การพัฒนาระบบคัดแยกพระเครื่องชนิดเนื้อผงโดยการใช้เมตริกซ์ของระดับสีเทาที่เกิดขึ้นร่วมกันและการแปลงเวฟเล็ตและใช้โครงข่ายประสาทเทียมจำแนก

Implementation of Classification System for Buddha Amulet Using GLCM and Wavelet Transform and Using Neural Network for Classify

อนุชิต ละอองคำ[1] และ พิศณุ คูมีชัย[2]

Anuchit Laongkum[1] and Pisanu Kumeechai[2]

Received: April 20, 2020

Revised: June 16, 2020

Accepted: June 27, 2020

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบคัดแยกข้อมูลพระเครื่องจากภาพดิจิทัลโดยใช้เทคนิคการจำแนกข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียม ในการคัดแยกภาพพระเครื่องจะถูกถ่ายด้วยกล้องดิจิทัลในสภาวะที่มีการควบคุม เช่น การควบคุมระยะห่างระหว่างตัวกล้องถ่ายภาพและดอกไม้ ความเข้มของแสงในการถ่ายภาพ เป็นต้น งานวิจัยนี้จะเน้นการคัดแยกข้องมูลพระเครื่องชนิดเนื้อผง คุณสมบัติต่างๆที่ใช้ในการสกัดข้อมูลภาพต้นแบบจะใช้การวิเคราะห์โครงร่างพื้นผิวของภาพด้วยเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-Level Co-Occurrence Matrices : GLCM) เพื่อเก็บค่าทางสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์โครงร่างพื้นผิวภาพ 10 รูปแบบและใช้ Wavelet Transform และใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) เพื่อลดขนาดของเวกเตอร์ งานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบระบบโดยใช้พระเครื่องชนิดเนื้อผงทั้งหมดจำนวนมากกว่า 40 แบบ มีภาพทั้งสิ้น มากกว่า 1,400 ภาพ โดยมีข้อมูลที่เก็บเป็นภาพต้นแบบจำนวน 800 ภาพ จากนั้นใช้ภาพที่ถ่ายในรูปแบบเดียวกันจำนวน 400 ภาพ และภาพที่วางพระในทิศทางต่างกันอีกจำนวน 200 ภาพซึ่งได้ผลของการประเมินประสิทธิภาพของระบบในแง่ความไว 72.12 %, ความเฉพาะเจาะจง 71.24 % F - Measure 73.74 % และความถูกต้อง 90.80 %

คำสำคัญ : สกัดคุณลักษณะ การจำแนกข้อมูลซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เมทริกซ์ระดับเทา พระเครื่อง

[1] กองโรงงานอิเล็กทรอนิกส์ที่ 2 กรมอิเล็กทรอนิกส์ทหารเรือ
2nd Electronics Factory Division, Naval Electronic Department, E-mail: nave2523@hotmail.com

[2] กองวิชาวิศวกรรมศาสตร์ ฝ่ายศึกษา โรงเรียนนายเรือ
Department of Engineering, Education Branch, Royal Thai Naval Academy E-mail: pisanu41984198@hotmail.com

Abstract

The objective of this paper is to develop a system for extracting amulet information from digital images by using the neural network technique. In classify amulet images from digital cameras in controlled conditions such as distance control, distance between the camera and flowers Light intensity in photography etc. This paper focus on classify amulets of powdered material. The various properties used to extract the original image data are analyzed by the Gray-Level Co-Occurrence Matrices (GLCM) in order to collect the statistical values obtained from the analysis of the floor outline. This paper has tested the system using more than 40 powdered Buddha amulets with a total of more than 1,400 images, with data collected as a prototype of 800 images. The system uses 400 images of the same type and 200 images of Buddha images in different directions. This results in evaluating the efficiency of the system in terms of precision 72.12 %, recall 71.24 % F-measure 73.74 % and accuracy 90.80 %

