

รูปแบบการนำเสนอบทความแนวปฏิบัติที่ดี ประจำปีการศึกษา 2568

เรื่อง การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืช

สู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์

แผนการจัดการความรู้ที่ 2 ด้านการวิจัยและนวัตกรรม

สังกัด คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม

ชื่อ - สกุล ผู้นำเสนอ ผู้ช่วยศาสตราจารย์เอกรัตน์ สุขสุคนธ์

หมายเลขโทรศัพท์ 09-4692-9987

บทนำ

ปัจจุบันเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญต่อการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมในหลายภาคส่วน โดยเฉพาะภาคการเกษตรซึ่งเป็นภาคการผลิตที่มีความสำคัญต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศไทย การประยุกต์ใช้ AI สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิต ลดต้นทุน และสนับสนุนการตัดสินใจของเกษตรกรได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น หนึ่งในปัญหาสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อผลผลิตทางการเกษตรคือการเกิดโรคพืช ซึ่งอาจทำให้เกิดความเสียหายต่อผลผลิตและคุณภาพของพืชเศรษฐกิจอย่างมีนัยสำคัญ (Singh, 2023; Muhammad, 2022; Lahlali, 2024) ดังนั้น การตรวจจับโรคพืชได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำจึงเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยลดความเสียหายและเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตทางการเกษตร

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) และการประมวลผลภาพ (Computer Vision) ได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ภาพใบพืชเพื่อจำแนกชนิดของโรคพืชอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Networks: CNN) ซึ่งสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูง อย่างไรก็ตาม แม้วางานวิจัยด้านนี้จะมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง แต่งานวิจัยจำนวนมากยังไม่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้อย่างแพร่หลายในภาคการเกษตร เนื่องจากขาดกระบวนการรวบรวม สังเคราะห์ และถ่ายทอดองค์ความรู้จากงานวิจัยอย่างเป็นระบบ

การจัดการความรู้ (Knowledge Management: KM) จึงเป็นกลไกสำคัญที่ช่วยรวบรวมและสกัดองค์ความรู้จากกระบวนการวิจัย เพื่อนำไปสู่การพัฒนานวัตกรรมที่สามารถใช้ประโยชน์ได้จริง คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรมในฐานะหน่วยงานด้านการพัฒนาเทคโนโลยีและนวัตกรรมทางการศึกษา

จึงได้ดำเนินการจัดการความรู้ในเรื่อง การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจําโรคพืชสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ เพื่อรวบรวมและสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พร้อมทั้งสร้างกระบวนการแลกเปลี่ยนเรียนรู้ระหว่างนักวิจัย ผู้เชี่ยวชาญ และผู้ใช้งาน เพื่อสนับสนุนการพัฒนาวัตกรรมการด้านเกษตรอัจฉริยะ และส่งเสริมการนำผลงานวิจัยไปต่อยอดสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์อย่างยั่งยืน

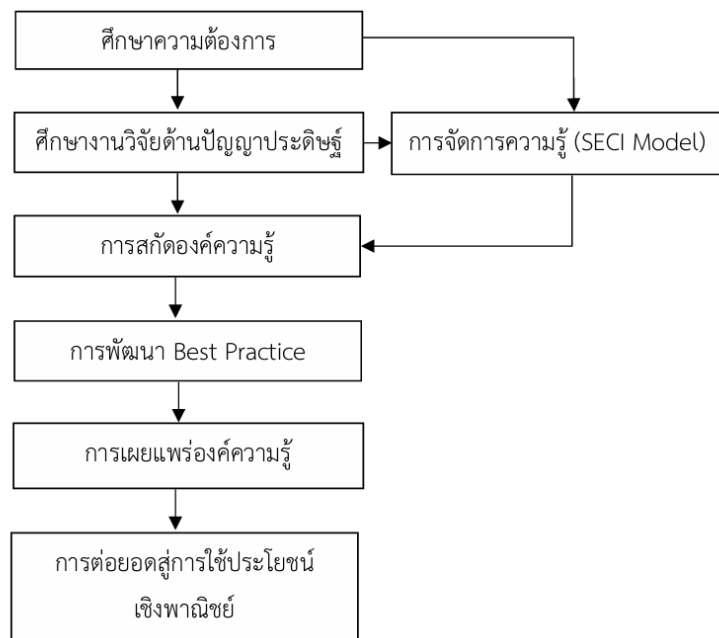
ระบบการเชื่อมโยงแผนยุทธศาสตร์การพัฒนาของมหาวิทยาลัย และการเชื่อมโยงแผนพัฒนาทรัพยากรบุคคลของมหาวิทยาลัย

การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจําโรคพืชสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ มีความสอดคล้องกับยุทธศาสตร์การพัฒนาของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิที่มุ่งเน้นการพัฒนางานวิจัย นวัตกรรม และเทคโนโลยีเพื่อสนับสนุนการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคม รวมทั้งสอดคล้องกับแผนพัฒนาทรัพยากรบุคคลของมหาวิทยาลัยที่มุ่งเสริมสร้างศักยภาพบุคลากรด้านการวิจัย การสร้างเครือข่ายการเรียนรู้ และการแลกเปลี่ยนองค์ความรู้ระหว่างนักวิจัยและผู้เชี่ยวชาญในสาขาต่าง ๆ นอกจากนี้ การดำเนินกิจกรรมดังกล่าวยังสอดคล้องกับแนวทางการพัฒนาประเทศตามยุทธศาสตร์ชาติและนโยบาย Thailand 4.0 ที่มุ่งขับเคลื่อนเศรษฐกิจด้วยเทคโนโลยี นวัตกรรม และองค์ความรู้ ตลอดจนแนวคิดเศรษฐกิจ BCG (Bio-Circular-Green Economy) ที่เน้นการใช้เทคโนโลยีเพื่อเพิ่มมูลค่าทรัพยากรชีวภาพและสนับสนุนการพัฒนาภาคเกษตรกรรมอย่างยั่งยืน โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจําโรคพืชและการสกัดองค์ความรู้จากงานวิจัยผ่านกระบวนการจัดการความรู้ จะช่วยส่งเสริมการพัฒนาวัตกรรมการด้านเกษตรอัจฉริยะ การถ่ายทอดเทคโนโลยี และการต่อยอดผลงานวิจัยสู่การใช้ประโยชน์เชิงวิชาการและเชิงพาณิชย์ อันสอดคล้องกับพันธกิจของมหาวิทยาลัยในการผลิตองค์ความรู้ นวัตกรรม และกำลังคนที่มีศักยภาพเพื่อการพัฒนาประเทศอย่างยั่งยืน

วิธีการดำเนินงาน

การดำเนินการจัดการความรู้เรื่อง การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจําโรคพืชสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ ดำเนินการตามกระบวนการจัดการความรู้ (Knowledge Management Process) โดยมุ่งเน้นการรวบรวม สังเคราะห์ และถ่ายทอดองค์ความรู้จากงานวิจัยด้านการพัฒนาโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจําโรคพืช เพื่อให้สามารถนำ

องค์ความรู้ไปใช้ประโยชน์ในการพัฒนานวัตกรรมและต่อยอดสู่การใช้งานจริง ทั้งนี้ได้ประยุกต์ใช้แนวคิด SECI Model ซึ่งเป็นกระบวนการสร้างองค์ความรู้ผ่านการแลกเปลี่ยนระหว่างความรู้โดยนัย (Tacit Knowledge) และความรู้ชัดแจ้ง (Explicit Knowledge) ตามแนวคิดของ Ikujiro Nonaka และ Hirotaka Takeuchi เพื่อสนับสนุนการสร้างและพัฒนาองค์ความรู้ใหม่อย่างเป็นระบบ โดยมีขั้นตอนการดำเนินงาน ดังต่อไปนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิด

1. การศึกษาความต้องการ

ในขั้นตอนแรก ผู้ดำเนินการได้ศึกษาปัญหาและความต้องการในการพัฒนาเทคโนโลยีสำหรับการตรวจจับโรคพืชในภาคการเกษตร โดยพิจารณาจากข้อมูลสถานการณ์ด้านการเกษตร งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และความต้องการของผู้ใช้งานในภาคเกษตรกรรม เพื่อระบุประเด็นองค์ความรู้ที่สำคัญสำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้จริง

2. การศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ดำเนินการรวบรวมและศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้ AI โดยเฉพาะเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกและการประมวลผลภาพ สำหรับการจำแนกภาพโรคพืช งานวิจัยที่ศึกษาได้แก่ การ

พัฒนาโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก การจัดเตรียมชุดข้อมูลภาพพืช การเพิ่มปริมาณข้อมูลด้วยเทคนิค Data Augmentation และการประเมินประสิทธิภาพของโครงข่าย ซึ่งองค์ความรู้จากงานวิจัยเหล่านี้ถูกนำมาใช้เป็นฐานความรู้สำคัญในการพัฒนาระบบการจัดการความรู้

3. การจัดการความรู้ตามแนวคิด SECI Model

ในการสังเคราะห์และพัฒนาองค์ความรู้ ได้ประยุกต์ใช้แนวคิดการจัดการความรู้ตาม SECI Model ซึ่งประกอบด้วยกระบวนการสำคัญ 4 ขั้นตอน ได้แก่

3.1 Socialization การแลกเปลี่ยนประสบการณ์และองค์ความรู้ระหว่างนักวิจัยและผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยี

3.2 Externalization การถ่ายทอดองค์ความรู้จากประสบการณ์และกระบวนการวิจัยให้อยู่ในรูปแบบที่เป็นระบบ

3.3 Combination การรวบรวมและสังเคราะห์องค์ความรู้จากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ เพื่อสร้างองค์ความรู้ใหม่

3.4 Internalization การนำองค์ความรู้ที่ได้ไปประยุกต์ใช้ในการพัฒนาเทคโนโลยีและนวัตกรรม

จากกระบวนการดังกล่าวช่วยให้สามารถแปลงองค์ความรู้จากงานวิจัยและประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญให้กลายเป็นองค์ความรู้ที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้จริง

4. กระบวนการสกัดองค์ความรู้

ภายหลังจากการรวบรวมองค์ความรู้จากงานวิจัยและการแลกเปลี่ยนเรียนรู้ ผู้ดำเนินการได้ดำเนินการวิเคราะห์และสังเคราะห์องค์ความรู้ เพื่อสกัดประเด็นสำคัญที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืช โดยองค์ความรู้ที่สกัดได้ครอบคลุมประเด็นสำคัญ ได้แก่

4.1 การเตรียมชุดข้อมูลภาพพืช

4.2 การคัดกรองและปรับปรุงคุณภาพของภาพ

4.3 การเพิ่มปริมาณข้อมูลด้วยเทคนิค Data Augmentation

4.4 การออกแบบสถาปัตยกรรมของโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก

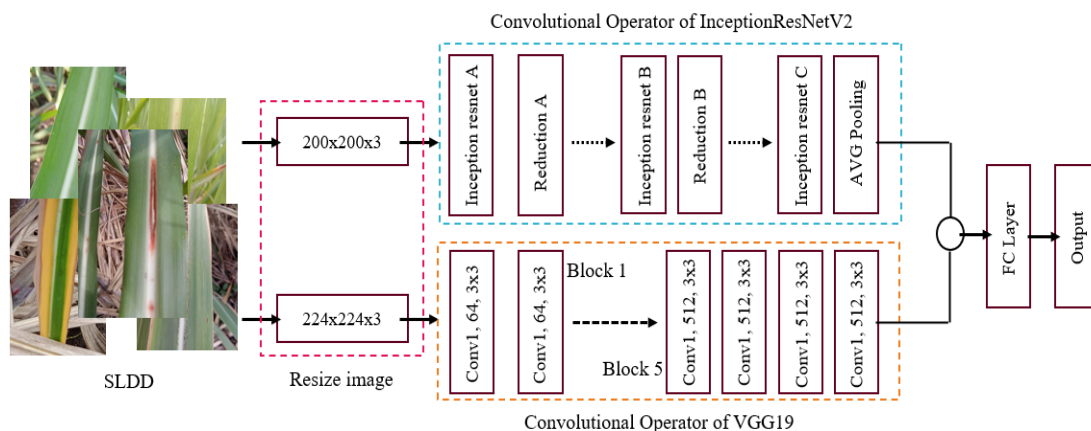
4.5 การฝึกสอนโครงข่ายและการประเมินประสิทธิภาพโครงข่าย

5. การพัฒนาแนวปฏิบัติที่ดี

จากกระบวนการสกัดองค์ความรู้ ผู้ดำเนินการได้จัดทำแนวปฏิบัติที่ดี (Best Practice) สำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ด้านการตรวจจับโรคพืช โดยแนวปฏิบัติดังกล่าว

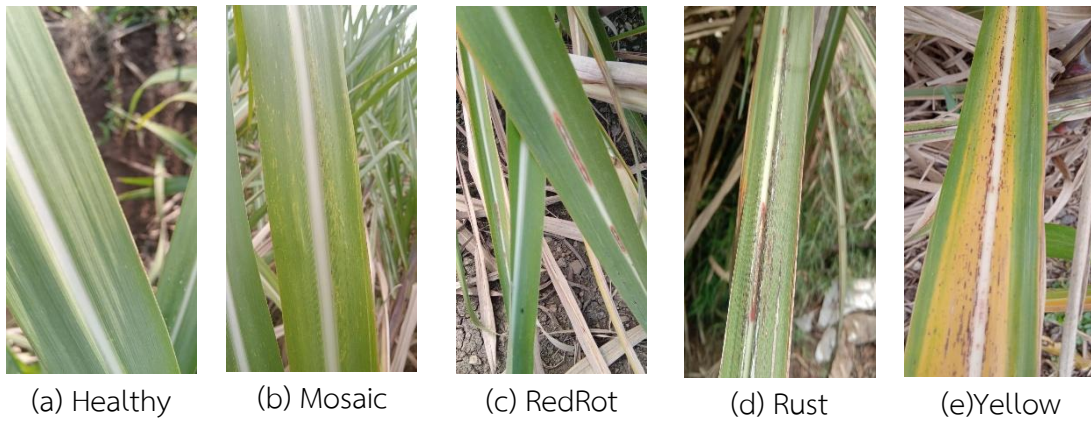
ครอบคลุมกระบวนการตั้งแต่การเตรียมข้อมูล การพัฒนาโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก การประเมินประสิทธิภาพของโครงข่าย และแนวทางการประยุกต์ใช้งานจริง

การศึกษานี้นำเสนอการผสมผสานการทำงานระหว่าง InceptionResNetV2 และ VGG19 เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจดจำโรคใบอ้อยที่มีความซับซ้อน โดยโครงข่าย VGG19 มีจุดเด่นในการดึงคุณสมบัติพื้นฐานของภาพอย่างแม่นยำ ในขณะที่โครงข่าย InceptionResNetV2 ใช้ประโยชน์จาก Inception Module และ Residual Connection เพื่อลดปัญหา vanishing gradient ที่เกิดจากการเรียนรู้คุณสมบัติที่ซับซ้อนจากข้อมูลภาพหรือลักษณะของการเกิดโรค การผสมผสานโครงข่ายทั้งสองช่วยลดข้อผิดพลาดในการจดจำข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันและความหลากหลายของลักษณะภาพ ซึ่งแสดงถึงศักยภาพของโครงข่ายและการทำงานที่พัฒนาขึ้น รายละเอียดดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 โครงข่าย InceptionResNetV2 และ VGG19 สำหรับการจดจำโรคใบอ้อย

ชุดข้อมูลภาพข้าวโพด (Sugarcane Leaf Disease Dataset: SLDD) เป็นชุดข้อมูลที่ถูกเก็บรวบรวมในรัฐมหาราษฏระ ประเทศอินเดีย (Daphal, 2022) ประกอบด้วยภาพใบอ้อยทั้งหมด 2,521 ภาพ แบ่งออกเป็น 5 ประเภทหลัก ได้แก่ Healthy, Mosaic, RedRot, Rust, และ Yellow โดยภาพในชุดข้อมูลมีความหลากหลายทั้งสัญญาณรบกวนพื้นหลัง ตำแหน่งของการเกิดโรค และขนาดของภาพที่แตกต่างกัน การศึกษานี้ทดลองโดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ ร้อยละ 60 สำหรับการฝึกอบรม ร้อยละ 20 สำหรับชุดข้อมูลตรวจสอบ และร้อยละ 20 สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ ตัวอย่างภาพโรคใบข้าวโพดดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ตัวอย่างชุดข้อมูล SLDD

