

การทำนายองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนโดยใช้เทคนิค Near Infrared Reflectance Spectroscopy (NIRS)

ฉะลว พัทธ์สินสุข^{1/}

จรรยา บุญจรัสชชะ^{2/}

อุดร ศรีแสง^{2/}

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างสมการสำหรับเครื่อง Near Infrared Spectrophotometer (NIRS) โดยใช้เทคนิค Near Infrared Spectroscopy ในการทำนายองค์ประกอบทางเคมี ได้แก่ ค่าวัตถุแห้ง (Dry matter, DM) โปรตีน (Crude protein, CP) ไขมัน (Ether extract, EE) เถ้า (Ash) ผนังเซลล์ (Neutral detergent fiber, NDF) ลิกโนเซลลูโลส (Acid detergent fiber, ADF) และลิกนิน (Acid detergent lignin, ADL) ของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน ใช้ตัวอย่างทั้งหมดจำนวน 192 ตัวอย่าง นำไปวัดค่าการดูดกลืนแสงที่ความยาวคลื่น 1,100-2500 นาโนเมตร ด้วยเครื่อง NIRS หาความสัมพันธ์ระหว่างค่าการดูดกลืนแสงของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนกับค่าวิเคราะห์ทางเคมี โดยใช้โปรแกรม WINISI IV และวิเคราะห์เชิงสถิติแบบ PLS (Partial least square regression) และ MPLS (Modified partial least squares regression) ที่มีการปรับแต่งสเปกตรัมแบบใช้และไม่ใช้ SNV (Standard normal variate) และ Detrend ร่วมกับ Derivative, Gap, Smoothing, Second Smoothing และ Math treatment 10 รูปแบบ จากการศึกษาพบว่าสมการทำนายค่า วัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL มีค่า R^2 อยู่ในช่วง 0.93-0.99 มีค่า RPD เท่ากับ 5.90 8.33 5.41 3.89 6.35 7.84 และ 6.21 ตามลำดับ สมการทำนายค่า วัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน NDF ADF และ ADL เป็นสมการที่อยู่ในชั้นคุณภาพยอดเยี่ยม (Excellent) ส่วนสมการทำนายค่า เถ้า เป็นสมการที่อยู่ในชั้นดีมาก (Very good) และเมื่อประเมินศักยภาพตามมาตรฐาน ISO12099:2017 พบว่า ค่า Bias SEP และ Slope ผ่านมาตรฐาน แสดงว่าสมการเทียบมาตรฐานที่ได้มีความแม่นยำสามารถทำนายค่าได้ไม่แตกต่างกับค่าจริงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ และมีประสิทธิภาพเพียงพอที่ทางห้องปฏิบัติการสามารถนำไปใช้ทำนายองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนด้วยเทคนิค NIRS ได้ เพื่อเพิ่มความรวดเร็วในการวิเคราะห์ และลดการใช้สารเคมี

คำสำคัญ: เนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี เปลือกข้าวโพดฝักอ่อน

เลขทะเบียนวิชาการ : 66(2)-0214-002

^{1/} ศูนย์วิจัยและพัฒนาอาหารสัตว์ลำปาง ต.เวียงตาล อ.ห้างฉัตร จ.ลำปาง

^{2/} กลุ่มวิจัยและพัฒนาการวิเคราะห์อาหารสัตว์ สำนักพัฒนาอาหารสัตว์ ถ.ติวานนท์ ต.บางกะดี อ.เมือง จ.ปทุมธานี

Prediction of Chemical Composition Using Near Infrared Reflectance Spectroscopy in Baby Corn Husks.

Chalao Pitaksinsuk^{1/}

Jariya Booncharatcha^{2/}

Udorn Srisaeng^{2/}

Abstract

The purpose of this research was to create an equation for the Near Infrared Spectrophotometer (NIRS) by Near Infrared Spectroscopy to predict the chemical composition of dry matter (DM), crude protein (CP), fat (ether extract ; EE), ash (Ash), cell wall (Neutral detergent fiber ; NDF), lignocellulose (Acid detergent fiber ; ADF) and Acid detergent lignin (ADL) in baby corn husks. A total of 192 samples were used and the absorbance was measured at a wavelength of 1,100-2,500 nm with the NIRS instrument. Determine the relationship between the absorbance of baby corn husks and the chemical analysis values using WINISI IV program and statistical analysis of PLS (Partial least square regression) and MPLS (Modified partial least squares regression) with SNV (Standard normal variate) and non-SNV (Standard normal variate) spectra modulated and detrend with derivative, gap , smoothing, second smoothing and math treatment 10 patterns. From the study it showed that the equation for DM, CP, EE, Ash, NDF, ADF and ADL have R^2 values in the range of 0.93-0.99, the RPD values were 5.90, 8.33, 5.41, 3.89, 6.35, 7.84, and 6.21 respectively. The predictive equations for DM, CP, EE, NDF, ADF, and ADL were in the excellent class, while the ash prediction equation was in the very good class. When evaluating potential by standards ISO12099 : 2017 found that the Bias SEP and Slope values passed the standard indicating showed that the calibration equations accuracy was not significantly different from the actual value at 95 percentage confidence level and was sufficiently effective for laboratory to predict the chemical composition of baby corn husks by NIRS technique , for using to speed up the chemical composition analysis and reduce the use of chemicals.

Keywords: Near Infrared Spectroscopy, baby corn husks

Registered No : 66(2)-0214-002

^{1/} Lampang Animal Nutrition Research and Development Center, Wiang Tan, Hang Chat, Lampang.

^{2/} Feed Analysis Research and Development Section, Bureau of Animal Nutrition Development, Department of Livestock Development, Tiwanon road, Bang-Kadi, Mueang Pathum Thani District, Pathumthani Province.

คำนำ

เปลือกข้าวโพดฝักอ่อนเป็นผลพลอยได้ทางการเกษตรหลังจากเก็บผลผลิตของฝัก ซึ่งมีผลผลิตตลอดทั้งปี ทั้งประเทศมีพื้นที่ปลูกต้นข้าวโพดฝักอ่อนประมาณ 157,699 ไร่ ผลผลิตจากการเก็บเกี่ยวทั้งปีของต้นข้าวโพดประมาณ 221,142 ตัน (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2563) ต้นข้าวโพดฝักอ่อน สามารถปลูกได้ทุกพื้นที่ที่มีแหล่งน้ำเพียงพอ ในด้านผลผลิตและปริมาณ ต้นข้าวโพดหนึ่งไร่ ได้ผลผลิตฝักอ่อนประมาณ 1,500 กิโลกรัม ต้นข้าวโพดที่สมบูรณ์จะให้ผลผลิตต้นละ 3-4 ฝัก ขนาดฝักอ่อนพร้อมเปลือกมีขนาด 4-5 นิ้ว จากผลผลิตฝักอ่อนจำนวน 10 กิโลกรัม เมื่อกรีดฝักออก จะได้ฝักอ่อน 3 กิโลกรัม เป็นส่วนเปลือกและไหม 7 กิโลกรัม หรือคิดเป็น 70 เปอร์เซ็นต์ของผลผลิตที่เป็นวัสดุเหลือใช้ (สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร, 2563) ส่วนของเปลือกฝักและไหมที่ได้ ยังคงมีสภาพสีเขียว อ่อนนุ่ม มีรสหวาน สัตว์ชอบกิน มีคุณค่าทางอาหารที่ดี และเกษตรกรนิยมนำไปใช้เลี้ยงสัตว์ และเป็นส่วนผสมอาหารผสมเสร็จ (Total mixed ration, TMR) สำหรับเลี้ยงโค (จันทกานต์และคณะ, 2563)

