



การจำแนกเมล็ดพันธุ์ข้าวด้วยระบบการประมวลผลภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

Classification rice seeds using image processing combined with artificial neural network

สมพร หงษ์ก้ง^{1*}, จรรย์ มงคลวัย¹, สุริยา โชคเพิ่มพูน¹

Somporn Hongkong^{1*}, Jaran Monkolvai¹, Suriya Chokphoemphun¹

¹สาขาวิศวกรรมเครื่องกล คณะอุตสาหกรรมเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสกลนคร, จังหวัดสกลนคร 47160

¹Mechanical Engineering, Faculty of Industry and Technology, Rajamangala University of Technology Isan, Sakonnakhon

*Corresponding author: Tel.: +668-9570-9298, E-mail: somporn.ho@rmuti.ac.th

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้เสนอการจำแนกเมล็ดพันธุ์ข้าวด้วยการวิเคราะห์ภาพร่วมกับการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยมีขั้นตอนที่เริ่มจากการใช้ภาพเมล็ดพันธุ์ข้าวมาฝึกฝนและสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back propagation algorithm โดยมี input เป็นค่าของสี 0 - 255 ระดับ และ output เป็นพันธุ์ข้าว กข.6 และข้าวดอกมะลิ 105 ซึ่งมีแบบจำลอง 2 รูปแบบคือ แบบจำลองแรก ANN-1 มี input 3 ค่า คือ [R G B] และแบบจำลองที่สอง ANN-2 มี input 4 ค่า คือ [R G B K] ทุกๆ แบบจำลองมีการปรับเปลี่ยนจำนวน perceptron ในชั้น Hidden layer จาก 1 2 3 4 5 10 15 และ 20 โดยแบบจำลองที่ได้สร้างแต่ละรูปแบบนั้นได้ถูกนำมาใช้สำหรับการตัดสินใจให้ชุดระบบสาขาคัดแยกตามตำแหน่งเมล็ดพันธุ์ ผลพบว่าการแบบจำลอง ANN-2 ที่มีจำนวน perceptron ในชั้น Hidden layer เท่ากับ 15 มีความเหมาะสมในการจำแนกชนิดพันธุ์ทั้งข้าว กข.6 และข้าวดอกมะลิ 105 ได้สูงถึงร้อยละ 98 ซึ่งมีผลจากปัจจัยของข้อมูลที่ถูกป้อนในการเรียนรู้และจดจำของแบบจำลองที่มี input 4 ค่า จะมีการแยกรูปแบบได้ดีกว่า input 3 ค่า ประโยชน์ที่ได้จากงานวิจัยนี้สามารถนำไปพัฒนาใช้ในการจำแนกเมล็ดพันธุ์อื่นๆ ในด้านงานเกษตรด้วยลักษณะทางกายภาพ รูปทรงหรือขนาดโดยไม่ทำลายโครงสร้างภายในเมล็ดพันธุ์

คำสำคัญ : การประมวลผลภาพ โครงข่ายประสาทเทียม ข้าว กข.6 ข้าวขาวดอกมะลิ 105

Abstract

This research presents the classification rice seeds using image processing combined with artificial neural network (ANN). First, the rice seed images had been trained and synthetic of artificial neural network model with back propagation algorithm. The input of ANN models was color value from 0 to 255 levels and the output is the rice variety RD6 and Jasmine rice 105. Which 2 models were: the ANN-1 has 3 input values [R G B] and the second model ANN-2 has 4 input values [R G B K]. Each model has the number of perceptrons in a hidden layer adjusted from 1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, and 20. The model is used to make a decision for the conveyor system to sort seeds by true position. The results showed that the ANN-2 model with the number of perceptrons in the hidden layer equal to 15 was suitable for classification the species of both RD6 and Jasmine rice 105, can be classification is true to 98 percent, which was due to the factor of input data into the learning and memorization of the model with 4 input values, which had better pattern separation than 3 input values. The benefits of this research can be

Received: 19 March, 2023

Revised: 4 December, 2024

Accepted: 4 December, 2024

Available online: 28 December, 2024

developed for use in classification other seeds in agriculture based on physical characteristics, shape or size without destroy the internal structure of the seed.

Key words: Image processing, Artificial neural network, RD-6, Jasmine rice 105

1 บทนำ

การปลอมปนของเมล็ดพันธุ์ข้าวมักสร้างปัญหาสำหรับการปลูกข้าวและส่งผลกระทบต่อคุณภาพของเมล็ดพันธุ์ข้าว จากข้อมูลพบว่าประเทศไทยเป็นประเทศที่มีการส่งออกข้าวมากเป็นอันดับต้นๆ ของโลกและข้าวขาวดอกมะลิ 105 จัดเป็นข้าวที่มีชื่อเสียงมากเพราะเป็นข้าวที่มีกลิ่นหอมเวลาหุงสุก จึงเป็นที่ต้องการในหลายๆ ประเทศทั่วโลก แต่ในกระบวนการผลิตข้าวได้เกิดปัญหาการปลอมปน ทำให้คุณภาพของพันธุ์ข้าวลดต่ำลงและเสียภาพลักษณ์ (กองวิจัยและพัฒนาข้าว, 2559) ดังนั้น ในกระบวนการส่งออกจึงต้องมีการตรวจสอบการปลอมปนของพันธุ์เมล็ดข้าว เพื่อควบคุมคุณภาพของพันธุ์ข้าวในการส่งออก

