

ระบบจำแนกเหรียญพระไทยบนแอปพลิเคชันระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ Thai Amulet Coin Classification System on Android Application

สุวรรณี พิทักษ์วินัย^{1*} กรรชัย เกิดเจริญ¹ อภิวัฒน์ ทาคำสุข¹ และ เอกลักษณ์ สุนพันธุ์¹

¹หลักสูตรวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา ตาก

suwannee_phi@mutl.ac.th* kunchai_ko62@live.mutl.ac.th apiwat_th62@live.mutl.ac.th ekkalak@mutl.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันระบบรู้จำเหรียญพระบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ โดยมุ่งเน้นการช่วยให้ผู้ใช้สามารถระบุและเข้าใจรายละเอียดของเหรียญพระแต่ละประเภทได้อย่างแม่นยำ ระบบที่พัฒนาขึ้นใช้เทคนิคการประมวลผลภาพ โดยอาศัยอัลกอริทึม Scale Invariant Feature Transform (SIFT) ร่วมกับการจัดหมวดหมู่ด้วย K-Nearest Neighbors (KNN) สำหรับการจำแนกประเภทเหรียญพระ ในการทดลองระบบได้ใช้เหรียญพระจำนวน 5 ประเภท โดยแบ่งการทดลองออกเป็น 3 กรณี ได้แก่ การทดสอบด้วยภาพที่มีพื้นหลังเรียบ (ไม่มีลวดลาย) ซึ่งได้ผลความแม่นยำในการจำแนกที่ 92% และการทดสอบด้วยภาพที่มีพื้นหลังลวดลายซับซ้อน ซึ่งได้ผลความแม่นยำลดลงเหลือ 77% แสดงให้เห็นว่าพื้นหลังที่มีลวดลายส่งผลกระทบต่อความแม่นยำของระบบ และการทดสอบด้วยฟังก์ชันถ่ายภาพให้ความแม่นยำ 88% ที่ระยะ 4 เซนติเมตร

คำสำคัญ: เหรียญพระ การประมวลผลภาพ K-Nearest Neighbors SIFT แอปพลิเคชันระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์

Abstract

This research presents the development of a Thai amulet coin recognition application system on the Android operating system designed to enable users to accurately identify and understand the details of different types of Thai amulet coin. The system employs image processing techniques utilizing the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm in conjunction with K-Nearest Neighbors (KNN) classification for Thai amulet coin type categorization. The system was evaluated using 5 types of Buddhist coins across three experimental scenarios. Testing with plain background images achieved 92% classification accuracy, while complex patterned backgrounds resulted in reduced accuracy of 77%, demonstrating that background complexity significantly impacts system performance. Real-time camera functionality testing achieved 88% accuracy at a 4-centimeter distance. The experimental results confirm that the developed system provides practical usability for real-world applications in Thai amulet coin

identification and educational purposes, with performance varying based on environmental conditions.

Keywords: Thai amulet coin, Image processing, K-nearest Neighbors, SIFT, Android application

1. บทนำ

เหรียญพระเครื่องเป็นวัตถุมงคลที่มีความสำคัญทางด้านจิตวิญญาณ ประวัติศาสตร์ และวัฒนธรรมของชาวไทยมาอย่างยาวนาน โดยมักนิยมสะสมหรือใช้ในการบูชาเพื่อความเป็นสิริมงคล อย่างไรก็ตาม เหรียญพระจำนวนมากที่มีความหลากหลายทั้งด้านรูปแบบ ขนาด พิมพ์ และปีที่ผลิต ทำให้การแยกแยะและจดจำแต่ละรุ่นด้วยตาเปล่าหรือจากประสบการณ์ส่วนตัวมักเกิดความคลาดเคลื่อนได้ โดยเฉพาะในหมู่นักสะสมมือใหม่หรือบุคคลทั่วไปที่ไม่มีความรู้เกี่ยวกับพระเครื่อง