ในการประกอบสูตรอาหารสำหรับเลี้ยงโค จำเป็นต้องทราบค่าองค์ประกอบทางเคมีทั้งในส่วนอาหารหยาบและอาหารข้น เช่น ค่าวัตถุแห้ง (Dry matter, DM) โปรตีนหยาบ (Crude Protein, CP) ไขมัน (Ether extract, EE) เถ้า (Ash) ผนังเซลล์ (Neutral detergent fiber, NDF) ลิกโนเซลลูโลส (Acid detergent fiber, ADF) และ ลิกนิน (Acid detergent lignin, ADL) เป็นต้น โดยการวิเคราะห์ทางเคมีในห้องปฏิบัติการด้วยวิธีมาตรฐานซึ่งมีขั้นตอนในการเตรียมตัวอย่างและการวิเคราะห์ที่ยุ่งยาก ใช้เวลานาน อีกทั้งยังมีการใช้สารเคมีในการวิเคราะห์ ซึ่งส่งผลเสียต่อสภาพแวดล้อมและสุขภาพของผู้วิเคราะห์อีกด้วย ดังนั้นในการที่จะทราบผลได้อย่างรวดเร็วเพื่อทันต่อการนำไปใช้งาน จะมีกระบวนการหนึ่งคือการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี (Near Infrared Spectroscopy; NIRS) ที่สามารถทำนายค่าองค์ประกอบทางเคมีในอาหารสัตว์ได้อย่างรวดเร็ว เพียง 1-2 นาที ให้ผลเที่ยงตรงและแม่นยำ วิเคราะห์ได้หลายค่าในการสแกนเพียงครั้งเดียว ไม่ทำลายตัวอย่าง ไม่ใช้สารเคมี เป็นการวิเคราะห์ตัวอย่างที่ปลอดภัยต่อผู้ใช้งานและสภาพแวดล้อม และลดค่าใช้จ่ายได้ในระยะยาว หลักการวิเคราะห์ด้วย NIRS คือ การใช้คลื่นแสงในช่วง NIR คือ 800-2500 นาโนเมตร ส่องเข้าไปในตัวอย่าง ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของระดับพลังงานของพันธะของโมเลกุลที่เป็นตัวดูดกลืนคลื่น NIR (NIR absorber) เกิดอิเล็กตรอนิกแทรนซิชันและการสั่นสะเทือน (Vibration) จากนั้นตรวจวัดปริมาณแสงที่ตัวอย่างดูดกลืนไว้ด้วยอุปกรณ์สำหรับตรวจวัด แล้วแปลงเป็นสัญญาณเข้าสู่ส่วนประมวลผล เทคนิคนี้ต้องอาศัยการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีการทางคณิตศาสตร์ คือ เคมีเมตริก (Chemometrics) แบบต่างๆ เพื่อหาความสัมพันธ์ทางสถิติกับข้อมูลของตัวอย่างที่ตรวจวิเคราะห์ด้วยวิธีการทางเคมี หรือวิธีอื่นๆ ที่ได้ค่ามาตรฐาน ได้สมการเทียบมาตรฐาน (Calibration equation) เพื่อใช้ทำนายค่าปัจจัยคุณภาพของวัตถุดิบและผลิตภัณฑ์อาหารหลายชนิดได้ทั้งเชิงปริมาณ (Quantitative) และเชิงคุณภาพ (Qualitative) ซึ่งสมการที่ได้นี้จะผ่านขั้นตอนการทวนสอบความใช้ได้ของสมการ (Validation) เพื่อทดสอบความน่าเชื่อถือของสมการว่ามีความเหมาะสมหรือแม่นยำหรือไม่จึงจะนำไปใช้ทำนายค่าทางเคมีของตัวอย่างได้ ซึ่งในการเก็บรวบรวมตัวอย่างที่เป็นตัวแทนที่ดีควรครอบคลุมค่าองค์ประกอบทางเคมีที่ต้องการทำนาย กล่าวคือ มีค่าการกระจายอย่างสม่ำเสมอตั้งแต่ระดับต่ำสุดถึงสูงสุด ดังนั้น ตัวอย่างที่นำมาใช้ในการสร้างสมการจะต้องมาจากการสุ่มเก็บตัวอย่างที่มีความหลากหลายเพื่อให้เป็นตัวแทนของพื้นที่การผลิต ฤดูกาล และกระบวนการที่ได้มา เพื่อให้มีค่าทางเคมีที่กระจายครอบคลุมค่าของตัวอย่างนั้นๆ สำหรับนำมาวิเคราะห์หาค่าองค์ประกอบทางเคมีในห้องปฏิบัติการ และใช้ในการสแกนด้วยเครื่อง NIR Spectrometer เพื่อเก็บสเปกตรัม และนำไปใช้สร้างเป็นสมการทำนายค่าต่อไป (จันทกานต์ และคณะ, 2553)

ปัจจุบันยังไม่มีสมการทำนายองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน โดยใช้เทคนิค NIRS ดังนั้นในการทดลองครั้งนี้ จึงทำการสร้างสมการทำนายองค์ประกอบทางเคมีของตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน โดยใช้เทคนิค NIRS โดยรวบรวมตัวอย่างที่มีความหลากหลายของพื้นที่ปลูก ฤดูกาล และแหล่งที่มาต่างๆ ซึ่งจะทำให้เกษตรกรได้รับผลวิเคราะห์ที่มีความถูกต้อง แม่นยำ รวดเร็ว ประหยัดเวลา และลดการใช้สารเคมีในการวิเคราะห์ ในการนำไปใช้ในการประกอบสูตรอาหารสัตว์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

อุปกรณ์และวิธีการทดลอง

ดำเนินการทดลองและสร้างสมการทำนายค่า วัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL ของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน โดยใช้เทคนิค NIRS ณ ศูนย์วิจัยและพัฒนาอาหารสัตว์ลำปาง

ตัวอย่างและการเตรียมตัวอย่าง

รวบรวมตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน จากเกษตรกรในพื้นที่จังหวัด เชียงราย เชียงใหม่ กำแพงเพชร กาญจนบุรี นครปฐม ราชบุรี และนครราชสีมา ในช่วงฤดูฝนและฤดูแล้ง จำนวน 192 ตัวอย่าง ซึ่งเก็บทั้งฤดูฝนและฤดูแล้งโดยสุ่มเก็บตัวอย่างประมาณ 2 กิโลกรัมแล้วนำมาหั่นเป็นชิ้นเล็กๆ ขนาดประมาณ 1.5-2 เซนติเมตร นำมาอบที่อุณหภูมิ 60 องศาเซลเซียส นาน 48 ชั่วโมง บันทึกร้ำน้ำหนักก่อนอบ และหลังอบ จากนั้นนำมาบดให้มีขนาด 1 มิลลิเมตร สำหรับการวิเคราะห์ค่า วัตถุแห้ง ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL และบดให้มีขนาด 0.5 มิลลิเมตร สำหรับวิเคราะห์ค่าโปรตีน

การวัดสเปกตรัมและวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมี

1. นำตัวอย่างที่เตรียมเสร็จแล้วมาวัดสเปกตรัมโดยใช้เครื่อง NIR Spectrometer ยี่ห้อ FOSS รุ่น DS2500 (Foss Analytical A/S, Denmark) ที่ความยาวคลื่น 400-2,500 นาโนเมตร โดยใช้โปรแกรม ISScan NOVA เครื่องจะวัดสเปกตรัมแต่ละจุดห่างกัน 0.5 นาโนเมตร โดยบรรจุตัวอย่างในเซลล์ตัวอย่าง (Sample cell) เคลี่ยตัวอย่างให้กระจายอย่างสม่ำเสมอ ทำการวัด 2 ซ้ำต่อตัวอย่าง (Duplicates) การวัดแต่ละครั้งจะแสดงรายการองค์ประกอบทางเคมี จำนวน 7 รายการได้แก่ ค่าวัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL นำค่าแต่ละรายการที่ได้จากการวัดมาเฉลี่ยเพื่อแสดงผลออกมาเป็นเส้นสเปกตรัม 1 เส้นต่อรอบ ซึ่งค่าที่ได้เรียกว่า ค่าการดูดกลืน (Absorbance)

2. นำตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนที่ผ่านการวัดสเปกตรัม มาวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีต่างๆ โดยวิธีทางเคมี (Wet Chemical Analysis) ได้แก่ ค่าความชื้น ตามวิธีที่ 930.15 (AOAC, 2016) และคิดเป็นเปอร์เซ็นต์วัตถุแห้ง (Dry Matter, DM) โปรตีน ด้วยเครื่อง Combustion ตามวิธีที่ 990.03 (AOAC, 2016) ไขมัน ตามวิธีที่ 11085 (ISO, 2015) เถ้า ตามวิธีที่ 942.05 (AOAC, 2016) NDF ตามวิธีที่ 2002.04 (AOAC, 2016) ADF และ ADL ตามวิธีที่ 973.18 (AOAC, 2016) โดยวิเคราะห์ 2 ซ้ำต่อตัวอย่าง ค่าที่ได้เรียกว่าค่าจริง (Actual value)

3. ทำการวิเคราะห์หาค่าความคลาดเคลื่อนของการวิเคราะห์ในห้องปฏิบัติการหรือ SEL (Standard error of laboratory) ด้วยวิธี Duplicate blind test เพื่อจะนำค่าไปประเมินสมการเทียบมาตรฐานที่สร้างได้ โดยค่า SEL ต้องมากกว่าค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนาย (Standard error of prediction, SEP) สองเท่า (Sithiporn Associates Company, 2017) ทำการวิเคราะห์โดยใช้ตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน จำนวน 10 ตัวอย่าง แต่ละตัวอย่างแบ่งออกเป็นตัวอย่างย่อยที่ 1 และตัวอย่างย่อยที่ 2 กำหนดหมายเลขตัวอย่างไม่ให้ซ้ำกัน แล้วส่งวิเคราะห์เป็น 2 ชุด คือ ชุดที่ 1 ประกอบด้วยตัวอย่างย่อยที่ 1 ของตัวอย่างที่ 1 ถึง 10 และชุดที่ 2 ประกอบด้วยตัวอย่างย่อยที่ 2 ของตัวอย่างที่ 1 ถึง 10 แต่ละชุด

วิเคราะห์ตัวอย่างละ 1 ซ้ำ จากนั้นนำผลวิเคราะห์ของแต่ละองค์ประกอบทางเคมี คำนวณเป็นเปอร์เซ็นต์ของวัตถุแห้ง และคำนวณหาค่า SEL โดยใช้สมการ

$$SEL = \sqrt{\frac{\sum(D)^2}{n}}$$

D = ผลต่างผลวิเคราะห์ชุดที่ 1 และชุดที่ 2 ของแต่ละตัวอย่าง

n = จำนวนตัวอย่าง (10)

การสร้างสมการเทียบมาตรฐานและการทวนสอบความใช้ได้ของสมการ

1. การสร้างสมการเทียบมาตรฐาน

นำข้อมูลสเปกตรัมและค่าองค์ประกอบทางเคมี มาหาความสัมพันธ์ด้วยวิธี Partial least square regression (PLSR) โดยใช้โปรแกรม WIN ISI IV แบ่งตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่มที่เป็นอิสระต่อกัน คือ กลุ่มที่ใช้สร้างสมการเทียบมาตรฐาน (Calibration set) ทำนายค่าวัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL และกลุ่มทวนสอบความใช้ได้ของสมการ (Validation set) ในสัดส่วนกลุ่มสมการเทียบมาตรฐาน ต่อกลุ่มทวนสอบความใช้ได้ของสมการ เท่ากับ 80 ต่อ 20 เปอร์เซ็นต์ การสร้างสมการเป็นการสร้างแบบเต็มช่วงความยาวคลื่น (Full Spectrum Method) ด้วยวิธี Partial Least Squares (PLS) และ Modified Partial Least Squares (MPLS) ร่วมกับการไม่มีการปรับแต่งสเปกตรัม และปรับแต่งสเปกตรัมแบบ SNV-Detrend เพื่อลดความแปรปรวนและสิ่งรบกวนอื่นๆที่อาจทำให้ข้อมูลสเปกตรัมมีการเปลี่ยนแปลงไป และใช้ Derivative mathematics หรือ Math treatment ที่ใช้ค่า Derivative number, Gap, Smoothing and Second smoothing จำนวน 10 แบบ ดังนี้ (1,4,4,1) (2,4,4,1) (1,8,4,1) (2,8,4,1) (1,8,8,1) (2,8,8,1) (1,5,5,1) (2,5,5,1) (1,10,10,1) (2,10,10,1) โดยใช้ตามคำแนะนำในคู่มือการใช้เครื่อง NIRS (Infrasoft International, 2005) และจากการตรวจเอกสารงานวิจัย (Alomar และคณะ, 2009 : Woolnough และ Foley, 2002) จะได้สมการเทียบมาตรฐานของแต่ละรายการจำนวน 40 สมการ

หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงกับค่าทำนาย(Coefficient of determination, R^2) ซึ่งควรมีค่าเข้าใกล้ 1 ค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการสร้างสมการ (Standard error of calibration, SEC) และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของการพิสูจน์แบบไขว้ (Standard error of cross validation, SECV) ซึ่งควรมีค่าต่ำ (Infrasoft International, 2005)

ในการพิจารณาการเลือกสมการเทียบมาตรฐานที่ดีที่สุด จะพิจารณาจากค่า R^2 ที่มีค่าสูง และค่าผลต่างของ SEC และ SECV ที่มีค่าต่ำ จากสมการเทียบมาตรฐาน 40 สมการ จะเลือกสมการที่ดีที่สุดมา 3 สมการ เพื่อนำมาทวนสอบความใช้ได้ของสมการต่อไป

2. การทวนสอบความใช้ได้ของสมการ

นำสมการที่คัดเลือกมาจำนวน 3 สมการมาทวนสอบความใช้ได้ของสมการเพื่อวัดประสิทธิภาพของสมการว่าสามารถใช้ในการประเมินค่าได้แม่นยำมากน้อยเพียงใด โดยนำสเปกตรัมของตัวอย่างกลุ่มทวนสอบ ประเมินความถูกต้องแม่นยำโดยใช้ค่าสถิติต่างๆ ได้แก่ ค่า SEP ควรมีค่าน้อยกว่าสองเท่าของ SEL ($SEP < 2 SEL$) ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างค่าที่ได้จากวิธีทางเคมีและค่าที่ได้จากวิธี NIR (Bias) ควรมีค่าน้อยกว่า 0.55 เท่า SEC ($Bias < 0.55 SEC$) ค่า Standard Error of Prediction correction (SEP(C)) น้อยกว่า 1.29 SEC ($SEP(C) < 1.29 SEC$) ค่าความชันเข้าใกล้ 1 (Slope ~ 1) ตามวิธีการของ Sithiporn Associates Company (2017) นอกจากนี้ ได้พิจารณาระดับชั้นคุณภาพของสมการด้วยค่า RPD (Ratio of Performance to Deviation) ตามวิธีการของ Williams (2014) ดังแสดงในตารางที่ 1 เกณฑ์ที่ใช้ในการ

คัดเลือกสมการตามที่ได้กล่าวถึง จะเลือกสมการเทียบมาตรฐานที่ดีที่สุดเพียง 1 สมการ สำหรับนำไปใช้ในการทำนายองค์ประกอบทางเคมีด้วยเครื่อง NIRS ต่อไป

Table 1 Criteria of prediction efficiency : Williams (2014)