การตรวจสอบการปลอมปนของพันธุ์ข้าวมีด้วยกันหลายวิธีทั้งแบบทั้งกายภาพภายนอกเมล็ดและคุณสมบัติภายในเมล็ด โดยวิธีแรกจะเป็นการตรวจสอบขนาดทางกายภาพของเมล็ดข้าวได้แก่ ขนาดความกว้างและความยาว แต่การวัดด้วยวิธีนี้ต้องใช้สายตาของมนุษย์ ทำให้ตรวจสอบได้ยากเนื่องจากเมล็ดข้าวมีขนาดเล็กและใกล้เคียงกันมากทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากการวัดได้ จึงไม่เป็นที่นิยมในการตรวจสอบ ส่วนวิธีที่สองเป็นการตรวจสอบหาคุณสมบัติของเมล็ดข้าวแต่ละพันธุ์โดยส่วนใหญ่จะเป็นการหาเปอร์เซ็นต์ของแป้งอะไมโลส (Amylose) เช่น ในข้าวขาวดอกมะลิ 105 ควรมีปริมาณแป้งอะไมโลสอยู่ร้อยละ 13-18 ที่ระดับความชื้นร้อยละ 14 ซึ่งถ้าปริมาณแป้งอะไมโลสน้อยกว่าหรือมากกว่าช่วงนี้แสดงว่าไม่ใช่ข้าวขาวดอกมะลิ 105 (Guzman and Peralta, 2008; Liu Guangrong, 2011) นอกจากนี้แล้วยังมีการตรวจสอบความคงตัวและอุณหภูมิของข้าวสุกด้วย แต่เนื่องจากปริมาณของแป้งอะไมโลสมีค่าใกล้เคียงกันมากทำให้การตรวจสอบด้วยวิธีนี้ยังไม่เป็นที่นิยม วิธีสุดท้ายเป็นวิธีใหม่และมีความแม่นยำค่อนข้างสูง คือการตรวจสอบดีเอ็นเอ (DNA) ของแต่ละพันธุ์ข้าว เนื่องจากข้าวแต่ละพันธุ์จะมีเครื่องหมายดีเอ็นเอที่เฉพาะตัว จึงสามารถตรวจสอบได้ค่อนข้างแม่นยำและตรวจสอบได้หลายพันธุ์ แต่เนื่องจากการตรวจสอบมีค่อนข้างจำกัดและต้องตรวจสอบภายในห้องปฏิบัติการเท่านั้น เวลาที่ใช้ในการตรวจสอบ 1-2 วัน ราคาในการตรวจสอบค่อนข้างแพง จึงยังเป็นอุปสรรคต่อการตรวจสอบการปลอมปนของพันธุ์

ต่างๆ (N. Ferdous et al. 2018; B. Verma, 2010; C. C. Yang, 2002; Ferdous, 2018)

งานวิจัยนี้จึงเสนอการตรวจสอบเมล็ดพันธุ์ข้าว โดยการประยุกต์ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเข้ามาช่วยในการตรวจสอบ โดยมีหลักการคือ เริ่มต้นจากถ่ายภาพด้วยกล้องดิจิทัลแล้วนำภาพถ่ายที่ได้เข้าสู่คอมพิวเตอร์ เพื่อแยกองค์ประกอบของภาพระหว่างเมล็ดพันธุ์ข้าวกับพื้นหลัง หลังจากนั้นระบบจะทำการตรวจสอบลักษณะของข้าว โดยมีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกฝนด้วยพันธุ์ข้าวที่ถูกต้องมาแล้ว เพื่อระบุชนิดพันธุ์ข้าวและคัดแยกเมล็ดพันธุ์ข้าวด้วยการสั่งงานให้ชุดสายพานลำเลียงที่มีกลไกแยกเมล็ดให้ตกตามตำแหน่งของสายพันธุ์

2 อุปกรณ์และวิธีการ

2.1 การออกแบบระบบ

การทำงานของระบบคัดแยกเมล็ดพันธุ์ข้าวจะใช้โปรแกรม MATLAB version R2022a ติดตั้งในระบบปฏิบัติการ Windows 10, CPU 2.50GHz, RAM 16GB และบอร์ด Arduino โดยการดำเนินงานแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนดังนี้ 1. ระบบสายพานลำเลียงจะมีชุดขับเคลื่อนสายพานที่ใช้โปรแกรม MATLAB เป็นตัวประมวลผลและส่งสัญญาณไปยังบอร์ด Arduino สำหรับควบคุมระบบสายพานให้เคลื่อนที่หรือหยุด 2. ระบบถ่ายภาพจะใช้กล้องกล้องดิจิทัลถ่ายภาพเมล็ดพันธุ์ข้าวที่อยู่ในสายพาน โดยใช้โปรแกรม MATLAB สั่งให้กล้องถ่ายภาพและประมวลผล ซึ่งใช้หลักการประมวลผลภาพแบบแบ่งระดับสี 0-255 ระดับ ที่ประกอบด้วยสีแดง (R) สีเขียว (G) สีน้ำเงิน (B) และสีเทา (K) ร่วมกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อวิเคราะห์ผลระบุชนิดของเมล็ดพันธุ์ 3. จำแนกเมล็ดพันธุ์และคัดแยกตามสายพันธุ์ โดยมีการทำงานทั้งโปรแกรมที่มีการฝึกฝนด้วยพันธุ์ข้าวที่ถูกต้องมาก่อนและใช้ในการจำแนกตามผลของแบบจำลอง เพื่อส่งคำสั่งไปยังบอร์ด Arduino ที่เป็นตัวควบคุมการลำเลียงของสายพาน และมี servo moter สำหรับติดตั้งกลไกแยกเมล็ดพันธุ์