ปัจจุบันเทคโนโลยีการประมวลผลภาพ (Image Processing) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้รับความสนใจอย่างแพร่หลาย และถูกนำมาใช้ในงานด้านการจำแนกวัตถุ (Object Recognition) อย่างมีประสิทธิภาพ โดย Lowe [1] ได้เสนอเทคนิค Scale Invariant Feature Transform (SIFT) ซึ่งสามารถตรวจจับและจับคู่ลักษณะเฉพาะของวัตถุในภาพได้แม้มีการหมุน ขยาย หรือเปลี่ยนแปลงแสงสว่าง โดยเป็นที่ยอมรับอย่างกว้างขวางในงานด้านการรู้จำภาพ นอกจากนี้ ยังมีการศึกษาโดย J. Xu และคณะ [2] ที่นำเทคนิค SIFT ร่วมกับ มาใช้ในการจำแนกประเภทของธนบัตรและเหรียญในระบบอัตโนมัติ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการจำแนกวัตถุขนาดเล็กจากภาพถ่ายได้ดี ในประเทศไทยเองเริ่มมีการนำเทคโนโลยีเหล่านี้มาประยุกต์ใช้กับงานด้านพระเครื่องมากขึ้น เช่น W. Kitiyanan [3] ซึ่งใช้ Fourier Descriptor ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม และงานของ T. Sauthananusuk และ C. Charoenlarnopparat [4] ที่ใช้ template matching ในการรู้จำพระเครื่องจากภาพ ในขณะที่ P. Ubolkosold [5] ใช้ MobileNet ในการจำแนกเหรียญพระเครื่อง ซึ่งเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้บนอุปกรณ์พกพา

ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยนี้จึงมีเป้าหมายในการพัฒนาแอปพลิเคชันระบบรู้จำเหรียญพระบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ โดยใช้เทคนิค SIFT ร่วมกับ KNN เพื่อสร้างระบบที่สามารถตรวจจับและจำแนกเหรียญพระจากภาพถ่ายได้อย่างแม่นยำและรวดเร็ว รวมถึงสามารถใช้งานได้จริงบน

สมาร์ทโฟน ซึ่งจะช่วยอำนวยความสะดวกให้กับผู้ใช้งานทั่วไปและนักสะสมในการตรวจสอบและเรียนรู้เกี่ยวกับเหรียญพระได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 Scale-Invariant Feature Transform (SIFT)

SIFT ถูกพัฒนาโดย David G. Lowe [1] ในปี ค.ศ. 2004 เพื่อใช้ในการตรวจจับและบรรยายคุณลักษณะเฉพาะของภาพที่ไม่เปลี่ยนแปลงแม้ภาพจะมีการปรับขนาด หมุน หรือเปลี่ยนแปลงแสงสว่าง (illumination) จุดเด่นของ SIFT คือความสามารถในการจับคู่คุณลักษณะ (feature matching) ได้อย่างแม่นยำแม้ในกรณีที่มีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมของภาพ

ขั้นตอนหลักของ SIFT ประกอบด้วย 4 ขั้นตอนดังนี้

2.1.1 การตรวจจับจุดเด่นในหลายระดับ (Scale-space extrema detection)

เริ่มจากการสร้างภาพ Gaussian scale-space เพื่อให้สามารถตรวจจับคุณลักษณะในหลายขนาด ดังสมการที่ (1)

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

โดยที่

$L(x, y, \sigma)$ คือ ภาพที่ถูกเบลอด้วย Gaussian ที่มีค่าเบลอ σ

$G(x, y, \sigma)$ คือ Gaussian kernel ดังสมการที่ (2)

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

* คือ การทำ convolution กับภาพ $I(x, y)$

จากนั้นใช้ Difference of Gaussians (DoG) เพื่อหา keypoints ดังสมการที่ (3)

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

2.1.2 การหาตำแหน่ง keypoint (Keypoint Localization)

ใช้นุกรม Taylor ขยายรอบตำแหน่งที่คาดว่าจะเป็ keypoint ดังสมการที่ (4) หากค่าความเข้มของ keypoint ต่ำกว่าค่าขีดจำกัด หรือมี edge response สูง (เช่น มุมของวัตถุ) ระบบจะกรองทิ้ง

$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x} \quad (4)$$

2.1.3 การกำหนดทิศทาง (Orientation Assignment)

สำหรับทุก keypoint คำนวณขนาด (magnitude) และทิศทาง (orientation) ของ gradient ดังสมการที่ (5) และ (6) ตามลำดับ จากนั้นสร้าง histogram ทิศทาง 36 ช่อง (10° ต่อช่อง) แล้วใช้ทิศทางที่มีความถี่สูงสุดเป็น orientation หลัก

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \\ &= \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (6)$$

2.1.4 การสร้าง Keypoint Descriptor

กำหนดกรอบ 16×16 รอบ keypoint โดยแบ่งเป็น 4×4 โซนย่อย (รวม 16 โซน) ซึ่งให้ข้อมูลตำแหน่งที่เพียงพอโดยไม่ซับซ้อนเกินไป หากใช้ grid ละเอียดกว่า (เช่น 8×8) จะไวต่อ noise มากเกินไป ในแต่ละโซนคำนวณ histogram ทิศทาง 8 ช่อง ซึ่งครอบคลุมทิศทางได้อย่างเพียงพอ ($360^\circ/8 = 45^\circ$ ต่อช่อง) ถ้าน้อยเกินไปจะขาดรายละเอียด มากเกินไปจะไวต่อ noise จึงได้เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะขนาด 128 dimensions ที่มีความเหมาะสมเพียงพอในแง่ของประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการคำนวณ [1]

