Received: Oct 08, 2020 **Revised:** Dec 01, 2020 **Accepted:** Dec 10, 2020

การคัดแยกสิ่งปลอมปนคุณภาพวัตถุดิบโดยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะ
THE FOOD ADULTERANTS QUALITY TEST USING FEATURE EXTRACTION

วรวุฒิ กังหัน, ทิพยาภัสสร์ เพชรนาม, ธันยวัต สมใจทวีพร
สาขาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์
Worawut Kunghun, Thipphayaphat Petnam, Tunyawat Somjaitaweeporn
Department of Robotics and Automation Engineering, Faculty Engineering and Technology,
Panyapiwat Institute of Management
E-mail: worawutkung@pim.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอเพื่อจัดทำระบบคัดแยกสิ่งปลอมปนในใบกะเพราโดยใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ ศึกษาอิทธิพลของพารามิเตอร์แต่ละตัวที่ใช้ในการสกัดคุณลักษณะ ศึกษาการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมที่เป็นการเรียนรู้ด้วยตนเองหรือสามารถตัดสินใจได้เอง และออกแบบหน้าจอแสดงผล หรือ GUI เพื่อให้สามารถใช้งานและเข้าใจโปรแกรมได้ง่ายขึ้น

สำหรับคัดแยกหนอนในใบกะเพราด้วยเทคนิคประมวลผลภาพ ซึ่งมีการนำภาพเข้ามาประมวลผลอย่างต่อเนื่องผ่านเครื่องเอกซเรย์ และใช้เทคนิควิเคราะห์เชิงพื้นผิว ชนิดเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix ;GLCM) โดยพารามิเตอร์แต่ละตัวที่ใช้ในการวิเคราะห์นั้นผลลัพธ์ที่ได้ คือพารามิเตอร์แต่ละตัวมีค่าไม่เท่ากันเนื่องจากสมการที่ต่างกัน แต่ยังคงสามารถแยกได้ระหว่างภาพของใบกะเพราที่มีหนอนกับไม่มีหนอนตามธรรมชาติ โดยมีคุณลักษณะที่ใช้ทั้งหมด 9 คุณลักษณะ ยังคงมีความสามารถในการคัดแยกหนอน ซึ่งจากเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่มีค่าน้อยที่สุด ทำให้ได้คุณลักษณะที่เหมาะสม 5 คุณลักษณะ ได้แก่ เอนโทรปี(Entropy), ผลรวมของเอนโทรปี (Sum entropy), ค่าสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation),ค่าผลรวมของค่าเฉลี่ย (Sum Average) และ ผลรวมของค่าความแปรปรวน (Sum variance) ส่วนทิศทางของการคำนวณในหลักการเมทริกซ์ระดับเทานั้น ผลลัพธ์ที่ได้คือ เมื่อใช้ทิศทางองศาที่ต่างกันทำให้ค่าสกัดคุณลักษณะออกมาแตกต่างกันแต่แนวโน้มรูปแบบของกราฟที่ได้เหมือนกัน ทำให้ผู้วิจัยเลือกใช้ทิศทางในการคำนวณแบบครบทุกทิศทาง เพื่อทำให้ค่าที่ได้ออกมานั้นเป็นค่าที่ครอบคลุมทิศทางทั้งหมดจากผลที่ออกมาดังกล่าวทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการตัดสินใจด้วยตนเองด้วยอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และสร้างจอแสดงผล (GUI) ที่ง่ายและสะดวกต่อการใช้งาน สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในเกิดประโยชน์ต่อไปกับระบบการคัดแยกสิ่งปลอมที่ใกล้เคียงกัน

คำสำคัญ: การประมวลผลภาพ, การใช้ลักษณะเด่นเชิงพื้นผิวแบบจีแอลซีเอ็ม, โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

This study uses a number of image processing techniques to create an algorithm for detecting contaminants in basil leaves. In order to determine its effects, each parameter relating to feature extraction has been thoroughly investigated. Various machine learning techniques have been applied to automate the decision processes. The GUI has also been developed to make interaction with the user as friendly as possible.

For this study, x-ray images of packs of basil leaves are analyzed through image processing techniques. Gray-level co-occurrence matrices (GLCM) is applied to quantitatively evaluate textural parameters and representations. From the findings, even the value is inconsistent due to different calculation methods, the system is still capable of classifying a pack of basil leaves with and without worms.

Nine sets of classification features are conducted in the experiment. The top five are selected with the least error rate. These include Entropy, Sum Entropy, Autocorrelation, Sum Average, and Sum Variance. For GLCM, various degrees of direction are tested. The tendencies of the graph are basically the same even the values are different. Under this study, we have employed all degrees of direction to cover all possible values. As a result, this approach can also be used to develop a self-learning algorithm. The algorithm developed from this study can also be extended to related problems of contamination detections.

Keywords: image processing, Gray-level co-occurrence matrix, neural network

บทนำ

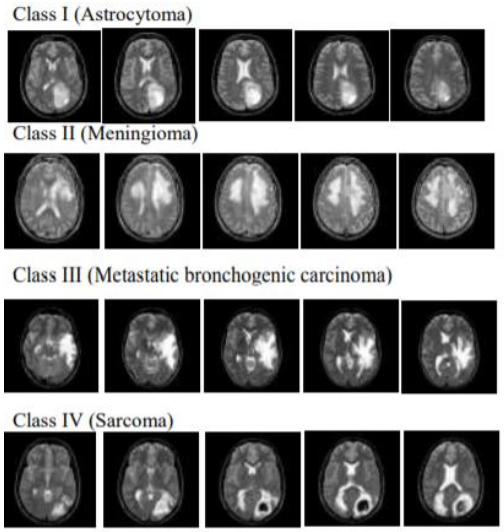
ต้นกะเพรา เป็นผักที่อยู่คู่กับคนไทยมาอย่างยาวนานมีจุดเด่นในด้านของกลิ่นในตัวของใบกะเพรา คือ มีกลิ่นที่หอมฉุนและนิยมนำมาประกอบอาหารในเมนูที่เรียกว่า “ผัดกะเพรา” ซึ่งเป็นเมนูที่ได้รับความนิยมมากในหมู่คนไทยส่วนใหญ่ด้วยรสชาติ และกลิ่นหอมที่มีเอกลักษณ์เฉพาะตัว จากความนิยมที่เกิดขึ้นเมนู “ผัดกะเพรา” จึงถูกนำมาแปรรูปเป็นเมนูข้าวผัดกะเพราตามร้านค้าทั่วไป หรือข้าวกล่องสำเร็จรูป ในอุตสาหกรรมอาหารขนาดใหญ่ ซึ่งในกระบวนการผลิตนั้นมีความสำคัญตั้งแต่การเริ่มต้นการหาและจัดเตรียมวัตถุดิบ ต้องมีการคัดสรรหรือคัดแยกเพื่อให้ได้วัตถุดิบที่มีคุณภาพดีที่สุดเพื่อส่งไปขั้นตอนกระบวนการผลิตถัดไปเมื่อกล่าวถึงอุตสาหกรรมด้านอาหารวัตถุดิบที่คุณภาพดีนั้น หมายถึง วัตถุดิบที่ปราศจากสิ่งแปลกปลอม เช่น เส้นผม เล็บ สัตว์ขนาดเล็กหรือแมลง เป็นต้น รวมไปถึงวัตถุดิบที่ปลอดสารพิษ ซึ่งในการปลูกพืชผักที่ปลอดสารพิษผลที่ตามมาคือมีแมลงศัตรูพืชเกิดขึ้นกับพืชผักที่ปลูกโดยต้นกะเพราส่วนที่นิยมนำมาใช้ปรุงอาหารคือส่วนใบของต้นกะเพราซึ่งตำแหน่ง บริเวณใบนั้นจะมีแมลงศัตรูจำพวกกัดกินใบ (leaf feeder) และแมลงศัตรูพืชพวกหนอนชอนใบ (leaf minor) เกิดขึ้นเนื่องจากใบกะเพราที่เป็นแหล่งอาหารตามธรรมชาติของหนอนด้วยเหตุนี้จึงทำให้ต้องมีขั้นตอนการกำจัดแมลงศัตรูพืชดังกล่าวที่เกิดขึ้นให้หมดเสียก่อนจึงสามารถเข้าสู่ขั้นตอนการประกอบอาหารได้ ซึ่งกระบวนการผลิตข้าวกล่องสำเร็จรูปในเมนูข้าวผัดกะเพราของอุตสาหกรรมอาหาร นั้นในขั้นตอนแรกจะต้องมีตรวจสอบและคัดแยกหนอนในใบกะเพรา หรือที่เรียกว่า quality check โดยปกติจะเป็นการคัดแยกด้วยการใช้สายตาของมนุษย์ ซึ่งทำให้มีโอกาสผิดพลาดสูง เนื่องจากสายตาของมนุษย์เมื่อมีการใช้งานในการจดจ่อต่อสิ่งใดสิ่งหนึ่งเป็นระยะเวลานาน อาจทำให้ประสิทธิภาพในการทำงานของสายตาต่ำลง กล่าวคือทำให้การคัดแยกหนอนออกจากใบกะเพรามีประสิทธิภาพที่ลดลง อีกทั้งพื้นฐานของสายตามนุษย์แต่ละคนที่มีความไม่เท่ากัน และในปัจจุบันยังไม่มีการใช้เทคโนโลยีที่ช่วยในการคัดแยกหนอนในใบกะเพราที่ประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมอาหารหรือธุรกิจด้านอาหารขนาดวิสาหกิจชุมชน ขนาดกลาง และขนาดใหญ่