รูปที่ 1 ระบบการเคลื่อนที่ของเมล็ดพันธุ์จะเริ่มต้นนำเมล็ดพันธุ์มาวางบนสายพานลำเลียง โดยการเคลื่อนที่ของสายพานลำเลียงจะทำการสั่งให้ระบบเคลื่อนที่ได้ด้วยโปรแกรม MATLAB ผ่านบอร์ด Arduino ให้ระบบลำเลียงเคลื่อนที่เป็น 3 ช่วง โดย

ช่วงที่ 1 เคลื่อนที่ไป 2.5 วินาที วัดการเคลื่อนที่ของวัตถุได้ 30 เซนติเมตร ส่วนช่วงที่ 2 ระบบลำเลียงเคลื่อนที่วัตถุไปอีก 1.8 วินาที วัดการเคลื่อนที่ของวัตถุได้ 20 เซนติเมตร และช่วงที่ 3 ของระบบเคลื่อนที่วัตถุไปอีก 1.8 วินาที วัดการเคลื่อนที่ของวัตถุได้ 20 เซนติเมตร

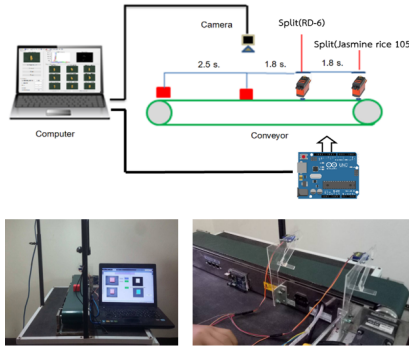


Figure 1 Layout of the conveyor system

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่าย เช่นเดียวกับประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำรูปแบบและการอุปมาความรู้เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท หรือ “นิวรอน” และจุดประสานประสาท แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า “เดนไดรต์” ซึ่งเป็นอินพุตและปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า “แอกซอน” เป็นเหมือนเอาต์พุตของเซลล์ ซึ่งเซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียส ซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของโครงข่าย (B. Verma. 2010)

รูปที่ 2 - 4 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างแตกต่างจากข่ายงานในสมอง แต่ยิ่งเหมือนสมองในแง่ที่ว่าข่ายงานประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อยๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของข่ายงาน เมื่อพิจารณาขนาดแล้วสมองมีขนาดใหญ่กว่าข่ายงานประสาทเทียมอย่างมาก รวมทั้งเซลล์ประสาทยังมีความซับซ้อนกว่าหน่วยย่อยของข่ายงาน โดยหน้าที่สำคัญของ

สมองอย่างเช่น การเรียนรู้ยังคงสามารถถูกจำลองขึ้นได้ด้วยโครงข่ายประสาทนี้

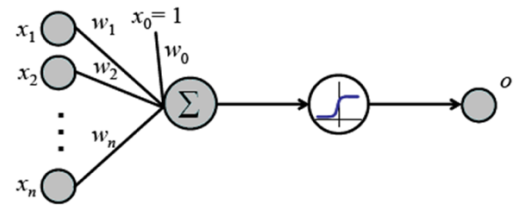


Figure 2 A model of an artificial neural network

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม คือเมื่อมีข้อมูลเข้ามายังโครงข่ายจะเอาข้อมูลเข้ามาคูณกับน้ำหนักของแต่ละขา ผลที่ได้จากข้อมูลเข้าทุกๆ ขาของเซลล์ประสาทจะถูกเอามารวมกัน แล้วก็เอามาเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยนที่กำหนดไว้ ถ้าผลรวมมีค่ามากกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน เซลล์ประสาทก็จะส่งข้อมูลออกไป ซึ่งข้อมูลออกนี้ก็就会被ส่งไปยังข้อมูลเข้าของเซลล์ประสาทอื่นๆ ที่เชื่อมกันในโครงข่าย ถ้าค่าน้อยกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยนก็จะไม่เกิดข้อมูลออก สิ่งสำคัญจะต้องระบุค่าน้ำหนักและค่าขีดเริ่มเปลี่ยนสำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้คอมพิวเตอร์รู้จำ ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่สามารถกำหนดให้คอมพิวเตอร์ปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้โครงข่ายได้รู้จักรูปแบบของสิ่งที่เราต้องการให้คอมพิวเตอร์รู้จำ โดยขั้นตอนที่กล่าวมาข้างต้นนี้เรียกว่า การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation) ซึ่งเป็นกระบวนการย้อนกลับของการรู้จำ ในการฝึก Feed-forward neural networks จะมีการใช้ขั้นตอนวิธีการแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Back propagation algorithm) เพื่อใช้ในการปรับปรุงน้ำหนักของเครือข่าย หลังจากใส่รูปแบบของข้อมูลสำหรับฝึกให้เครือข่ายในแต่ละครั้ง ค่าข้อมูลออกที่ได้รับจากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักต่อไป (López et al., 2005)