2.2 K-Nearest Neighbors (K-NN)

K-Nearest Neighbors (K-NN) [7] เป็นอัลกอริธึมการจำแนกประเภท (classification) และการถดถอย (regression) ที่ไม่ต้องอาศัยสมมติฐานเกี่ยวกับการแจกแจงข้อมูลเชิงสถิติ โดยหลักการของ K-NN คือการจัดประเภทของข้อมูลตัวอย่างใหม่โดยพิจารณาจากกลุ่มของข้อมูลตัวอย่างที่ใกล้เคียงกันที่สุดจำนวน K ตัว (neighbors) ที่อยู่ในพื้นที่คุณลักษณะ (feature space) [6] และในการคำนวณระยะทางระหว่างข้อมูลตัวอย่างงานวิจัยนี้ใช้ระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance) ดังสมการที่ (7)

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - x_{i,j})^2} \quad (7)$$

โดยที่

$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ คือ เวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างที่ต้องการจัดประเภท

$\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$ คือ เวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างในชุดข้อมูลเรียนรู้

n คือจำนวนมิติของข้อมูล

จากกระบวนการทั้งหมด ทำให้ในทางทฤษฎี SIFT มี complexity ในกรณีที่แย่ที่สุดคือ $O(N^4)$ แต่ในทางปฏิบัติจะขึ้นอยู่กับขนาดของภาพและจำนวน keypoint

3. การทำงานของระบบ

หลักการทำงานของระบบแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ การเตรียมชุดข้อมูลภาพ การเก็บลักษณะเด่นของข้อมูล และหลักการทำงานของแอปพลิเคชัน

3.1 ชุดข้อมูล

เหรียญพระที่ใช้ในระบบมี 5 รุ่น ดังนี้ เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดพิบูลทอง พ.ศ. 2513 เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดสัตหีบ พ.ศ. 2473 เหรียญสมเด็จพระนเรศวรมหาราช พ.ศ. 2513 เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดช้างให้ พ.ศ. 2500 เหรียญนักรกล้า หลวงพ่อบุญ วัดปราสาทเยอร์ พ.ศ. 2517 โดยเหรียญทั้ง 5 รุ่นนี้มีลักษณะดังรูปที่ 1



(ก) เหรียญหลวงพ่อกว่ วัดพิศกุลทอง
พ.ศ. 2513



(ข) เหรียญนักกล่อม หลวงพ่อบุณ วัด
ปราสาทเยอร์ พ.ศ. 2517



(ค) เหรียญสมเด็จพระนเรศวร
มหาราช พ.ศ. 2513



(ง) เหรียญหลวงพ่อดาว วัดช้างให้
พ.ศ. 2500



(จ) เหรียญหลวงพ่อดาว วัดสัตหีบ พ.ศ. 2473

รูปที่ 1 เหรียญพระเครื่องที่ระบบรองรับ

ข้อมูลภาพในการทดลองมาจากการค้นหาภาพทางอินเทอร์เน็ต โดย
แหล่งข้อมูลหลักมาจาก บริษัท พระเครื่องเมืองไทย จำกัด [8] บริษัท ท่า
พระจันทร์ ดอทคอม จำกัด [9] ทีนิวส์ ออนไลน์ [10-12] ทั้งหมด 1,460
ภาพ โดยแบ่งข้อมูลเป็น 3 ชุดดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การแบ่งชุดข้อมูลภาพ

ประเภทเหรียญพระ	ชุดที่ 1	ชุดที่ 2	ชุดที่ 3
เหรียญหลวงพ่อกว่ [8]	195	40	40
เหรียญนักกล่อม หลวงพ่อบุณ [12]	219	40	40
เหรียญสมเด็จพระนเรศวรมหาราช [9]	181	40	40
เหรียญหลวงพ่อดาว [11]	223	40	40
เหรียญหลวงพ่อดาว [10]	242	40	40
รวม	1060	200	200