ผู้จัดทำวิจัยเล็งเห็นปัญหาที่เกิดขึ้นจึงคิดริเริ่มนำเทคโนโลยีประมวลผลภาพ(Image Processing) และเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence ; AI) เลือกสิ่งปลอมปนเพื่อเป็นกลุ่มตัวอย่างคือ หนอนในใบกะเพรา โดยนำภาพมาวิเคราะห์เชิงพื้นผิว (Texture Analysis) ด้วยหลักการเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix ;GLCM) จากนั้นจะใช้อัลกอริทึมของปัญญาประดิษฐ์ในการตัดสินใจด้วยหลักการโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และออกแบบหน้าจอแสดงผล (GUI) เพื่อช่วยให้การทำงานของมนุษย์มีประสิทธิภาพและง่ายขึ้น เพิ่มความแม่นยำในการคัดแยกหนอน ลดโอกาสการผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้น และพัฒนาคุณภาพของ “เมนูข้าวผัดกะเพรา” ที่อยู่รูปแบบผลิตภัณฑ์อาหารสำเร็จรูปให้ดียิ่งขึ้น และนอกจากนี้ยังเป็นการเพิ่มความมั่นใจ และความปลอดภัยให้แก่ผู้บริโภคอีกด้วย

ขั้นตอนในการวิจัย และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

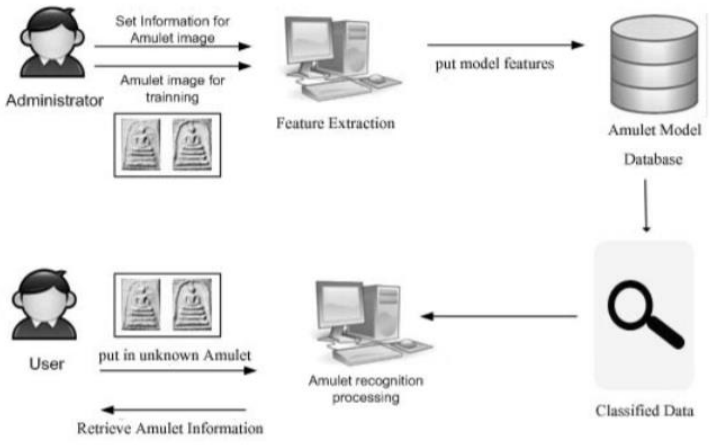
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Nitish Zulpe และคณะ (Nitish, 2012) ได้ออกแบบระบบจดจำอัตโนมัติสำหรับภาพทางการแพทย์ ที่ใช้ในการวินิจฉัยโรค เพื่อการจำแนกเนื้องอกในสมอง โดยภาพที่ใช้เป็นภาพที่ได้จาก MRI Scanner และมีการสกัดคุณสมบัติพื้นผิวโดยใช้หลักการของ Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) นอกจากนี้มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งภาพของเนื้องอกในสมองจะแบ่งออกเป็น 4 ประเภทที่ต่างกัน โดยแต่ละภาพจะมีขนาดที่เท่ากันดังภาพที่ 1 ซึ่งจากเทคนิคที่งานวิจัยฉบับนี้ได้ใช้นั้นเป็นการวิเคราะห์รูปภาพเชิงพื้นผิวเพื่อจำแนกสิ่งที่ต้องการ ซึ่งมีความสอดคล้องกับงานที่ผู้วิจัยสนใจและคิดว่าน่าจะเป็นประโยชน์ต่องานนี้ของผู้วิจัย



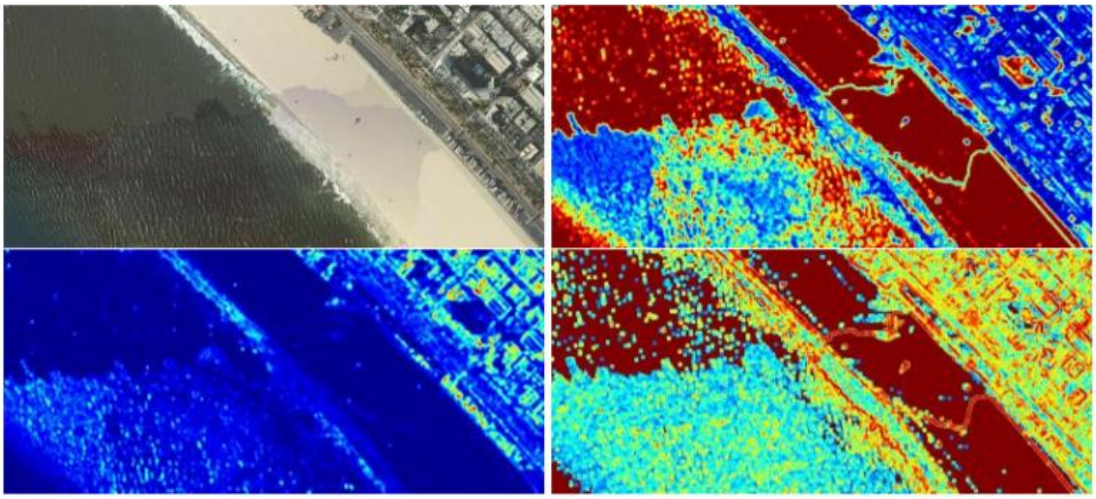
ภาพที่ 1 รูปที่ได้จาก MRI Scanner ของเนื้องอกในสมองแต่ละประเภทที่ต่างกัน

ปฐมพล ฟักทองและคณะ (ปฐมพล,2012) ได้ออกแบบการค้นคืนข้อมูลพระเครื่องจากภาพดิจิทัลโดยใช้เทคนิควิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-nearest Neighbor) และคุณสมบัติที่ใช้ในการสกัดภาพ คือ วิธีการวิเคราะห์พื้นผิวภาพด้วยเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix ;GLCM) โดยเก็บค่าการคำนวณทางสถิติ 10 รูปแบบ และทำการทดสอบระบบ โดยจะแบ่งภาพออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลภาพที่ระบบรู้จำแล้วและภาพที่ระบบยังไม่รู้จำ โดยภาพรวมของทั้งระบบจะแสดง ดังภาพที่ 2 ซึ่งข้อดีของงานวิจัยฉบับนี้ คือ มีการเก็บค่าที่คำนวณทางสถิติ 10 รูปแบบ ทำให้ข้อมูลมีความน่าเชื่อถือและชัดเจน ผู้วิจัยจึงศึกษาการเก็บค่าดังกล่าวเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานของผู้วิจัย

