



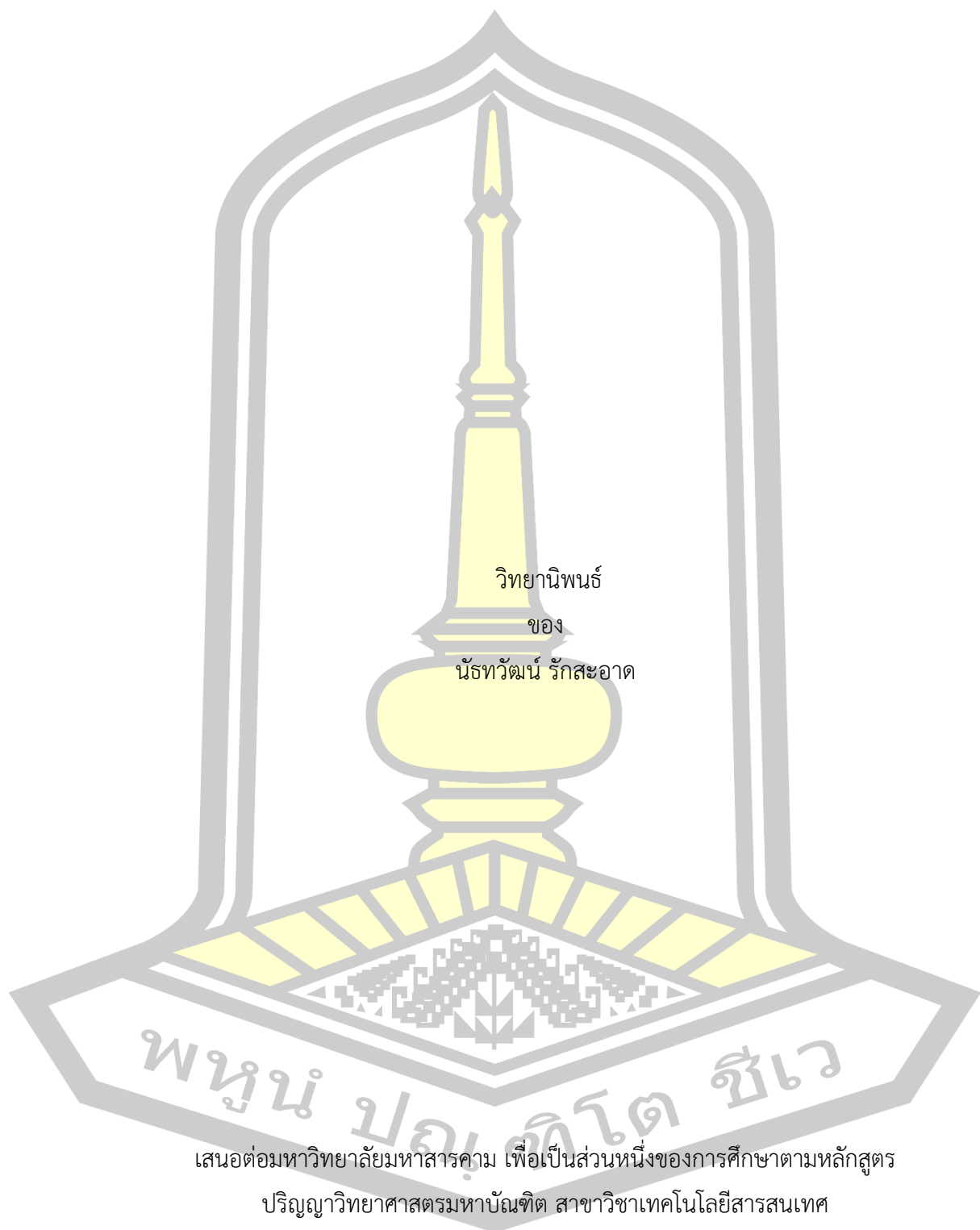
กระบวนการเพื่อการค้นคว้ารูปถ่ายลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย

วิทยานิพนธ์
ของ
นัธวัจน์ รักสะอาด

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
ปีการศึกษา 2561

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

กระบวนการเพื่อการค้นคว้ารูปถ่ายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย



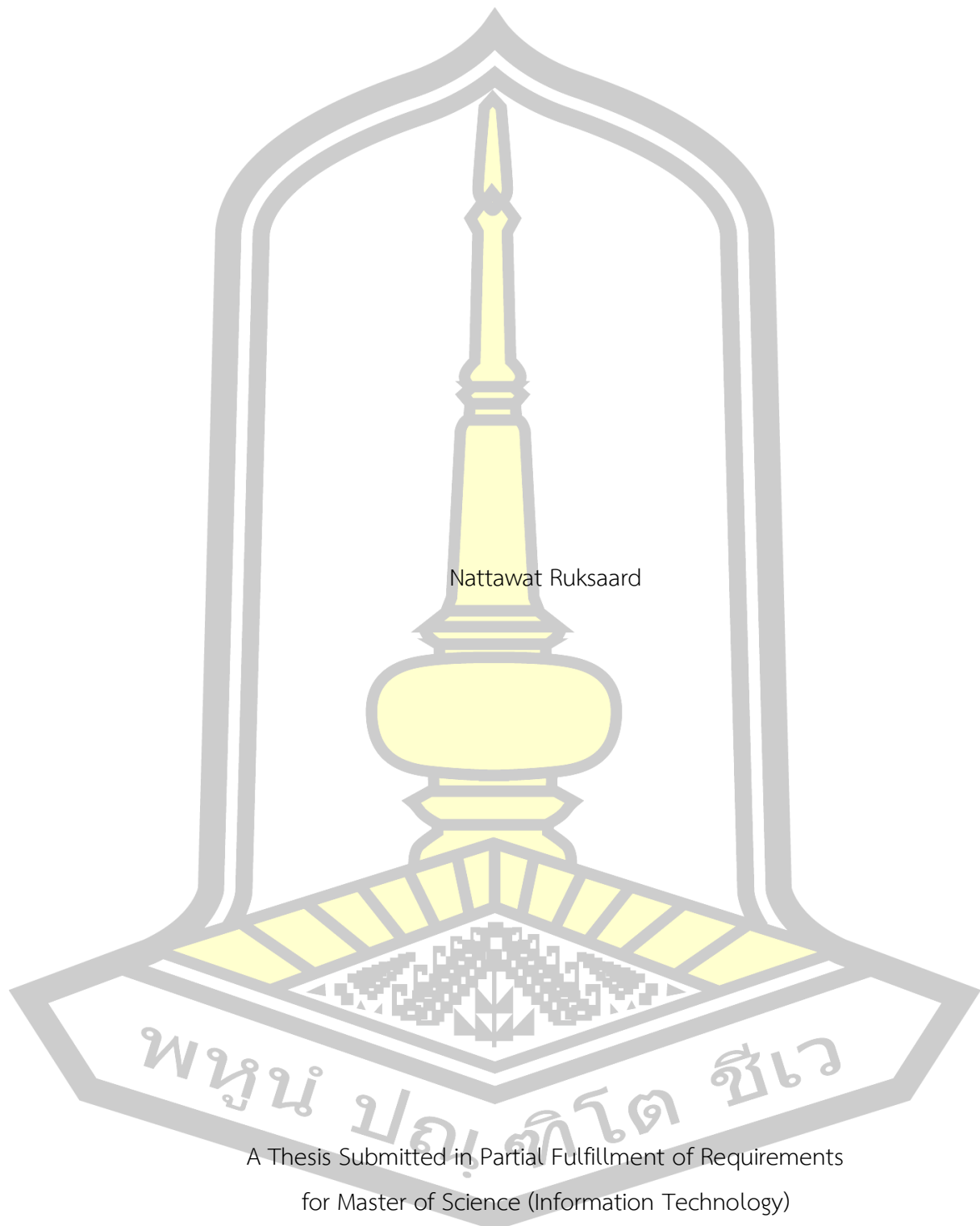
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา 2561

สงวนลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Methods of Silk Pattern Image Retrieval with Small Sample Sizes



Nattawat Ruksaard

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Science (Information Technology)

Academic Year 2018

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายณัฏฐวัฒน์ รักสะอาด
แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(ผศ. ดร. จันทิมา พลพินิจ)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. โอฬาริก สุรินทร์)

.....กรรมการ

(ดร. สาทิต แสงประดิษฐ์)

.....กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก

(รศ. ดร. สิทธิชัย บุขหมั่น)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ผศ. ดร. สุจิน บุตรดีสุวรรณ)

คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

.....
(ผศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วัน.....เดือน.....ปี.....

ชื่อเรื่อง กระบวนการเพื่อการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย
 ผู้วิจัย นัธวัฒน์ รักสะอาด
 อาจารย์ที่ปรึกษา ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. โอฬาริก สุรินตะ
 ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศ
 มหาวิทยาลัย มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ปีการศึกษา 2561

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีจุดประสงค์เพื่อนำเสนอกระบวนการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย โดยวิธีการตรวจหาจุดสนใจภาพร่วมกับการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ด้วยวิธี Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) และวิธีการสุ่มข้อมูลเพื่อหาความสอดคล้องของกลุ่มตัวอย่าง (Random Sample consensus: RANSAC) เปรียบเทียบระยะห่างของภาพลายผ้าไหมจากการวัดระยะทาง (Distance Measurement) ระหว่างจุดสนใจภาพลายผ้าไหมในแต่ละรอบ เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) สำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมไทย วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ถูกนำมาเพื่อเปรียบเทียบในการสร้างข้อมูลลักษณะพิเศษ ประกอบด้วย วิธี Histogram of Oriented Gradients (HOG) และวิธี SIFT ดังนั้น ข้อมูลลักษณะพิเศษจะถูกส่งไปเพื่อคำนวณร่วมกับวิธี K-Nearest Neighbor (KNN) และวิธี Support Vector Machine โครงสร้างของวิธี CNN ที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วยโครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet สำจากการทดลองพบว่า วิธีการตรวจหาจุดสนใจที่นำเสนอมีอัตราการค้นคืนสูงสุดโดยเฉลี่ยเท่ากับ 95.69% ใน Top-1 และวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่เมื่อนำไปคำนวณร่วมกับวิธี KNN มีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี CNN

คำสำคัญ : การตรวจหาจุดสนใจภาพ, วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่, อัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้สุด k ตัว, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

TITLE	Methods of Silk Pattern Image Retrieval with Small Sample Sizes		
AUTHOR	Nattawat Ruksaard		
ADVISORS	Assistant Professor Olarik Surinta , Ph.D.		
DEGREE	Master of Science	MAJOR	Information Technology
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2018

ABSTRACT

The objective of this research was to present a process of retrieving Thai silk pattern images with small sample size using keypoint detection and local feature descriptor techniques through Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) and Random Sample Consensus (RANSAC). This research also compared the distance measurement between keypoints of Thai silk pattern images in each round, the effectiveness between local feature descriptor techniques and convolutional neural networks (CNN) for retrieving Thai silk pattern images. Local feature descriptor techniques including Histogram of Oriented Gradients (HOG) and SIFT were compared to create local feature data. Therefore, local feature data would be sent for calculation together with K-Nearest Neighbour (KNN) and Support Vector Machine. CNN structure used in this experiment consisted of LeNet-5 and AlexNet. The results showed that the proposed keypoint detection technique had the highest retrieving rate at 95.69% in Top-1. The integrated use of local feature descriptor techniques and KNN could yield higher effectiveness than CNN.

Keyword : keypoint detection, local descriptor technique, k-nearest neighbour, support vector machine, deep learning, convolutional neural networks

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยการให้ความช่วยเหลือแนะนำของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.โอฬาริก สุรินตะ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำแนะนำ ข้อคิดเห็น ตรวจสอบ และแก้ไข วิทยานิพนธ์มาโดยตลอด

ขอขอบคุณ ศูนย์ OTOP บ้านหนองเขื่อนช้าง ตำบลท่าสองคอน อำเภอเมืองมหาสารคาม จังหวัดมหาสารคาม ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลและเก็บตัวอย่างภาพลายผ้าไหม เพื่อนำมาใช้ในการ ทดลอง

ท้ายนี้ ผู้เขียนขออน้อมรำลึกถึงอำนาจบารมีของคุณพระศรีรัตนตรัย และสิ่งศักดิ์สิทธิ์ทั้งหลายที่ อยู่ในสากลโลก อันเป็นที่พึ่งให้ผู้เขียนมีสติปัญญาในการจัดทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ผู้เขียน ขอให้เป็นกตเวทิตาแด่บิดา มารดา ครอบครัวของผู้เขียน ตลอดจนผู้เขียนหนังสือ และบทความต่าง ๆ ที่ ให้ความรู้แก่ผู้เขียนจนสามารถทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

นัธวัธน์ รักสะอาด



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญภาพ.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 ความสำคัญของการวิจัย.....	2
1.4 คำถามที่ได้จากการวิจัย / สมมติฐานการวิจัย.....	3
1.5 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.6 ผลที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยครั้งนี้.....	5
1.7 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 ศิลปะการทอผ้าไทย.....	8
2.2 ประเภทของการค้นคืนรูปภาพ.....	9
2.3 การค้นคืนรูปภาพผ้าไหมด้วยวิธี Scale-Invariant Features Transform.....	10
2.4 การค้นคืนภาพผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ (Local Descriptor) และ การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning).....	13
2.5 การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning).....	20

2.6 อัลกอริทึมลดจำนวนจุดสนใจภาพ (Random sample consensus: RANSAC).....	22
2.7 การวัดประสิทธิภาพ (Performance Measurement)	23
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Work).....	25
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	27
3.1 ชุดข้อมูลรูปภาพที่ใช้การวิจัย (Image Dataset)	27
3.2 การค้นคืนลายผ้าไหมด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะเฉพาะพื้นที่	29
3.3 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมระหว่างเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก และการเรียนรู้ของเครื่องจักร	44
บทที่ 4 ผลการศึกษา.....	46
4.1 เครื่องมือและข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง	46
4.2 วิธีการทดลองการทดลอง.....	46
4.3 ตัวอย่างภาพการทดลองค้นคืนภาพลายผ้าไหม.....	48
4.4 ผลการทดลองประสิทธิภาพของอัลกอริทึม.....	63
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	68
5.1 การแก้ปัญหาในงานวิจัย	68
5.2 สรุปผลการวิจัย	69
5.4 อภิปรายผล.....	70
5.4 ข้อเสนอแนะ และงานวิจัยในอนาคต	70
บรรณานุกรม.....	72
ภาคผนวก.....	78
ภาคผนวก ก บทความวิจัย	79
ภาคผนวก ข ชุดข้อมูลลายผ้าไหมที่ใช้ในงานวิจัย.....	97
ประวัติผู้เขียน	108

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างค่าระยะทางระหว่าง Keypoint	35
ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างค่าระยะทางหลังจากการใช้วิธี RANSAC	36
ตารางที่ 3.3 ค่าเฉลี่ย Distance ระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset.....	37
ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างเปรียบเทียบความเหมือนภาพจากค่าเฉลี่ยของ Feature Vector ด้วย KNN..	43
ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมชุดข้อมูล Silk-E	64
ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบการค้นคืนภาพลายผ้าไหมกับชุดข้อมูล Silk-H.....	65
ตารางที่ 4.3 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหม ด้วยโครงสร้าง LeNet-5 แบบ Avg-pool.....	66
ตารางที่ 4.4 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหม ด้วยโครงสร้าง LeNet-5 แบบ Max-pool....	66
ตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหมกับชุดข้อมูล Silk-E โดยใช้โครงสร้าง AlexNet	66
ตารางที่ 4.6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม โดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ร่วมกับ SVM และการเรียนรู้เชิงลึก	67

พูน ปณ จิตโต ชีเว

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพประกอบที่ 1.1 ภาพลายผ้าไหมที่มีความคล้ายคลึงกัน ก) ลายสร้อยดอกหมาก	1
ภาพประกอบที่ 2.1 แสดงความแตกต่างของภาพที่ระดับการเบลอต่างกัน	11
ภาพประกอบที่ 2.2 แสดงการหา Deference of Gaussian ในแต่ละชั้นของแต่ละรอ.....	12
ภาพประกอบที่ 2.3 คอร์แนลฟิวเตอร์ของแกน x และแกน y.....	14
ภาพประกอบที่ 2.4 แสดงการกำหนด bin กับทิศทาง 0-360 องศา	15
ภาพประกอบที่ 2.5 แสดงการซ้อนทับกันของบล็อก	15
ภาพประกอบที่ 2.6 วิธีการ Convolution ด้วยการคำนวณ dot product.....	17
ภาพประกอบที่ 2.7 การทำ max pooling ขนาด 2x2 filter และ stride 2.....	17
ภาพประกอบที่ 2.8 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม a) สถาปัตยกรรม LeNet-5	18
ภาพประกอบที่ 2.9 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม a) สถาปัตยกรรม AlexNet	19
ภาพประกอบที่ 2.10 การสร้างเส้นระนาบเกินแบ่งระหว่าง 2 กลุ่ม.....	20
ภาพประกอบที่ 2.11 การจำแนกด้วยอัลกอริทึม KNN	21
ภาพประกอบที่ 2.12 5-fold cross-validation	23
ภาพประกอบที่ 2.13 ตาราง Confusion Matrix	24
ภาพประกอบที่ 3.1 ชุดลายผ้าไหมแบบง่ายจำนวน 10 ลาย.....	27
ภาพประกอบที่ 3.2 ชุดลายผ้าไหมแบบยากจำนวน 10 ลาย	28
ภาพประกอบที่ 3.3 ตัวอย่างการ Crop รูปภาพลายผ้าไหมเพื่อใช้เป็น Test Set ก) เป็นรูปภาพ ต้นฉบับ (Original Image ข) เป็นรูปภาพการ Crop 30% รูปภาพต้นฉบับ....	28
ภาพประกอบที่ 3.4 การเปรียบเทียบลายผ้าไหมด้วยวิธี SIFT	29
ภาพประกอบที่ 3.5 การเปรียบเทียบลายผ้าไหมด้วยวิธี SIFT+RANSAC	29
ภาพประกอบที่ 3.6 ระบบการค้นคืนลายผ้าไหมด้วย Keypoint	30
ภาพประกอบที่ 3.7 แสดงการใช้ σ ที่แตกต่างกัน	31

ภาพประกอบที่ 3.8 แสดงผลลัพธ์จากการทำ Deference of Gaussian	31
ภาพประกอบที่ 3.9 ตัวอย่างจุด Keypoint	32
ภาพประกอบที่ 3.10 ตัวอย่างจุด Keypoint บนรูปภาพลายผ้าไหม	33
ภาพประกอบที่ 3.11 ตัวอย่าง Keypoint ที่จับคู่กัน ระหว่างภาพ Query Image	34
ภาพประกอบที่ 3.12 Matching Keypoints ร่วมกับ RANSAC.....	36
ภาพประกอบที่ 3.13 ความเหมือนความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหม โดยจัดอันดับตาม Top 1-3.....	37
ภาพประกอบที่ 3.14 การสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยอัลกอริทึม HOG	38
ภาพประกอบที่ 3.15 ตัวอย่าง Feature Vector อัลกอริทึม HOG	39
ภาพประกอบที่ 3.16 การสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยอัลกอริทึม SIFT	39
ภาพประกอบที่ 3.17 ตัวอย่าง Feature Vector อัลกอริทึม SIFT	40
ภาพประกอบที่ 3.18 ระบบการค้นคืนลายผ้าไหมด้วยวิธี HOG และ SIFT	40
ภาพประกอบที่ 3.19 การแบ่งภาพแบบ Grid ขนาด 2 x 2	41
ภาพประกอบที่ 3.20 ตัวอย่างคุณลักษณะพิเศษภาพในแต่ละ Block ของ Grid	42
ภาพประกอบที่ 3.21 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยระหว่าง Feature Vector ของรูปภาพลายผ้าไหม	42
ภาพประกอบที่ 3.22 ตัวอย่างความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหมด้วยค่า Distance โดยเรียงตาม Top1-3	43
ภาพประกอบที่ 3.23 ผลลัพธ์จากการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม ลายกุญแจใจ.....	44
ภาพประกอบที่ 3.24 ระบบการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมด้วยวิธี HOG และ SIFT ร่วมกับ SVM..	45
ภาพประกอบที่ 4.1 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับจั่ว จากชุดข้อมูล Silk-E.....	49
ภาพประกอบที่ 4.2 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับจั่ว จากชุดข้อมูล Silk-H	49
ภาพประกอบที่ 4.3 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนกยูง จากชุดข้อมูล Silk-E	50
ภาพประกอบที่ 4.4 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนกยูง จากชุดข้อมูล Silk-H.....	51
ภาพประกอบที่ 4.5 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับหนาม จากชุดข้อมูล Silk-E	52
ภาพประกอบที่ 4.6 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับหนาม จากชุดข้อมูล Silk-H.....	52

ภาพประกอบที่ 4.7 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกุญแจใจ จากชุดข้อมูล Silk-E	53
ภาพประกอบที่ 4.8 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกุญแจใจ จากชุดข้อมูล Silk-H.....	54
ภาพประกอบที่ 4.9 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายน้ำฟ้าคาดทอง จากชุดข้อมูล Silk-E.....	55
ภาพประกอบที่ 4.10 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายน้ำฟ้าคาดทอง จากชุดข้อมูล Silk-H...	55
ภาพประกอบที่ 4.11 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนาคน้อย จากชุดข้อมูล Silk-E.....	56
ภาพประกอบที่ 4.12 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนาคน้อย จากชุดข้อมูล Silk-H	57
ภาพประกอบที่ 4.13 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายน้ำตะขอ จากชุดข้อมูล Silk-E	58
ภาพประกอบที่ 4.14 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายตะขอ จากชุดข้อมูล Silk-H	58
ภาพประกอบที่ 4.15 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายสร้อยดอกหมาก จากชุดข้อมูล Silk-E	59
ภาพประกอบที่ 4.16 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายสร้อยดอกหมาก จากชุดข้อมูล Silk-H.....	60
ภาพประกอบที่ 4.17 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหมลายสร้อยดอกหมากเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-E	61
ภาพประกอบที่ 4.18 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหมลายสร้อยดอกหมากเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-H.....	61
ภาพประกอบที่ 4.19 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายไข่มดแดง จากชุดข้อมูล Silk-E.....	62
ภาพประกอบที่ 4.20 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายไข่มดแดง จากชุดข้อมูล Silk-H	63



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

มหาวิทยาลัยมหาสารคามได้จัดตั้งศูนย์นวัตกรรมใหม่เพื่อให้เป็นแหล่งวิจัยและพัฒนาทางด้านหม่อนไหม ทำให้เป็นแหล่งรวบรวมข้อมูลและเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้องกับการผลิตรังไหม อีกทั้งยังเป็นสถานที่ถ่ายทอดองค์ความรู้และเทคโนโลยีไปสู่ภาคเกษตรกรรม และภาคอุตสาหกรรมที่เกี่ยวข้อง ส่งผลให้สามารถเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันทั้งทางด้านการผลิตหม่อนไหมและพัฒนาผลิตภัณฑ์ [1] สำหรับการผลิตผ้าไหม ผู้ผลิตต้องออกแบบลายผ้าไหมให้มีความเป็นเอกลักษณ์และมีลวดลายที่สวยงามเพื่อให้เป็นที่จดจำสำหรับผู้พบเห็น ศูนย์นวัตกรรมใหม่ได้เล็งเห็นความสำคัญของการออกแบบลวดลายที่ปรากฏบนผ้าไหม จึงได้เก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับผ้าไหม นอกจากนี้ยังมีลวดลายผ้าไหมใหม่ ๆ ออกมาจำหน่ายเป็นจำนวนมาก จึงส่งผลให้ไม่สามารถจดจำลายผ้าไหมได้ หรืออาจทำให้เกิดความเข้าใจผิดว่าเป็นลายผ้าไหมเดียวกัน เพราะลายผ้าไหมอาจมีความเหมือนและใกล้เคียงกันมาก ดังภาพประกอบที่ 1.1



ก)



ข)



ค)

ภาพประกอบที่ 1.1 ภาพลายผ้าไหมที่มีความคล้ายคลึงกัน ก) ลายสร้อยดอกหมาก

ข) ลายสร้อยดอกหมากเล็ก และ ค) ลายกระจับหนาม

ผู้วิจัยได้เล็งเห็นถึงปัญหาที่เกิดขึ้นจากการที่มีจำนวนลายผ้าไหมจำนวนมากขึ้นเรื่อย ๆ อาจส่งผลต่อบุคคลที่ไม่เชี่ยวชาญทางด้านผ้าไหมทำให้เกิดความผิดพลาดในการจดจำ และระบุชื่อลวดลายผ้าไหม จึงได้นำเสนอเทคนิคทางด้านการประมวลผลภาพ (Image Processing) และการเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning) เข้ามาเพื่อช่วยในการค้นภาพลายผ้าไหมเพื่อทำให้เกิดความถูกต้องและรวดเร็วต่อการค้นคืนรูปภาพ (Image Retrieval) ลายผ้าไหม ในงานวิจัยของ เจษฎา โพน

แก้ว [2] ได้ศึกษาและพัฒนาระบบค้นคืนภาพด้วยเนื้อหาภาพผ่านโทรศัพท์มือถือด้วยวิธี Speed-up Robust Features (SURF) สำหรับคำนวณจุดสนใจบนลายผ้า และอัลกอริทึมเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตัว (k-Nearest Neighbor: kNN) เพื่อประมาณค่าความเหมือนกับกลุ่มตัวอย่างผ้า ในงานวิจัยชิ้นนี้ ประเมินประสิทธิภาพการทำงานของระบบโดยใช้ คอนฟิวชันเมตริกซ์ (Confusion Matrix) พบว่ามี ค่าความแม่นยำเฉลี่ยเท่ากับ 88.34 เปอร์เซ็นต์ เห็นได้ว่างานวิจัยดังกล่าวเป็นการศึกษาใช้อัลกอริทึม เพียงตัวเดียวในการทดลองสำหรับการเลือกใช้จุดสนใจบนลายผ้ามาทำการค้นคืนและไม่ได้ทดลอง ร่วมกับอัลกอริทึมอื่น ๆ

งานวิจัยฉบับนี้ เป็นทดลองการค้นคืนรูปภาพโดยใช้จำนวนตัวอย่างลายผ้าใหม่ (Small Sample Sizes) จำนวน 10 ลวดลาย โดยใช้เพียงลวดลายละ 30 รูปภาพ รวมเป็นจำนวน 300 รูปภาพ เพื่อทดสอบสมมติฐานที่ว่า การที่มีจำนวนตัวอย่างน้อยจะส่งผลให้กระบวนการค้นคืนภาพมี อัตราการค้นคืนรูปภาพที่ต่ำ เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ (Training) มีไม่เพียงพอในการระบุ ความแตกต่างของตัวอย่างรูปภาพ กระบวนการค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ที่น่าสนใจในงานวิจัยนี้ เริ่ม จากนำรูปภาพที่ต้องการค้นคืน (Query Image) และรูปภาพจากฐานข้อมูลที่ต้องการเปรียบเทียบที่ อยู่ในระบบสี RGB มาแปลงเป็นภาพระดับสีเทา (Gray Scale Image) และนำไปคำนวณหาจุดสนใจ (Keypoint) จากนั้นนำ Keypoint จากทั้ง 2 รูปภาพไปคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษ (Feature Extraction) เพื่อใช้เป็นตัวแทนของแต่ละ Keypoint จากนั้นนำเวกเตอร์คุณลักษณะพิเศษ (Feature Vector) จับคู่ (Matching) โดยใช้วิธีการวัดจากระยะทาง (Distance Measurement) จากเวกเตอร์ คุณลักษณะ ที่สกัดจาก Keypoint ในขั้นตอนสุดท้าย ใช้อัลกอริทึม Random Sample Consensus (RANSAC) [3] เพื่อการหาจุดสนใจที่ดีที่สุดที่อยู่บนรูปภาพ จากการใช้ฟังก์ชันการคำนวณระยะทาง (Distance Function) ทำให้รูปภาพที่มีค่าที่ต่ำที่สุดคือรูปภาพที่ความเหมือนกันมากที่สุด

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อนำเสนอกระบวนการในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้ เป็นการศึกษาเพื่อหาเทคนิคการและวิธีการค้นคืนลายผ้าใหม่ ซึ่งเป็นการนำ เทคนิคการประมวลผลภาพและการเรียนรู้เชิงลึกเข้ามาช่วยในการสร้างต้นแบบการค้นคืนรูปภาพลาย ผ้าใหม่ โดยเป็นการค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ที่มีตัวอย่างน้อย เพื่อให้สามารถค้นคืนรูปภาพลายผ้า ใหม่ได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ อีกทั้งยังเป็นแนวทางในการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับการพัฒนาระบบ

ค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมในอนาคต เพื่อให้เกิดความรู้ ความเข้าใจ ในการนำเทคนิคการประมวลผลภาพเข้ามาใช้ในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม และเป็นประโยชน์ต่อการอนุรักษ์ลวดลายผ้าไหมไทย

1.4 คำถามที่ได้จากการวิจัย / สมมติฐานการวิจัย

การนำรูปภาพลายผ้าไหมมาผ่านการประมวลผลภาพ เพื่อใช้สำหรับการค้นคืนลายผ้าไหม เป็นเรื่องที่ท้าทาย เนื่องจากลวดลายในผ้าไหมมีความคล้ายคลึงกันมาก อีกทั้งมีรายละเอียดของแต่ละลวดลายค่อนข้างมีความซับซ้อน บางลวดลายเป็นส่วนย่อยของอีกหนึ่งลาย ลวดลายผ้าไหมนั้นไม่ระบุตายตัวแต่จะมีรูปแบบ (Pattern) ที่เป็นเอกลักษณ์ในแต่ละลวดลาย โดยชื่อลวดลายผ้าไหมถูกตั้งโดยกลุ่มของผู้ทอผ้าในเขตพื้นที่นั้น ๆ เช่น จังหวัดมหาสารคามจะมีลายผ้าไหมขึ้นชื่อคือ ลายสร้อยดอกหมาก เป็นต้น

จากที่กล่าวมาข้างต้น จึงเกิดข้อคำถามที่น่าสนใจในงานวิจัย โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือการนำเสนอกระบวนการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมจากตัวอย่างที่มีจำนวนน้อย มุ่งเน้นกระบวนการค้นคืนด้วยวิธีการหาจุดสนใจ (Keypoint) ร่วมกับ RANSAC จากรูปภาพเป็นหลัก โดยมีข้อคำถามจากงานวิจัย (Research Question) ที่น่าสนใจ ดังนี้

1.4.1 เทคนิคที่ใช้ในการค้นหา Keypoint บนรูปภาพสามารถที่จะนำมาใช้ในการค้นหา Keypoint ที่ปรากฏบนรูปภาพลวดลายผ้าไหมเมื่อนำมาทำงานร่วมกับ RANSAC แล้ว Keypoint สามารถนำไปใช้เป็นตัวแทนในการเปรียบเทียบความเหมือน (Similarity) ของรูปภาพผ้าไหมได้หรือไม่ และผลลัพธ์ที่ได้จากการค้นคืนรูปภาพจะมีประสิทธิภาพมากน้อยเพียงใด

1.4.2 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมระหว่างเทคนิคที่ใช้ Keypoint และแบบตาราง (Grid) และทั้งสองเทคนิคเหมาะสมกับข้อมูลในลักษณะแบบไหน

1.5 ขอบเขตของการวิจัย

1.5.1 นำเสนอเทคนิคเพื่อการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างที่มีจำนวนจำกัด ซึ่งมีขอบเขต ดังต่อไปนี้

1.5.1.1 นำรูปภาพที่ต้องการค้นคืน (Retrieve/Unknown Image) ไปเปรียบเทียบกับรูปภาพลายผ้าไหมทั้งหมด (Reference Image) ที่อยู่ในระบบค้นคืนผลิตภัณฑ์ผ้าไหม โดยระบบจะค้นคืนและแสดงรูปภาพลายผ้าไหมที่ใกล้เคียงกับ Unknown Image มากที่สุด

1.5.1.2 รูปภาพ Unknown Image และ Reference Image จะถูกนำไปคำนวณเพื่อหา Keypoint ซึ่ง Keypoint ทั้งหมดในแต่ละรูปภาพจะถูกใช้เพื่อเป็นตัวแทนของรูปภาพ

1.5.1.3 นำ Keypoint ของรูปภาพทั้งหมดไปคำนวณเพื่อคัดจุดที่อยู่นอกความสนใจออก ด้วยวิธี Random Sample Consensus (RANSAC)

1.5.1.4 นำพื้นที่ที่สนใจ (Regions of Interest: ROI) บริเวณรอบ Keypoint ไปคำนวณเพื่อหาคุณลักษณะพิเศษ (Feature Extraction) ด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษแบบเฉพาะพื้นที่ (Local Descriptor) ด้วยวิธี Scale-Invariant Features Transform (SIFT)

1.5.1.5 คุณลักษณะพิเศษ (Feature Descriptor: FD) ที่ได้จาก Unknown Image จะถูกนำมาคำนวณเพื่อเปรียบเทียบกับ FD ที่ได้จาก Reference Image โดยรูปภาพ Unknown Image จะถูกจับคู่ (Matching) กับรูปภาพใน Reference Image เพื่อหาค่าที่ใกล้เคียง (Similarity) กันมากที่สุด

1.5.2 เปรียบเทียบการค้นคืนรูปภาพผ้าไหมด้วยวิธี Local Descriptor ประกอบด้วยวิธี SIFT และ Histogram Oriented Gradients (HOG) โดยคุณลักษณะพิเศษจะถูกคำนวณจากพื้นที่บริเวณรอบ Keypoint และคำนวณจากวิธีแบบตาราง (Grid) จากนั้นนำ FD ไปเปรียบเทียบเพื่อหารูปภาพที่มีความคล้ายคลึงที่สุดด้วยวิธี K-Nearest Neighbor (KNN) โดยกำหนดให้ K มีค่าเท่ากับ 1

1.5.3 เปรียบเทียบการค้นคืนด้วยวิธี Local Descriptor กับการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ประกอบด้วย

1.5.3.1 วิธี Local Descriptor ที่ใช้ในการทดลอง ประกอบด้วยวิธี SIFT และ HOG โดยใช้วิธี Support Vector Machine (SVM) ในการสร้างโมเดล (Model) และจำแนกข้อมูล

1.5.3.2 วิธี Deep Learning ที่ใช้ในการทดลองเป็นวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet

1.5.4 รูปภาพลายผ้าไหมที่ใช้ในงานวิจัย เป็นรูปภาพลายผ้าไหมจำนวนทั้งสิ้น 10 ลาย ประกอบด้วย ลายกระจับจั่ว ลายนกยูง ลายกระจับหนาม ลายกุญแจใจ ลายน้ำฟ้าคาดทอง ลายนาคน้อย ลายตะขอ ลายสร้อยดอกหมาก ลายสร้อยดอกหมากเล็ก และลายไข่มดแดง เก็บรวบรวมเป็นชุดข้อมูลรูปภาพลายผ้าไหมแบบง่าย และแบบยาก ลายละ 30 รูปภาพ รูปภาพที่ใช้ในงานวิจัยมีจำนวน 300 รูปภาพต่อชุด โดยกำหนดให้รูปภาพมีขนาดอย่างน้อย 450x650 พิกเซล (Pixel) ชนิดรูปภาพเป็นแบบ PNG หรือ JPG รูปภาพลายผ้าไหมที่นำใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ เป็นรูปภาพลายผ้าไหมลายเดียว ที่มีการตัดกรอบ (Crop) รูปภาพลายผ้าไหมให้มีความชัดเจนของลายอย่างน้อย 65% ของรูปภาพผ้าไหม โดยแต่ละลายจะเก็บรวบรวมรูปภาพลายผ้าไหมที่มีมุมมองแตกต่างกันออกไป

1.6 ผลที่คาดว่าจะได้รับจากงานวิจัยครั้งนี้

เทคนิคในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย

1.7 นิยามศัพท์เฉพาะ

1.7.1 กลุ่มตัวอย่างน้อย (Small Sample Sizes) หมายถึงกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูลลายผ้าไหมที่ถูกนำมาใช้งานวิจัยนี้มีจำนวนน้อย เช่น ลายผ้าไหม 1 ลาย ประกอบด้วย 30 รูปภาพ ซึ่งอาจส่งผลให้มีอัตราการค้นคืน และการจำแนกรูปภาพที่ต่ำ

1.7.2 การประมวลผลภาพ (Image Processing) หมายถึง การนำภาพมาประมวลผลหรือคิดคำนวณด้วยคอมพิวเตอร์ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ เช่น การทำให้ภาพมีความคมชัดมากขึ้น การกำจัดสัญญาณรบกวนออกจากภาพ การแบ่งส่วนของวัตถุที่สนใจออกจากภาพ จากนั้นนำไปวิเคราะห์ เพื่อใช้ประโยชน์ในงานด้านต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น การรู้จำลายนิ้วมือ และการจำแนกกลุ่มของรูปภาพ เป็นต้น

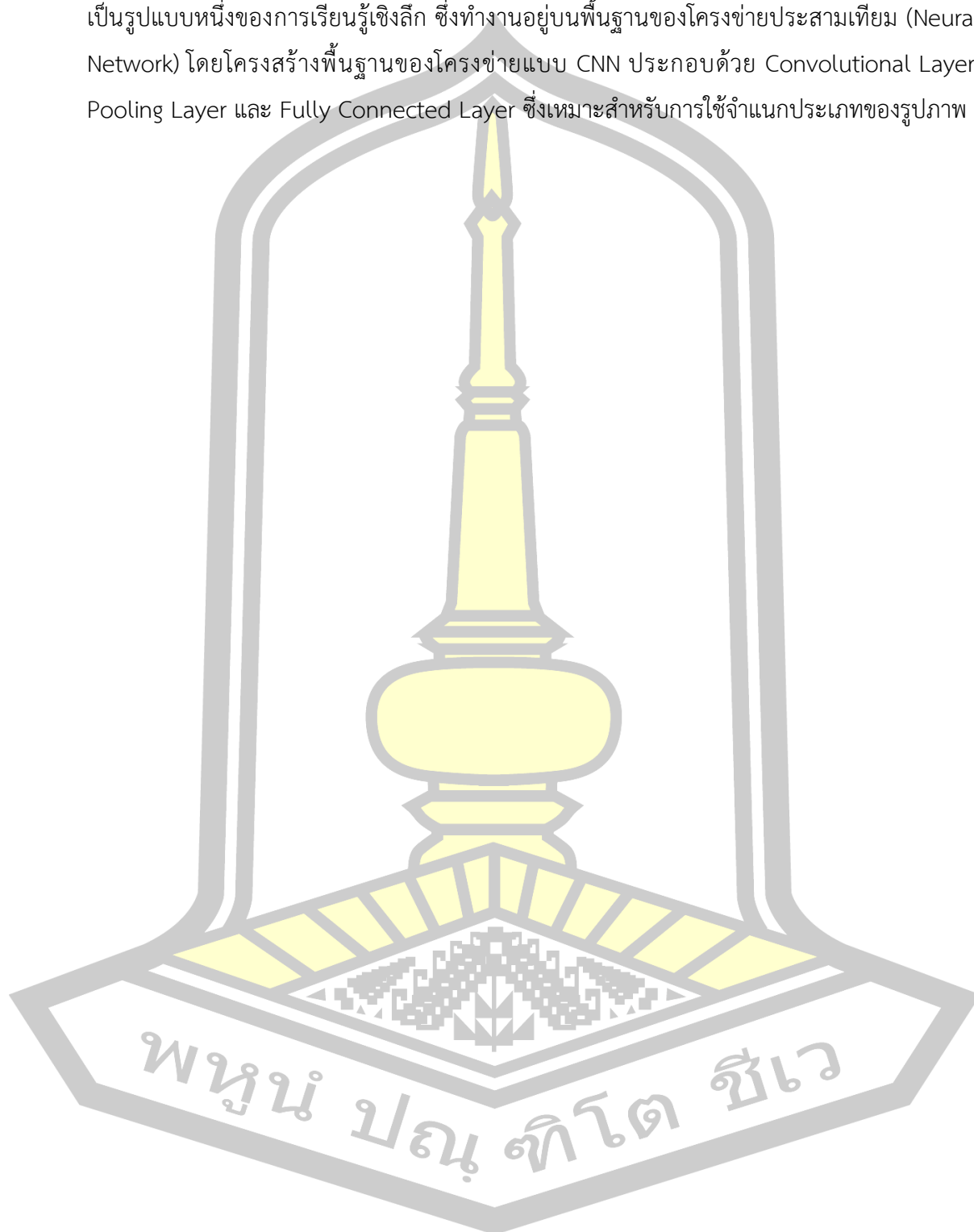
1.7.3 คุณลักษณะพิเศษ (Feature Descriptor) เป็นข้อมูลได้จากการคำนวณ หรือสกัดออกมาจากรูปภาพ เช่น สี (Color) ลวดลาย (Texture) รูปทรง (Shape) และวัตถุที่ปรากฏอยู่บนรูปภาพ เป็นต้น โดยการหาคุณลักษณะพิเศษอาจใช้เทคนิคการประมวลผลภาพเข้ามาช่วยในการคำนวณ ได้แก่วิธี Histogram of Oriented Gradient (HOG) และ Scale Invariant Feature Transform (SIFT) เป็นต้น

1.7.4 จุดสนใจ (Keypoint) หมายถึงจุดเด่นที่ปรากฏในรูปภาพ ได้มาจากการคำนวณด้วยเทคนิคการประมวลผลภาพ นำมาใช้เป็นตัวแทนของรูปภาพนั้น ๆ เพื่อเป็นตัวบ่งชี้เอกลักษณ์ของจุดภาพ โดยที่ Keypoints จะไม่มีการเปลี่ยนแปลง แม้ว่าจะย่อ ขยายขนาด หรือหมุนภาพ

1.7.5 การเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning) เป็นการทำให้คอมพิวเตอร์สามารถจดจำ และเรียนรู้ โดยอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่เป็นจำนวนมาก โดยใช้อัลกอริทึมที่แตกต่างกันออกไป เช่น Support Vector Machine (SVM), Neural Network และ K-Nearest Neighbor ซึ่งทำให้คอมพิวเตอร์สามารถตัดสินใจข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยได้เห็นมาก่อน

1.7.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) คือ อัลกอริทึมที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อการเรียนรู้เครื่องจักรหรือเครื่องคอมพิวเตอร์ พื้นฐานของการเรียนรู้เชิงลึกคือ พยายามสร้างแบบจำลองเพื่อแทนความหมายของข้อมูลในระดับสูงโดยการสร้างสถาปัตยกรรมข้อมูลขึ้นมาที่ประกอบไปด้วยโครงสร้างย่อย ๆ หลายอัน ในการสร้างแบบจำลองเพื่อแทนความหมายของข้อมูลในระดับสูง

1.7.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เป็นรูปแบบหนึ่งของการเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งทำงานอยู่บนพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) โดยโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายแบบ CNN ประกอบด้วย Convolutional Layer, Pooling Layer และ Fully Connected Layer ซึ่งเหมาะสำหรับการใช้จำแนกประเภทของรูปภาพ



บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการศึกษา ค้นหาและพัฒนาเทคนิคการค้นคืนลายผ้าไหม ซึ่งทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้แก่ ศิลปะการทอผ้าไหมไทย วิธีการหาจุดสนใจ ลักษณะพิเศษของภาพเฉพาะพื้นที่ การเปรียบเทียบความเหมือน การวัดประสิทธิภาพการค้นคืน งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง แสดงรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1 ศิลปะการทอผ้าไทย

2.2 ประเภทของการค้นคืนรูปภาพ

2.2.1 กระบวนการค้นคืนภาพตามเนื้อหาสาระ (Content Based Image Retrieval: CBIR)

2.2.2 การแทนคำอธิบายรูปภาพ (Annotation)

2.2.3 การใส่คำอธิบายภาพแบบอัตโนมัติ (Automatic Image Annotation)

2.3 การค้นคืนรูปภาพผ้าไหมด้วยวิธี Scale-Invariant Features Transform

2.3.1 การหาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทาง (Scale Space)

2.3.2 การกำหนดตำแหน่งจุดสนใจ (Keypoint Localization)

2.3.3 การกำหนดทิศทางของจุดสนใจ (Orientation Assignment)

2.3.4 การอธิบายจุดสนใจ (Keypoint Description)

2.4 การค้นคืนภาพผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก

2.4.1 Histogram of Oriented Gradients (HOG)

2.4.2 Scale-Invariant Features Transform (SIFT)

2.4.3 โครงสร้างแบบ LeNet-5 (LeNet-5 Architecture)

2.4.4 โครงสร้างแบบ AlexNet (AlexNet Architecture)

2.5 การเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning)

2.5.2 Support Vector Machine (SVM)

2.5.3 k-Nearest Neighbor Algorithm (kNN)

2.6 อัลกอริทึมลดจำนวนจุดสนใจ (Random sample consensus: RANSAC)

2.7 การวัดประสิทธิภาพ (Performance Measurement)

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Work)

2.1 ศิลปะการทอผ้าไทย

การทอผ้าไหมสะท้อนให้เห็นถึงวิถีชีวิตความเป็นอยู่ของคนสมัยก่อนจนถึงปัจจุบัน โดยรูปแบบการทอผ้านั้นยังสะท้อนให้เห็นถึงภาพลักษณะของลวดลายต่าง ๆ ในแต่ละท้องถิ่น ผ้าไหมไทยเป็นศิลปะหัตถกรรมที่สำคัญอย่างหนึ่งที่ถูกสืบทอดต่อกันมาจากบรรพบุรุษไทยเป็นเวลานาน ซึ่งเป็นศิลปวัฒนธรรมที่มีคุณค่าควรแก่การอนุรักษ์และภาคภูมิใจเพราะผ้าไหมไทยได้รับการยอมรับจากทั่วโลกว่าเป็น “ราชินีแห่งไหม” [4] เป็นงานทางด้านฝีมือที่แสดงออกซึ่งเอกลักษณ์ไทยได้อย่างโดดเด่นและชัดเจนที่สุดประเภทหนึ่ง หลักจากที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงหลายอย่างเพื่อออกสู่ตลาดโลกให้มีมาตรฐานสากล แต่ยังคงความเป็นกลิ่นอายแบบไทย ๆ ผ้าไหมเป็นผลิตภัณฑ์จากผืนแผ่นดินไทยที่คนทั้งโลกรู้จักกันอย่างกว้างขวางในปัจจุบัน ประเทศไทยได้กล่าวไว้ว่าผ้าไหมของเรามีความเป็นไทยได้ชัดเจนมีคุณลักษณะและสมบัติที่มีความแตกต่างจากผ้าไหมจีนและญี่ปุ่น [5]

ผ้าทอของภาคตะวันออกเฉียงเหนือสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 กลุ่ม คือ อีสานเหนือ อีสานกลาง และอีสานใต้ พื้นที่ของเขตอีสานเหนือและอีสานใต้เคยอยู่ภายใต้การปกครองของลาวในสมัยอาณาจักรล้านช้าง (ค.ศ. 1353 – ค.ศ. 1707) ประชากรที่อาศัยอยู่คือกลุ่มไทลาวที่มีการอพยพมาจากเวียงจันทน์และปากเซ ส่วนในเขตพื้นที่อีสานใต้เคยอยู่ภายใต้การปกครองของอาณาจักรเขมร (ในราว ค.ศ. 1050 – ค.ศ. 1431) ประชากรที่อาศัยอยู่แถบนี้คือชาวเขมร ยกเว้นบริเวณแถบลุ่มแม่น้ำโขงที่เป็นที่อยู่อาศัยของชาวลาว ผ้าทอที่เป็นลักษณะเด่นของเขตอีสานเหนือและอีสานกลางคือ ผ้าฝ้ายมัดหมี่สีครามใช้เป็นผ้าชิ้นนุ่ง และผ้าไหมมัดหมี่เส้นพุ่งสำหรับใช้นุ่งในโอกาสพิเศษ ลวดลายจะมีลักษณะเป็นลายทางตั้ง ส่วนตีนซิ่น ซึ่งมักเป็นผ้าฝ้ายหรือไหมทอ และส่วนหัวซิ่นหรือส่วนเอวจะเย็บต่อเสริมตกแต่งด้วยผ้าที่มีลายซิดเป็นลายทางสีแดง ผ้าฝ้ายทอลายซิดจะใช้ทำเป็นผ้ามา่น หมอนและผ้าห่ม ลวดลายมักส่วนใหญ่จะเป็นรูปสัตว์และเป็นลวดลายแบบเดียวกับของกลุ่มคนไททั่วไป หมอนจะตกแต่งลายซิดตรงส่วนด้านข้าง ส่วนหัวท้ายเป็นผ้าพื้นธรรมดา การย้อมสีธรรมชาติจะใช้วัตถุดิบพันธุ์ไม้ต่าง ๆ จากป่า ปัจจุบันนี้ป่าหมดไปแล้ว ทำให้การย้อมสีธรรมชาติเสื่อมสูญไปด้วย [6]

ภาคตะวันออกเฉียงเหนือประกอบด้วยกลุ่มชนหลายเชื้อสายเข้ามาอาศัยอยู่ ส่วนใหญ่เป็นคนเชื้อสายลาว ซึ่งมีการกระจายอยู่ในหลายจังหวัดของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ กลุ่มคนไทยเชื้อสายลาวจะมีกรรมวิธีในการทอผ้า ที่มีลักษณะใกล้เคียงกัน ซึ่งได้แก่ การทอผ้าฝ้ายและไหมด้วยการทอซิดและมัดหมี่เป็นส่วนมาก เช่น ผ้าทอของบ้านเขว้า อำเภอบ้านเขว้า จังหวัดชัยภูมิ ผ้าทออำเภอนบพผ้าทออำเภอนบพ จังหวัดขอนแก่น จังหวัดขอนแก่น ผ้าทออำเภอบึงสามพัน จังหวัดนครราชสีมา ซึ่งเป็นแหล่งที่มีการผลิตผ้าไหม และผ้าฝ้ายที่มีชื่อเสียง การทอผ้าในตะวันออกเฉียงเหนือ โดยเฉพาะผ้าไหมส่วนใหญ่จะทำตามวิธีการพื้นบ้าน เริ่มตั้งแต่การเลี้ยงไหม การสาวไหม การย้อมไหม ตลอดจนถึงการทอ นอกจากบางแห่ง เช่น การทอผ้าในบริเวณอำเภอนบพ และอำเภอบึงสามพัน ที่มีกระบวนการ

ทอผ้าเป็นระบบระบบโรงงานอุตสาหกรรม โดยการนำวิธีการและเทคโนโลยีทางวิทยาศาสตร์เข้ามาผสมกับวิธีการพื้นบ้านทำให้ลักษณะเฉพาะของผ้าเปลี่ยนไป

การทอผ้าในภาคตะวันออกเฉียงเหนือในปัจจุบัน ยังมีทำการทอผ้ากันอยู่หลายท้องถิ่น เช่น จังหวัดอุดรธานี หนองคาย อุดรราชธานี สกลนคร ยโสธร เป็นต้น การทอผ้าในภาคอีสานส่วนใหญ่ นิยมทอตลอดด้วยวิธีการขิด และมัดหมี่เป็นหลักมากกว่าวิธีการอื่น ๆ นอกจากนี้ยังมีกลุ่มชนที่นิยมทอผ้าขึ้นใช้เอง และถือว่าเป็นงานศิลปหัตถกรรมประจำกลุ่มของตน คือกลุ่มของชาวไทยเชื้อสายผู้ไทย เช่น กลุ่มผู้ไทยบ้านแพน ตำบลโพ อำเภอกำแพง ตำบลหนองห้าง อำเภอกุฉินารายณ์ จังหวัดกาฬสินธุ์ กลุ่มผู้ไทยในบริเวณเรณูนคร อำเภอเรณูนคร จังหวัดนครพนม ซึ่งนิยมทอผ้าไหม และผ้าไหมลายจก โดยเฉพาะผ้า “แพรวาหรือแพรวา” ซึ่งจะเป็นผ้าหมี่เฉียงไหล่หรือผ้าคลุมไหล่ หรือผ้าสไบ ที่ผู้หญิงไทยนิยมใช้ในงานเทศกาลต่าง ๆ และงานบุญตามประเพณี “ผ้าแพเมน” เป็นผ้าอีกชนิดหนึ่งที่ชาวผู้ไทยนิยมใช้ในการเช็ดหน้าหรือคลุม ศีรษะ ผ้าทั้งสองชนิดจะทอด้วยลวดลายวิจิตรและ กลุ่มชาวไทยเชื้อสายเขมร ส่วนใหญ่จะอาศัยอยู่ในบริเวณของภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนใต้ ได้แก่ จังหวัดสุรินทร์ บุรีรัมย์ และศรีสะเกษ นิยมทอผ้าไหมและผ้าฝ้าย มีทั้งชนิดที่ใช้เป็นผ้าขึ้นผ้าขาวม้า และโสร่ง มักจะทอตลอดละเอียดมีสีสันที่ประสานกลมกลืนกัน จนบางครั้งดูเป็นสีเดียวหรือสองสี เช่น ผ้าหางกระรอก ผ้าอำพร และผ้าลายระเบิด เป็นต้น

2.2 ประเภทของการค้นคืนรูปภาพ

ในปัจจุบันมีงานวิจัยที่ได้คิดค้นเทคนิคเข้ามาประยุกต์เพื่อใช้ในการค้นคืนรูปภาพ ทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องและตรงตามความต้องการ [7-10] การค้นคืนรูปภาพสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภท [11] ดังนี้

2.2.1 กระบวนการค้นคืนภาพตามเนื้อหาสาระ (Content Based Image Retrieval: CBIR) เป็นการค้นคืนรูปภาพที่ได้จากการสกัดลักษณะเฉพาะจากภาพ (Feature Extraction) ออกมาเป็นส่วน ๆ เรียกว่าลักษณะเฉพาะระดับต่ำ (Low-Level Feature) เช่น สี (Color) รูปทรง (Shape) และพื้นผิว (Texture) เป็นต้น การค้นคืนรูปภาพด้วยวิธีนี้เริ่มต้นโดยกำหนดรูปภาพที่ต้องการสืบค้น จากนั้นระบบจะคัดแยกคุณลักษณะของภาพ และนำข้อมูลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับคุณลักษณะพิเศษของภาพแต่ละรูปในฐานข้อมูล ดังนั้น รูปภาพที่มีความเหมือนที่สุดจะถูกค้นคืนและนำมาแสดง

2.2.2 การแทนคำอธิบายรูปภาพ (Annotation) เป็นการสืบค้นรูปภาพโดยใช้คำอธิบายรูปภาพเพื่อสื่อความหมาย เช่น รูปภาพชายหาด (Beach) รูปภาพภูเขา (Mountains) รูปภาพอุทยาน (Parks) ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มย่อยของ รูปภาพธรรมชาติ (Nature) เป็นต้น หรือรูปภาพ สระว่ายน้ำ (Swimming Pools) รูปภาพถนน (Street) รูปภาพการตกแต่งภายใน (Interior) ถูกจัดให้อยู่

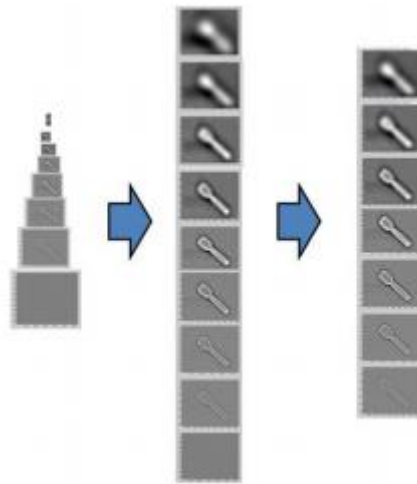
ในกลุ่มย่อยของ รูปภาพในหมวดที่มนุษย์สร้างขึ้น (Man Made) โดยทั้งกลุ่ม Nature และ Man Made ยังอยู่ภายในกลุ่มของรูปภาพที่ไม่มีรูปภาพบุคคลเป็นจุดศูนย์กลาง (Non-people Centric) และกลุ่ม Non-people Centric ยังอยู่ภายใต้กลุ่มของรูปภาพสถานที่ท่องเที่ยว (Visit Places) จากที่กล่าวมาข้างต้น กลุ่มต่าง ๆ เช่น Nature, Non-people Centric และ Visit Places จึงเปรียบเสมือนคำสำคัญ (Keyword) ที่ใช้เป็นตัวแทนของรูปภาพ Beach, Mountains และ Parks ซึ่งเรียกได้ว่าเป็นการประมวลผลภาพในระดับสูง (High Level Image Processing) [12] นอกเหนือไปกว่านั้น นักวิจัยยังได้ทำการทดลองโดยแทรกข้อความเพื่อบรรยายความหมายของรูปภาพ (Context) [13, 14] เพื่อให้สอดคล้องกับรูปภาพ เช่น รูปภาพที่เกี่ยวข้องกับวันเกิด อาจมีข้อความ “birthday party of uncle Adam” เพื่อใช้บรรยายแทนรูปภาพ ลักษณะการบรรยายความหมายของรูปภาพ ถือว่าเป็นลักษณะเฉพาะระดับสูง (High-Level Features) ผลลัพธ์ที่ได้จากการการสืบค้นรูปแบบนี้มีความแม่นยำสูง ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับอัลกอริทึมที่ใช้ในการทดสอบด้วย เช่น เทคนิคการหาความสัมพันธ์ของการแท็ก (Tag) ชื่อวัตถุบนภาพ [15-17] ผลลัพธ์ที่ได้จากเทคนิคนี้ขึ้นอยู่กับความหมายของคำหลักที่ถูก Tag ไว้กับรูปภาพ อย่างไรก็ตามการค้นคืนรูปภาพส่วนใหญ่จะเป็นรูปภาพส่วนบุคคล (Personal Images) บางงานวิจัยทำการเพิ่ม Tag ของข้อมูลของเหตุการณ์ต่าง ๆ ในรูปแบบของ ใคร ทำอะไร ที่ไหน เมื่อไหร่ ลงไปเพื่อบรรยายความหมายของรูปภาพด้วย

2.2.3 การใส่คำอธิบายภาพแบบอัตโนมัติ (Automatic Image Annotation) [18] เป็นกระบวนการที่ใช้แนวคิดแปลความหมายของรูปภาพจากการเรียนรู้อัตโนมัติจากจำนวนของภาพตัวอย่าง โดยทั่วไปจะใช้ข้อมูลลักษณะของส่วนประกอบ (Component) บนภาพ เช่น การแบ่งภาพออกเป็นส่วนย่อย รูปแบบของการเก็บค่าจะแทนด้วยลักษณะเฉพาะของแต่ละส่วน แล้วจะถูกนำมาใช้เพื่อการเรียนรู้เป็นลักษณะเฉพาะโดยรวมแทนรูปภาพ (Global Features) [19, 20]

2.3 การค้นคืนรูปภาพผ่านด้วยวิธี Scale-Invariant Features Transform

วิธี Scale Invariant Feature Transform (SIFT) เป็นวิธีการคำนวณหาจุดสนใจภาพ (Keypoint) โดยที่จุดสนใจที่ได้จะไม่ขึ้นอยู่การหมุน แสง มุมมองและขนาดของภาพ ถูกคิดค้นโดย David Lowe [21] เพื่อนำมาทำการจับคู่วัตถุในภาพสองภาพที่มีวัตถุในภาพเหมือนกันนับได้ว่าเป็นวิธีการพื้นฐานในการพัฒนาปรับปรุงประสิทธิภาพ ซึ่งในขั้นตอนการตรวจหาคุณลักษณะเด่นของ SIFT มีหลากหลายวิธีที่นำมาใช้ ได้แก่ PCA-SIFT [21, 22], GSIFT [22], ASIFT [23] และ SURF [24] เป็นต้น ถูกคิดค้นโดย Lowe ในปี ค.ศ. 2004 โดยมีขั้นตอนการทำงานหลัก ๆ 4 ขั้นตอน [21, 25] ดังนี้

2.3.1 การหาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทาง (Scale Space) คือ การหาลักษณะเด่นของภาพ ใช้วิธีการเบลอ (Blur) ภาพ ด้วยฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Function) ไปในแต่ละรอบ (Octave) โดยแต่ละรอบภาพมีขนาดเท่ากัน ซึ่งในแต่ละรอบนั้นก็จะมีรูปหลาย ๆ ระดับการเบลอ ตัวอย่าง แสดงดังภาพประกอบที่ 2.1



ภาพประกอบที่ 2.1 แสดงความแตกต่างของภาพที่ระดับการเบลอต่างกัน [26]

การเบลอจะเริ่มจากระดับปกติแล้วค่อยๆ เพิ่ม σ (Scale Parameter) ทำให้ภาพเบลอมากขึ้น แล้วทำซ้ำกับรอบต่อไปเรื่อย ๆ โดยขนาดรูปจะเป็นครึ่งหนึ่งของรอบเดิมสามารถคำนวณได้ ดังสมการ 2.1 และ 2.2

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{- (x^2 + y^2) / 2\sigma^2} \quad (2.2)$$

L คือ ภาพที่ผ่านการเบลอ

G คือ ตัวกรองแบบ Gaussian ที่มีขนาด

I คือ ภาพต้นฉบับ

x, y คือ พิกัดบนภาพ

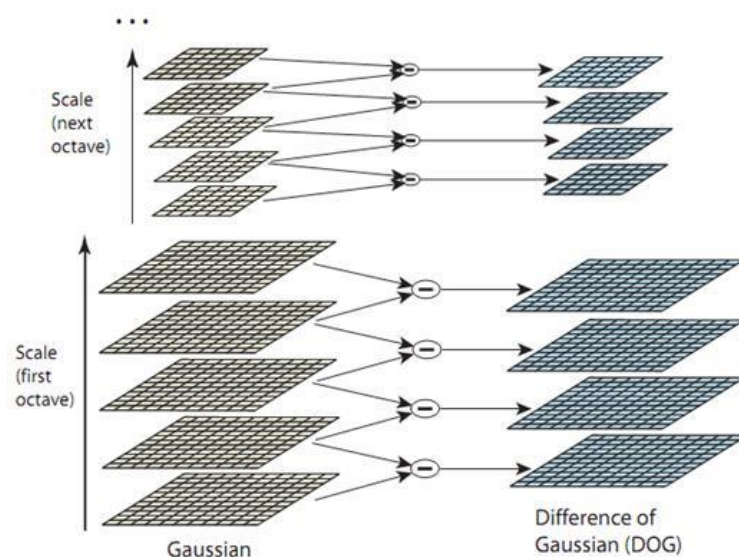
σ คือ ตัวแปรขนาดของการเบลอ ถ้าค่าเบลอมากภาพยิ่งเบลอมาก

* คือ การคอนโวลูชันภาพ I โดยใช้ Gaussian blur G

2.3.2 การกำหนดตำแหน่งจุดสนใจ (Keypoint Localization) [27]

การหาปริมาณค่าในมิติขนาดและระยะทางในขั้นตอนที่ 1 แล้วนำมาหาจุดที่น่าสนใจที่เป็นลักษณะเด่นของภาพ โดยจะทำการจับคู่ภาพของแต่ละรอบมาหาค่าความแตกต่างกันของแต่ละผลลัพธ์ ที่ได้จากการ Blur ด้วยวิธี Deference of Gaussian (DoG) คำนวณได้ดัง สมการ 2.3) โดยจะทำทุกภาพในแต่ละรอบ ดังภาพประกอบที่ 2.2

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k, \sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (2.3)$$



ภาพประกอบที่ 2.2 แสดงการทำ Deference of Gaussian ในแต่ละชั้นของแต่ละรอบ [21]

2.3.3 การกำหนดทิศทางของจุดสนใจ (Orientation Assignment) [27] คือ การหาทิศทางผลรวมของจุดที่สนใจ โดยจะทำการเก็บรวบรวมขนาด $m(x, y)$ และ ทิศทาง (x, y) ของ Gradient ของบริเวณรอบ ๆ จุดสนใจเพื่อที่จะกำหนดทิศทางให้จุดสนใจนั้น ๆ ดังสมการ 2.4

$$\begin{aligned} m(x, y) &= (L(x + 1, y) - L(x - 1, y))^2 + (L(x, y + 1) - L(x, y - 1))^2 \quad (2.4) \\ (x, y) &= \tan^{-1}((L(x, y + 1) - L(x, y - 1)) / (L(x + 1, y) - L(x - 1, y))) \end{aligned}$$

2.3.4 การอธิบายจุดสนใจ (Keypoint Description) โดยทำการสร้าง Windows ขนาด 16×16 (window คือบริเวณที่จะทำการเก็บข้อมูลทิศทาง) รอบจุดสนใจ และทำการแบ่งออกเป็น 4×4 ทั้งหมด 16 ชุด ซึ่งในแต่ละชุดจะทำการคำนวณหาขนาดและทิศทางของ gradient แล้วนำมาสร้างเป็น histogram ที่มีขนาด 8 Bin ละ 45 องศา โดยที่ขนาดของ histogram ในแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับ ขนาด*ระยะที่ห่างจากจุดสนใจ จะได้ผลลัพธ์ คือ $4 \times 4 \times 8 = 128$ ของชุดข้อมูล แล้วนำมาทำการ normalize จะได้ค่าที่เป็น feature vector ของแต่ละ Keypoint ออกมา เพื่อนำ feature vector ที่ได้ไปใช้ในขั้นตอนการจับคู่กับภาพต้นฉบับหรือภาพอื่น ๆ ต่อไป

การจับคู่ที่ตรงกัน (Matching) คือการเปรียบเทียบการคำนวณหาระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean) ของ Feature Vector ที่ใช้อธิบายประกอบกับ Keypoint ในภาพที่นำเข้าเข้ามาเปรียบเทียบ โดยที่ถ้าระยะทางยิ่งน้อยแสดงว่า Keypoint ทั้งสองที่นำมาเปรียบเทียบกันมีความเหมือนกัน

ข้อดีของอัลกอริทึม SIFT เนื่องจากการคุณลักษณะของ SIFT ที่ใช้ Keypoint ดังนั้นคุณลักษณะไม่ได้ขึ้นอยู่กับขอบภาพของวัตถุในรูปภาพ แต่ใช้การหาบริเวณที่คงที่ในการกำหนดเป็น Keypoint และทนต่อการเปลี่ยนแปลงของขนาด การหมุนของวัตถุ สภาพแสงสว่าง

ข้อเสียของอัลกอริทึม SIFT ถ้าหากมีการใช้ข้อมูลที่มีขนาดใหญ่การใช้อัลกอริทึม SIFT จะใช้เวลาในการทำงานนาน

2.4 การค้นคืนภาพผ่านโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ (Local Descriptor) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

2.4.1 การสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ด้วยวิธี Histogram of Oriented Gradients (HOG) เป็นเทคนิคที่ใช้ในการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพโดย Dalal และ Triggs [28] ที่คิดค้นขึ้นมาเพื่อใช้ตรวจจับมนุษย์ที่เดินเท้าในปี ค.ศ. 2005 โดยพื้นฐานจะใช้ลักษณะเด่นของภาพจากรูปร่าง ที่นิยมคือการหาขอบแล้วแบ่งภาพเป็นภาพย่อย สำหรับวิธีการคำนวณของ HOG จะคำนวณจากภาพที่ถูกแบ่งย่อย แต่ละ (Block) ที่มีขนาด $n \times n$ เพื่อนำไปคำนวณหาค่า Gradient ในแนวนอน G_x และแนวตั้ง G_y ซึ่งการทำงานของอัลกอริทึม ประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนดังนี้

1) ขั้นตอนที่ 1 คำนวณทิศทางของเกรเดียนต์ (Gradient Computation) ซึ่งการคำนวณหาทิศทางของเกรเดียนต์สามารถหาได้จากการคำนวณเวกเตอร์ของแนวแกน x และเวกเตอร์ของแนวแกน y จากการทำคอนโวลูชันกับคอร์เนลดังภาพประกอบที่ 2.3

-1	0	1
----	---	---

Gx

1
0
-1

Gy

ภาพประกอบที่ 2.3 คออร์เนลฟิวเตอร์ของแกน x และแกน y

จากนั้นทำการหาค่า Magnitude ของเวกเตอร์ โดยหาได้ดังสมการ 2.5

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \quad (2.5)$$

กำหนดให้

$|G|$ คือ เวกเตอร์

Gx^2 คือ การทำอนุพันธ์อันดับหนึ่งในแนวแกน x

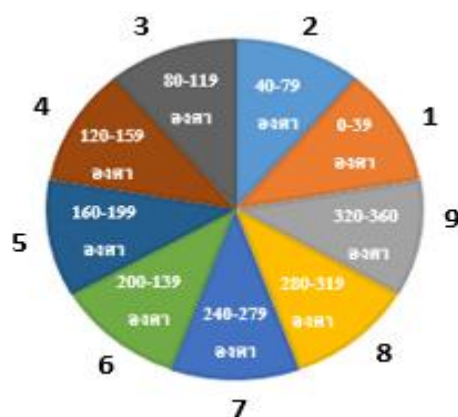
Gy^2 คือ การทำอนุพันธ์อันดับหนึ่งในแนวแกน y

