



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

การพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

Development of an Image Recognition System for Spare Parts Detection

Using Convolutional Neural Network

อุเทน ว่องไว (Utain Vongvai)¹ วุฒิชัย ร่มสายหยุด (Walisa Romsaiyud)²

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน และ 2) เพื่อประเมินความถูกต้องของค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืนของระบบจดจำภาพสำหรับตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การดำเนินการวิจัยโดยแบ่งกลุ่มอะไหล่ออกเป็น 5 กลุ่ม คือ 1) อะไหล่ที่มีขนาดเล็ก 2) อะไหล่ที่เป็นพลาสติก 3) อะไหล่ที่เป็นชิ้นโลหะ 4) อะไหล่ที่เป็นแผ่นโลหะ และ 5) อะไหล่ที่เป็นแท่งเพอร์ไรท์ วิธีดำเนินการวิจัย นำเสนอขั้นตอนวิธีซึ่งอาศัยหลักการในการจดจำภาพซึ่งประกอบด้วยสองขั้นตอนได้แก่ ขั้นตอนที่หนึ่งเป็นการประยุกต์การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันในการถ่ายโอนข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบตรวจจับภาพ และขั้นตอนที่สองสร้างข้อมูลรายละเอียดของอะไหล่ในแบบเรียลไทม์ ผลการวิจัยนี้มีค่าความแม่นยำร้อยละ 87.44 ค่าเรียกคืนร้อยละ 86.76 ค่าความถูกต้องร้อยละ 86.76 และการวัดประสิทธิภาพโดยรวมร้อยละ 86.64 ตามลำดับ

คำสำคัญ การจดจำภาพ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน การเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล

¹ นักศึกษาหลักสูตรวิทยาศาสตรและเทคโนโลยีมหาบัณฑิต มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช utain.von@stou.ac.th

² ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช walisa.rom@stou.ac.th



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

Abstract

The purposes of this research were 1) to develop an image recognition system for spare parts detection using convolutional neural network and 2) to evaluate accuracy of precision and recall measures in an image recognition system for spare parts detection using convolution neural network. The research was operated by categorizing groups of spares into 5 groups as 1) small spares 2) plastic spares 3) metal spares 4) metal sheet spares and 5) ferrite bar spares. The research methodology proposed an algorithm that extended the principle approach of image recognition that consisted of two main methods. The first method applied the convolutional neural network based on transfer learning method for increasing the performance of image detection system, and the second method generated a spare part description in real-time. The measurement results were 87.44% for precision, 86.76% for recall, 86.76% for accuracy, and 86.64 for F-measure respectively.



Keywords: Image recognition, Convolution neural network, Transfer learning



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

บทนำ

การทำธุรกิจในปัจจุบันมีการแข่งขันที่สูง การส่งสินค้าหรือบริการให้ทันต่อความต้องการของลูกค้าถือเป็นปัจจัยหนึ่งที่สำคัญต่อการอยู่รอดขององค์กร การนำเทคโนโลยีสารสนเทศเข้ามาใช้ทำให้เพิ่มขีดความสามารถให้กับองค์กรธุรกิจถือเป็นการสร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน การทำให้การผลิต ผลิตภัณฑ์งานออกมาได้อย่างต่อเนื่องโดยไม่มีปัญหาใด ๆ ย่อมเป็นสิ่งที่ทุกองค์กรปรารถนา แต่ในความเป็นจริงแล้วอุปสรรคและปัญหาอาจเกิดขึ้นได้ตลอดเวลา ทั้งที่โดยตั้งใจและไม่ได้ตั้งใจจากพนักงาน ทั้งที่สามารถควบคุมได้และควบคุมไม่ได้จากสถานการณ์ต่าง ๆ เครื่องจักรก็เป็นปัจจัยหนึ่งของกระบวนการผลิตซึ่งมีการใช้งานทุกวัน โอกาสที่ชิ้นส่วนหรืออะไหล่เกิดการชำรุดเสียหายจึงมีสูง เมื่ออะไหล่เกิดการชำรุดเสียหายกระบวนการผลิตจึงหยุดลงเพื่อรอการเปลี่ยนอะไหล่ แต่ในการเบิกอะไหล่จะต้องใช้หมายเลขอะไหล่ที่ลงทะเบียนไว้ในระบบ ทุกครั้งที่พนักงานจะเบิกแต่ไม่สามารถบอกได้ว่าอะไหล่ที่จะเบิกนั้นหมายเลขอะไร เพราะไม่ได้ระบุไว้ในตัวอะไหล่ จำเป็นจะต้องให้พนักงานหรือเจ้าหน้าที่สโตร์ค้นหาโดยใช้คำค้นในส่วนรายละเอียดของอะไหล่ในการค้นหาในระบบซึ่งบางครั้งอาจตรงกันหลายตัว จำเป็นจะต้องไปหาที่ละชิ้นในชั้นเก็บที่ระบุไว้ในระบบ และบางครั้งในการลงทะเบียนอะไหล่เข้าระบบ การป้อนข้อมูลรายละเอียดของอะไหล่ไม่ได้สื่อถึงรายละเอียดของอะไหล่ชิ้นนั้นีผลทำให้การค้นหาเสียเวลามาก กรณีจะค้นหาที่คู่มือของเครื่องจักรก็ไม่สามารถทำได้เพราะหมายเลขอะไหล่ในคู่มือไม่ได้สอดคล้องกับหมายเลขที่ใช้การจัดเก็บในระบบของบริษัท ผลกระทบทำให้การผลิตหยุดชะงัก หรือเกิดความล่าช้า อาจส่งสินค้าไม่ได้ตรงตามเวลาที่ลูกค้าต้องการได้ ทำให้เสียโอกาสทางธุรกิจ

จากปัญหาดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้คิดที่จะใช้เทคโนโลยีจดจำภาพ (Image recognition) ซึ่งเป็นประเภทหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) มาทำการแก้ไขปัญหานี้ ซึ่งมีหลากหลายวิธีแต่ละวิธีมีข้อดีข้อเสียที่แตกต่างกันออกไป การใช้เทคโนโลยีนี้สิ่งสำคัญคือการสกัดคุณลักษณะสำคัญของภาพก่อนเข้าสู่กระบวนการจำแนกประเภทเพื่อใช้แยกประเภทหรือใช้ในการรู้จำรูปภาพ เช่น วิธีการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพโดยวิธีการ SIFT (Scale Invariant Feature Transformer) (ชัชวาลย์ วรวิทย์รัตนกุล, 2557) เมื่อทำการหาความสอดคล้องจนได้ครบทุกจุดในภาพแล้ว ก็อาจพบว่าจุดบางจุดที่เป็นจุดที่อาจอยู่นอกความสนใจในการพิจารณา ซึ่งมีผลทำให้เกิดความผิดพลาดในกระบวนการประมาณความถูกต้องของภาพ จึงต้องทำการวิเคราะห์เพื่อคัดจุดที่อยู่นอกความสนใจออก วิธีการ SIFT จะไม่สามารถสกัดคุณลักษณะเด่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับงานวิจัยที่สกัดคุณลักษณะเด่นด้วยวิธี ใช้ฮิสโตแกรม (HOG) ในการค้นคืนภาพพบว่า การเปรียบเทียบสีในฮิสโตแกรมแบบสีต่อสี โดยไม่คำนึงถึงข้อมูลสีข้างเคียงในฮิสโตแกรมทำให้เกิดความผิดพลาด (ประภาพร กุลลัมรัตนชัย, 2551) การใช้วิธีพริอามิตฮิสโตแกรม (PHOG) สามารถช่วยเพิ่มความแม่นยำแต่มีค่าการเรียกคืนไม่สูงมากนัก วิธีรู้จำสองชั้นโดยอาศัยวิธีการ CNN และคุณลักษณะเด่นพริอามิตฮิสโตแกรม (วศิน ทับแสง, 2557) แม้จะให้ความแม่นยำที่สูงแต่ต้องใช้ภาพในการฝึกฝนจำนวนมาก 3,000 ถึง 7,000 ภาพ และ ค่าความแม่นยำจะลดลงเมื่อจำนวนคลาสเพิ่มขึ้น และระบบจะทำงานได้อย่างไม่มีประสิทธิภาพหากมีการถ่ายภาพในลักษณะก้มลงด้านล่างหรือมุมเงยขึ้นด้านบนหรือถ่ายจากด้านหลัง อีกทั้งยังไม่สามารถพัฒนาในรูปแบบเรียลไทม์ได้