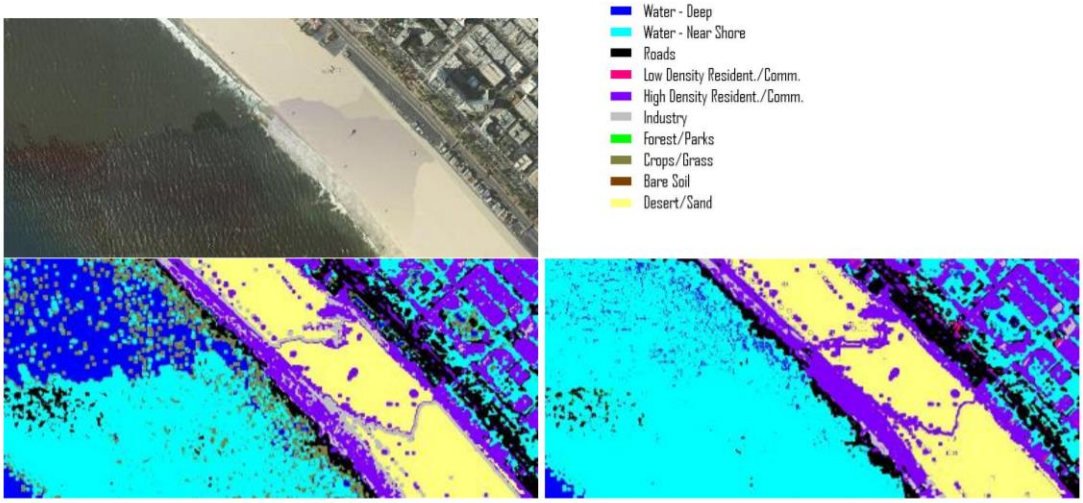


ภาพที่ 2 รูปแสดงแนวคิดภาพรวมทั้งระบบของการค้นคืนข้อมูลพระเครื่อง

Travis Askham (Travis, 2010) ได้ออกแบบการจำแนก Land cover ด้วยการวิเคราะห์พื้นผิวภาพสถิติ โดยใช้วิธีวิเคราะห์พื้นผิวภาพด้วยเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-level co-occurrence matrix; GLCM) และเลือกใช้ 10 คุณลักษณะในการจำแนกและคำนวณค่าออกมา นอกจากนี้มีการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งข้อมูลที่ใช้คือ ภาพถ่ายทางอากาศ และผลลัพธ์ที่ได้ คือ สามารถแบ่งส่วนแต่ละส่วนในแผนที่ที่ดินได้และชนิดของที่ดินแต่ละประเภทแสดงตัวอย่างดังภาพที่ 3 และ 4 ข้อดีของงานวิจัยฉบับนี้ คือ มีความสามารถในการแยกประเภทของสิ่งที่ปรากฏอยู่ในภาพถ่ายได้อย่างละเอียด ด้วยเทคนิคและปัญญาประดิษฐ์ที่งานวิจัยฉบับนี้ใช้ หากนำมาใช้กับงานของผู้วิจัยคาดว่าน่าจะทำให้การตัดสินใจของอัลกอริทึมมีความแม่นยำเพิ่มขึ้น



ภาพที่ 3 รูปแสดงผลการวิเคราะห์พื้นผิวภาพทางสถิติของรูปถ่ายแผนที่ที่เป็นฉากชายหาด มีความลึกของระดับน้ำทะเลและความหนาแน่นของชายหาด รวมไปถึงอาคารและตึกพาณิชย์



ภาพที่ 4 รูปแสดงผลพารามิเตอร์แต่ละตัวบนแผนที่จากการเทรนข้อมูล

Monika Sharma และคณะ (Monika, 2012) ได้ทำการวิเคราะห์และตรวจหามะเร็งเต้านมล่วงหน้า โดยวิธีการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) ของภาพเอกซเรย์เต้านม ซึ่งความแม่นยำของการจำแนกนั้นขึ้นอยู่กับขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะ โดยมีการวิเคราะห์ในรูปแบบวิธีการที่แตกต่างกัน คือ วิธีที่เป็น Statistical และวิธีที่เป็น Structural ซึ่งผลที่ออกมานั้นการสกัดคุณลักษณะด้วยวิธีการวิเคราะห์พื้นผิวมีบทบาทสำคัญมากเนื่องจากการวิเคราะห์นั้นสามารถแยกพื้นผิวในส่วนที่ปกติกับส่วนที่ผิดปกติได้ ซึ่งดูจากค่าที่คำนวณออกมาได้ ซึ่งจากงานวิจัยฉบับนี้ทำให้ผู้วิจัยเห็นความแตกต่างของวิธีการสกัดคุณลักษณะ 2 รูปแบบ และเห็นบทบาทความสำคัญของการวิเคราะห์เชิงพื้นผิวมากขึ้น

เพ็ญพรรณ บุญเดิม (เพ็ญพรรณ, 2011) ทำการเปรียบเทียบการจำแนกเชิงวัตถุจากภาพถ่ายดาวเทียมของที่ดิน โดยอัลกอริธึมที่ใช้คือ การวิเคราะห์พื้นผิวภาพ (Texture Analysis) ชนิด Gray-level co-occurrence matrix (GLCM) ในทิศทางต่างๆ จำนวน 4 ทิศทาง คือ $0°, 45°, 90°$ และ $135°$ ซึ่งจะจำแนกข้อมูลจากจุดภาพที่ได้จากค่าการสะท้อนแสงของวัตถุที่ต่างกันข้อดีของงานวิจัยฉบับนี้ คือ มีการใช้ GLCM ในการวิเคราะห์หลายทิศทาง ทำให้เห็นการเปรียบเทียบของแต่ละทิศทาง หากนำมาใช้กับงานของผู้วิจัยคาดว่าจะทำให้เห็นการวิเคราะห์ของแต่ละทิศทางได้

Feature Extraction

Feature Extraction หรือ การสกัดคุณลักษณะ คือ กระบวนการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้งานกับ Machine Learning ได้เช่นการแปลงข้อมูลจากรูปภาพให้อยู่ในรูปของชุดตัวเลข หรือ กล่าวคือ เป็นการ คัดแยกคุณลักษณะเด่นออกมาจากข้อมูล (Feature Extraction**. (**เว็บบล็อก), 2563.)

วิธีการวิเคราะห์พื้นผิว (Texture Analysis Methods)

เป็นกระบวนการหนึ่งของ image processing ที่มีบทบาทสำคัญในการประยุกต์ใช้ต่าง ๆ เช่น image retrieval, inspection systems, face recognition, medical image processing เป็นต้น ซึ่งมีหลายวิธีการในการแยก extracting texture features ในระดับภาพสีเทา เช่น local binary patterns, gray level co-occurrence matrices, statistical features, skeleton, scale invariant feature transform ซึ่งประเภทของ Texture Analysis Methods สามารถแบ่งได้เป็น 4 ประเภท ดังนี้ statistical methods, structural methods ,filter-based และ model based approaches โดย Image texture จะให้ข้อมูลที่เกี่ยวกับการจัดการช่องว่างระหว่างสีหรือการเลือก region ของรูปภาพ Structured approach จะเห็น Image texture เป็นชุดดั้งเดิมในรูปแบบปกติ หรือ ในรูปแบบซ้ำๆและ Statistical approach จะเห็น Image texture ในเชิงปริมาณการวัดการจัดเรียงความเข้มของสีในแต่ละ region ซึ่งโดยทั่วไปวิธีนี้จะง่ายต่อการคำนวณและใช้กันอย่างแพร่หลายเนื่องจาก natural textures ทำมาจากรูปแบบขององค์ประกอบย่อยที่ผิดปกติ (Texture Analysis Methods**,** Image texture, (เว็บบล็อก), 2563; Tuan Anh Pham, 2011 และ R.NITHYA, 2011 .)

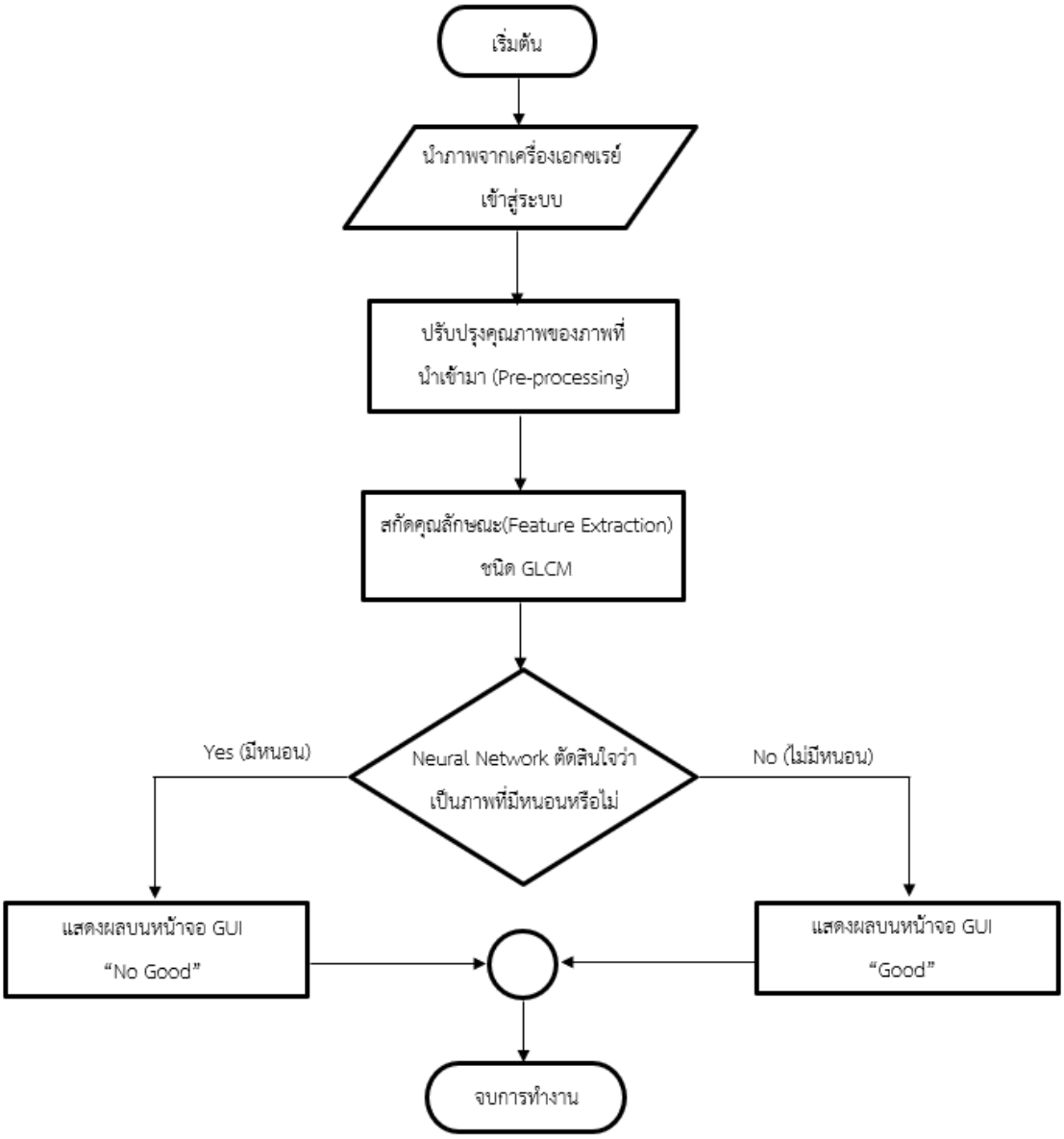
Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) เป็นหนึ่งในวิธีที่ใช้ใน Texture Analysis จะมีลักษณะเป็นตารางและค่าที่ใส่ตารางนั้นคือค่าความแตกต่างระหว่างพิกเซล (Pixel) โดยวัดด้วยความสว่างในระดับสีเทา (Gray Level) ที่เกิดขึ้นในรูปภาพ Gray Level ใน GLCM สามารถแบ่งได้ 4 ระดับ ได้แก่ทั้งนี้การแบ่งช่วงสีสามารถทำได้มากกว่า 4 ระดับ ตามความละเอียดของลวดลาย