หลังจากที่ได้ค่า Magnitude นำค่าที่ได้มาคำนวณหาทิศทางของเวกเตอร์ โดยหาได้ดังสมการ 2.6

$$\theta = \arctan \frac{Gx}{Gy} \quad (2.6)$$

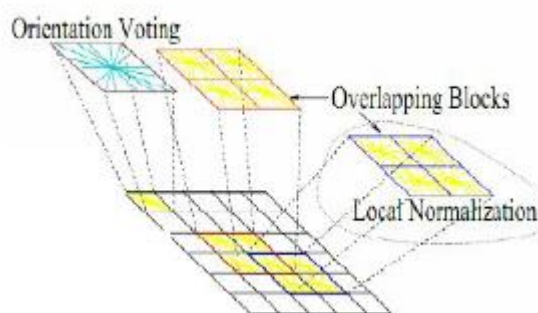
2) เก็บทิศทางลง Bin (Orientation Binning) ในขั้นตอนนี้จะทำให้ทราบน้ำหนักและทิศทางของแต่ละเซลล์ โดยนำค่าที่ได้จากการหาทิศทางของเวกเตอร์มาลงในถัง ซึ่งจะทำให้การแบ่งเซลล์ และแต่ละพิกเซลที่อยู่ในเซลล์จะเป็นทิศทางของเวกเตอร์ โดยแต่ละเซลล์จะสร้างช่องฮิสโตแกรมสำหรับเก็บทิศทาง ซึ่งจะกำหนดทิศทางเป็น 0-180 องศา หรือ 0-360 องศาโดยมีจำนวนช่องของฮิสโตแกรมจำนวน 9 ช่อง (Bin) ดังภาพประกอบที่ 2.4

พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพประกอบที่ 2.4 แสดงการกำหนด bin กับทิศทาง 0-360 องศา

ขั้นที่ 3 อธิบายคุณลักษณะพิเศษของบล็อก (Descriptor Block) ในการจัดการเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงความสว่าง และความคมชัด ของเกรเดียนต์จะเป็นบริเวณปกติ จะต้องจัดกลุ่มเซลล์เข้าด้วยกันเป็นขนาดใหญ่ เชื่อมต่อการเป็นบล็อก ในการอธิบายคุณลักษณะของ HOG จะอธิบายในรูปของเวกเตอร์ ของส่วนประกอบของเซลล์จากบล็อกทั้งหมด โดยปกติบล็อกเหล่านี้มักจะซ้อนทับกัน ซึ่งหมายความว่าแต่ละเซลล์มีส่วนทับซ้อนกันมากกว่าหนึ่งครั้งจนสิ้นสุดการอธิบาย ดังภาพประกอบที่ 2.5 บล็อกที่ใช้เป็นรูปสี่เหลี่ยมช่องตาราง แสดงแทนโดยใช้ 3 พารามิเตอร์ได้แก่ 1. จำนวนของเซลล์ต่อบล็อก 2. จำนวนพิกเซลต่อเซลล์ 3. จำนวนของช่องต่อฮิสโตแกรมเซลล์



ภาพประกอบที่ 2.5 แสดงการซ้อนทับกันของบล็อก [29]

ข้อดีของอัลกอริทึม HOG คือมีความคงต่อสภาพพื้นหลังที่รก และการเปลี่ยนแปลงของสถานะของแสง

ข้อเสียของอัลกอริทึม HOG คือ กรณีที่วัตถุในภาพมีลักษณะรูปทรงคล้ายมนุษย์จะถูกจำแนกว่าเป็นมนุษย์ และไม่คงทนต่อการหมุนของภาพ

2.4.2 การสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ด้วยวิธี SIFT [30, 31] ในการสกัดคุณลักษณะภาพลายผ้าไหม มีกระบวนการตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. หาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทาง (Scale Space) จากฟังก์ชัน Difference of Gaussians คำนวณได้ดังสมการ 2.7

$$L(x, y, \sigma) = (x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.7)$$

เมื่อ $I(x, y)$ คือความเข้มในแต่ละพิกเซล σ เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความกว้าง kernel ของ Difference of Gaussians

2. คำนวณทิศทางของ Gradient ในแนวนอนและแนวตั้ง G_x และ G_y จากสมการ 2.5

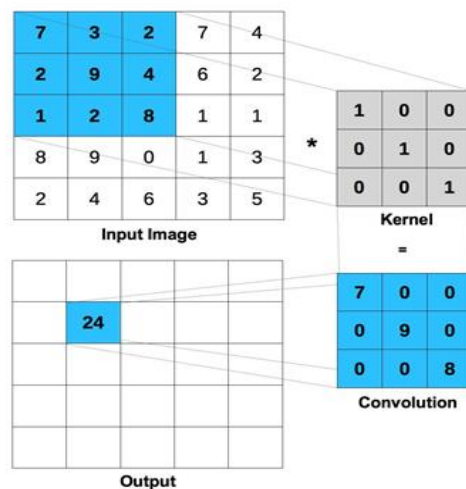
3. ภาพหลักจะถูกแบ่งออกเป็น 4×4 บล็อก แต่ละบล็อกจะมี Histogram เก็บทิศทางที่มีขนาด 8 Bin แบ่งเป็น Bin ละ 45 องศา จะได้ผลลัพธ์ คือ $4 \times 4 \times 8 = 128$ Feature Vector

2.4.3 การเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี CNN โดยใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 (LeNet-5 Architecture)

โครงสร้างแบบ LeNet-5 เป็น Deep learning ที่นำเสนอโดย LeCun et al. [32] โดยเพิ่มขั้นตอนการคำนวณแบบคอนโวลูชัน (Convolutional) เข้าไปในโครงข่าย ส่งผลให้โครงข่ายสามารถสกัดลักษณะเด่น (Feature Extraction) จากรูปภาพ และจำแนกประเภท (Classification) ได้ในคราวเดียวกัน โครงข่าย CNN ประกอบด้วย 3 ชั้นหลัก ดังต่อไปนี้

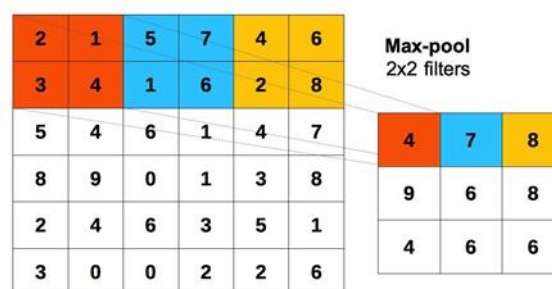
ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) ลักษณะเด่นของโครงข่ายแบบ CNN คือการทำงานของ Convolutional Layer ที่คำนวณเพื่อหาชั้นของผลลัพธ์ซึ่งเรียกว่า Feature Map ด้วยการนำพื้นที่ส่วนย่อยรูปภาพ (Sub-region) ไปคำนวณแบบ dot product กับเคอร์เนล (Kernel) โดย Kernel ที่นำมาคำนวณจะต้องมีขนาดเล็กกว่ารูปภาพ การคำนวณของ Convolutional Layer แสดงดัง ภาพประกอบที่ 2.6

พหุ ประสิทธิภาพ



ภาพประกอบที่ 2.6 วิธีการ Convolution ด้วยการคำนวณ dot product ระหว่าง kernel และ sub-region ของภาพ

ชั้นพูลลิง (Pooling Layer) เป็นชั้นที่เชื่อมจาก Convolutional Layer โดยมีเป้าหมายคือทำให้ขนาดของ Feature Map (F) ลดลง ในการคำนวณสามารถใช้ค่าต่ำสุด (Min Pooling) ค่าสูงสุด (Max Pooling) ผลรวม (Sum Pooling) และค่าเฉลี่ย (Average Pooling) [32] ในการคำนวณ Feature Map จะถูกแบ่งออกเป็นบล็อก (Block) ขนาด $m \times n$ ซึ่งหากใช้วิธี Max Pooling ในการคำนวณ ค่าที่ได้ก็คือค่าสูงสุด (Max Value) ของแต่ละบล็อก $F(m_i, n_j)$



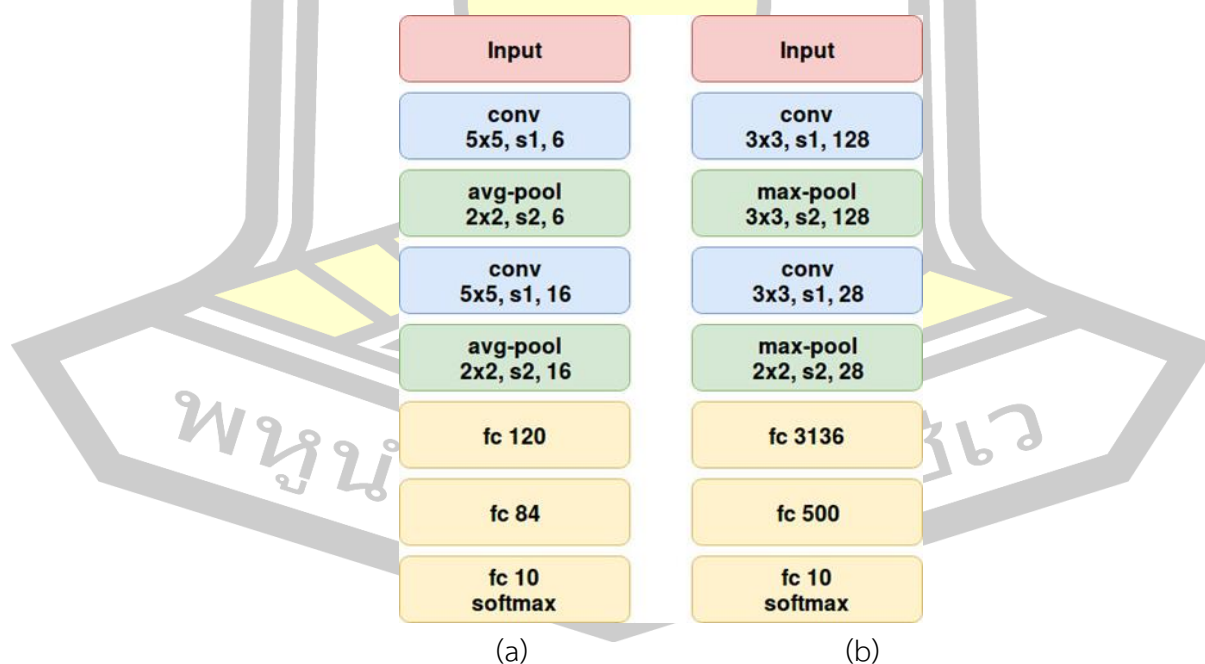
ภาพประกอบที่ 2.7 การทำ max pooling ขนาด 2x2 filter และ stride 2.

ภาพประกอบที่ 2.7 แสดงวิธีการคำนวณ Max Pooling จาก Feature Map ที่มีขนาด 6×6 บล็อก ในการคำนวณกำหนดให้ Pool มีขนาด 2×2 บล็อก ข้อมูลที่อยู่ในบล็อกที่ $F(m_1, n_1)$ ประกอบด้วย $\begin{Bmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 4 \end{Bmatrix}$ ดังนั้น ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ Max Pooling คือ 4 จากนั้นจึงเลื่อน Pool ไปยังบล็อกถัดไป $F(m_i, n_{j+1})$ และทำไปจนกระทั่งบล็อกสุดท้าย

Fully-Connected Layer ก็คือ Hidden Layer และ Output Layer ของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้น Fully-Connected Layer จึงทำหน้าที่ในการเรียนรู้ (Training) และการจำแนกประเภทของวัตถุ โดยผลลัพธ์ ที่ได้ก็คือจำนวนของ Class ที่ต้องการจำแนก

โครงข่ายแบบ CNN สามารถที่จะเพิ่ม Convolutional Layer และ pooling Layer ได้อย่างไม่จำกัด จากงานวิจัย [33] โครงสร้างแบบ LeNet-5 ถูกกำหนดให้มีโครงสร้าง ดังภาพประกอบที่ 2.8 (a) ดังต่อไปนี้

- Convolutional Layer 1 (Conv1) จำนวน 6 Feature Map, Filter ขนาด 5x5 และ Stride=1
- Avg-Pooling Layer 2 (Max-Pool2) จำนวน 6 Layer, Pool ขนาด 2x2 และ Stride=2
- Convolutional Layer 3 (Conv3) จำนวน 16 Feature Map, Filter ขนาด 5x5 และ Stride=1
- Avg-Pooling Layer 4 (Max-Pool4) จำนวน 16 Layer, Pool ขนาด 2x2 และ Stride=2
- Fully-Connected (FC) ที่ชั้น FC5 มีจำนวน 120 โหนด (Node) ชั้น FC6 มีจำนวน 84 Node และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) จำนวน 10 Node



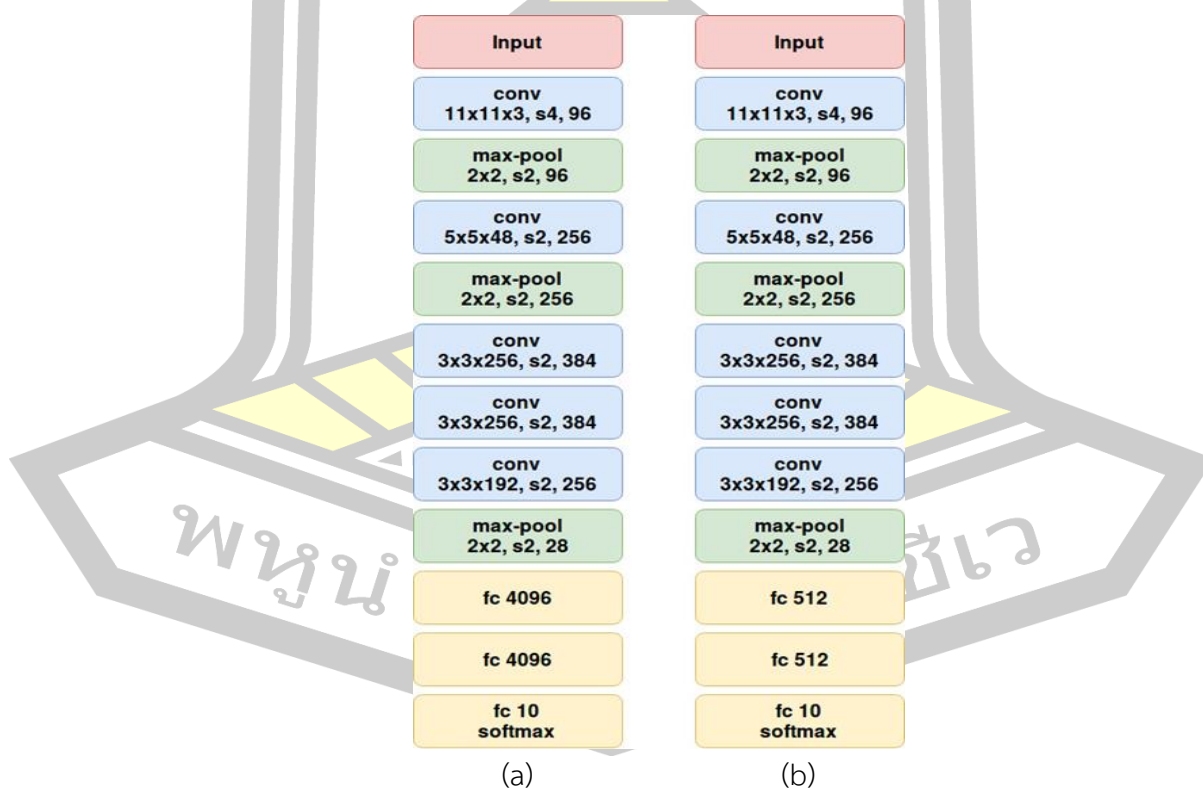
ภาพประกอบที่ 2.8 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม a) สถาปัตยกรรม LeNet-5 [33]

b) สถาปัตยกรรม LeNet-5 ที่ใช้ในการทดลอง

2.4.4 การเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี CNN โดยใช้โครงสร้างแบบ AlexNet (AlexNet Architecture)

โครงสร้างแบบ AlexNet เป็น Deep learning ที่ถูกนำเสนอในงานวิจัย [34] โดยโครงสร้างมีจำนวน Layer ทั้งหมด 8 Layer ประกอบไปด้วย Convolutional Layer จำนวน 5 Layer และ Fully-Connected Layer จำนวน 3 Layer รายละเอียดของโครงสร้างแบบ AlexNet ดังภาพประกอบที่ 2.9 (a) แสดงดังต่อไปนี้

- Conv1 จำนวน 96 Feature Map, Filter ขนาด $11 \times 11 \times 3$ และ Stride=4
- Max-Pool1 จำนวน 96 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2
- Conv2 จำนวน 256 Feature Map, Filter ขนาด $5 \times 5 \times 48$ และ Stride=2
- Max-Pool2 จำนวน 256 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2
- Conv3 จำนวน 384 Feature Map, Filter ขนาด $3 \times 3 \times 256$ และ Stride=2
- Conv4 จำนวน 384 Feature Map, Filter ขนาด $3 \times 3 \times 192$ และ Stride=2
- Conv5 จำนวน 256 Feature Map, Filter ขนาด $3 \times 3 \times 192$ และ Stride=2
- Max-Pool3 จำนวน 28 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2



ภาพประกอบที่ 2.9 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม a) สถาปัตยกรรม AlexNet [34]

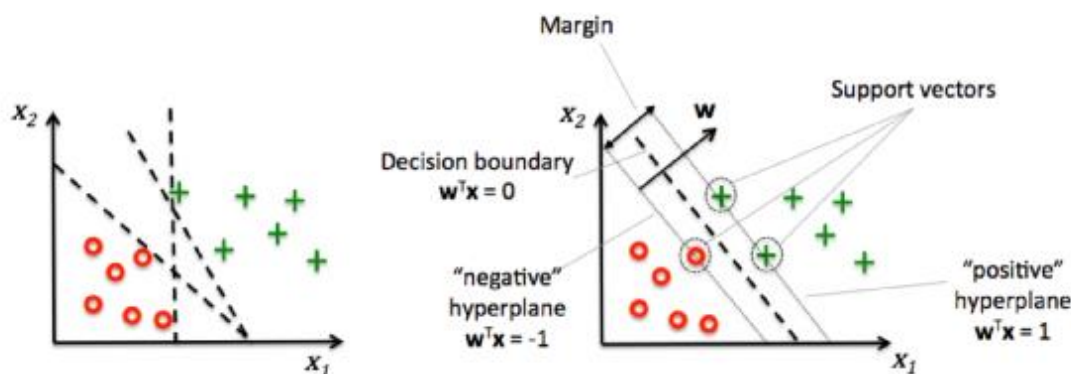
b) สถาปัตยกรรม AlexNet ที่ใช้ในการทดลอง

2.5 การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning)

2.5.1 Support Vector Machine (SVM)

Vapnik [35] เสนอแนวคิดหลักของ Support Vector Machine (SVM) เพื่อใช้หาระนาบการตัดสินใจในการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยใช้สมการเส้นตรงเพื่อแบ่งข้อมูล 2 กลุ่มออกจากกัน โดยจะสร้างเส้นแบ่งกลุ่มตรงกึ่งกลางระหว่างของข้อมูลทั้ง 2 กลุ่ม (ภาพประกอบที่ 2.13) และใช้ฟังก์ชันแมปสำหรับย้ายข้อมูลจาก Input Space ไปยัง Feature Space และสร้างฟังก์ชันวัดความคล้ายที่เรียกว่าเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) บน Feature Space เหมาะใช้สำหรับข้อมูลที่มีลักษณะมิติของข้อมูลสูง โดยกำหนดกำหนดให้ $(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)$ เป็นตัวอย่างที่ใช้สำหรับการสอน n คือจำนวนข้อมูลตัวอย่าง m คือ จำนวนมิติข้อมูลเข้า และ y คือ ผลลัพธ์มีค่า $+1$ หรือ -1 คำนวณดังสมการ 2.10

$$(x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n) \text{ เมื่อ } x \in \{+1, -1\} \quad (2.8)$$



ภาพประกอบที่ 2.10 การสร้างเส้นระนาบเกินแบ่งระหว่าง 2 กลุ่ม [36]

สำหรับปัญหาเชิงเส้น มิติข้อมูลขนาดสูงได้ถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่ม โดยระนาบตัดสินใจ ซึ่งคำนวณได้ดังสมการ 2.9

$$(w * x) + b = 0 \quad (2.9)$$

เมื่อ w คือ ค่าน้ำหนัก และ b คือ ค่า bias ใช้สำหรับจำแนกประเภทข้อมูล ดังสมการ 2.10

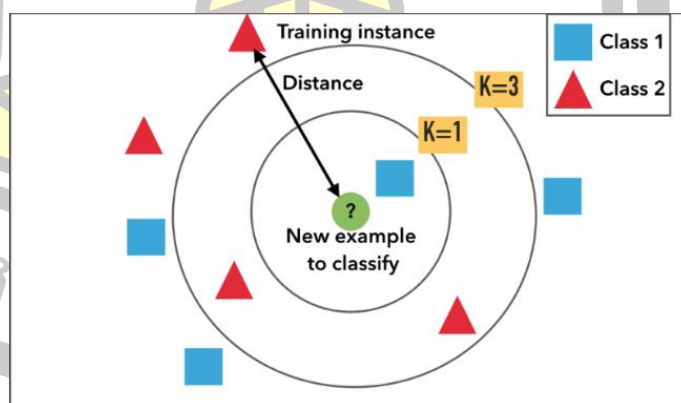
$$(w * x) + b > 0 \text{ ถ้า } y_i = +1 \text{ และ } (w * x) + b < 0 \text{ ถ้า } y_i = -1 \quad (2.10)$$

โดย SVM มีเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ให้ผู้สามารถประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาได้หลายวิธี เช่น Linear, Polynomial, Radial Basis Function (RBF) โดยงานวิจัยชิ้นนี้ได้ใช้ RBF kernel เป็นฟังก์ชันคำนวณความคล้ายคลึงกันไม่เชิงเส้นระหว่างค่านำเข้าของสองเวกเตอร์ คำนวณได้ดังสมการ 2.11

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma ||x_i - x_j||^2) \quad (2.11)$$

2.5.2 K-nearest neighbor algorithm (KNN)

เทคนิคของ KNN [37] นั้นนับเป็นการหาระยะห่างระหว่างแต่ละคุณลักษณะ ซึ่งเหมาะกับข้อมูลแบบตัวเลข โดยหลักการนี้จะจำแนกประเภทของข้อมูลโดยขึ้นอยู่กับข้อมูลที่มีคุณสมบัติใกล้เคียงที่สุดของ **K** ตัว จากข้อมูลบนชุดข้อมูลตัวอย่างทำงานขึ้นอยู่กับระยะทางน้อยที่สุดจากสมาชิกใหม่ดังภาพประกอบที่ 2.11 หรือข้อมูลที่ป้อนเข้ามา (Input Query Instance) กับข้อมูลตัวอย่างฝึกฝน จะคำนวณหาเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุด **K** ตัว ขั้นตอนวิธีการเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด ได้มีการนำไปใช้ประโยชน์ในหลากหลายด้าน ตัวอย่างด้านการประมวลผลภาพ มิงงานนำไปใช้ในงานวิจัยของ Kumar et al. [38] ใช้อัลกอริทึม KNN มาช่วยในการจดจำตัวละคร ซึ่งนำเสนอสองเทคนิคในสกัดคุณลักษณะรวมถึงคุณลักษณะในแนวทแยงมุมและการเปลี่ยนแปลงของพีเจอร์ที่สกัดแล้ว ทดลองกับชุดข้อมูล Gurmakhi ประสิทธิภาพการจดจำด้วยวิธีนี้เท่ากับ 94.12% อัลกอริทึมแบบ KNN ได้แก่ 1-NN, 2- NN, 3-NN



ภาพประกอบที่ 2.11 การจำแนกด้วยอัลกอริทึม KNN [39]

ในการค้นหาพีเจอร์เวกเตอร์ของภาพที่ใกล้เคียงกัน โดยการนำระยะทางที่หาได้จากสมาชิกในข้อมูลตัวอย่างฝึกฝน มาเรียงลำดับจากน้อยไปหามากแล้วเลือกสมาชิกที่มีระยะทาง (Distance)

ใกล้เคียงที่สุดออกมา K ตัว ($K=1$) โดยใช้วิธีการวัดระยะทางแบบ Euclidean distance มีหลักการคือการวัดระยะทางระหว่างพีเจอร์เวกเตอร์สองภาพ ถ้าพีเจอร์เวกเตอร์ห่างกันมากแสดงว่าสองภาพนั้นมีความคล้ายคลึงกันน้อย ถ้ามีค่าน้อยแสดงว่ามีความคล้ายคลึงกันมาก คำนวณได้ดังสมการ 2.12

$$d_1(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{j=1}^d (x_j - y_j)^2} \quad (2.12)$$

2.6 อัลกอริทึมลดจำนวนจุดสนใจภาพ (Random sample consensus: RANSAC)

RANSAC [3] เป็นอัลกอริทึมเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากการสังเกตของชุดข้อมูลที่มี outliers เมื่อ outliers จะไม่มีผลต่อค่าของประมาณการ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าเป็นวิธีในการตรวจหาข้อผิดพลาด อัลกอริทึมนี้ได้รับการตีพิมพ์เป็นครั้งแรกโดย Fischler and Bolles ที่ SRI International ในปี 1981 ซึ่งใช้วิธี RANSAC ในการแก้ปัญหาของ Location Determination Problem (LDP) จุดมุ่งหมายคือ การกำหนดจุดในพื้นที่ที่จัดทำโครงงานลงบนภาพของสถานที่นั้นด้วยตำแหน่งที่ทราบ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ในงานวิจัยสำหรับการเปรียบเทียบภาพโดยใช้ Keypoint เพื่อคัดเลือกคุณลักษณะของ Keypoint ที่ดีที่สุดในการนำมาใช้เปรียบเทียบภาพ โดยหลักการของ RANSAC เป็นการสุ่มข้อมูลเพื่อหาความสอดคล้องของข้อมูลตัวอย่าง ดังนั้นข้อมูลที่ใช้คือคุณลักษณะพิเศษของ Keypoint เพื่อประมาณค่าและทำซ้ำหลายครั้ง จนกว่าข้อมูลคุณลักษณะที่สุ่มจะมีความสอดคล้องกันทั้งหมด การประมาณค่าจะคำนวณจากระยะห่างระหว่าง คุณลักษณะพิเศษของ Keypoint ที่ Matching กันมาเทียบกับระยะของค่ากำหนดขีดแบ่ง ซึ่งสามารถหา ระยะห่างได้ [40] ดังสมการ 2.13

$$D = \sum_{n=1}^M \min(K_n, \phi(K_n: H)T) \quad (2.13)$$

โดย

T คือ ค่ากำหนดขีดแบ่งซึ่งเป็นค่าคงที่

M คือ จำนวนคุณลักษณะทั้งหมด

D คือ ระยะห่างระหว่างคุณลักษณะ Keypoint ของภาพ K และ K

2.7 การวัดประสิทธิภาพ (Performance Measurement)

2.7.1 Cross-validation เป็นวิธีที่นิยมในการทำงานวิจัย เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลเนื่องจากผลที่ได้มีความน่าเชื่อถือ [41] การวัดประสิทธิภาพด้วยวิธี Cross-validation นี้ จะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น ส่วน เช่น 5-fold คือการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน และทดสอบทั้งสิ้น 5 ครั้ง (Iteration) โดยแต่ละครั้งจะมีหนึ่งส่วนของข้อมูลเป็น Test set และส่วนที่เหลือเป็น Train set ดังภาพประกอบที่ 2.12

Iteration 1	Test	Train	Train	Train	Train
Iteration 2	Train	Test	Train	Train	Train
Iteration 3	Train	Train	Test	Train	Train
Iteration 4	Train	Train	Train	Test	Train
Iteration 5	Train	Train	Train	Train	Test

ภาพประกอบที่ 2.12 5-fold cross-validation

จากนั้นนำไปหาความถูกต้องของการค้นคืนรูปภาพด้วยเทคนิค Top-k และตรวจสอบความถูกต้องโดยใช้ตัววัดประสิทธิภาพ Precision กับ Recall Ratio

2.7.2) การค้นคืน Top-k [42] เป็นพื้นฐานทางเทคนิคด้านการค้นคืน ซึ่งให้ความรวดเร็วในการดำเนินการ Query ที่มีดัชนีขนาดใหญ่และมีความสามารถในการปรับขนาดกับระบบสูง การค้นคืน Top-k เป็นงานที่ท้าทายเนื่องจากมีความเร็วในการตอบสนองของสถิติระยะยาวที่ใช้สำหรับจัดอันดับ สมมติให้ลายผ้าไหมทั้งหมดถูกรวมเข้าไว้ใน M รายการ $L_i, \dots, L_m$ สามารถคำนวณได้หาค่า k ได้ดังสมการ 2.14

$$k = \sum_{L_i \in M} [N(L_i) x (\sum_{j \in L_i} q_j)] \quad (2.14)$$

โดย

q_j คือ ความถี่ของการ query เทอม j

$N(L_j)$ คือ จำนวนรายการที่เรียกค้นจากรายการรวมลายผ้าไหม L_i

2.7.3) ตาราง Confusion Matrix [43] เป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของระบบการค้นคืนรูปภาพ โดยมีรายละเอียดของค่าพารามิเตอร์ดังนี้

True Positive (TP) เป็นภาพที่จำแนกหรือค้นคืนได้ถูกต้องและอยู่ในคลาส

True Negative (TN) เป็นภาพที่จำแนกหรือค้นคืนได้ถูกต้องแต่ไม่อยู่ในคลาส

False Positive (FP) เป็นภาพที่จำแนกหรือค้นคืนได้ไม่ถูกต้องแต่อยู่ในคลาส

False Negative (FN) เป็นภาพจำแนกหรือค้นคืนได้ไม่ถูกต้องและไม่อยู่ในคลาส

จากค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ สามารถประเมินผลลัพธ์ประสิทธิภาพระบบการค้นคืนได้จากตาราง Confusion Matrix ดังภาพประกอบที่ 2.13

		ค่าทำนาย (Predicted)	
		Negative	Positive
ค่าความจริง (Actual)	Negative	FN	TN
	Positive	FP	TP

ภาพประกอบที่ 2.13 ตาราง Confusion Matrix

2.7.3.1 Precision เป็นวิธีการวัดอัตราส่วนผลลัพธ์ภาพที่เกี่ยวข้องกับภาพทั้งหมดจากผลลัพธ์ที่ถูกค้นคืนหรือจำแนกออกมา สามารถคำนวณได้ดังสมการ 2.15

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.15)$$

2.7.3.2 Recall เป็นวิธีการวัดอัตราส่วนผลลัพธ์ภาพที่เกี่ยวข้องกับภาพทั้งหมดสามารถคำนวณได้ดังสมการ 2.16

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.16)$$

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Work)

งานวิจัยของ Karaaba และคณะ [44] ได้นำเสนอวิธีการระบุใบหน้า (Face Identification) ที่รูปภาพใบหน้ามีจำนวนจำกัด (Small Sample Sizes) โดยคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี Bag of Words (BOW) ร่วมกับวิธี Histogram of Oriented Gradients (HOG) ซึ่งเรียกว่า HOG-BOW เพื่อใช้สำหรับการเรียนรู้ข้อมูลที่มีจำนวนจำกัด เนื่องจากชุดข้อมูล FERET (Face Recognition Technology) และ LFW (Labeled Faces in the Wild) มีจำนวนใบหน้าในแต่ละกลุ่มจำนวนจำกัด เช่นบางบุคคลมีตัวอย่างใบหน้าเพียง 3 รูปภาพ เป็นต้น และใช้วิธีการเรียนรู้ด้วย L2 Support Vector Machine (L2-SVM) เพื่อใช้สร้างโมเดลของใบหน้า ในงานวิจัยยังได้เปรียบเทียบวิธี HOG-BOW กับวิธีอื่น เช่น HOG, Scale Invariant Feature Transform (SIFT), Multi-Subregion based Correlation Filter Bank (MS-CFB), Discriminative Multi-Manifold Analysis (DMMA) จากการทดลองพบว่าวิธี HOG-BOW ให้อัตราการรู้จำใบหน้าที่สูงที่สุด โดยทดสอบกับข้อมูลชุด FERET มีอัตราการรู้จำใบหน้าที่ 92.62% และข้อมูลชุด LFW มีอัตราการรู้จำใบหน้าที่ 48.92%