งานวิจัยส่วนใหญ่มุ่งเน้นพัฒนาในส่วนการสกัดคุณลักษณะเด่นของภาพเพื่อให้ความแม่นยำสูงและมุ่งเน้นเพื่อพัฒนาเป็นต้นแบบและรอการพัฒนาต่อในการนำใช้งานจริง บางครั้งมีการผสมผสานหลากหลายวิธีในการสกัดคุณลักษณะเด่น และใช้ภาพ



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

จำนวนมากเพื่อใช้ในการฝึกฝน การฝึกฝนข้อมูลอาจใช้เวลานานเพื่อปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายที่เหมาะสมในขณะที่ฝึกฝน ซึ่งไม่เหมาะสมกับสภาพการทำงานในบริษัท ดังนั้นงานวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันด้วยวิธีการที่เรียกว่า การเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล (Transfer Learning) กล่าวคือเป็นการใช้ตัวแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ได้รับการฝึกฝนมาแล้ว ตัวแบบที่ใช้คือ Inception V3 ซึ่งถูกพัฒนาโดยกูเกิล ซึ่งได้จากการสอนโดยรูปภาพจำนวน 1.2 ล้านภาพใช้ฝึกฝนบนหน่วยประมวลผลด้านกราฟฟิกส์ใช้เวลาประมาณ 1 อาทิตย์ เพื่อใช้ในการจำแนกประเภทรูปภาพทั้งหมด 1,000 ภาพ ดังนั้นงานวิจัยนี้จะใช้ส่วนที่สกัดคุณลักษณะของอะไหล่โดยใช้น้ำหนักของโครงข่ายด้วยตัวแบบนี้ และเพิ่มส่วนการจำแนกประเภทที่ใช้ในการรู้จำเป็นข้อมูลอะไหล่ โดยใช้รูปภาพอะไหล่ขึ้นละ 500 ภาพเพื่อทำการฝึกฝน และพัฒนาในรูปแบบเรียลไทม์

วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน
2. เพื่อประเมินความถูกต้องของค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืนของระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ระเบียบวิธีวิจัย

วิธีการดำเนินงานของงานวิจัยนี้มุ่งเน้นเพื่อพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล เพื่อใช้ในการค้นหาอะไหล่ด้วยรูปภาพ และนำผลการค้นหาไปทำการเบิกจ่ายอะไหล่ในระบบของบริษัท

1. ข้อมูลและกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในงานวิจัย ระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่

รวบรวมอะไหล่และจัดกลุ่มเป็น 5 กลุ่ม กลุ่มละ 5 ชิ้น อะไหล่ 5 กลุ่มนี้เป็นตัวแทนของกลุ่มอะไหล่ที่ต้องการนำมาทดสอบเพื่อต้องการทราบผลลัพธ์เรื่องความแตกต่างของ ขนาด รูปทรง วัสดุที่ใช้ทำ และสีของ อะไหล่ ปัจจัยเหล่านี้จะมีผลต่อการทำนายของระบบอย่างไร ได้แก่ 1) อะไหล่ที่มีขนาดเล็ก 2) อะไหล่ที่เป็นพลาสติก 3) อะไหล่ที่เป็นชิ้นโลหะ 4) อะไหล่ที่เป็นแผ่นโลหะ และ 5) อะไหล่ที่เป็นแท่งเฟอร์ไรท์ และทำการบันทึกภาพด้วยมุมมองต่าง ๆ เพื่อเก็บรายละเอียดของอะไหล่รวมจำนวน 500 ภาพต่ออะไหล่ 1 ชิ้น รวมทั้งหมด 12,500 ภาพ

2. กระบวนการในการรวบรวมข้อมูล

กระบวนการในการรวบรวมข้อมูล ผู้ใช้หรือผู้พัฒนาระบบทำการรันโปรแกรมที่เขียนด้วยภาษาไพธอนร่วมกับ OpenCV เพื่อบันทึกภาพอะไหล่ในลักษณะ มุมมอง และทิศทางต่าง ๆ กัน เพื่อให้ภาพมีความหลากหลาย โดยใช้พื้นหลังเป็นสีขาวและจัดเก็บลงในฮาร์ดดิสก์โดยแยกเป็นแฟ้มข้อมูลตามหมายเลขของอะไหล่ แฟ้มข้อมูลละ 500 ภาพ แต่ละภาพมีความละเอียด 640 x 480 พิกเซล



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

3. การจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล

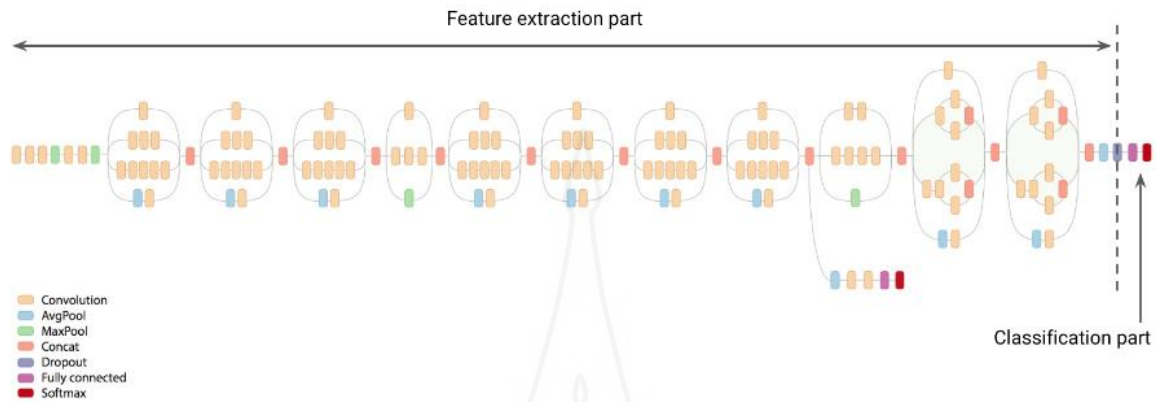
โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน หรือ CNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นชนิดหนึ่งที่มีจุดเริ่มต้นมาจากการวิจัยทางด้านการรู้จำตัวอักษรกระบวนการ CNN สามารถนำเข้าข้อมูลรูปภาพเพื่อสกัดคุณลักษณะเด่นของรูปภาพโดยการหาคุณลักษณะจากกลุ่มของข้อมูลที่อยู่ใกล้ๆ กันด้วยวิธีการแบบดอทเมทริกต์กับตัวกรอง ลักษณะเด่นคือ ลดข้อมูลนำเข้าทำให้ลดเวลาในการประมวลผลและสามารถจำแนกประเภทได้ภายในตัว (ธนภัทร์ คุ่มสุภา, 2559) อีกทั้งหลายบริษัทใหญ่ๆ ที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึกนี้ เช่น เฟสบุ๊กใช้แท็กใบหน้าผู้ใช้อัตโนมัติ กูเกิลใช้ในการค้นหารูปภาพ และแอมะซอนใช้วิธีการนี้ในการแนะนำสินค้า (Adit Deshpande, 2016)

การเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล (Transfer Learning) เป็นการเรียนรู้เกี่ยวกับรูปแบบที่ผ่านการฝึกฝนมาแล้ว และนำการเรียนรู้นั้นไปใช้ในการแก้ปัญหาอื่นที่เกี่ยวข้อง เช่น ถ้าได้รับการฝึกฝนในการจำแนกประเภทกระเป๋าสตางค์ สามารถใช้ความรู้ที่ได้รับจากตัวแบบในระหว่างการฝึกฝนเพื่อรับรู้ถึงวัตถุอื่น ๆ เช่น แวนตา ด้วยการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูล หรือการที่พยายามจะใช้ประโยชน์จากสิ่งที่ได้เรียนรู้ในงานหนึ่งเพื่อปรับปรุงลักษณะทั่วไปในอีกเรื่องหนึ่ง ดังนั้นการใช้ความรู้ที่ได้รับการฝึกฝนด้วยข้อมูลจำนวนมาก นำมาใช้แก้ปัญหาที่งานที่มีข้อมูลปริมาณน้อย แทนที่จะเริ่มต้นฝึกฝนตัวแบบที่ต้องการใช้เองทั้งหมดตั้งแต่ต้นด้วยรูปภาพที่มีปริมาณที่มากเพื่อให้ตัวแบบมีความแม่นยำ เปลี่ยนมาเริ่มต้นจากรูปแบบที่ได้เรียนรู้จากการแก้ปัญหาที่เกี่ยวข้อง การเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูลส่วนใหญ่จะใช้งานในส่วนคอมพิวเตอร์วิทัศน์และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ วิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูลมีประโยชน์หลายอย่าง ข้อดีหลัก ๆ คือประหยัดเวลาในการฝึกฝน และไม่จำเป็นต้องมีข้อมูลจำนวนมาก กล่าวคือเป็นการใช้ประโยชน์จากการงานหนึ่งซึ่งถูกฝึกฝนมาด้วยข้อมูลปริมาณที่มาก นำมาใช้กับอีกงานหนึ่งที่มีข้อมูลการฝึกฝนที่น้อยหรือจำนวนจำกัดแต่มีความเกี่ยวข้องและคล้ายคลึงกันของงานทั้งสอง (Xuezhong Wang, 2016) โดยปกติแล้วต้องใช้ข้อมูลปริมาณที่มากในการที่จะฝึกฝนตัวแบบตั้งแต่เริ่มต้นและอาจใช้เวลาหลายวันเพื่อฝึกฝนตัวแบบนั้น แต่ไม่มีข้อมูลมากพอและต้องการความรวดเร็วด้วยผลลัพธ์ที่แม่นยำ ความถูกต้องที่สูง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องใช้วิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอน

งานวิจัยชิ้นนี้ถึงแม้จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันซึ่งคล้ายคลึงกันกับงานวิจัย การตรวจจับและรู้จำตราสัญลักษณ์ของรถยนต์โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันและพีระมิด ฮิสโตแกรมของทิศทางเกรเดียนต์ (วศิน ทับแสง, 2557) แต่จะแตกต่างกันที่การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบของโครงสร้างของโครงข่าย ชื่อ Inception V3 ประกอบไปด้วย 2 ส่วนคือส่วนที่สกัดคุณลักษณะด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ถูกละเอียดออกแบบและทำการทดสอบมาแล้วว่ามีความถูกต้อง 93.90 % และส่วนของการจำแนกประเภทด้วยชั้น Fully connected และ Softmax ที่ใช้ในการรู้จำอะไหล่



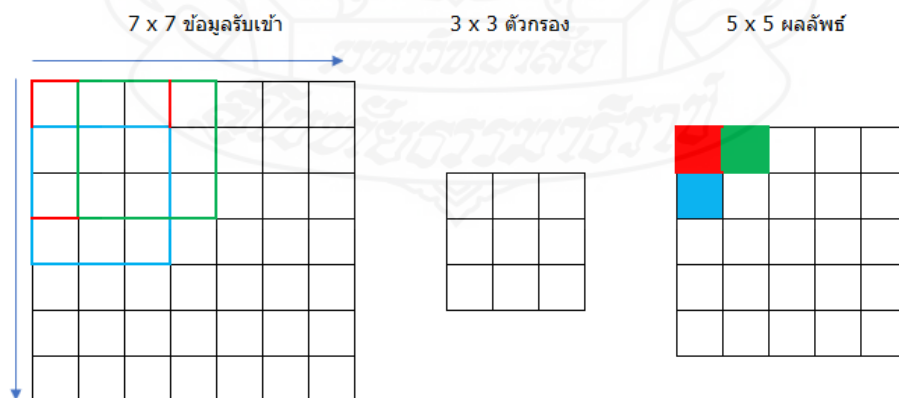
การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference



ภาพที่ 1 แสดงโครงสร้างของตัวแบบ Inception V3 (<https://codelabs.developers.google.com/codelabs/cpb102-tnf-learning/index.html#1>)

จากภาพที่ 1 โครงสร้างของตัวแบบ Inception V3 เมื่อต้องการสร้างตัวแบบที่เป็นชุดข้อมูลที่ต้องการจำแนกประเภทหรือรู้จำทำได้โดยการฝึกฝนซ้ำในส่วนของการจำแนกประเภทด้วยชุดข้อมูลที่ต้องการจำแนกประเภทหรือส่วนการรู้จำ และใช้ส่วนสกัดคุณลักษณะเดิมของตัวแบบด้วยพารามิเตอร์เดิมที่ได้รับการฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลจำนวนมากก่อนหน้านี้แล้ว ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นต่างๆ ดังนี้

Convolution เป็นการหาคุณลักษณะเด่นของภาพโดยการดอทเมทริกซ์กับตัวกรองที่มีน้ำหนัก (weight) เคลื่อนผ่านจุดสีของภาพโดยเลื่อนจากด้านซ้ายบนไปด้านขวาล่างทีละขั้นขึ้นขึ้นอยู่กับขนาดตัวกรองจนครบทุกจุดสีภายในภาพ



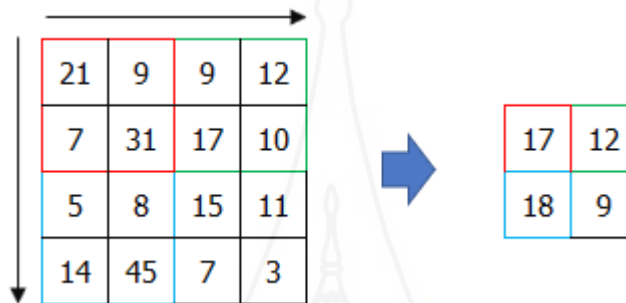
ภาพที่ 2 แสดงการดอทเมทริกซ์กับตัวกรอง ของข้อมูลนำเข้าขนาด 7 x 7 กับตัวกรองขนาด 3 x 3 จะได้ผลลัพธ์เป็นแผนผังคุณลักษณะขนาด 5 x 5



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

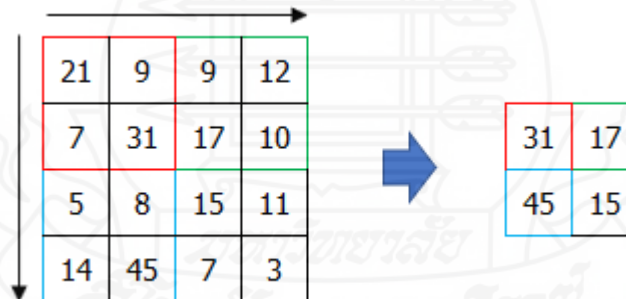
The 8th STOU National Research Conference

AvgPool (average pooling) ทำหน้าที่ลดขนาดให้เล็กลงโดยที่รายละเอียดของข้อมูลนำเข้ายังเท่าเดิมโดยการหาค่าเฉลี่ยของค่าจากการต่อพอร์ทเมทริกซ์กับตัวกรองเพื่อสร้างแผนผังคุณลักษณะ (feature map) ใหม่



ภาพที่ 3 แสดงการทำหน้าที่ของชั้น AvgPool

MaxPool (max pooling) ทำหน้าที่ลดขนาดให้เล็กลงโดยที่รายละเอียดของข้อมูลนำเข้ายังเท่าเดิมโดยการหาค่าสูงสุดของค่าที่ได้จากการต่อพอร์ทเมทริกซ์กับตัวกรองเพื่อสร้างแผนผังคุณลักษณะใหม่



ภาพที่ 4 แสดงการทำหน้าที่ของชั้น MaxPool

Concat (concatenate) เป็นการรวมแผนผังคุณลักษณะที่ได้จากการคำนวณชั้นก่อนหน้า

Dropout เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการฝึกฝนโดยการป้องกันการเกิด overfitting เมื่อมีข้อมูลการฝึกฝนในโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม

Fully connected ในชั้นนี้เป็นการเชื่อมต่อของชั้นที่มีการลดขนาด ชั้นการรวมแผนผังลักษณะของก่อนหน้านี้ทั้งหมดเพื่อใช้ในการคำนวณหาผลลัพธ์



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

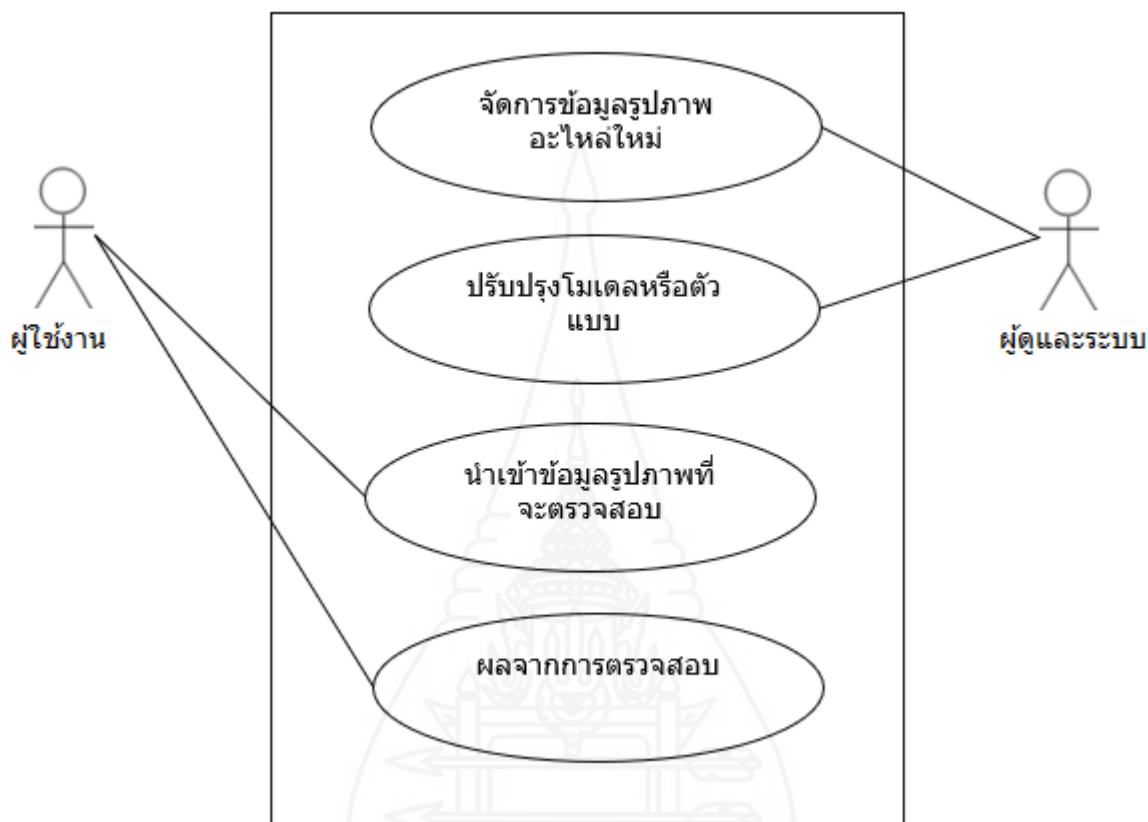
Softmax เป็นการใช้ความน่าจะเป็นเพื่อแสดงผลลัพธ์ ที่หาระยะห่างระหว่างค่าที่คำนวณได้จริงกับค่าเป้าหมาย

4. การออกแบบการพัฒนา ระบบ โดยผู้วิจัยได้พัฒนาเป็นโปรแกรมระบบติดตั้งบนเครื่องคอมพิวเตอร์โดยใช้ภาษาไพธอน ใช้ฮาร์ดดิสก์ในการจัดเก็บและจัดการข้อมูลระบบ เริ่มจากกระบวนการวิเคราะห์ถึงความต้องการระบบเพื่อให้เกิดความสอดคล้องกับความต้องการของผู้ใช้งานที่แท้จริง จากนั้นผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับหลักการของการจัดจำและการแยกประเภทรูปภาพ ศึกษาการวิเคราะห์รูปภาพโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันซึ่งใช้ในการจำแนกประเภทของรูปภาพ ศึกษากระบวนการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูลซึ่งเป็นวิธีการนำความรู้ของข้อมูลที่ได้รับการฝึกฝนมาแล้ว มาทำการฝึกฝนซ้ำเพื่อใช้จัดจำและจำแนกประเภทรูปภาพ และศึกษาต่อถึงกระบวนการเขียนโปรแกรมซึ่งจะกลายมาเป็นส่วนหนึ่งของงานวิจัยนี้ ผู้พัฒนาได้เริ่มบูรณาการความรู้ที่ได้ศึกษามา และได้ออกแบบระบบโดยแบ่งเป็นสองส่วนหลัก ๆ คือระบบที่ใช้จัดการข้อมูลรูปภาพเพื่อให้ผู้ดูแลระบบสามารถ เพิ่ม ลบ ข้อมูลรูปภาพ รวมถึงการปรับปรุงตัวแบบ ส่วนที่สองเป็นส่วนของผู้ใช้งานสามารถเข้าใช้งานโดยการนำอะไหล่มาตรวจสอบกับระบบเพื่อให้ระบบประมวลผลและส่งผลลัพธ์ออกมาทางหน้าจอให้ผู้ใช้งานได้ทราบข้อมูลพื้นฐานคือหมายเลขอะไหล่ และชื่ออะไหล่ รายละเอียดแสดงในรูปยูสเคสไดอะแกรม (วฤชัย ร่มสายหยุด, 2561) ซึ่งประกอบด้วยผู้ใช้ระบบ (actor) ดังนี้ คือ ผู้ดูแลระบบ (admin) และผู้ใช้งาน (user) ดังแสดงในภาพที่ 5



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference



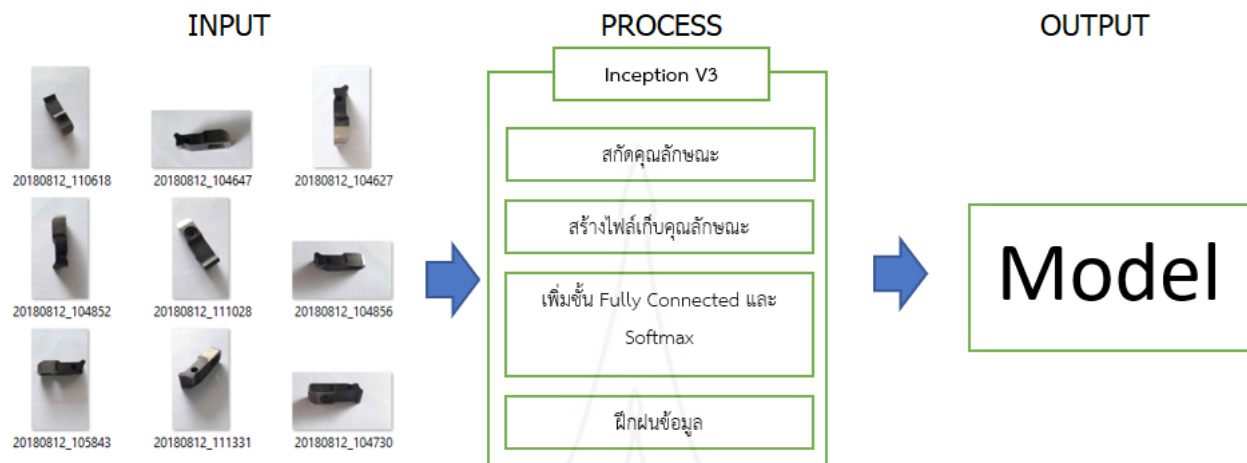
ภาพที่ 5 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจ็อะไหล่