1. ช่วง pixel intensity 0 – 63 อยู่ในระดับที่ 0 (สีดำ)
2. ช่วง pixel intensity 64 – 127 อยู่ในระดับที่ 1 (สีเทาเข้ม)
3. ช่วง pixel intensity 128 – 191 อยู่ในระดับที่ 2 (สีเทาอ่อน)
4. ช่วง pixel intensity 192 – 255 อยู่ในระดับที่ 3 (สีขาว)

อุปกรณ์และวิธีการ

การออกแบบชุดโปรแกรมการคัดแยกหนอนในใบกะเพรา โดยใช้เทคโนโลยีการประมวลผลภาพด้วยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะแบบวิเคราะห์พื้นผิว (Texture Analysis) ด้วยหลักการเมทริกซ์ระดับเทา GLCM ซึ่งมีการวิเคราะห์คุณลักษณะทั้งหมด 10 คุณลักษณะ และทำการเปรียบเทียบกันระหว่างภาพทดสอบกับภาพต้นฉบับ โดยชุดโปรแกรมนี้จะเริ่มต้นที่การรับภาพเข้ามาจากเครื่องเอกซเรย์แบบเรียลไทม์ (Real-Time) โดยภาพนั้นจะถูกนำไปประมวลผลและคำนวณค่าความน่าจะเป็นซึ่งค่าที่คำนวณออกมานั้นจะเป็นค่าที่อัลกอริทึมแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เพื่อตัดสินใจว่ามีหนอนหรือไม่ และจะถูกแสดงผลผ่านหน้าจอ GUI โดยขั้นตอนและวิธีการทำงานทั้งหมดนั้นจะมีรายละเอียดดังนี้



ภาพที่ 5 รูปแสดงผลพารามิเตอร์แต่ละตัวบนแผนที่จากการเทรนข้อมูล

หน้าจอแสดงผล GUI

การออกแบบหน้าจอแสดงผล โดยที่โปรแกรมจะมีการนำภาพเข้ามาแบบอัตโนมัติโดยจะมีการเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์สำหรับเก็บภาพจากเครื่อง X-ray Model SX4074W ทำการคำนวณค่าออกมาแบบเรียลไทม์และทำการบันทึกไว้อัตโนมัติ ซึ่งผลลัพธ์จะถูกแสดงผลผ่านหน้าจอ GUI ดังภาพที่ 6 และภาพที่ 7

ภาพที่ 6 รูปจอแสดงผล GUI เมื่อ Neural Network ตัดสินว่าภาพไม่มีหนอน

ภาพที่ 7 รูปจอแสดงผล GUI เมื่อ Neural Network ตัดสินว่าภาพมีหนอน

จากภาพที่ 6 และภาพที่ 7 เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม Start ระบบจะเริ่มต้นการทำงาน โดยดึงภาพจากโฟลเดอร์ที่เครื่องเอกซเรย์ถ่ายเข้ามาจากนั้นโปรแกรมจะเข้าสู่ขั้นตอน Pre-processing และทำการวิเคราะห์ GLCM ในคุณลักษณะและทิศทางขององศาที่เรากำหนดไว้ในโปรแกรม เมื่อได้ค่าที่คำนวณออกมา Neural Network จะตัดสินใจว่าภาพมีหนอนหรือไม่ หากผลที่ออกมา คือ ภาพนั้นมีหนอน ระบบจะแสดงคำว่า “No Good” ตามภาพที่ 7 แต่ถ้าผลที่ออกมา คือ ไม่มีหนอน ระบบจะแสดงคำว่า “Good” ตามภาพที่ 6 และเมื่อไม่พบหรือไม่มีรูปภาพในโฟลเดอร์ระบบจะมีหน้าต่างแจ้งเตือนขึ้นมาให้ทำการตรวจสอบเครื่องเอกซเรย์หรือกดหยุดการทำงานของระบบ

การสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ

การสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ (Feature Extraction) สำหรับการวิเคราะห์นั้นจะใช้หลักการของเมทริกซ์ระดับสีเทา (Gray-level co-occurrence matrix ;GLCM) ซึ่งจะคำนวณหาค่าลักษณะเด่น โดยการใช้ฟังก์ชันของ GLCM ด้วยการนับคู่ความสัมพันธ์ที่อยู่ใกล้เคียงกันของ Pixel ในภาพ โดยจะนับทั้งหมด 4 ทิศทาง ได้แก่ ทิศทางแนวนอน ($0°$), ทิศทางแนวตั้ง ($90°$), ทิศทางแนวทแยง ($45°$) และทิศทางแนวทแยง ($135°$) ซึ่งผู้ทำวิจัยจะเลือกใช้ค่าของคุณลักษณะทั้งหมด 10 ค่าดังที่กล่าวมาข้างต้น ค่านั้นจะเป็นค่าทางสถิติ โดยที่แต่ละค่าจะมีสมการในการคำนวณที่ต่างกันและความหมายของการวิเคราะห์ต่างกัน การวิเคราะห์ที่ดูจากค่าความลึกและความเข้มของฮีสโตแกรม (Histogram) โดยไม่คำนึงถึงความสัมพันธ์ระหว่างคู่ pixel ใกล้เคียง เป็นการหาค่าคุณลักษณะที่เรียกว่า ค่า Entropy ดังสมการที่ 1

$$\text{Entropy} = -\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} p(i,j)\log(p(i,j)) \qquad (1)$$

การวิเคราะห์หาค่าคุณลักษณะจากค่าความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างขนาดของพื้นที่กับลักษณะของพื้นผิวโดยดูจากความเข้มของพื้นผิวทั่วทั้งภาพ การคำนวณในลักษณะนี้จะเรียกว่า การหาค่า Autocorrelation ดังสมการที่ 2

$$\text{Autocorrelation} = \frac{\sum_{u=0}^{N}\sum_{v=0}^{N} I(u,v)I(u+x,v+y)}{\sum_{u=0}^{N}\sum_{v=0}^{N} I^2(u,v)} \quad (2)$$