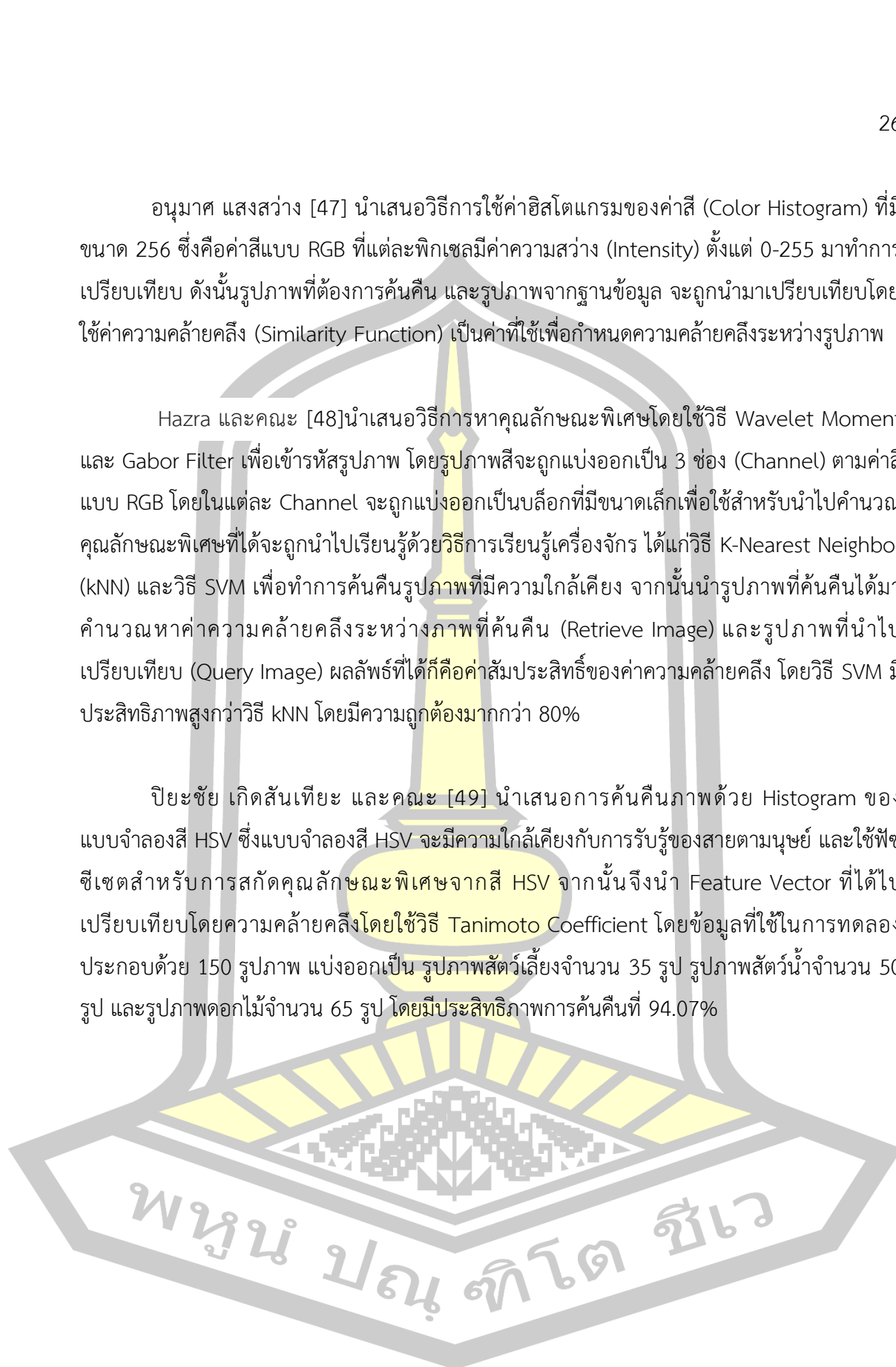
งานวิจัยของ Ahonen และคณะ [45] นำเสนอการรู้จำใบหน้า (Face Recognition) โดยพิจารณาจาก รูปร่าง และพื้นผิว (Texture) โดยรูปภาพจะถูกแบ่งพื้นที่ออกเป็นส่วนย่อย (Small Region) ที่มีขนาดเท่ากัน จากนั้นส่วนย่อยนั้นจะถูกนำไปคำนวณด้วยวิธี Local Binary Pattern (LBP) และจะถูกใช้เพื่อเป็นตัวแทนของใบหน้า ซึ่งการรู้จำใช้วิธี Nearest Neighbor (NN) ใช้วิธี Chi Square ในการคำนวณ และนำไปทดสอบกับชุดข้อมูล FERET ซึ่งใช้ข้อมูลย่อย fb และ fc จากการทดลองสรุปได้ว่าเมื่อใช้วิธี LBP ร่วมกับ NN กับข้อมูลชุด fb มีความถูกต้อง 97% และชุดข้อมูล fc มีความถูกต้อง 79%

ประภาพร กุลลัมรัตน์ชัย [46] นำเสนอวิธีการพิจารณาน้ำหนักการกระจายของสีด้วยการกระจายตัวแบบเกาส์เซียน (Gaussian Distribution) โดยใช้แบบจำลองสี HSV เพื่อใช้สำหรับการค้นคืนรูปภาพ ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองได้มาจาก Corel Stock Photo Gallery และดาวน์โหลดจากอินเทอร์เน็ต จำนวนทั้งสิ้น 10,297 รูปภาพ ซึ่งฮิสโตแกรมสี (Color Histogram) และฮิสโตแกรมสีข้างเคียง ถูกนำไปเปรียบเทียบความแตกต่างของสีโดยคำนวณจากการกระจายน้ำหนักแบบเกาส์เซียน และนำไปคำนวณเพื่อหาค่าระยะห่างของฮิสโตแกรม (Distance Histogram) โดยใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยของการปรับปรุงตำแหน่งของการค้นคืนให้อยู่ในช่วงปกติ (Average Normalized Modified Retrieval Rank: ANMRR) เป็นเครื่องมือชี้วัดประสิทธิภาพ โดยพิจารณาสีข้างเคียงจากสีหลักขนาด 7 สี ให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.452

อนุภาค แสงสว่าง [47] นำเสนอวิธีการใช้ค่าฮิสโตแกรมของค่าสี (Color Histogram) ที่มีขนาด 256 ซึ่งคือค่าสีแบบ RGB ที่แต่ละพิกเซลมีค่าความสว่าง (Intensity) ตั้งแต่ 0-255 มาทำการเปรียบเทียบ ดังนั้นรูปภาพที่ต้องการค้นคืน และรูปภาพจากฐานข้อมูล จะถูกนำมาเปรียบเทียบโดยใช้ค่าความคล้ายคลึง (Similarity Function) เป็นค่าที่ใช้เพื่อกำหนดความคล้ายคลึงระหว่างรูปภาพ

Hazra และคณะ [48] นำเสนอวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษโดยใช้วิธี Wavelet Moment และ Gabor Filter เพื่อเข้ารหัสรูปภาพ โดยรูปภาพสีจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ช่อง (Channel) ตามค่าสีแบบ RGB โดยในแต่ละ Channel จะถูกแบ่งออกเป็นบล็อกที่มีขนาดเล็กเพื่อใช้สำหรับนำไปคำนวณคุณลักษณะพิเศษที่ได้จะถูกนำไปเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร ได้แก่วิธี K-Nearest Neighbor (kNN) และวิธี SVM เพื่อทำการค้นคืนรูปภาพที่มีความใกล้เคียง จากนั้นนำรูปภาพที่ค้นคืนได้มาคำนวณหาค่าความคล้ายคลึงระหว่างภาพที่ค้นคืน (Retrieve Image) และรูปภาพที่นำไปเปรียบเทียบ (Query Image) ผลลัพธ์ที่ได้ก็คือค่าสัมประสิทธิ์ของค่าความคล้ายคลึง โดยวิธี SVM มีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี kNN โดยมีความถูกต้องมากกว่า 80%

ปิยะชัย เกิดสันเทียะ และคณะ [49] นำเสนอการค้นคืนภาพด้วย Histogram ของแบบจำลองสี HSV ซึ่งแบบจำลองสี HSV จะมีความใกล้เคียงกับการรับรู้ของสายตามนุษย์ และใช้ฟิสิกส์เชิงเหตุผลสำหรับการสกัดคุณลักษณะพิเศษจากสี HSV จากนั้นจึงนำ Feature Vector ที่ได้ไปเปรียบเทียบโดยความคล้ายคลึงโดยใช้วิธี Tanimoto Coefficient โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดลองประกอบด้วย 150 รูปภาพ แบ่งออกเป็น รูปภาพสัตว์เลื้อยจำนวน 35 รูป รูปภาพสัตว์น้ำจำนวน 50 รูป และรูปภาพดอกไม้จำนวน 65 รูป โดยมีประสิทธิภาพการค้นคืนที่ 94.07%



บทที่ 3

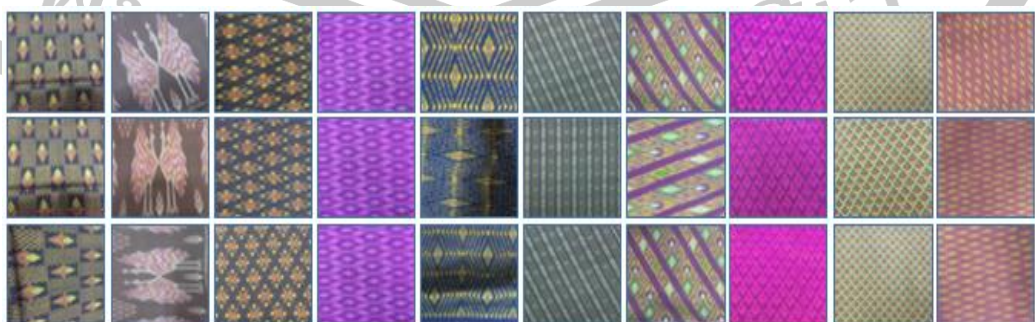
วิธีการดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอกระบวนการเพื่อการค้นคืนลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อยเป็นหลัก ซึ่งมีกระบวนการเริ่มต้นจากการนำรูปภาพ 2 รูป มาตรวจหาจุดสนใจภาพ สกัดคุณลักษณะพิเศษจุดสนใจภาพด้วยวิธี SIFT จากนั้นจับคู่จุดสนใจที่มีความเหมือนกันด้วยวิธี KNN ขั้นตอนสุดท้ายคัดเลือกคุณลักษณะพิเศษที่สอดคล้องกันด้วยอัลกอริทึม RANSAC โดยบทนี้กล่าวถึงรายละเอียดการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้ในการทดลอง โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่

- 3.1 ชุดข้อมูลรูปภาพที่ใช้การวิจัย (Image Dataset)
- 3.2 การค้นคืนลายผ้าไหมด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะเฉพาะพื้นที่
- 3.3 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมระหว่างเทคนิคการเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

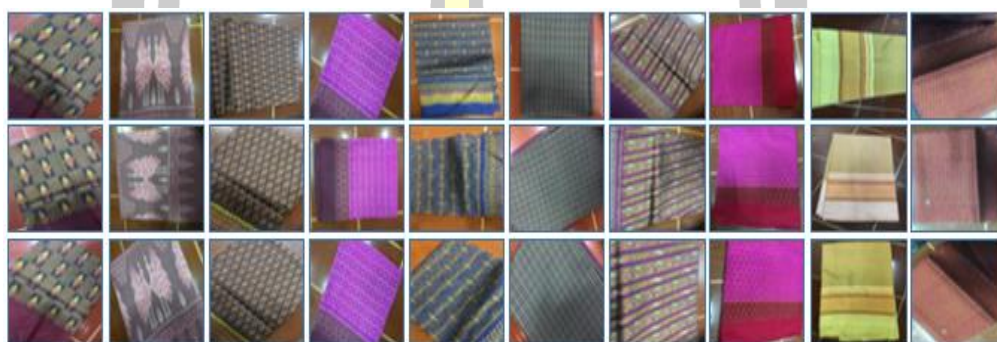
3.1 ชุดข้อมูลรูปภาพที่ใช้การวิจัย (Image Dataset)

3.1.1 ชุดข้อมูลภาพลายผ้าไหมจำนวน 10 ลาย (Thai Silk Pattern Dataset) แบบง่าย ซึ่งผู้วิจัยตั้งชื่อชุดข้อมูลนี้ว่า “Silk-E” เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่แต่ละภาพถูกเลือก (Crop) เฉพาะส่วนมีเพียงลายผ้าไหมปรากฏอยู่บนรูปภาพเท่านั้น ประกอบไปด้วย ลายกระจับจั่ว ลายนกยูง ลายกระจับหนาม ลายกุญแจใจ ลายน้ำฟ้าคาดทอง ลายนาคน้อย ลายตะขอ ลายสร้อยดอกหมาก ลายสร้อยดอกหมากเล็ก และลายไข่มดแดง (เรียงจากซ้ายไปขวาดังภาพประกอบที่ 3.1) โดยเก็บรวบรวมอย่างน้อยลายละ 30 รูปภาพ และเปลี่ยนรูปภาพให้มีขนาด 450x650 pixel ชนิดรูปภาพเป็นแบบ PNG และ JPG ซึ่งในรูปภาพลายผ้าไหมที่นำมาใช้ในครั้งนี้ เป็นรูปภาพลายผ้าไหม ลายเดี่ยว ที่มีการตัดกรอบรูปลายผ้าไหมให้มีความชัดเจนของลายผ้าอย่างน้อย 65% ของผ้าไหม



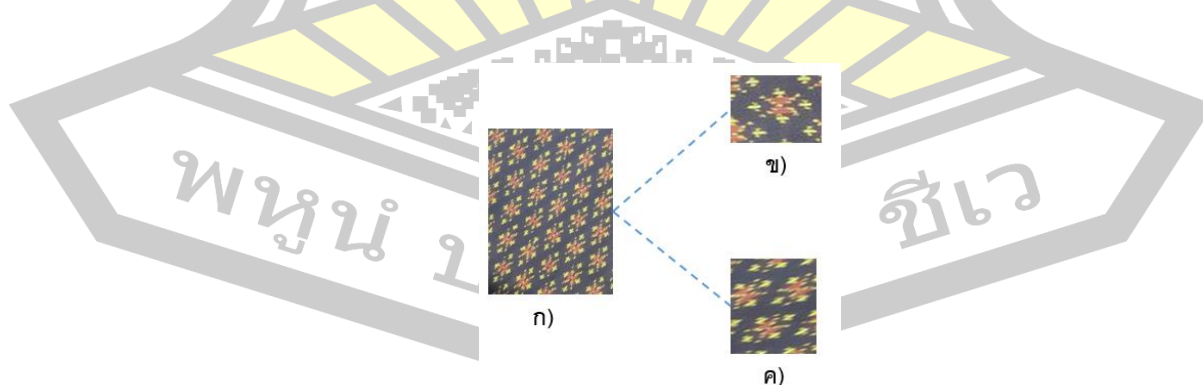
ภาพประกอบที่ 3.1 ชุดลายผ้าไหมแบบง่ายจำนวน 10 ลาย

3.1.2 ชุดข้อมูลภาพลายผ้าไหมจำนวน 10 ลาย แบบยาก ซึ่งผู้วิจัยตั้งชื่อชุดข้อมูลนี้ว่า “Silk-H” เป็นชุดข้อมูลรูปภาพที่มีพื้นหลังหรือลายผ้าอื่นปรากฏอยู่บนรูปภาพเช่น ลายตีนผ้า ประกอบไปด้วย ลายกระจับจั่ว ลายนกยูง ลายกระจับหนาม ลายกุญแจใจ ลายนํ้าฟ้าคาตทอง ลายนาคน้อย ลายตะขอ ลายสร้อยดอกหมาก ลายสร้อยดอกหมากเล็ก และลายไข่มดแดง โดยลายผ้าไหมแต่ละลายที่แสดงในภาพประกอบที่ 3.2 จัดเรียงจากซ้ายไปขวา โดยเก็บรวบรวมอย่างน้อยลายละ 30 รูปภาพ และเปลี่ยนรูปภาพให้มีขนาด 450x650 pixel ชนิดรูปภาพเป็นแบบ PNG และ JPG



ภาพประกอบที่ 3.2 ชุดลายผ้าไหมแบบยากจำนวน 10 ลาย

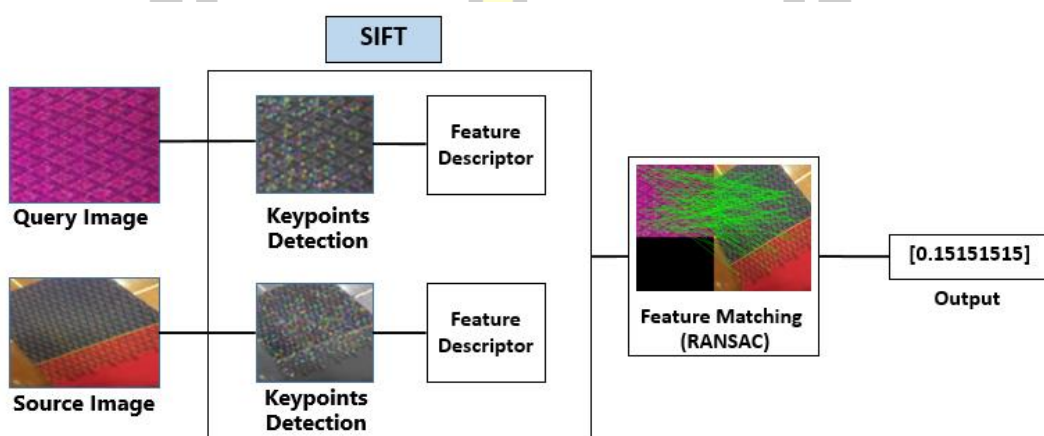
3.1.3 การแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดข้อมูลรูปภาพสำหรับการเรียนรู้ (Training Set) และชุดข้อมูลรูปภาพสำหรับการทดสอบ (Tes Set) ชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้จะมีทั้งหมด 600 รูปภาพ แบ่งเป็น ชุดข้อมูล Silk-E จำนวน 300 รูปภาพและ Silk-H จำนวน 300 รูปภาพ ส่วนข้อมูลรูปภาพทดสอบได้มาจากการช้ม crop เฉพาะส่วนที่เป็นลายผ้าเท่านั้น จำนวน 3 รูป ต่อ 1 ภาพของชุดข้อมูลภาพสำหรับเรียนรู้ โดยมีขนาด 30% และ 40% จากภาพต้นฉบับ (ดังภาพประกอบที่ 3.3) ซึ่งจะได้ภาพขนาด 135 x 180 pixel และ 180 x 240 pixel ตามลำดับ



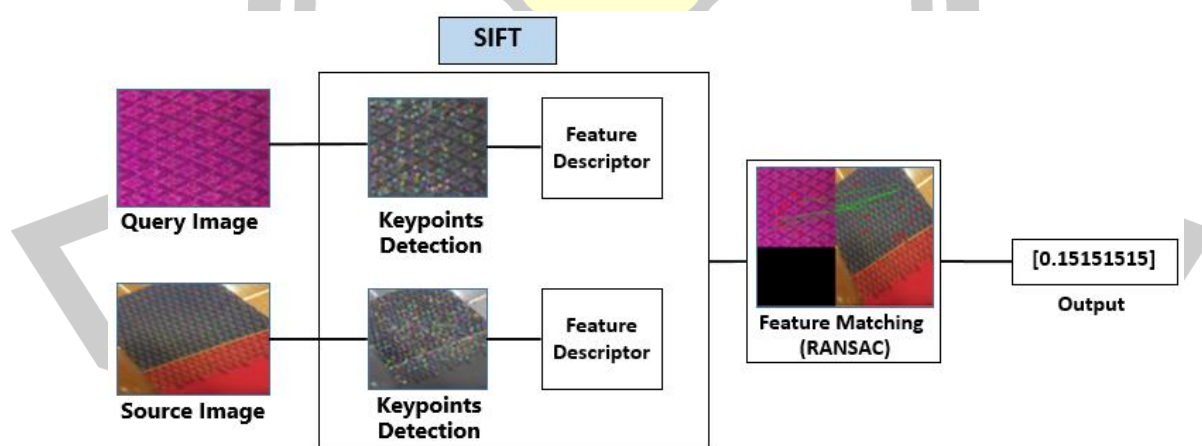
ภาพประกอบที่ 3.3 ตัวอย่างการ Crop รูปภาพลายผ้าไหมเพื่อใช้เป็น Test Set ก) เป็นรูปภาพต้นฉบับ (Original Image ข) เป็นรูปภาพการ Crop 30% รูปภาพต้นฉบับ ค) เป็นรูปภาพการ Crop ที่มีขนาดเท่ากับ 40% ของรูปภาพต้นฉบับ

3.2 การค้นคืนลายผ้าไหมด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะเฉพาะพื้นที่

3.2.1 การเปรียบเทียบรูปภาพลายผ้าไหมจำนวน 2 รูป โดยวิธีการตรวจหาจุดสนใจของภาพ (Keypoint Detection) ด้วยอัลกอริทึม SIFT ระหว่างภาพคำขอ (Query Image) และภาพต้นฉบับ (Source Image) แล้วสกัดคุณลักษณะพิเศษของแต่ละจุดสนใจ จากนั้นทำการจับคู่ Keypoint ทั้งสองภาพที่มีความใกล้เคียงกัน (ภาพประกอบที่ 3.4) ซึ่งในงานวิจัยนี้เพิ่มเทคนิค RANSAC เพื่อคัดเลือกคุณลักษณะพิเศษของ Keypoint ที่สอดคล้องกันมากที่สุด ผลลัพธ์ที่ได้จะได้ค่าระยะทางระหว่างเวกเตอร์คุณลักษณะของ Keypoint ของทั้งสองภาพ มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงาน ดังภาพประกอบที่ 3.5

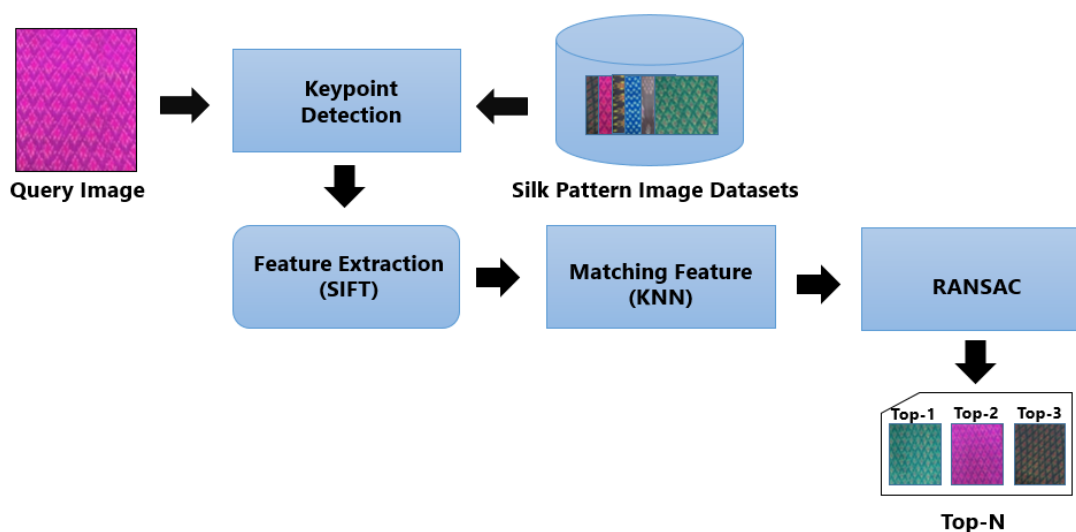


ภาพประกอบที่ 3.4 การเปรียบเทียบลายผ้าไหมด้วยวิธี SIFT



ภาพประกอบที่ 3.5 การเปรียบเทียบลายผ้าไหมด้วยวิธี SIFT+RANSAC

3.2.2 กระบวนการค้นคืนด้วยอัลกอริทึม SIFT+RANSAC เป็นการเปรียบเทียบรูปภาพลายผ้าไหมที่ต้องการค้นหาในภาพชุดข้อมูลหรือในฐานข้อมูล ซึ่งภาพทั้งหมดในชุดข้อมูลจะถูกตรวจหา Keypoint ทั้งหมดรวมถึงภาพที่ต้องการค้นหา จากนั้นสกัดคุณลักษณะพิเศษของแต่ละรูปภาพ และจับคู่เปรียบเทียบค่าความเหมือนระหว่างเวกเตอร์ ผลลัพธ์ที่ได้จะแสดงภาพลายผ้าไหมที่มีความเหมือนกับภาพคำขอ (Query Image) ที่ต้องการค้นหามากที่สุดไปยังภาพที่มีความเหมือนน้อยที่สุด ซึ่งได้จากการะยะทาง Distance มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงาน ดังภาพประกอบที่ 3.6



ภาพประกอบที่ 3.6 ระบบการค้นคืนลายผ้าไหมด้วย Keypoint

จากภาพประกอบที่ 3.6 มีกระบวนการทำงานของระบบการค้นคืนลายผ้าไหมดังนี้

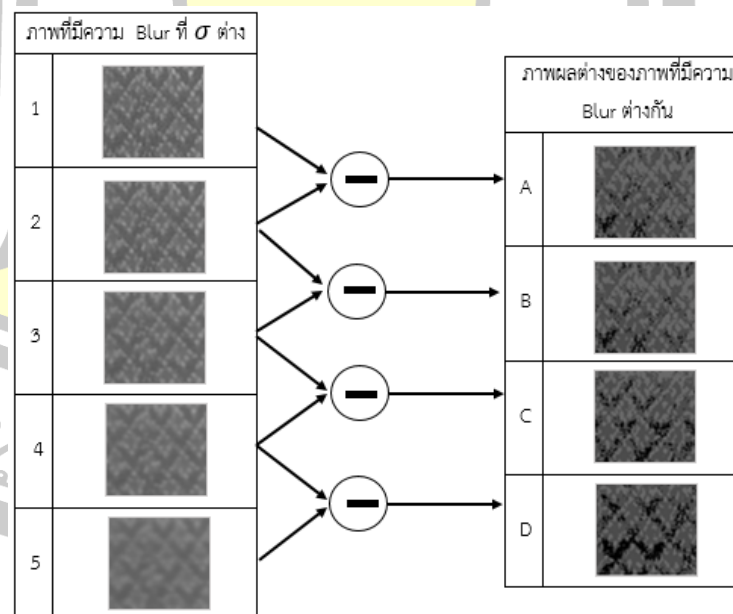
1.การทำงานของอัลกอริทึม SIFT ระหว่างภาพคำขอกับภาพจากชุดข้อมูล สามารถแสดงการทำงานซึ่งประกอบด้วย 4 ขั้นตอนหลัก ได้แก่

1.1 หาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทาง จากสมการสมการ 2.1 และ 2.2 โดยจะค่อยเพิ่มค่า σ เพื่อให้เห็นความแตกต่างของการเบลอลายผ้าไหม โดยในงานวิจัยนี้เราจะแสดงให้เห็น การเบลอ (Blur) ในแต่ละรอบ จำนวน 3 รอบ และในแต่ละรอบจะลดขนาดลงครึ่งแสดงดังภาพประกอบที่ 3.7

$\sigma = 0.8050$			
$\sigma = 1.4255$			
$\sigma = 2.0542$			
$\sigma = 2.9071$			
$\sigma = 4.5001$			
	รอบที่ 1	รอบที่ 2	รอบที่ 3

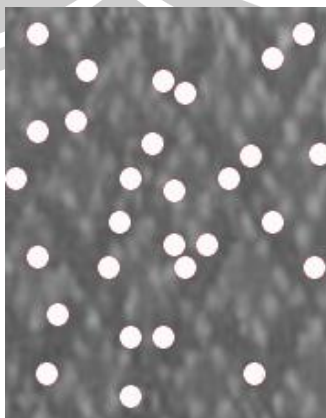
ภาพประกอบที่ 3.7 แสดงการใช้ σ ที่แตกต่างกัน

1.2 กำหนดตำแหน่งจุดสนใจ โดยคำนวณจากสมการ 2.3 ซึ่งจากการหาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทางในขั้นตอนที่ 1.1 มาจับคู่ภาพของแต่ละรอบเพื่อหาความแตกต่างของผลลัพธ์ที่ได้จากการ Blur ซึ่งจะนำภาพในแต่ละรอบตั้งภาพประกอบที่ 3.8



ภาพประกอบที่ 3.8 แสดงผลลัพธ์จากการทำ Difference of Gaussian

1.3 กำหนดตำแหน่งจุดสนใจ โดยคำนวณจากสมการ 2.4 โดยจะทำการเก็บรวบรวมขนาดและทิศทางของ Gradient ของบริเวณรอบ ๆ จุดสนใจดังภาพประกอบที่ 3.9

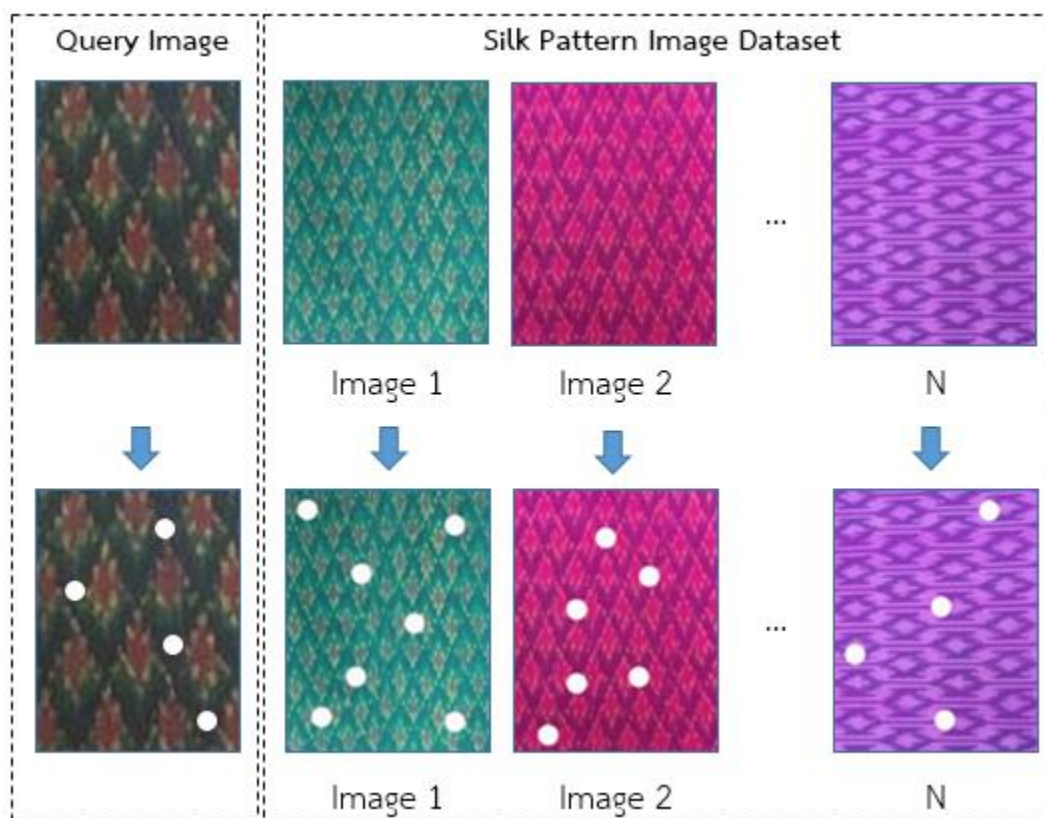


ภาพประกอบที่ 3.9 ตัวอย่างจุด Keypoint

1.4 การอธิบายจุดสนใจ เป็นการนำตำแหน่งจุดสนใจภาพมาทำการสกัดคุณลักษณะพิเศษเพื่อนำไปใช้เปรียบเทียบภาพหรือจับคู่ Keypoint ต่อไป จากภาพ 3.9 จะเห็นว่ามีจำนวน Keypoint สีขาวจำนวนมาก (N Keypoint) โดยที่แต่ละ Keypoint จะมีเวกเตอร์คุณลักษณะหรือเรียกว่า Feature Vector จำนวน 128

2. จากภาพประกอบที่ 3.6 ระบบการค้นคืนลายผ้าไหมด้วย Keypoint ทำให้ทราบว่า มีจำนวนจุดสนใจจำนวนมากที่ถูกค้นหาได้บนรูปภาพลายผ้าไหมดังภาพประกอบที่ 3.9 โดยสามารถนำจุดสนใจดังกล่าวไปเปรียบเทียบความเหมือนกับจุดสนใจบนภาพอื่นๆ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดลองในการนำจุดสนใจบนรูปภาพ Query Image กับชุดข้อมูลภาพหรือ Silk Pattern Image Dataset ลายผ้าไหมมาจับคู่เพื่อเปรียบเทียบความเหมือนระหว่างภาพทั้งสอง ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

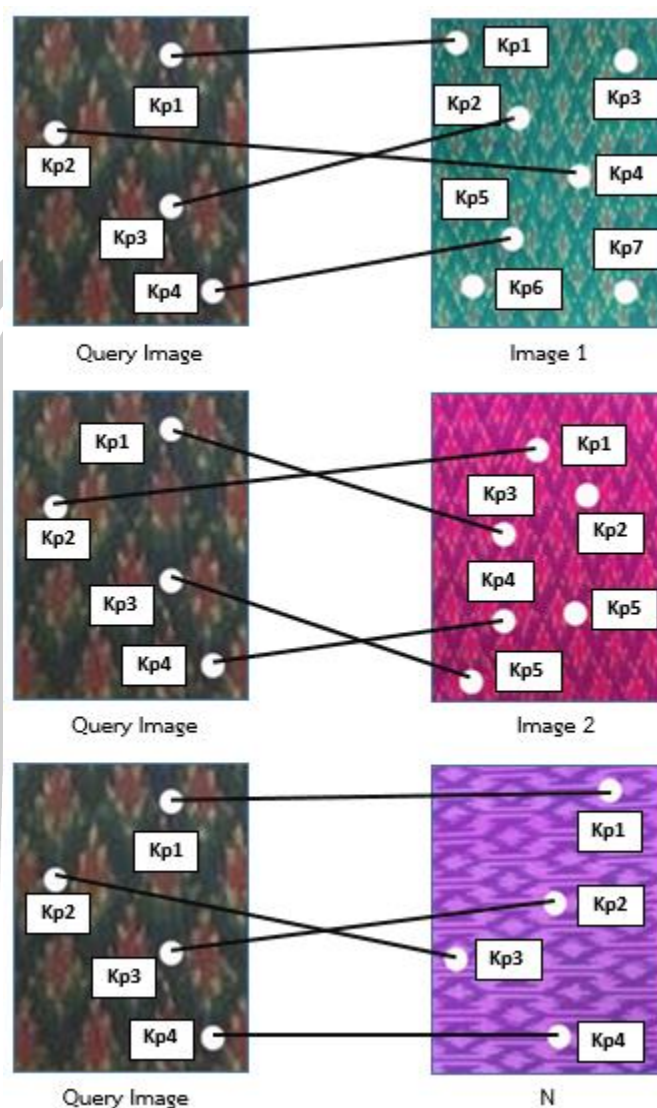
2.1 ค้นหา Keypoint บนรูปภาพลายผ้าไหมทั้ง Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset ด้วยอัลกอริทึม SIFT ของกระบวนการที่ 1 ตัวอย่าง ดังภาพประกอบที่ 3.10



ภาพประกอบที่ 3.10 ตัวอย่างจุด Keypoint บนรูปภาพลายผ้าไหม

2.2 สกัดคุณลักษณะพิเศษ Keypoint บนลายผ้าไหมทุกจุด เพื่อนำไปจับคู่ (Matching) กับ Keypoint ระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset โดย 1 Keypoint จะมีเวกเตอร์คุณลักษณะหรือเรียกว่า Feature Vector จำนวน 128 จากนั้นนำ Feature Vector ของภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset มาจับคู่กันด้วยวิธีการวัดระยะทาง (Distance Measurement) ของอัลกอริทึม KNN ซึ่งจะได้ Keypoint ที่จับคู่กัน ตัวอย่างดังภาพประกอบที่ 3.11

พหุ ประทีป ชีวะ



ภาพประกอบที่ 3.11 ตัวอย่าง Keypoint ที่จับคู่กัน ระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset

จากภาพประกอบที่ 3.11 เป็นการจับคู่กันของ Keypoint ที่มีความเหมือนกัน โดย Keypoint ที่ไม่ถูกจับคู่จะไม่นำมาคำนวณ ซึ่งหมายถึงจำนวนจุดสนใจที่ถูกจับคู่จะนำมาเป็นตัวแทนของภาพนั้น ๆ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความเหมือน และแต่ละคู่จะมีค่าระยะทาง (Distance) ที่แตกต่างกัน ตัวอย่างดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างค่าระยะทางระหว่าง Keypoint