RPD Value	Classification	Application
0.0 - 1.9	Very poor	Not recommended
2.0 - 2.4	Poor	Rough screening
2.5 - 2.9	Fair	Screening
3.0 - 3.4	Good	Quality control
3.5 - 4.0	Very good	Process control
> 4.1	Excellent	Any application

RPD = ratio of standard error of validation to standard deviation

3. สมการเทียบมาตรฐานที่คัดเลือกมา 1 สมการ (ข้อที่ 2) นำมาประเมินประสิทธิภาพตามมาตรฐาน ISO 12099:2017 (ISO, 2017) ดังนี้

3.1 การตรวจสอบค่า Bias โดยการคำนวณค่า Bias confidence limit (T_b) ตามสมการ ถ้าค่า Bias มีค่าน้อยกว่า T_b แสดงว่า ค่า Bias ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งค่า T_b คำนวณได้ ดังนี้

$$T_b = \pm \frac{t_{(1-\alpha/2)} * SEP}{\sqrt{n}}$$

T_b	คือ	ค่า Bias confidence limit
$t_{(1-\alpha/2)}$	คือ	ค่า t value ของการทดสอบ 2 ทาง ด้วย Degree of freedom ที่สอดคล้องกับ SEP ที่มีค่าเท่ากับ n-1
SEP	คือ	Standard Error of Prediction (ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนายของกลุ่มทดสอบ)
n	คือ	จำนวนตัวอย่างในกลุ่มทดสอบ

3.2 การตรวจสอบค่า SEP เป็นการคำนวณค่า T_{UE} (The unexplained error confidence limit) หากค่า SEP น้อยกว่า T_{UE} แสดงว่า ค่า SEP ไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งค่า T_{UE} คำนวณได้ ดังนี้

$$T_{UE} = SEC \sqrt{F_{(\alpha, v, M)}}$$

T_{UE}	คือ	The unexplained error confidence limit
$F_{(\alpha, v, M)}$	คือ	ค่า F Value
SEC	คือ	Standard Error of Calibration (ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการสร้างสมการของกลุ่มสร้างสมการ)

- α คือ ระดับความน่าจะเป็นของการเกิดความผิดพลาดชนิดที่ 1 (type I error) โดยทั่วไป คือ 5%
- V คือ $n_{\text{validation set}} - 1$ (degree of freedom ที่สอดคล้องกับ SEP)
- M คือ $n_{\text{validation set}} - p - 1$ (degree of freedom ที่สอดคล้องกับ SEC) โดย p คือ number of terms หรือ PLS factors of the model)

3.3 การตรวจสอบ Slope เป็นความชันของกราฟการกระจาย (Scatter plots) ระหว่างค่าองค์ประกอบทางเคมีที่วิเคราะห์ได้จริงเป็นค่าอ้างอิง (แกน y) กับค่าที่ทำนายที่ได้จากสมการเทียบมาตรฐานด้วยเครื่อง NIRS (แกน x) ซึ่งจะสอดคล้องกับสมการเส้นตรงโดยมีค่า Slope b และ Intercept a คำนวณได้ตามสมการ

$$y = a + by$$

$$b = \frac{S_{\bar{y}y}}{S_{\bar{y}}^2}$$

$$a = \bar{y} - b\bar{y}$$

$S_{\bar{y}y}$ คือ ความแปรปรวนร่วมระหว่างค่าทำนายกับค่าจริง (Covariance)

$S_{\bar{y}}^2$ คือ ความแปรปรวนของค่าทำนายในกลุ่มทดสอบ

$\bar{y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าที่ทำนายจากสมการเทียบมาตรฐาน

$\bar{y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าอ้างอิงที่วิเคราะห์ด้วยวิธีมาตรฐาน

จากนั้นทดสอบค่า Slope ที่คำนวณได้โดยใช้ t-test ที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

ดังสมการ

$$S_{res} = \sqrt{\frac{\sum [y_i - (a + by_i)]^2}{n-1}}$$

$$t_{obs} = |b-1| \sqrt{\frac{S_{\bar{y}}^2(n-1)}{S_{res}^2}}$$

S_{res} คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Residual

t_{obs} คือ The observed value

n คือ จำนวนตัวอย่างในกลุ่มทดสอบ

y_i คือ ค่าอ้างอิงที่วิเคราะห์ด้วยวิธีมาตรฐาน

$\hat{y}_i$ คือ ค่าที่ทำนายได้จากสมการเทียบมาตรฐาน

หากค่า t_{obs} น้อยกว่า $t_{(1-\alpha/2)}$ แสดงว่า ความชันของกราฟการกระจายระหว่างค่าทางเคมีกับค่าที่ทำนายได้จากสมการเทียบมาตรฐานไม่แตกต่างจาก 1 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

ผลการทดลองและวิจารณ์

องค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน

ตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนได้จากการรวบรวมตัวอย่างจากเกษตรกร ในพื้นที่จังหวัด เชียงราย เชียงใหม่ กำแพงเพชร กาญจนบุรี นครปฐม ราชบุรี และนครราชสีมา มีการใช้พันธุ์แปซิฟิก271 แปซิฟิก321 แปซิฟิก322 แปซิฟิก571 แปซิฟิก468 SG17 และช้างแดง18 ซึ่งเก็บทั้งฤดูฝนและฤดูแล้งเพื่อให้ครอบคลุมและมีความหลากหลายของตัวอย่างสำหรับสร้างสมการทำนายองค์ประกอบทางเคมี ได้แก่ คาร์โบไฮเดรต โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL หลังจากตัดตัวอย่างนอกกลุ่มออกแล้วจะเหลือตัวอย่างสำหรับสร้างสมการจำนวน 192 192 165 192 186 188 และ 189 ตัวอย่าง ตามลำดับ พบว่ามีค่าองค์ประกอบทางเคมีของคาร์โบไฮเดรต โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL อยู่ในช่วงค่าต่ำสุด-ค่าสูงสุด เท่ากับ 86.37-95.48 7.98-15.65 0.54-1.28 2.82-7.76 53.01-77.22 20.95-41.74 และ 1.05-5.96 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ มีค่า SD 1.99 1.52 0.14 0.59 5.00 4.08 และ 0.92 ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 2 และจากผลการรายงานตารางคุณค่าทางโภชนาการของวัตถุดิบอาหารโคเนื้อ พบว่าเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน มีคาร์โบไฮเดรต โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL เท่ากับ 84.3 11.5 1.6 5.2 57.8 27.2 และ 1.8 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ (คณะทำงานจัดทำมาตรฐานอาหารสัตว์เคี้ยวเอื้องของประเทศไทย, 2551) ซึ่งค่าที่ได้ครอบคลุมช่วงค่าต่างๆ และมีค่า SEL เท่ากับ 0.15 0.70 0.04 0.12 0.79 0.31 และ 0.17 ตามลำดับ จะเห็นว่าค่า SEL มีค่าต่ำ แสดงว่าค่าความคลาดเคลื่อนของการวิเคราะห์ในห้องปฏิบัติการมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อย โดยเมื่อนำค่า SEL ไปประเมินความใช้ได้ของสมการในขั้นตอนการทวนสอบสมการจะมีค่าเป็นสองเท่าของค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนาย (SA, 2017)