จากตารางที่ 1 ข้อมูลชุดที่ 1 ใช้สำหรับอ้างอิงเหรียญพระในแต่ละรุ่น
จำนวน 1060 ภาพโดยไม่คำนึงว่ามีกี่เหรียญ ข้อมูลชุดที่ 2 ใช้สำหรับ
ทดลองเพื่อหาอัลกอริทึมที่ดีที่สุดและนำอัลกอริทึมนั้นไปใช้งานแอปพลิเคชัน
(validation test) โดยชุดข้อมูลภาพนี้จะมีจำนวน 100 เหรียญ
(1เหรียญจะมี 2 ภาพด้านหน้าและด้านหลัง) รวมทั้งหมด 200 ภาพ ข้อมูล
ชุดที่ 3 ใช้สำหรับทดสอบแบบบอด (blind test) โดยชุดข้อมูลภาพนี้จะมี
จำนวน 100 เหรียญ (1 เหรียญจะมี 2 ภาพด้านหน้าและด้านหลัง) รวม
ทั้งหมด 200 ภาพเช่นเดียวกัน

นำชุดข้อมูลภาพทั้งหมดทำการปรับขนาดภาพให้มีขนาด 300x300
พิกเซล ลบภาพพื้นหลังและตัดท่วงคลื่นสร้อยออกเพื่อลดจุดสนใจที่ไม่
ต้องการนำมาใช้งานเป็น Dataset ซึ่งตัวอย่างข้อมูลภาพที่แก้ไขจะแสดงดัง
รูปที่ 2



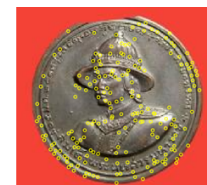
(ก) ภาพดั้งเดิม



(ข) Keypoint ของภาพดั้งเดิม



(ค) ภาพที่ลบพื้นหลังและท่วงคลื่น



(ง) Keypoint ของภาพที่ลบพื้นหลัง

รูปที่ 2 ตัวอย่าง keypoint ของภาพที่ผ่านการเตรียมข้อมูล

การเก็บ keypoint ของข้อมูลเพื่อใช้ในการทดลองเพื่อระบุชนิดของ
เหรียญพระนั้นจะนำชุดข้อมูลภาพที่ 1 มาหาจุดสนใจของภาพด้วย SIFT
ดังตัวอย่างในรูปที่ 3 แล้วนำไปเก็บไว้เพื่อเป็นข้อมูลอ้างอิงเหรียญพระใน
แต่ละรุ่นเพื่อระบุเหรียญพระ



รูปที่ 3 ตัวอย่าง keypoint ของภาพ

3.2 การทดสอบการทำงานของระบบ

3.2.1 การทดลองเพื่อหาค่า k ที่ดีที่สุด

ขั้นตอนการทำงานของระบบเริ่มจากการทดสอบอัลกอริทึมบน
คอมพิวเตอร์ จะเป็นการนำภาพเข้ากระบวนการทดสอบความสามารถใน
การจำแนกเหรียญพระ โดยใช้การทดลองเพื่อหาค่า k ที่ให้ค่าความถูกต้อง
สูงที่สุดเพื่อนำไปใช้งานในแอปพลิเคชันบนสมาร์ตโฟน โดยการทดลองจะ
นำภาพจากชุดข้อมูลภาพที่ 2 มาหา keypoint โดยใช้ SIFT และนำมา
จับคู่กับ keypoint ของข้อมูลภาพชุดที่ 1 ซึ่งการจับคู่ระหว่าง keypoint
นั้นจะใช้การเปรียบเทียบระยะทางโดยใช้ Euclidean distance โดยรูปที่
4 แสดงการจับคู่ระหว่างข้อมูลภาพชุดที่ 1 และข้อมูลภาพชุดทดสอบ จาก
รูปจะเห็นได้ว่ารูปที่เป็นเหรียญประเภทเดียวกันจะมีจำนวน keypoint ที่
จับคู่กันเป็นจำนวนมากกว่ารูปคนละประเภท

ในการวัดความถูกต้องนั้นจะวัดจากผลการจำแนกของภาพเหรียญ
พระทั้งด้านหน้าและด้านหลังจะต้องให้ผลลัพธ์ตรงกันทั้ง 2 ด้าน ถ้าผลที่ได้
ด้านหน้าและด้านหลังไม่ตรงกัน ระบบจะให้ผลลัพธ์เป็น “ไม่สามารถระบุ
ประเภทได้” ซึ่งผลการทดลองกับข้อมูลชุดที่ 2 ได้ค่า k ที่ให้ประสิทธิภาพ
ในการรู้จำมากที่สุดคือ 7 โดยมีค่าความถูกต้อง 98% จากนั้นนำค่า k ที่ดี

ที่สุดไปใช้ทดสอบกับข้อมูลชุดที่ 3 เพื่อทำการทดสอบแบบบอด จากการทดลองระบบให้ค่าความถูกต้อง 95% ซึ่งผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบโดยใช้ $k = 7$