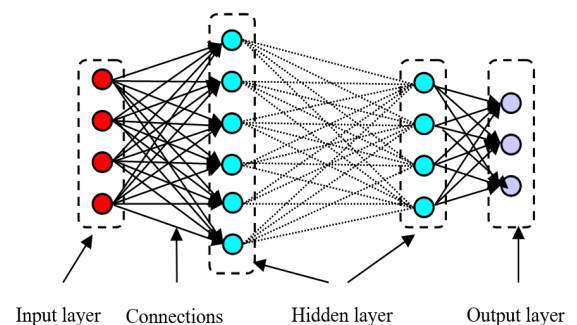


Figure 3 Architecture of artificial neural networks

ขั้นตอนวิธีการกระจายแบบย้อนกลับที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่ยิยมใช้ในเซลล์ประสาทแบบหลายชั้น (Multilayer perceptron) เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยการปรับค่าน้ำหนักนี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่ต้องการคาดหวัง พิจารณาตามรูปภาพที่ 4 ดังนี้

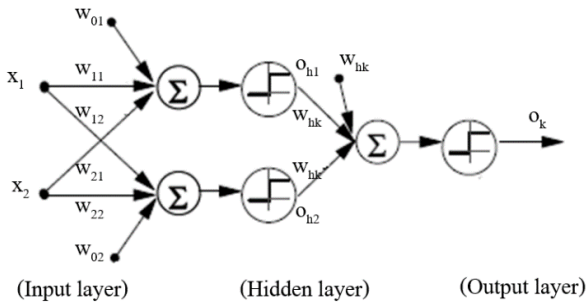


Figure 4 Back propagation algorithm

กระบวนการทำงานในรูปที่ 4 จะเริ่มการรับข้อมูลเข้า อินพุตแต่ละขาของชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) จากนั้นจะนำข้อมูลเข้านี้มาคูณกับค่าน้ำหนัก (Weight) แล้วผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (Active function) ซึ่งข้อมูลออก (Output) ที่ได้นี้จะเป็นข้อมูลเข้าของชั้นต่อไป โดยจะเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่คำนวณได้จากแบบจำลองและค่าจริงของข้อมูล ถ้าเกิดความผิดพลาดมากก็จะไปปรับค่าน้ำหนักที่กำกับข้อมูลเข้า (Input) ของแต่ละชั้นโดยใช้วิธีการแบบการกระจายแบบย้อนกลับซึ่งมีขั้นตอนดังนี้ (D. Savakar, 2012)

โดยข้อมูลออกของแต่ละโหนดคำนวณจากสมการ 1

$$y_i = f(w_1^i x_1 + w_2^i x_2 + w_3^i x_3 + \dots + w_m^i x_m) \quad (1)$$

$$= f\left(\sum_{j=1}^m w_j^i x_j\right)$$

เมื่อ y_i คือ ค่าออกจากชั้นที่ i

$w_1^i, w_2^i, w_3^i, \dots, w_m^i$ คือ น้ำหนักในชั้นที่ i ของแต่ละหน่วย 1 ถึง m

$x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ คือ ข้อมูลเข้าของแต่ละหน่วย 1 ถึง m

m คือ จำนวนโหนดทั้งหมดในแต่ละชั้น

i คือ ชั้นของโครงข่าย

j คือ โหนดใด ๆ ในแต่ละชั้น

ขั้นตอน 1 สุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ให้มีค่าอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5

ขั้นตอน 2 ป้อนตัวอย่างเข้าที่ชั้นข้อมูลเข้า (Input layer) แล้วคำนวณค่าข้อมูลออกของเพอร์เซปตรอนที่ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นข้อมูลออก (Output layer) ตามลำดับ

ขั้นตอน 3 คำนวณค่าความผิดพลาดในแต่ละชั้น เพื่อปรับน้ำหนัก

- ค่าความผิดพลาดของเพอร์เซปตรอนตัวที่ k ชั้นข้อมูลออก (Output layer)

$$\delta_k = o_k (1 - o_k) (t_k - o_k) \quad (2)$$

- ค่าความผิดพลาดของเพอร์เซปตรอนตัวที่ h ชั้นซ่อน (Hidden layer)

$$\delta_h = o_h (1 - o_h) \left(\sum_{k \in \text{output}} w_{hk} \right) \delta_k \quad (3)$$

ขั้นตอน 4 ปรับปรุงค่าน้ำหนักแต่ละเส้น เมื่อ η คืออัตราการเรียนรู้

$$w_{ji} = w_{ji} + \Delta w_{ji} \quad (4)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j x_{ji}$$

ขั้นตอน 5 ทำซ้ำขั้นตอน 2 จนกระทั่งผลรวมของค่าผิดพลาดเข้าใกล้ศูนย์หรือน้อยที่สุด

2.3 การวิเคราะห์เมล็ดพันธุ์ข้าวด้วยหลักการของภาพ

การวิเคราะห์ข้อมูลทางกายภาพของเมล็ดพันธุ์ข้าวจะเริ่มจากการถ่ายภาพเมล็ดพันธุ์โดยใช้กล้องดิจิทัลเก็บตัวอย่างของระดับสีของเมล็ดพันธุ์ข้าวมาอย่างละ 100 เมล็ด จากนั้นจะทำการแยกข้อมูลทางสีของเมล็ดพันธุ์ออกเป็น R G B และ Gray scale โดยกำหนด pixel ของภาพเท่ากับ 256x256 pixel