จากภาพที่ 5 ยูสเคสไดอะแกรมของระบบจดจำภาพตรวจจ็อะไหล่ มีผู้ใช้ระบบ 2 ส่วนคือส่วนผู้ดูแลระบบเป็นผู้ที่จัดการกับรูปภาพอะไหล่เช่น ถ่ายรูป สร้างแฟ้มข้อมูล ทำความสะอาดข้อมูล และฝึกฝนปรับปรุงตัวแบบเมื่อมีอะไหล่ใหม่เข้ามา ส่วนผู้ใช้งานเป็นส่วนที่จะนำอะไหล่ที่ไม่รู้จักหมายเลขหรือชื่ออะไหล่มาตรวจสอบผ่านทางกล้อง และจะทราบผลลัพธ์คือหมายเลขและชื่ออะไหล่ที่ระบบทำนายได้

ภาพรวมการทำงานของระบบในส่วนผู้ดูแลระบบเริ่มจากข้อมูลนำเข้าเป็นรูปภาพของอะไหล่หลากหลายมุมมองผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูลซึ่งเป็นตัวแบบที่มีชื่อ Inception V3 เพื่อทำการฝึกฝนโดยเริ่มจากสกัดคุณลักษณะและจัดเก็บเป็นไฟล์ไว้ในฮาร์ดดิสก์จากนั้นเพิ่มส่วนของ Fully connected และ Softmax เพื่อฝึกฝนให้รู้จ็อะไหล่ จากนั้นส่งผลลัพธ์เป็นตัวแบบ (model) ที่มีโครงสร้างเช่นเดียวกับ Inception V3 แต่ในส่วนการจำแนกประเภทหรือการรู้จ็จะเก็บผลการรู้จ็ข้อมูลอะไหล่ที่ได้ทำการฝึกฝนซ้ำเพื่อนำไปใช้งานในการรู้จ็อะไหล่ที่ต้องการทราบข้อมูลพื้นฐาน ดังภาพที่ 6

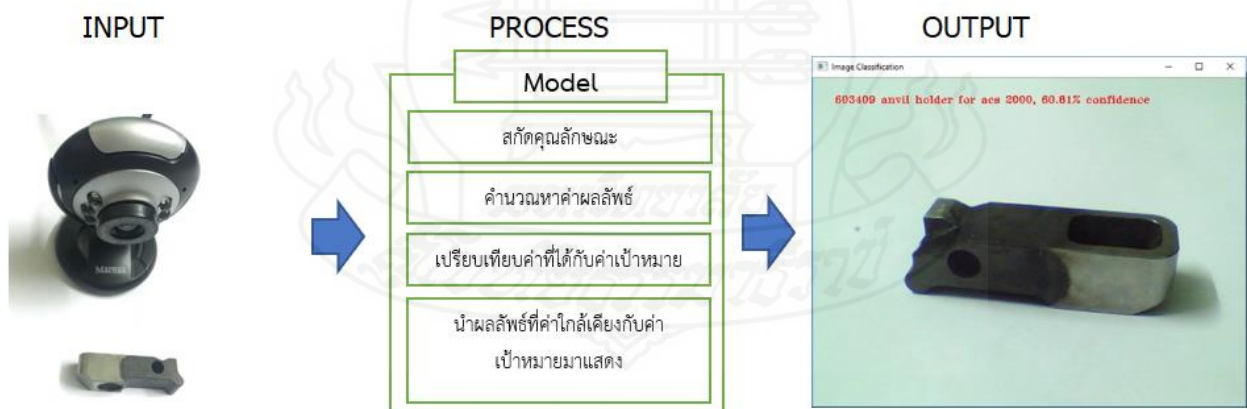


การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference



ภาพที่ 6 แสดงภาพรวมการทำงานของระบบในส่วนผู้ดูแลระบบ

ในส่วนของผู้ใช้งานโดยการนำอะไหล่ที่ไม่รู้จักหมายเลขหรือชื่อมาทำการตรวจสอบโดยส่งผ่านข้อมูลไปยังตัวแบบที่ได้ฝึกฝนไว้แล้วซึ่งในตัวแบบจะทำการสกัดคุณลักษณะและทำการหาผลลัพธ์จากนั้นเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย และผลลัพธ์ออกมาเป็นหมายเลขและชื่อของอะไหล่พร้อมทั้งค่าความเชื่อมั่นของความน่าจะเป็น



ภาพที่ 7 แสดงภาพรวมการทำงานของระบบในส่วนผู้ใช้งาน



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

5. การประเมินผล การประเมินผลและการทดสอบเพื่อประเมินประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลในงานวิจัยนี้ จะใช้การวัด ค่าความแม่นยำ (precision) ค่าเรียกคืน (recall) ค่าความถูกต้อง (accuracy) และการวัดประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) เพื่อทดสอบความถูกต้อง

คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) (ชนภัทร์ คุ่มสุภา, 2559) คือเมทริกซ์ที่แสดงผลของการจำแนกโดยแสดงรายละเอียดแบ่งตามคลาส

ตารางที่ 1 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกแบบ 3 คลาส

		คลาสที่ทำนายได้		
		A	B	C
คลาสจริง	A	$M_{1,1} (TP_A)$	$M_{1,2}$	$M_{1,3}$
	B	$M_{2,1}$	$M_{2,2} (TP_B)$	$M_{2,3}$
	C	$M_{3,1}$	$M_{3,2}$	$M_{3,3} (TP_C)$

สำหรับคอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกข้อมูลแบบหลายคลาส โดยกำหนดให้ c เป็นจำนวนคลาสทั้งหมด ค่าในแต่ละแถวจะแสดงถึงจำนวนข้อมูลที่อยู่ในคลาสนั้นจริง ๆ ส่วนค่าในแต่ละสดมภ์จะหมายถึงจำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนั้น ตัวอย่าง $M_{1,1}$ หมายถึงจำนวนข้อมูลที่อยู่ในคลาสที่ทำนายได้สดมภ์ที่ 1 กับคลาสจริงในแถวที่ 1 นั่นคือข้อมูลของคลาสที่ทำนายได้คลาส A กับข้อมูลคลาสจริงของคลาส A ค่าที่ได้จะเป็นค่าของจำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาส A และผลลัพธ์คือคลาส A (True Positive) หรือค่า TP_A ดังแสดงในตารางที่ 1

โดยกำหนดให้

M คือ จำนวนข้อมูลที่อยู่ในตำแหน่งของคลาสที่ทำนายได้กับคลาสจริง

c คือ จำนวนคลาสทั้งหมด

i คือ ตำแหน่งข้อมูลคลาสที่ทำนายได้

j คือ ตำแหน่งข้อมูลคลาสจริง



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference

ดังสมการที่ (1) ถึง (3)

- TP คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนั้นและผลลัพธ์คือคลาสนั้น (True Positive)

$$TP_i = M_{i,j} \quad (j = i) \quad (1)$$

- FP คือจำนวนที่ทำนายได้ในคลาสนั้นแต่ผลลัพธ์คือคลาสอื่น (False Positive)

$$FP_i = \sum_{j=1}^c M_{j,i} \quad (\text{ยกเว้น } j = i) \quad (2)$$

- FN คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสอื่นแต่ผลลัพธ์คือคลาสนั้น (False Negative)

$$FN_i = \sum_{j=1}^c M_{i,j} \quad (\text{ยกเว้น } j = i) \quad (3)$$

ตัววัดประสิทธิภาพแยกตามคลาสนั้น การคำนวณหา Precision, Recall และ F-measure สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (4) ถึง (6) ตามลำดับ

$$Pr_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (4)$$

$$Re_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (5)$$

$$F1_i = \frac{2 \times TP_i \times Re_i}{Pr_i + Re_i} \quad (6)$$

ตัววัดประสิทธิภาพโดยรวม เป็นการคำนวณประสิทธิภาพของการจำแนกโดยรวมจะใช้ค่าเฉลี่ยของตัววัดประสิทธิภาพในแต่ละคลาสนั้นคำนวณดังสมการที่ (7) ถึง (9) ตามลำดับ

$$Pr = \frac{\sum_{i=1}^c Pr_i}{c} \quad (7)$$

$$Re = \frac{\sum_{i=1}^c Re_i}{c} \quad (8)$$

$$F1 = \frac{\sum_{i=1}^c F1_i}{c} \quad (9)$$



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

และในการหาค่าความแม่นยำ (Accuracy) กำหนดให้ N คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด ดังสมการที่ (10)