ชุดข้อมูลทดสอบ	ด้านหน้า	ด้านหลัง	ด้านหน้า + ด้านหลัง
ชุดที่ 2	99%	98%	98%
ชุดที่ 3	98%	95%	95%

จากตารางที่ 2 พบว่าหากแยกความแม่นยำในการระบุประเภทเหรียญพระเครื่อง ด้านหน้าเหรียญจะให้ความแม่นยำที่สูงกว่าด้านหลัง แต่งานวิจัยนี้ใช้หลักการ "consensus voting" โดยต้องได้ผลลัพธ์ที่สอดคล้องกันทั้งด้านหน้าและด้านหลังของเหรียญ หากไม่ตรงกัน ระบบจะปฏิเสธการจำแนก (reject option) เพื่อช่วยเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์



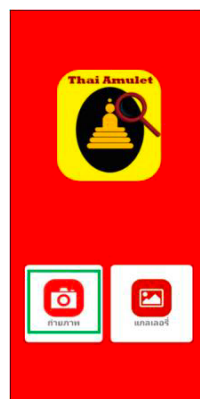
(ก) การจับคู่ภาพที่เป็นเหรียญชนิดเดียวกัน



(ข) การจับคู่ภาพที่เป็นเหรียญคนละประเภท
รูปที่ 4 การรู้จำโดยใช้ SIFT

3.2.2 การทดสอบการทำงานบนแอปพลิเคชัน

ในการทำงานของแอปพลิเคชันนั้นเริ่มจากหน้าหลักของแอปพลิเคชัน โดยในหน้านี้จะมีเมนูให้เลือกแหล่งข้อมูลที่จะใช้ทดสอบระหว่างฟังก์ชันถ่ายภาพจากกล้อง และฟังก์ชันเลือกภาพจากรูปที่บันทึกไว้ในโทรศัพท์ ดังรูป 5(ก) จากนั้นทำการถ่ายภาพ หรือแทรกภาพที่ต้องการทดสอบให้ครบทั้งสองด้านของเหรียญดังรูป 5(ข) เมื่อถ่ายภาพหรือแทรกภาพที่ต้องการทดสอบสำเร็จ ผู้ทดสอบเลือกเมนูตรวจสอบดังรูป 5(ค) สุดท้ายแอปพลิเคชันจะแสดงผลของการประมวลผลเพื่อระบุเหรียญพระ โดยจะแสดงรูปของเหรียญพระ ชื่อ ปี พ.ศ. และรายละเอียดของเหรียญพระดังรูป 5(ง)



(ก) หน้าแรกของแอปพลิเคชัน



(ข) ถ่ายภาพด้านหน้าและด้านหลัง



(ค) เมนูตรวจสอบประเภทเหรียญ



(ง) ผลลัพธ์จากการตรวจสอบ

รูปที่ 5 หน้าต่างการทำงานของแอปพลิเคชัน

การทดสอบความถูกต้องบนแอปพลิเคชันจะใช้อุปกรณ์ทดสอบเป็นสมาร์ทโฟน 2 รุ่น คือ Poco x3 nfc ใช้ระบบปฏิบัติการ Android 11 หน่วยประมวลผล Qualcomm Snapdragon 732G Octa Core ความเร็ว 2.3 GHz หน่วยความจำ 128 GB (ตัวเครื่อง) RAM 6 GB กล้องดิจิทัล 64 ล้านพิกเซล, f/1.89 และ Xiaomi redmi 5 plus ใช้ระบบปฏิบัติการ Android 8.1 หน่วยประมวลผล Qualcomm Snapdragon 625 Octa Core ความเร็ว 2.0 GHz หน่วยความจำ 32 GB (ตัวเครื่อง) RAM 3 GB กล้องดิจิทัล 12 ล้านพิกเซล, f/2.2

การทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเหรียญพระบนแอปพลิเคชันด้วยวิธีการแทรกภาพ จะใช้ภาพเหรียญพระทั้งหมด 100 เหรียญ (หนึ่งเหรียญจะมี 2 รูป คือ รูปด้านหน้าและด้านหลัง รวมทั้งหมด 200 รูป) โดยรูปที่นำมาใช้ในการทดสอบจะต้องเห็นเหรียญเต็มเหรียญเห็นรายละเอียดบนเหรียญชัดเจนและไม่มีสิ่งบดบัง และพื้นหลังไม่มีลวดลาย จากการทดลองพบว่าฟังก์ชันแทรกภาพให้ผลการทดสอบบน Poco x3 nfc และ Redmi 5 plus เหมือนกัน โดยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 92% ดังแสดงในตารางที่ 3

