# การจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
# Thai Rice Grain Classification by Using Convolution Neural Networks

**อนาวิล กิติธรรม และ กฤตกรณ์ ศรีวันนา**

**บทคัดย่อ**

งานวิจัยนี้นำเสนอการจำแนกชนิดพันธ์ข้าวที่เป็นที่นิยมในจังหวัดเชียงราย จำนวน 3 พันธ์ ได้แก่ ข้าวปทุมธานี1 ข้าว กข6 และ ข้าวญี่ปุ่น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยเก็บข้อมูลถ่ายภาพเมล็ดข้าวด้วยกล้องมือถือ แล้วนำมาประมวลผลภาพด้วยโปรแกรม Python จากนั้นนำภาพเมล็ดข้าวที่ได้ไปทำการประมวลผลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ คอนโวลูชัน โดยใช้อัลกอริทึม TensorFlow - Keras ชนิด Sequential สร้างเป็นโมเดล ซึ่งงานวิจัยนี้ทำเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าว ที่ใช้วิธีการเตรียมรูปภาพที่แตกต่างกันทั้งหมด 3 รูปแบบคือ 1.ภาพสี 2.ภาพเฉดเทา 3. ภาพขาวดำ โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้รูปเมล็ดข้าวทั้งหมด 600 ภาพ จากพันธ์ข้าวทั้งหมด 3 พันธ์ จากการตรวจสอบประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคดังต่อไปนี้ 1)ภาพสี มีค่าความยำ 83% 2)ภาพเทา มีค่าความแม่นยำ 84% และ 3)ภาพขาวดำ มีค่าความแม่นยำ 84%

***คำสำคัญ*** **–** โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน, การประมวลผลภาพ, การจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าว

**ABSTRACT**

This research introduces a program for the classification of popular rice varieties in the Chiang Rai province. The classification is achieved using a Convolutional Neural Network (CNN) with three classes: Pathum Thani 1 rice, RD6 rice, and Japanese rice. The methodology involves capturing images of rice grains using a mobile phone camera and subsequently processing these images using a Python program. The rice grain images are then further analyzed using a CNN architecture that comprises Convolutional Layers, Max-pooling Layers, a Flatten Layer, and Dense Layers. The system also manages datasets for the purpose of model creation, utilizing TensorFlow-Keras algorithms to construct a Sequential model. This research conducted experiments employing 600 image preprocessing techniques 1) Color Images: Achieving an accuracy rate of 83% 2) Grayscale Images: Achieving an accuracy rate of 84% 3) Thresholded image: Achieving an accuracy rate of 84%

**Keywords –** Convolution Neural Networks, Image Processing, Rice Classification

## 1. บทนำ

ข้าวเป็นอาหารหลักและปลูกเป็นพืชเศรษฐกิจที่สำคัญในประเทศไทย ข้าวหอมมะลิเป็นพันธ์ข้าวที่นิยม และมีความเป็นเอกลักษณ์ เนื่องจากมีคุณสมบัติที่นุ่มเมื่อหุงสุก และมีกลิ่นหอมพิเศษ ทำให้ผู้บริโภคในจังหวัดเชียงรายมีความต้องการเป็นอันดับต้น ๆ อย่างไรก็ตาม ความนิยมของข้าวหอมมะลิได้ทำให้บางผู้ค้ามีแนวโน้มในการปลอมแปลงข้าวหอมมะลิด้วยข้าวพันธ์อื่นที่ราคาถูกและคุณภาพต่ำกว่า เพื่อเพิ่มกำไรส่งผลให้คุณภาพข้าวลดลง เพื่อรักษามาตรฐานคุณภาพและสร้างความเชื่อมั่นให้กับผู้บริโภค สำนักงานมาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหาร

แห่งชาติได้กำหนดมาตรฐานข้าวหอมมะลิไทย (สำนักงานมาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ,2560) [1] สำหรับการส่งออก ในมาตรฐานดังกล่าว ข้าวจะต้องมีความบริสุทธิ์ไม่น้อยกว่า 95% สำหรับข้าวเปลือก และ 92% สำหรับข้าวกล้องและข้าวขาวเพื่อรักษามาตรฐาน สร้างความเชื่อมั่นให้ผู้บริโภคและยกระดับคุณภาพข้าวหอมมะลิไทย

ในกระบวนการตรวจสอบมาตรฐานข้าว การเลือกสุ่มตัวอย่างข้าวและการวิเคราะห์คุณลักษณะทางกายภาพและปริมาณแอมิโลส(สำนักงาน มาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ,2560) [1] เป็นวิธีที่สำคัญ อย่างไรก็ตาม การวิเคราะห์ด้วยวิธีนี้อาจไม่สามารถใช้ได้ในกรณีที่คุณลักษณะทางกายภาพและปริมาณแอมิโลสของข้าวมีค่าใกล้เคียงกัน วิธีตรวจสอบคุณภาพข้าวโดยใช้การตรวจสอบดีเอ็นเอจึงเป็นวิธีที่มีความแม่นยำมากกว่า อย่างไรก็ตาม วิธีดังกล่าวมีค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูง ดังนั้น การทดสอบด้วยวิธีอื่นที่ราคาถูกและให้ผลที่แม่นยำ รวมถึงการตรวจสอบได้รวดเร็วยังคงเป็นสิ่งที่จำเป็นที่จะช่วยลดภาระค่าใช้จ่ายทั้งในส่วนผู้ผลิตและผู้บริโภค

ในงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้เทคโนโลยี การเรียนรู้ของเครื่องจักร มาช่วยในการจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าว โดยจะใช้ภาพถ่ายของตัวอย่างเมล็ดข้าวจำนวน 3 พันธ์ ประกอบด้วย ข้าวปทุมธานี1 ข้าวกข6 และข้าวญี่ปุ่น มาทำการประมวลผลภาพ ร่วมกับการประมวลผลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อทดลองว่าการจำแนกวิธีใดมีประสิทธิภาพมากที่สุด

## 2.ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Chathurika Sewwandi Silva and Upul Sonnadara [1] บทความนี้ได้นำเสนอการจำแนกพันธ์ข้าวต่างๆด้วยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้พันธ์ข้าวทั้งหมด 9 สายพันธ์แล้วเก็บผลภาพของข้าว เพื่อนำมาพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการจำแนกภาพ ผลลัพธ์ แสดงให้เห็นว่า ภาพพื้นผิวผิวให้ความแม่นยำมากกว่าเมื่อเทียบกับภาพแต่งสี โดยความแม่นยำทั้งหมดอยู่ที่ 92% จากโมเดลทั้งหมด

สุชาติ แย้มเม่น, ณรงฤทธิ์ พิมพ์คำวงศ์, และ โชคชรัตน์ ฤทธิ์เย็น [2] บทความนี้พัฒนาวิธีการจำแนกประเภทเมล็ดข้าวขาวโดยการประยุกต์ใช้เทคนิคทางด้านการประมวลผลภาพต่างๆ เช่น การหาตำแหน่งของวัตถุโดยใช้หลักการสหสัมพันธ์(Liang et al.,2010) การแปลงภาพระดับเทาเป็นภาพขาวดำโดยใช้ค่าขีดแบ่งอัตโนมัติ (Otsu. 1979) การติดป้ายส่วนประกอบเชื่อมต่อ (Baraghimian, 1989) การกรองสัญญาณรบกวนโดยใช้การเปลี่ยนรูปแบบเปิดด้วยการประมวลผลภาพองค์ประกอบโครงสร้าง (Soille, 2013) การหาขอบภาพโดยวิธีแคนนี่ (Canny, 2010) การหาความยาวเส้นขอบจากระยะทางคู่พิกัด และทำการหาประสิทธิภาพของโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นด้วย (Mean Absolute Error) และค่าความถูกต้องของการจำแนกประเภทเมล็ดข้าวขาวในหน่วยร้อยละ

### 2.2 ทฤษฎีที่ใช้ในการวิจัย

#### 2.2.1 ไพทอน (Python)

Python [3] คือภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีความนิยมในการพัฒนาซอฟต์แวร์และการเขียนโปรแกรม ถูกสร้างขึ้นโดย Guido van Rossum และเปิดตัวครั้งแรกในปี 1991. Python เป็นภาษาโปรแกรมที่อ่านง่ายและมีไวยากรณ์ที่เป็นมาตรฐานที่ช่วยให้นักพัฒนาโปรแกรมสามารถแสดงความคิดและสร้างโค้ดได้อย่างรวดเร็ว Python มีชุดคำสั่งและไลบรารีที่มากมายที่ช่วยในการแก้ปัญหาที่หลากหลายด้าน เช่นการวิเคราะห์ข้อมูล, การเรียนรู้เครื่อง, การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน, และอื่น ๆ ซึ่งทำให้ Python เป็นภาษาโปรแกรมที่น่าสนใจและเหมาะสำหรับผู้ที่ต้องการทำงานในด้านการโปรแกรมมิ่งหลายแบบ Python ยังเป็นภาษาที่พอใช้งานในหลายสาขาด้านเทคโนโลยีและวิทยาศาสตร์อื่น ๆ รวมถึงการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน การเขียนสคริปต์ การทำงานทางด้านข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) รวมถึงการเขียนโปรแกรมทั่วไปในหลายสาขาอื่น ๆ ด้วย

#### 2.2.2 โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (CNN)

CNN หรือ Convolutional Neural Network (โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน) [4] เป็นกลไกสำคัญในการประมวลผลภาพและวิดีโอ โดยเฉพาะในงานด้านการรู้จำและการจำแนกวัตถุภายในภาพ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN ถูกออกแบบในลักษณะที่ใช้เลเยอร์แบบคอนโวลูชันเพื่อดึงคุณลักษณะเด่นของภาพออกมา และเรียนรู้การจำแนกข้อมูลจากภาพแบบอัตโนมัติ ดังนั้นจึงเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับความนิยมในการแก้ปัญหาการประมวลผลภาพและการ

ควบคุมหุ่นยนต์ที่มีการใช้ภาพ CNN ยังเป็นส่วนสำคัญในการพัฒนาความรู้เชิงลึก (deep learning) ที่เกี่ยวข้องกับการเรียนรู้ข้อมูลจากข้อมูลที่มีโครงสร้างเชิงลึก เช่น การจดจำลายลักษณะในภาพและวิดีโอ และการตรวจจับวัตถุในเวลาจริง และอื่น ๆ นอกจากนี้ CNN ยังมีแอปพลิเคชันในการแปลภาษา, ระบบแนะนำสินค้า, และงานด้านการประมวลผลข้อมูลเชิงขอมูล ด้วยความสามารถในการจดจำและจำแนกข้อมูลจากภาพและวิดีโอได้อย่างแม่นยำ