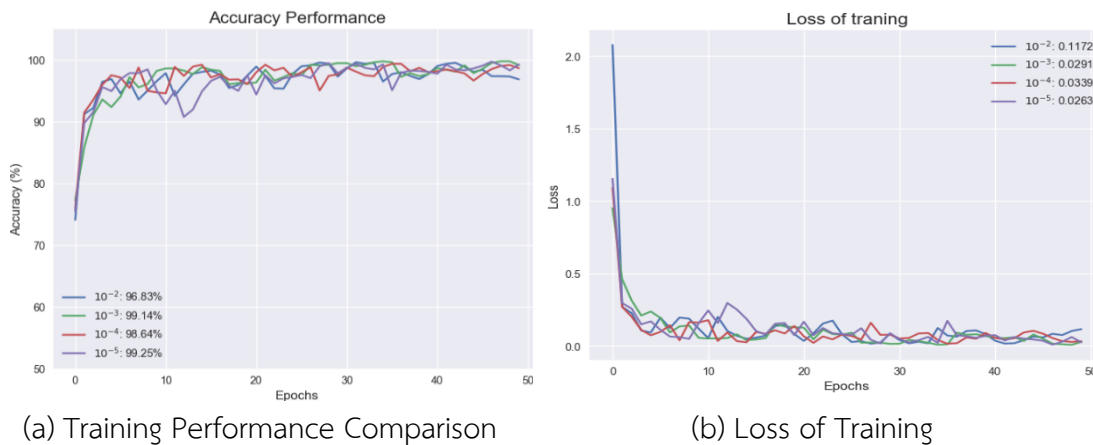
ชุดข้อมูล SLDD จะถูกกำหนดขนาดที่แตกต่างที่ 200x200 พิกเซล และ 224x224 พิกเซล เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้หลายระดับ โดยส่งชุดข้อมูลขนาด 200x200 พิกเซล ไปยัง InceptionResNetV2 (Szegedy, 2017) เนื่องจากโครงข่ายรวมแนวคิดของ Inception Module และ Residual Connection เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้ข้อมูลภาพที่ซับซ้อน เครื่องมือออกแบบโครงข่ายที่เสนอและทดสอบโครงข่ายถูกออกแบบโดย NumPy และ TensorFlow ค่าพารามิเตอร์การฝึกสอนโครงข่ายกำหนดไว้ให้เป็นมาตรฐาน ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับสำหรับการฝึกสอนโครงข่าย

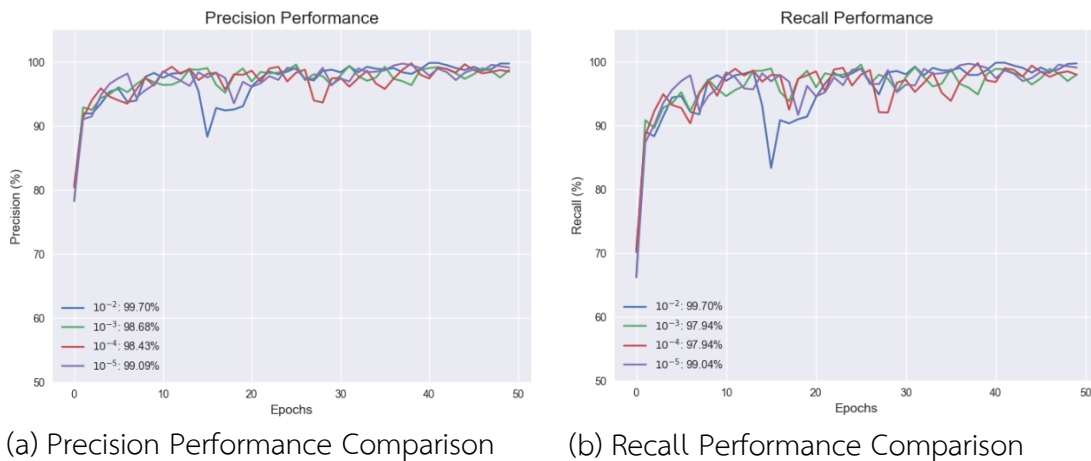
Hyper Parameter	Value
Learning rate	10^{-2} , 10^{-3} , 10^{-4} and 10^{-5}
Optimization	Adam
Loss function	Categorical crossentropy
Epoch	50
Batch size	32

เมื่อนำโครงข่ายมาฝึกอบรมด้วยชุดข้อมูลโรคใบอ้อย แสดงผลในภาพที่ 5 ผลการฝึกสอนโครงข่ายแสดงความสัมพันธ์ที่ระหว่างอัตราการเรียนรู้ (learning rate) และ รอบการฝึกอบรม (Epoch) โดยผลของ learning rate ที่ 10^{-3} และ 10^{-5} ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ทั้งในแง่ของ Accuracy และ Loss ซึ่งมีค่า Accuracy สูงสุดที่ร้อยละ 99.14 และร้อยละ 99.25 โดยมีผลของ Loss ต่ำสุดที่ 0.0291 และ 0.0263