***Keywords*:** feature extraction, neural network, gray-level co-occurrence matrices, amulet

บทนำ

พระเครื่องเป็นโบราณวัตถุขนาดเล็กมีความศักดิ์สิทธิ์และมีคุณค่าที่มีเอกลักษณ์และรูปแบบเฉพาะทาง หรือที่เรียกว่าพุทธศิลป์ โดยมีการสร้างจากมวลสารหลายชนิด เช่น โลหะ ว่าน ดิน หรือสสารอื่นๆ การจำแนกชนิดของพระเครื่องโดยมากจะใช้การมองด้วยตา ผ่านการสังเกต รูปแบบเนื้อมวลสารและพุทธศิลป์ภายในองค์พระ ตามคำบอกกล่าวและประสบการณ์ที่ได้พบเห็นพระเครื่องชนิดนั้นๆ จึงทำให้สามารถจำแนกพระเครื่องชนิดนั้นได้ แต่ในยุคที่คอมพิวเตอร์ และระบบสารสนเทศได้เข้ามามีส่วนช่วยให้ชีวิตมีความเป็นอยู่สะดวกสบายมากขึ้น การรู้จำด้วยคีย์เวิร์ด (Keyword) จึงเป็นส่วนประกอบหลักในการรู้จำทางสารสนเทศที่ใช้งานอย่างแพร่หลาย ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้มา อาจมีความแม่นยำ หรือ ไม่แม่นยำ ขึ้นอยู่กับการระบุคีย์เวิร์ด ในกรณีของการรู้จำพระเครื่องถ้าผู้รู้จำไม่เคยพบเห็นพระเครื่องชนิดนั้นมาก่อน หรือประสบการณ์ในการดูพระเครื่องยังน้อย ข้อมูลที่รู้จำอาจไม่ถูกต้องตามความต้องการ ดังนั้นเพื่อให้ได้ข้อมูลที่ถูกต้องและตรงตามความต้องการภาพดิจิทัลจึงเป็นแนวทางที่น่าสนใจที่จะช่วยให้มีความแม่นยำและความถูกต้องในการระบุรูปแบบพระเครื่องมากยิ่งขึ้น โดยการรู้จำข้อมูลจากภาพดิจิทัลจะใช้การหาลักษณะเด่นหรือโครงร่างบนพื้นผิวภาพเป็นวิธีการที่สำคัญในการรู้จำรูปแบบ โดยมีหลักการทำงาน 5 ขั้นตอนคือ การรับภาพเข้ามาในระบบ (Image Acquisition) การเตรียมภาพก่อนการประมวลผล (Pre-processing) การประมวลผลภาพ (Image Processing) จากนั้นนำค่าที่ได้มาทำการรู้จำข้อมูล (Image Retrieval) ขั้นตอนสุดท้ายคือการแสดงผลข้อมูล (Display Information) ที่ได้จากการรู้จำโดยเทคนิคการสกัดคุณลักษณะของภาพนั้น มีวิธีการที่หลากหลาย ภาพพระเครื่องชนิดพระผงเป็นภาพที่มีลักษณะทางพื้นผิวที่แตกต่างกันทำให้เกิดความแตกต่างกันทางด้านกายภาพจึงเหมาะสมกับการสกัดหาค่าโครงร่างทางพื้นผิวของภาพโดยอาศัยการวิเคราะห์เมตริกซ์ความสัมพันธ์ของระดับสีเทาซ้ำๆกันในโครงร่างของภาพ (GLCM: Gray-Level Co-Occurrence Matrices)

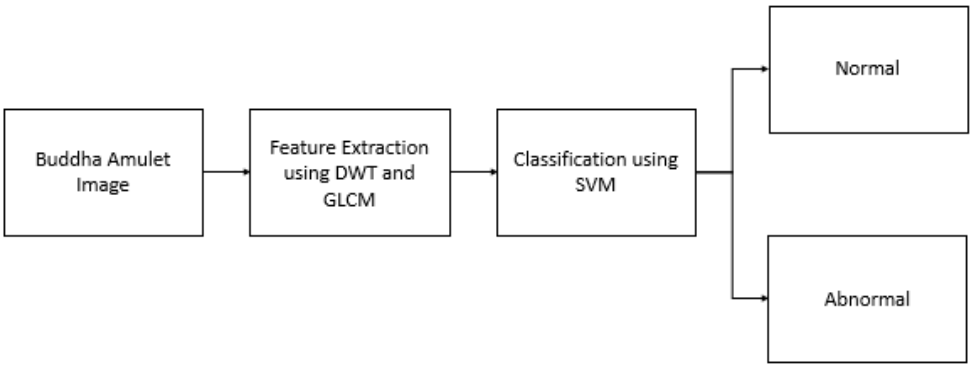
การสกัดคุณลักษณะคือการวัดเชิงปริมาณของภาพ การสกัดข้อมูลภาพจะถูกแปลงเป็นค่าตัวเลขบางค่า ซึ่งมีคุณสมบัติต่างๆ มากมายที่สามารถสกัดได้จากภาพ เช่น ความคมชัด ความเหมือนกัน ความสัมพันธ์ พลังงาน และเอนโทรปี เป็นต้น สำหรับการแปลงเวฟเล็ตเป็นเครื่องมืออิเล็กทรอนิกส์สำหรับใช้ในการสกัดคุณลักษณะเด่นจะช่วยให้การวิเคราะห์ภาพตามระดับความละเอียดของภาพ เนื่องจากคุณสมบัติการวิเคราะห์หลายความละเอียด อย่างไรก็ตามเทคนิคแปลงเวฟเล็ตและ GLCM ต้องใช้พื้นที่เก็บข้อมูลขนาดใหญ่และใช้เวลามากในการคำนวณ [1]