Compare Image	Keypoint matching		Distance
	Keypoint of Query Image	Keypoint of Silk Pattern Image Dataset	
Query Image with Image 1	Kp1	Kp1	0.178
	Kp2	Kp4	0.254
	Kp3	Kp2	0.145
	Kp4	Kp5	0.451
Query Image with Image 2	Kp1	Kp3	0.163
	Kp2	Kp1	0.251
	Kp3	Kp5	0.182
	Kp4	Kp4	0.194
Query Image with Image N	Kp1	Kp1	0.195
	Kp2	Kp3	0.154
	Kp3	Kp2	0.357
	Kp4	Kp4	0.334

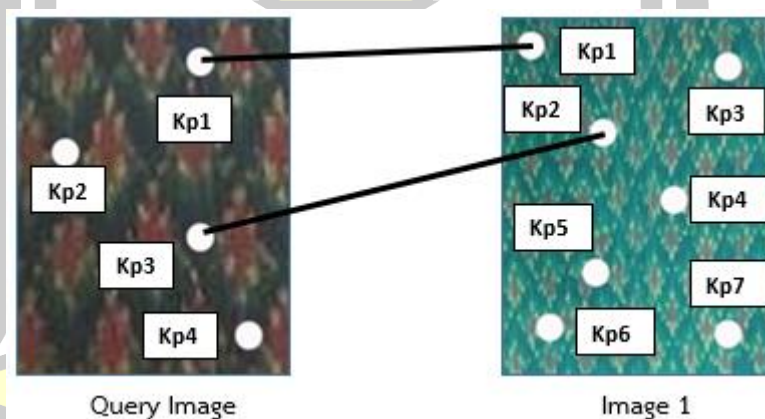
2.3 นำ Keypoint แต่ละคู่ที่ Matching กันระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset มาคำนวณหาความสอดคล้องของระยะทาง เพื่อจะนำไปใช้ในการเปรียบเทียบความเหมือนภาพต่อไป ด้วยอัลกอริทึม RANSAC เช่นใช้ค่า Threshold = 0.2 หมายถึง Keypoint ที่นำมาเปรียบเทียบกับกันต้องมีค่า Distance ที่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 0.20 ซึ่งหากเกินค่า Threshold จะถูกคัดออก ดังตารางที่ 3.2

พหุ ประทีป ชีวะ

ตารางที่ 3.2 ตัวอย่างค่าระยะทางหลังจากการใช้วิธี RANSAC

Compare Image	RANSAC Threshold = 0.2		Distance
	Keypoint of Query Image	Keypoint of Silk Pattern Image Dataset	
Query Image with Image 1	Kp1	Kp1	0.178
	Kp3	Kp2	0.145
Query Image with Image 2	Kp1	Kp3	0.163
	Kp3	Kp5	0.182
	Kp4	Kp4	0.194
Query Image with Image N	Kp1	Kp1	0.195
	Kp2	Kp3	0.154

จากตารางที่ 3.2 แสดงให้เห็นถึงการลดจำนวนลงของการ Matching Keypoint แสดงตัวอย่าง ดังภาพประกอบที่ 3.12



ภาพประกอบที่ 3.12 Matching Keypoints ร่วมกับ RANSAC

2.4 นำค่า Distance ที่ถูกเลือกจากอัลกอริทึม RANSAC มาหาค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$) เพื่อนำมาเป็นตัวแทนในการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset ซึ่งมีค่า Distance ดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ค่าเฉลี่ย Distance ระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset

Compare Image	Distance	$\bar{x}$
Query Image with Image 1	0.178	0.1615
	0.145	
Query Image with Image 2	0.163	0.1769
	0.182	
	0.194	
Query Image with Image N	0.195	0.1745
	0.154	

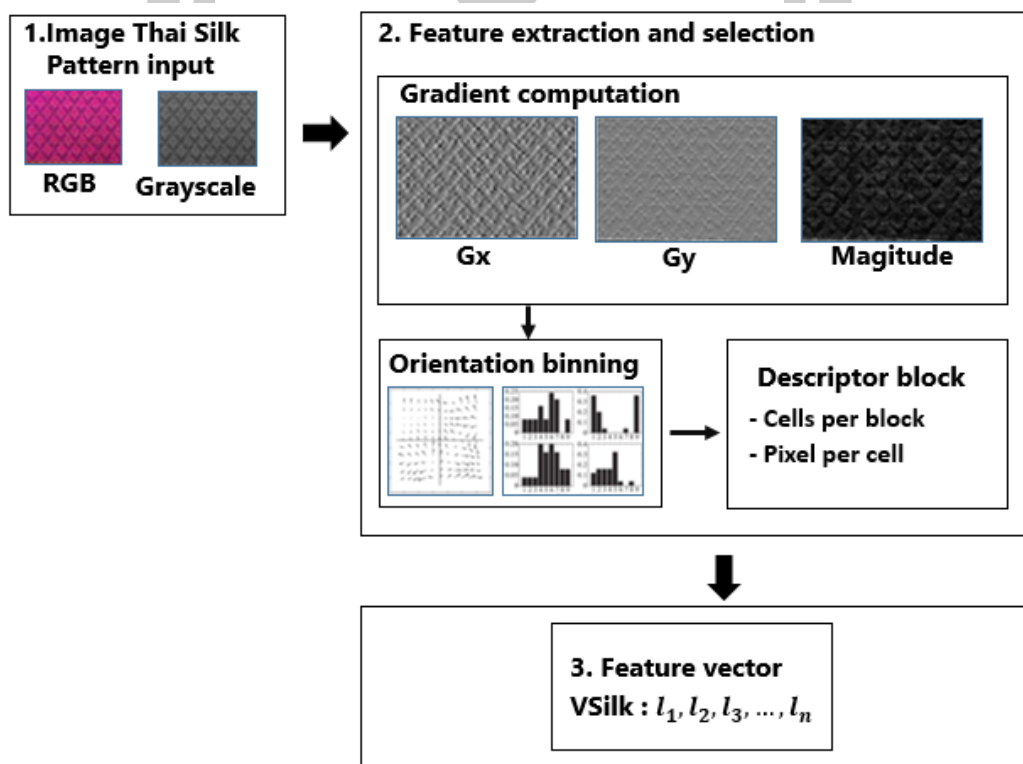
2.5 จัดอันดับความเหมือนความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหม จากการให้ค่า Distance ภาพที่มีความเหมือนกันคั่นค่า Distance ของรูปภาพที่มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้แสดงผลการค้นคืนภาพ Top-10 ดังนั้นภาพที่ถูกนำมาแสดงจะมีจำนวน 10 รูปภาพที่มีค่าความเหมือนกับ Query Image มากที่สุด โดยเรียงจากค่า Distance น้อยที่ไปให้มาก 10 อันดับ แสดงตัวอย่างการค้นคืน Top-3 ดังรูปภาพประกอบที่ 3.13



ภาพประกอบที่ 3.13 ความเหมือนความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหม โดยจัดอันดับตาม Top 1-3

จากภาพประกอบที่ 3.13 แสดงให้เห็นว่า ภาพที่ค้นคืนมาในตำแหน่ง Top-2 ผิดพลาด โดยที่ภาพลายผ้าใหม่นั้นไม่ตรงกับ Query Image จากการที่ในงานวิจัยนี้ใช้ความเหมือนจากการเปรียบเทียบ Feature Vector เป็นหลัก ซึ่งมีค่าใกล้เคียงกับภาพที่ต้องการค้นคืนหรือ Query Image ใน Rank 1 ถึง 10 รูปภาพผ้าไหมเหล่านั้นก็จะถูกค้นคืนออกมา

3.2.3 การสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม HOG เป็นการนำเข้ารูปภาพลายผ้าไหม (Image Thai Silk Pattern Input) จากภาพสี (RGB) แปลงเป็นภาพขาวดำ (Grayscale) เพื่อทำการสกัดคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพให้อยู่ในรูปแบบ Feature Vector มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงาน ดังภาพประกอบที่ 3.14



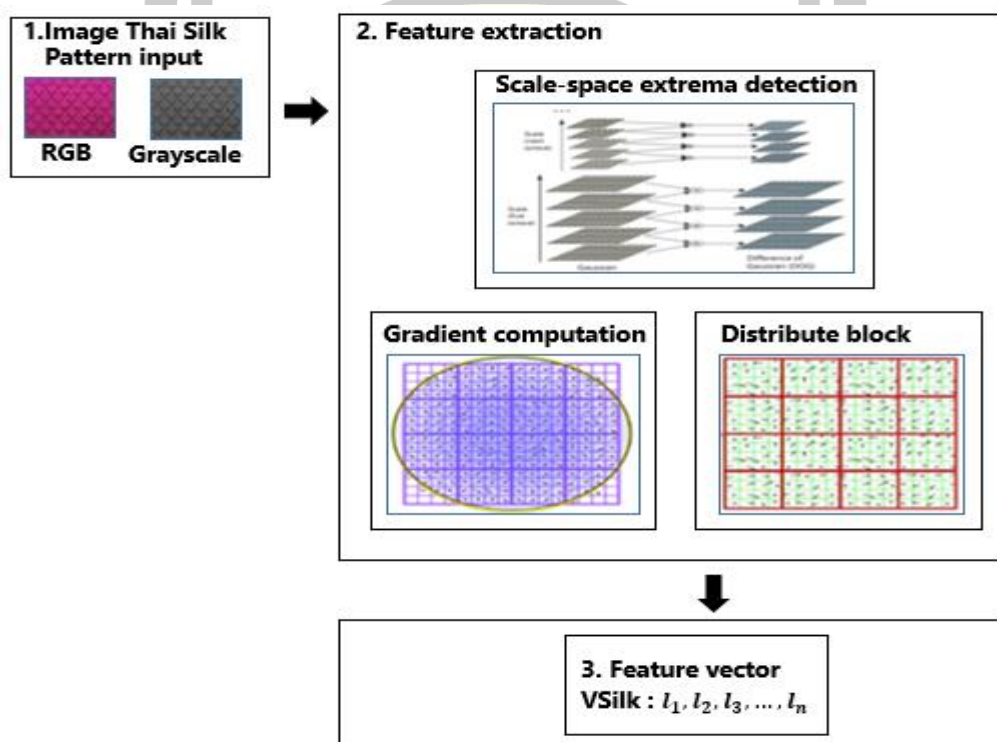
ภาพประกอบที่ 3.14 การสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยอัลกอริทึม HOG

จากภาพประกอบที่ 3.14 กระบวนการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม HOG เริ่มจากการคำนวณหาทิศทางของเกรเดียนต์ (Gradient Computation) คำนวณจากสมการ 2.5 และ 2.6 ซึ่งจะได้ภาพที่แสดงเส้นขอบของลวดลายผ้าไหมออกมาและทิศทางของเกรเดียนต์ จากนั้นเก็บทิศทางของเกรเดียนต์ (Orientation Binning) เพื่อนำไปใช้ในการอธิบายคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพผ้าไหม ซึ่งอยู่ในรูปของเวกเตอร์คุณลักษณะหรือเรียกว่า Feature Vector แสดงดังภาพประกอบที่ 3.15

```
[0.22219729 0.12606599 0.14926296 0.15512434 0.11523014 0.16691501
0.13353165 0.0785281 0.17170077 0.15389227 0.0605729 0.10220695
0.06483087 0.14781272 0.09153423 0.08453722 0.08430937 0.08552461
0.13912397 0.04719306 0.05988488 0.06465969 0.08730114 0.11006708
0.04822858 0.05354128 0.07649419 0.07436333 0.06966211 0.05113454
0.04086981 0.00145765 0.15325701 0.03685219 0.05298818 0.04844258
0.05377258 0.05970546 0.02982337 0.02679891 0.07935402 0.06069028
0.02977011 0.03675793 0.01688593 0.08427285 0.04375063 0.03080909
0.03730734 0.0332276 0.06765104 0.01284559 0.03450173 0.01888617
0.05465319 0.04919305 0.02376017 0.02912891 0.04352006 0.03027989
0.02946186 0.01823266 0.00825082 0. 0.2019095 0.00523131
0.02633462 0.02678609 0.02926955 0.04539013 0.03605377 0.01701653
0.0465109 0.04474084 0.00947384 0.0321473 0.01154129 0.05588744
0.03268623 0.03685906 0.03436668 0.03682419 0.07602297 0.01067974
0.03685055 0.03551216 0.05378504 0.07624561 0.01932511 0.03081718
0.05561394 0.04354401 0.04707883 0.04693134 0.03649432 0.
0.1744398 0.03631814 0.0546289 0.08154862 0.08106682 0.08391366
0.07399262 0.05621744 0.12007855 0.13635387 0.05920372 0.09219469
0.05436388 0.16149045 0.11120904 0.09240102 0.12401028 0.11712634
0.15642813 0.0855778 0.12363114 0.08121416 0.17453176 0.17644308
0.11801053 0.1492822 0.14372362 0.17292571 0.1739965 0.16356982
0.09225298 0.01397662]
```

ภาพประกอบที่ 3.15 ตัวอย่าง Feature Vector อัลกอริทึม HOG

3.2.4 การสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม SIFT เป็นการนำเข้ารูปภาพลายผ้าไหม (Image Thai Silk Pattern Input) จากภาพสี (RGB) แปลงเป็นภาพขาวดำ (Grayscale) เพื่อทำการสกัดคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพให้อยู่ในรูปแบบของพีเจอร์เวกเตอร์ มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงาน ดังภาพประกอบที่ 3.16



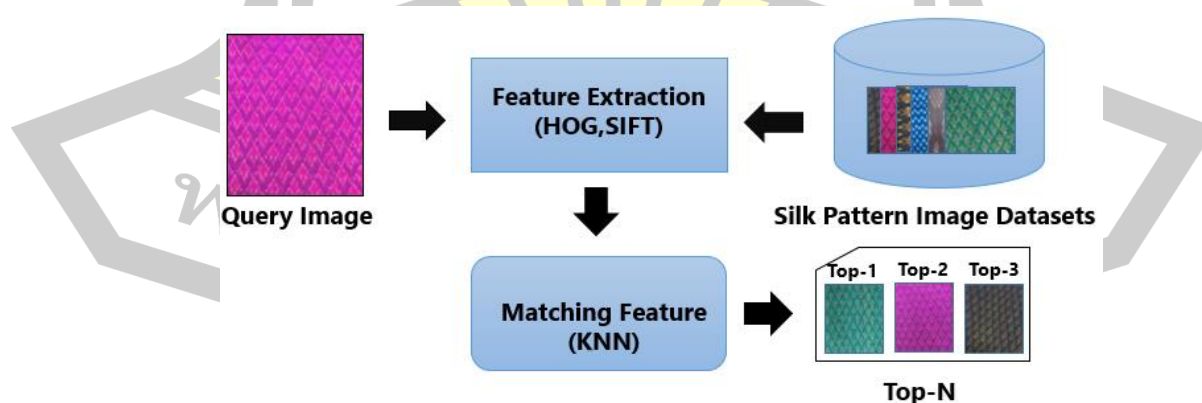
ภาพประกอบที่ 3.16 การสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยอัลกอริทึม SIFT

จากภาพประกอบที่ 3.16 กระบวนการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม SIFT เริ่มจากการหาปริภูมิในมิติของภาพและระยะทาง (Scale-Space Extrema Detection) คำนวณจากสมการ 2.7 และคำนวณหาค่า เกรเดียนต์ (Gradient Computation) จากสมการ 2.5 และสร้างบล็อก (Distribute Block) ขนาด 4x4 โดยแต่ละบล็อกจะมีค่าฮิสโตแกรมเก็บทิศทางที่มีขนาด 8 bin เพื่อนำไปอธิบายคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพผ้าไหม ซึ่งอยู่ในรูปของเวกเตอร์คุณลักษณะหรือเรียกว่า Feature vector แสดงดังภาพประกอบที่ 3.17

```
[[0.15629844 0.11866582 0.12810448 0.12798556 0.17196838 0.14978206
0.13308041 0.1209279 0.18112584 0.14091888 0.13562818 0.11068086
0.16726295 0.13906608 0.13881528 0.11838419 0.05963041 0.07158367
0.06050199 0.07265278 0.06505493 0.08990544 0.07416027 0.06379745
0.06428105 0.08219039 0.07722273 0.05936056 0.05307581 0.06172856
0.05896154 0.05140716 0.0279658 0.03318712 0.03006576 0.02382724
0.03458615 0.04180258 0.04539998 0.03774804 0.03225613 0.04402453
0.04568872 0.03422134 0.02447548 0.03129498 0.04454346 0.03035976
0.055516 0.06022584 0.07016358 0.06456965 0.05938652 0.0748382
0.08225988 0.07142986 0.06955757 0.07636493 0.07301512 0.08343246
0.05345508 0.06654056 0.06811506 0.06211422 0.08742469 0.12371168
0.11887038 0.19816772 0.09537654 0.15295634 0.13915096 0.2002724
0.10592429 0.1369971 0.14069577 0.2002724 0.09092913 0.13438262
0.12754433 0.18760757 0.04971746 0.07207065 0.05799613 0.06871001
0.04391071 0.08102673 0.07641019 0.06800054 0.05566415 0.07418312
0.07574939 0.05908351 0.06445184 0.0655119 0.0676458 0.06259934
0.03130484 0.0380974 0.03204199 0.03241809 0.04061582 0.05181151
0.04688136 0.03746605 0.0356367 0.04907182 0.04616612 0.03916159
0.03288855 0.03765556 0.04000016 0.03492129 0.05809421 0.06881645
0.07410722 0.05329315 0.0727531 0.07533509 0.08053813 0.07568496
0.06966021 0.07892189 0.0751708 0.07639341 0.06444305 0.0682036
0.07795482 0.06415794]]
```

ภาพประกอบที่ 3.17 ตัวอย่าง Feature Vector อัลกอริทึม SIFT

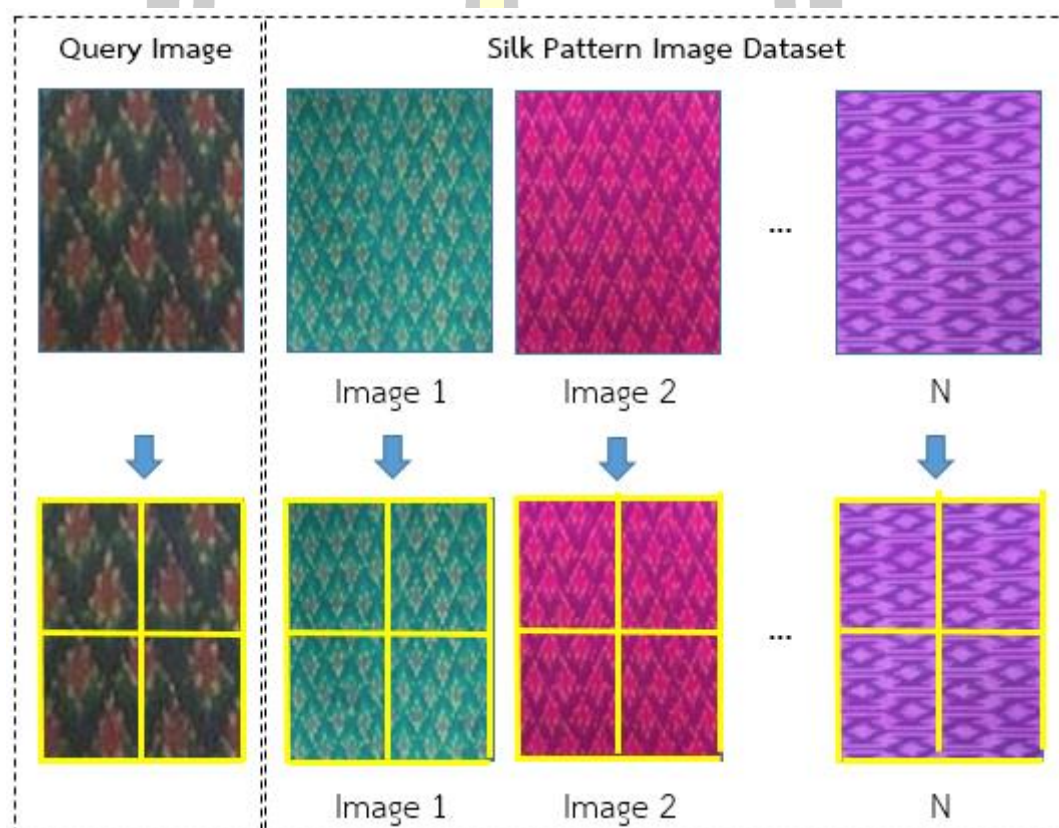
3.2.5 กระบวนการค้นคืนด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม HOG และ SIFT โดยการเปรียบเทียบค่าความเหมือนระหว่างเวกเตอร์ระหว่างภาพที่ต้องการสืบค้นกับภาพในฐานข้อมูล มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงานดังภาพประกอบที่ 3.18



ภาพประกอบที่ 3.18 ระบบการค้นคืนลายผ้าไหมด้วยวิธี HOG และ SIFT

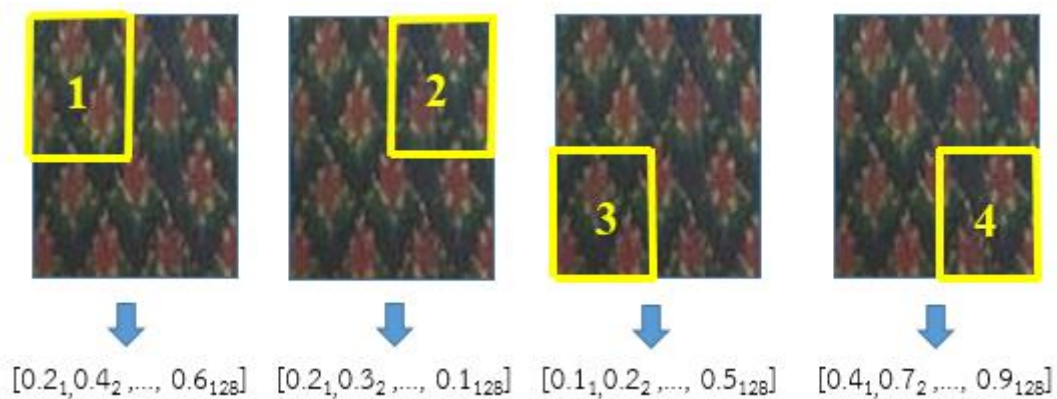
จากภาพประกอบที่ 3.18 กระบวนการทำงานของระบบการค้นคืนลายผ้าไหม ที่ใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี HOG และ SIFT ซึ่งเป็นการทดลองแบบตาราง หรือเรียกว่าแบบ Grid มีรายละเอียดขั้นตอนการทำงาน ดังนี้

1) แบ่งภาพออกเป็น Grid ทั้งภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset ที่มีขนาดเท่ากันในตัวอย่างนี้จะแสดงการแบ่ง Grid ขนาด 2x2 ดังภาพประกอบที่ 3.19



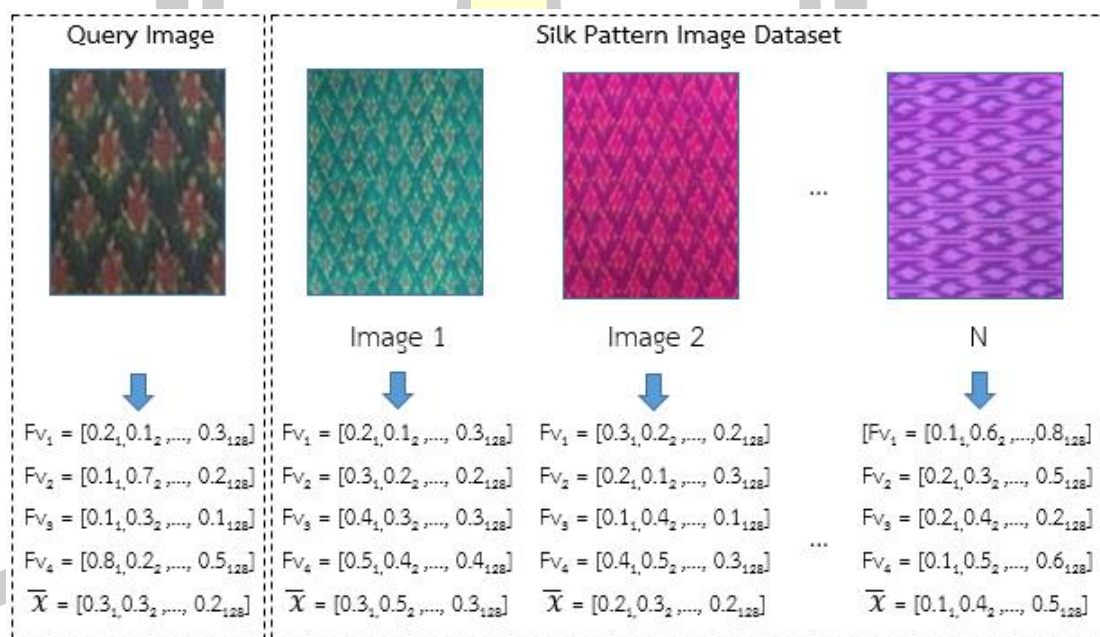
ภาพประกอบที่ 3.19 การแบ่งภาพแบบ Grid ขนาด 2 x 2

2) สกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี SIFT และ HOG ของรูปภาพทั้งภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset ซึ่ง 1 block ของ Grid จะเท่ากับ 1 ชุดข้อมูล Feature Vector จากการแบ่ง Grid ออกเป็น $2 \times 2 = 4$ block นั้นหมายถึง ภาพ 1 ภาพ จะมีจำนวน Feature Vector เท่ากับ $1 \times 4 = 4$ ชุดข้อมูล ตัวอย่างผลลัพธ์จากการสกัดคุณลักษณะพิเศษขนาด 128 Feature Vector ต่อ 1 block แสดงดังภาพประกอบที่ 3.20



ภาพประกอบที่ 3.20 ตัวอย่างคุณลักษณะพิเศษภาพในแต่ละ Block ของ Grid

3) คำนวณค่าเฉลี่ย ($\bar{X}$) ระหว่าง Feature Vector ของรูปภาพลายผ้าไหมในแต่ละรูป เพื่อนำไปใช้เป็นตัวแทนภาพในการเปรียบเทียบความเหมือน ดังภาพประกอบที่ 3.21



ภาพประกอบที่ 3.21 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยระหว่าง Feature Vector ของรูปภาพลายผ้าไหม

4) เปรียบเทียบความเหมือนระหว่างภาพ Query Image และภาพจาก Silk Pattern Image Dataset โดยวัดระยะทางหรือ Distance Measurement ของอัลกอริทึม KNN จากค่าเฉลี่ย ของ Feature Vector ตัวอย่างดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างเปรียบเทียบความเหมือนภาพจากค่าเฉลี่ยของ Feature Vector ด้วย KNN

Compare	$\bar{X}$ of Query Image	$\bar{X}$ of Silk Pattern Image Dataset	Distance (KNN)
Query Image with Image 1	$[0.3_1, 0.3_2, \dots, 0.2_{128}]$	$[0.3_1, 0.5_2, \dots, 0.3_{128}]$	0.245
Query Image with Image 2	$[0.3_1, 0.3_2, \dots, 0.2_{128}]$	$[0.2_1, 0.3_2, \dots, 0.2_{128}]$	0.263
Query Image with Image N	$[0.3_1, 0.3_2, \dots, 0.2_{128}]$	$[0.1_1, 0.4_2, \dots, 0.5_{128}]$	0.239

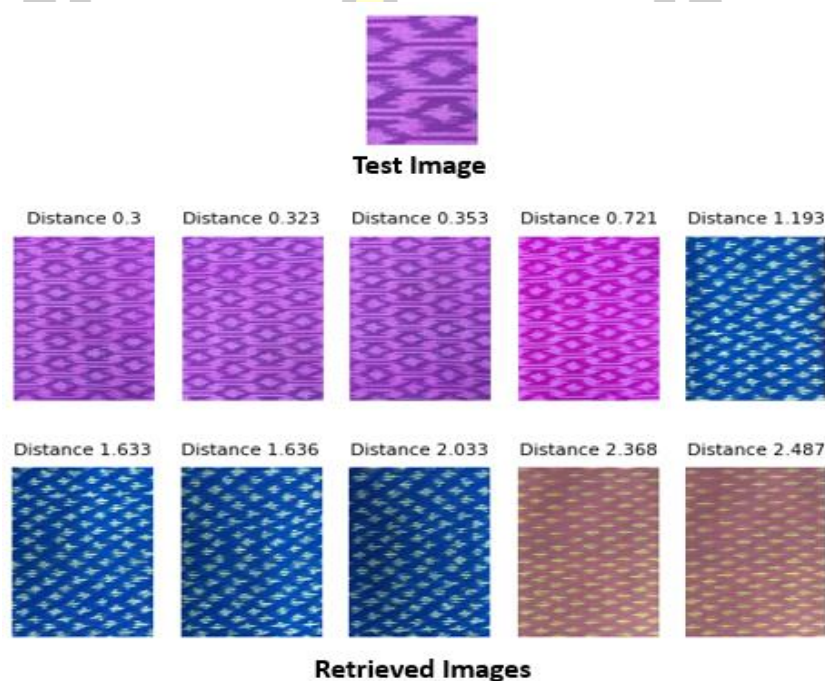
5 จัดอันดับความเหมือนความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหม จากการให้ค่า Distance ภาพที่มีความเหมือนกันคือนค่า Distance ของรูปภาพที่มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้แสดงผลการค้นคืนภาพ Top-10 ดังนั้นภาพที่ถูกนำมาแสดงจะมีจำนวน 10 รูปภาพที่มีค่าความเหมือนกับ Query Image มากที่สุด โดยเรียงจากค่า Distance น้อยที่สุดไปหาค่ามาก 10 อันดับ แสดงตัวอย่างการค้นคืน Top-3 ดังรูปภาพประกอบที่ 3.22



ภาพประกอบที่ 3.22 ตัวอย่างความเหมือนรูปภาพลายผ้าไหมด้วยค่า Distance โดยเรียงตาม Top1-3

จากภาพประกอบที่ 3.22 แสดงให้เห็นว่า ภาพที่ค้นคืนมาในตำแหน่ง Top-1 ผิดพลาด โดยที่ภาพลายผ้าใหม่นั้นไม่ตรงกับ Query Image นั้นหมายถึงภาพที่ Top-1 มีความเหมือนกับ Query Image ซึ่งอยู่ใน Rank 1 ถึง 10 รูปภาพดังกล่าวจึงถูกค้นคืนออกมา

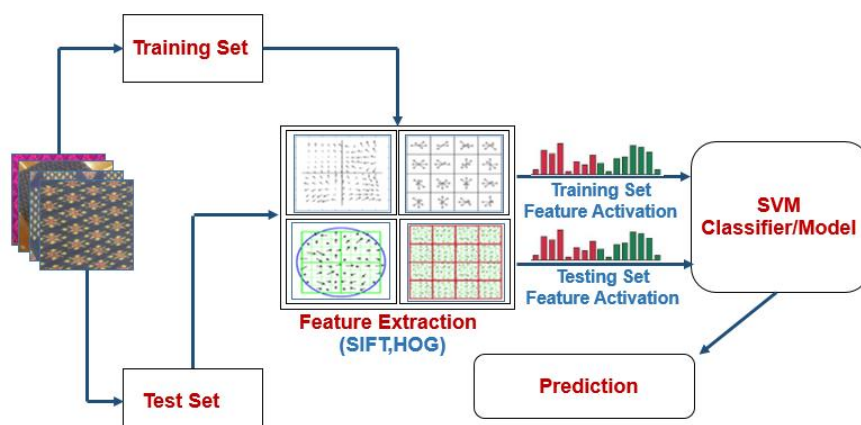
3.2.6 ผลลัพธ์การค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ ระบบการค้นคืนจะแสดงรายการที่ค้นคืนจากชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้จำนวนทั้งหมด 10 รูปภาพ (Top-10) โดยเรียงลำดับจากภาพที่มีความเหมือนกันกับภาพต้นฉบับมากที่สุด (Image Test) ซึ่งสามารถตรวจสอบได้จากค่า Distance จากค่าน้อยไปหาค่ามาก ดังภาพประกอบที่ 3.23



ภาพประกอบที่ 3.23 ผลลัพธ์จากการค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ ลายกุกูแฉใจ

3.3 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ระหว่างเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก และการเรียนรู้ของเครื่องจักร

3.3.1 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าใหม่ด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม HOG และ SIFT ร่วมกับอัลกอริทึม SVM โดยนำภาพสำหรับการเรียนรู้ และสำหรับทดสอบ แยกคุณลักษณะพิเศษหรือคุณที่เด่นชัดของแต่ละภาพ นำ Feature ที่ได้ของ Training Set ไปใช้ในการสร้าง Model ส่วน Feature จาก Test Set นำมาใช้ในการทดสอบด้วยอัลกอริทึม SVM มีขั้นตอนการทำงานตามผังการทำงานดังภาพประกอบที่ 3.24



ภาพประกอบที่ 3.24 ระบบการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมด้วยวิธี HOG และ SIFT ร่วมกับ SVM

3.3.2 การทดลองการเรียนรู้เชิงลึกเป็นการนำข้อมูล Training Set และ Test Set ให้วิธี CNN โดยใช้โครงสร้าง LeNet-5 และ AlexNet ทั้งโครงสร้างแบบดั้งเดิม และโครงสร้างที่ปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ใหม่ แสดงดังภาพประกอบที่ 2.8 และ 2.9



บทที่ 4

ผลการศึกษา

เทคนิคการค้นคืนรูปภาพสามารถทำได้หลากหลายวิธีขึ้นอยู่กับลักษณะของชุดข้อมูลที่น่าสนใจ ในงานวิจัยนี้ นำเสนอการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมจำนวนตัวอย่างน้อยโดยใช้เทคนิค SIFT ร่วมกับ RANSAC การสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ของ SIFT และ HOG ร่วมกับ SVM และ KNN ร่วมถึงการทดลองการเรียนรู้เชิงลึกด้วยวิธี CNN โดยใช้โครงสร้าง LeNet-5 และ AlexNet ซึ่งในบทนี้จะแสดงรายละเอียดของแต่ละส่วนในงานวิจัย ดังนี้

- 4.1 เครื่องมือและข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง
- 4.2 วิธีการทดลอง
- 4.3 ตัวอย่างภาพการทดลองค้นคืนภาพลายผ้าไหม
- 4.4 ผลการทดลองประสิทธิภาพของอัลกอริทึม

