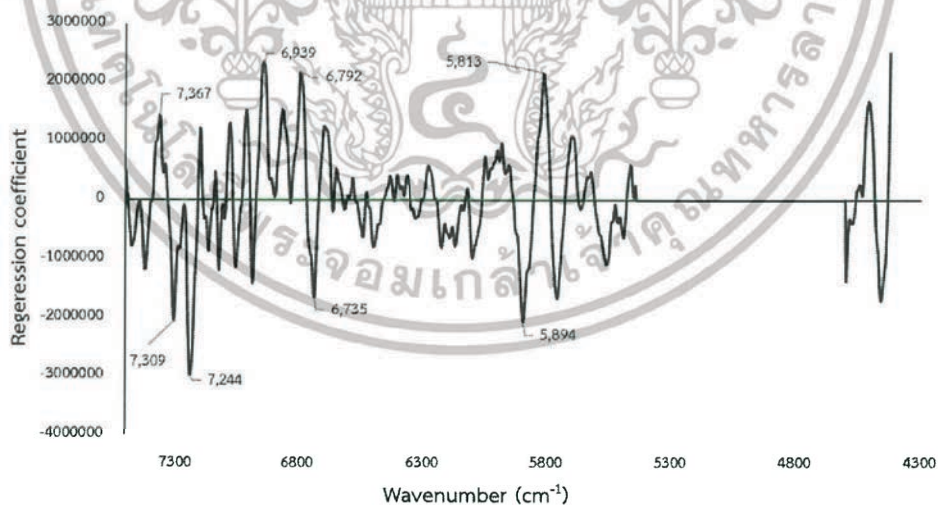
R² = The coefficient of determination, RMSEE = Root mean square error of estimation, RMSEP = Root Mean Square Error of Prediction, RPD = Residual prediction deviation, Bias = Mean value of deviation

4.6 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงชีวมวล

สารชีวมวลนั้นมีหลากหลายชนิดซึ่งมีองค์ประกอบต่างกัน องค์ประกอบขั้นต้นได้แก่ เซลลูโลส เอมิเซลลูโลส ลิกนิน สตาร์ช และโปรตีน ซึ่งองค์ประกอบเหล่านี้มีผลต่อสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นของสมการทำนาย ซึ่งจะพิจารณาจากค่าสัมบูรณ์ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Regression Coefficient) ที่มีค่าสูงจากช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนาย โดยแต่ละพีชนั้นจะใช้ช่วงคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายที่แตกต่างกัน รายละเอียดอธิบายดังต่อไปนี้

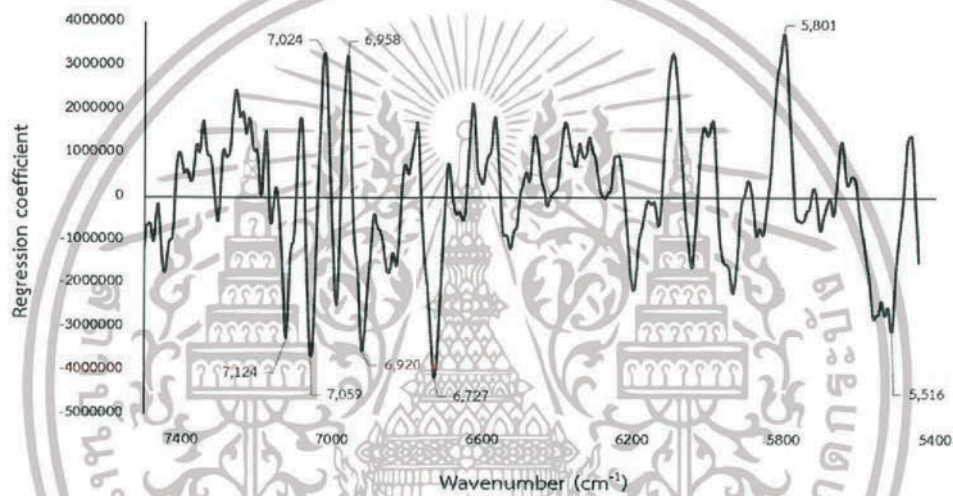
4.6.1 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลัง

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502 - 5,446.3 \text{ cm}^{-1}$ และ ช่วงเลขคลื่นที่ $4,601.6 - 4,246.2 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.25 พิจารณาความสัมพันธ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $7,367 \text{ cm}^{-1}$, $7,309 \text{ cm}^{-1}$, $7,244 \text{ cm}^{-1}$, $6,939 \text{ cm}^{-1}$, $6,792 \text{ cm}^{-1}$, $6,735 \text{ cm}^{-1}$, $5,894 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,813 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $7,367 \text{ cm}^{-1}$, $5,894 \text{ cm}^{-1}$, $7,244 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,813 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 , CH_3 , CH_2 และ CH_2 ตามลำดับ ซึ่งเป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของลิกนิน (Posom and Sirisomboon, 2017) ที่ $7,309 \text{ cm}^{-1}$, $6,939 \text{ cm}^{-1}$ และ $6,792 \text{ cm}^{-1}$ พบว่าเป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic Amine (Workman and Weyer, 2008) และที่ $6,735 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ กลูโคส (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.25 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561

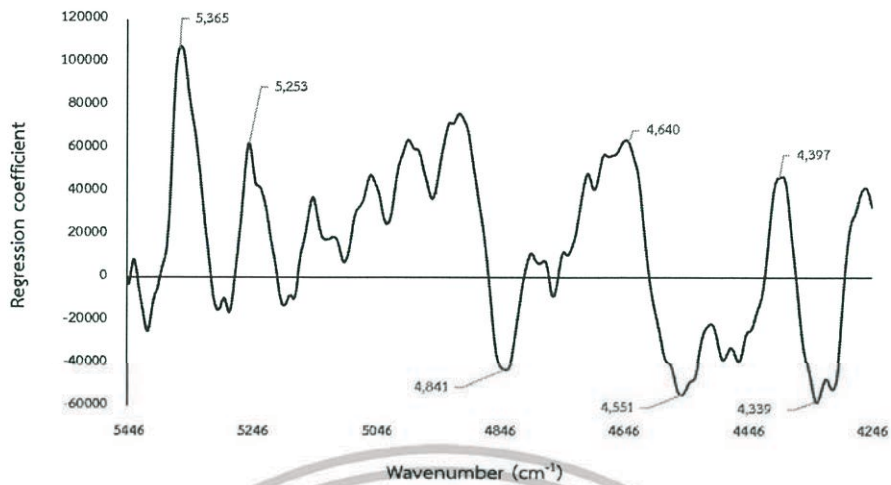
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502.2 - 5,446.3 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.26 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า ที่เลขคลื่น $7,124 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,801 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมีคือ CH_2 ซึ่งเป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของลิกนิน (Posom and Sirisomboon, 2017) ที่เลขคลื่น $7,024 \text{ cm}^{-1}$ และ $7,059 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic (Osborne and Fearn, 1993) ที่เลขคลื่น $6,958 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมีคือ สตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993) ที่เลขคลื่น $6,920 \text{ cm}^{-1}$ และ $6,727 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic amine (Workman and Weyer, 2008) และที่ $5,516 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของเซลลูโลส (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.26 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลังปี 2561 และปี 2560

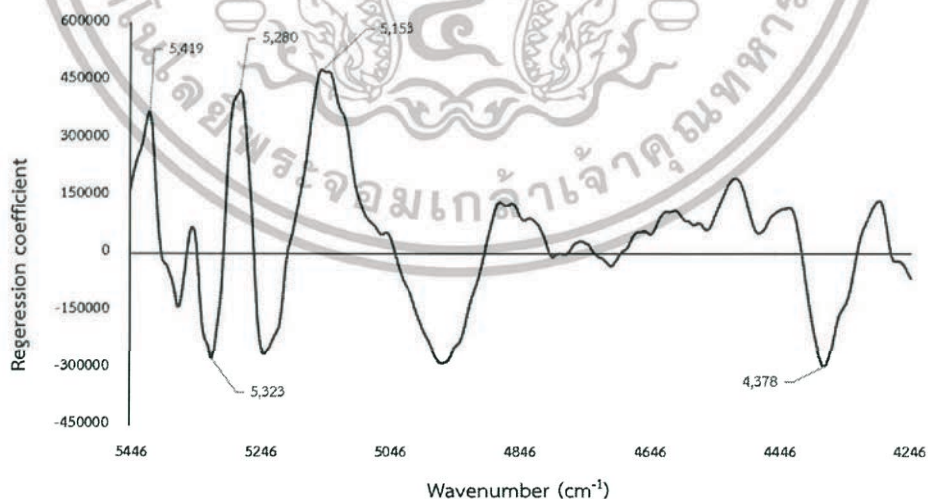
4.6.2 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าว