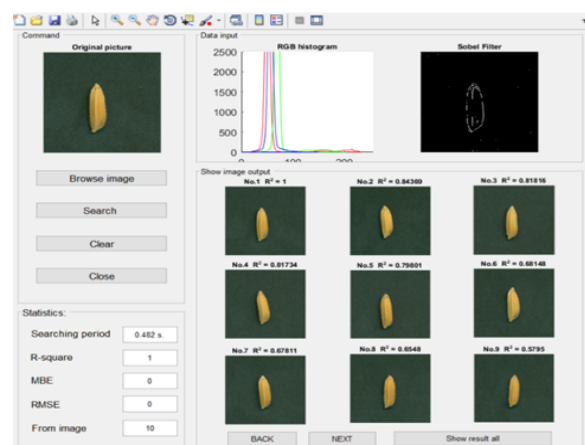
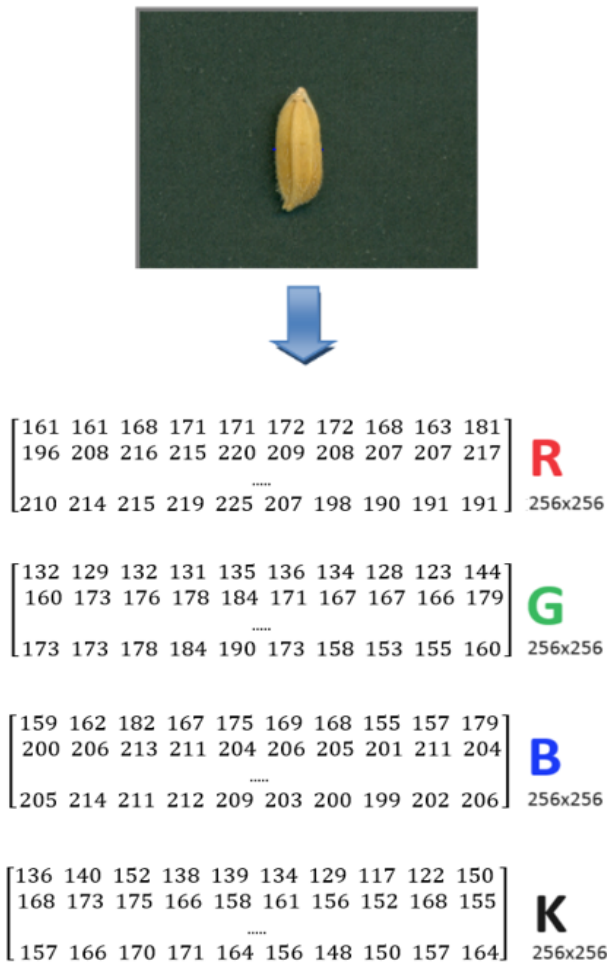


Figure 5 Photography of rice seeds.



(R=red, G=Green, B, Blue and K=Gray scale)

Figure 6 Color information of rice seeds.

ซึ่งจะได้ลักษณะข้อมูลดังรูปที่ 5 และรูปที่ 6 จะแสดงข้อมูลของเมล็ดพันธุ์ข้าวและรู้ชนิดพันธุ์โดยข้อมูลทางสีที่แสดงออกมาในรูปตัวเลขที่ระดับ 0 – 255 และอยู่ในรูปเมทริกซ์ขนาด 256x256 pixel ซึ่งข้อมูลนี้จะถูกนำไปใช้ในการเรียนรู้หรือฝึกฝนแบบจำลองต่อไป

2.4 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับพันธุ์ข้าว

1. คัดเมล็ดพันธุ์ข้าวตัวอย่างจำนวน 100 เมล็ด ที่มีความสมบูรณ์ในแต่ละสายพันธุ์ นำมาหาค่าระดับของสี R G B และ Gray scale เพื่อใช้เป็น input ในการฝึกฝนแบบจำลอง โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อคัดแยกชนิดพันธุ์ข้าว โดยกำหนดเงื่อนไขในการฝึกฝนแบบจำลองที่แตกต่างกัน