4.1 เครื่องมือและข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

เครื่องมือและการเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย ได้แก่เครื่องมือที่ใช้ในการทดลอง และการเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

เครื่องมือที่ใช้ในการทดลองได้แก่ ด้านฮาร์ดแวร์ประกอบด้วย คอมพิวเตอร์ หน่วยประมวลผลกลาง Intel Core i7-3370 หน่วยความจำ 8 กิกะไบต์ การ์ดจอแสดงผล NVidia GeForce GTX650M ด้านซอฟต์แวร์ และภาษาที่ใช้ในการทดลอง ได้แก่ ระบบปฏิบัติการ Linux Ubuntu 16.04 64-bit ภาษาที่ใช้ในการทดลอง Python

การเก็บรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง ในการเก็บรวบรวมข้อมูลผู้วิจัยได้ทำการเก็บรวบรวมโดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ 1. ภาพลายผ้าไหมจำนวน 10 ลาย ขนาด 450 x 650 pixel สำหรับใช้เป็นข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Set) 2. ภาพลายผ้าไหมสำหรับทดสอบ (Test Set)

4.2 วิธีการทดลองการทดลอง

ในขั้นตอนนี้เป็นการนำเอารูปภาพที่เก็บรวบรวมมาทดลองกับวิธีการที่ออกแบบไว้ โดยการทดลองแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ 1. การทดลองการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมวิธี SIFT+RANSAC และคำนวณจากวิธีแบบตาราง (Grid) ประกอบด้วย SIFT และ HOG 2. การค้นคืนภาพผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) มีพารามิเตอร์ดังนี้

4.2.1 การทดลองการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมวิธี SIFT+RANSAC และคำนวณจากวิธีแบบตาราง (Grid) ประกอบด้วย SIFT และ HOG ค่าพารามิเตอร์ในการทดสอบมีรายละเอียดดังนี้

- การค้นคืนลายผ้าไหมแบบ Keypoint ใช้วิธีของ SIFT ร่วมกับ RANSAC จะทำการทดสอบกับชุดลายผ้าไหมทั้ง Silk-E, Silk-H พารามิเตอร์ที่ใช้ประกอบด้วย การตรวจจับ Keypoint ของ SIFT ค่า Ratio เท่ากับ 0.9 RANSAC ค่า Threshold = 0.2 และการ Matching Keypoint ใช้ 2-KNN

- การค้นคืนลายผ้าไหมแบบไม่ใช้ Keypoint โดยจะใช้ค่าเวกเตอร์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ของอัลกอริทึม SIFT, HOG ร่วมกับ KNN โดยมีรายละเอียดดังนี้

การทดสอบด้วยวิธี HOG พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบ ประกอบด้วย ขนาดของบล็อก (block) ที่กำหนดให้มีขนาด 1x1 บล็อก และกำหนด Orientation bin มีขนาด 128 bin เท่านั้นเนื่องจาก การแบ่งจำนวน block เพิ่มขึ้นส่งผลให้อัตราการค้นคืนต่ำลง รวมถึงการใช้ค่า Orientation bin ด้วยค่าอื่น ๆ ดังนั้น คุณลักษณะพิเศษที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธี HOG จึงมีจำนวน 128 เวกเตอร์ต่อรูปภาพ 1 รูป การทดสอบด้วยวิธี SIFT พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบ ประกอบด้วย จำนวน Keypoint ต่อรูปภาพ 1 รูป ในอัลกอริทึมนี้จะกำหนดให้มีจำนวนรูปภาพละ 1 Keypoint ซึ่งสามารถคำนวณคุณลักษณะพิเศษได้ 128 เวกเตอร์ เช่นเดียวกับ HOG ข้อมูลเวกเตอร์ที่ได้จากทั้ง SIFT และ HOG จะนำมาเปรียบเทียบความเหมือนด้วยค่า KNN เท่ากับ 1

การทดลองทั้ง 2 รูปแบบจะทำการทดลองทั้งชุดข้อมูลทั้ง Silk-E, Silk-H ในอัตราข้อมูลการทดลอง 80: 20 โดยที่ 80 คือส่วนที่ใช้สำหรับเรียนรู้ 20 ใช้สำหรับทดสอบ ในส่วนของข้อมูลทดสอบจะใช้ภาพในการทดสอบด้วยกัน 2 ขนาด ประกอบด้วย การ crop ขนาด 30 และ 40% จากภาพต้นฉบับ จำนวน 3 รูปต่อ 1 ภาพ ทดสอบจำนวนทั้งหมด 5 รอบการทดลองต่ออัลกอริทึม

จากข้อมูลค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมต่างๆ ที่ใช้ในการทดลองเป็นค่าที่ให้ผลการทดลองมีประสิทธิภาพสูงสุด ซึ่งได้ทำการคัดเลือกจากการทดสอบดังนี้

1. ค่า Ratio เป็นค่ากำหนดตรวจจับ Keypoint ของ SIFT ซึ่งมีค่าระหว่าง 0.01-1 ในการทดลองได้ทำการทดสอบค่า Ratio ที่ 0.1 ถึง 1 โดยมีค่าเพิ่มขึ้นที่ 0.1 ผลปรากฏว่าค่า Ratio ที่ 0.9 ให้ผลลัพธ์ในการตรวจจับดีที่สุด โดยให้จำนวน Keypoint ที่เพียงพอในการนำไป Matching กัน

2. ค่า Threshold เป็นค่ากำหนดความสอดคล้องกันของ Feature Vector ที่ Matching กัน ซึ่งมีค่าระหว่าง 0.1-0.99 ในการทดลองได้ทำการทดสอบค่า Threshold ที่ 0.1 ถึง 0.9 โดยมีค่าเพิ่มขึ้นที่ 0.1 ผลปรากฏว่าค่า Threshold ที่ 0.2 ให้ผลลัพธ์อัตราการค้นคืนสูงที่สุด

4.2.2 การค้นคืนภาพผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) วิธีที่ใช้ในการค้นคืนภาพลายผ้าไหม ในการทดลองแบ่งออกเป็น 2 วิธี ได้แก่ 1. วิธีการเรียนรู้เชิงลึก โดยใช้โครงสร้างแบบ LenNet-5, AlexNet และ 2. วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ประกอบด้วย SIFT, HOG ร่วมกับ SVM และการหาค่าระยะห่างแบบ Euclidean (KNN)

4.2.2.1 การทดลองด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

รูปภาพที่ใช้ในการเรียนรู้และทดสอบจะถูกเปลี่ยนให้มีขนาด 128×128 pixel โดยกำหนดพารามิเตอร์ดังต่อไปนี้ Learning rate กำหนดเป็น 0.001 จำนวนรอบ (iteration) ที่ใช้ในการเรียนรู้จำนวน 200 รอบ จำนวนต่อครั้งที่ใช้ในการเรียนรู้ (Batch Size) เท่ากับ 32 ทำการทดลองกับชุดข้อมูล Silk-E เท่านั้น

4.2.2.2 การทดลองด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่

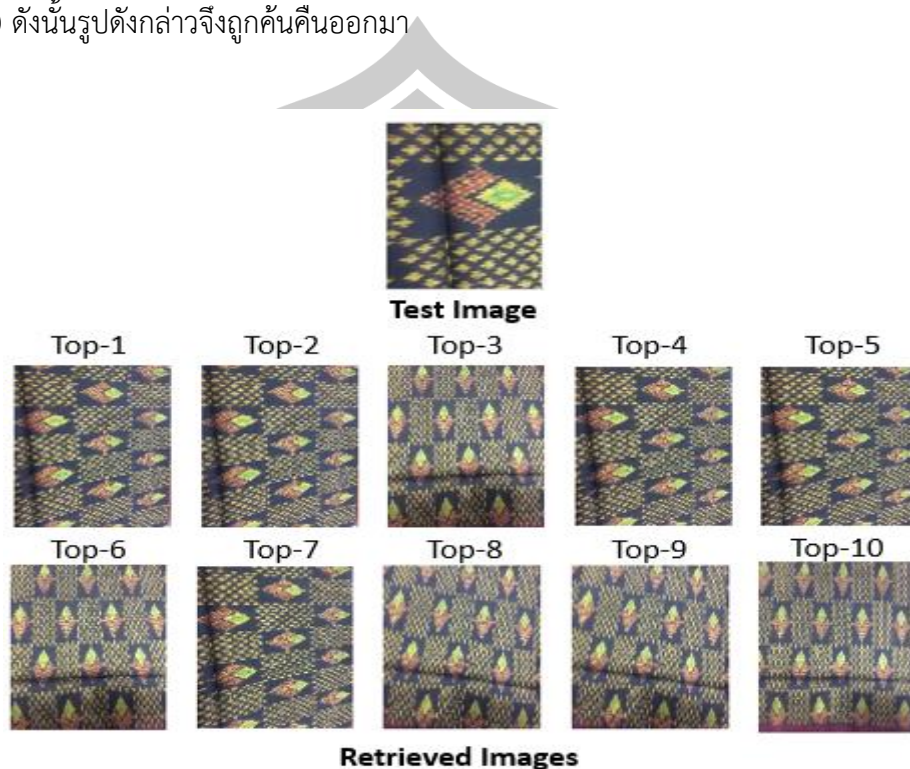
เป็นการนำข้อมูลเวกเตอร์ที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม SIFT และ HOG ในการทดลองกับชุดข้อมูล Silk-E มาร่วมกับอัลกอริทึม SVM ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งในการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยการทดลองด้วยวิธีของ SVM กำหนดให้ใช้ Kernel แบบ RBF และใช้วิธีของ Grid Search เพื่อค้นหาพารามิเตอร์ C และ γ ตั้งแต่ช่วง $\{2^{-3}, 2^{-2}, \dots, 2^3, 2^4\}$ จากนั้นเลือกค่า C และ γ ที่ให้ผลในการทดลองสูงที่สุดไปทำการทดลองจำนวน 5 รอบเพื่อหาค่าความถูกต้อง และค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละอัลกอริทึม

4.3 ตัวอย่างภาพการทดลองค้นคืนภาพลายผ้าไหม

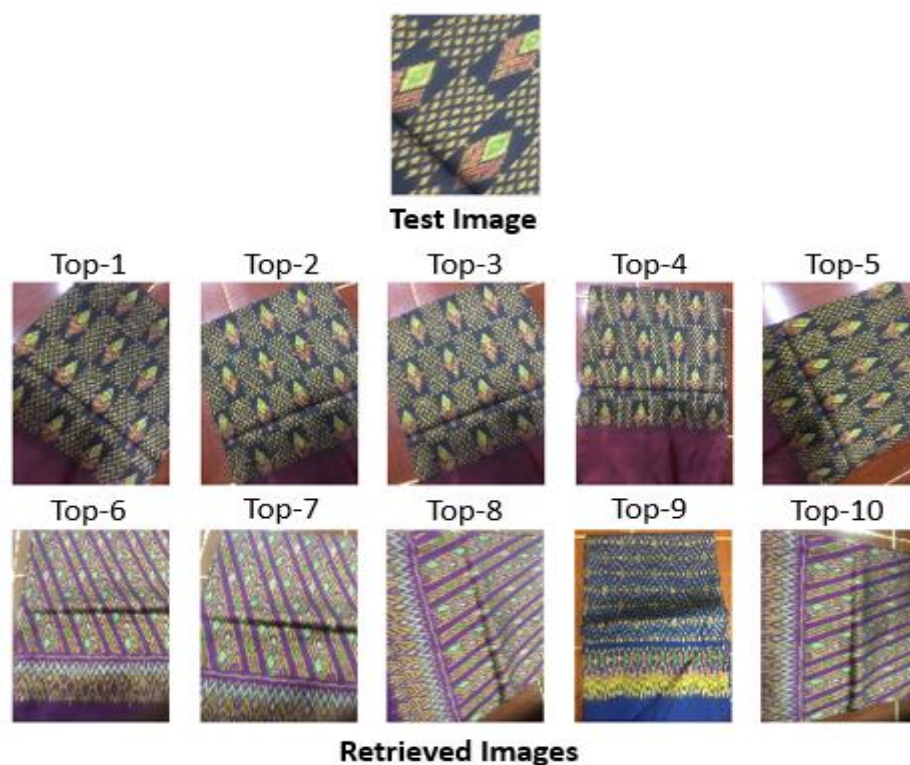
ตัวอย่างผลลัพธ์การทดลองการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม ทั้งหมด 10 ลายซึ่งผลการค้นคืนจะแสดงในรูปแบบ Top-1 ถึง Top-10 ดังนี้

4.3.1 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายกระจั๊บบ้างง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT ร่วมกับ RANSAC โดยภาพทดสอบ (Test Image) เป็นภาพที่ได้จากการสุ่ม crop 30 % จากภาพต้นฉบับ ดังภาพประกอบที่ 4.1 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนมีความถูกต้องทั้งหมด ส่วนการค้นคืนลายกระจั๊บบ้างยาก ใช้ภาพทดสอบเป็นภาพที่ได้จากการสุ่ม crop 40 % ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมา (Retrieved Image) มีความถูกต้องเพียงตั้งแต่ Top-1 ถึง Top-5 เท่านั้น นอกจากนั้นเป็นภาพค้นคืนที่ไม่ตรงกับภาพทดสอบ (Test Image) ดังภาพประกอบ 4.2 โดยภาพในภาพตำแหน่ง Top-6 ถึง Top-10 ของการทดลองกับชุดข้อมูลแบบยาก

เกิดผิดพลาด สาเหตุมาจากขั้นตอนการจับคู่ Keypoint ระหว่างทั้ง 2 ภาพมีความคล้ายคลึงกันสูงกว่า Top-10 ดังนั้นรูปดังกล่าวจึงถูกค้นคืนออกมา

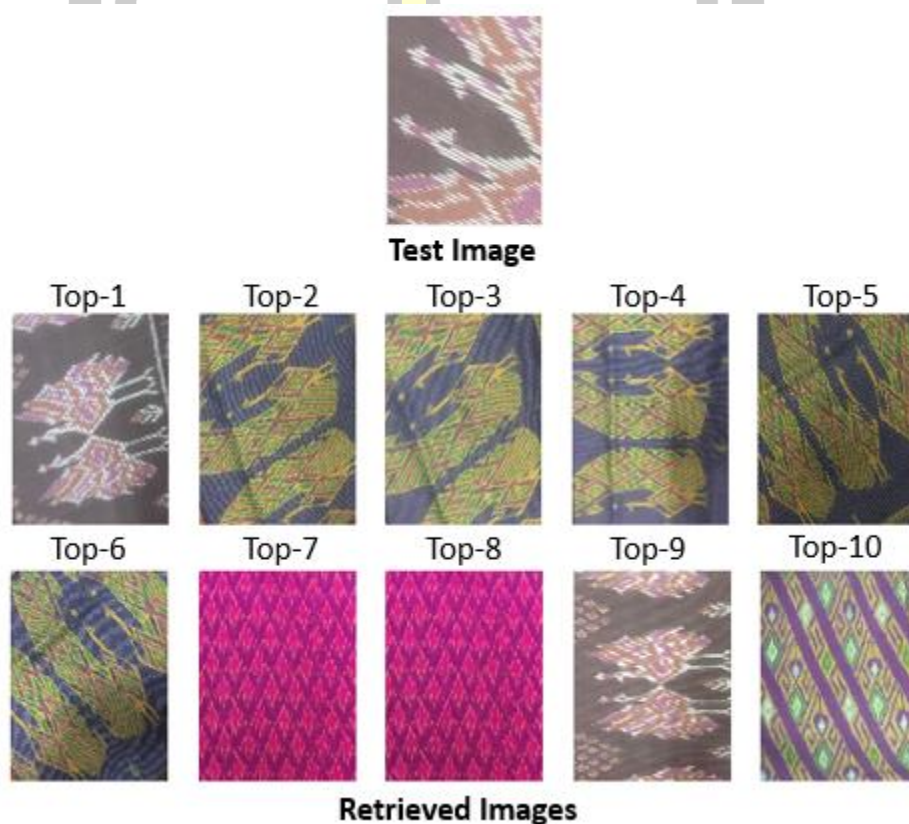


ภาพประกอบที่ 4.1 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับจั่ว จากชุดข้อมูล Silk-E



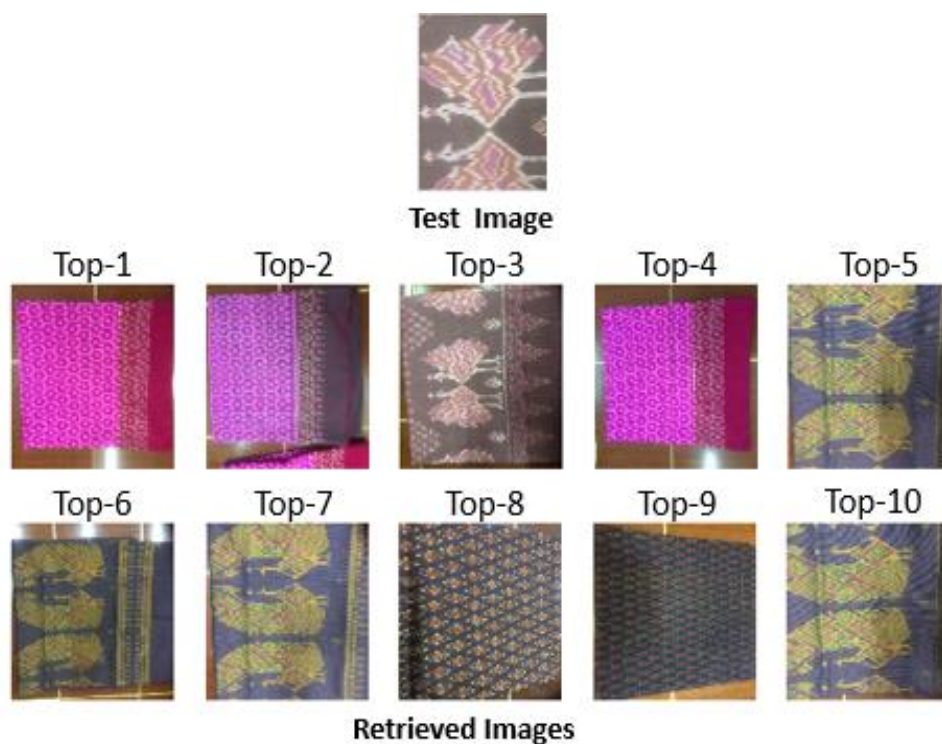
ภาพประกอบที่ 4.2 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับจั่ว จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.2 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายนกยูงแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม HOG+1NN โดยใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.3 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนมีความถูกต้องตั้งแต่ Top-1 ถึง Top-6 และ Top-9 กับ Top-10 นอกจากนี้ยังพบว่ามียูภาพที่ค้นคืนมาไม่ตรงกับทดสอบใน Top-7 และ Top-8 ส่วนการค้นคืนลายนกยูงแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาไม่ตรงกับภาพทดสอบตั้งแต่ Top-1 ถึง Top-2 ส่วน Top-3 ค้นคืนได้ตรงตามภาพทดสอบ ดังภาพประกอบที่ 4.4



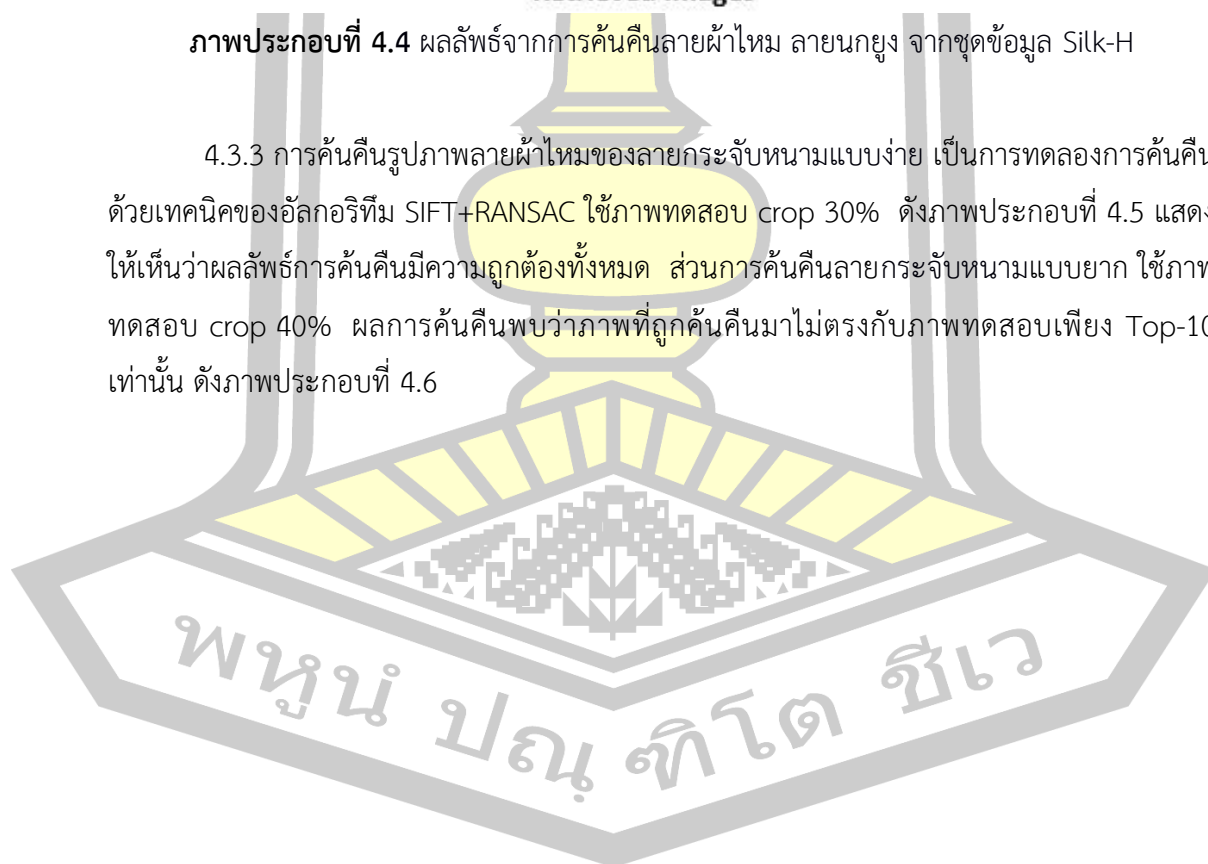
ภาพประกอบที่ 4.3 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนกยูง จากชุดข้อมูล Silk-E

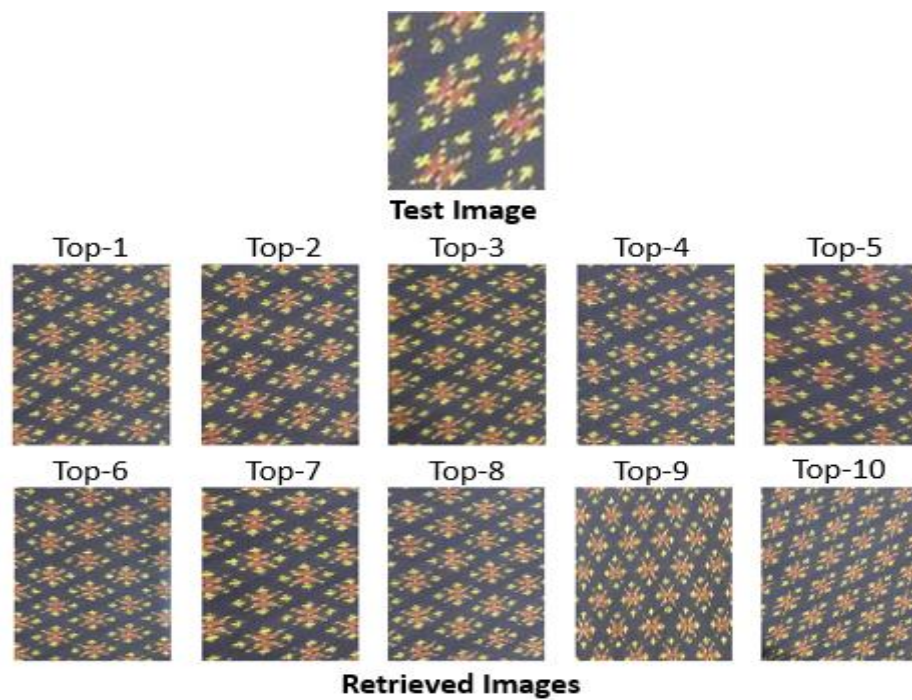
จากภาพประกอบที่ 4.3 ภาพตัวอย่างผลการทดลอง พบว่าการค้นคืนของภาพในตำแหน่ง Top-7, Top-8 และ Top-10 เกิดข้อผิดพลาดโดยผลการค้นคืนภาพไม่ตรงกับภาพ Test Image สาเหตุมาจากการสละคุณสมบัติพิเศษของอัลกอริทึม HOG กับภาพดังกล่าวมีความคล้ายคลึงกันสูงกับภาพ Test Image และติดใน 10 อันดับภาพที่มีความเหมือนกันของระบบค้นคืน เป็นผลทำให้ภาพทั้ง 3 ถูกแสดงค้นคืนออกมา



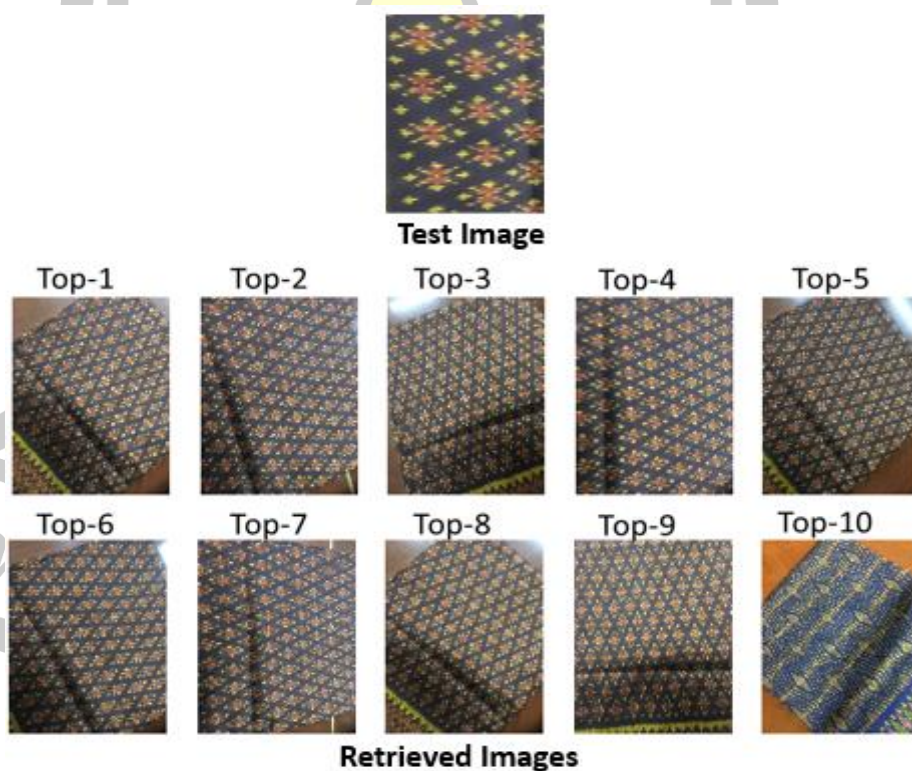
ภาพประกอบที่ 4.4 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนกยูง จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.3 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายกระจัดหนามแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC ใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.5 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนมีความถูกต้องทั้งหมด ส่วนการค้นคืนลายกระจัดหนามแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาไม่ตรงกับภาพทดสอบเพียง Top-10 เท่านั้น ดังภาพประกอบที่ 4.6



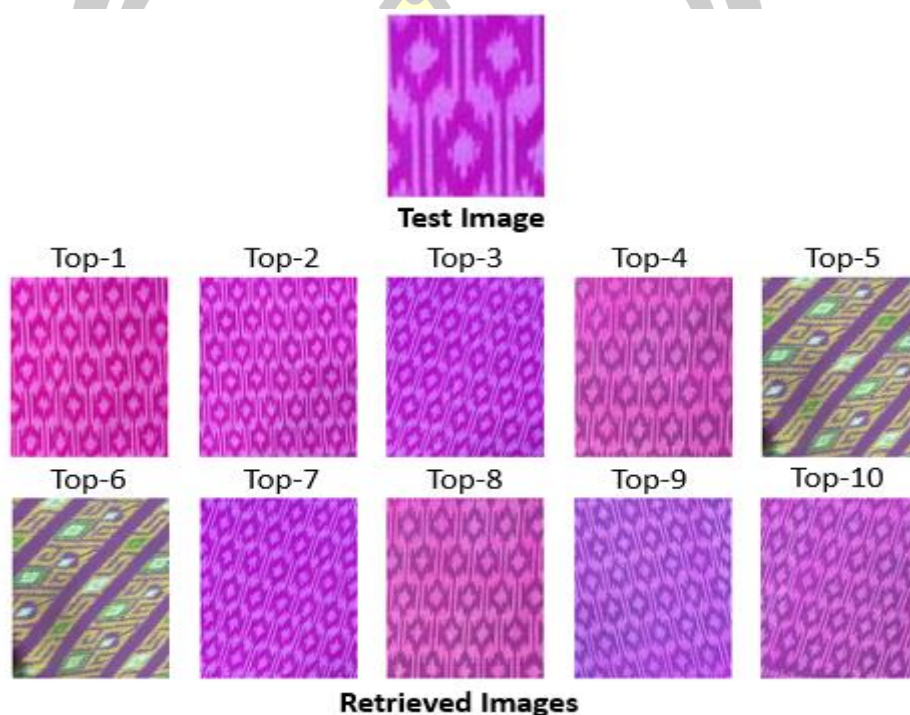


ภาพประกอบที่ 4.5 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับหนาม จากชุดข้อมูล Silk-E



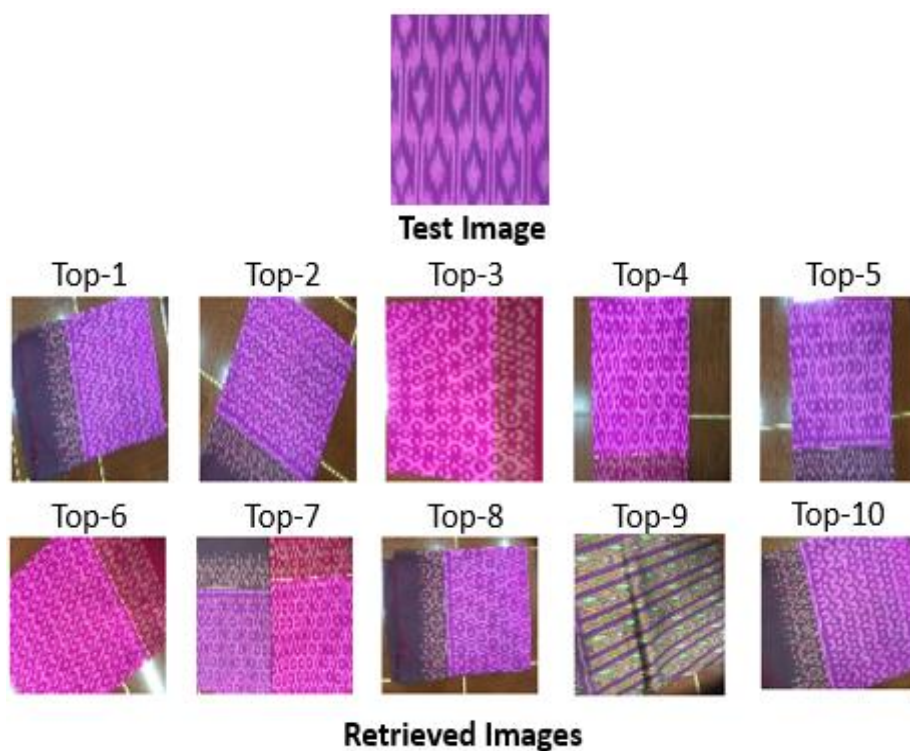
ภาพประกอบที่ 4.6 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกระจับหนาม จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.4 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายกัญแจใจแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC ใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.7 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนมีความถูกต้องที่ Top-1 ถึง Top-4 ส่วนการค้นคืนลายกัญแจใจแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาไม่ตรงกับภาพทดสอบเพียง Top-8 เท่านั้น ดังภาพประกอบที่ 4.8



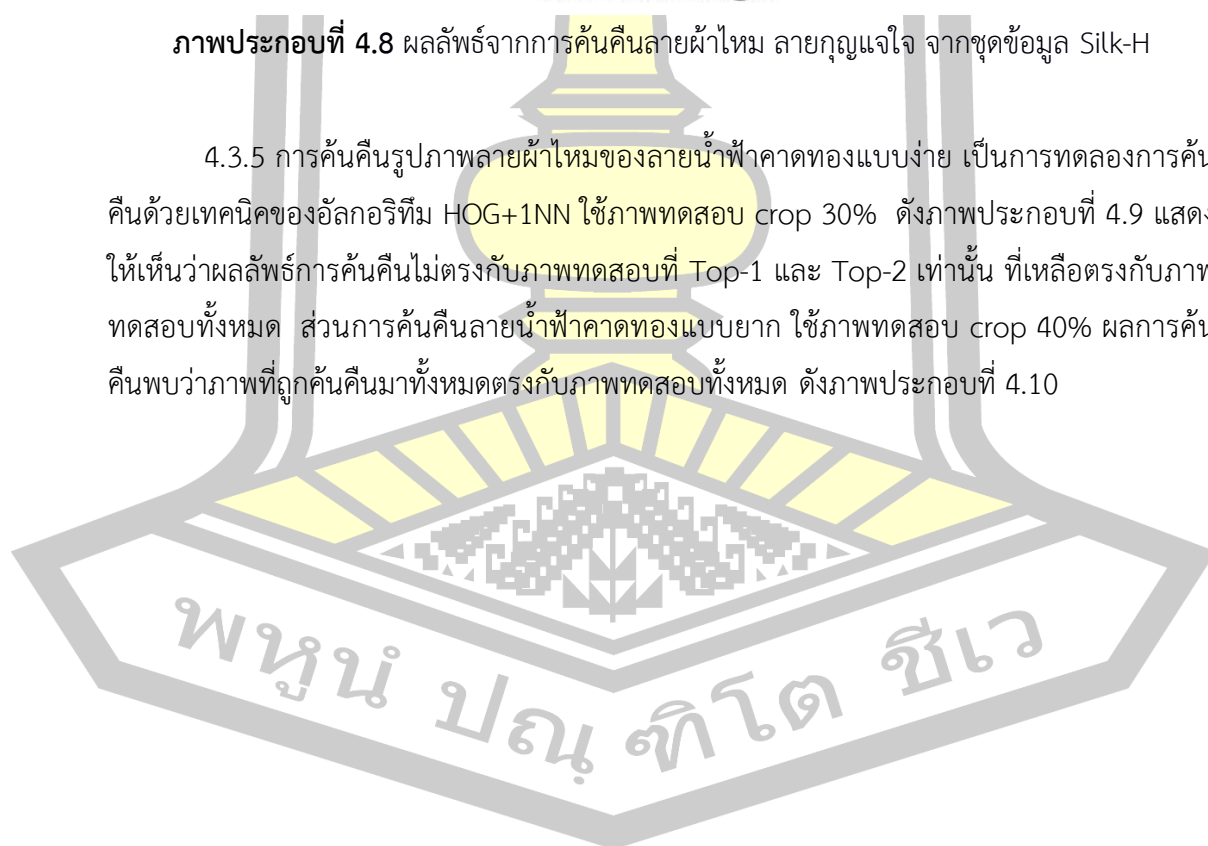
ภาพประกอบที่ 4.7 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกัญแจใจ จากชุดข้อมูล Silk-E