การนำภาพดิจิทัลมาใช้เป็นคีย์เวิร์ดในการรู้จำข้อมูล มีผู้วิจัยท่านอื่นได้นำมาใช้กับกลุ่มทดลองหลายชนิด เช่น การจำแนกชนิดของเม็ดยา การจำแนกใบไม้เพื่อจำแนกและบอกข้อมูลของพันธุ์พืช การจำแนกประเภทของไฝบนร่างกายมนุษย์ การรู้จำข้อมูลดอกไม้จากภาพถ่าย และที่นิยมทดลองกันมากคือ การจำแนกและรู้จำเหรียญกษาปณ์เงินตราสกุลต่างๆ เพื่อใช้กับตู้อัตโนมัติ หรือเพื่อทดสอบความแม่นยำในการรู้จำโดยส่วนประกอบหลักที่เป็นหัวใจสำคัญในการรู้จำหรือจำแนก มีด้วยกัน 3 ส่วนคือ กระบวนการปรับแต่งภาพก่อนการประมวลผล การประมวลผลภาพโดยอาศัยการสกัดคุณลักษณะจากภาพ กระบวนการรู้จำภาพหรือการแจกแจงข้อมูล ขึ้นอยู่กับผู้วิจัยแต่ละท่านว่าจะเน้นหนักไปในกระบวนการทำงานส่วนไหน จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า กระบวนการปรับแต่งภาพก่อนการประมวลผลภาพและการประมวลผลภาพด้วยการสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ เป็นส่วนหลักที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการรู้จำ แจกแจง หรือรู้จำอย่างมีนัยสำคัญ โดยรูปแบบในการวิเคราะห์ข้อมูลส่วนใหญ่จะใช้แนวทางการวิเคราะห์เชิงความถี่ โดยปรับแต่งคุณภาพของภาพถ่าย (Image Enhancement) ให้เหมาะสม เช่นภาพที่ได้มาจากการถ่ายภาพจะได้เป็นภาพสีจากนั้นจะทำเป็นภาพ Gray Scale [2][3] หรือในบางครั้งอาจแปลงให้เป็นภาพขาวดำ [4] เพื่อสะดวกในการหาพื้นที่ของวัตถุภาพ ในงานรู้จำเหรียญรูปีบางงานต้องตัดขอบเงาของภาพออกเพื่อให้เหลือแต่ตัววัตถุจริงๆเท่านั้น เพื่อความแม่นยำของการรู้จำบางครั้งต้องตัดขอบเงาของภาพออกเพื่อให้เหลือแต่ตัววัตถุจริงๆเท่านั้น เพื่อความแม่นยำของการรู้จำ [5] ในการบวนการวิเคราะห์สกัดหาคุณลักษณะของภาพมีเทคนิคที่หลากหลาย เช่น การใช้การหมุนของภาพแบบคงที่ตามองศาที่กำหนด Rotation Invariant วิธีนี้เป็นที่นิยมใช้มากในการสกัดคุณลักษณะเหรียญ [6] [7] [8] เพราะลักษณะทางกายภาพที่เป็นวงกลมการใช้กราฟ Histogram ในการคำนวณโดยวัดจุดยอดของกราฟและนำค่าที่ได้มาใช้งาน[11] ส่วนกระบวนการคัดแยก แจกแจง รู้จำภาพนั้นสามารถเลือกใช้เทคนิคได้หลากหลายโดยปัจจัยสำคัญอยู่ที่จำนวนคลาส (Class) ของข้อมูล ว่ามีขนาดเล็กหรือขนาดใหญ่โดยเทคนิค Neural Network แบบต่างๆ [3] [5] [9] [10] โดยมีประสิทธิภาพความถูกต้องในระดับ 80% หรือมากกว่าโดยมีจำนวนคลาส (Class) สูงสุดที่ใช้คือ 16 คลาส ส่วนวิธี Template Matching มีประสิทธิภาพ 77% [2] ในกรณีที่จำนวนคลาสมีมาก

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอการรู้จำข้อมูลพระเครื่องด้วยรูปภาพด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์โครงร่างของภาพ (Texture Analysis) เพื่อวิเคราะห์ภาพดิจิตอลแบบข้อมูลเชิงเนื้อหา (Texture) โดยการวิเคราะห์โครงร่างของภาพจากค่าระดับเทาโดยใช้เมทริกซ์ที่เรียกว่า Gray-Tone Spatial-Dependence Matrices หรือ (Gray-Level Co-Occurrence Matrices : GLCM) ซึ่งพิจารณาจากการเกิดค่าระดับเทาซ้ำๆกันในโครงร่างของภาพ และสามารถนำคุณลักษณะบางประการมาใช้เป็นเกณฑ์ในการเก็บ

ลักษณะโครงร่างของพื้นผิวภาพเพื่อนำมาใช้จำแนกและรู้จำข้อมูลของภาพด้วยเทคนิคเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest neighbor)

โครงสร้างของส่วนที่เหลือของบทความนี้จัดเป็นดังนี้ ส่วนที่ 2 ให้รายละเอียดวิธีการดำเนินงาน ขั้นตอนของการทำ GLCM การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (DWT) และเสนอหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่ 3 ผลการทดลอง และส่วนที่ 4 คือบทสรุปและการอภิปรายแผนภูมิของเทคนิคการจำแนกพระเครื่องชนิดเนื้อผงที่เสนอดังแสดงด้านล่าง



รูปที่ 1 แผนภูมิที่เสนอ

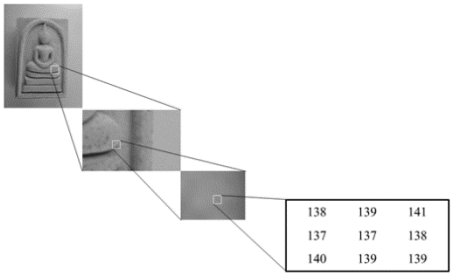
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. คำจำกัดความของภาพ

ภาพ (Image) ประกอบด้วยกลุ่มของวัตถุที่กำหนดบริเวณต่าง ๆ ซึ่งสามารถแยกส่วนภาพออกเป็นบริเวณต่าง ๆ ตามบริเวณที่สนใจ (Region of Interest) ได้ หน่วยพื้นฐานของภาพ เรียกว่า จุดภาพ (Pixel) โดยจุดภาพหมายถึง จุดภาพในรูปภาพที่รวมกันเป็นภาพขึ้น มีตำแหน่งพิกัด (x, y) และค่าความเข้ม (Intensity) ของภาพ โดยภาพหนึ่งมีจุดภาพมากมาย และแต่ละภาพที่สร้างขึ้นมีความหนาแน่นของจุดภาพหรือความละเอียด (ความคมชัด) ที่แตกต่างกันไป จึงใช้ในการบอกคุณสมบัติของภาพจอภาพ หรือ อุปกรณ์แสดงผลภาพได้