**2.2.3 TensorFlow Library และ Keras**

**2.2.3.1 TensorFlow Library**

TensorFlow Library [4] คือโอเพ่นซอร์สไลบรารี่สำหรับการสร้างโมเดลการเรียนรู้เชิงลึก
ที่พัฒนาโดย Google รองรับการทำงานแบบประมวลผลร่วมกันหลาย ๆ เครื่องและ สามารถใช้หน่วยประมวลผลกราฟิก (Graphics Processing Unit : GPU) ในการประมวลผลได้และมีอัลกอริทึมสำหรับการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมและ การเรียนรู้เชิงลึกที่หลากหลายและ มีการนำ ไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยในหลายสาขาวิชาเช่น การรู้จำเสียง การประมวลผลภาพ สร้างหุ่นยนต์ ฯลฯ โดยการทำงานของ TensorFlow จะมีการสร้างกราฟสำหรับการประมวลผล ซึ่งกราฟจะประกอบไปด้วยกลุ่มของโหนด โดยกราฟจะแสดงการไหลของการประมวลผลข้อมูล

**2.2.3.2 Keras Library**

Keras Library [5] คือ API สำหรับการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเขียนด้วยภาษาไพทอน สามารถทำงานโดยอาศัยไลบรารี่อย่าง TensorFlow โดย Keras สามารถรองรับการสร้างโมเดล การเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมตลอดจนการสร้างโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกโดยมีข้อดี คือง่ายต่อการเขียนและ ทำความเข้าใจ มีการทำงานแยกเป็นส่วน ๆ สามารถแยกส่วนประกอบ ต่าง ๆ ในการสร้างโมเดล อย่างเช่น Neural Layers Cost Functions Optimizers Activation Functions และ ประกอบกันเป็นโมเดลใหม่ได้ สามารถพัฒนาฟังก์ชันหรือคลาสต่าง ๆ เพิ่มได้ง่าย โดยการพัฒนาทั้งหมดต้องใช้ภาษาไพทอนในการพัฒนา

**2.2.4 เมทริกซ์ความสับสน Confusion Matrix**

Confusion Matrix [6] เป็นเครื่องมือทางสถิติที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบการจำแนกและการทำนาย (classification) โดยเฉพาะในงาน Machine Learning และ Data Science โดย Confusion
Matrix ช่วยให้เราสามารถนำความแม่นยำและประสิทธิภาพของระบบการจำแนกมาวัดและวิเคราะห์ได้อย่างชัดเจน
ภาพตาราง Confusion Matrix

| Actual Values | | Positive | Negative |
|---|---|---|---|
| | Positive | TP | FN |
| | Negative | FP | TN |

Predictive Values

**ภาพที่ 1** ตาราง Confusion Matrix

True Positive (TP) เป็นจำนวนที่ถูก กรณีที่ระบบทำนายว่าเหตุการณ์หรือข้อมูลเป็นจริง (Positive) และตรงกับความจริงที่ว่าเป็นจริง ในกรณีนี้ระบบทำนายถูกต้อง
True Negative (TN) เป็นจำนวนที่ถูก กรณีที่ระบบทำนายว่าเหตุการณ์หรือข้อมูลไม่เป็นจริง (Negative) และตรงกับความจริงที่ว่าไม่เป็นจริง ในกรณีนี้ระบบทำนายถูกต้อง
False Positive (FP) เป็นจำนวนที่ผิด กรณีที่ระบบทำนายว่าเหตุการณ์หรือข้อมูลเป็นจริง (Positive) แต่ความจริงแล้วไม่เป็นจริง ในกรณีนี้ระบบทำนายผิด
False Negative (FN) เป็นจำนวนที่ผิด กรณีที่ระบบทำนายว่าเหตุการณ์หรือข้อมูลไม่เป็นจริง (Negative) แต่ความจริงแล้วเป็นจริง ในกรณีนี้ระบบทำนายผิด โดยสามารถใช้ Confusion Matrix มาใช้ประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำ (Accuracy)ของโมเดลทำนาย จะคำนวณโดยนับจำนวนตัวอย่างที่ถูกจำแนกถูกต้อง (True Positives และ True Negatives) และนำมาหารด้วยจำนวนทั้งหมดของตัวอย่างที่ถูกทดสอบโดยมีสูตรคำนวณดังสมการที่ 2

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

**2.2.5 Scikit-Learn library**

Scikit-Learn เป็นไลบรารี สำหรับ ไพทอนที่ใช้ในการทำ การเรียนรู้ของเครื่องและ การทำเหมืองข้อมูลอย่างมีประสิทธิภาพ และเป็นที่นิยมอย่างแพร่หลายในวงการวิทยาศาสตร์ข้อมูลและการพัฒนาแอปพลิเคชันแบบ การเรียนรู้ของเครื่อง ในไพทอน ไลบรารีนี้ถูกสร้างขึ้นโดยนักพัฒนา ไพทอนชุมชนและมีความเน้นที่ความง่ายในการใช้งาน, ประสิทธิภาพในการทำงาน, และความยืดหยุ่นในการใช้งานหลายประเภทของแบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่อง