การหาค่าโดยดูจากความเข้มระดับเทาที่ใกล้เคียงกันในแต่ละจุด pixel โดยมีค่าคุณลักษณะที่สามารถหาได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\text{Contrast} = \sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{Ng}\sum_{j=1}^{Ng} p(i,j) \right\}_{|i-j|=n} \quad (3)$$

$$\text{Sum Average} = \sum_{i=2}^{2Ng} ip_{x+y}(i,j) \quad (4)$$

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i,j)\,|i-j| \quad (5)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P(i,j)}{1+|i-j|} \quad (6)$$

$$\text{Sum entropy} = -\sum_{i=2}^{2N_g} P_{x+y}(i)\log\{P_{x+y}(i)\} \quad (7)$$

$$\text{Sum variance} = \sum_{i=2}^{2N_g} (i-(iP_{x+y}(i)))^2 P_{x+y}(i) \quad (8)$$

$$\text{Difference entropy} = -\sum_{i=0}^{N_g-1} P_{x-y}(i)\log\{p_{x-y}(i)\} \quad (9)$$

j = ระดับสีเทาตั้งแต่ 0 ถึง 255 (พิกเซลใกล้เคียง)

i = ระดับสีเทาตั้งแต่ 0 ถึง 255 (พิกเซลอ้างอิง)

x = ตำแหน่งพิกเซลแถวที่ i

y = ตำแหน่งพิกเซลหลักที่ j

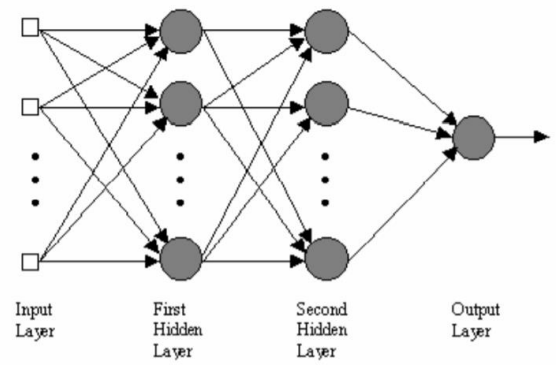
$N = N_g$ = จำนวนของระดับสีเทาบนวัตถุที่สนใจ

$p(i,j)$ = ความน่าจะเป็นของพิกเซลตำแหน่งแถวที่ i และ ตำแหน่งหลักที่ j

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เพื่อใช้ในการคัดแยก

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นวิทยาการแขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่ลอกเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ ซึ่งการทำงานของเซลล์ประสาทเทียมจะอาศัยโครงสร้างที่ประกอบด้วย หน่วยประมวลผล ที่เรียกว่า นิวรอล (Neural) จำนวนมากเชื่อมต่อกัน การเชื่อมต่อกันของหน่วยประมวลผลจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) เมื่อให้ตัวอย่างในการเรียนรู้ ระบบโครงข่ายประสาทจะทำการปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสมจนได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องหรือมีข้อผิดพลาดน้อยที่สุด โดยงานวิจัยนี้ใช้การแพร่ย้อนกลับ(back- propagation) ซึ่งเป็นการเรียนรู้ที่มีการควบคุม (Supervised Learning) จะประมวลเป็นชั้น ๆ โดยจะป้อนข้อมูลเข้าสู่ระดับชั้นข้อมูลเข้า (input layer) ผ่านระดับชั้นซ่อน (hidden layer) จนถึงระดับชั้นข้อมูลออก (output layer) ชุดข้อมูลที่นำเข้านั้นประกอบด้วยชุดข้อมูลนำเข้า

และชุดข้อมูลผลลัพธ์เป้าหมายที่ต้องการ ซึ่งเรียกรวมทั้งสองว่า ชุดการสอนควบคู่ (Training Pair) จากนั้นระบบโครงข่ายประสาท (Neural Network) จะคำนวณค่าผลลัพธ์จริงที่ได้มาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์เป้าหมายที่ต้องการเพื่อหาค่าความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดจะถูกนำไปใช้ปรับค่าน้ำหนัก (Weight) กระบวนการเรียนรู้นี้จะมีการปรับค่าน้ำหนักไปเรื่อย ๆ และจะสิ้นสุดเมื่อค่าความผิดพลาดหรือค่าน้ำหนักอยู่ให้เกณฑ์ที่ยอมรับได้ (David Kriesel, 2007; รศ. ดร.ปริญญา สงวนสัตย์, 2562; ณัฏฐณิชา ยงยิ่ง, 2019)

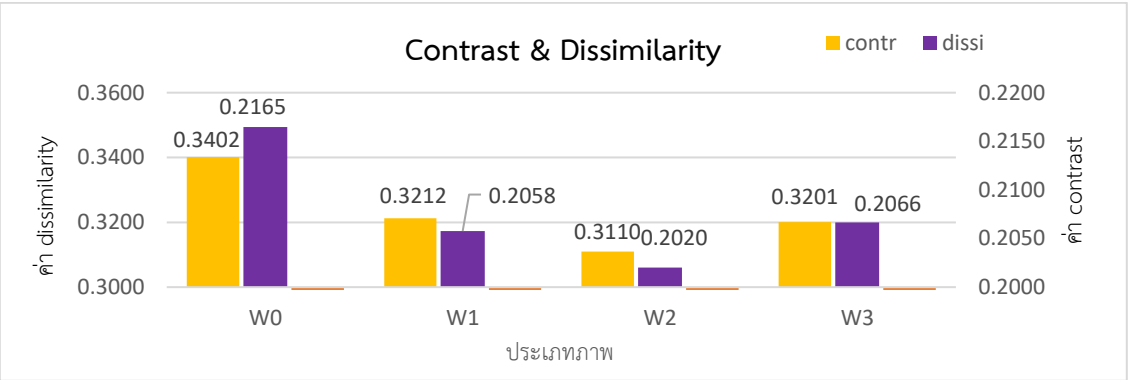


ภาพที่ 8 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

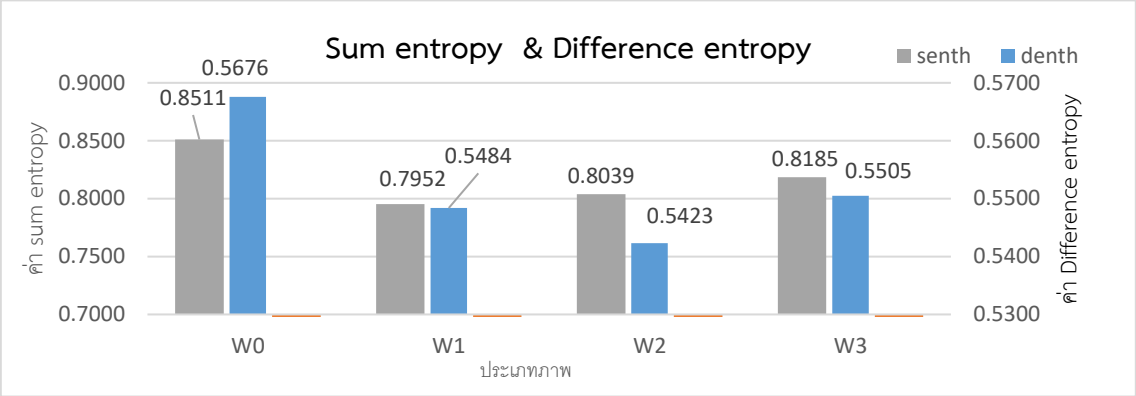
ผลการทดลอง

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบพารามิเตอร์การสกัดภาพในใบกะเพรา เพื่อทำการคัดแยกระหว่างภาพของใบกะเพราที่ไม่มีหนอนและภาพของใบกะเพราที่มีหนอน ซึ่งผู้วิจัยได้ทดสอบทั้งหมด 9 พารามิเตอร์ ดังต่อไปนี้ เอนโทรปี(Entropy), ค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ (Autocorrelation), ค่าความต่าง(contrast), ค่าผลรวมของค่าเฉลี่ย (Sum Average), ค่าความแตกต่างของลวดลาย (Dissimilarity), ค่าความเหมือนกันของภาพ(Homogeneity), ผลรวมของเอนโทรปี (Sum entropy) , ผลรวมของค่าความแปรปรวน (Sum variance) และค่าความแตกต่างของเอนโทรปี(Difference Entropy) โดยค่าพารามิเตอร์จะทดสอบบนภาพที่เหมือนกัน ซึ่งการทดลองจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ส่วนแรกเป็นส่วนที่ทดลองว่าค่าพารามิเตอร์ต่างๆ สามารถแยกภาพที่มีหนอนกับไม่มีหนอนได้หรือไม่ และส่วนที่สองเป็นส่วนที่ทดลองว่าองศาที่ใช้ในการคำนวณของ GLCM จะมีผลต่อการคัดแยกภาพหรือไม่ และผลการทดลองจะแสดงออกมาเป็นกราฟแท่ง ซึ่งมีความหมาย ดังนี้ W0 คือ ภาพที่ไม่มีหนอน ,W1 คือ ภาพที่มีหนอน 1 ตัว ,W2 คือ ภาพที่มีหนอน 2 ตัว และ W3 คือ ภาพที่มีหนอน 3 ตัว