ภาพสี (Color Image) ภาพในระบบสี RGB คือเมตริกซ์ขนาด 2D ซ้อนกันจำนวน 3 เมตริกซ์ ซึ่งแสดงค่าความเข้มของแสงสีแดง (R) 8 บิต สีเขียว (G) 8 บิต และสีน้ำเงิน (B) 8 บิต ดังนั้นภาพสีในระบบ RGB จะมีจำนวนบิตต่อจุดภาพทั้งหมด 24 บิต ทำให้สามารถแสดงสีได้ถึง 16,777,216 สี

ภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) จะอยู่ในรูปแบบของความเข้มแสงในแต่ละจุดภาพ โดยจะมีระดับความเข้มสีเทาคือ 0-255 (8 bit) โดยสีดำจะแทนด้วยค่าตัวเลข 255 สีขาวจะแทนด้วยค่าของตัวเลขคือ 0 รวมทั้งสิ้น 256 ระดับสี ถึงแม้ว่าภาพระดับสีเทามีความซับซ้อนมากกว่าภาพ ขาว – ดำ แต่ภาพระดับสีเทาสามารถให้ข้อมูลได้กว้างขวางมากกว่า ภาพ ขาว – ดำ เนื่องจากภาพระดับสีเทาเกิดจากการแปลงภาพสีในระบบ RGB มาเป็นภาพระดับสีเทา



รูปที่ 2 แสดงลักษณะค่าในแต่ละจุดภาพของภาพระดับสีเทา

โดยใช้สูตรทางคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ (1) [1]

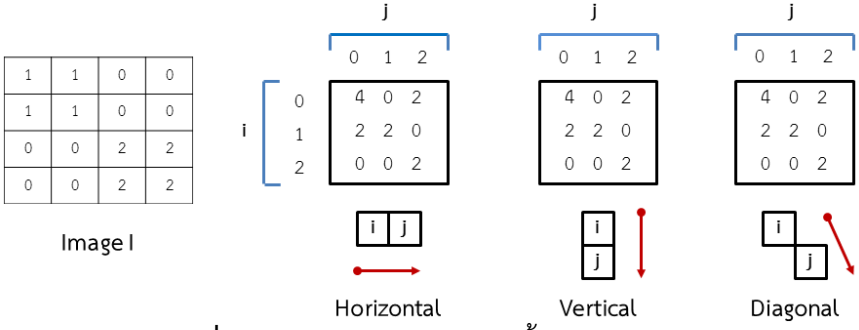
$$Gray = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (1)$$

2. การสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ

การสกัดคุณลักษณะพิเศษจากภาพ (Feature Extraction) เป็นวิธีหาจุดเด่นของภาพ เพื่อลดขนาดข้อมูล (Dimension) ของภาพ และนำมาเป็นตัวแทนของภาพ โดยกระบวนการแปลความข้อมูลภาพ ในการวิเคราะห์ภาพใช้ข้อมูล 3 ประเภท ได้แก่ 1) ข้อมูลเชิงความถี่ (Spectral) คือ ค่าเฉลี่ยการเปลี่ยนแปลงของโทนสี (Tone) ในช่วงของความถี่ต่างๆ 2) ข้อมูลเชิงพื้นผิว (Textural) คือ การกระจายเชิงพื้นที่ของการเปลี่ยนแปลงโทนสีภายในช่วงความถี่ที่ต่างกัน 3) ข้อมูลเชิงเนื้อหา(Contextual) คือ ผลที่ได้มาจากการประมวลผลภาพ ซึ่งความแตกต่างระหว่างข้อมูลเชิงความถี่และข้อมูลเชิงพื้นผิว คือ ข้อมูลเชิงความถี่เน้นไปที่ค่าการหาค่าสีเทาของจุดภาพ ส่วนข้อมูลเชิงพื้นผิวเน้นไปที่การหาค่าระดับเทาซ้ำๆ ที่เกิดการเปลี่ยนแปลงในโครงร่างของภาพ โดยมีการเปลี่ยนแปลงตามระยะทางอย่างรวดเร็วในโครงร่างที่ละเอียด และเปลี่ยนแปลงอย่างช้าๆ ในโครงร่างที่หยาบ สำหรับการวิเคราะห์โครงร่างของภาพจะอาศัยเมทริกซ์ที่เรียกว่า Gray-Tone Spatial-Dependence Matrices หรือ Gray-Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)

3. การคำนวณหาค่าลักษณะเด่นจากการวิเคราะห์โครงร่างพื้นผิวภาพ

การคำนวณหาค่าลักษณะเด่นได้จากการวิเคราะห์เมทริกซ์ความสัมพันธ์ของระดับสีเทา (GLCM: Gray-Level Co-Occurrence Matrices) สามารถสร้างได้โดยการนับจำนวนคู่จุดภาพ (k,i) และ (m,n) ที่อยู่ใกล้กัน (Neighboring Cells)โดยนับค่าในระดับแนวนอน (Horizontal) ที่ 0° ระดับแนวตั้ง(Vertical) ที่ 90° หรือ แนวทแยงมุม (Diagonal) ที่ 45°, 135° ตามรูปที่ 3