Scikit-Learn มีความสามารถในการรองรับการเรียนรู้แบบจดจำ และการเรียนรู้แบบไม่จดจำ รวมถึงการจัดการข้อมูล, การเลือกคุณลักษณะ, การประเมินแบบจำลอง, และการทำความเข้าใจผลลัพธ์ของแบบจำลอง ซึ่งทำให้มันเป็นเครื่องมือที่สมบูรณ์และเหมาะสำหรับงานการพัฒนาและทดสอบแบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่อง ต่างๆ

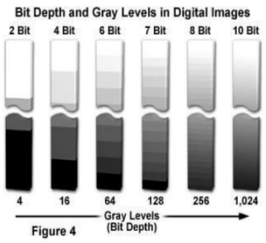
**2.2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)**

การเรียนรู้เชิงลึก คือการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีความลึกมากเพื่อการเรียนรู้ของเครื่อง โดยความแตกต่างสำคัญคือ การเรียนรู้เชิงลึก มีจำนวน hidden layer ที่มากกว่าในโครงข่าย ประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมนั้นจำลองการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทในระบบประสาทของมนุษย์ โดยการใช้เซลล์ประสาทเทียมในรูปแบบของโหนดเชื่อมต่อกัน และมีการปรับค่าน้ำหนักเพื่อเรียนรู้และทำนายผลลัพธ์ โดย การเรียนรู้เชิงลึก จะมีการสร้างโครงข่ายประสาทที่มีความลึกมากขึ้นโดยมีหลาย hidden layer เพื่อทำนายและประมวลผลข้อมูลอย่างอัจฉริยะในระดับลึก

**2.2.7 เฉดสีเทา**

Grayscale คือช่วงของเฉดสีเทาซึ่งแตกต่างกับภาพขาว-ดำที่มีเพียง 2 สี คือขาวกับดำ สีใน grayscale นี้แสดงถึงความเข้มของสี (Intensity) ในระดับต่างๆ โดยสีดำเป็นส่วนที่ทีความ เข้มของสีน้อยและสีขาวจะมีความเข้มของสีมาก จำนวนระดับของสีขึ้นอยู่กับขนาดของบิตที่ใช้เก็บค่า สีโดยทั่วไปแล้วจะเก็บข้อมูลสีประเภทนี้ด้วยข้อมูลขนาด 8 บิตหรือ 1 ไบต์ ซึ่งจะให้ความละเอียดของ สีที่ 265 เฉดสี ดังภาพแสดงในภาพที่ 2




**ภาพที่ 2** ระดับสีของ Grayscale ตามขนาดข้อมูลที่เก็บค่าสี

**2.2.8 ภาพขาวดำ**

การแปลงภาพเป็นภาพแบบขาวดำ(image binarization) คือส่วนหนึ่งของการประมวลผลภาพระดับสีเทาให้เป็นภาพขาวดำ ซึ่งแต่ละพิกเซลจะมีค่าเป็น 0 หรือ 1 เนื่องจากการประมวลผลภาพสีใช้เวลานาน และใช้พื้นที่ในการวิเคราะห์มาก ในการวิเคราะห์ภาพเอกสารจำเป็นต้องทำการแปรลงภาพขาวดำในวัตถุที่พิจารณาเช่น อักษร รูปภาพ และ ตารางเป็นต้น

**2.2.9 คะแนน F1**

คะแนน F1(F1-Score) เป็นค่าเฉลี่ยระหว่างความแม่นยำและความสามารถในการครอบคลุม ค่า F1-Score มีความสำคัญเมื่อต้องการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในกรณีที่ความสำคัญของความแม่นยำ และความสามารถในการครอบคลุม เท่ากัน ค่า F1-Score สามารถใช้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองที่ใช้ในงานที่ความสำคัญของ Precision และ Recall เท่ากันหรือใกล้เคียงกัน ค่า F1-Score มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าเข้าใกล้ 1 ยิ่งแสดงประสิทธิภาพที่ดีมากขึ้น ดังสมการที่ 2

$$F1\ Score = 2\frac{Precision\ x\ Recall}{Precision + Recall} \quad (2)$$

เมื่อ

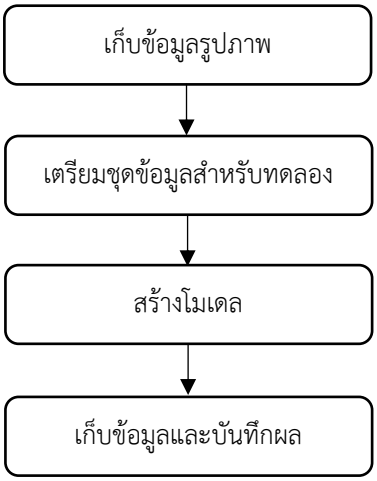
F1 Score คือ ค่าเฉลี่ยระหว่างความแม่นยำ และความสามารถในการคลอบคลุม