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของฟางข้าวปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $5,450.2 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.27 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $5,365 \text{ cm}^{-1}$, $5,253 \text{ cm}^{-1}$, $4,397 \text{ cm}^{-1}$, $4,339 \text{ cm}^{-1}$, $4,551 \text{ cm}^{-1}$, $4,841 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,640 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $5,365 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ (Workman and Weyer, 2008) ที่ $5,253 \text{ cm}^{-1}$, $4,551 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,841 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ สตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $4,397 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ กลูโคส (Workman and Weyer, 2008) ที่ $4,339 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 และที่ $4,640 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ Aromatic (Workman and Weyer, 2008)



รูปที่ 4.27 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561

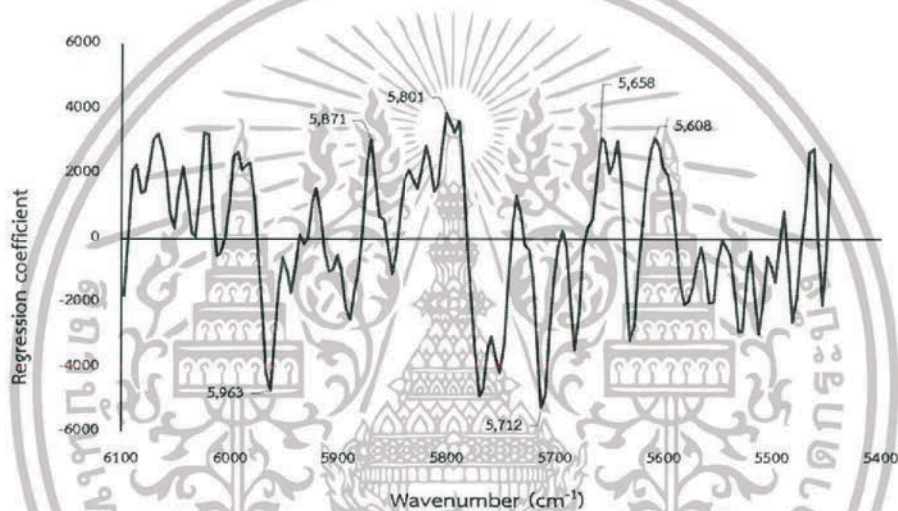
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $5,450.2 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.28 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $5,419 \text{ cm}^{-1}$, $5,323 \text{ cm}^{-1}$, $5,280 \text{ cm}^{-1}$, $5,153 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,378 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $5,419 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของเซลลูโลส (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $5,323 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช ที่ $5,280 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,153 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ (Workman and Weyer, 2008) ที่ $4,378 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 ซึ่งเป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของลิกนิน (Posom and Sirisomboon, 2017)



รูปที่ 4.28 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าวปี 2561 และปี 2560

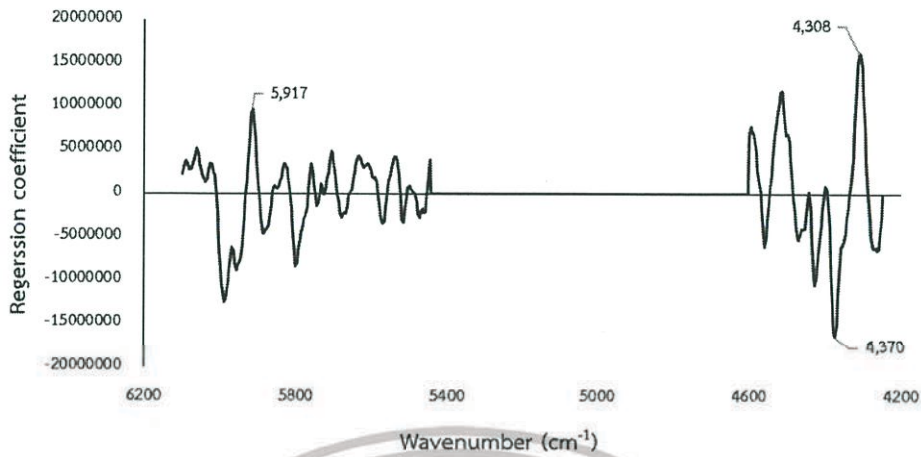
4.6.3 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของแอลกอฮอล์

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของแอลกอฮอล์ปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ 6,102 - 5,446.3 cm^{-1} ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.29 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ 5,963 cm^{-1} , 5,871 cm^{-1} , 5,801 cm^{-1} , 5,712 cm^{-1} , 5,658 cm^{-1} และ 5,608 cm^{-1} โดยที่เลขคลื่น 5,963 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic (Osborne and Fearn, 1993) ที่ 5,871 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ 5,801 cm^{-1} , 5,712 cm^{-1} และ 5,658 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 (Osborne and Fearn, 1993) และที่ 5,608 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของ เซลลูโลส (Workman and Weyer, 2008)



รูปที่ 4.29 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของแอลกอฮอล์ปี 2561

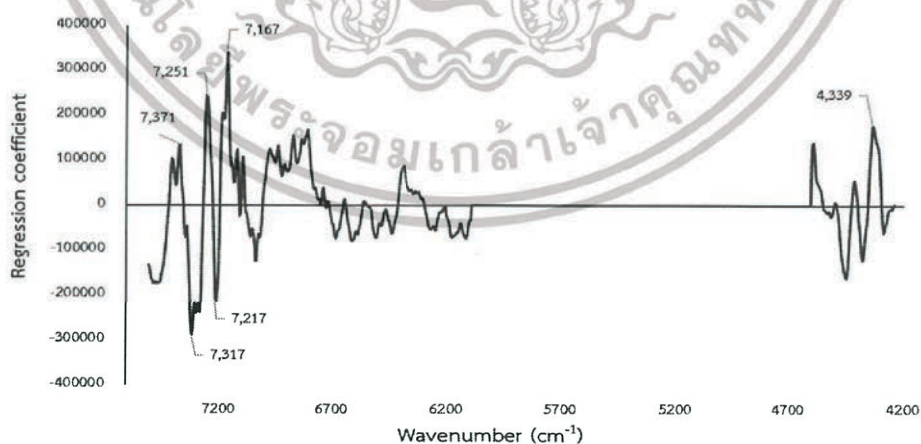
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของแอลกอฮอล์ปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ 6,102 - 5,446.3 cm^{-1} และช่วงเลขคลื่นที่ 4,601.6 - 4,246.7 cm^{-1} ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.30 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ 5,917 cm^{-1} , 4,370 cm^{-1} และ 4,308 cm^{-1} โดยที่เลขคลื่น 5,917 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ 4,370 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของโปรตีน (Workman and Weyer, 2008) และที่ 4,308 cm^{-1} เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 (Osborne and Fearn, 1993) ซึ่งเป็นองค์ประกอบในโครงสร้างของลิกนิน (Posom and Sirisomboon, 2017)



รูปที่ 4.30 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของแถบปี 2561 และปี 2560

4.6.4 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพด

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซังข้าวโพดปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502.2 - 6,098.2 \text{ cm}^{-1}$ และที่เลขคลื่น $4,601.6 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.31 พิจารณา ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า ที่เลขคลื่น $7,371 \text{ cm}^{-1}$, $7,251 \text{ cm}^{-1}$ และ $7,217 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $7,317 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic (Workman and Weyer, 2008) และที่ $7,167 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,339 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.31 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพด ปี 2561