รูปที่ 3 นับจำนวนคู่จุดภาพแนวตั้งและแนวนอน

โดยคำนวณการเกิดค่าระดับเทาซ้ำ ๆ กัน สามารถอธิบายได้ด้วยเมทริกซ์ที่มีความถี่ที่สัมพันธ์กันซึ่งเขียนแทนได้ด้วย $P_{d,r}ij$ ซึ่งแทนความถี่ในการเกิดค่าระดับเทาที่ i และ j ในวินโดวส์ที่พิจารณาด้วยระยะห่างเท่ากับ d ที่ทิศทาง r ความถี่ของ Gray-level Co-occurrence Matrix สามารถเขียนเป็นฟังก์ชันใน 4 ทิศทางที่ระยะทาง d ใดๆ ได้ดังนี้

$$P_{d,0^\circ}(i,j) = |\{(k,l)(m,n)) \in (M \times M) \times (M \times M) : k - m = 0, |l - n| = d, f(k,l) = i, f(m,n) = j\}| \quad (2)$$

$$P_{d,45^\circ}(i,j) = |\{(k,l)(m,n)) \in (M \times M) \times (M \times M) : (k - m = d, l - n = -d) OR (k - m = -d, l - n = d), f(k,l) = i, f(m,n) = j\}| \quad (3)$$

$$P_{d,90^\circ}(i,j) = |\{(k,l)(m,n)) \in (M \times M) \times (M \times M) : |k-m| = d, l-n = 0, f(k,l) = i, f(m,n) = j\}| \quad (4)$$

$$P_{d,135^\circ}(i,j) = |\{(k,l)(m,n)) \in (M \times M) \times (M \times M) : (k - m = d, l - n = -d) OR (k - m = -d, l - n = -d), f(k,l) = i, f(m,n) = j\}| \quad (5)$$

เมื่อ |{...}| แทนเซตของค่าที่เป็นไปได้ตามเงื่อนไขการหารูปแบบค่าคุณลักษณะโครงร่างสามารถทำได้ด้วยการใช้เกณฑ์ในการพิจารณาลักษณะโครงร่างของพื้นผิวภาพบางประการที่ได้จาก Co-Occurrence Matrix ดังนี้

ลำดับสถิติอันดับ 1 สามารถสกัดได้จากค่าของภาพต้นฉบับ (Original Image) ได้เลย โดยดูจากค่าความลึกและความเข้มข้นของฮีสโตแกรมโดยที่ไม่ต้องคำนึงถึงความสัมพันธ์ระหว่างจุดภาพใกล้เคียง (Neighborhood Pixel) การหาคุณลักษณะโครงร่างในแบบนี้ได้แก่การหาค่าของ Entropy ดังแสดงได้ดังสมการที่ 6

$$Entropy = -\sum_i \sum_j p(i,j) \log\left(p(i,j)\right) \quad (6)$$

การหาค่าคุณลักษณะโครงร่างในแบบ Autocorrelation เป็นการหาค่าความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างขนาดของพื้นที่กับลักษณะของพื้นผิวโดยดูจากความเข้มข้นของพื้นผิวทั่วทั้งภาพ โดยคำนวณได้จากสมการที่ 7

$$Autocorrelation = \frac{\sum_{u=0}^{N} \sum_{v=0}^{N} I(u,v) I(u+x, v+y)}{\sum_{u=0}^{N} \sum_{v=0}^{N} I^2(u,v)} \quad (7)$$

ลำดับสถิติอันดับ 2 สามารถหาได้จาก เมทริกซ์ GLCM โดยดูจากค่าความเข้มระดับเทาที่ใกล้เคียงกันในตำแหน่งแต่ละจุดภาพโดยมีค่าคุณลักษณะโครงร่างที่หาได้ดังสมการที่ 8 และคุณลักษณะเด่นเชิงพื้นผิวในสมการที่ 9 ถึง 15

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8)$$

$$Cluster\ Shade = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \{i + j - \mu_x \mu_y\}^3 \times P(i,j) \quad (9)$$

$$Dissimilarity = \sum_{ij=1}^{n} p_d |i - j| \quad (10)$$

$$Homogeneity = \sum_{ij=1}^{n} \frac{P_d}{1+|i-j|} \quad (11)$$

$$Sum\ variance = \sum_{j=2}^{2Ng} (j - f_8)^2 P_{x+y^{(i)}} \quad (12)$$

$$Sum\ entropy = -\sum_{i=2}^{2Ng} P_{x+y}(i) log\{P_{x+y}(i)\} \quad (13)$$

$$Difference\ entropy = -\sum_{i=0}^{N_g - 1} P_{x-y}(i) log\{P_{x-y}(i)\} \quad (14)$$

$$Information\ measure\ of\ correlation = \frac{HXY - HXY_1}{max\{HX, HY\}} \quad (15)$$

โดยที่ i, j แสดงถึงค่าระดับสีเทา N เป็นจำนวนของระดับสีเทาบนภาพ $P_{i,j}$ เป็นความน่าจะเป็นของพิกเซลตำแหน่งแถวที่ i หลักที่ j

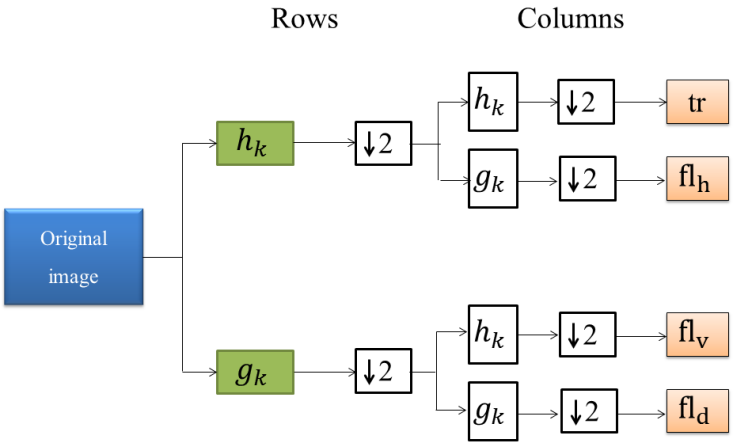
4. การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (DWT)