Precision คือ ความแม่นยำในการทำนายผล

Recall คือ ความสามารถในการครอบคลุมในการทำนายผลกลุ่ม Positive

## 3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

บทความนี้ ได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการจำแนกเมล็ดข้าวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันโดยมีรายละเอียดดังแสดงในภาพที่ 3



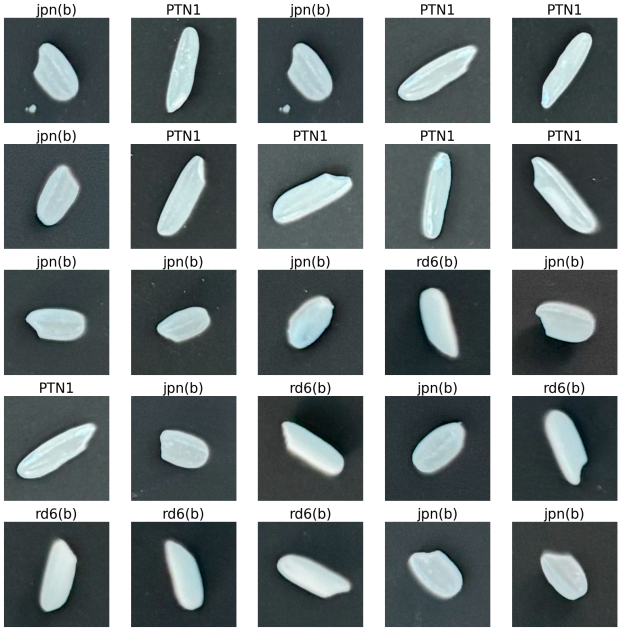

**ภาพ 3** แผนผังการดำเนินงานวิจัย

### 3.1 เก็บข้อมูลรูปภาพ

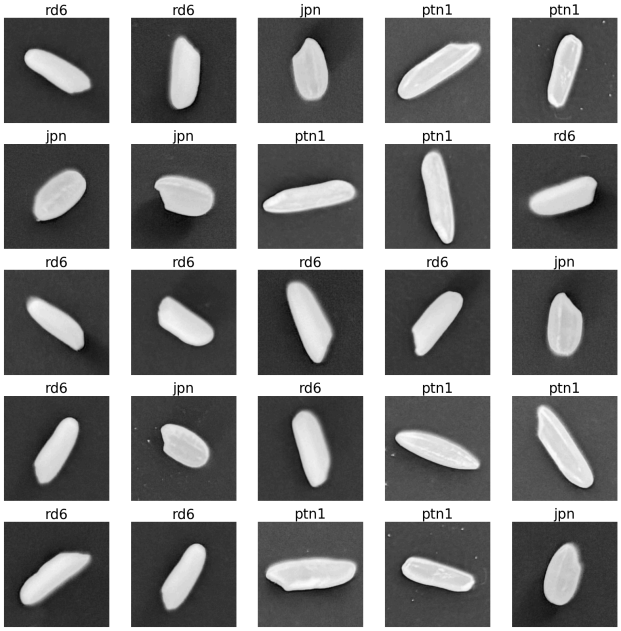
ในขั้นตอนนี้ ผู้วิจัยได้ทำการเตรียม กระดาษสีดำขนาด A4 และ นำเมล็ดข้าวมาวางกระจายบนกระดาษ แล้วถ่ายภาพจากกล้องมือถือบนขาตั้งกล้องที่ตั้งขนานกับพื้น ซึ่งห่างจากพื้น 20 เซนติเมตร แล้วถ่ายรูปกลุ่มข้าว สายพันธ์ข้าวละ 2 ภาพ รวมทั้งหมดเป็นจำนวน 6 ภาพ

### 3.2 เตรียมชุดข้อมูลสำหรับทดลอง

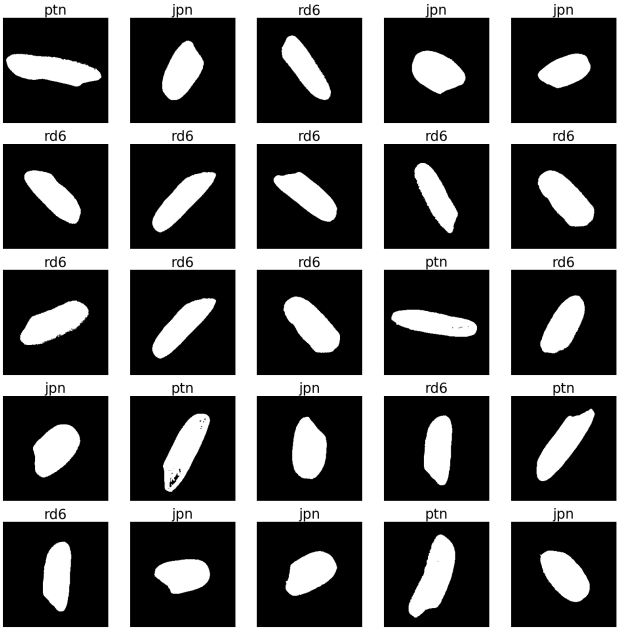
ในขั้นตอนการเตรียมชุดข้อมูลนี้ผู้ได้นำรูปกลุ่มข้าวที่ได้จากขั้นตอนที่ 3.1 มาครอบตัดเป็นรูปละ 1 เมล็ด ซึ่งแต่ละภาพจะมีขนาด 256 x 256 พิกเซล สายพันธ์ละ 200 ภาพ จึงได้จำนวน 600 ภาพ หลังจากนั้นนำภาพทดสอบซึ่งเป็นภาพสีดังภาพที่ 4 มาแปลงให้เป็นภาพเฉดเทาดังแสดงภาพที่ 5 และแปลง เป็นภาพขาวดำดังภาพที่ 6