2. รูปแบบการฝึกฝนแบบจำลอง ดังรูปที่ 7

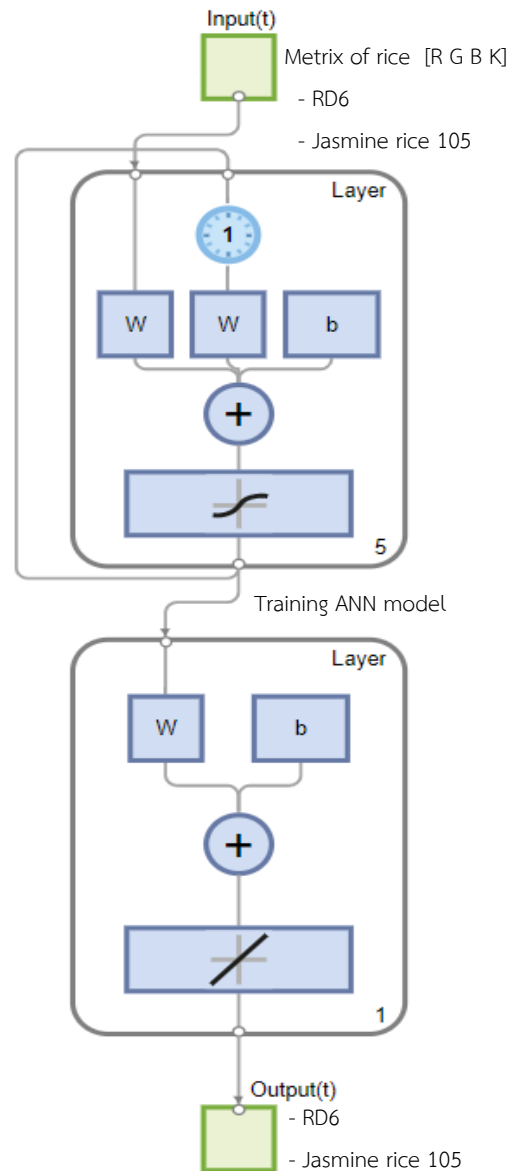


Figure 7 Training model.

3. เงื่อนไขแบบจำลอง

แบบจำลองที่ 1 จำนวนข้อมูล input [R, G, B]

แบบจำลองที่ 2 จำนวนข้อมูล input [R, G, B, Gray scale]

โดยในแต่ละแบบจำลองจะมีการปรับเปลี่ยน perceptron ของแบบจำลองที่ระดับ 1, 2, 3, 4, 5, 10, 15 และ 20 ตามตารางที่ 1

Table 1 Properties for training with ANN model.

รายละเอียด	คุณสมบัติ
Hidden layer	1
Input layer	3 [R G B] and 4 [R G B Gray scale]
Output layer	2 [RD6 and Jasmine rice 105]
Perceptron	1, 2, 3, 4, 5, 10, 15 and 20
Training fucntion	Quasi-Newton (trainbfg)
Transfer function in hidden layer	Tan-Sigmoid (tansig)
Transfer function in output layer	Step function (hardlim)
Lreannig rate	0.5
ecops	1000
Network type	Feed forward neural network

4. ทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเมล็ดพันธุ์จากการถ่ายรูปเมล็ดพันธุ์ ข้าว กข.6 และ ข้าวขาวดอกมะลิ 105 อย่างละ 100 ตัวอย่าง วางในระบบสายพานตามรูปที่ 1 ทำการทดสอบผลคัดแยกเมล็ดพันธุ์

3 ผลการดำเนินงาน

3.1 ผลการทดสอบแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) 2 รูปแบบ ผลการทดสอบแสดงตามตารางที่ 2 พบว่าแต่ละรูปแบบเมื่อมีการปรับค่า perceptron ในชั้น Hidden layer จากเพิ่มขึ้นจะส่งผลทำให้เกิดความแม่นยำเพิ่มขึ้นในทิศทางแปรผันตรงกัน เพราะมีจำนวน perceptron ที่เพิ่มขึ้นจะสร้างความสัมพันธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีการแบ่งกลุ่มหรือทำงานให้มีความแม่นยำที่มากขึ้น แต่ความซับซ้อนของแบบจำลองก็จะซับซ้อนตามจำนวนของ perceptron เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (MBE) ในการสร้างแบบจำลองพบว่า เมื่อเพิ่มค่า perceptron ในชั้น Hidden layer จาก 1 เพิ่มขึ้นไปถึง 20 จะทำให้ร้อยละค่าเฉลี่ยความผิดพลาด MBE เข้าใกล้ศูนย์ ซึ่งจะทำให้ข้อมูลที่ได้จากการทำนายและข้อมูลจริงมีค่าใกล้เคียงกัน ดังรูปที่ 8

Table 2 Results of training model.

Model	Perceptron	MBE (%)	RMSE (%)	R ²
ANN-1 [R,G,B]	1	-	21.657	0.86558
		2.0693		
	2	-	7.0868	0.88668
		1.0467		
	3	-	4.6175	0.89434
		0.6302		
	4	-	2.4555	0.89841
		0.3066		
	5	-	2.5193	0.89830
		0.2544		
ANN-2 [R,G,B,K]	10	-	1.8551	0.89907
		0.0103		
	15	-	1.1490	0.89964
		0.0172		
	20	-	0.9456	0.89976
		0.0178		
	1	-	16.830	0.82376
		0.7766		
	2	-	6.1394	0.99061
		0.3927		
	3	-	5.6965	0.99122
		0.3283		
	4	-	2.8578	0.99801
		0.0415		
	5	-	2.1335	0.99886
		0.0807		
	10	-	2.1547	0.99875
		0.0422		
	15	0.0489	1.2234	0.99960
	20	0.0376	0.8587	0.99980

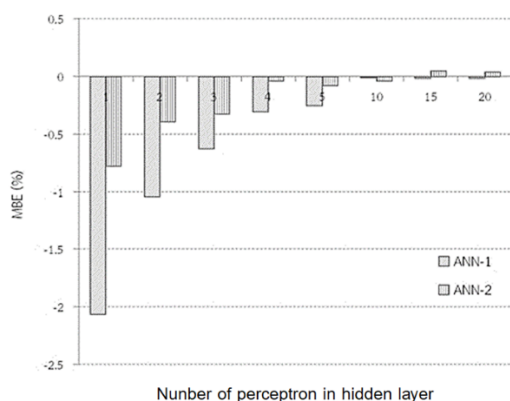


Figure 8 Mean bias error.