การแปลงเวฟเล็ต WT สามารถให้การวิเคราะห์ในหลายช่วงเวลาของคุณสมบัติในท้องถิ่นของสัญญาณที่ซับซ้อน นำไปสู่การประยุกต์ใช้งานจำนวนมากในสาขาต่างๆ เช่น ธรณีฟิสิกส์ดาราศาสตร์ ฟิสิกส์ดาราศาสตร์การสื่อสารภาพ และการเข้ารหัสวิดีโอ เป็นรากฐานสำหรับเทคนิคใหม่ของการวิเคราะห์สัญญาณและการสังเคราะห์เช่นการบีบอัด หลังจากการสลายตัวของภาพลงในช่วงความถี่ที่แตกต่างกัน 4 แบบสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 4 และรูปที่ 5

LL	HL
LH	HH

รูปที่ 4 การ Sub-Image ของภาพ

ซึ่ง L คือ Low Side ของ การแปลงเวฟเล็ต WT และ H คือ High Side ของ การแปลงเวฟเล็ต WT



รูปที่ 5 ขั้นตอนสำหรับการประยุกต์ใช้ตัวเวฟเล็ต

ในกระบวนการหาคุณลักษณะเด่นใช้การสกัดคุณลักษณะ GLCM ซึ่งจะให้คุณลักษณะเด่นออกมาเป็นเวกเตอร์ขนาด N×2 ซึ่ง N คือจำนวนวิธีหาคุณลักษณะเด่น และการแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (DWT) ต้องนำมาทำการลดมิติของเมตริกซ์เป็นขนาด N×2 ก่อน นำมาใช้ในการลดมิติอีกด้วย PCA

การจำแนก

1. การจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ในการนำคุณลักษณะเด่นมาใส่การสกัดคุณลักษณะ GLCM สามารถนำมาแยกแยะด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนการแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่อง (DWT) ต้องนำมาทำการลดมิติของเมตริกซ์เป็นขนาด N×2 ก่อน นำมาใช้ในการลดมิติอีกด้วย PCA แล้วจึงนำมาแยกแยะด้วย โครงข่ายประสาทเทียม จัดเป็นการเรียนรู้ของเครื่องประเภทแบบการเรียนรู้โดยอาศัยตัวอย่างประเภทหนึ่ง ซึ่งมีความสามารถในการจัดหมวดหมู่และการทำนาย (Regression) โครงข่ายประสาทเทียมเป็นรูปแบบการประมวลผลที่ได้รับแรงบันดาลใจมาจากระบบประสาททางชีวภาพซึ่งมีอยู่หลายชนิดโดยแบ่งตามประเภทของการเรียนรู้ดังต่อไปนี้

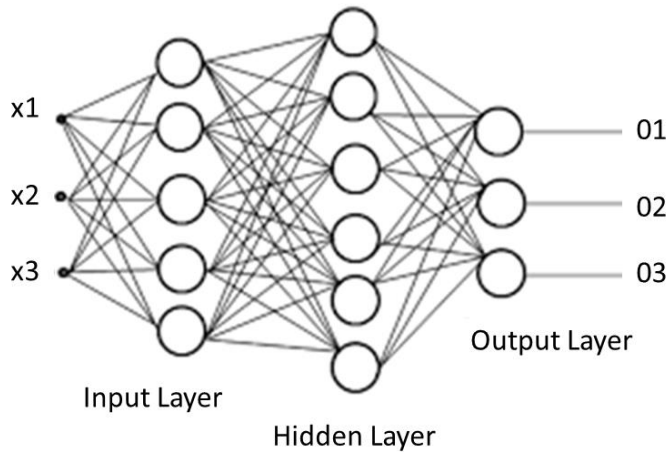
1) การเรียนรู้แบบต้องการผู้สอน (Supervised Learning) การเรียนรู้ชนิดนี้ต้องการผู้สอนเพื่อบอกความแตกต่างของเอาท์พุตที่ได้กับเอาท์พุตที่ต้องการ ประเด็นที่สำคัญของการเรียนรู้ชนิดนี้คือ การลู่เข้าของความผิดพลาด (Error Convergence) นั่นคือความผิดพลาดระหว่างเอาท์พุตที่ได้กับ เอาท์พุตที่ต้องการน้อยที่สุดโดยการกำหนดค่า น้ำหนักที่เหมาะสม

2) การเรียนรู้แบบไม่ต้องการผู้สอน (Un-supervised Learning) การเรียนรู้ที่ไม่มีการใช้ ผู้สอนจากภายนอก การเรียนรู้ประเภทนี้มีการ จัดการด้วยตัวเอง

3) การเรียนรู้แบบการสนับสนุน (Reinforcement Learning) การเรียนรู้แบบใช้ค่าตอบแทนอันได้ผลมาจากการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมเป็น ตัวกำหนดทิศทางของการเรียนรู้