**ภาพ 4** ภาพเมล็ดพันธ์ข้าวแบบสี




**ภาพ 5** ภาพเมล็ดพันธ์ข้าวเฉดเทา



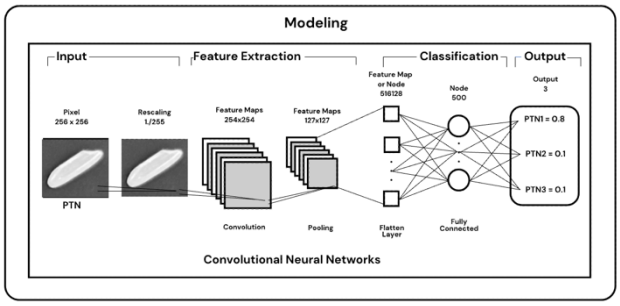

**ภาพ 6** ภาพเมล็ดพันธ์ข้าวแบบขาวดำ

### 3.3 สร้างโมเดล

จากภาพเมล็ดข้าวที่แยกออกเป็นภาพละเมล็ดของแต่ละพันธ์ที่จะนำมาเข้ากระบวนวิเคราะห์และจำแนกชนิดของเมล็ดพันธ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยตัวอย่างภาพเมล็ดพันธุ์ข้าวที่มีทั้งหมดจะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับใช้ในการเรียนรู้ของโมเดล และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบผล โดยกำหนดพารามิเตอร์ให้ทั้ง 3 วิธีดังตารางที่ 1 โดยขั้นตอนการสร้างโมเดลโครงข่ายโมเดลดังรูปที่ 7 ซึ่งระยะเวลาที่ใช้สร้างแตกต่างกันโดยที่ภาพขาวดำนั้นใช้ระยะเวลาน้อยที่สุดดังแสดงในภาพที่ 8

| พารามิเตอร์ | ค่าของตัวแปร |
|---|---|
| Input size(pixel) | 256x256 |
| Rescaling | 1./255 |
| Batch size | 16 |
| Epoch | 5 |
| Kernel size | 3x3 |
| Pool size | 2x2 |

**ตารางที่ 1** ตัวแปรพารามิเตอร์ของแต่ละรูปแบบ



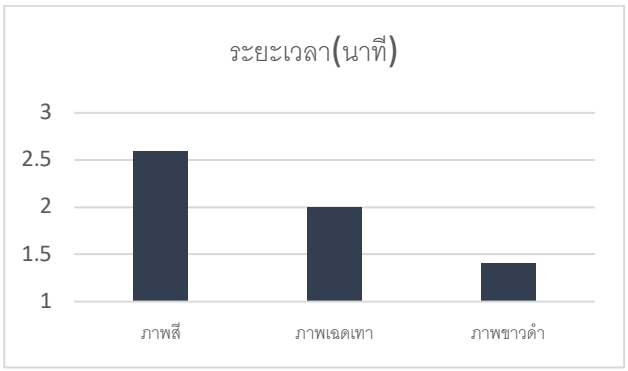

**ภาพที่ 7** กระบวนการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน(Convolution Neural Network: CNN) จากภาพที่ 7 ประกอบด้วย Input การสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) การจัดหมวดหมู่ (Classification) และ Output ซึ่งมีการกำหนดพารามิเตอร์ดังตารางที่ 1

1. Input คือ การรับข้อมูลเข้ามา เป็น Array 3 มิติ ขนาด 256*256 พิกเซล (256,256,3) แต่ละค่าจะมี 0 ถึง 255 หลังจากนั้นทำการ ตั้งค่าพารามิเตอร์ Rescaling ที่ 1./255 เพื่อปรับค่าของข้อมูลระหว่าง 0 กับ 1
2. Feature Extraction คือ การสกัดคุณลักษณะประกอบด้วยขั้นตอน Convolution Pooling และ Flatten Layer ซึ่งในภาพที่ 7 มี Convolution ที่กำหนด Input ขนาด 256x256 kernel 3x3 ได้ Feature Maps ขนาด 254x254 และ Pooling แบบ MaxPooling ที่กำหนดพารามิเตอร์ขนาด 2x2 ได้ Feature Maps ขนาด 127x127 และนำมา Flatten Layer จะมีลักษณะเป็น Array 1 มิติ จะได้ Feature Maps ขนาด 516128
3. Classification คือการนำข้อมูลจากขั้นตอน Feature Extraction นำมา ประมวลผลข้อมูลโดยใช้ Fully Connected Layer ประกอบด้วย Input Layer Hidden Layer และ Output Layer ซึ่งในภาพที่ 7 Input Layer มีโหนดทั้งหมด 516128 โหนด เท่ากับจำนวนข้อมูล Flatten Layer และ Hidden Layer 1 ชั้น มี

500 โหนด มีการเรียนรู้รูปแบบหรือความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล เมื่อได้ผลลัพธ์จะส่งออกค่าไปยังชั้น Output Layer จำนวน 3 โหนด