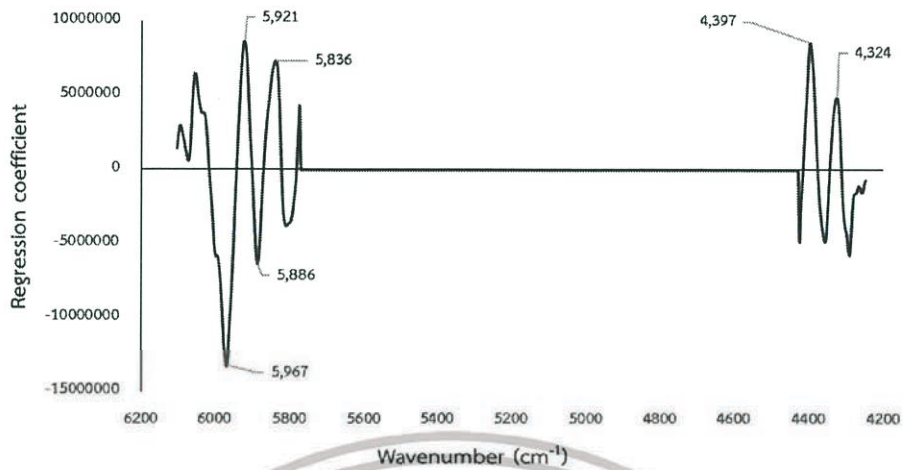
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502.2 - 6,098.2 \text{ cm}^{-1}$ และช่วงเลขคลื่นที่ $5,450.2 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.32 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $7,344 \text{ cm}^{-1}$, $5,419 \text{ cm}^{-1}$, $4,821 \text{ cm}^{-1}$, $4,428 \text{ cm}^{-1}$, $4,389 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,274 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $7,344 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,389 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $5,419 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,274 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ เซลลูโลส (Workman and Weyer, 2008) และที่ $4,821 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,428 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.32 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพดปี 2561 และปี 2560

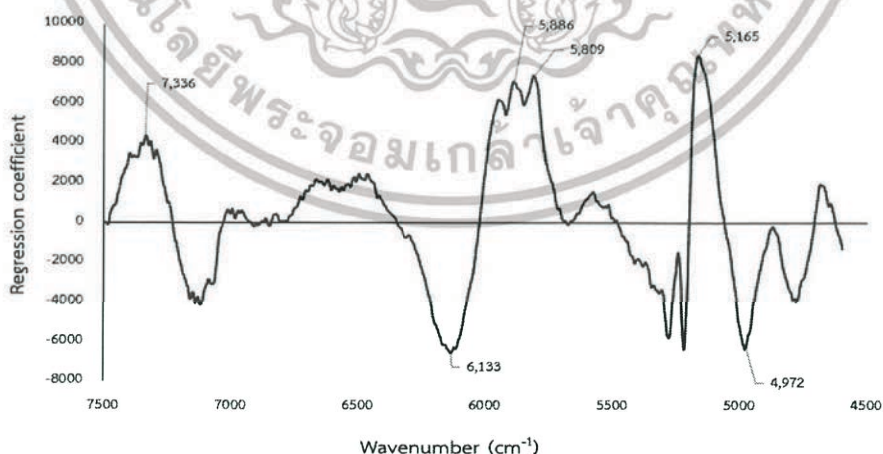
4.6.5 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื้อยไม้ยางพาราที่หลีกเลี่ยงการใช้เพาะเห็ดฟาง

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซีเลื้อยไม้ยางพาราที่หลีกเลี่ยงการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $6,102 - 5,774.2 \text{ cm}^{-1}$ และที่เลขคลื่น $4,424.2 - 4,246.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.33 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่ $5,967 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของ Aromatic ที่ $5,921 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโปรตีน (Workman and Weyer, 2008) ที่ $5,886 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,836 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 ที่ $4,397 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993) และที่ $4,324 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.33 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561

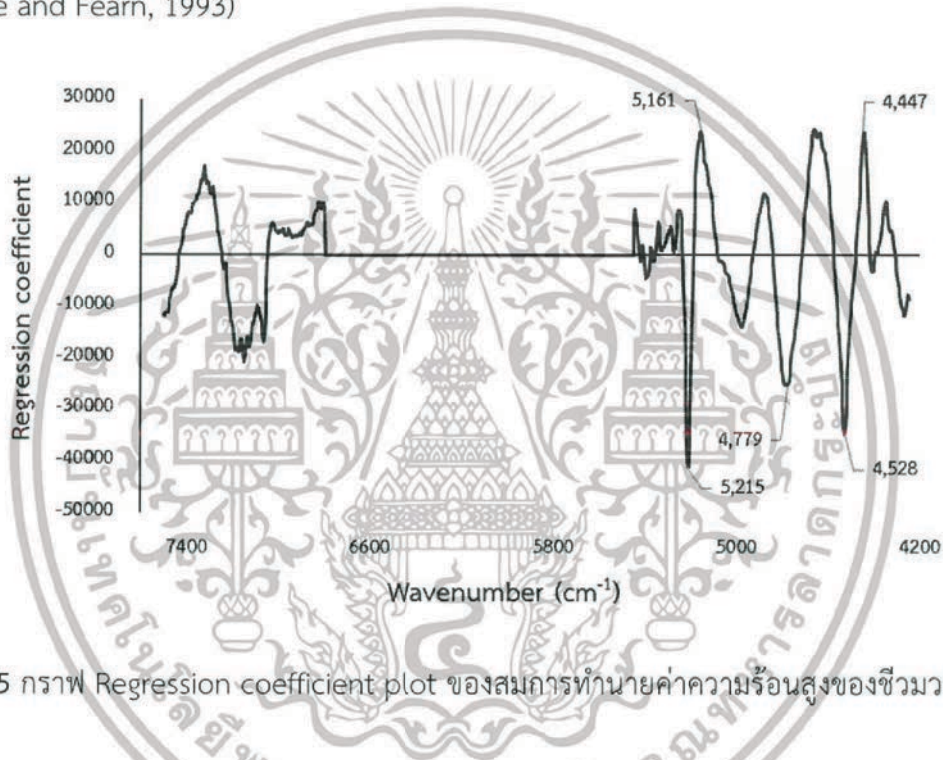
ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502.0 - 4,597.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.34 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $7,336 \text{ cm}^{-1}$, $6,133 \text{ cm}^{-1}$, $5,886 \text{ cm}^{-1}$, $5,809 \text{ cm}^{-1}$, $5,165 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,972 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $7,336 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,886 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $6,133 \text{ cm}^{-1}$ และ $5,809 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_2 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $5,165 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ (Osborne and Fearn, 1993) และที่ $4,972 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.34 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเลื่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟางปี 2561 และปี 2560

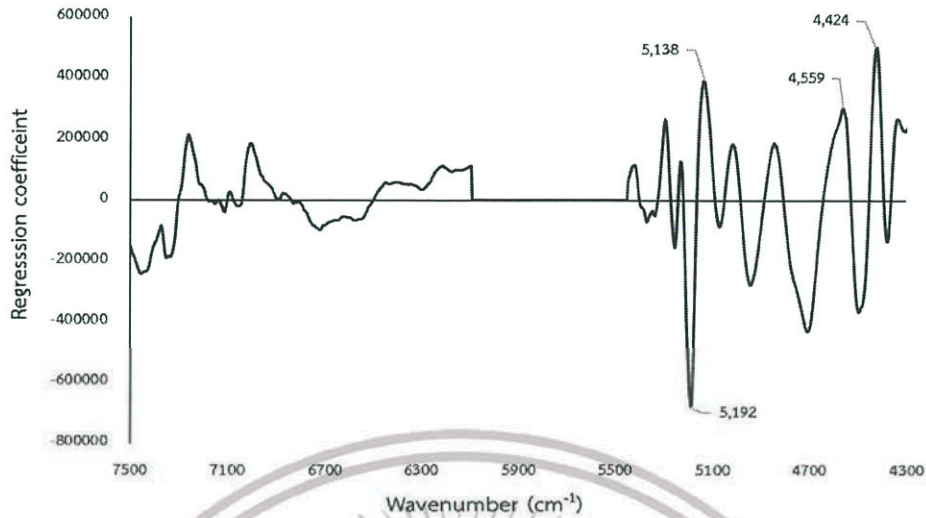
4.6.5 องค์ประกอบที่สำคัญในสเปกตรัมในการทำนายค่าความร้อนสูงของโมเดลรวม

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซีวมวลทั้ง 5 ชนิดปี 2561 ใช้ช่วงเลขคลื่นที่ $7,502.2 - 6,098.2 \text{ cm}^{-1}$ และที่เลขคลื่น $5,450.2 - 4,597.7 \text{ cm}^{-1}$ ดังแสดงได้จาก รูปที่ 4.35 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า เลขคลื่นที่มีผลต่อการทำนายค่าความร้อนสูงนั้น ได้แก่ $5,215 \text{ cm}^{-1}$, $5,161 \text{ cm}^{-1}$, $4,779 \text{ cm}^{-1}$, $4,528 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,447 \text{ cm}^{-1}$ โดยที่เลขคลื่น $5,215 \text{ cm}^{-1}$, $5,161 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,528 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของน้ำ (Workman and Weyer, 2008) ที่ $4,779 \text{ cm}^{-1}$ และ $4,447 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.35 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของซีวมวล 5 ชนิดปี 2561