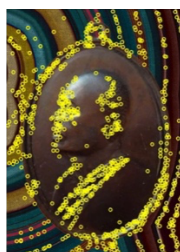
การทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเหรียญพระบนแอปพลิเคชันด้วยวิธีการแทรกภาพ โดยใช้ภาพที่มีพื้นหลังแบบมีลวดลาย ผลการทดลองจากการแทรกภาพโดยใช้สมาร์ทโฟน 2 รุ่นนั้นมีค่าความถูกต้องเท่ากันหาก

ใช้ชุดข้อมูลภาพที่เหมือนกัน โดยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 77% ดังผลการทดลองในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบด้วยฟังก์ชันแทรกภาพ

ชุดข้อมูลทดสอบ	ด้านหน้า	ด้านหลัง	ด้านหน้า + ด้านหลัง
พื้นหลังไม่มีลวดลาย	98%	94%	92%
พื้นหลังมีลวดลาย	97%	77%	77%

สาเหตุที่ทำให้การทดลองที่ใช้ภาพพื้นหลังแบบมีลวดลายให้ค่าความแม่นยำน้อยกว่านั้นเกิดจากปัญหา False Keypoints เนื่องจากพื้นหลังลวดลายสร้าง keypoints หลอก ที่ถูกตรวจจับโดย SIFT detector ซึ่งถูกจับคู่กับข้อมูลอ้างอิงผิดพลาดส่งผลให้การจำแนกผิดพลาด และด้านหลังได้รับผลกระทบมากกว่าเพราะ ข้อความหรือลวดลายอักขระที่ละเอียด ซึ่งมีความคล้ายกับพื้นหลัง ส่วนด้านหน้ามีความทนทานต่อสัญญาณรบกวนมากกว่าเพราะมี Feature ที่โดดเด่นกว่า เช่น รูปพระ หรือสัญลักษณ์ เป็นต้น และรายละเอียดเหรียญด้านหน้ามีความแตกต่างที่ชัดเจนกว่า จากพื้นหลัง



รูปที่ 6 keypoint ของภาพที่พื้นหลังมีลวดลาย

การทดสอบความถูกต้องในการจำแนกเหรียญพระบนแอปพลิเคชันด้วยฟังก์ชันถ่ายภาพบนสมาร์ทโฟน โดยการทดสอบนี้เป็นการทดสอบการถ่ายภาพที่สมาร์ทโฟนมีระยะห่างจากเหรียญ 4 เซนติเมตร และ 8 เซนติเมตร โดยตัวอย่างเปรียบเทียบภาพที่ถ่ายในระยะต่าง ๆ แสดงดังรูปที่ 7 การทดสอบจะใช้การถ่ายทั้งหมด 100 ครั้ง โดยแบ่งเป็นประเภทละ 20 ครั้ง ได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4 และ ตารางที่ 5



(ก) ภาพในชุดข้อมูลอ้างอิง (ข) ภาพถ่ายระยะ 4 ซม. (ค) ภาพถ่ายระยะ 8 ซม.

รูปที่ 7 ภาพถ่ายด้วยกล้องสมาร์ทโฟนในระยะต่าง ๆ

ตารางที่ 4 ผลการทดสอบด้วยฟังก์ชันถ่ายภาพที่ระยะ 4 เซนติเมตร

อุปกรณ์ทดสอบ	ด้านหน้า	ด้านหลัง	ด้านหน้า + ด้านหลัง
Poco x3 nfc	96%	91%	90%
Redmi 5 Plus	90%	88%	86%
ความแม่นยำเฉลี่ย	93%	89.5%	88%

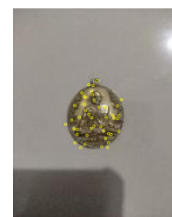
ตารางที่ 5 ผลการทดสอบด้วยฟังก์ชันถ่ายภาพที่ระยะ 8 เซนติเมตร

อุปกรณ์ทดสอบ	ด้านหน้า	ด้านหลัง	ด้านหน้า + ด้านหลัง
Poco x3 nfc	34%	38%	34%
Redmi 5 Plus	29%	35%	29%
ความแม่นยำเฉลี่ย	31.5%	36.5%	31.5%

จากตารางที่ 4 และตารางที่ 5 จะเห็นได้ว่าระยะถ่ายภาพมีผลกระทบต่อความแม่นยำอย่างชัดเจน ระยะ 4 เซนติเมตรให้ความแม่นยำรวม 88% ระยะ 8 เซนติเมตรให้ความแม่นยำเฉลี่ยลดลงเหลือเพียง 31.5% โดยมีสาเหตุอันเนื่องมาจาก ความละเอียดภาพที่ระยะ 8 ซม. รายละเอียดเหรียญจะเล็กลงและพร่ามัวมากขึ้น ทำให้ SIFT สามารถตรวจจับ keypoints ที่มีคุณภาพได้น้อยลงดังรูปที่ 8



(ก) ระยะถ่ายภาพ 4 ซม.