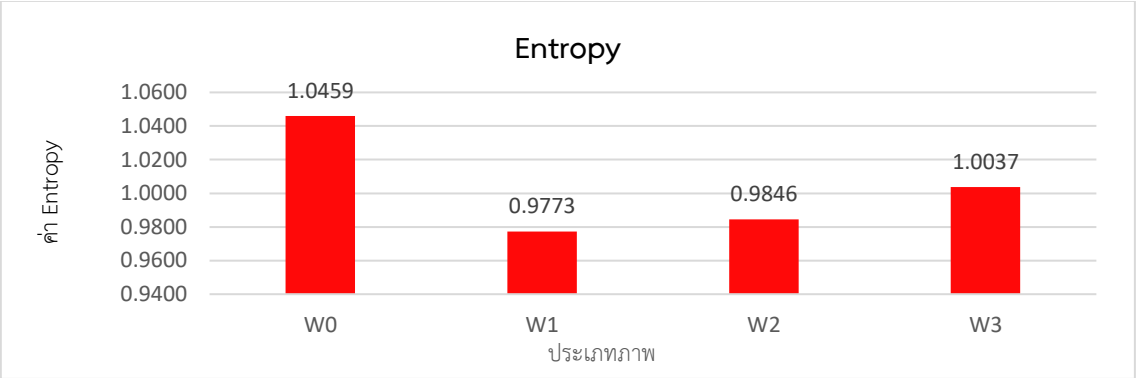
การทดลองที่ 1 ทดสอบค่าพารามิเตอร์ 9 พารามิเตอร์ เพื่อดูว่าสามารถคัดแยกภาพของใบกะเพราที่มีหนอนกับไม่มีหนอนได้หรือไม่



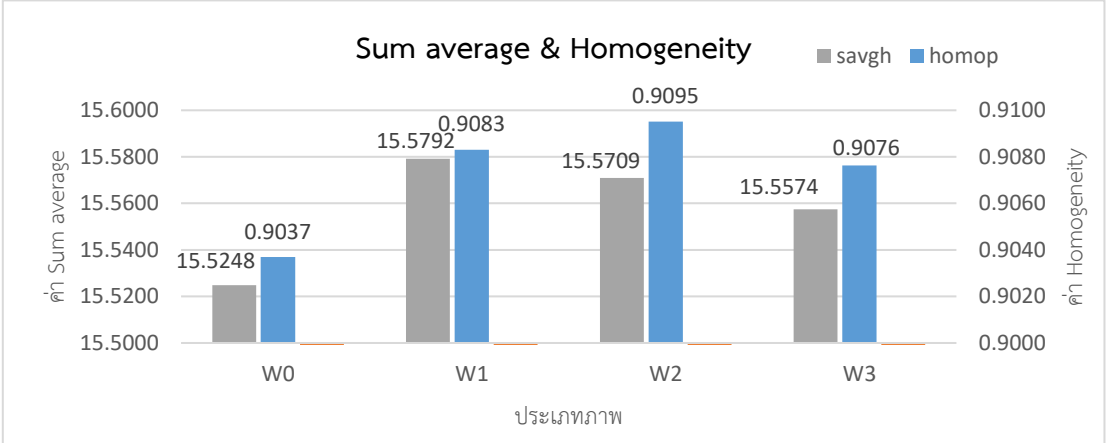
ภาพที่ 9 กราฟแท่งแสดงค่าความต่างของรูปและค่าความแตกต่างของลวดลาย



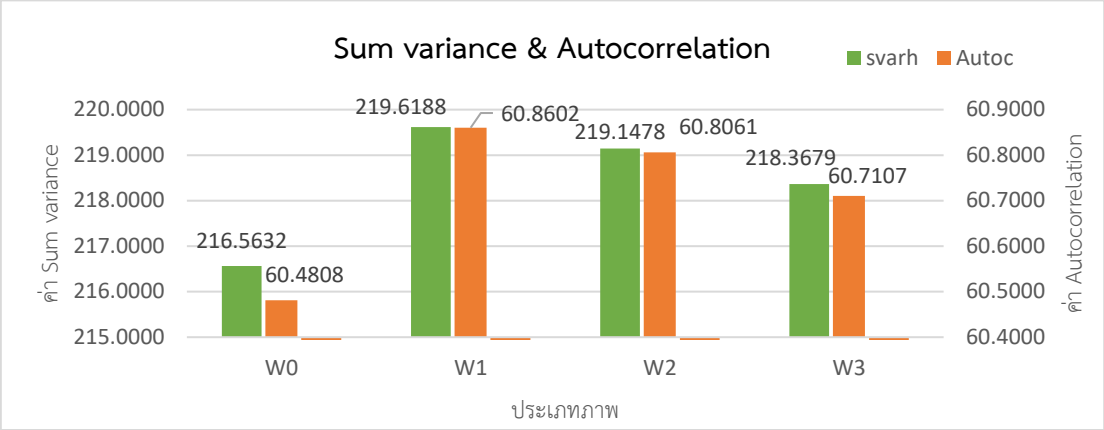
ภาพที่ 10 กราฟแท่งแสดงค่าผลรวมของเอนโทรปีและค่าความแตกต่างของเอนโทรปี



ภาพที่ 11 กราฟแท่งแสดงค่าผลรวมของเอนโทรปีและค่าความแตกต่างของเอนโทรปี

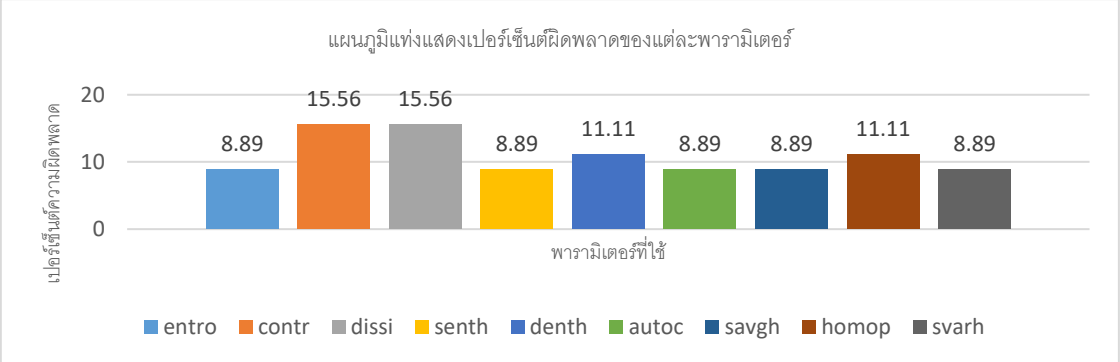


ภาพที่ 12 กราฟแท่งแสดงค่าผลรวมของค่าเฉลี่ยและค่าความเหมือนกันของภาพ



ภาพที่ 13 กราฟแท่งแสดงผลรวมของค่าความแปรปรวน และค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ

จากกราฟที่ได้จากการทดลองที่ 1 กราฟแสดงผลค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ระหว่างภาพที่มีหนอนกับภาพที่ไม่มีหนอนของใบกะเพราจะเห็นได้ว่าค่าที่ถูกคำนวณออกมาของแต่ละพารามิเตอร์นั้นไม่เท่ากัน จากกราฟแท่งที่ได้สามารถแบ่งเงื่อนไขออกเป็น 2 ข้อ คือ กราฟที่แสดงดังภาพที่ 9 ถึงภาพที่ 11 แท่งกราฟของภาพที่ไม่มีหนอนจะมีค่ามากกว่าเส้นกราฟของภาพที่มีหนอน ส่วนกราฟที่แสดงดังภาพที่ 12 และภาพที่ 13 แท่งกราฟของภาพที่ไม่มีหนอนจะมีค่าน้อยกว่าเส้นกราฟของภาพที่มีหนอน ซึ่งจากเงื่อนไขดังกล่าวนั้น ทำให้สามารถแยกออกจากกันได้อย่างชัดเจนระหว่างภาพที่มีหนอนกับภาพที่ไม่มีหนอน แต่มีบางจุดของแต่ละพารามิเตอร์ที่ไม่สอดคล้องกับเงื่อนไขการแยกภาพที่มีหนอนกับไม่มีหนอน ทำให้มีข้อผิดพลาด (error) เกิดขึ้นซึ่งเป็นความแปรปรวนของระบบที่อาจเกิดได้จากปัจจัยด้านรูปภาพที่ถูกนำมาประมวลผลตั้งแต่ขั้นตอนแรกของการนำภาพเข้ามาในระบบ หรือในขั้นตอนที่ทำการ Pre-processing อาจเกิดการผิดพลาด(error) เมื่อนำมาคำนวณ Feature GLCM ทำให้ค่าที่ออกมานั้นคลาดเคลื่อน โดยที่เปอร์เซ็นต์ของความผิดพลาด (%error) ที่เกิดขึ้นในแต่ละพารามิเตอร์จะมีผลดังกราฟต่อไปนี้