สำหรับงานวิจัยทางการรู้จำการเรียนรู้แบบต้องการผู้สอนถือเป็นการเรียนรู้หลักที่เกิดขึ้น ในระบบเนื่องจากมีการระบุเอาท์พุตที่ต้องการขณะเรียนรู้รูปแบบพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีเซลล์ประสาท (Neuron) เพียงหนึ่งเซลล์และมีการเรียนรู้แบบต้องการผู้สอนซึ่งเรียกว่า สถาปัตยกรรมเพอร์เซปตรอน (Perceptron Architecture) โดยที่อินพุตจำนวน n ค่าจะถูกส่ง ผ่านกลุ่มใยประสาทนำเข้า (Dendrites)

เข้าสู่เซลล์ประสาทซึ่งมีการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ และให้ผลลัพธ์ของการตัดสินใจผ่านออกมาทางแกนประสาท (Axon) การประมวลผลทางคณิตศาสตร์ ที่เซลล์ประสาทโดยทั่วไปจะใช้ผลรวมของผลคูณ (Sum of Product) ระหว่างกลุ่มของค่าอินพุตจากเวกเตอร์ลักษณะเด่นและกลุ่มของค่าน้ำหนัก (Weights) ที่ใยประสาทนำเข้า ผลที่ได้จะถูกตัดสินใจอย่างต่อเนื่องด้วยฟังก์ชันการกระตุ้น



รูปที่ 6 โครงข่ายเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น

2. การจำแนกด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor)

เทคนิคการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor) เป็นวิธีที่ใช้ในการจัดแบ่งคลาส โดยเทคนิคนี้จะตัดสินใจว่าคลาสใดที่จะแทนเงื่อนไขหรือกรณีใหม่ๆได้บ้าง โดยการตรวจสอบจำนวนบางจำนวน (“K” ในขั้นตอนวิธีการเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด) ของกรณีหรือเงื่อนไขที่เหมือนกันหรือใกล้เคียงกันมากที่สุด โดยจะหาผลรวม (Count Up) ของจำนวนเงื่อนไข และขั้นตอนวิธีการเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดมีขั้นตอน คือ กำหนดขนาดของ K (ควรกำหนดให้เป็นเลขคี่) คำนวณระยะห่าง (Distance) ของข้อมูลที่ต้องการพิจารณากับกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง เรียงลำดับของระยะห่าง และเลือกพิจารณาชุดข้อมูลที่ใกล้จุดที่ต้องการพิจารณาตามจำนวน K ที่กำหนดไว้ พิจารณาข้อมูลจำนวน K ชุด และสังเกตว่ากลุ่ม (Class) ไหนที่ใกล้จุดที่พิจารณาเป็นจำนวนมากที่สุด กำหนด Class ให้กับจุดที่พิจารณา (Class) ที่ใกล้จุดพิจารณามากที่สุด

ฟังชันก์ที่นำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด ฟังชันก์ระยะทาง (Distance Function) เป็นการคำนวณค่าระยะห่างระหว่างสองข้อมูล เพื่อที่จะมาวัดความคล้ายคลึงกันของข้อมูลโดยสามารถหาค่าได้ดังสมการที่ 16 และระยะทางแบบยุคลิดในสมการที่ 17

$$Absolute\ Distance\ =\ d_A(x,y)\ =\ \sum_{i=1}^{N}\left|x_i\ -\ x_j\right| \tag{16}$$

$$Euclidean\ Distance = d_E(x,y) = \sum_{i=1}^{N}\sqrt{x_i^2 - y_j^2} \tag{17}$$

ฟังก์ชันการแจกแจง (Combination Function) เป็นการรวมกันของผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณค่าระยะห่าง (Distance) โดยทำการเรียงลำดับค่าระยะห่าง (Distance) จากน้อยไปมาก หลังจากนั้นดูจากค่า “K” ว่ามีค่าเท่าใด จากนั้นนำลำดับที่เรียงได้เทียบกับคลาสข้อมูลที่เรียงแล้วนำมาเป็นผลลัพธ์

ผลการทดลอง

การทดลองได้ดำเนินการบนแพลตฟอร์มของ Window XP พร้อมด้วยโปรเซสเซอร์ 3 GHz และแรม 2 GB ซึ่งทำงานภายใต้ระบบปฏิบัติการ Windows XP ขั้นตอนในการพัฒนาใช้ผ่านกล่องเครื่องมือ bio statistical ของ Matlab 2020a ชุดข้อมูลประกอบด้วยภาพพระเครื่องชนิดเนื้อผงทั้งหมดจำนวนมากกว่า 40 แบบ มีภาพทั้งสิ้นมากกว่า 1,400 ภาพ โดยมีข้อมูลที่เก็บเป็นภาพต้นแบบจำนวน 800 ภาพ คุณสมบัติต่างๆที่ใช้ในการสกัดข้อมูลภาพต้นแบบจะใช้การวิเคราะห์โครงร่างพื้นผิวของภาพด้วยเมทริกซ์ระดับเทา (Gray-Level Co-Occurrence Matrices : GLCM) เพื่อเก็บค่าทางสถิติที่ได้จากการวิเคราะห์โครงร่างพื้นผิวภาพ 10 รูปแบบและใช้ wavelet transform และใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) เพื่อลดขนาดของเวกเตอร์สำหรับวิธีการหาอัตราความถูกต้อง ในเอกสารนี้ใช้สมการตามข้างล่าง

$$Accuracy(\%) = \left(\frac{In-Out}{total}\right) \times 100 \quad (18)$$

In คือ จำนวนของภาพทดสอบทั้งหมดและ Out คือ จำนวนของภาพทดสอบที่ตอบผิดและ total คือจำนวนของภาพทดสอบทั้งหมด ตารางที่ 1 เป็นการเปรียบเทียบผลการทดลองด้วยค่าความแม่นยำที่สนใจ (Precision) ค่าความเป็นจริง (Recall) และค่าวัดประสิทธิภาพ (F-Measure) และตารางที่ 2 เป็นผลความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอ การประเมินประสิทธิภาพใช้วิธีวัดค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และการวัดประสิทธิภาพโดยรวม ดังสมการที่ (19) (20) และ (21) ตามลำดับ