ในการสร้างสมการทำนายค่าความร้อนของซีวมวลทั้ง 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 รูปที่ 4.36 พิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของสมการในช่วงเลขคลื่นที่นำมาสร้างสมการทำนายพบว่า 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 (Osborne and Fearn, 1993) ที่ $4,559 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของโครงสร้างทางเคมี คือ CH_3 (Osborne and Fearn, 1993) และที่ $4,424 \text{ cm}^{-1}$ เป็นการดูดกลืนคลื่นของสตาร์ช (Osborne and Fearn, 1993)



รูปที่ 4.36 กราฟ Regression coefficient plot ของสมการทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวลทั้ง 5 ชนิด ปี 2561 และปี 2560

4.7 ข้อมูลเชิงสถิติจากการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น (Unknown)

ตารางที่ 4.25 ข้อมูลเชิงสถิติสำหรับการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่าง Unknown โดยใช้ PLS model

ชีวมวล	SEP (Jg^{-1})	SEP (%)	RPD	Bias (Jg^{-1})
เห้งมันสำปะหลัง	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
ซีเลียมไ้มียงพารา	595	4.21	1.21	-491
ทะลายปาล์มเปล่า	290	1.73	1.37	-118
ใบอ้อย	180	1.28	1.51	-264
กาบและเปลือกมะพร้าว	94.7	0.53	0.929	-194

จากผลการทำนายค่าความร้อนสูงของตัวอย่างชีวมวลจากแหล่งอื่น พบว่าในพืชตัวอย่าง 5 ชนิด พืชที่มีค่าการทำนายดีที่สุดคือ ฟางข้าว มีค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนายอยู่ที่ $103 Jg^{-1}$ คิดเป็น 0.70% และในพืช unknown พืชที่มีค่าการทำนายดีที่สุดคือ กาบและเปลือกมะพร้าว มีค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนายอยู่ที่ $94.7 Jg^{-1}$ คิดเป็น 0.53%

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

การศึกษาการตรวจสอบค่าความร้อนสูงของชีวมวลที่ได้มาจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ พางข้าว ชังข้าวโพด แกลบ ชี้อย่อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง และเหง้ามันสำปะหลัง ด้วยเทคนิคสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้ จากเครื่อง 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 ตัวอย่าง เพื่อเพิ่มความเสถียรของแบบจำลองในการทำนายค่าความร้อนของชีวมวลจากปี 2560 รวมตัวอย่างทั้ง 2 ปี จำนวน 300 ตัวอย่าง พบว่า สมการที่ได้จากการวัดค่าสเปกตรัมการดูดกลืนคลื่นมีการปรับแต่งสเปกตรัมแบบ First Derivative ร่วมกับ MSC มีค่า R^2 อยู่ที่เท่ากับ 0.9026 ค่า RMSEP เท่ากับ 342 Jg^{-1} ค่า RPD เท่ากับ 3.23 และค่า Bias เท่ากับ 45.3 Jg^{-1} และทางผู้วิจัยได้มีการนำแบบจำลองไปใช้งานเพื่อพิสูจน์ความเป็นไปได้ในการนำแบบจำลองมาใช้งานจริง โดยนำไปใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล 5 ชนิดที่กล่าวมาข้างต้นและชีวมวลชนิดอื่น (unknown) ได้แก่ ทะลายปาล์ม เปล่า ใบอ้อย กาบและเปลือกมะพร้าว พบว่า ทั้ง 8 ชนิด มีค่าความผิดพลาด (Bias) และค่าความผิดพลาดมาตรฐานของการทำนาย (SEP) อยู่ในเกณฑ์ที่น้อย ดังนั้น จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองการทำนายที่ใช้เทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีมีความเป็นไปได้ในการนำมาใช้ทำนายค่าความร้อนสูงของชีวมวล และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในการตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ก

ค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวล

ตารางที่ ก.1 ผลการตรวจวัดค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวลเห้ง้ามันลำปะหลัง

ตัวอย่างที่	ค่าความร้อน (J/g)	ค่าความชื้น (%db)
1	16801.5	3.5476
2	17065.0	2.9919
3	16670.5	2.7868
4	16616.0	2.9381
5	16530.0	3.0247
6	16707.0	3.1765
7	16271.0	3.3703
8	17077.5	3.8968
9	16612.0	3.5575
10	16539.0	3.1209
11	16895.5	2.9833
12	16492.5	3.1271
13	16584.5	2.8773
14	16140.5	2.7710
15	16738.0	2.9690
16	16784.5	2.5637
17	16491.5	2.6608
18	16433.0	2.1298
19	16270.0	2.6715
20	16417.0	3.8527
21	16013.5	3.9753
22	15918.0	3.9627
23	15937.0	3.8589
24	15875.5	3.4713
25	16381.5	3.3683
26	16461.5	3.7039
27	16330.5	3.3779
28	15860.0	3.5154
29	16081.0	3.1810
30	16338.0	3.6175

ตารางที่ ก.2 ผลการตรวจวัดค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวลฟางข้าว

ตัวอย่างที่	ค่าความร้อน (J/g)	ค่าความชื้น (%db)
1	11168.5	1.1773
2	11436.0	2.4892
3	13953.5	1.8861
4	12856.5	2.5659
5	12422.0	3.1393
6	14272.0	2.8155
7	14264.0	3.0494
8	13578.0	2.7151
9	15598.5	2.7757
10	13551.5	2.3819
11	13756.0	3.1277
12	14341.0	2.6685
13	15538.5	3.4641
14	13997.0	3.6819
15	14137.0	2.8691
16	14982.0	3.8419
17	14899.0	2.9481
18	13356.0	4.3205
19	14795.5	4.0463
20	13839.5	4.2784
21	14290.5	3.9682
22	12548.5	4.2949
23	13750.0	4.0854
24	14116.5	4.1248
25	13780.0	4.2406
26	14885.5	4.6243
27	14413.0	5.1503
28	14921.0	4.7911
29	11912.5	5.0446
30	14262.0	4.9581

ตารางที่ ก.3 ผลการตรวจวัดค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวลแกลบ

ตัวอย่างที่	ค่าความร้อน (J/g)	ค่าความชื้น (%db)
1	14835.0	11.7680
2	14775.0	11.4560
3	14809.5	11.1806
4	14804.5	11.5317
5	14875.0	11.9665
6	14691.0	12.2100
7	14734.0	12.2261
8	14720.5	12.2676
9	14683.0	11.7792
10	14772.5	12.3941
11	14755.0	12.2085
12	14775.0	12.0267
13	14765.5	11.9024
14	14766.0	8.8637
15	14793.0	12.1548
16	14704.5	11.8248
17	14786.0	12.6245
18	14754.5	12.1116
19	14758.0	11.9236
20	14737.5	11.7550
21	14765.0	13.0885
22	14760.0	13.0544
23	14643.5	12.1032
24	14693.5	12.4494
25	14594.5	12.3677
26	14652.5	12.0256
27	14633.0	11.9004
28	14721.0	12.1300
29	14755.0	12.1049
30	14724.0	12.3074

ตารางที่ ก.4 ผลการตรวจวัดค่าความร้อนและค่าความชื้นของซีเมนต์ขี้ขาวโพด

ตัวอย่างที่	ค่าความร้อน (J/g)	ค่าความชื้น (%db)
1	17343.0	5.0154
2	17517.0	4.6873
3	17331.0	5.7699
4	17422.0	6.1825
5	17566.5	6.2011
6	17258.0	6.4209
7	17550.0	4.7174
8	17402.5	5.2532
9	17282.5	6.6584
10	17338.0	5.3497
11	17359.5	6.0964
12	17414.0	6.2073
13	17287.0	5.7269
14	17238.0	7.1797
15	17355.5	5.4262
16	16990.0	9.1657
17	17291.0	8.1591
18	17075.0	7.0514
19	17032.0	6.0725
20	17225.0	6.0823
21	17370.5	5.1918
22	17325.0	5.8219
23	17345.0	5.8066
24	17386.5	5.6609
25	17142.0	7.0349
26	17297.5	6.2108
27	17265.0	6.5689
28	17222.5	5.3648
29	17445.5	3.4458
30	17220.5	7.8815

ตารางที่ ก.5 ผลการตรวจวัดค่าความร้อนและค่าความชื้นของชีวมวลซีลื้อยไม้ยางพาราที่เหลือจากการใช้เพาะเห็ดฟาง