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^c TP_i}{N} \quad (10)$$

ผลการวิจัย

ผู้วิจัยได้แบ่งกระบวนการทำงานของระบบออกเป็น 3 ส่วนคือส่วนที่ใช้ในการเก็บและบันทึกข้อมูลรูปภาพเพื่อใช้ฝึกฝนตัวแบบ ส่วนที่ใช้ในการสร้างตัวแบบและส่วนที่ใช้ในการแสดงผลลัพธ์ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1. ผลการพัฒนาระบบ

1.1 ส่วนการเก็บและบันทึกข้อมูลรูปภาพเพื่อใช้สำหรับฝึกฝนตัวแบบ

1.1.1 นำอะไหล่ที่ต้องการให้ระบบรู้จำ มาเตรียมเพื่อทำการเก็บภาพโดยให้ระยะห่างจากกล้องและอะไหล่อยู่ระหว่าง 5 – 15 เซนติเมตร บนพื้นหลังที่เป็นสีขาว



ภาพที่ 8 แสดงขั้นตอนการเตรียมเก็บและบันทึกภาพอะไหล่

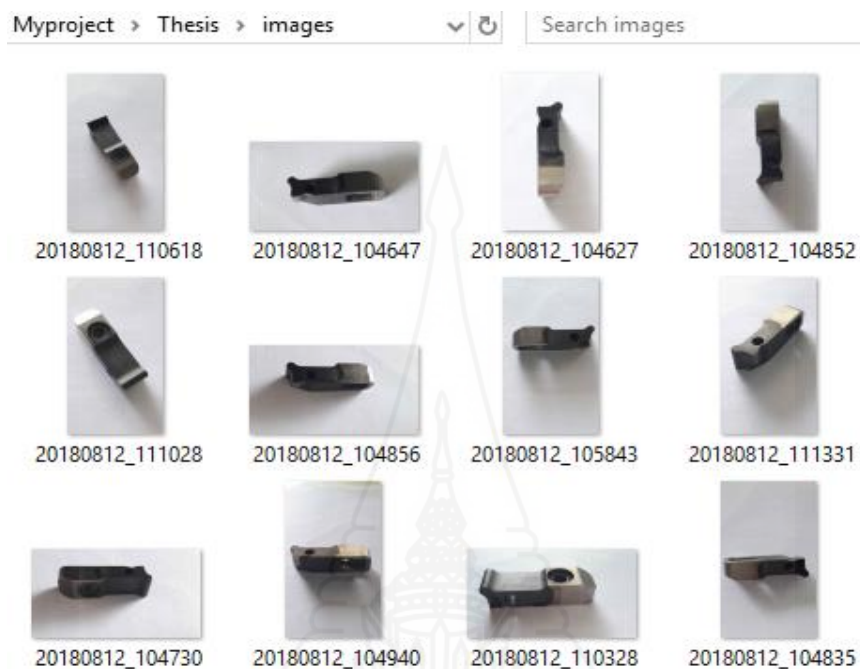
1.1.2 ทำการรันไฟล์ Create_image.py เพื่อให้โปรแกรมทำงาน โดยการเปิดกล้องทำการจับภาพ ในขณะที่โปรแกรมจับภาพให้ทำการหมุนอะไหล่ หรือหมุนกล้องเพื่อให้จับภาพได้หลากหลายมุมมอง และกำหนดชื่อไฟล์โดยไม่ให้ชื่อไฟล์ซ้ำกัน ผู้วิจัยได้กำหนดเป็นการต่อตัวเลขของปีเดือนวันชั่วโมงนาทิวินาทีและตัวแปรที่เพิ่มค่า โปรแกรมทำการบันทึกลงในฮาร์ดดิสก์ ในแฟ้มชื่อ .../image โดยโปรแกรมจะจับภาพจำนวน 700 ภาพและหยุดการทำงาน หรือถ้าต้องการให้หยุดการทำงานก่อนให้กดปุ่ม ตัวอักษรคิวเล็ก (q) กล้องจะหยุดทำงานและระบบจะหยุดบันทึกภาพ

1.1.3 เปิดแฟ้มข้อมูลชื่อ .../image เพื่อตรวจสอบและทำความสะอาดไฟล์ภาพที่ได้โดยเลือกภาพที่มีความชัดเจนและมีภาพอะไหล่อยู่ในภาพ คัดเลือกให้ได้จำนวน 500 ภาพ จากนั้นทำการคัดลอกไฟล์ภาพทั้งหมดไว้



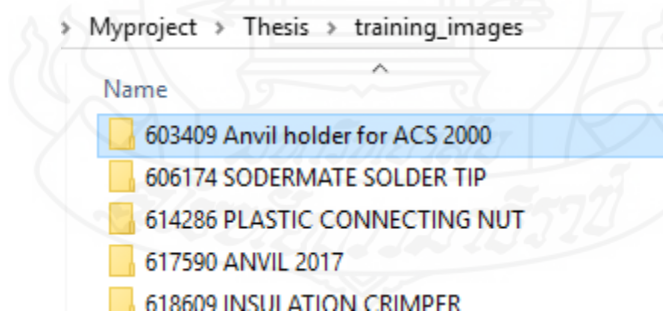
การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference



ภาพที่ 9 แสดงข้อมูลอะไหล่ที่ถูกเก็บไว้ในแฟ้มข้อมูล

1.1.4 ทำการสร้างแฟ้มข้อมูลย่อยในแฟ้มข้อมูลหลักที่ชื่อ .../training_images โดยตั้งชื่อเลขหลักเป็นหมายเลขหรือรหัสอะไหล่และตามด้วยชื่อของอะไหล่



ภาพที่ 10 แสดงภาพการตั้งชื่อแฟ้มข้อมูล

1.1.5 ทำการวางไฟล์ที่ได้ทำการคัดลอกไว้ในขั้นตอนที่ 3 ไว้ในแฟ้มข้อมูลที่ได้ทำการสร้างไว้ในขั้นตอนที่ 4 จากนั้นทำซ้ำตั้งแต่ข้อที่ 1 ถึงข้อที่ 5 สำหรับอะไหล่ชิ้นถัดไป จนครบหมดทุกชิ้น



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

Myproject > Thesis > training_images > 603409 Anvil holder for ACS 2000



ภาพที่ 11 แสดงตัวอย่างภาพอะไหล่ที่อยู่ในแฟ้มที่เป็นข้อมูลนำเข้าเพื่อฝึกฝน

1.2 ส่วนที่ใช้ในการสร้างตัวแบบ

1.2.1 ผู้ดูแลระบบทำการรันไฟล์ retrain.py โปรแกรมจะเริ่มจากการเรียกใช้ตัวแบบ Inception V3 ที่ได้รับการฝึกฝนมาแล้ว

1.2.2 โปรแกรมจะทำการสร้างรายการของรูปภาพในแฟ้มข้อมูลที่ชื่อ ../training_images

1.2.3 โปรแกรมจะแปลงรูปภาพให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถทำงานร่วมกับ Tensorflow (เป็นไลบรารีที่ใช้ในการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักร ได้รับการพัฒนาโดยบริษัทกูเกิล ที่จะใช้ภาษาไพธอนในการเขียนโปรแกรม) ได้

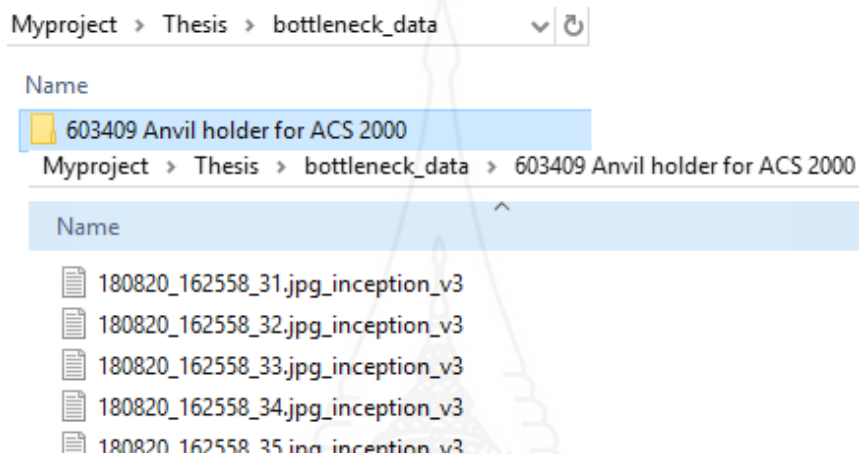


การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

1.2.4 โปรแกรมจะทำการวิเคราะห์และคำนวณแต่ละรูปภาพให้อยู่ในรูปของ image feature vector มาเก็บไว้ในไฟล์ Text และบันทึกไว้ในแฟ้มข้อมูล ../bottlenecks