4. Output คือขั้นตอนการนำผลลัพธ์จากขั้นตอน Classification มาแสดงผล ซึ่งในภาพที่ 7 มีจำนวนผลลัพธ์ออกมา 3 ผลลัพธ์ และค่าจาก Activation Function ได้ผลดังนี้ [PTN1,0.8] [PTN2.0.1] [PTN3,0.1]




**ภาพที่ 8** ระเวลาในการเรียนรู้

### 3.4 ประเมินประสิทธิภาพโมเดล

นำโมเดลมาทดสอบแยกประเภทของเมล็ดข้าว โดยการจะใช้ชุดข้อมูลข้อมูลที่แยกไว้สำหรับการทดสอบ เพื่อทดสอบว่าสามารถจำแนกพันธ์ และ ประเมินผลด้วยการค่าความแม่นยำและระยะเวลาในการเรียนรู้

## 4. ผลการทดลอง

จากการนำชุดข้อมูลจำนวน 180 ภาพ มาทดสอบกับแต่ละรูปแบบ จะสามารถสรุปผลการทดลองได้ดังภาพ ตาราง Confusion Matrix ของแต่ละรูปแบบ โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 8 - 10

| Predicted | | | | |
|---|---|---|---|---|
| ปทุมธานี1 | 56 | 0 | 1 |
| ข้าวญี่ปุ่น | 0 | 46 | 22 |
| ข้าว กข.6 | 3 | 0 | 52 |
| | ปทุมธานี1 | ข้าว ญี่ปุ่น | ข้าว กข. 6 |
| | true positives | | |

**ภาพ 9** Confusion Matrix ของการจำแนกพันธ์ข้าว ในภาพสี

| Predicted | | | | |
|---|---|---|---|---|
| ปทุมธานี1 | 57 | 0 | 0 |
| ข้าวญี่ปุ่น | 0 | 62 | 6 |
| ข้าว กข.6 | 9 | 8 | 38 |
| | ปทุมธานี1 | ข้าว ญี่ปุ่น | ข้าว กข. 6 |
| | true positives | | |

**ภาพ 11** Confusion Matrix ของการจำแนกพันธ์ข้าว ในภาพเฉดเทา

| Predicted | | | | |
|---|---|---|---|---|
| ปทุมธานี1 | 54 | 0 | 3 |
| ข้าวญี่ปุ่น | 0 | 46 | 22 |
| ข้าว กข.6 | 1 | 7 | 47 |
| | ปทุมธานี1 | ข้าว ญี่ปุ่น | ข้าว กข. 6 |
| | true positives | | |

**ภาพ 12** Confusion Matrix ของการจำแนกพันธ์ข้าว ในภาพขาวดำ

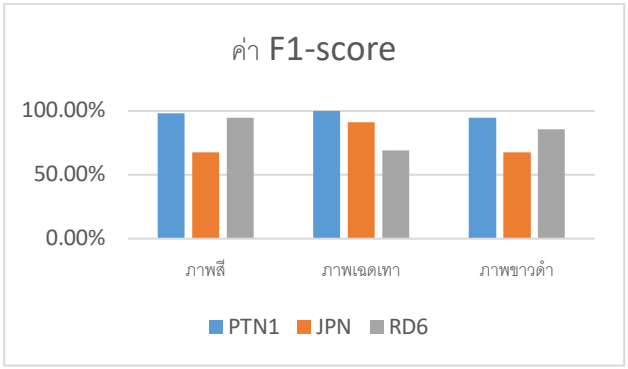
สรุปประสิทธิภาพความแม่นยำและสรุปประสิทธิภาพเวลาของแต่ละรูปแบบได้ค่าดังต่อไปนี้

การทดสอบภาพสี ได้ผลการทดสอบดังต่อไปนี้ ข้าวประทุมธานี1 ได้ค่า f1-score ที่ 98.24% ข้าวญี่ปุ่น ได้ค่า f1-score ที่ 67.64% ข้าว กข.6 ได้ค่า f1-score ที่ 94.54% ใช้เวลาในการเรียนรู้ 2 นาที 6 วินาที

การทดสอบภาพเฉดเทา ได้ผลการทดสอบดังต่อไปนี้ ข้าวประทุมธานี1 ได้ค่า f1-score ที่ 100% ข้าวญี่ปุ่น ได้ค่า f1-score ที่ 91.17% ข้าว กข.6 ได้ค่า f1-score ที่ 69.09% ใช้เวลาในการเรียนรู้ 2 นาที

การทดสอบภาพขาวดำ ได้ผลการทดสอบดังต่อไปนี้ ข้าวประทุมธานี1 ได้ค่า f1-score ที่ 94.73% ข้าวญี่ปุ่น ได้ค่า f1-score ที่ 67.64% ข้าว กข.6 ได้ค่า f1-score ที่ 85.45% ใช้เวลาในการเรียนรู้ 1 นาที 41 วินาที ดังแสดงในภาพที่ 11