การสร้างและทวนสอบความใช้ได้ของสมการเทียบมาตรฐาน

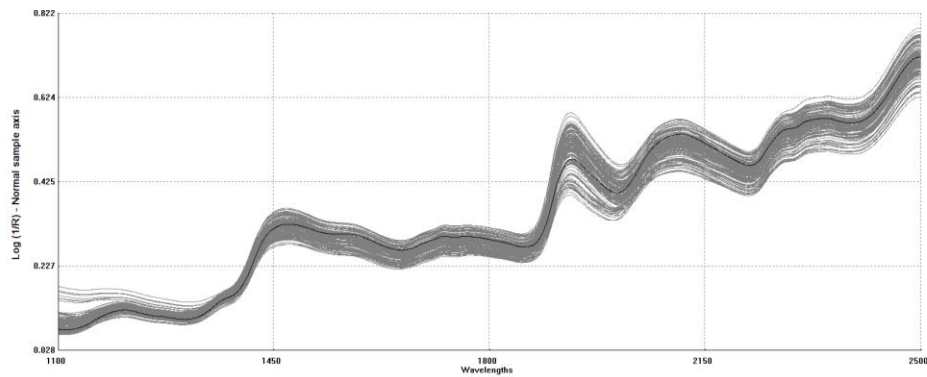
วัดค่าการดูดกลืนแสงของตัวอย่างเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน ด้วยวิธีวัดแบบสะท้อนกลับ (Reflectance) โดยใช้ความยาวคลื่นในการสร้างสมการในช่วง 1,100-2,500 นาโนเมตร ซึ่งเป็นความยาวคลื่นในช่วงเนียร์อินฟราเรด โดยแบ่งตัวอย่างออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่ม Calibration set และ Validation set ใช้สัดส่วนการเลือกตัวอย่างแบบเว้นช่วงตัวอย่างตามที่กำหนดคือกำหนดตำแหน่งเริ่มต้นและจำนวนตัวอย่างที่ต้องการเว้นช่วงเพื่อแบ่งกลุ่ม ซึ่งใช้แบบเว้นช่วง 3,5 สำหรับสร้างสมการเทียบมาตรฐานค่าคาร์โบไฮเดรต โปรตีน เถ้า ADF และ ADL และใช้แบบเว้นช่วง 1,5 สำหรับสร้างสมการเทียบมาตรฐานค่าไขมัน และ NDF เมื่อนำกลุ่ม Calibration set มาทำสมการเทียบมาตรฐานโดยใช้หลักการ Principal Component Analysis (PCA) และใช้หลักการคำนวณค่ามหาโนบิส (Mahalanobis distance) เพื่อตัดตัวอย่างที่มีค่าอยู่นอกกลุ่มออก ซึ่งค่าที่ผิดปกตินี้อาจเกิดจากหลายสาเหตุ เช่น การสแกนที่ผิดพลาดหรือความผิดปกติของ สเปกโตรมิเตอร์ เช่น มีความชื้นสูง หรืออุณหภูมิสูง (ปานมนัส, 2564) ดังนั้น ทำให้เหลือกลุ่มตัวอย่างสำหรับ calibration set คาร์โบไฮเดรต โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL จำนวน 142 146 125 145 140 144 และ 142 ตัวอย่าง ตามลำดับ มีค่าองค์ประกอบทางเคมี อยู่ในช่วงค่าต่ำสุด-ค่าสูงสุด เท่ากับ 83.59-95.56 8.30-15.64 0.56-1.24 2.84-6.28 53.89-76.45 21.09-41.59 และ 1.10-4.93 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ และกลุ่มตัวอย่างสำหรับ validation set มีค่าองค์ประกอบทางเคมี อยู่ในช่วงค่าต่ำสุด-ค่าสูงสุด เท่ากับ 87.63-95.22 8.81-14.78 0.56-1.24 2.84-6.28 53.89-76.45 21.09-41.59 และ 1.10-4.93 เปอร์เซ็นต์ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 2 ซึ่งจะเห็นว่าชุดข้อมูลของแต่ละค่าในกลุ่มตัวอย่างสำหรับ Calibration set ครอบคลุมค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดของกลุ่มตัวอย่างสำหรับ Validation set โดยตัวอย่างทั้ง 2 กลุ่ม มีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกัน

Table 2. Statistical value of chemical composition of baby corn husks by total sample, calibration and validation evaluation set.

Parameter	Evaluation groups	Number of samples	Minimum	Maximum	Average	±SD
DM, %	Total sample	192	86.37	95.48	89.59	1.99
	Calibration set	142	83.59	95.56	89.57	1.99
	Validation set	28	87.63	95.22	89.47	1.75
CP, %	Total sample	192	7.98	15.65	11.83	1.52
	Calibration set	146	8.30	15.64	11.89	1.50
	Validation set	30	8.81	14.78	11.77	1.58
EE, %	Total sample	165	0.54	1.28	0.84	0.14
	Calibration set	125	0.56	1.24	0.85	0.15
	Validation set	25	0.61	1.16	0.85	0.15
Ash, %	Total sample	192	2.82	7.76	4.44	0.59
	Calibration set	145	2.84	6.28	4.45	0.59
	Validation set	30	3.39	5.64	4.56	0.50
NDF, %	Total sample	186	53.01	77.22	67.33	5.00
	Calibration set	140	53.89	76.45	67.43	4.95
	Validation set	29	53.07	74.23	66.67	5.12
ADF, %	Total sample	188	20.95	41.74	30.74	4.08
	Calibration set	144	21.09	41.59	30.68	3.99
	Validation set	30	21.89	41.06	30.82	4.24
ADL, %	Total sample	189	1.05	5.96	2.42	0.92
	Calibration set	142	1.10	4.93	2.40	0.87
	Validation set	28	1.16	4.60	2.33	0.93

จากนั้นนำกลุ่มตัวอย่างสำหรับ Calibration set มาสร้างสมการเทียบมาตรฐานโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป WINISI IV ร่วมกับการใช้หลักสถิติ PLS regression แบบ Full Cross validation และ MPLS แบบปรับแต่งและไม่ปรับแต่ง เพื่อให้ได้สมการที่ดีที่สุดในการทำนายองค์ประกอบทางเคมีแต่ละค่า โดยจะพิจารณาจากสมการที่มีค่า SEC และ SECV ต่ำ ค่า R^2 และ 1-VR มีค่าสูง (Guo *et al*, 2021) พบว่าข้อมูลสเปกตรัมที่ยังไม่มีการปรับแต่ง มีลักษณะกว้างและมีการกระจายตัวของสเปกตรัม มีจุดยอด(Peak) ที่เหลื่อมซ้อนกัน ดังภาพ 1A เนื่องจากความแตกต่างของอนุภาคตัวอย่างที่มีทั้งเปลือกและไหมข้าวโพด รวมทั้งระดับเยื่อใยชนิดต่างๆ ส่งผลให้การกระเจิงแสงแตกต่างกัน ทั้งนี้เมื่อทำการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยเทคนิคคณิตศาสตร์ สามารถช่วยลดปัจจัยดังกล่าวได้ คือ ลดสัญญาณรบกวน ลดการกระเจิงของแสงและลดความ

โค้งของแต่ละสเปกตรัม ดังภาพ 1B และ 1C โดยการใช้วิธี SNV และ Detrend ร่วมกับการใช้ 1^{st} derivative และ 2^{st} derivative ที่อยู่ในรูปของ derivative, gap, smoothing, second smoothing ทำให้สามารถแยกจุดที่เหลื่อมซ้อนกันในสเปกตรัมออกจากกัน และลดผลกระทบที่ทำให้สเปกตรัมมีขนาดเพิ่มขึ้นตลอดช่วงความยาวคลื่น (อนุพันธ์, 2548) ซึ่งจะเห็นว่าจากการปรับแต่งสเปกตรัมด้วยเทคนิคข้างต้น จะช่วยขยายสัญญาณให้ชัดเจนมากขึ้นและลดความแปรปรวนที่อาจเกิดขึ้นจากการกระเจิงแสงของตัวอย่าง (Kasemsumran *et al*, 2004)