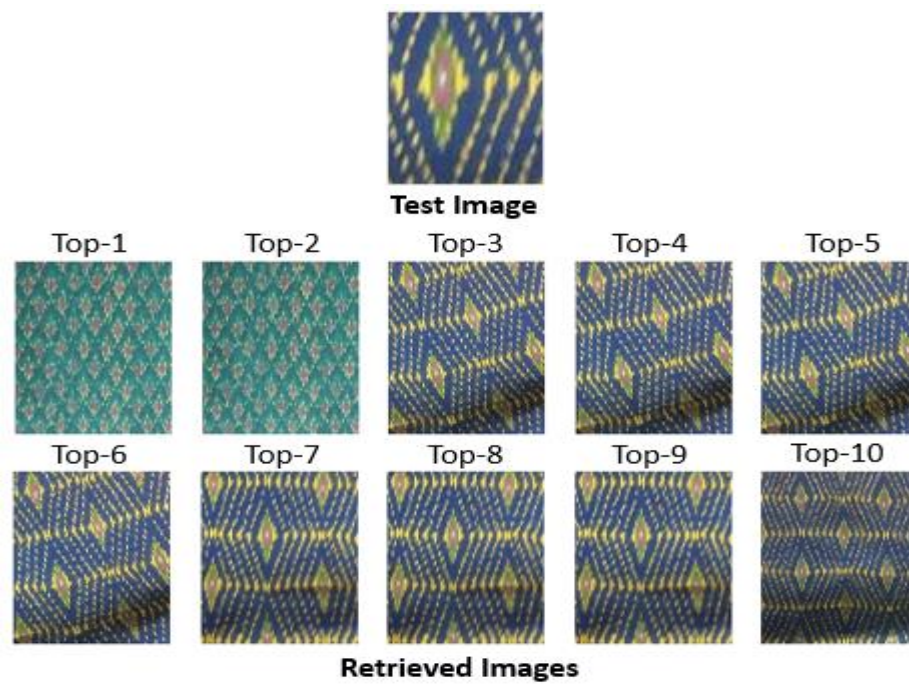




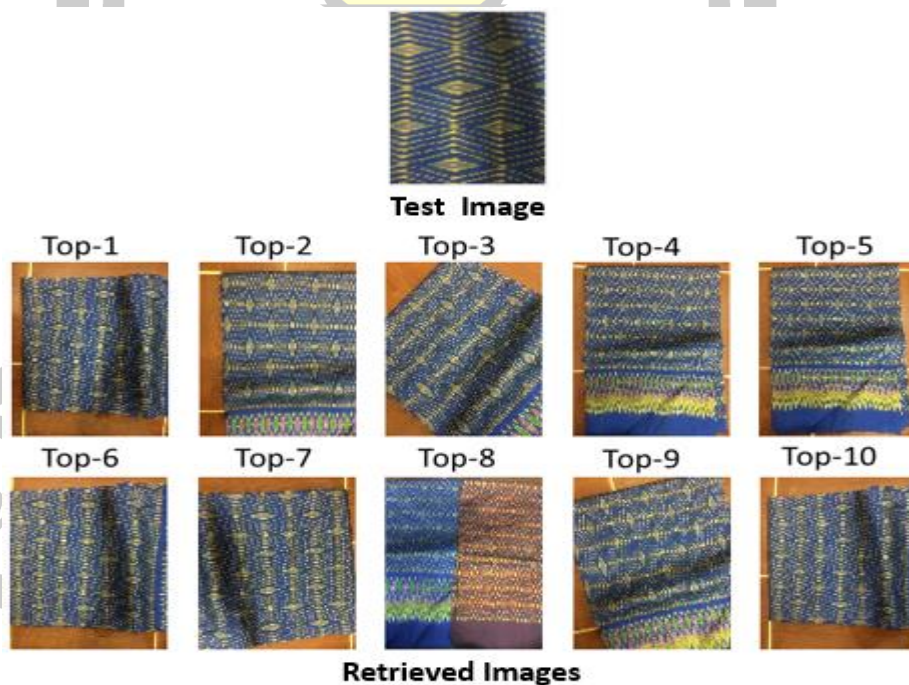
ภาพประกอบที่ 4.8 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายกุญแจใจ จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.5 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายน้ำฟ้าคาดทองแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม HOG+1NN ใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.9 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนไม่ตรงกับภาพทดสอบที่ Top-1 และ Top-2 เท่านั้น ที่เหลือตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ส่วนการค้นคืนลายน้ำฟ้าคาดทองแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาทั้งหมดตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ดังภาพประกอบที่ 4.10



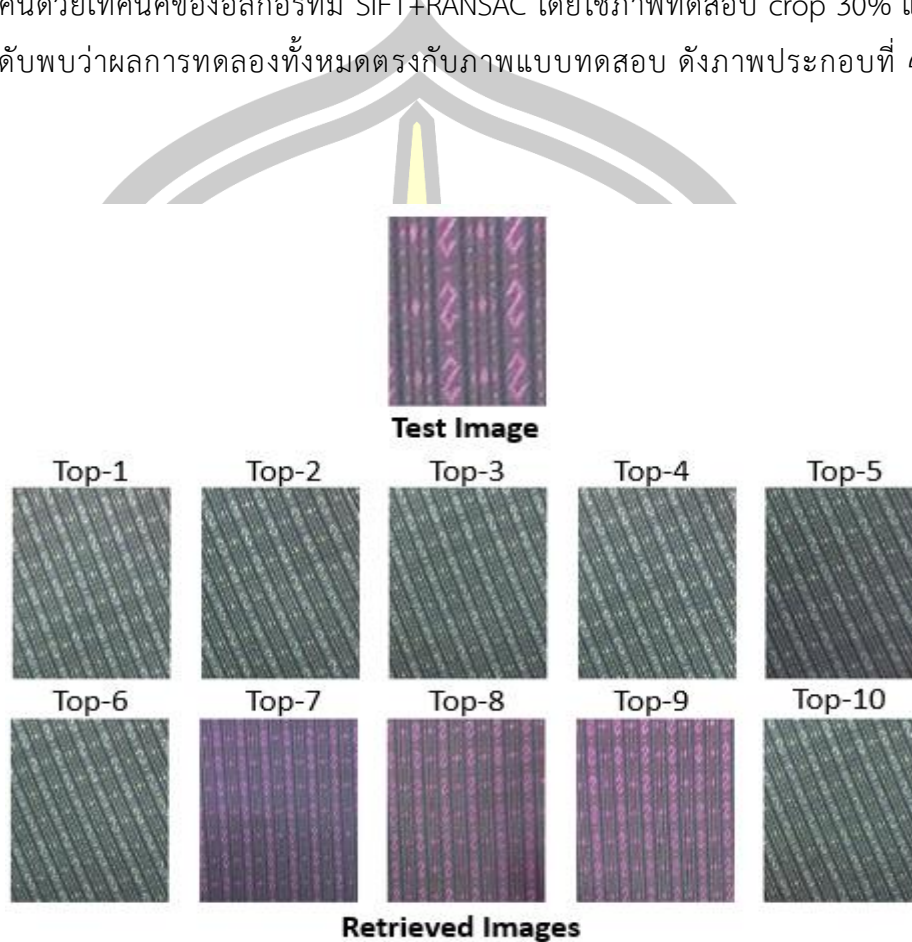


ภาพประกอบที่ 4.9 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนํ้าฟ้าคาดทอง จากชุดข้อมูล Silk-E



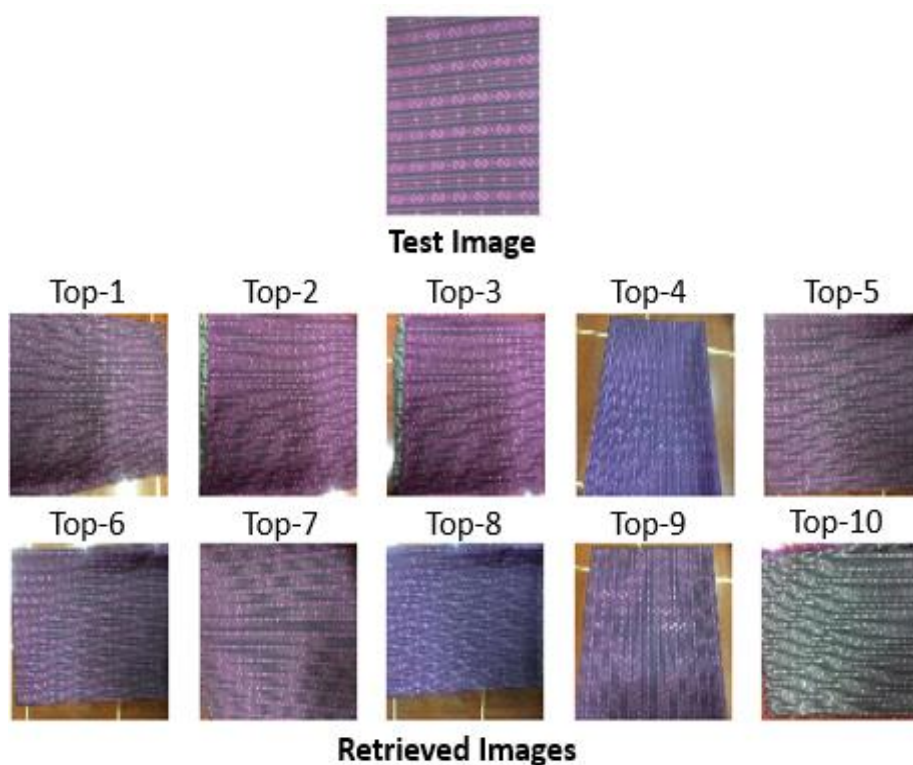
ภาพประกอบที่ 4.10 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายนํ้าฟ้าคาดทอง จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.6 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายขนาดเล็กแบบง่ายและแบบยาก เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC โดยใช้ภาพทดสอบ crop 30% และ 40% ตามลำดับพบว่าผลการทดลองทั้งหมดตรงกับภาพแบบทดสอบ ดังภาพประกอบที่ 4.11 และ 4.12



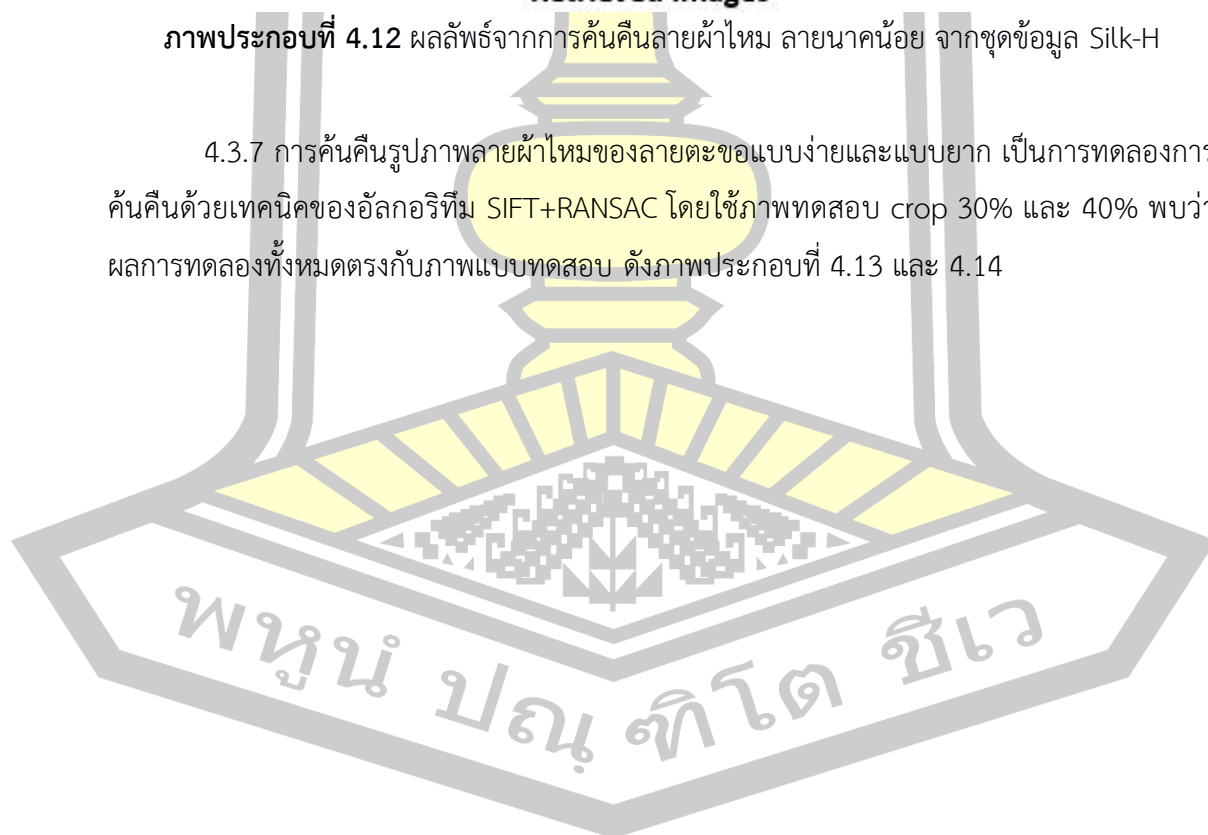
ภาพประกอบที่ 4.11 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายขนาดเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-E

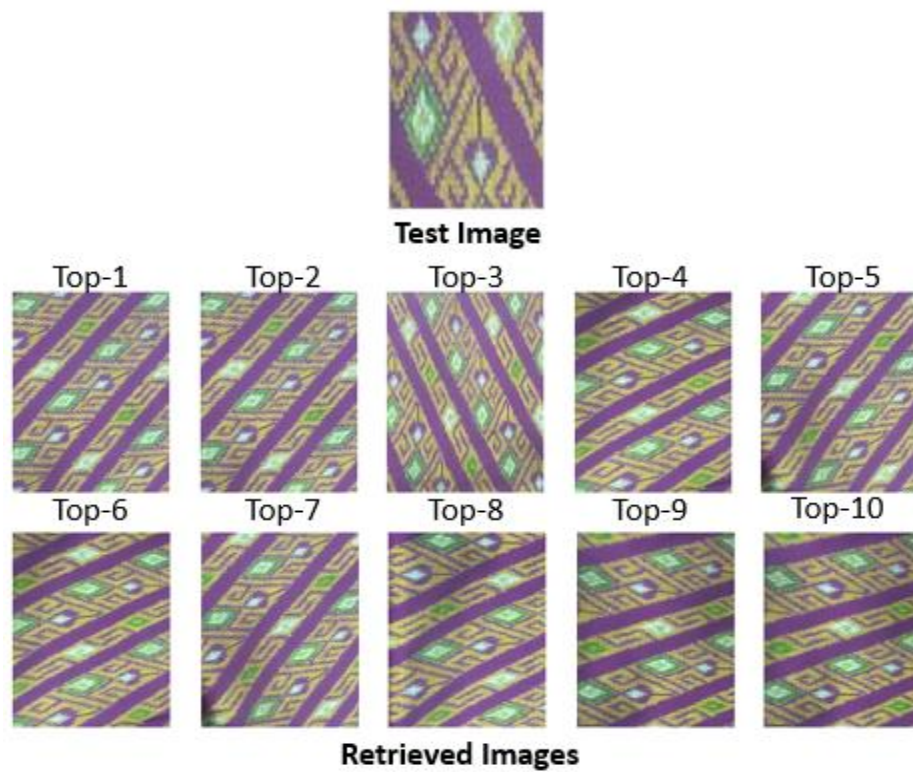




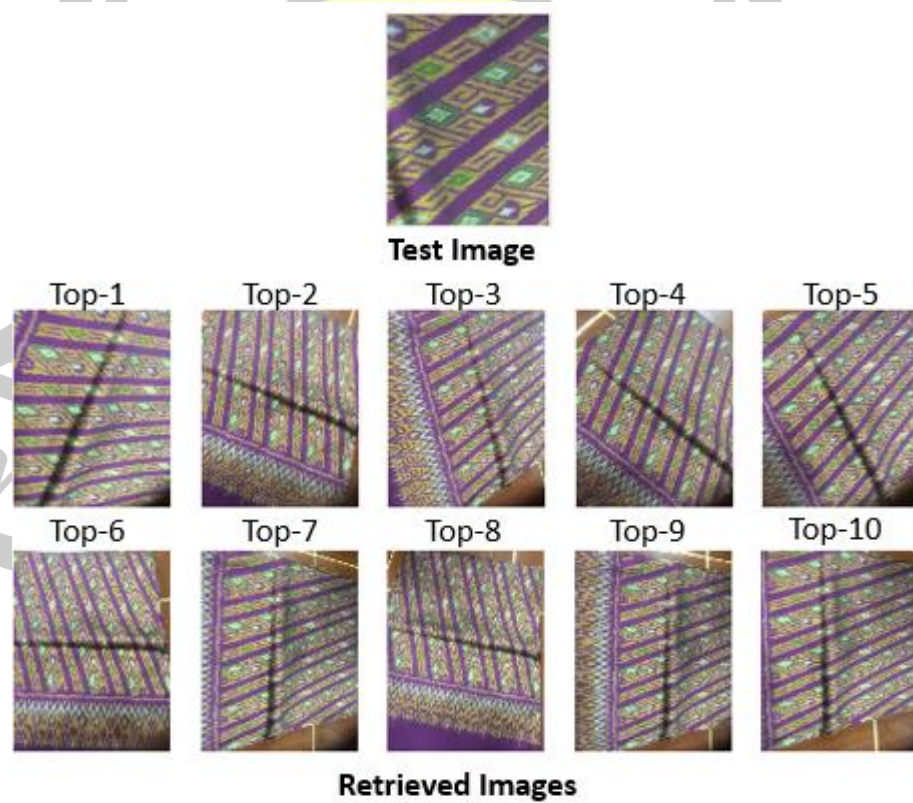
ภาพประกอบที่ 4.12 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายขนาดเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.7 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายตะขอแบบง่ายและแบบยาก เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC โดยใช้ภาพทดสอบ crop 30% และ 40% พบว่าผลการทดลองทั้งหมดตรงกับภาพแบบทดสอบ ดังภาพประกอบที่ 4.13 และ 4.14



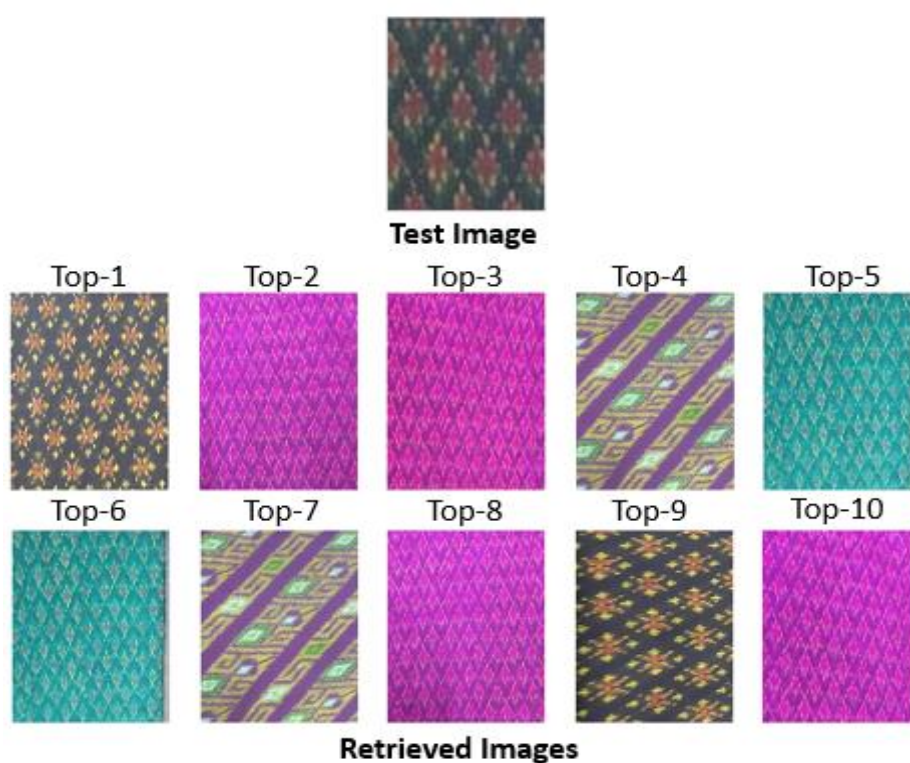


ภาพประกอบที่ 4.13 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายน้ำตะขอ จากชุดข้อมูล Silk-E



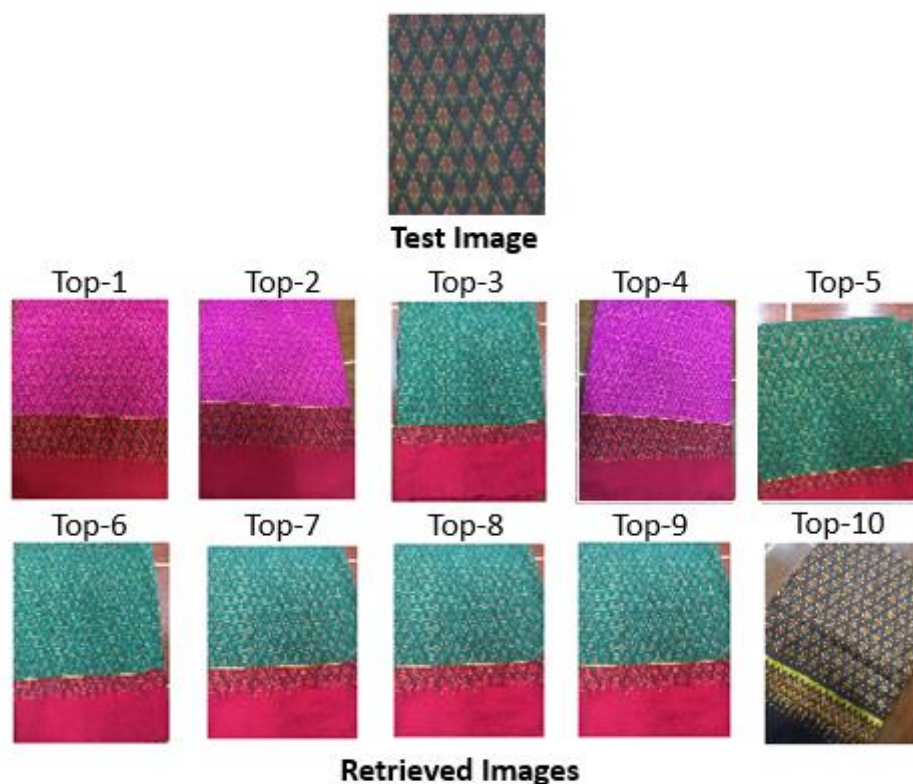
ภาพประกอบที่ 4.14 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายตะขอ จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.8 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายสร้อยดอกหมากแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม HOG+1NN โดยใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.15 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนไม่ตรงกับภาพทดสอบที่ Top-1, Top-4, Top-7 และ Top-9 ไม่ตรงกับภาพทดสอบที่เหลือตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ส่วนการค้นคืนลายสร้อยดอกหมากแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาทั้งหมดตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ยกเว้น Top-10 ดังภาพประกอบที่ 4.16



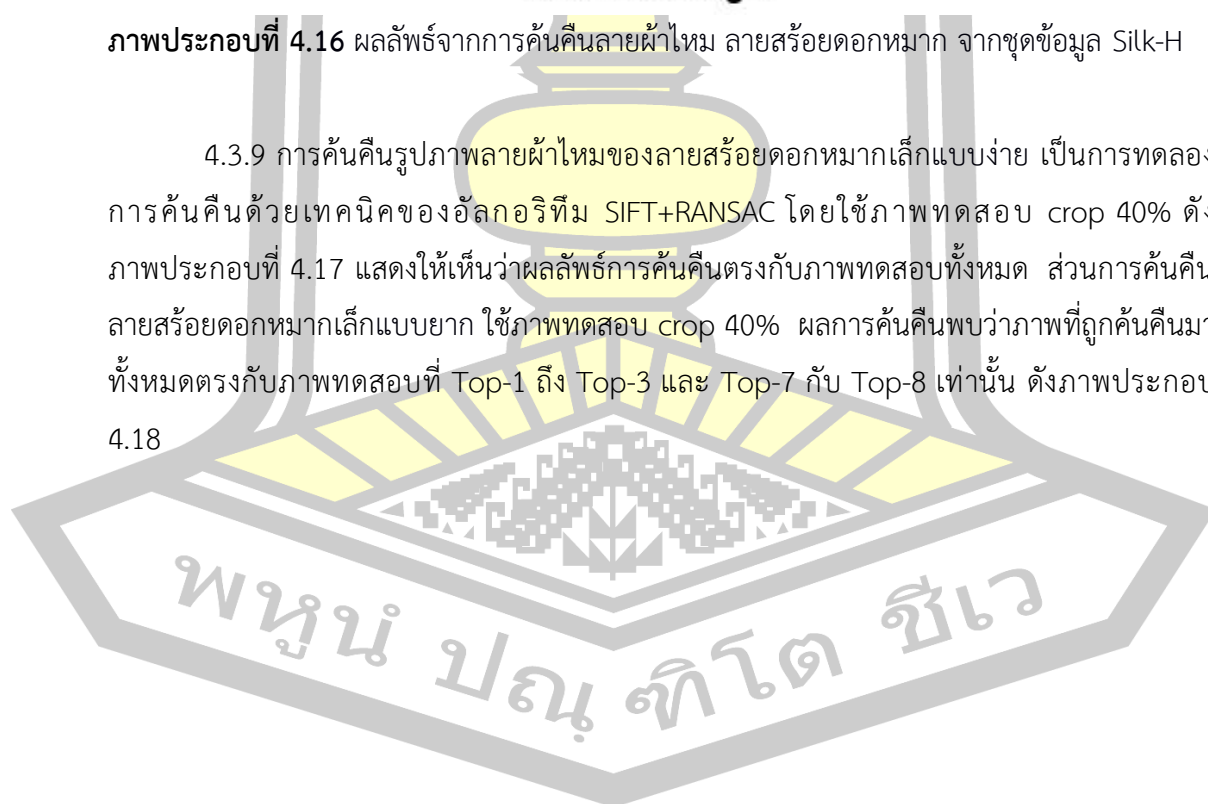
ภาพประกอบที่ 4.15 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายสร้อยดอกหมาก จากชุดข้อมูล Silk-E

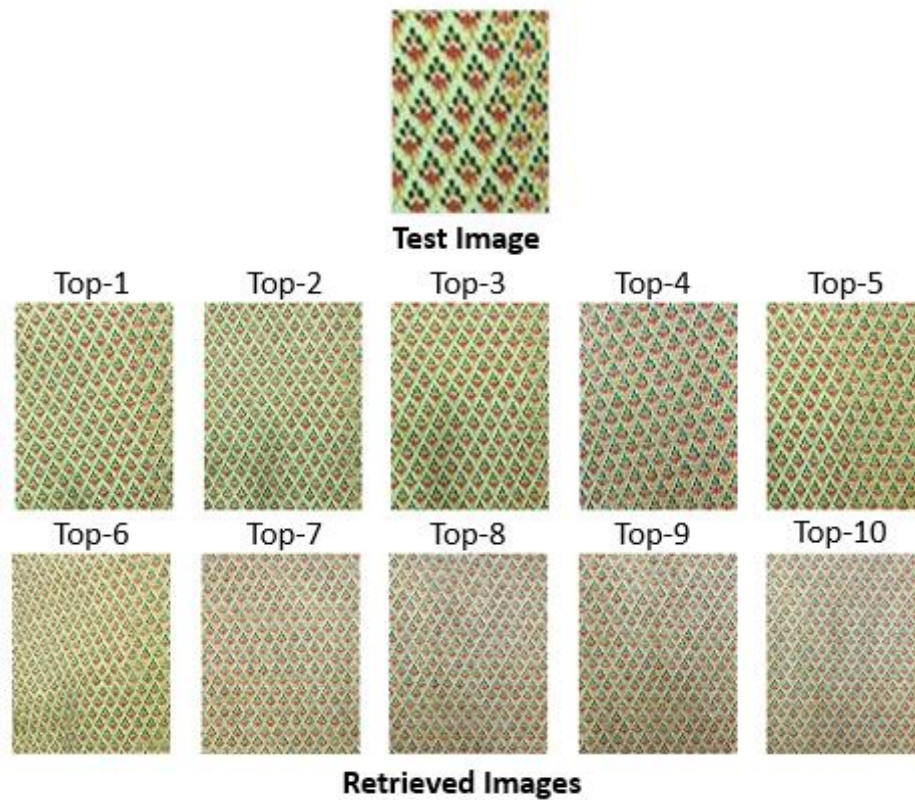
พหุ ประจักษ์ ชีวะ



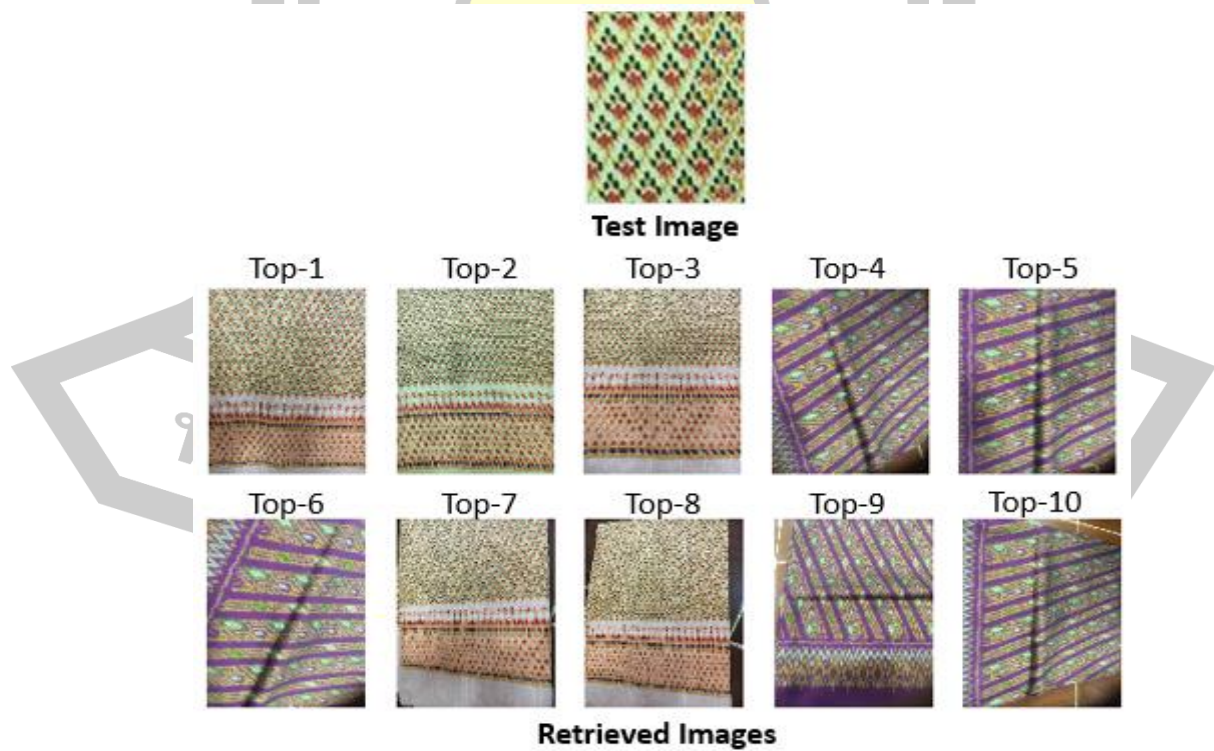
ภาพประกอบที่ 4.16 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายสร้อยดอกหมาก จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.9 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายสร้อยดอกหมากเล็กแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC โดยใช้ภาพทดสอบ crop 40% ดังภาพประกอบที่ 4.17 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ส่วนการค้นคืนลายสร้อยดอกหมากเล็กแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 40% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาทั้งหมดตรงกับภาพทดสอบที่ Top-1 ถึง Top-3 และ Top-7 กับ Top-8 เท่านั้น ดังภาพประกอบ 4.18



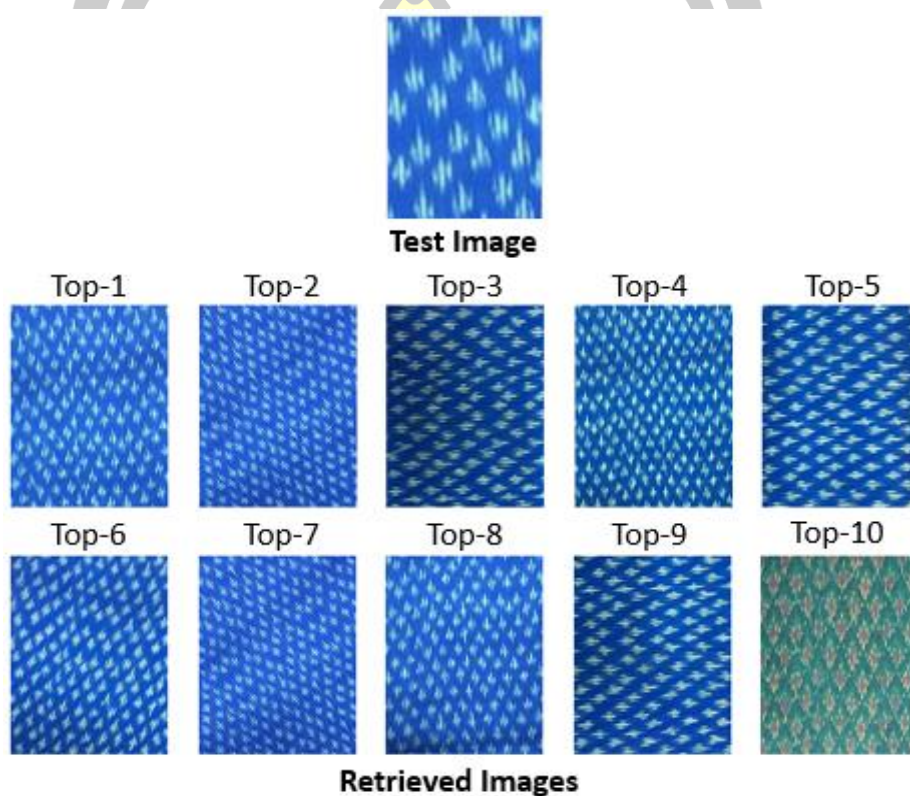


ภาพประกอบที่ 4.17 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหมลายสร้อยดอกหมากเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-E