ตามลำดับ ในทางกลับกัน learning rate ที่ 10^{-2} มีผล Accuracy ต่ำสุดที่ร้อยละ 96.83 ผลของ Loss ที่ 0.1172 ซึ่งสะท้อนถึงการเรียนรู้ที่ไม่เสถียร เนื่องจากความเร็วในการปรับน้ำหนักที่มากเกินไปทำให้โครงข่ายไม่สามารถตรวจจับลักษณะข้อมูลได้ และ ผลของ 10^{-4} มีประสิทธิภาพใกล้เคียง 10^{-5} แต่ยังคงน้อยกว่าในแง่ของ Accuracy และ Loss



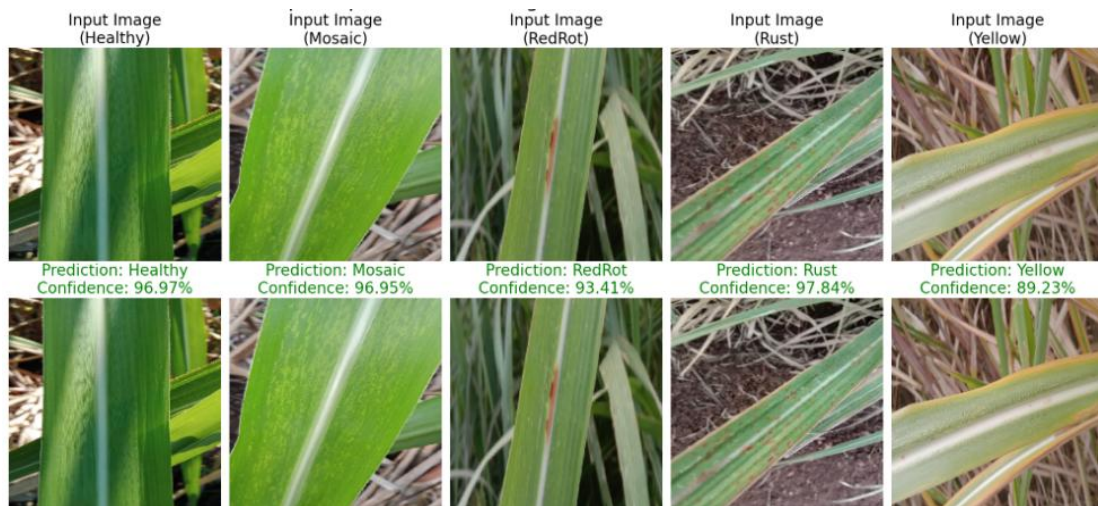
ภาพที่ 5 ผลของการฝึกสอนโครงข่าย



ภาพที่ 6 ค่า Precision and Recall ของโครงข่าย

จากภาพที่ 6 แสดงผลค่า Precision และ Recall ของการฝึกสอนโครงข่ายในช่วง 50 Epochs สำหรับค่า learning rate ต่างๆ พบว่าค่า learning rate 10^{-2} มีผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในด้าน Precision ด้วยค่าเฉลี่ยสุดท้ายที่ร้อยละ 99.70 ในขณะที่ค่า 10^{-3} , 10^{-4} และ 10^{-5} มีค่า Precision อยู่ที่ร้อยละ 98.68,

98.43, และ 99.09 ตามลำดับ ส่วน Recall ค่า 10^{-5} มีค่าที่ดีที่สุดที่ร้อยละ 99.04 แสดงถึงความสามารถของโครงข่ายในการดึงข้อมูลที่เกี่ยวข้องได้อย่างแม่นยำ ในขณะที่ 10^{-2} และ 10^{-3} มีค่า Recall อยู่ที่ย่อยละ 99.70 และร้อยละ 97.94 ตามลำดับ ทั้งนี้ กราฟแสดงลักษณะการเรียนรู้ที่รวดเร็วในช่วง 10 รอบแรกและค่อยๆ ราบเรียบ แสดงถึงความเร็วของการปรับค่าพารามิเตอร์อย่างมีประสิทธิภาพในระหว่างเรียนรู้ของโครงข่าย แต่ทว่า ในภาพที่ 6(a) และ 6(b) การทดลองด้วย 10^{-2} เส้นโค้งแสดงความผันผวนในรอบที่ 10 ถึงรอบที่ 20 ซึ่งเกิดจาก learning rate ที่สูงเกินไปทำให้การเรียนรู้ข้อมูลในแต่ละรอบเกิดผันผวนในช่วง



ภาพที่ 7 ตัวอย่างผลของการทดสอบการรู้จำโรคใบอ้อย

จากภาพที่ 7 เมื่อนำโครงข่ายที่ได้รับการฝึกอบรมด้วยอัตราการเรียนรู้ที่ 10^{-5} เพื่อแสดงผลการจดจำโรคใบอ้อย ผลลัพธ์ของการจดจำโรคใบอ้อย ได้แก่ Healthy, Mosaic, RedRot, Rust และ Yellow ตัวอย่างการทดสอบจำนวน 10 ตัวอย่าง (ภาพโรคใบอ้อย) โมเดลที่เสนอสามารถจดจำได้อย่างแม่นยำ โดยมีความถูกต้องมากกว่าร้อยละ 80 จำนวน 8 ตัวอย่าง และมีผลการรู้จำมากกว่าอยู่ที่ร้อยละ 90 จำนวน 7 ตัวอย่าง ในขณะที่ ผลการจดจำใน Healthy และ Mosaic มีความแม่นยำต่ำในบางตัวอย่าง โดยมีผลร้อยละ 41.64 และ 73.90 แสดงให้เห็นถึงความผิดพลาดซึ่งอาจเกิดจากความคล้ายคลึงจากลักษณะข้อมูลโรคใบพืชที่นำมาทดสอบ สัญญาณรบกวนภาพใบพืชหรือภาพพื้นหลัง และปัญหาการเรียนรู้ของโครงข่ายซึ่งสะท้อนจากการเรียนรู้ที่เกิดความผันผวนในขณะฝึกอบรม เหล่านี้ซึ่งสำคัญถึงข้อจำกัดของโครงข่ายในการจดจำภาพโรคพืช อย่างไรก็ตาม ภาพรวมของโครงข่ายที่พัฒนาขึ้นยังแสดงผลได้แม่นยำและสามารถจดจำโรคที่มีลักษณะชัดเจน เช่น RedRot และ Rust ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงถึงร้อยละ 99.72 และ 96.57