1.2.5 ผลลัพธ์จากการทำงานในข้อ 4 แสดงในภาพที่ 12



ภาพที่ 12 แสดงภาพที่โปรแกรมสร้างเพื่อเก็บข้อมูล image feature vector

1.2.6 เพิ่มชั้น Fully connected และ softmax ใหม่สำหรับการฝึกฝนข้อมูลอะไหล่

1.2.7 ฝึกฝนตัวแบบโดยการวนลูปให้ครบทุกไฟล์ที่อยู่ในแฟ้มข้อมูล ../bottlenecks

1.2.8 บันทึกข้อมูลการฝึกฝนไว้ในไฟล์ retrained_graph.pb ซึ่งเป็นไฟล์ที่จะนำไปใช้งานต่อไป

1.3 ส่วนที่ใช้ในการแสดงผลลัพธ์

1.3.1 ผู้ใช้งานนำอะไหล่ที่ไม่ทราบหมายเลขและชื่อมาแสดงที่หน้ากล้องเพื่อจับภาพ (ผู้วิจัยได้ทดลองนำอะไหล่หมายเลข 603409 มาให้โปรแกรมวิเคราะห์)



ภาพที่ 13 แสดงภาพการเตรียมอะไหล่ที่ไม่รู้จักหมายเลขหรือรหัสและชื่อเพื่อทำนาย



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference

1.3.2 ผู้ใช้งานทำการรันไฟล์ test – camera.py โปรแกรมจะทำการเปิดกล้องเพื่อรับภาพอะไหล่ที่ไม่รู้จัก หมายเลขหรือรหัสและชื่ออะไหล่

1.3.3 โปรแกรมจะทำการเก็บรูปภาพจากกล้อง

1.3.4 และแปลงรูปที่ได้ให้อยู่ในรูปแบบของ Tensorflow

1.3.5 จากนั้นทำการรันเน็ตเวิร์กโดยเรียกไฟล์จากตัวแบบ retrained_graph.pb ที่ผ่านการฝึกฝนมาแล้วเพื่อทำนายหมายเลขและชื่ออะไหล่มาและเก็บข้อมูลไว้

1.3.6 เรียงลำดับข้อมูลที่ทำนายได้โดยเรียงจากค่าความเชื่อมั่นสูงไปหาต่ำและเก็บข้อมูลไว้

1.3.7 ดึงหมายเลขและชื่อของอะไหล่โดยอ้างอิงจากข้อมูลที่ทำนายมาได้

1.3.8 ดึงข้อมูลค่าความเชื่อมั่นจากข้อมูลที่ทำนายได้มาทำให้เป็นค่าเปอร์เซ็นต์

1.3.9 แทรกข้อความที่ได้จากข้อ 8 มาทำการปรับขนาด และสีให้เหมาะสมไว้ในภาพที่แสดง

1.3.10 แสดงผลลัพธ์ทางหน้าจอ โดยจะแสดงภาพที่กำลังจับอยู่ พร้อมแสดงข้อความที่ได้จากการทำนายได้

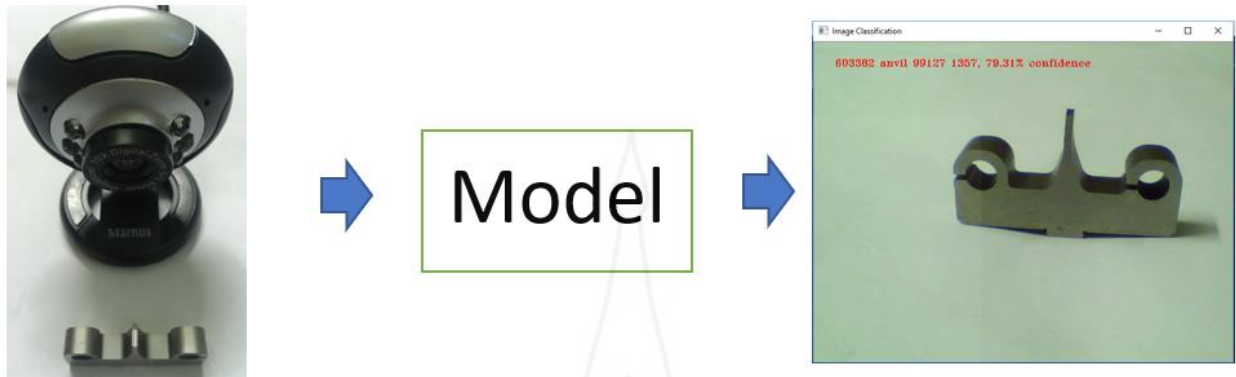


ภาพที่ 14 แสดงภาพผลลัพธ์ที่ใช้อะไหล่หมายเลข 603409 มาให้โปรแกรมทำการวิเคราะห์ และผลการวิเคราะห์ตรงกัน



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8

The 8th STOU National Research Conference



ภาพที่ 15 แสดงภาพที่ใช้อะไหล่หมายเลข 603382 มาให้โปรแกรมวิเคราะห์ และผลการวิเคราะห์ตรงกัน

2. ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบ

การประเมินประสิทธิภาพของระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับอะไหล่ ใช้การวัดค่าความแม่นยำ ค่าเรียกคืน ค่าความถูกต้อง และการวัดประสิทธิภาพโดยรวม เพื่อทดสอบความถูกต้อง โดยเริ่มพิจารณาค่าความถูกต้องจากตาราง Confusion Matrix ซึ่งเป็นการประเมินผลลัพธ์จากระบบเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จริง ๆ ที่หาจากมนุษย์ ได้ผลลัพธ์ค่าความแม่นยำ ร้อยละ 87.44 ค่าเรียกคืนร้อยละ 86.76 ค่าความถูกต้องร้อยละ 86.76 และการวัดประสิทธิภาพโดยรวมร้อยละ 86.64 ตามลำดับ



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference

ตารางที่ 2 เมทริกซ์แสดงผลการจำแนกข้อมูลและการคำนวณหาค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืน

คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix)

Class	Data Set	205617	205620	205664	205698	228865	229031	229053	229054	601356	601482	602102	602961	602964	603380	603382	603383	603387	603408	603409	606174	614286	617590	618609	618627	618628	TP	FN	Re
205617	100	65	16	19																							65	35	0.65
205620	100	28	33	28	7	3												1									33	67	0.33
205664	100	40	8	52																							52	48	0.52
205698	100	1			88	11																					88	12	0.88
228865	100				46	54																					54	46	0.54
229031	100						85	5	10																		85	15	0.85
229053	100						17	83																			83	17	0.83
229054	100						13		87																		87	13	0.87
601356	100									85	15																85	15	0.85
601482	100									15	85																85	15	0.85
602102	100									11		89															89	11	0.89
602961	100												99									1					99	1	0.99
602964	100										1	2		96								1					96	4	0.96
603380	100														96									2		2	96	4	0.96
603382	100															100											100	0	1.00
603383	100		3	2													95										95	5	0.95
603387	100	1																99									99	1	0.99
603408	100																		100								100	0	1.00
603409	100																			100							100	0	1.00
606174	100																				100						100	0	1.00
614286	100																					100					100	0	1.00
617590	100																						100				100	0	1.00
618609	100																							100			100	0	1.00
618627	100																								97	3	97	3	0.97
618628	100																								83	17	83	17	0.83
																									2		98	2	0.98
TP		65	33	52	88	54	85	83	87	85	85	89	99	96	96	100	95	99	100	100	100	100	100	97	83	98	2169		21.69
FP		70	27	49	53	14	30	5	10	26	16	2	0	0	2	0	0	1	0	0	0	2	17	4	0	3			
Pr		0.48	0.55	0.51	0.62	0.79	0.74	0.94	0.90	0.77	0.84	0.98	1.00	1.00	0.98	1.00	1.00	0.99	1.00	1.00	1.00	0.98	0.85	0.96	1.00	0.97	21.86		
F1		0.55	0.41	0.52	0.73	0.64	0.79	0.88	0.88	0.81	0.85	0.93	0.99	0.98	0.97	1.00	0.97	0.99	1.00	1.00	1.00	0.99	0.92	0.97	0.91	0.98	21.66		