เมื่อพิจารณาค่าร้อยละเฉลี่ยรากที่สองของความผิดพลาด (RMSE) ในการสร้างแบบจำลองพบว่า เมื่อเพิ่มค่า perceptron ในชั้น Hidden layer จาก 1 2 3 4 5 10 15 และ 20 จะทำให้ค่าร้อยละเฉลี่ยรากที่สองของความผิดพลาดในทิศทางลดลง เมื่อ perceptron มากกว่า 4 ค่า RMSE จะมีค่าไม่เกินร้อยละ 5 จนถึงระดับ 20 ดังรูปที่ 9

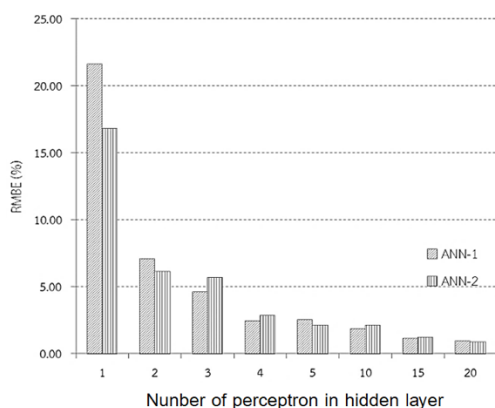


Figure 9 Root mean square error.

ในส่วนของระยะเวลาในการฝึกฝนแบบจำลองทั้ง 2 รูปแบบพบว่า ระยะเวลาจะมีค่าเพิ่มมากขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวน perceptron ในชั้น Hidden layer จาก 1 2 3 4 5 10 15 และ 20 หมายถึงกระบวนการการเรียนรู้และจดจำข้อมูลจะมีขั้นตอนมากส่งผลให้ใช้ระยะเวลามากขึ้นตามไปด้วย ด้วย ANN-1 และ ANN-2 มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันดังรูปที่ 10

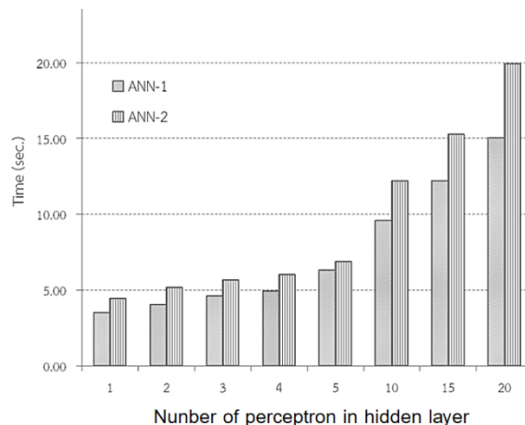


Figure 10 Time for training models.

รูปที่ 11 แสดงระดับค่า R^2 ในการสร้างแบบจำลองทั้ง 2 แบบจำลอง ซึ่งค่า R^2 อยู่ในระดับสูง มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงถึงแบบจำลองมีความแม่นยำในระดับสูง โดยมีทิศทางสอดคล้องกับจำนวนชั้น perceptron ที่เพิ่มขึ้น และจำนวน input ของแบบจำลอง ANN-2 ที่มีรายละเอียดของข้อมูลระดับสีเพิ่มจากแบบจำลอง ANN-1 จาก 3 [R G B] เป็น 4 [R G B K] จะทำให้การเรียนรู้และจำจดได้ดีกว่า

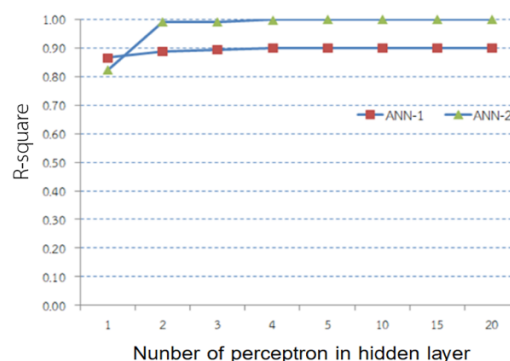


Figure 11 R-square for each model.

3.2 ผลการทดสอบการคัดแยกเมล็ดพันธุ์

ผลการทดสอบโดยใช้แบบจำลอง ANN-1 และ ANN-2 สำหรับจำแนกชนิดของเมล็ดพันธุ์ข้าว กข6 และข้าวขาวดอกมะลิ 105 ที่บันทึกผลในระบบสายพานที่จำแนกด้วยแบบจำลอง โดยพบว่าแบบจำลองทั้ง 2 แบบ เมื่อมีการเพิ่มจำนวน perceptron จะส่งผลทำให้การจำแนกชนิดของเมล็ดพันธุ์ข้าวมีความแม่นยำมากขึ้น ผลแสดงตามตารางที่ 3 ซึ่งแบบจำลอง ANN-1 ที่ใช้ [R G B] จะจำแนกชนิดของเมล็ดพันธุ์ได้ดีกว่าแบบจำลอง ANN-2 ที่ใช้ [R G B K] เนื่องจากตัวแปรพาเข้าที่มากขึ้นจะส่งผลต่อการเรียนรู้จดจำได้ดียิ่งขึ้น แต่ก็มีการใช้ระยะเวลาในกระบวนการเรียนรู้และจดจำที่มากขึ้น โดยแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับคือ ANN-2 เนื่องจากจำแนกได้แม่นยำทั้ง 2 ชนิดของเมล็ดพันธุ์ข้าว

Table 3. R² for testing model by using new seed rice.