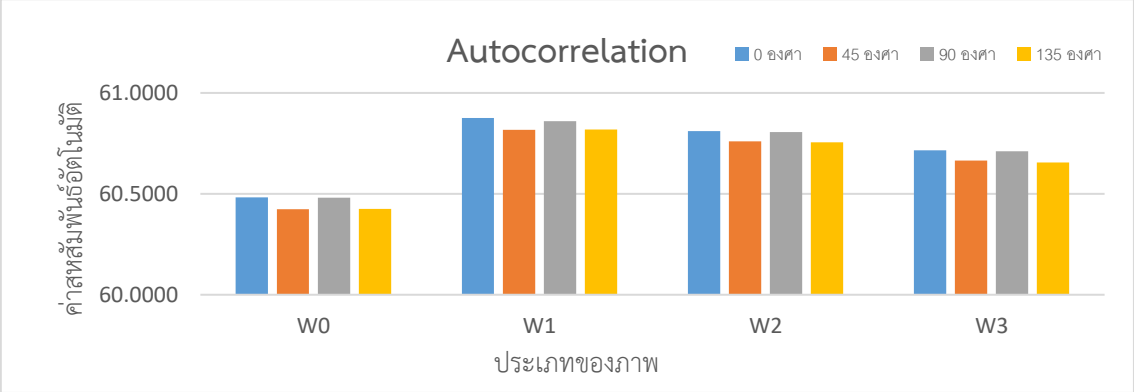


ภาพที่ 14 กราฟแท่งแสดงเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของพารามิเตอร์การสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ (Feature Extraction)

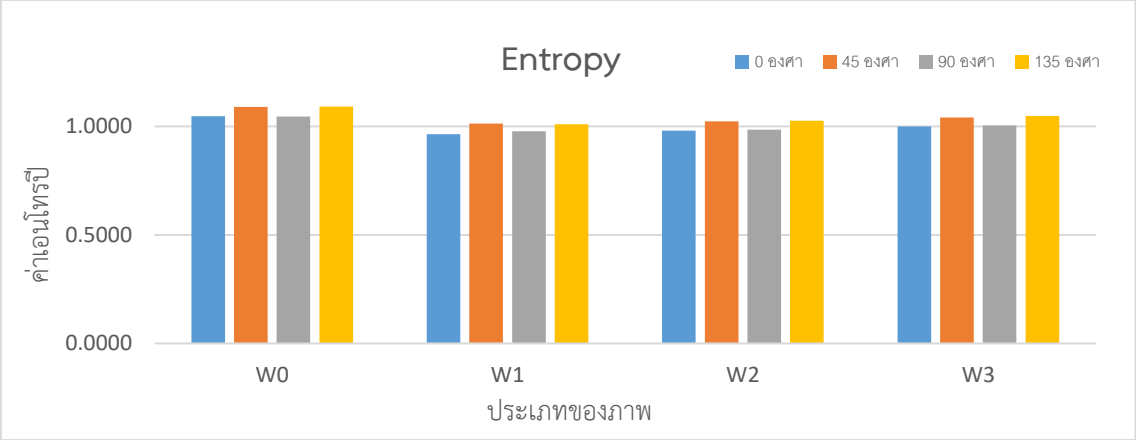
จากกราฟที่แสดงดังภาพที่ 14 กราฟแท่งแสดงเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด (%error) ของพารามิเตอร์แต่ละตัว พบว่าจากข้อมูลภาพที่นำเข้ามาประมวลผลภาพที่มีหนอนจำนวน 45 ภาพ เกิดความผิดพลาดขึ้นในภาพของแต่ละพารามิเตอร์ที่ใช้ในการคำนวณแต่ละตัว มีรายละเอียดดังนี้ เปอร์เซ็นต์ผิดพลาดที่มีค่ามากที่สุด มีค่า 15.56 % ซึ่งเกิดขึ้นในพารามิเตอร์ 2 ตัว ได้แก่ ค่าความต่าง (contrast) และ ค่าความแตกต่างของลวดลาย (Dissimilarity) ส่วนเปอร์เซ็นต์ที่มีค่าผิดพลาดรองลงมา คือ 11.11 % เกิดขึ้นในพารามิเตอร์ 2 ตัว ได้แก่ ค่าความแตกต่างของเอนโทรปี (Difference Entropy) และ ค่าความเหมือนกันของภาพ(Homogeneity) และเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดที่มีค่าน้อยที่สุด คือ 8.89 % เกิดขึ้นในพารามิเตอร์ 5 ตัว ได้แก่ เอนโทรปี(Entropy), ผลรวมของเอนโทรปี (Sum entropy), ค่าสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation),ค่าผลรวมของ

ค่าเฉลี่ย (Sum Average) และ ผลรวมของค่าความแปรปรวน (Sum variance) ซึ่งเป็น 5 คุณลักษณะที่สามารถให้ค่าความแตกต่างของพื้นผิวได้เหมาะสมที่สุด

การทดลองที่ 2 ในองศาที่แตกต่างกันของ GLCM ที่ใช้ในการคำนวณค่าพารามิเตอร์มีผลต่อการคัดแยกภาพที่มีหนอนและภาพที่ไม่มีหนอนของใบกะเพราหรือไม่



ภาพที่ 15 กราฟแท่งแสดงค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติระหว่างภาพที่มีหนอนและไม่มีหนอนที่ใช้ GLCM 0 องศา 45 องศา 90 องศา และ135 องศา



ภาพที่ 16 กราฟแท่งแสดงค่าเอนโทรปีระหว่างภาพที่มีหนอนและไม่มีหนอนที่ใช้ GLCM 0 องศา 45 องศา 90 องศา และ 135 องศา

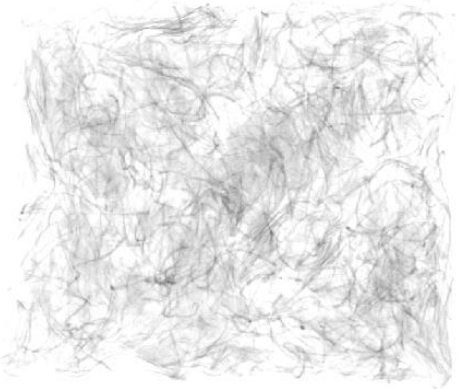
จากกราฟแท่งที่ได้จากการทดลองที่ 2 ดังภาพที่ 15 และภาพที่ 16 เมื่อสุ่มพารามิเตอร์มา 2 ชนิด คือ ค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติและค่าเอนโทรปี โดยจะใช้องศาในการคำนวณ Feature GLCM ทั้งหมด 4 ทิศทาง ได้แก่ 135 องศา, 90 องศา, 45 องศา และ 0 องศา พบว่าการใช้องศาที่แตกต่างกันมีผลทำให้ได้ค่าที่คำนวณออกมานั้นแตกต่างกันเพียงเล็กน้อย เมื่อคำนวณผลต่างระหว่างค่าที่ได้ออกมานั้น ปรากฏว่าผลต่างระหว่างองศาที่ใช้ 0 องศา กับ 45 องศา มีค่าเท่ากับ ผลต่างระหว่างองศาที่ใช้ 45 องศา กับ 90 องศา และค่าของทิศทาง 135 องศา ก็มีค่าใกล้เคียงกับ ทิศทาง45 องศา เนื่องจากเป็นมุมทแยงเหมือนกัน ดังนั้นการใช้องศาที่แตกต่างกันจึงไม่มีผลทำให้เงื่อนไขในการคัดแยกภาพที่มีหนอนกับไม่มีหนอนเปลี่ยนไป

สรุปผลการทดลอง

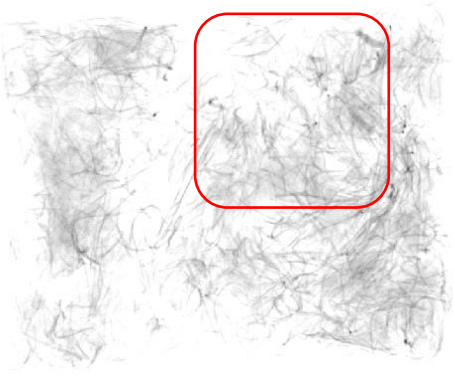
ผลการทดลองการทดสอบค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้กับชุดรูปภาพดังกล่าวครั้งนี้ พบว่าในการทำการสกัดคุณลักษณะเชิงพื้นผิวชนิดเมทริกซ์ระดับเทาหรือ GLCM นั้นในการเลือกใช้ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ มีผลทำให้ค่าที่ถูกคำนวณออกมานั้นแตกต่างกัน เนื่องจากสมการที่ใช้ในแต่ละพารามิเตอร์แตกต่างกัน ตามผลการทดลองที่ 1 อย่างไรก็ตามถึงแม้ว่าค่าที่คำนวณออกมาในแต่ละพารามิเตอร์มีค่าต่างกัน แต่กราฟที่ได้นั้นสามารถคัดแยกภาพที่มีหนอนกับภาพที่ไม่มีหนอนได้อย่าง