ตัวอย่างที่	ค่าความร้อน (J/g)	ค่าความชื้น (%db)
1	11168.5	1.1773
2	11436.0	2.4892
3	13953.5	1.8861
4	12856.5	2.5659
5	12422.0	3.1393
6	14272.0	2.8155
7	14264.0	3.0494
8	13578.0	2.7151
9	15598.5	2.7757
10	13551.5	2.3819
11	13756.0	3.1277
12	14341.0	2.6685
13	15538.5	3.4641
14	13997.0	3.6819
15	14137.0	2.8691
16	14982.0	3.8419
17	14899.0	2.9481
18	13356.0	4.3205
19	14795.5	4.0463
20	13839.5	4.2784
21	14290.5	3.9682
22	12548.5	4.2949
23	13750.0	4.0854
24	14116.5	4.1248
25	13780.0	4.2406
26	14885.5	4.6243
27	14413.0	5.1503
28	14921.0	4.7911
29	11912.5	5.0446
30	14262.0	4.9581



ตารางที่ ข.1 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของเหง้ามันสำปะหลัง

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	16559.5	15732.0
2	16178.0	16341.0
3	15410.0	16450.0
4	15918.5	16259.0
5	15882.5	16326.0
6	16335.0	16343.0
7	15981.0	16325.0
8	15460.0	16084.0
9	16125.0	16140.0
10	16164.0	16419.0

ตารางที่ ข.2 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของฟางข้าว

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	14765.5	14617.0
2	14716.0	14895.0
3	14726.0	14774.0
4	14677.5	14894.0
5	14831.5	14877.0
6	14775.5	14780.0
7	14707.5	14784.0
8	14696.5	14667.0
9	14755.5	14743.0
10	14698.5	14744.0

ตารางที่ ข.3 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของแกลบ

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	14837.0	15132.0
2	14565.0	15100.0
3	14498.0	14940.0
4	14670.0	15275.0
5	14592.0	15208.0
6	14561.5	15183.0
7	14698.5	15247.0
8	14685.0	15367.0
9	14724.0	15305.0
10	14701.5	15187.0

ตารางที่ ข.4 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของซังข้าวโพด

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	17361.5	17136.0
2	17241.0	17386.0
3	17325.5	16998.0
4	17307.0	17340.0
5	17290.5	17216.0
6	17104.0	17136.0
7	17134.0	17256.0
8	17027.0	17152.0
9	17236.0	17519.0
10	17157.0	17220.0

ตารางที่ ข.5 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของซีเมนต์ไม่ย่างพาราที่เหลือจากการใช้
เพาะเห็ดฟาง

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	14051.5	14550.0
2	13195.0	14522.0
3	14797.0	14513.0
4	14024.0	14245.0
5	13675.0	14626.0
6	15238.0	14908.0
7	14784.0	15011.0
8	14435.0	14674.0
9	12955.0	14311.0
10	14237.0	14941.0

ตารางที่ ข.6 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของทะเลสาบปาล์มเปล่า

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	17016.5	17404.0
2	17025.5	17493.0
3	16797.5	16727.0
4	17629.0	17332.0
5	16188.5	15891.0
6	16543.0	16601.0
7	16660.0	16884.0
8	16771.0	17240.0
9	16654.5	16922.0
10	16403.0	16374.0

ตารางที่ ข.7 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของใบอ้อย

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	14247.5	14750.0
2	13756.5	14153.0
3	13919.0	14207.0
4	13871.5	14162.0
5	13796.5	14168.0
6	13950.0	14150.0
7	14014.0	14386.0
8	14173.0	14314.0
9	14387.0	14620.0
10	14589.0	14437.0

ตารางที่ ข.8 ผลการตรวจวัดการทำนายค่าความร้อนสูงของกาบและเปลือกมะพร้าว

ตัวอย่างที่	TRUE	Prediction
1	17626.5	17805.0
2	17575.0	17866.0
3	17709.0	17925.0
4	17751.5	17976.0
5	17712.5	17831.0
6	17725.5	17916.0
7	17785.0	18035.0
8	17643.5	17954.0
9	17890.0	17868.0
10	17726.0	17905.0

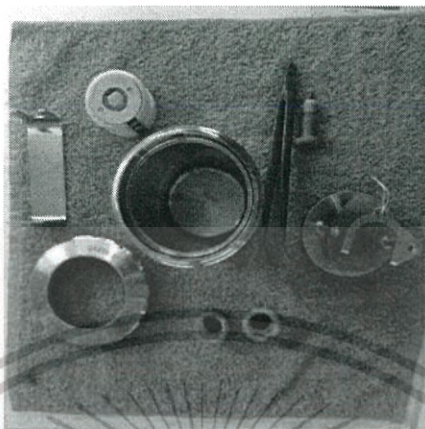


ภาคผนวก ค

วิธีการใช้เครื่อง Bomb Calorimeter

ขั้นตอนการวัดค่าความร้อนของวัสดุด้วยเครื่อง Bomb Calorimeter system c200

1.เตรียมชุดเวสเซลของ Bomb Calorimeter system c200



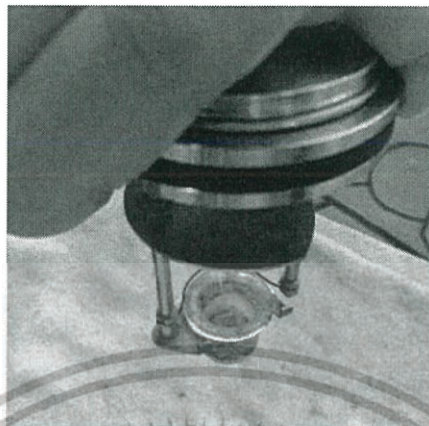
2.นำด้ายฝ้ายผูกกับหลอดจุดฉนวน (เพื่อเป็นตัวจุดชนวนในการเผาไหม้ชีวมวล)



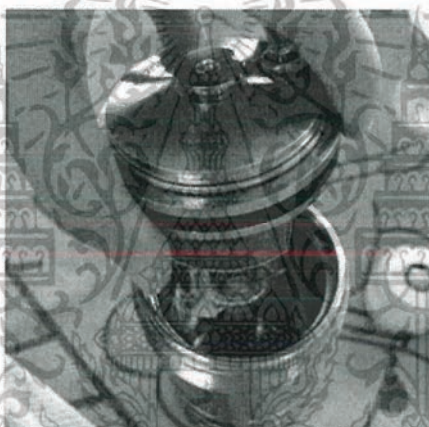
3. ทำการชั่งน้ำหนักชีวมวลที่ต้องการวัดค่าความร้อน



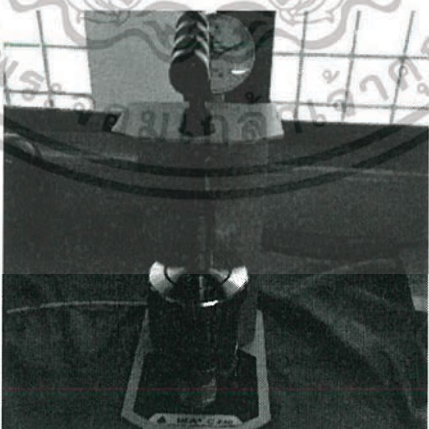
4. นำซีวมวลที่ต้องการวัดค่าความร้อนใส่ลงในถ้วยของสำหรับเผาไหม้ โดยให้ซีวมวลนั้นวางทับอยู่บนปลายทั้ง 2 ของเส้นด้าย



5. นำซีวมวลใส่ในเวสเซลและปิดฝาเวสเซลให้เรียบร้อย



6. นำเวสเซลไปอัดแก๊สที่ความดัน 30 bar เป็นเวลา 30 วินาที



7. ปิดฝาจุดชนวน



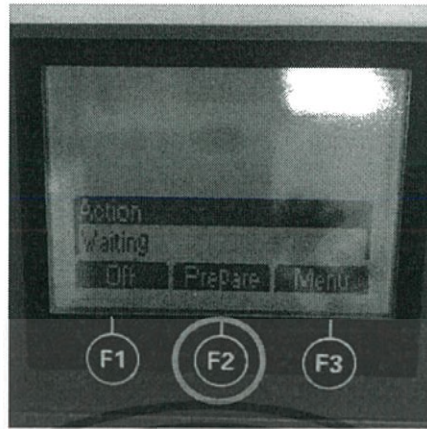
8. นำเวสเซลเข้าเครื่องและปิดฝาเครื่อง Bomb Calorimeter system c200



9. นำน้ำที่ได้มีการคาลิเบรตเติมลงไป (ต้องรักษาอุณหภูมิของน้ำให้ไม่เกิน 25 °C)