เมื่อได้ความแม่นยำของแต่ละรูปแบบมาแล้ว นำเอาความแม่นยำของแต่ละของแต่ละรูปแบบมาเฉลี่ยรวมหาความแม่นยำในการทำนาย ได้แก่ ภาพสีได้ค่าความแม่นยำ 85.55% ภาพเฉดเทาได้ค่าความแม่นยำ 87.22% ภาพขาวดำ ได้ค่าความแม่นยำ 81.66% ดังแสดงในภาพที่ 12

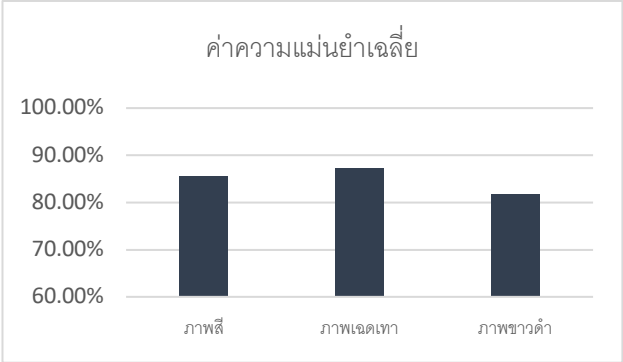



**ภาพที่ 11** ค่า f1-score ของ การจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าว

**ภาพที่ 12** ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของ การจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าว

## 5. สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

จากผลการทดลองวิจัยการจำแนกพันธ์ข้าวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผู้วิจัยได้เตรียมภาพไว้จำนวน 600 ภาพ เพื่อทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้านความ




แม่นยำและเวลา โดยใช้การเตรียมรูปภาพที่แตกต่างกันทั้งหมด 3 รูปแบบ ได้แก่ 1. ภาพสี 2. ภาพเฉดเทา 3. ภาพขาวดำ ซึ่งได้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยดังนี้ ภาพสี ได้ค่าความแม่นยำ 85.55% ภาพเฉดเทา ได้ค่าความแม่นยำ 87.22% และ ภาพขาวดำ ได้ค่าความแม่นยำ 81.66%

จากผลการทดลองนี้ สรุปได้ว่าการเรียนรู้จากการเตรียมรูปภาพที่แตกต่างกัน 3 รูปแบบ สามารถจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าวได้อย่างมีประสิทธิภาพ และในงานวิจัยนี้วิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดในการจำแนกเมล็ดพันธ์ข้าวคือ ภาพเฉดเทา และงานวิจัยในอนาคต ที่ผู้วิจัยคาดว่าสามารถพัฒนาต่อไปได้คือ การเพิ่มจำนวนข้อมูลและสายพันธ์ พร้อมกับปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำที่สูงขึ้น เนื่องจากเมล็ดพันธ์ข้าวบางสายพันธ์นั้นมีลักษณะทางกายภาพที่ใกล้เคียงกัน หากต้องการค่าความแม่นยำที่เพิ่มขึ้น ผู้วิจัยแนะนำว่าควรใช้สายพันธ์ที่ลักษณะทางกายภาพที่แตกต่างกัน

## เอกสารอ้างอิง

[1] สำนักงานมาตรฐานสินค้าเกษตรและอาหารแห่งชาติ. 2560. ข้าวหอมมะลิไทย. มกษ. 4000-2560

[2] Chathurika Sewwandi Silva and Upul Sonnadara, “ Classification of Rice Grains Using Neural Networks,” 2013.

[3] สุชาติ แย้มเม่น, ณรงค์ฤทธิ์ พิมพ์คำวงศ์, และ โชคชรัตน์ ฤทธิ์เย็น. "การจำแนกประเภทเมล็ดข้าวขาวด้วยการประมวลผลภาพ." RMUTP Research Journal 10.1 (2016): 1-14.

[4] สนุกแสน, et al. "โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเชิงลึกสำหรับการจำแนกพรรณไม้ที่อยู่ในสิ่งแวดล้อมทางธรรมชาติ." Journal of Science & Technology MSU 38.2 (2019).

[5] บุญเกิดรัมย์, et al. "การตรวจสอบคุณภาพทางกายภาพของข้าวกล้องงอกโดยใช้การประมวลผลภาพ." Journal of Information Science & Technology 10.2 (2020).

[5] Sonawane, Vijay, et al. "Rice Quality Analysis and Classification Using Image Processing Techniques." IJCSMC Journal 10.6 (2021): 79-82.

[7] Lapthanachai, Nuttida, et al. "การจำแนกความผิดปกติของเล็บด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโว ลูชัน." Journal of Applied Informatics and Technology 5.1 (2023).

[8] Pagon Gatchalee. Confusion Matrix เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย ในMachine learning. 2019. [ออนไลน์] แหล่งที่มา: https://medium.com/@pagongatchalee/confusion-matrix-เครื่องมือสำคัญในการประเมินผลลัพธ์ของการทำนาย-ในmachine-learning-fba6e3f9508c

[9] Aoo Pattana-anurak. TensorFlow คืออะไร 2023. [ออนไลน์] แหล่งที่มา: https://thaiconfig.com/artificial-intelligence-ai/what-is-tensorflow/

[10] Surapong Kanoktipsatharporn. Convolutional Neural Network คืออะไร 2019 [ออนไลน์] แหล่งที่มา: https://www.bualabs.com/archives/2461/what-is-convolutional-neural-network-cnn-convnet-mnist-deep-learning-convnet-ep-1/