6. การเผยแพร่องค์ความรู้

ภายหลังจากการสังเคราะห์องค์ความรู้และจัดทำแนวปฏิบัติที่ดี ผู้ดำเนินการได้ดำเนินการเผยแพร่องค์ความรู้สู่สังคมวิชาการและผู้ที่เกี่ยวข้องผ่านการตีพิมพ์ผลงานวิจัยในวารสารวิชาการ เพื่อให้เกิดการถ่ายทอดองค์ความรู้จากกระบวนการวิจัยไปสู่การใช้งานจริง

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืช ได้รับการเผยแพร่ในรูปแบบบทความวิชาการเรื่อง “การผสมผสานโครงข่าย InceptionResNetV2 กับ VGG19 สำหรับการจดจำโรคใบอ้อย” ตีพิมพ์ในวารสารวิชาการ มทร. สุวรรณภูมิ ปีที่ 13 ฉบับที่ 1 โดยผลงานดังกล่าวนำเสนอแนวทางการประยุกต์ใช้โครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกโรคพืชจากภาพถ่าย และสะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการสนับสนุนการพัฒนาเกษตรอัจฉริยะ

7. การต่อยอดสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์

องค์ความรู้และเทคโนโลยีที่พัฒนาขึ้นมีศักยภาพในการนำไปต่อยอดสู่การใช้งานจริงในภาคการเกษตร เช่น การพัฒนาแพลตฟอร์มหรือแอปพลิเคชันสำหรับการตรวจจับโรคพืชผ่านระบบดิจิทัล ซึ่งสามารถช่วยให้เกษตรกรตรวจสอบโรคพืชได้อย่างรวดเร็ว ลดความเสียหายจากการระบาดของโรค และสนับสนุนการพัฒนาเทคโนโลยีเกษตรอัจฉริยะที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ในอนาคต

ผลและอภิปรายผลการดำเนินงาน

การดำเนินการจัดการความรู้เรื่อง การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์ สำหรับการตรวจจับโรคพืชสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ ส่งผลให้เกิดการรวบรวมข้อมูล วิเคราะห์ และสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชอย่างเป็นระบบ โดยกระบวนการดังกล่าวดำเนินการตามแนวคิดการจัดการความรู้ตาม SECI Model ซึ่งช่วยให้เกิดการแลกเปลี่ยนและพัฒนาองค์ความรู้ระหว่างนักวิจัยและผู้เชี่ยวชาญในสาขาที่เกี่ยวข้อง ส่งผลให้สามารถสกัดองค์ความรู้ที่สำคัญและพัฒนาเป็นแนวปฏิบัติที่ดีสำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ด้านการเกษตร

1. ผลลัพธ์ด้านการพัฒนาองค์ความรู้

ผลจากการรวบรวมและวิเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัยพบว่า การพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชจำเป็นต้องอาศัยกระบวนการทำงานที่เป็นระบบ ตั้งแต่การรวบรวมชุดข้อมูลภาพพืช การเตรียมและปรับปรุงคุณภาพข้อมูล การออกแบบสถาปัตยกรรมของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ การฝึกสอนโครงข่ายไปจนถึงการประเมินประสิทธิภาพของระบบ

2. การสกัดแนวปฏิบัติที่ดี

จากกระบวนการจัดการความรู้และการสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัย สามารถสกัดแนวปฏิบัติที่ดีสำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับโรคพืชได้ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 แนวปฏิบัติที่ดี สำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการตรวจจับโรคพืช

ขั้นตอน	แนวปฏิบัติที่ดี	เหตุผล / ประโยชน์
1. การรวบรวมข้อมูลภาพพืช	เก็บภาพใบพืชจากหลายสภาพแวดล้อม	ช่วยให้โครงข่ายเรียนรู้ลักษณะของโรคพืชได้ครอบคลุม
2. การเตรียมและคัดกรองข้อมูล	ทำการคัดกรองพื้นหลังของภาพและปรับคุณภาพของภาพก่อนนำไปใช้ฝึกสอนโครงข่าย	ช่วยลดสัญญาณรบกวนในข้อมูลและเพิ่มความแม่นยำของการจำแนก
3. การเพิ่มปริมาณข้อมูล (Data Augmentation)	ใช้เทคนิค เช่น การหมุนภาพ การสะท้อนภาพ และการปรับความสว่างของภาพ	ช่วยเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลและเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่าย
4. การเลือกสถาปัตยกรรมของโครงข่าย	เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกที่เหมาะสม หรือการผสมผสานหลายสถาปัตยกรรม	ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการดึงคุณลักษณะสำคัญของภาพใบพืช
5. การพัฒนาและฝึกสอนโครงข่าย	ใช้เทคนิคการฝึกสอนที่เหมาะสม	เพิ่มความแม่นยำและลดระยะเวลาในการฝึกสอน
6. การประเมินประสิทธิภาพของระบบ	ประเมินผลด้วยตัวชี้วัด เช่น Accuracy, Precision และค่า Recall	ช่วยให้สามารถประเมินประสิทธิภาพของระบบได้อย่างรอบด้าน
7. การประยุกต์ใช้งานจริง	พัฒนาระบบตรวจจับโรคพืชผ่านแพลตฟอร์มดิจิทัล	เกษตรกรสามารถตรวจสอบโรคพืชได้อย่างรวดเร็ว