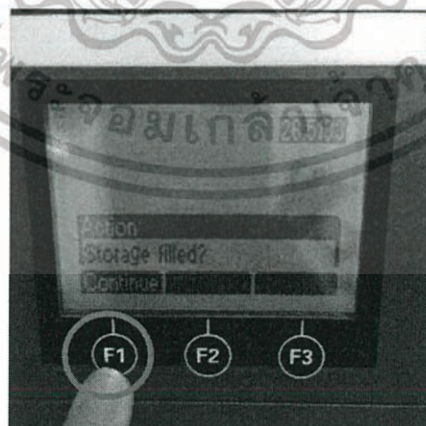
10. กด F2 เพื่อเริ่มการตั้งค่า



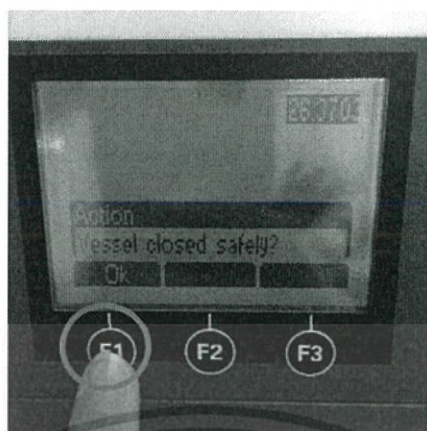
11. ใส่ค่าน้ำหนักของวัสดุที่ต้องการวัดค่าความร้อน ที่เราได้ทำการชั่งน้ำหนักไว้ก่อนหน้านี้ลงในช่อง Weight หลังจากนั้นกำหนดค่าต่างๆเสร็จแล้วกด F1



12. เครื่องจะถามว่า Storage filled? ให้กด F1 เพื่อดำเนินการต่อไป



13. จากนั้นเครื่องจะถามอีกว่า Close the cover? ให้กด F1 เพื่อดำเนินการต่อไป



14. จากนั้นเครื่องก็จะ RUN อัตโนมัติ

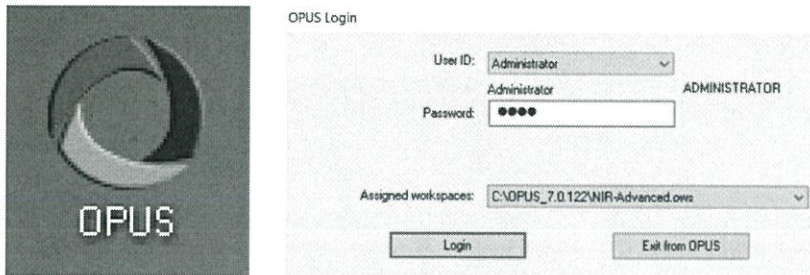


15. จากนั้นก็รอนเครื่องประมวลผลเสร็จใช้เวลาประมาณ 15 - 20 นาที ก็จะได้ค่าความร้อนของชีวมวลนั้นๆออกมา





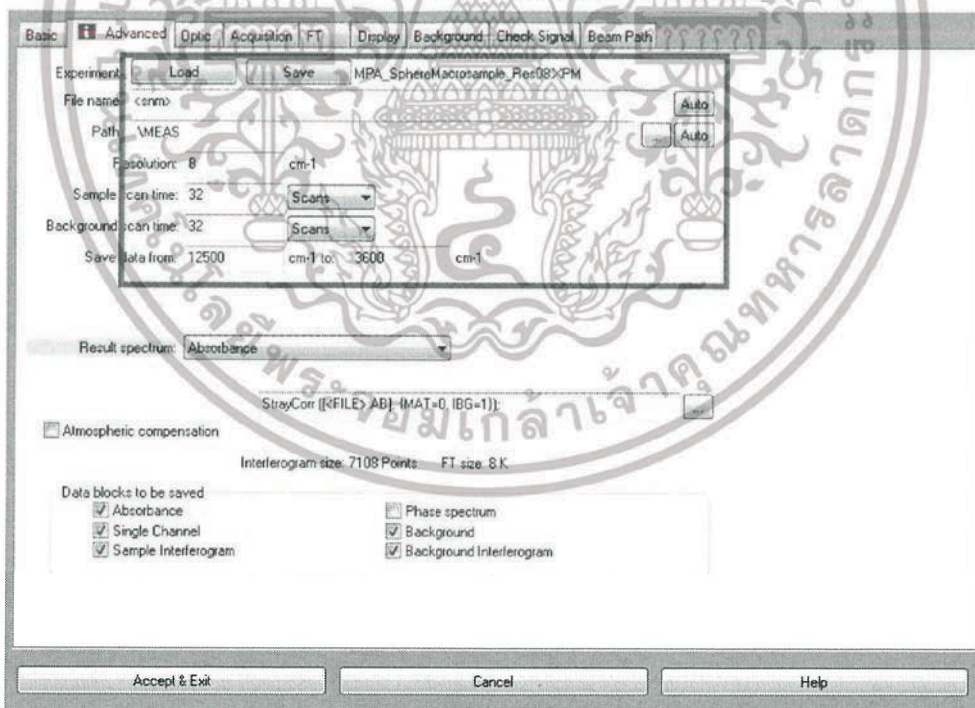
1. เปิดโปรแกรม OPUS 7.0 ใส่รหัส Password: OPUS กด Login



2. คลิกที่รูป  Advanced Data collection อยู่ด้านบน



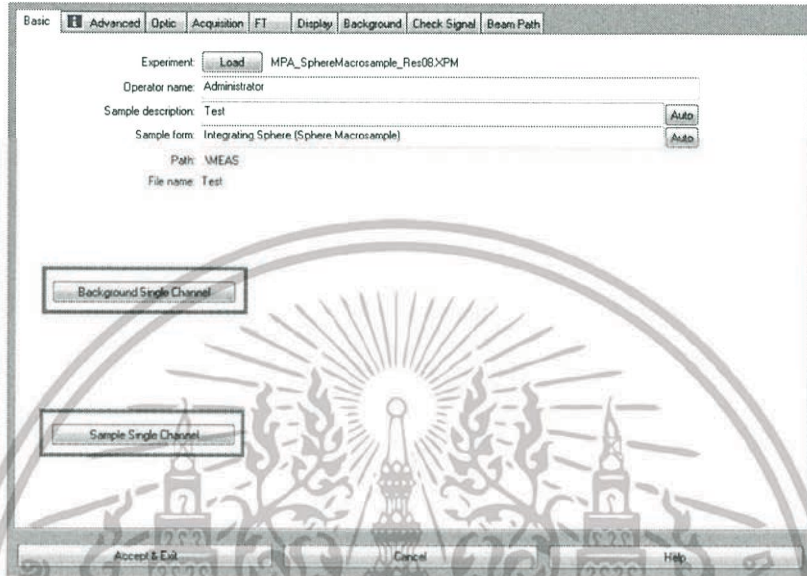
3. จากนั้นเมื่อได้หน้าต่างมาให้คลิกที่ Advanced จากนั้นเลือกไฟล์ที่ต้องการให้ spectrum เลือกกดที่ จุด 3 จุด โดยอยู่ตรงช่อง Path และตั้งชื่อที่ File name จากนั้นตั้งค่าตามรูป Resolution 8 cm^{-1} , sample scan time 32 scan, Background scan time 32 scan, Save data from 12500-3600 cm^{-1}




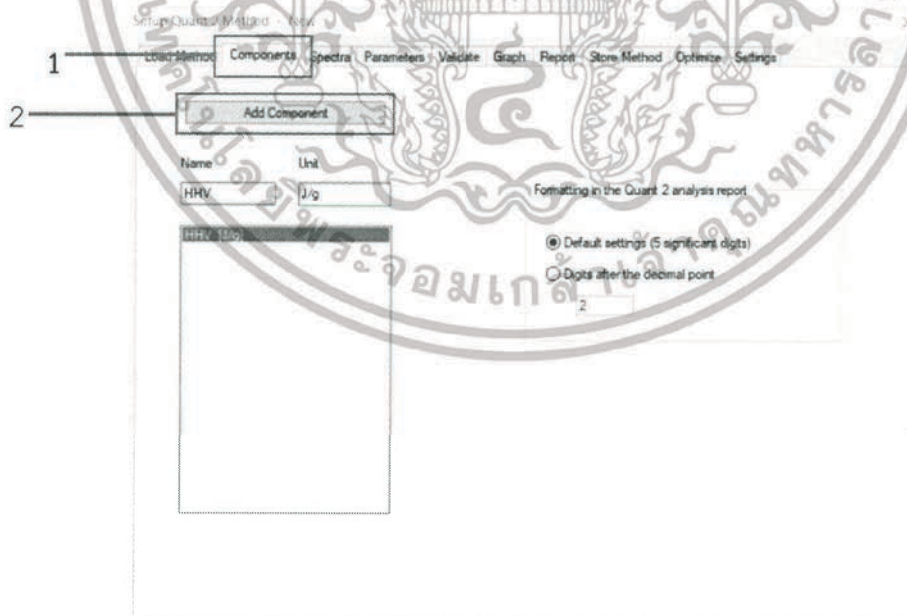
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. หลังจากนั้นกลับไปคลิกที่ Basic คลิกที่ Background single Channel ก่อนการสแกนครั้งแรกและทุกๆ 40-45