ชัดเจน โดยที่แนวโน้มของกราฟนั้นจะเป็นไปตามสมการของพารามิเตอร์แต่ละตัว ซึ่งสามารถแบ่งแนวโน้มที่ได้ออกเป็น 2 ลักษณะ ได้แก่ ลักษณะแรก คือ ค่าที่ออกมาของภาพที่ไม่มีหนอนมากกว่าค่าของภาพที่มีหนอน และ ลักษณะที่สอง คือ ค่าที่ออกมาของภาพที่ไม่มีหนอนน้อยกว่าค่าของภาพที่มีหนอน แต่จากกราฟที่แสดงออกมานั้นมีบางจุดที่ไม่เป็นไปตามแนวโน้มที่ควรจะเป็นหรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นจุดที่เกิดข้อผิดพลาด (error) ขึ้น และเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นของพารามิเตอร์แต่ละตัว พบว่า เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่มีค่ามากที่สุด คือ 15.56 % ซึ่งเกิดจากการใช้พารามิเตอร์ 2 ตัว ได้แก่ ค่าความต่าง(contrast) และ ค่าความแตกต่างของลวดลาย (Dissimilarity) เพราะภาพที่นำเข้ามาประมวลผลนั้นค่อนข้างเหมือนกันหรือเกือบจะไม่แตกต่างกัน เมื่อดูภาพด้วยตาเปล่าจะพบว่ามนุษย์ก็ไม่สามารถแยกแยะได้ ระหว่างภาพที่มีหนอนกับภาพที่ไม่มีหนอน ดังภาพที่ 17 และภาพที่ 18 ซึ่งการผิดพลาด (error) หรือความคลาดเคลื่อนในครั้งนี้ อาจมีสาเหตุมาจากข้อมูลชุดภาพที่นำเข้ามาประมวลผลในขั้นตอนแรกตั้งแต่การถ่ายภาพมาจากเครื่องเอกซเรย์ ซึ่งเป็นปัจจัยด้านคุณภาพการทำงานของเครื่องเอกซเรย์ และเมื่อนำมา ทำการPre-processing หรือการปรับปรุงคุณภาพของรูปภาพ อาจทำให้ภาพนั้นเกิดข้อผิดพลาด ด้วยหลักการคำนวณของ Feature GLCM จะคิดในระดับ จุดภาพ(pixel) และเลือกพิจารณาจุดภาพ (pixel) ที่อยู่ใกล้เคียงกัน ซึ่งหมายความว่า ในการคำนวณหรือวิเคราะห์ในลักษณะนี้เป็นการคำนวณที่มีความละเอียดมาก หากเกิดการผิดพลาดเพียงจุดภาพ (pixel) เดียว ก็จะสามารถทำให้ค่าที่คำนวณออกมาได้นั้นเกิดการผิดพลาดได้เช่นกัน และส่วนเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่มีค่าน้อยที่สุด คือ 8.89 % ซึ่งเกิดจากการใช้พารามิเตอร์ 5 ตัว ได้แก่ เอนโทรปี(Entropy), ผลรวมของเอนโทรปี (Sum entropy), ค่าสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation),ค่าผลรวมของค่าเฉลี่ย (Sum Average) และผลรวมของค่าความแปรปรวน (Sum variance) ในความคลาดเคลื่อนระดับ 8.89 % นี้ ถือว่าเป็นความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุด ดังนั้น พารามิเตอร์ 5 ตัว ดังกล่าวจึงเป็นคุณลักษณะที่สามารถคัดแยกหรือบอกความแตกต่างได้ดีและเหมาะสมที่สุดเมื่อใช้การวิเคราะห์เชิงพื้นผิวด้วยเทคนิคGLCM

นอกจากนี้หลักการของ Feature GLCM ยังมีการพิจารณาทิศทางที่ใช้ในการคำนวณ ได้แก่ 0 องศา, 45 องศา, 90 องศา และ135 องศา ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการทดลองว่าทิศทางที่นำมาใช้ในการคำนวณนั้นมีผลกับการคัดแยกภาพหรือไม่ ตามผลการทดลองที่ 2 พบว่า การที่ใช้ทิศทางการคำนวณที่แตกต่างกันมีผลทำให้ค่าที่คำนวณออกมานั้นต่างกัน แต่เป็นค่าที่ต่างกันเพียงเล็กน้อย จึงทำให้ไม่มีผลกับรูปแบบของกราฟที่เกิดขึ้นและไม่มีผลกับการคัดแยกภาพว่ามีหนอนหรือไม่มีหนอน ซึ่งพิสูจน์ได้จากการนำค่าที่คำนวณได้จากแต่ละองศาที่ใช้มาหาผลต่างระหว่างองศา ณ ที่นี้จากผลการทดลองค่าที่ได้จากทิศทาง 135 องศา มีค่าใกล้เคียงกับ 45 องศา จึงเป็นผลทำให้การพิสูจน์เป็นไปดังนี้ กล่าวคือ ผลต่างระหว่าง 0 องศากับ 45 องศา และผลต่างระหว่าง 45 องศากับ 90 องศา เมื่อนำมาเปรียบเทียบกัน ผลปรากฏว่า ผลต่างนั้นมีค่าเท่ากัน จึงสรุปได้ว่า ทิศทางที่ใช้ในการคำนวณนั้นไม่มีผลต่อการคัดแยกภาพที่มีหนอนกับภาพที่ไม่มีหนอน และไม่ว่าจะใช้ทิศทางไหนก็ตามค่าที่ได้ออกมานั้นยังคงสามารถแยกระหว่างภาพที่มีหนอนกับไม่มีหนอนได้เหมือนเดิม



ภาพที่ 17 ภาพไม่มีหนอน



ภาพที่ 18 ภาพไม่มีหนอน

ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากการวิจัยนี้ผลลัพธ์ของโปรแกรมจะแสดงเพียงว่า รูปภาพที่ถ่ายจากเครื่องเอกซเรย์นั้น มีหนอนหรือไม่มีหนอนเท่านั้น แต่ยังไม่สามารถระบุได้ว่าถ้าหากมีหนอน ตำแหน่งของหนอนนั้นอยู่ส่วนไหนของภาพ ซึ่งความสามารถของโปรแกรมในส่วนนี้สามารถพัฒนาต่อไปได้อีกขั้นเพื่อเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพในการทำงาน

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณทางสถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์ทำการสนับสนุนเงินทุนทั้งหมด และสำนักวิจัยสถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์ ที่ได้อำนวยความสะดวกในด้านเอกสารและอื่นๆที่เกี่ยวข้อง ในการพัฒนา การคัดแยกสิ่งปลอมปนคุณภาพวัตถุดิบโดยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะไว้ ณ ที่นี้ด้วย

เอกสารอ้างอิง

[1] Nitish Zulpe, Vrushsen Pawar.(2012). GLCM Textural Features for Brain Tumor Classification. Vol.9, no.1.

[2] ปฐมพล ฟักทอง, พยุง มีสัจ. (2012). การค้นคืนข้อมูลพระเครื่องจากภาพดิจิทัลโดยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะและวิธีเพื่อนบ้านใกล้สุด. ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

[3] Travis Askham, (2010). Classifying Land-Cover Using Texture Statistics. Math Research 199 : UCLA

[4] Monika Sharma, R. B. Dubey, Sujata, S. K. Gupta. (2012). Feature Extraction of Mammograms. Vol.2, no.3.

[5] เพ็ญพรรณ บุญเดิม. (2011) การเปรียบเทียบการจำแนกเชิงวัตถุข้อมูลดาวเทียม SPOT 5 จากการวิเคราะห์ค่ากาสะท้อแสงและลายเนื้อชนิด GLCM. ภาควิชาวิศวกรรมสำรวจ. คณะวิศวกรรมศาสตร์: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

[6] Feature Extraction**.** [เว็บบล็อก]. สืบค้นจาก https://www.somkiat.cc/what-is-machine-learning/

[7] Texture Analysis Methods**.** [เว็บบล็อก]. สืบค้นจาก https://arxiv.org/abs/1804.00494

[8] Image texture**.** [เว็บบล็อก]. สืบค้นจาก https://en.wikipedia.org/wiki/Image_texture#Structured_Approach

[9] Tuan Anh Pham. (2010). Optimization of Texture Feature Extraction Algorithm. Faculty of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science. Mekelweg 4, 2628 CD Delft .

[10] R. NITHYA, B. SANTHI. (2011). COMPARATIVE STUDY ON FEATURE EXTRACTION METHOD FOR BREAST CANCER CLASSIFICATION. Vol.33, No.2.

[11] David Kriesel. (2007). *A Brief Introduction to Neural Networks*. available at http://www.dkriesel.com

[13] รองศาสตราจารย์ ดร.ปริญญา สงวนสัตย์. (2562). Artificial Intelligence with Machine Learning, AI สร้างได้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิ่ง. (พิมพ์ครั้งที่ 1). นนทบุรี: ไอดีซี พรีเมียร์.

[14] ณัฏฐณิชา ยงยิ่ง. (2019). การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกข้อมูลถนนจากภาพถ่าย Drone เพื่อการสำรวจถนนในเขตชนบท. (หน้า.12-26). (วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตร). พิษณุโลก: มหาวิทยาลัยนเรศวร