Models	perceptron	RD6	Jasmine rice 105
ANN-1	1	75	89
	2	86	92
	3	94	92
	4	90	93
	5	96	95
	10	97	96
	15	97	97
	20	98	97
ANN-2	1	83	92
	2	86	92
	3	87	93
	4	92	94
	5	97	96
	10	98	97
	15	98	98
	20	98	98

ผลการทดสอบแบบจำลองมีทดสอบการจำแนกเมล็ดพันธุ์ข้าว กข.6 และข้าวขาวดอกมะลิ 105 ซึ่งประมวลผลด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแล้วส่งงานร่วมกับบอร์ด Arduino ให้เมล็ดพันธุ์ถูกแยกตามตำแหน่งที่ติดตั้งในระบบสายพาน ตารางที่ 3 พบว่า สำหรับเมล็ดพันธุ์ข้าว กข.6 แยกด้วยแบบจำลอง ANN-1 ได้รับความถูกต้องร้อยละ 75-97 และ ANN-2 ได้รับความถูกต้องร้อยละ 83-98 ในส่วนของเมล็ดพันธุ์ข้าวขาวดอกมะลิ 105 การทำนายผลด้วยแบบจำลอง ANN-1 ได้รับความถูกต้องร้อยละ 89-97 และ ANN-2 ได้รับความถูกต้องร้อยละ 92-98 ซึ่งพบว่าจากผลการทดสอบแบบจำลองที่เหมาะสมจะเป็น ANN-2 ที่จำนวน perceptron เท่ากับ 15 ซึ่งจะทำการทำนายการจำแนกชนิดของเมล็ดพันธุ์ข้าวตัวอย่างได้ดี

4 สรุปผล

การจำแนกเมล็ดพันธุ์ข้าวด้วยระบบการประมวลผลภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมในบทความวิจัยนี้ใช้ข้อมูลของค่าระดับสีของรูปภาพที่ประกอบไปด้วยสีแดง (R) เขียว (G) น้ำเงิน (B) และขาวดำ (K) มาใช้เป็นข้อมูล input ของแบบจำลอง โดยมี output เป็นชนิดของเมล็ดพันธุ์ข้าว 2 ชนิด (กข.6 และขาวดอกมะลิ 105) โดยการสร้างฝึกแบบ Back propagation algorithm ซึ่งจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวน perceptron ที่

แตกต่างกันในชั้น Hidden layer ซึ่งผลที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการคัดแยกเมล็ดพันธุ์ พบว่าการแบบจำลอง ANN-2 มีความเหมาะสมในการจำแนกได้ดีกว่าแบบจำลอง ANN-1 ด้วยปัจจัยที่มี input ที่เป็นตัวบ่อนในกระบวนการเรียนรู้และจดจำได้มากกว่า

อย่างไรก็ตามการนำเสนอแบบจำลองในงานวิจัยนี้ยังเป็นเพียงการใช้ training fuction ของโครงข่ายเพียงรูปแบบเดียว ซึ่งอาจจะปรับเปลี่ยนรูปแบบตามลักษณะของข้อมูลของ input หรือ output ในการพัฒนาควรมีการเพิ่มข้อมูล input เช่น ขนาดความยาว น้ำหนัก เพื่อให้แบบจำลองมีกระบวนการเรียนรู้จดจำรูปแบบข้อมูลที่มากขึ้น ซึ่งจะส่งผลต่อการทำนายที่แม่นยำขึ้นตาม

5 กิตติกรรมประกาศ

วิจัยฉบับนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน ปีงบประมาณ 2562

6 เอกสารอ้างอิง

กองวิจัยและพัฒนาข้าว. 2559. พันธุ์ข้าว. แหล่งข้อมูล: <http://www.ricethailand.go.th/rkb3/title-index.php-file=content.php&id=11.htm>. เข้าถึงเมื่อ: 31 พฤษภาคม 2565.

Verma, B. 2010. Image Processing Techniques for Grading & Classification of Rice. ICCCT 10, 220-223.

Yang, C. C., Prasher, S. O., Landry, J. A. 2002. Weed recognition in corn fields using back-propagation neural network models. CANADIAN BIOSYSTEMS ENGINEERING 44(7), 15-22.

Guzman, J. D. , Peralta, E K. 2008. Classification of Philippine Rice Grains Using Machine Vision and Artificial Neural Networks. IAALD AFITA WCCA 2008, 41-48.

Savakar, D. 2012. Recognition and lassification of Similar Looking Food Grain Images using Artificial Neural Networks. Journal of Applied Computer Science & Mathematics 13(6), 61-65.

Guang-rong, L. 2011. Detection of Chalk Degree of Rice Based on Image Processing Technique. SIE 83, 515-518.

Ferdous, N., Elias, S. M., Howlader, Z. H., Biswas, S. K., Rahman, M. S., Habiba, K. K., Seraj, Z. I. 2018. Profiling

Bangladeshi rice diversity based on grain size and amylose content using molecular markers. *Current Plant Biology* 14, 56-65.

López, G. , Batlles, F. J. , Tovar- Pescador, J. 2005. Selection of Input Parameters to Model Direct Solar Irradiance by using Artificial Neural Networks. *Fuel and Energy* 47, 1675-1684.