(ข) ระยะถ่ายภาพ 8 ซม.

รูปที่ 8 keypoint ของภาพถ่ายในระยะต่าง ๆ

ในการถ่ายภาพด้วย Poco x3 nfc ที่มีกล้องที่ให้ความละเอียดสูงกว่า จะมีค่าความถูกต้องที่มากกว่าสมาร์ทโฟนรุ่น Redmi 5 Plus ซึ่งในการถ่ายภาพที่มีระยะไกลมากขึ้น ความแตกต่างของกล้องจะเริ่มส่งผลต่อประสิทธิภาพมากขึ้น

จากผลการทดลองที่ผ่านมาสามารถวิเคราะห์ได้ดังนี้ SIFT จะมีประสิทธิภาพในสภาพแวดล้อมที่เหมาะสมซึ่งได้ความแม่นยำ 92% เมื่อใช้พื้นหลังที่ไม่มีลวดลาย และมีความคงที่ของผลลัพธ์ที่แสดงได้จากผลการทดสอบเหมือนกันบนอุปกรณ์ต่างรุ่น เมื่อใช้ชุดข้อมูลเดียวกัน แต่ยังคงพบปัญหา False Keypoints บนพื้นหลังมีลวดลายทำให้ความแม่นยำลดลงเหลือ 77% และมีความไวต่อระยะถ่ายภาพโดยความแม่นยำลดลงอย่างมากจาก 88% (ระยะ 4 ซม.) เหลือ 31.5% (ระยะ 8 ซม.) อีกทั้งยังมีความไวต่อความละเอียดภาพจากผลการทดสอบโดยกล้องที่มีความละเอียดต่างกันให้ผลลัพธ์แตกต่าง

การเปรียบเทียบระหว่าง CNN และ SIFT ในงาน image retrieval โดย Devi et al. [13] พบว่า CNN แสดงประสิทธิภาพที่เหนือกว่า SIFT อย่างมีนัยสำคัญในหลายกรณี โดยเฉพาะการจัดการกับภาพที่มีความซับซ้อนและการแปลงต่างๆ งานวิจัยของ Zheng et al. [14] ยืนยันว่า CNN features ได้แสดงประสิทธิภาพระดับ state-of-the-art ในงาน instance retrieval และมีความเหนือกว่า SIFT ในหลายด้าน อย่างไรก็ตาม การรวมเทคนิคทั้งสอง (SIFT-CNN) อาจเป็นทางเลือกที่ดีที่สุดเนื่องจากงานวิจัยของ Tsourounis et al. [15] แสดงให้เห็นว่า SIFT-CNN สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพประมาณ 4% เมื่อเปรียบเทียบกับ CNN ทัวไปและมีความทนทานต่อการหมุนในระดับท้องถิ่น ในขณะที่การศึกษา

ของ Yan et al. [16] สรุปว่า CNN และ SIFT มีบทบาทที่เสริมซึ่งกันและกันมากกว่าจะเป็นคู่แข่งกัน โดยการเลือกใช้เทคนิคที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับลักษณะของงานและข้อจำกัดด้านทรัพยากร แต่อย่างไรก็ตาม SIFT descriptors มีความรวดเร็วในการคำนวณเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการฝึก CNN ทำให้เหมาะสำหรับงานที่ไม่มีความซับซ้อน และมีความทนทานต่อ image transformation อีกทั้ง SIFT ยังไม่ต้องการข้อมูลฝึกฝนจำนวนมาก อีกทั้งยังประหยัดทรัพยากรในการคำนวณเนื่องจาก SIFT ไม่จำเป็นต้องมีการเทรนโมเดลเช่นเดียวกับ CNN

ดังนั้นงานวิจัยนี้ในอนาคตจะมีการปรับปรุงอัลกอริทึมเพื่อรองรับสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย เพิ่มความทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงระยะถ่ายภาพ และพิจารณาการใช้เทคนิคการประมวลผลภาพขั้นสูงเพื่อลดผลกระทบจากพื้นหลังที่ซับซ้อน เช่น การผสมผสานกันระหว่าง SIFT และ CNN (Convolutional Neural Network) และใช้ weighted voting โดยให้น้ำหนักเหรียญในด้านที่มีความแม่นยำสูงกว่า ในส่วนของฟังก์ชันถ่ายภาพบนแอปพลิเคชันจะมีการปรับปรุงในส่วนระยะถ่ายภาพที่เหมาะสมโดยมีกรอบเป็นไกด์ในการถ่ายภาพ และพัฒนาให้รองรับประเภทของเหรียญพระเครื่องให้มากยิ่งขึ้น