ความแม่นยำ (Precision) คือ อัตราส่วนของการค้นพบข้อมูลที่ถูกต้องจากจำนวนของข้อมูลทั้งหมด

$$P = \frac{|Ra|}{|A|} \quad (19)$$

$|Ra|$ คือ จำนวนข้อมูลที่ถูกต้อง $|A|$ คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่าความเป็นจริง (Recall) คือ อัตราส่วนของการค้นพบข้อมูลที่ถูกต้องจากจำนวนของข้อมูลที่ถูกต้องทั้งหมด

$$R = \frac{|Ra|}{|R|} \quad (20)$$

$|R|$ คือ จำนวนข้อมูลที่ถูกต้องทั้งหมดในฐานข้อมูล

ค่าวัดประสิทธิภาพ (F-Measure) คือ การวัดประสิทธิภาพโดยรวมของทั้งสองค่าระหว่างค่าความแม่นยำและค่าความเป็นจริง ซึ่งจะนำค่าทั้งสองมาคำนวณร่วมกัน

$$F - Measure = \frac{2\times(R\times P)}{R+P} \quad (21)$$

ตารางที่ 1 ผลการทดลองโดยการเปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ

Classifiers	Precision	Recall	F-Measure
NN	72.12	71.24	73.74
K-NN	68.77	69.43	67.95

ตารางที่ 2 ผลความถูกต้องของวิธีที่นำเสนอ

	Accuracy
NN	90.80

สรุป

การจำแนกภาพพระเครื่องชนิดเนื้อผงเป็นสิ่งที่สำคัญในการเสนองาน Preprocessing ของภาพ การทำงานของอัลกอริทึมจะทำกับค่ามัธยฐานของการกรองทำให้มองเห็นคุณลักษณะที่ต้องการในพระเครื่องชนิดเนื้อผงได้ มันแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพ ของคุณลักษณะที่ต้องการเมื่อถูกสกัดโดยใช้ เทคนิค GLCM การแปลงเวฟเล็ต และ โครงข่ายประสาทเทียม โดยการจำแนกประเภทวิธีโดยโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลดี มีความไว 72.12 %, ความเฉพาะเจาะจง 71.24 %, F-Measure 73.74 % และความถูกต้อง 90.80 % การทำงานของอัลกอริทึมที่สร้างขึ้น จากการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์สามารถ แสดงการวิเคราะห์ภาพพระเครื่องชนิดเนื้อผงได้อย่างมีประสิทธิภาพ และในอนาคตเมื่อได้รับการปรับปรุงระบบการทำงานให้ใช้งานได้สะดวกมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] X. Zeng, W. Ouyang, J. Yan, H. Li, T. Xiao, K. Wang, & H. Zhou, “Crafting gbd-net for object detection,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2018.

[2] G. Niedbała, “Application of Artificial Neural Networks for Multi-Criteria Yield Prediction of Winter Rapeseed,” Sustainability, (2019), 11(2), 533.

[3] K. Jha, A. Doshi, P. Patel, & M. Shah, “A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence,” Artificial Intelligence in Agriculture, (2019).

[4] K. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, & D. Bochtis, “Machine learning in agriculture: A review,” Sensors, (2018), 18(8), 2674.

[5] A. Seema, & D. Rajeshwar, “Pattern recognition techniques: a review,” International Journal of Computer Science and Telecommunications, Volume 3, Issue 8, August 2012.

[6] Suharjito, Imran B, Girsang A S. Family Relationship Identification by Using Extract Feature of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Based on Parents and Children Fingerprint. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE).* 2017; 7(5): 2738-2745.

[7] Ozcan C, Ersoy O, Ogul IU. Classification of SAR image patches with Apache Spark using GLCM texture features.In: International Conference on Advanced Technologies 3rd World Conference on Big Data; Izmir, Turkey; 2018. pp. 1-7.

[8] V.Gupta, R.Puri and M.Verma.“Prompt Indian Coin Recognition with Rotation Invariance using Image Subtraction Technique”. Electronics and Communication Engineering Department Thapar University, International Conference on Devices and Communications, IEEE, 2011

[9] ชาตรี กอบัวแก้ว. การจำแนกพระผงโดยการเปรียบเทียบลักษณะพิเศษ.วิทยานิพยนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยศิลปากร, 2550.

[10] Y.Mitsukura. “Design and Evaluation of Neural Networks for Coin Recognition by Using GA and SA”.Department of Information Science & Intelligent Systems, Faculty of Engineering University of Tokushima., The proceeding of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2000), IEEE, July 2000, p.178-183.

[11] ณัฐนันท์ ปรัชญาธิวัฒน์ การตรวจจับ ติดตาม และการแทรกภาพโฆษณาบนลำดับภาพกีฬาฟุตบอล. โครงงานวิทยาการคอมพิวเตอร์ปริญญาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2553.