3. การแลกเปลี่ยนเรียนรู้และการพัฒนาองค์ความรู้ร่วมกัน

ผลจากกิจกรรมการแลกเปลี่ยนเรียนรู้ระหว่างนักวิจัยและผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีทำให้เกิดการถ่ายทอดองค์ความรู้ทั้งในรูปแบบของความรู้เชิงทฤษฎี และความรู้จากประสบการณ์ ซึ่งช่วยให้เกิดความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับกระบวนการพัฒนาเทคโนโลยี รวมทั้งปัญหาและข้อจำกัดที่อาจเกิดขึ้นในการพัฒนาระบบ เช่น ปัญหาความไม่สมดุลของชุดข้อมูล คุณภาพของภาพที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย และข้อจำกัดด้านทรัพยากรในการประมวลผล

การแลกเปลี่ยนองค์ความรู้ดังกล่าวสอดคล้องกับแนวคิดของ SECI Model ซึ่งส่งเสริมให้เกิดกระบวนการสร้างองค์ความรู้ใหม่ผ่านการแลกเปลี่ยนประสบการณ์ การสังเคราะห์องค์ความรู้ และการนำองค์ความรู้ไปประยุกต์ใช้จริง

4. ศักยภาพในการต่อยอดสู่การใช้งานจริงและเชิงพาณิชย์

จากการวิเคราะห์ศักยภาพของเทคโนโลยีที่พัฒนาขึ้นพบว่า เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชมีศักยภาพสูงในการนำไปประยุกต์ใช้ในภาคการเกษตร โดยสามารถพัฒนาเป็นระบบช่วยวินิจฉัยโรคพืชจากภาพถ่ายผ่านแพลตฟอร์มดิจิทัล ซึ่งจะช่วยให้เกษตรกรสามารถตรวจสอบโรคพืชได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ และช่วยสนับสนุนการบริหารจัดการแปลงเกษตรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

จากกระบวนการจัดการความรู้ตามแนวคิด KM ทำให้เกิดการรวบรวม แลกเปลี่ยน และสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัยและประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ เพื่อนำไปสู่การพัฒนาแนวปฏิบัติที่ดี (Best Practice) ในการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืช โดยองค์ความรู้ที่ได้สามารถจัดหมวดหมู่ตามกระบวนการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ และสรุปผลลัพธ์จากการจัดการความรู้ดังกล่าวได้ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์จากการจัดการความรู้

ผลลัพธ์	รายละเอียด
องค์ความรู้ใหม่	แนวทางการพัฒนา AI ตรวจจับโรคพืช
แนวปฏิบัติที่ดี	ขั้นตอนพัฒนา Deep Learning สำหรับโรคพืช
การเผยแพร่องค์ความรู้	บทความวิจัยในวารสารวิชาการระดับชาติ (TCI กลุ่มที่ 1)
การพัฒนาต่อยอด	พัฒนาแพลตฟอร์มดิจิทัลสำหรับตรวจโรคพืช

จากตารางที่ 3 จะเห็นได้ว่าองค์ความรู้ที่ได้จากกระบวนการจัดการความรู้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ด้านการเกษตรได้อย่างเป็นระบบ และสามารถต่อยอดสู่การพัฒนานวัตกรรมเพื่อการใช้งานจริงในภาคเกษตรกรรมได้

การพัฒนาต่อยอดแนวปฏิบัติที่ดี รวมทั้งการบูรณาการให้แนวปฏิบัติที่ดีเกิดความยั่งยืน

จากการสกัดองค์ความรู้และแนวปฏิบัติที่ดี จากกระบวนการวิจัยและการจัดการความรู้สามารถนำองค์ความรู้ที่ได้ไปต่อยอดและขยายผลสู่การใช้งานจริงได้ โดยเฉพาะการพัฒนาและประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชในภาคการเกษตร การขยายผลสามารถดำเนินการผ่านการเผยแพร่องค์ความรู้ในรูปแบบเอกสารวิชาการ การจัดกิจกรรมแลกเปลี่ยนเรียนรู้ การฝึกอบรมเชิงปฏิบัติการ รวมถึงการพัฒนาเป็นต้นแบบนวัตกรรมหรือระบบต้นแบบที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริงในภาคการศึกษา ภาคการเกษตร และภาคอุตสาหกรรม นอกจากนี้ องค์ความรู้ที่ได้ยังสามารถนำไปบูรณาการกับการเรียนการสอน งานวิจัย และการบริการวิชาการของมหาวิทยาลัย เพื่อสร้างคุณค่าและเพิ่มโอกาสในการต่อยอดสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์