(A) Original spectra

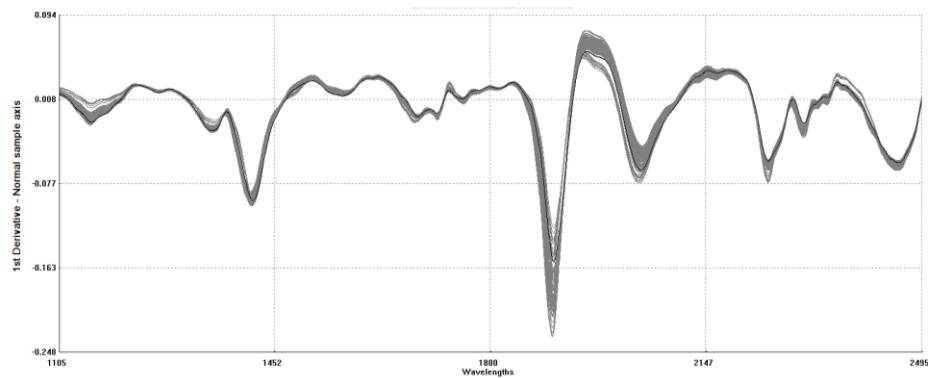
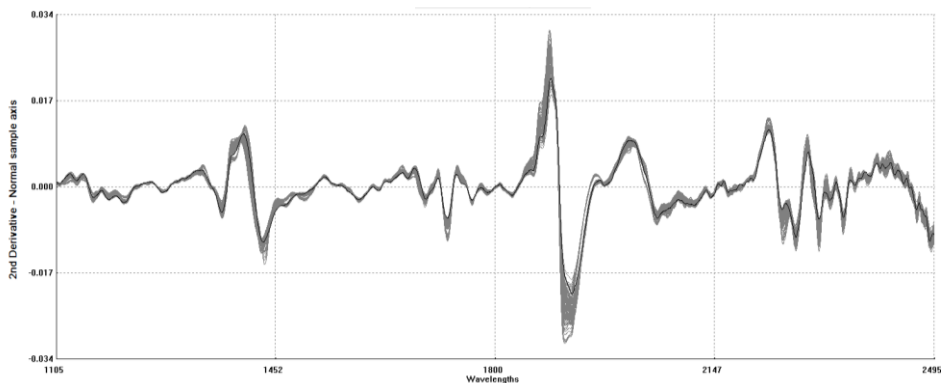
(B) 1^{st} derivative spectra(C) 2^{st} derivative spectra

Fig. 1 Original spectra (A) and 1^{st} derivative spectra (B) and 2^{st} derivative spectra (C)

Table 3 Statistical analysis of Calibration set and Validation set

Parameter	Treatment			Calibration set				Validation set				
				N	R ²	SEC	SECV	N	R ²	SEP	Bias	RPD
DM, %	PLS	SNV+Detrend	1,10,10,1	142	0.99	0.24	0.27	28	0.97	0.30	0.00	5.90
CP, %	MPLS	NONE	1,4,4,1	146	0.95	0.32	0.37	30	0.99	0.19	0.00	8.33
EE, %	MPLS	SNV+Detrend	2,8,4,1	125	0.93	0.04	0.05	25	0.96	0.03	0.00	5.41
Ash, %	MPLS	SNV+Detrend	1,8,4,1	145	0.93	0.15	0.22	30	0.93	0.13	0.00	3.89
NDF, %	MPLS	NONE	2,5,5,1	140	0.98	0.72	1.38	29	0.97	0.81	0.03	6.35
ADF, %	MPLS	SNV+Detrend	1,8,4,1	144	0.99	0.46	0.64	30	0.98	0.51	0.02	7.84
ADL, %	PLS	SNV+Detrend	2,8,8,1	142	0.95	0.20	0.31	28	0.97	0.18	0.01	6.21

จากสมการเทียบมาตรฐานที่ดีที่สุดของแต่ละรายการทำนายองค์ประกอบทางเคมีต่างๆ ของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน แสดงในตารางที่ 3 พบว่าสมการเทียบมาตรฐานที่ดีที่สุดของแต่ละค่า มีค่า R² อยู่ในช่วง 0.93 – 0.99 และเมื่อทวนสอบความใช้ได้ของสมการ พบว่ามีค่า R² อยู่ในช่วง 0.93 – 0.99 เช่นกัน ซึ่งค่า R² อยู่ในเกณฑ์ดีถึงยอดเยี่ยม บ่งบอกถึงว่าสมการที่ได้สามารถนำไปใช้ทำนายในงานวิจัย งานประกันคุณภาพ จนถึงใช้ได้กับทุกงาน (Williams, 2019) และมีค่า Bias ต่ำหรือเท่ากับ 0 ซึ่งค่า Bias ควรมีค่าไม่แตกต่างจาก 0 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซนต์ ดังนั้น สมการเทียบมาตรฐานที่ได้มีค่า Bias ต่ำ บ่งบอกว่าค่าที่ทำนายด้วย NIR ไม่แตกต่างจากค่าจริงที่วิเคราะห์ด้วยวิธีทางเคมี

เมื่อพิจารณาความใช้ได้ของสมการจากค่า RPD พบว่า สมการเทียบมาตรฐานทำนายค่าวัตถุดิบ โปรตีน ไขมัน NDF ADF และ ADL มีค่า RPD มากกว่า 4.1 ขึ้นไป จัดเป็นสมการที่ยอดเยี่ยมสามารถใช้ทำนายได้กับทุกงาน และสมการทำนายค่าเถ้า เป็นสมการที่อยู่ในระดับดีมากมีค่า RPD มากกว่า 3 ซึ่งสามารถนำไปใช้ทำนายในงานควบคุมคุณภาพ ซึ่งสอดคล้องกับ Williams (2014) รายงานไว้ว่า ค่า RPD > 4.1 ขึ้นไป เป็นสมการที่อยู่ในชั้นคุณภาพยอดเยี่ยม (Excellent) สามารถนำไปใช้ทำนายได้กับงานทุกกระบวนการจนถึงงานด้านอื่นๆที่เกี่ยวข้อง และค่า RPD อยู่ในช่วง 3.5 - 4.0 สมการอยู่ในชั้นดีมาก (Very good) สามารถนำไปใช้ทำนายในการควบคุมคุณภาพกระบวนการงาน

และเมื่อพิจารณาค่า SEP ดังแสดงในตารางที่ 3 ค่า SEP ของค่าวัตถุดิบ โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL เท่ากับ 0.30 0.19 0.03 0.13 0.81 0.51 และ 0.18 ตามลำดับ ซึ่งค่า SEP ควรมีค่าต่ำ จะเห็นได้ว่าค่า SEP ที่ได้มีค่าต่ำ แสดงว่าค่าที่ทำนายมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง เพราะมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ

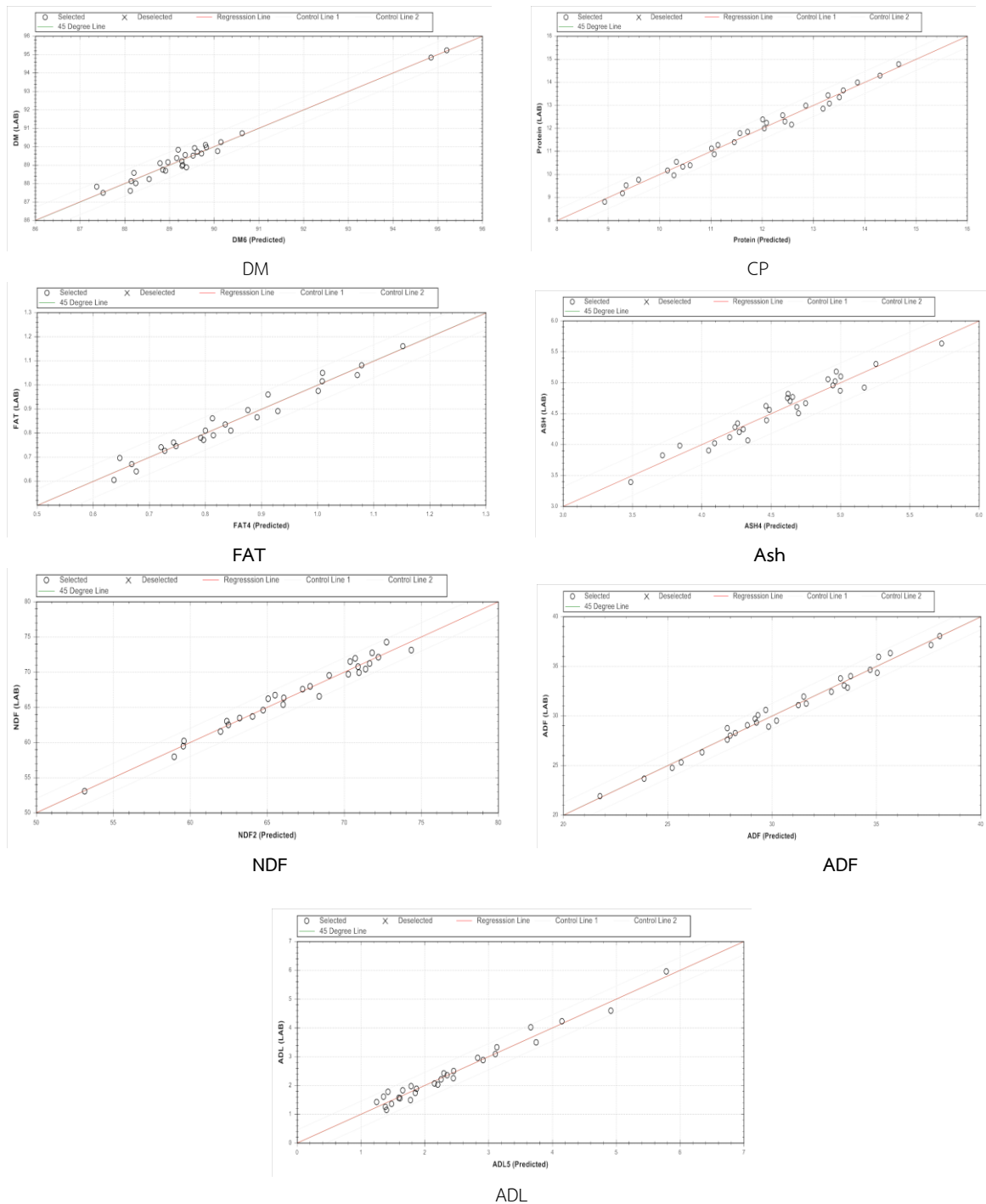


Fig. 2 Relationship between actual and predicted of chemical composition of baby corn husks

จากภาพที่ 2 คือกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยวิธีทางเคมี (แกน Y) และค่าที่ได้จากการทำนายด้วยสมการเทียบมาตรฐาน (แกน X) พบว่าค่าที่ได้จากการทำนายด้วยสมการเทียบมาตรฐานของค่าวัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน เถ้า NDF ADF และ ADL มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง โดยมีค่า R^2 เท่ากับ 0.97 0.99 0.96 0.93 0.97 0.98 และ 0.97 ตามลำดับ ค่าวัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน NDF ADF และ ADL มีค่าการกระจายตัวที่ครอบคลุมค่าต่ำสุดถึงสูงสุด ยกเว้น ค่าวัตถุแห้ง มีค่าการกระจายตัวอยู่ในช่วง 87–91 เปอร์เซ็นต์เป็นส่วนใหญ่ ซึ่งอาจจะต้องมีการเก็บตัวอย่างเพิ่มเติมต่อไปเพื่อให้ได้ค่าครอบคลุมมากขึ้น

Table 4 Statistics performance measurement of developed calibration equation for chemical composition according to ISO 12099:2017

Parameter	Bias			SEP			Slope		
	Calculated value	Criterion (T_b)	Result	Calculated value	Criterion (T_{UE})	Result	Observed value (t_{obs})	Criterion ($t_{(1-\alpha/2)}$)	Result
DM, %	0.00	0.11	Pass	0.30	0.30	Pass	-0.04	2.05	Pass
CP, %	0.00	0.07	Pass	0.19	0.40	Pass	0.02	2.05	Pass
EE, %	0.00	0.01	Pass	0.03	0.05	Pass	-0.01	2.06	Pass
Ash, %	0.00	0.05	Pass	0.13	0.19	Pass	0.00	2.05	Pass
NDF, %	0.03	0.31	Pass	0.81	0.90	Pass	-0.04	2.05	Pass
ADF, %	-0.02	0.19	Pass	0.51	0.58	Pass	0.02	2.05	Pass
ADL, %	0.01	0.07	Pass	0.18	0.25	Pass	-0.63	2.05	Pass

T_b , The calculation of the bias confidence limits; SEP, standard error of prediction

T_{UE} , The unexplained error confidence limits; t_{obs} , The observed t value; $t_{(1-\alpha/2)}$, The t value

ประเมินศักยภาพของสมการเทียบมาตรฐานด้วยมาตรฐาน ISO 12099:2017

จากสมการเทียบมาตรฐานที่ได้และผ่านการตรวจสอบความถูกต้องของสมการ จัดว่าเป็นสมการเทียบมาตรฐานที่ดีที่สุด จะนำมาประเมินศักยภาพของสมการเทียบมาตรฐานด้วยมาตรฐาน ISO 12099:2017 (ISO, 2017) อีกครั้ง ซึ่งเป็นมาตรฐานที่ใช้เป็นแนวทางในการประยุกต์โดยใช้เทคนิค NIR ในการหาปริมาณองค์ประกอบทางเคมีต่างๆ ในตัวอย่าง โดยจะทำการประเมินค่าทางสถิติ คือ ค่า Bias SEP และ Slope ดังแสดงในตารางที่ 4 พบว่าทุกองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อน มีค่า Bias ของทุกรายการน้อยกว่าค่า T_b ซึ่งแสดงว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในการทำนายไม่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์ ($P>0.05$) กล่าวคือ ค่าจากการวิเคราะห์ทางเคมีและค่าที่ได้จากการทำนายไม่แตกต่างกัน มีค่า SEP น้อยกว่าหรือเท่ากับค่า T_{UE} กล่าวคือ ค่าความผิดพลาดมาตรฐานในการทำนายต่ำเพียงพอที่จะยอมรับได้ และจากการตรวจสอบค่า Slope หรือค่าความสัมพันธ์ของค่าจากการวิเคราะห์ทางเคมีกับค่าที่ได้จากการทำนาย ซึ่งจะใช้ค่า t_{obs} ในการตรวจสอบ Slope พบว่า ค่า t_{obs} มีค่าน้อยกว่าค่า $t_{(1-\alpha/2)}$ กล่าวคือ Slope มีค่าไม่แตกต่างจาก 1 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับความเชื่อมั่น 95 เปอร์เซ็นต์

สรุปผลการทดลอง

จากการสร้างสมการเทียบมาตรฐานทำนายองค์ประกอบทางเคมีของเปลือกข้าวโพดฝักอ่อนด้วยเทคนิคเนียร์อินฟราเรดสเปกโทรสโกปี ใช้ข้อมูลของสเปกตรัมช่วงความยาวคลื่น 1,100-2,500 นาโนเมตร ได้สมการเทียบมาตรฐานทำนายค่า วัตถุแห้ง โปรตีน ไขมัน NDF ADF และ ADL อยู่ในชั้นคุณภาพยอดเยี่ยม และสมการเทียบมาตรฐานทำนายค่า เถ้า อยู่ในชั้นดีมาก สามารถนำไปใช้ทำนายค่าองค์ประกอบทางเคมีในห้องปฏิบัติการได้ต่อไป