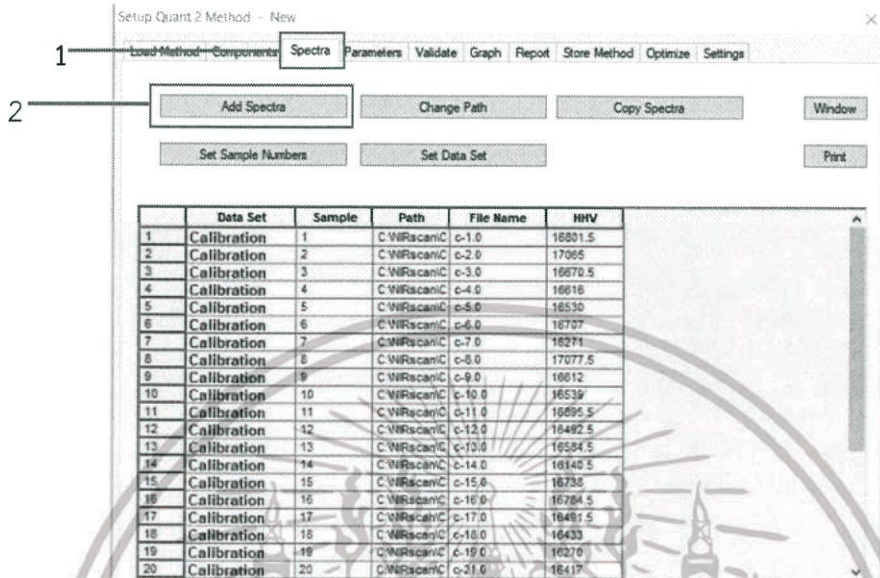
นาที จากนั้นนำตัวอย่างที่ต้องการสแกนมาวางบนเครื่อง FT - spectrometer แล้วจึงกด Sample single Channel จะได้ spectrum ออกมา



5. จากนั้นคลิกที่  คือ Setup Quant 2 Method จากนั้นจะได้หน้าต่างขึ้นมาให้คลิกที่ Components กด Add Components ใส่ค่า HHV ตามรูปด้านล่าง



6. กด spectra จากนั้นกด Add spectra เลือก spectra จากไฟล์ที่เราได้เลือกไว้ตอนที่ทำการ สแกน และใส่ค่าวิเคราะห์ทางเคมีจะได้ตามรูปด้านล่าง

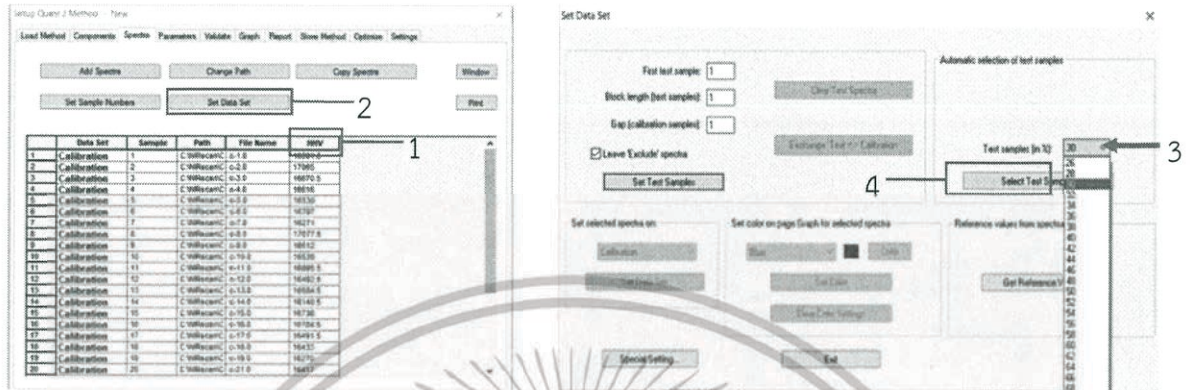


7. จากนั้นให้เราเลือก Validation ให้ดูว่าเราต้องการเลือกแบบไหนแบบ Cross Validation หรือ Test set Validation



กรณีทำการเลือก Test set Validation

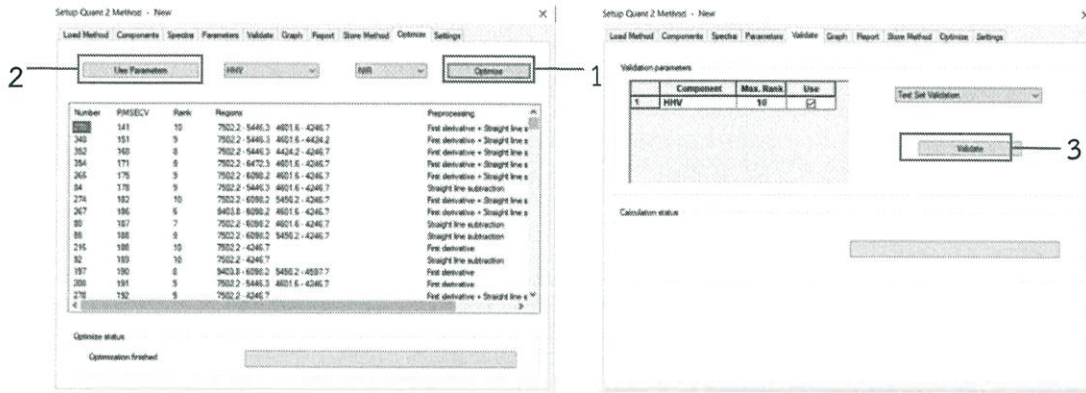
1) ทำการเรียงข้อมูลค่าทางเคมีจากน้อยไปมากก่อน โดยการกดดับเบิลคลิกตรง HHV จากนั้นคลิกที่ Set data set ในกรณีนี้แบ่ง 70:30 เราจะเลือกให้ Test samples เป็น 30 ดังรูป หลังจากนั้นกด Select Test Samples



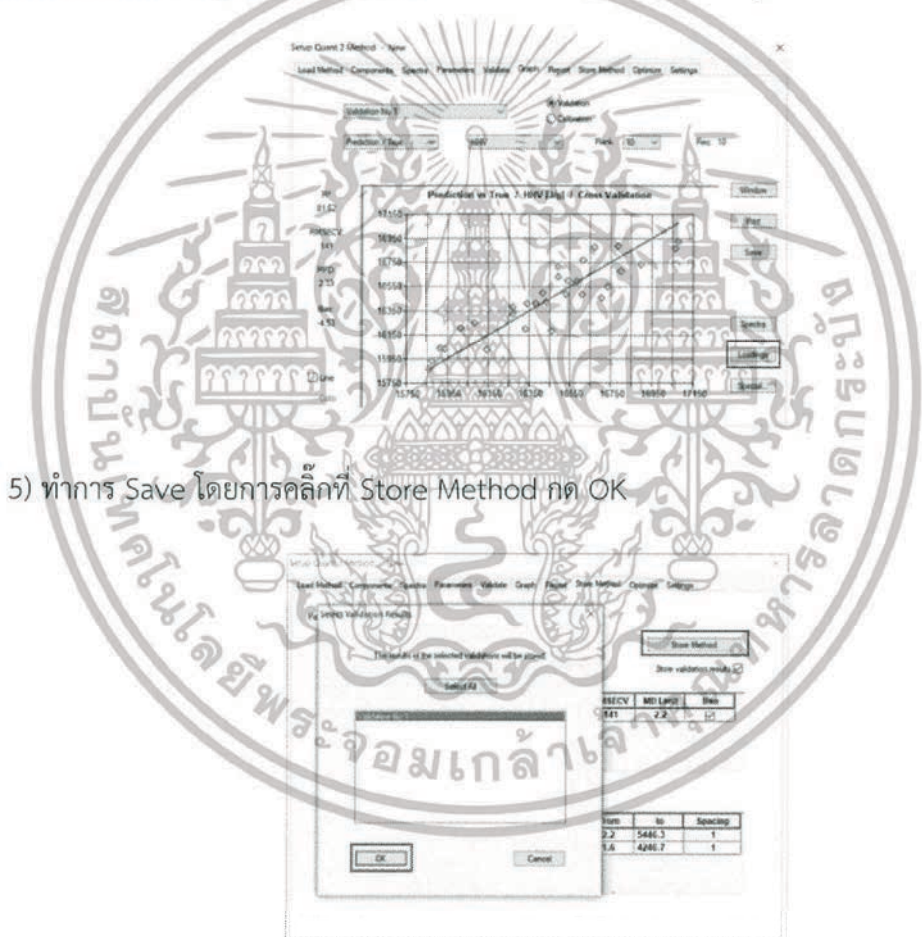
2) การนั้นคลิกที่ setting และเลือก Select preprocessing option for Optimize ตามรูป