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference

การคำนวณหาประสิทธิภาพของระบบ โดยให้ N = จำนวนข้อมูลทั้งหมด = 2,500 และ C = จำนวนคลาสทั้งหมด = 25 การคำนวณหาค่าความแม่นยำ (precision)

$$Pr = \frac{\sum_{i=1}^c Pr_i}{c}$$

$$= 21.86 / 25$$

$$= 0.8744 \text{ หรือ } 87.44 \%$$

การคำนวณหาค่าเรียกคืน (recall)

$$Re = \frac{\sum_{i=1}^c Re_i}{c}$$

$$= 21.69 / 25$$

$$= 0.8676 \text{ หรือ } 86.76 \%$$

การคำนวณหาค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure)

$$F1 = \frac{\sum_{i=1}^c F1_i}{c}$$

$$= 21.66 / 25$$

$$= 0.8664 \text{ หรือ } 86.64 \%$$

การคำนวณหาค่าความถูกต้อง (accuracy)

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^c TP_i}{N}$$

$$= 2,169 / 2,500$$

$$= 0.8676 \text{ หรือ } 86.76 \%$$

เนื่องจากงานวิจัยนี้คล้ายคลึงกับ การตรวจจับและรู้จำตราสัญลักษณ์ของรถยนต์โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันและพีระมิด ฮิสโตแกรมของทิศทางเกรเดียนต์ (วศิน ทับแสง, 2557) ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบผลเมื่อเทียบกับจำนวนคลาสที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งให้ค่าเรียกคืนเฉลี่ย ค่าความแม่นยำเฉลี่ย และค่าประสิทธิภาพโดยรวมมีค่าใกล้เคียงกันของทั้งสองวิธี แต่การทดสอบของ (วศิน ทับแสง, 2557) พบว่าเมื่อเพิ่มจำนวนคลาสจาก 5 คลาสไปเป็น 20 คลาส ทำให้อัตราการรู้จำเฉลี่ยลดลงคิดเป็น 10.33 % ดังนั้นอัตราการรู้จำของวิธีที่นำมาเปรียบเทียบบอจลดลงเมื่อเพิ่มคลาสจาก 20 คลาส เป็น 25 คลาส ดังตารางที่ 3



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบการทดสอบและผลการทดสอบที่จำนวนคลาสใกล้เคียงกัน

ลำดับที่	หัวข้อ	วิธีที่นำเสนอ	วิธีของ วศิน ทับแสง
1	จำนวนคลาสสูงสุดที่นำมาทดสอบ	25 คลาส	20 คลาส
2	จำนวนรูปภาพที่นำมาฝึกฝน	12,500 ภาพ	7,000 ภาพ
3	ค่าเรียกคืนเฉลี่ยที่จำนวนคลาสสูงสุด	86.76 %	86.50 %
4	ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่จำนวนคลาสสูงสุด	87.44 %	81.84 %
5	ค่าประสิทธิภาพโดยรวมที่จำนวนคลาสสูงสุด	86.64 %	84.10 %

อภิปรายผลการวิจัย

บทสรุปงานวิจัยนี้ผู้วิจัยมุ่งเน้นการนำเสนอการพัฒนาระบบจดจำภาพสำหรับการตรวจจับบะโหลกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงถ่ายโอนข้อมูลและประเมินความถูกต้องแม่นยำของระบบจดจำภาพ ซึ่งสามารถสรุปผลการวิจัยเป็นผลการทดสอบประสิทธิภาพของระบบ เพื่อทดสอบความถูกต้องออกเป็นผลวิเคราะห์ค่าความแม่นยำร้อยละ 87.44 ค่าเรียกคืนร้อยละ 86.76 ค่าความถูกต้องร้อยละ 86.76 และค่าการวัดประสิทธิภาพโดยรวมของระบบร้อยละ 86.64

งานวิจัยนี้เมื่อเปรียบเทียบกับ การตรวจจับและรู้จำตราสัญลักษณ์ของรถยนต์โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันและพีระมิด ฮิสโตแกรมของทิศทางเกรเดียนต์ (วศิน ทับแสง, 2557) แล้วงานวิจัยนี้สามารถทำงานได้ดีกับภาพที่มีการเปลี่ยนมุมมองภาพ ภาพวัตถุบิดเอียง ภาพวัตถุหุดเข้าหรือยืดอกและสามารถนำไปใช้งานในรูปแบบเรียลไทม์

จากกระบวนการพัฒนาระบบที่นำเสนอยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือในการคัดแยกงานดีและงานเสีย ในกระบวนการคัดแยกวัตถุในไลน์การผลิตจะทำให้ลดเวลาและลดต้นทุนของการผลิตลง และเป็นการเพิ่มขีดความสามารถและสร้างความได้เปรียบทางการแข่งขันทางธุรกิจ

ข้อเสนอแนะ

1. จากตารางที่ 2 คลาส 205617, 205620, 205664, 205698 และ 228865 เป็นบะโหลกที่เป็นแท่งเพอร์ไรท์ซึ่งมีลักษณะคล้ายคลึงกันทั้งขนาด สี และรูปทรงทำให้ค่า (TP) ที่โปรแกรมทำนายได้ว่าเป็นคลาสนั้นจริงมีค่าต่ำกว่าคลาสนอื่นๆ ที่มีรูปทรง สี และขนาดที่แตกต่างกัน ดังนั้นงานวิจัยนี้สามารถใช้งานได้ดีกับการจำแนกประเภท ของกลุ่มตัวอย่างที่มีรูปทรง ขนาด และสีที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน



การประชุมเสนอผลงานวิจัยระดับชาติ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช ครั้งที่ 8
The 8th STOU National Research Conference

เอกสารอ้างอิง

- ซ์ชาวลย์ วรวิทย์รัตนกุล. (2557). การหาจุดสนใจของภาพที่เหมาะสมของขั้นตอนวิธีเอ็ฟไอเอ็ฟทีสำหรับการ
ยึ่นย่นภาพลายเซนค์. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต). มหาวิทยาลัยศรีประทุม.
- ธนภัทร์ คุ่มสุภา. (2559). การจำแนกประเภทข้อความภาษาไทยโดยใช้นิวรัลเน็ตเวิร์กคอนโวลูชันระดับ
ตัวอักษร. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต). จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ประภาพร กุลลิมรัตนชัย. (2551). การค้นคืนภาพโดยการพิจารณาน้ำหนักการกระจายของสีสำหรับฮิสโตแกรมสีใน
แบบจำลองสี HSV. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต). สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้า
คุณทหารลาดกระบัง.
- วฤชาญ์ ร่มสายหยุด. (2561). หลักการวิศวกรรมซอฟต์แวร์. นนทบุรี : มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช.
- วศิน ทับแสง. (2557). การตรวจจับและรู้จำตราสัญลักษณ์ของรถยนต์โดยใช้วิธีการโครงข่ายประสาทเทียม
แบบคอนโวลูชันและพีรามิดฮิสโตแกรมของทิศทางเกรเดียนต์. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตร
มหาบัณฑิต). มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- Adit Deshpande. (2016). A Beginning's Guide to Understanding Convolutional Neural Networks.
สืบค้นจาก <https://adeshpande3.github.io/A-Beginner%27s-Guide-To-Understanding-Convolutional-Neural-Networks/Image-Classification-Transfer-Learning-with-Inceptionv3> สืบค้นจาก
<https://codelabs.developers.google.com/codelabs/cpb102-txf-learning/index.html#1>
- Xuezhi Wang. (2016). *Active Transfer Learning*. (Doctor's thesis). Carnegie Mellon University.