ข้อเสนอแนะ

สมการเทียบมาตรฐานของการทำนายค่า ถ้า ควรมีการพัฒนาต่อเพื่อให้ได้ในระดับชั้นยอดเยี่ยม และค่าการทำนายตัวอื่นๆ ที่ยอดเยี่ยมอยู่แล้ว ควรมีการพัฒนาเพื่อเพิ่มช่วงการทำนายให้เกิดความแม่นยำ และความเที่ยงมากขึ้น เพราะองค์ประกอบทางเคมีของตัวอย่างมีค่าแปรเปลี่ยนไปตามสภาพการปลูก พื้นที่ และการดูแลที่แตกต่างกันไป ซึ่งค่าต่ำสุด และสูงสุดอาจมีการเปลี่ยนแปลงไป ดังนั้นทุกๆ ปีควรเพิ่มจำนวน ตัวอย่างจากสถานที่หรือภูมิภาคต่างๆ กัน ฤดูกาลต่างๆ เป็นการปรับสมการเทียบมาตรฐานให้เป็นปัจจุบันที่ใช้ ทำนายองค์ประกอบทางเคมีในห้องปฏิบัติการ

กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากสำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร (องค์การมหาชน) หรือ สวก.

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ นางสาวจันทกานต์ อรณนันท ผู้เชี่ยวชาญด้านวิเคราะห์อาหารสัตว์ ที่กรุณา ตรวจสอบและแก้ไขรายงานฉบับนี้ให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น และเจ้าหน้าที่ห้องปฏิบัติการวิเคราะห์อาหารสัตว์ ศูนย์วิจัยและพัฒนาอาหารสัตว์ลำปางทุกท่านที่ช่วยวิเคราะห์ตัวอย่างในการทำงานวิจัยครั้งนี้ให้สำเร็จลุล่วง ไปด้วยดี และขอขอบคุณคณะกรรมการวิชาการสำนักพัฒนาอาหารสัตว์ที่ช่วยพิจารณากลับกรองให้เนื้อหามี ความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- คณะกรรมการจัดทำมาตรฐานอาหารสัตว์เคี้ยวเอื้องของประเทศไทย. 2551. ความต้องการโภชนะของโคเนื้อในประเทศไทย. กรมปศุสัตว์ กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. หน้า 94.
- จันทกานต์ อรณนันทน์ เฉลา พัทธ์สินสุข และสุรนนท์ น้อยอุทัย. 2553. การทำนายส่วนประกอบทางเคมีของหญ้าแพงโกล่าด้วยเครื่องเนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี. รายงานผลงานวิจัยกองอาหารสัตว์ประจำปี พ.ศ.2553 กรมปศุสัตว์ กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. หน้า 309-327.
- จันทกานต์ อรณนันทน์ เฉลา พัทธ์สินสุข แพรวพรรณ ชูช่วย รัตติกาล ปวงแก้ว อาทิตยา สุขสะเกษ ปฎิมา บุตรชา จุริรัตน์ เงินแดง สดุดี พงษ์เพียรจันทร์ ญุฑาณ โคตรพรหม จริยา บุญจรัสชะ สุรนนท์ น้อยอุทัย สุวรรณ เกศกมลลาสน์ วรรณมา อ่างทอง เยาวลักษณ์ แหม่งปิง อุดร ศรีแสง ร้าไพร นามสีลี สัมพันธ์ มาศโอสถ ศศิพร ช่อลำไย สมศักดิ์ กังเอี่ยม และชนัดดา วงษ์สวัสดิ์. 2563. การทำนายคุณค่าทางโภชนะของพืชอาหารสัตว์ วัสดุเหลือใช้และผลพลอยได้ทางการเกษตรและอุตสาหกรรม. รายงานการวิจัยและการพัฒนาการวิจัยการเกษตรฉบับสมบูรณ์. สำนักงานพัฒนาการวิจัยการเกษตร (องค์การมหาชน). หน้า 97-101.
- ปานมนัส ศิริสมบุญ, 2564. พื้นฐานเนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี. ภาควิชาวิศวกรรมกรรมการเกษตร คณะวิศวกรรมศาสตร์สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าลาดกระบัง. แหล่งที่มา <https://nirsresearch.com/sites/6731/files/u/พื้นฐานเนียร์อินฟราเรดสเปกโตรสโกปี.pdf>. ตุลาคม 30 2565.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์, 2563. ข้อมูลเศรษฐกิจการเกษตร: พื้นที่เพาะปลูก ผลผลิต และผลผลิตต่อไร่ แหล่งที่มา <https://www.oae.go.th>. ตุลาคม 11 2565
- อนุพันธ์ เทิดวงศ์วรกุล. 2548. การปรับแต่ง NIR สเปกตรัมก่อนการวิเคราะห์. เอกสารประกอบการฝึกอบรม “การตรวจคุณภาพอาหารสัตว์ด้วยเทคนิค NIR Spectroscopy เพื่อการแข่งขันในเวทีการค้าโลก” ระหว่างวันที่ 19 – 23 ธันวาคม 2548 จัดโดย หน่วยปฏิบัติการเทคโนโลยีการตรวจสอบสินค้าโดยไม่ทำลาย, สถาบันค้นคว้าและพัฒนาผลิตผลทางการเกษตรและอุตสาหกรรม, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. หน้า 62-81.
- Alomar, D., R. Fuchslocher, J. Cuevas, R. Mardones and E.Cuevas. 2009. Prediction of the composition of fresh pastures by infrared reflectance or interactance reflectance spectroscopy. Chilean J. of Agric Research. 69(2): 198 – 206.
- AOAC. 2016. Official Methods of Analysis of AOAC International 20th ed. Maryland.
- Guo, T.; L. Dai, B. Yan, G. Lan, F. Li, F. Li, F. Pan, and F. Wang. 2021. Measurements of Chemical Compositions in Corn Stover and Wheat Straw by Near-Infrared Reflectance Spectroscopy. Available source: <https://doi.org/10.3390/ani11113328>. October 10, 2022.
- Infrasoft International, LLC. 2005. ISI windows near-infrared software WinISI III manual version 1.6. Foss Tecator AB, Hoganas.
- ISO. 2015. International Standard (ISO 11085: 2015(E)). Cereals, cereals-based products and animal feeding stuffs – Determination of crude fat and total fat content by the Randall extraction method. International Organization for Standardization. All rights reserved. Geneva.

- ISO. 2017. International Standard (ISO 12099:2017(E)) 2nd Edit. Animal feeding stuffs, Cereals and milled cereal products-Guidelines for the application of near infrared spectrometry. International Organization for Standardization. All rights reserved. Geneva.
- Kasemsumran, S., Y.P. Du, K. Maruo, and Y. Ozaki. 2004. Selective removal of interference singles for near-infrared spectra of biomedical by using region orthogonal signal correlation. *Analytical Chemical Acta* 82;97-103.
- Sithiporn Associates Company. 2017. WIN ISI 4, Training Manual. 80 p.
- Williams, P.C. 2014. Tutorial: The RPD Statistic: A Tutorial Note. *NIR News*, 25, 22-26. Available source: [https://www.scirp.org/\(S\(vtj3fa45qm1ean45vvffcz55\)\)/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=2071165](https://www.scirp.org/(S(vtj3fa45qm1ean45vvffcz55))/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=2071165). February 22, 2022.
- Williams, P., J. Antoniszyn, and M. Manley. 2019. Near Infrared Technology: Getting the best out of light, *AFRICAN SUN MeDIA under the SUN PReSS*. March 23, 2020.
- Woolnough, A. P. and W.J. Foley. 2002. Rapid evaluation of pasture quality for a critically endangered mammal, the northern hairy-nosed wombat (*Lasiorhinus krefftii*). *J. Wildlife Research*, 29: 91-100.