3) จากนั้นคลิก Optimize กด Optimize โปรแกรม OPUS จะเลือกสมการที่ดีที่สุดมาในช่องแรก จากนั้นกดที่ Use Parameters และ Validate ดังรูป



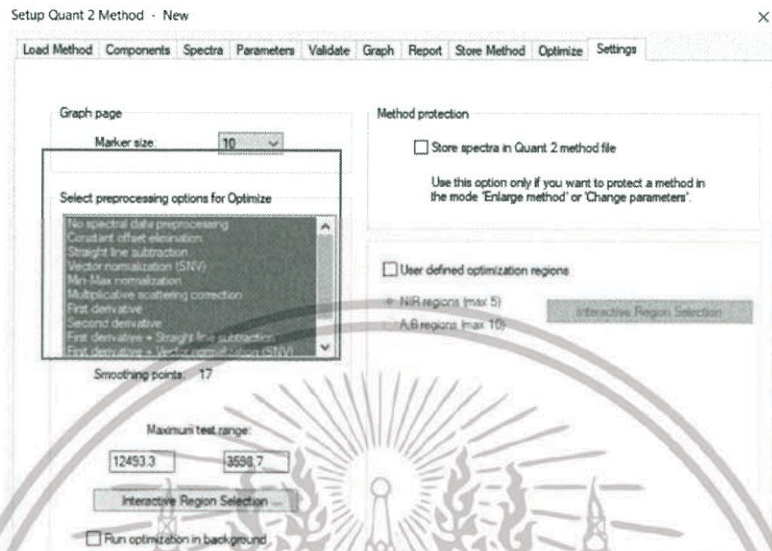
4) จากนั้นโปรแกรมจะแสดงกราฟเพื่อดูค่าทางสถิติต่างๆ และดูเส้น Target line ของสมการที่เราเลือกถ้าหากเราต้องการดูกราฟ Regression Coefficient ให้กด Loadings



กรณีทำการเลือก Cross Validation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1) ไม่ต้องทำการเรียงข้อมูล สามารถทำการคลิกที่ setting และเลือก Select preprocessing option for Optimize ตามรูป

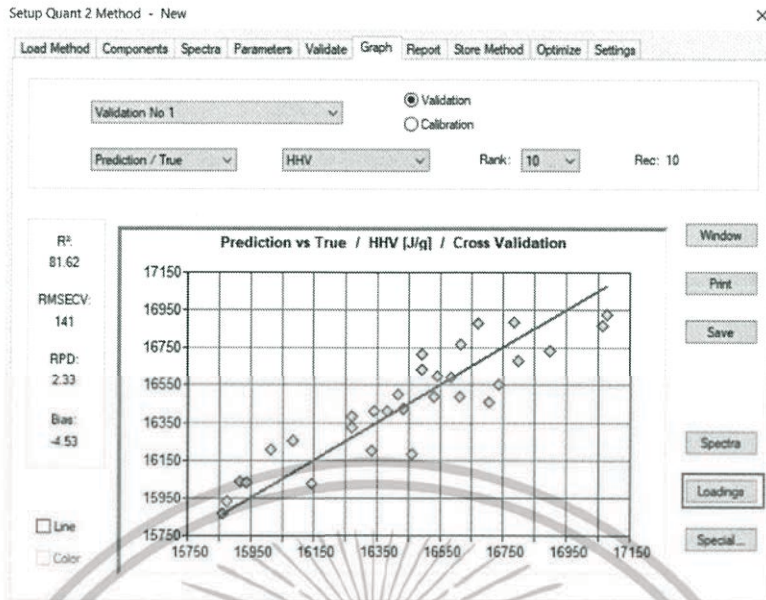


2) จากนั้นคลิก Optimize กด Optimize โปรแกรม OPUS จะเลือกสมการที่ดีที่สุดในช่องแรก จากนั้นกดที่ Use Parameters และ Validate ดังรูป



3) จากนั้นโปรแกรมจะแสดงกราฟเพื่อดูค่าทางสถิติต่างๆ และดูเส้น Target line ของสมการที่เราเลือกถ้าหากเราต้องการดูกราฟ Regression Coefficient ให้กด Loadings

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



4) ทำการ Save โดยการคลิกที่ Store Method กด OK



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 กระทรวงพลังงาน, 2556. ฐานข้อมูลศักยภาพชีวมวลในประเทศไทยประจำปี พ.ศ. 2556. [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: http://biomass.dede.go.th/biomass_web/index.html (8 พฤษภาคม 2560)
- คู่มือสารชีวมวลเอเชีย.2552. [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: [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)
- จารุวัฒน์ แป๊ะอู๋. 2561. “การตรวจสอบค่าความร้อนของชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ทางการเกษตรของพืชเศรษฐกิจในประเทศไทยด้วยสเปกโทรสโกปีอินฟราเรดย่านใกล้” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรมเกษตร บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- วิชัย หฤทัยธนาสันต์, 2550. ความสำคัญของ NIRs Technology เพื่อการแข่งขันในเวทีการค้าโลก. โครงการสัมมนาวิชาการการควบคุมมาตรฐานคุณภาพของสินค้าทางการเกษตรและอุตสาหกรรมโดยวิธีไม่ทำลายเพื่อการแข่งขันบนเวทีการค้าโลก. 4 กรกฎาคม 2550. สถาบันค้นคว้าและพัฒนาผลิตผลทางการเกษตรและอุตสาหกรรมเกษตร. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ร่วมกับสำนักงานคณะกรรมการวิจัยแห่งชาติ, กรุงเทพฯ.
- สำนักพัฒนาการถ่ายทอดเทคโนโลยี กรมส่งเสริมการเกษตร, 2550. พลังงานชีวมวลกับวิถีชีวิตรอบด้าน. พลังงานชีวมวลจากวัสดุเหลือใช้ ปีที่ 3 ฉบับที่ 7. [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: <http://actech.agritech.doae.go.th/folder/sptf5007.pdf> (8 พฤษภาคม 2560)
- นิรนาม. 2561a. การหาค่าพลังงานสะสมในอาหารและวิธีการใช้เครื่อง Bomb calorimeter [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: [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. 2561b. การหาปริมาณความชื้น [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: <http://www.engineerthailand.com/moisture.html> (11 พฤษภาคม 2561)
- ปานมนัส ศิริสมบุรณ์. 2556. เทคโนโลยีเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปีสำหรับผลผลิตเกษตรและอาหาร. [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: <http://www.nirsresearch.com>.
- ปานมนัส ศิริสมบุรณ์, รวิภัทร ลาภเจริญสุขุม กรรณพต แก้วสอน, พลนันท อ่อนไสว, บัณฑิต ทองสร้อย, อนุรักษ์ สอนสงวน, สมชาย กลัดสุข, ศิวตล รัตนโอภา, อภิชาติ สมผิว และกิงดาว ชนะโชติ .2556 “การคาลิเบรชันแบบตัวแปรพหุ เน้นแนวเชิงปฏิบัติสำหรับการพัฒนาแบบจำลองในเคมีวิเคราะห์” [ระบบออนไลน์]. แหล่งที่มา: <http://www.nirsresearch.com>.

อภิดุล แก้วกับทอง. 2555. “การตรวจสอบปริมาณเนื้อมะพร้าวแห้งของน้ำยางพาราสดและชั้นด้วยวิธีไม่ทำลายโดยเทคนิค Near-infrared spectroscopy” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต วิศวกรรม เกษตร บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