4. สรุป

งานวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบรู้จำเหรียญพระบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ โดยใช้เทคนิค SIFT สำหรับหา keypoint ของภาพ และ KNN สำหรับการจำแนกประเภทเหรียญพระ ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจำแนกเหรียญพระได้ 5 ประเภท โดยมีความถูกต้องในการทดสอบแบบแทรกภาพ 92% สำหรับพื้นหลังเรียบ และ 77% สำหรับพื้นหลังลวดลาย ส่วนความถูกต้องในการถ่ายภาพให้ผลลัพธ์ 88% ที่ระยะ 4 เซนติเมตร และ 31.5% ที่ระยะ 8 เซนติเมตร ข้อจำกัดหลักของระบบคือพื้นหลังที่มีลวดลายส่งผลกระทบต่อความแม่นยำ และระยะถ่ายภาพมีผลต่อคุณภาพการจำแนกอย่างมีนัยสำคัญ ผลการจำแนกเหรียญด้านหน้าให้ความแม่นยำสูงกว่าด้านหลัง

เอกสารอ้างอิง

- [1] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [2] J. Xu, G. Yang, Y. Liu and J. Zhong, "Coin Recognition Method Based on SIFT Algorithm," *2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, Changsha, China, 2017, pp. 229-233
- [3] W. Kitiyanan, *Thai Buddhist amulet recognition system*, M.S. thesis, Dept. Comput. Sci., Mahidol Univ., 2014.
- [4] T. Sauthananusuk and C. Charoenlarnnopparut, *Image-based Thai amulet recognition*, Ph.D. dissertation, Thammasat Univ., 2016.
- [5] P. Ubolkosold et al., "Development of Mobile Application for Thai Buddha Amulet Classification," *2023 20th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, Nakhon Phanom, Thailand, 2023, pp. 1-3
- [6] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967.
- [7] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York, NY, USA: Springer, 2006.
- [8] ทินวิธ ออนไลน์, "เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดพิบูลทอง," [ออนไลน์]. Available: <https://bit.ly/394iilA>. [Accessed: Jul. 3, 2025].
- [9] บริษัท ทำพระจันทร์ ดอกคอม จำกัด, "เหรียญสมเด็จพระนเรศวรมหาราช," [ออนไลน์]. Available: <https://bit.ly/2KBrDAO>. [Accessed: Jul. 3, 2025].
- [10] บริษัท พระเครื่องเมืองไทย จำกัด, "เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดสัทธิชัย," [ออนไลน์]. Available: <https://bit.ly/2LDuCPZ>. [Accessed: Jul. 3, 2025].
- [11] บริษัท พระเครื่องเมืองไทย จำกัด, "เหรียญหลวงพ่อบุญ วัดช้างให้," [ออนไลน์]. Available: <https://bit.ly/38wYi3E>. [Accessed: Jul. 3, 2025].
- [12] บริษัท พระเครื่องเมืองไทย จำกัด, "เหรียญนกกกล้าม หลวงพ่อบุญ วัดปราสาทเยอร์," [ออนไลน์]. Available: <https://bit.ly/2LGsdgE>. [Accessed: Jul. 3, 2025].
- [13] V. Devi, J. Baber, M. Bakhtyar, I. Ullah, W. Noor, and A. Basit, "Performance Evaluation of SIFT and Convolutional Neural Network for Image Retrieval," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 8, no. 12, pp. 522-528, 2017
- [14] Z. Zheng, L. Zheng, M. Garrett, Y. Yang, and Y.-D. Shen, "SIFT Meets CNN: A Decade Survey of Instance Retrieval," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 40, no. 5, pp. 1224-1244, May 2018
- [15] D. Tsourounis, D. Kastaniotis, C. Theoharatos, A. Kazantzidis, and G. Economou, "SIFT-CNN: When Convolutional Neural Networks Meet Dense SIFT Descriptors for Image and Sequence Classification," *Journal of Imaging*, vol. 8, no. 10, Art. no. 256, Oct. 2022
- [16] J. Yan, C. Thoma, and A. M. Martinez, "CNN vs. SIFT for Image Retrieval: Alternative or Complementary?" in *Proc. 24th ACM Int. Conf. Multimedia*, Amsterdam, Netherlands, 2016, pp. 407-411