ในด้านการบูรณาการเพื่อให้แนวปฏิบัติที่ดีเกิดความยั่งยืน มหาวิทยาลัยสามารถดำเนินการโดยจัดให้มีระบบจัดเก็บและเผยแพร่องค์ความรู้ในรูปแบบฐานข้อมูลหรือคลังความรู้ของหน่วยงาน เพื่อให้บุคลากรและผู้ที่เกี่ยวข้องสามารถเข้าถึงและนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างต่อเนื่อง พร้อมทั้งส่งเสริมการสร้างเครือข่ายการเรียนรู้ระหว่างนักวิจัย ผู้เชี่ยวชาญ และผู้ใช้งานจริงในภาคเกษตรกรรม เพื่อให้เกิดการแลกเปลี่ยนประสบการณ์และการพัฒนานวัตกรรมอย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ การกำหนดให้กิจกรรมการจัดการความรู้เป็นส่วนหนึ่งของกระบวนการพัฒนางานวิจัยและการพัฒนาบุคลากรของมหาวิทยาลัย จะช่วยให้เกิดการถ่ายทอดองค์ความรู้จากฐานสู่รุ่น ลดการสูญหายขององค์ความรู้ และสนับสนุนการพัฒนานวัตกรรมที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้อย่างยั่งยืน

บทสรุป

การดำเนินการจัดการความรู้เรื่อง การจัดการความรู้เพื่อยกระดับนวัตกรรมปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชสู่การใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ ทำให้สามารถรวบรวม วิเคราะห์ และสังเคราะห์องค์ความรู้จากงานวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์สำหรับการตรวจจับโรคพืชได้อย่างเป็นระบบ โดยครอบคลุมตั้งแต่กระบวนการจัดเตรียมชุดข้อมูลภาพพืช การปรับปรุงข้อมูลด้วยเทคนิค Data

Augmentation การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึก ตลอดจนการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดทางเทคนิคต่าง ๆ

ผลการสกัดองค์ความรู้พบว่า การประยุกต์ใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายการเรียนรู้เชิงลึกแบบผสมผสานระหว่าง InceptionResNetV2 และ VGG19 สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกโรคพืชจากภาพถ่ายใบพืชได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยกระบวนการพัฒนาประกอบด้วยการคัดกรองพื้นหลังของภาพ การเตรียมชุดข้อมูลที่มีคุณภาพ และการเพิ่มปริมาณข้อมูลด้วยเทคนิค Data Augmentation เช่น การหมุนภาพ การสะท้อนภาพ และการปรับความสว่างของภาพ จากการฝึกสอนโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลจำนวนมากพบว่า ระบบมีค่าความแม่นยำสูงสุดร้อยละ 99.25 ค่า Loss เท่ากับ 0.0263 และใช้เวลาในการฝึกสอนประมาณ 24.55 นาที พร้อมทั้งมีค่า Precision และ Recall อยู่ในระดับสูง

นอกจากนี้ กระบวนการจัดการความรู้ยังนำไปสู่การสังเคราะห์แนวปฏิบัติที่ดีสำหรับการพัฒนาเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ด้านการตรวจจับโรคพืช ได้แก่ การเตรียมชุดข้อมูลที่มีคุณภาพและหลากหลาย การเลือกใช้สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม การปรับแต่งพารามิเตอร์ของโครงข่าย และการประเมินผลด้วยตัวชี้วัดทางเทคนิคที่เหมาะสม องค์ความรู้ดังกล่าวสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการพัฒนางานวิจัยและนวัตกรรมด้านเกษตรอัจฉริยะ รวมทั้งต่อยอดสู่การพัฒนาาระบบตรวจจับโรคพืชอัตโนมัติผ่านแพลตฟอร์มดิจิทัล เพื่อช่วยให้เกษตรกรสามารถวินิจฉัยโรคพืชได้อย่างรวดเร็ว ลดความเสียหายจากการระบาดของโรค และมีศักยภาพในการพัฒนาเป็นนวัตกรรมหรือผลิตภัณฑ์ที่สามารถใช้ประโยชน์เชิงพาณิชย์ได้ในอนาคต

บรรณานุกรม

- Singh, B. K., Manuel, D. B., Enriqueta, E., Garmendia, E., Loyd, J. E., Li, H., & Tiwari, P. (2023). Climate change impacts on plant pathogens, food security and paths forward. *Nature Reviews Microbiology*, 21, 640–856. <https://doi.org/10.1038/s41579-023-00900-7>
- Muhammad, M. R., & Bebbber, D. P. (2022). Climate change and plant pathogens. *Current Opinion in Microbiology*, 70, 102233. <https://doi.org/10.1016/j.mib.2022.102233>
- Lahlali, R., Taheri, M., El Aydi, S., Gurr, G., & El Ghachtouli, R. (2024). Effects of climate change on plant pathogens and host-pathogen interactions. *Crop Protection*, 3(3), 159–170. <https://doi.org/10.1016/j.crope.2024.05.003>

- Daphal, S., & Koli, S. (2022). Sugarcane leaf disease dataset. *Mendeley Data*, V1.
<https://doi.org/10.17632/9424skmnrk.1>
- Szegedy, C., Ioffe, S., Vanhoucke, V., & Alemi, A. A. (2017). Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning. *Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 1–7.
<https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.11231>
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation. Oxford University Press.
- Nonaka, I., Toyama, R., & Konno, N. (2000). SECI, Ba and leadership: A unified model of dynamic knowledge creation. *Long Range Planning*, 33(1), 5–34.
[https://doi.org/10.1016/S0024-6301\(99\)00115-6](https://doi.org/10.1016/S0024-6301(99)00115-6)

เอกสารประกอบผลงาน

- เอกรัตน์ สุขสุคนธ์. (2568). การผสานโครงข่าย InceptionResNetV2 กับ VGG19 สำหรับการจดจำโรคใบอ้อย. *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ*, 13(1), 99–109.
<https://doi.org/10.64989/rmutsbj.2025.266380>