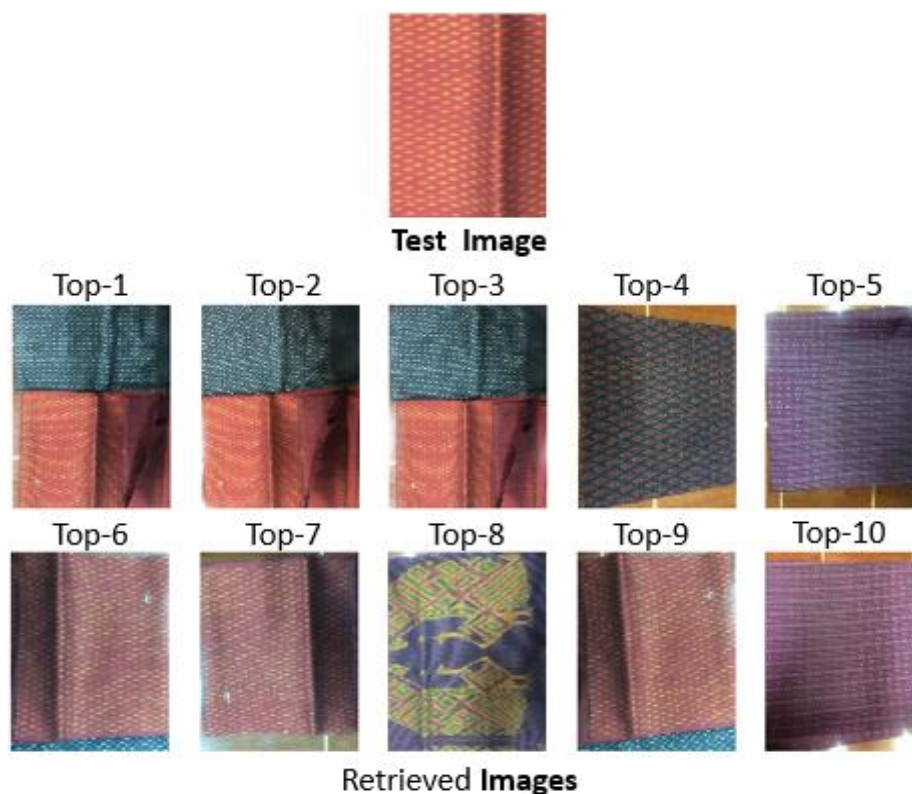
ภาพประกอบที่ 4.18 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหมลายสร้อยดอกหมากเล็ก จากชุดข้อมูล Silk-H

4.3.10 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมของลายไหมดแดงแบบง่าย เป็นการทดลองการค้นคืนด้วยเทคนิคของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC โดยใช้ภาพทดสอบ crop 30% ดังภาพประกอบที่ 4.19 แสดงให้เห็นว่าผลลัพธ์การค้นคืนตรงกับภาพทดสอบทั้งหมด ยกเว้น Top-10 ส่วนการค้นคืนลายไหมดแดงแบบยาก ใช้ภาพทดสอบ crop 30% ผลการค้นคืนพบว่าภาพที่ถูกค้นคืนมาทั้งหมดตรงกับภาพทดสอบที่ Top-1 ถึง Top-3 และ Top-6, Top-7 และ Top-9 เท่านั้น ดังภาพประกอบที่ 4.20



ภาพประกอบที่ 4.19 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายไหมดแดง จากชุดข้อมูล Silk-E





ภาพประกอบที่ 4.20 ผลลัพธ์จากการค้นคืนลายผ้าไหม ลายไหมดแดง จากชุดข้อมูล Silk-H

4.4 ผลการทดลองประสิทธิภาพของอัลกอริทึม

ผลการทดลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม แสดงให้เห็นถึงข้อดี ข้อเสียของ อัลกอริทึมที่เลือกมาใช้ในการวิจัย ทดสอบประสิทธิภาพด้วยวิธี Cross Validation ซึ่งจะแบ่งผลการ ทดลองและเปรียบเทียบออกเป็น 2 ส่วนได้แก่ ส่วนที่ 1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม สำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมรูปแบบที่ใช้ Keypoint และรูปแบบที่ไม่ใช้ Keypoint ด้วย เทคนิค Top-k จากการใช้เทคนิคนี้ในการวัดประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมจะส่งผลให้ค่าความ สูงขึ้นตามจำนวน Top-k เนื่องจากโอกาสที่พบภาพลายผ้าไหมที่เป็นลายเดียวกับภาพลายผ้าไหมค่า ขอมากขึ้น โดยการทดลองในส่วนนี้จะแสดงเพียง Top-1, Top-5 และ Top-10 เท่านั้น ส่วนที่ 2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะ พิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก จะใช้เพียง Top-1 เท่านั้น และสุดท้ายวัดประสิทธิภาพของ การค้นคืนโดยใช้ Confusion Matrix ด้วย Precision และ Recall

4.4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมรูปแบบวิธี SIFT+RANSAC และคำนวณจากวิธีแบบตาราง (Grid) ประกอบด้วย SIFT และ HOG ในการทดลองจะทำการทดสอบกับชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ทั้ง Silk-E, Silk-H ซึ่งจากการทดลองได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4.1 และ ตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมชุดข้อมูล Silk-E

Method	Test-Set	Precision	Recall	Top-1	Top-5	Top-10
SIFT+RANSAC	Crop-30	97.19	95.31	95.38±0.38	99.31±0.24	100
	Crop-40	97.81	95.63	95.69±0.12	98.87±0.25	99.69
SIFT+1NN	Crop-30	22.88	22.44	23.03±0.46	57.02±2.08	83.36±0.77
	Crop-40	75.88	57.55	57.99±0.33	84.92±0.79	91.04±0.79
HOG+1NN	Crop-30	89.44	88.47	92.05±0.31	93.13±0.82	94.6±0.85
	Crop-40	89.56	88.44	89.73±0.79	92.16±0.79	96.72±1.03

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.1 พบว่าประสิทธิภาพของวิธี SIFT+RANSAC ที่ผู้วิจัยได้นำเสนอสำหรับการค้นคืนภาพลายผ้าไหมในชุดข้อมูลแบบง่ายมีประสิทธิภาพโดยรวมเฉลี่ยสูงสุดของ Top-1 คิดเป็นค่าเฉลี่ยร้อยละ 95.69 เหตุผลที่ทำให้อัลกอริทึม SIFT+RANSAC มีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธีการอื่น ๆ เพราะมีจุดเด่นคือการใช้ Feature Vector จำนวนมากกว่าวิธี SIFT+1NN และ HOG+1NN ในการพิจารณา ในการเปรียบเทียบความเหมือนของภาพจะคำนวณจากความเหมือนของ Feature Vector ที่ถูกจับคู่กันเท่านั้น ดังนั้นคุณลักษณะพิเศษ Keypoints ที่ไม่ถูกจับคู่จะไม่นำมาคำนวณ นอกจากนี้จากการใช้อัลกอริทึม RANSAC จะได้ Feature Vector ที่มีความสอดคล้องกันมากที่สุดในการนำมาเปรียบเทียบภาพ ส่วนผลการค้นคืน HOG+1NN ดีกว่า SIFT+1NN สาเหตุมาจากคุณลักษณะพิเศษที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะมีความถี่และใกล้เคียงกันมากกว่าในการทดลองกับชุดข้อมูลนี้

ตารางที่ 4.2 เปรียบเทียบการค้นคืนภาพลายผ้าไหมกับชุดข้อมูล Silk-H

Method	Test-Set	Precision	Recall	Top-1	Top-5	Top-10
SIFT+RANSAC	Crop-30	72.19	64.97	64.64±5.60	72.53±2.66	77.28±2.31
	Crop-40	66.67	57.14	59.04±4.86	74.90±1.78	78.45±1.50
SIFT+1NN	Crop-30	50.67	49.67	50.73±2.12	75.69±1.28	85.37±1.08
	Crop-40	60.68	59.89	59.48±0.91	81.97±1.26	90.31±1.09
HOG+1NN	Crop-30	50.44	49.22	50.71±1.82	73.86±2.17	85.95±1.56
	Crop-40	62.44	58.22	61.17±2.75	81.42±1.90	89.91±1.08

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.2 พบว่าประสิทธิภาพของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC ที่ผู้วิจัยได้นำเสนอสำหรับการค้นคืนภาพลายผ้าไหมในชุดข้อมูลแบบยากมีประสิทธิภาพโดยรวมเฉลี่ยสูงสุดของ Top-1 คิดเป็นค่าเฉลี่ยร้อยละ 64.64 ดังนั้นจะเห็นได้ว่าอัลกอริทึม SIFT+RANSAC มีประสิทธิภาพดีที่สุดในงานวิจัย ไม่ว่าจะเป็นการทดลองกับชุดข้อมูลแบบยากและแบบง่ายก็ยิ่งให้ผลลัพธ์ที่มีค่าสูงสุด หากเปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นคืนระหว่างชุดข้อมูล Silk-E และ Silk-H จะพบว่าวิธีของ HOG+1NN มีประสิทธิภาพลดลงสูงที่สุดในการทดลองกับชุดข้อมูล Silk-H สาเหตุมากจากภาพในชุดมีการหมุนของภาพมากกว่า SILK-E เป็นผลเสียต่ออัลกอริทึม HOG ที่ไม่คงทนต่อสภาพการหมุน นอกจากนี้ยังมีภาพส่วนพื้นหลังบนรูปภาพลายผ้าไหมนำมาพิจารณาเป็นค่า Feature Vector ทำให้เกิดข้อมูลผิดพลาดสูงกว่าวิธีการ SIFT+RANSAC และ SIFT+1NN

4.3.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อให้ได้มาซึ่งอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในการค้นคืน แบ่งผลการทดลองและเปรียบเทียบออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ 1. ประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมโครงสร้าง LeNet-5 2. ประสิทธิภาพการค้นคืนผ้าไหมโดยใช้โครงสร้าง AlexNet 3. เปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นคืนระหว่างโครงสร้าง LeNet-5 AlexNet SVM+SIFT และ HOG+SVM

1. ประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมโครงสร้าง LeNet-5 ได้ทำการเปรียบเทียบอัลกอริทึมต้นฉบับในงานวิจัย [33] (Ori: Original) กับวิธีการที่ผู้วิจัยนำเสนอ ทำการทดลองทั้ง Average pooling (Avg-pool) และ Max-pooling (Max-pool) กับชุดข้อมูล Silk-E ซึ่งจากการทดลองได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4.3 และ ตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.3 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหม ด้วยโครงสร้าง LeNet-5 แบบ Avg-pool

Method	Precision	Recall	Accuracy Results	
			Crop-30	Crop-40
Ori-Avg-pool (Top-1)	59.70	58.79	50.19±2.90	61.94±2.29
propose-Avg-pool (Top-1)	72.55	68.89	63.18±1.41	71.44±2.08

ตารางที่ 4.4 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหม ด้วยโครงสร้าง LeNet-5 แบบ Max-pool

Method	Precision	Recall	Accuracy Results	
			Crop-30	Crop-40
Ori-Max-pool (Top-1)	52.44	49.78	49.07±4.62	55.06±3.40
propose-Max-pool (Top-1)	78.49	75.23	64.06±2.25	76.98±2.29

จากการทดลองพบว่าประสิทธิภาพการค้นคืนโดยใช้โครงสร้าง LeNet-5 ที่ผู้วิจัยได้ปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ในโครงสร้าง มีประสิทธิภาพโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดในชุดการทดสอบที่ crop-40% คิดเป็นค่าเฉลี่ยร้อยละ 76.98 ซึ่งจากตารางที่ 4.3 และ 4.4 พบว่าผลการทดลอง propose-Avg-pool มีประสิทธิภาพสูงกว่า Ori-Avg-pool และ propose-Max-pool สูงกว่า Ori-Max-pool จากการเพิ่มจำนวน Feature Map ส่งผลให้คุณลักษณะเด่นในชั้นจำแนกมีค่าที่ดีขึ้น

2. ประสิทธิภาพการค้นคืนผ้าไหมโดยใช้โครงสร้าง AlexNet ได้ทำการปรับขนาดจำนวนของโหนดลงเพื่อค้นหาประสิทธิภาพในการค้นคืนที่มีค่าสูงสุด ซึ่งจากการทดลองได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหมกับชุดข้อมูล Silk-E โดยใช้โครงสร้าง AlexNet

Number of Node	Precision	Recall	Accuracy Results	
			Crop-30	Crop-40
256	46.97	44.53	41.52±1.46	47.54±1.54
512	54.70	53.79	44.70±0.94	55.58±1.04
1024	40.26	39.63	34.71±2.07	40.44±1.12
4096	29.45	29.02	27.42±0.84	32.5±1.62

จากการทดลองพบว่าประสิทธิภาพการค้นคืนลายผ้าไหมของโครงสร้าง AlexNet ที่ผู้วิจัยได้ทำการปรับลดจำนวนโหนดลง ซึ่งจำนวนโหนดของอัลกอริทึมเท่ากับ 512 มีประสิทธิภาพโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดในชุดการทดสอบที่ crop-40 คิดเป็นค่าเฉลี่ยร้อยละ 55.58

3. เปรียบเทียบประสิทธิภาพการค้นคืนระหว่างโครงสร้าง LeNet-5 AlexNet SVM+SIFT และ HOG+SVM ซึ่งจากการทดลองได้ผลการทดลองแสดงดังตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 เปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมโดยการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ร่วมกับ SVM และการเรียนรู้เชิงลึก

Method	Precision	Recall	Accuracy Result	
			Crop-30	Crop-40
HOG+SVM	79.77	73.66	74.92±1.94	82.68±4.67
SIFT+SVM	40.11	39.22	42.8±6.98	40.24±1.08
propose -LeNet-5 (Top-1)	78.49	75.23	64.06±2.25	76.98±2.29
AlexNet-512 (Top-1)	54.70	53.79	44.70±0.94	55.58±1.04

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.6 พบว่าประสิทธิภาพการค้นคืนภาพลายผ้าไหมของอัลกอริทึม HOG+SVM มีประสิทธิภาพโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดในชุดการทดสอบที่ crop-40 คิดเป็นค่าเฉลี่ยร้อยละ 82.68 ดังนั้นจะเห็นได้ว่าอัลกอริทึม HOG+SVM มีประสิทธิภาพดีที่สุด ในการทดลองด้วยวิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) สาเหตุที่ผลการทดลองของวิธี HOG+SVM ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะพิเศษของ Feature Vector ไม่มีการปรับขนาดลงเหมือนกับวิธีการเรียนรู้เชิงลึกที่ปรับขนาดภาพเป็น 128x128 pixel ซึ่งการปรับขนาดทำให้ รายละเอียดลดทอนของลายผ้าไหมหายไป ดังนั้นข้อเสียของ Deep Learning ภาพที่ใช้ในการทดลองซึ่งขนาดภาพต่างกันและยังนำมาปรับขนาดให้เล็กลงจะทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกลดลงด้วย

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอกระบวนการเพื่อการค้นคืนลายผ้าไหมที่มีกลุ่มตัวอย่างน้อย โดยใช้วิธีการตรวจหาจุดสนใจและสกัดคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี SIFT ร่วมกับ RANSAC เข้ามาช่วยในการคัดเลือกเฉพาะ Keypoint ที่สำคัญ รวมถึงวิธีการค้นคืนแบบใช้วิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ระหว่างวิธี SIFT และ HOG นอกจากนี้ยังทำการทดลองเปรียบเทียบการค้นคืนลายผ้าไหมระหว่างการเรียนรู้เชิงลึก Deep Learning โดยใช้โครงสร้าง LeNet-5 และ AlexNet กับวิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษของ SIFT และ HOG ร่วมกับ SVM โดยสามารถตอบคำถามในงานวิจัย สรุปผลการศึกษา อภิปรายผลการศึกษา รวมถึงข้อเสนอแนะแนวทางในการศึกษาต่อ ซึ่งเรียงลำดับได้ดังนี้

5.1 การแก้ปัญหาในงานวิจัย

จากคำถามที่ปรากฏในบทที่ 1 จำนวนทั้งสิ้น 2 คำถาม เกี่ยวข้องกับการนำรูปภาพลายผ้าไหมมาผ่านกระบวนการการประมวลผลภาพเพื่อใช้สำหรับการค้นคืนลายผ้าไหมเป็นเรื่องที่ทำหายเนื่องจากกลดลายของผ้าไหมที่มีความคล้ายคลึงกันมาก จึงทำให้เกิดความท้าทายในการทำวิจัย และเกิดคำถามจากการวิจัย ดังต่อไปนี้

ปัญหาที่ 1 เทคนิคที่ใช้ในการค้นหา Keypoint บนรูปภาพสามารถที่จะนำมาใช้ในการค้นหา Keypoint ที่ปรากฏบนรูปภาพลวดลายผ้าไหมเมื่อนำมาทำงานร่วมกับ RANSAC แล้ว Keypoint สามารถนำไปใช้เป็นตัวแทนในการเปรียบเทียบความเหมือน (Similarity) ของรูปภาพผ้าไหมได้หรือไม่ และผลลัพธ์ที่ได้จากการค้นคืนรูปภาพจะมีประสิทธิภาพมากน้อยเพียงใด

วิธีการแก้ปัญหา เทคนิคที่ใช้ในการค้นหาจุดสนใจบนภาพสามารถค้นหาลายผ้าไหมได้โดยวิธี SIFT จะค้นหา Keypoint บนรูปภาพได้จำนวนมาก และเมื่อนำมาทำงานร่วมกับ RANSAC สามารถนำมาเป็นตัวแทนภาพผ้าไหมที่ใช้ในการเปรียบเทียบที่บ่งบอกเอกลักษณ์เฉพาะลายได้ดี ซึ่งทดสอบเปรียบเทียบความเหมือนระหว่างภาพ Unknown Image และ Reference Image จะให้ค่าความเหมือนที่สูงตรวจสอบได้จากผลลัพธ์ที่ได้ของอัตราการค้นคืนอัลกอริทึม SIFT ร่วมกับ RANSAC (แสดงในตารางที่ 1) โดยมีผลลัพธ์สูงสุดที่ 95.69% ใน Top-1 ในชุดข้อมูล Silk-E

ปัญหาที่ 2 การค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมระหว่างเทคนิคที่ใช้ Keypoint และแบบตาราง (Grid) และทั้งสองเทคนิคเหมาะสมกับข้อมูลในลักษณะแบบไหน

วิธีการแก้ไขปัญหา เทคนิคแบบใช้ Keypoint เหมาะสมกับชุดข้อมูล Silk-E คือมีลักษณะเป็นรูปที่มีเพียงลายผ้าไหมปรากฏอยู่บนภาพเท่านั้น ส่วนเทคนิคที่คำนวณแบบ Grid เหมาะสมกับชุดข้อมูล Silk-E เช่นเดียวกัน ซึ่งทั้งสองเทคนิคนี้ ผลการทดลองพบว่าเทคนิคแบบใช้ Keypoints ให้ผลอัตราการค้นคืนสูงกว่าแบบ Grid โดยมีอัตราการค้นคืนสูงกว่าอยู่ที่ 2% ถึง 7%

5.2 สรุปผลการวิจัย

5.2.1 สรุปผลด้านเทคนิคการค้นคืนรูปภาพที่นำเสนอโดยวิธีใช้ Keypoints ของอัลกอริทึม SIFT+RANSAC ผลปรากฏรูปภาพลายผ้าไหมทั้ง Unknown Image และ Reference Image สามารถนำ Keypoint มาทำการจับคู่ภาพที่มีความเหมือนกันมากที่สุดได้ ซึ่งประสิทธิภาพการค้นคืนของรูปภาพในชุดข้อมูล Silk-H เท่ากับ 64.64 % และชุดข้อมูล Silk-E เท่ากับ 95.38 %

5.2.2 สรุปผลด้านประสิทธิภาพการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมระหว่าง โดยคุณลักษณะพิเศษจะถูกคำนวณจากพื้นที่บริเวณรอบ Keypoint ของวิธี SIFT+RANSAC และคำนวณจากวิธีแบบตาราง (Grid) ประกอบด้วย SIFT และ HOG พบว่าอัตราการค้นคืนรูปภาพวิธีดังกล่าว วิธีที่ให้ค่าผลการทดลองสูงสุดคือ SIFT+RANSAC โดยให้ค่าสูงสุดเท่ากับ 95.69% ใน Top-1 ในชุดข้อมูล Silk-E มีค่า Precision 97.19 % และ Recall 95.31 % นอกจากนี้ยังพบการอัลกอริทึมดังกล่าวยังให้ผลดีในชุดข้อมูล Silk-H อีกด้วย ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่า อัลกอริทึม SIFT+RANSAC สามารถนำมาใช้งานได้จริงในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมในลักษณะของภาพที่ไม่ขึ้นอยู่ลักษณะของภาพไม่ว่าจะเป็น สี ขนาด ที่มีความแตกต่างกันของรูปภาพ

5.2.3 เปรียบเทียบการค้นคืนด้วยวิธี Local Descriptor กับการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ผลการทดลองการค้นคืนลายผ้าไหมทั้งวิธีการของการเรียนรู้เชิงลึกของด้วยวิธี CNN โดยใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet และวิธีการของการเรียนรู้เครื่องจักรของอัลกอริทึม SVM ร่วมกับวิธีการสกัดคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ของ SIFT และ HOG พบว่าอัลกอริทึม HOG+SVM มีประสิทธิภาพสูงสุด 82.62% ในชุดข้อมูล Silk-E มีค่า Precision 79.77 % และ Recall 73.66 % ซึ่งยังให้ผลลัพธ์ที่ยังไม่สูงมากนัก เป็นไปได้ว่าข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของ Model ทั้งสองวิธีไม่ว่าจะเป็นการเรียนรู้เชิงลึกหรือการเรียนรู้ของเครื่องจักรมีจำนวนที่น้อย ยังไม่เพียงพอต่อการระบุลักษณะสำคัญของลายผ้าที่ชัดเจนกว่านี้ ดังนั้นสรุปได้ว่าการค้นคืนลายผ้าไหมระหว่าง Deep Learning กับ SIFT และ HOG ร่วมกับ SVM จากจำนวนตัวอย่างน้อยในงานวิจัยนี้ อัลกอริทึมที่ดีที่สุดคือ HOG+SVM

5.4 อภิปรายผล

จากผลการทดลองพบว่าวิธี SIFT+RANSAC นำเสนอให้ผลการทดลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการค้นคืน สาเหตุเนื่องจากในกระบวนการเปรียบเทียบความเหมือนระหว่างภาพ จะพิจารณาจากค่า Feature Vector ที่มีความสอดคล้องกันมากที่สุด ซึ่งต้องทำการเปรียบเทียบซ้ำ ๆ ไปจนครบตามจำนวน Keypoint ที่ถูกจับคู่กัน ข้อเสียคือพบว่ากระบวนการทำงานดังกล่าวทำให้ใช้เวลานานกว่าวิธีการเปรียบเทียบการค้นคืนจากการสกัดคุณลักษณะพิเศษของอัลกอริทึม SIFT และ HOG ที่มีจำนวน Feature Vector เพียงจำนวนชุดเดียว การใช้ Keypoint เป็นตัวแทนของภาพลายผ้าไหมมีจุดด้อย คือ กรณีที่ภาพถูกตรวจหา Keypoint ได้จำนวนมากจะส่งผลเกิดข้อผิดพลาดเพิ่มขึ้นเพราะมีความคล้ายคลึงกันสูง และที่สำคัญจากการทดลองพบว่าเทคนิคนี้มีข้อจำกัดในส่วนอัลกอริทึม RANSAC คือจำนวน Feature Vector ของ Keypoint ที่จับคู่กันจะต้องมีจำนวนมากกว่าหรือเท่ากับ 4 ขึ้นไป ซึ่งหากมีจำนวนน้อยกว่านี้ อัลกอริทึมดังกล่าวจะไม่สามารถคำนวณความสอดคล้องของ Feature Vector ได้ ส่วนประสิทธิภาพการค้นคืนจากการสกัดพิเศษของอัลกอริทึม SIFT และ HOG ร่วมกับ KNN และ SVM พบว่าคุณลักษณะพิเศษที่สกัดจากอัลกอริทึม HOG ให้อัตราการค้นคืนที่สูงกว่า คุณลักษณะพิเศษที่สกัดจากอัลกอริทึม SIFT สุดท้ายวิธีการเรียนรู้เชิงลึกของวิธี LeNet-5 และ AlexNet-5 มีประสิทธิภาพต่ำกว่าวิธีการอื่น ๆ สาเหตุหลักมาจากการปรับขนาดของภาพลง โดยภาพที่นำเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้มีขนาดเล็กจึงส่งผลทำให้รายละเอียดบนรูปภาพหายไป เช่น ลวดลายเส้น พื้นผิวภาพ ทำให้เกิดข้อผิดพลาดสูงในการจำแนกลักษณะเด่นของแต่ละลวดลายผ้าไหมบนรูปภาพ

5.4 ข้อเสนอแนะ และงานวิจัยในอนาคต

จากงานวิจัยฉบับนี้ ผู้วิจัยได้เสนอแนะประเด็นสำคัญในการนำงานวิจัยฉบับนี้ไปพัฒนาต่อยอดในอนาคต ดังนี้

5.3.1 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การค้นคืนลายผ้าไหมแบบเทคนิคที่ใช้ Keypoint สามารถที่จะนำไปต่อยอดทำการทดสอบค้นคืนกับรูปภาพทั่วไปที่มีลายผ้าปรากฏอยู่หรือรูปภาพที่มีลักษณะเป็นรูปแบบซ้ำๆ ซึ่งอาจจะทำให้สามารถนำไปพัฒนาต่อยอดใช้งานได้ในอนาคต และงานวิจัยนี้ได้นำเสนอกระบวนการค้นคืนด้วยอัลกอริทึมของ SIFT เท่านั้น นอกจากนี้ยังมีอัลกอริทึมอื่นๆ ที่สามารถตรวจจับ Keypoint ได้ อาทิเช่น ORB [50] และ SURF [24] เป็นต้น

5.2.2 งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดในชุดข้อมูลรูปภาพที่ใช้ตัวอย่างรูปภาพจำนวนน้อยในการทดลอง ควรมีการเพิ่มจำนวนตัวอย่างให้มากขึ้น และหากมีการนำไปใช้งานจริงควรมีการปรับปรุงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมให้ดีขึ้น เนื่องจากอัลกอริทึมที่นำเสนอในงานวิจัยใช้เวลานานในการประมวลผล

5.3.2 งานวิจัยในอนาคต

5.3.2.1 จากข้อจำกัดที่พบในงานวิจัยนี้ในส่วนของการคำนวณ Feature Vector ที่นำมาใช้ในการคำนวณความสอดคล้องกันต้องมีมากกว่าหรือเท่ากับ 4 Feature Vector ขึ้นไป ซึ่งยังไม่สามารถแก้ไขปัญหาในงานวิจัยฉบับนี้ได้ ดังนั้นจึงควรค้นหาเทคนิคใหม่หรือวิธีอื่น ๆ เข้ามาใช้แก้ปัญหาในจุดนี้

5.3.2.2 การค้นคืนรูปภาพสำหรับการเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกทั้งโครงสร้าง AlexNet และ LeNet-5 มีอัตราการค้นคืนที่ให้ผลลัพธ์ยังไม่สูงมากนัก ซึ่งอาจเป็นผลมาจากการที่มีข้อมูลสำหรับเรียนรู้น้อยเกินไป เพราะสำหรับเทคนิคดังกล่าวเป็นที่รู้จักอยู่แล้วว่าต้องมีจำนวนสำหรับการเรียนรู้ที่มากพอจะให้อัลกอริทึมเรียนรู้ ดังนั้นการทดลองการค้นคืนลายผ้าไหมสามารถที่จะเพิ่มรูปภาพการเรียนรู้ให้กับอัลกอริทึมได้ด้วยเทคนิคต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นการ Augmented [51] เข้าไปในส่วนการ Train เป็นต้น



บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

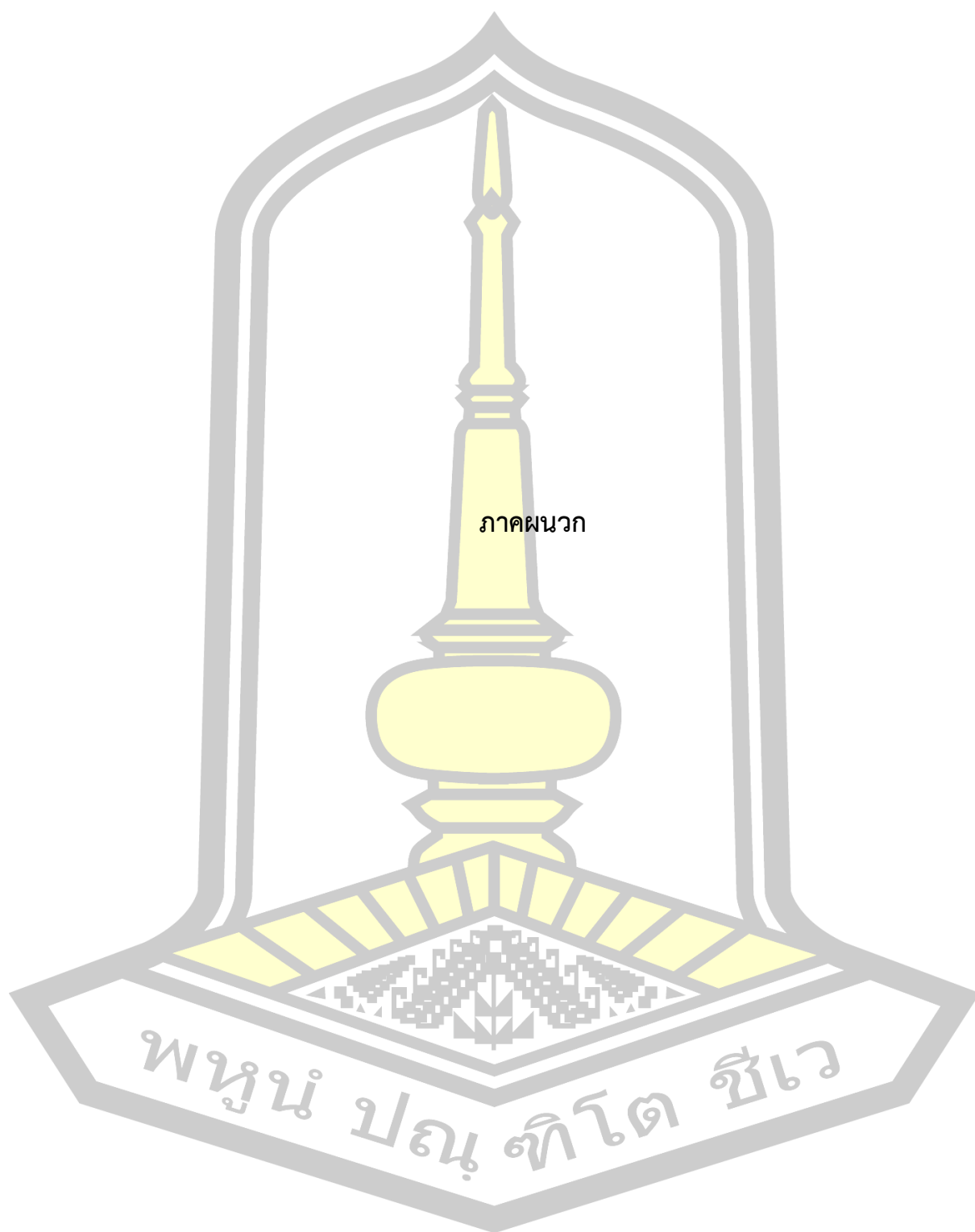
- [1] กองส่งเสริมการวิจัยและวิชาการ, คำขอจัดตั้งกลุ่มงาน ศูนย์ความเป็นเลิศทางนวัตกรรมใหม่ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2557.
- [2] เจษฎา โพนแก้ว, "ระบบค้นคืนด้วยเนื้อหาภาพสำหรับสารสนเทศลายผ้าไหมผ่านโทรศัพท์มือถือ," วารสารวิทยาศาสตร์ มช., vol. 2, pp. 406-417, 2017.
- [3] Strutz, T., *Data fitting and uncertainty: A practical introduction to weighted least squares and beyond*: Vieweg and Teubner, 2010.
- [4] ศิริ ผาสุข, ผ้าไหมพื้นบ้าน : *Handwoven Thaisilk*: กรุงเทพฯ: โอเดียนสโตร์, 2545.
- [5] บุญย ลีสุวรรณ และบรรณาธิการ, ศิลปะหัตถกรรมไทย: กรุงเทพฯ: การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย, 2532.
- [6] ทรงศักดิ์ ปรางค์วัฒนากุล และแพทรีเซีย ซีสแมน แน่นหนา, นิทรรศการผ้าเอเชีย:มรดกร่วมทางวัฒนธรรม: กรุงเทพฯ: ม.ป.พ., 2535.
- [7] Carson, C., Thomas, M., Belongie, S., Hellerstein, J. M., and Malik, J., "Blobworld: A system for region-based image indexing and retrieval," in *International Conference on Advances in Visual Information Systems*, 1999, pp. 509-517.
- [8] Huang, Q., Dam, B., Steele, D., Ashley, J., and Niblack, W., "Foreground/background segmentation of color images by integration of multiple cues," in *International Conference on Image Processing*, 1995, pp. 246-249.
- [9] Ma, W.Y. and Manjunath, B. S., "Netra: A toolbox for navigating large image databases," *Multimedia systems*, vol. 7, pp. 184-198, 1999.
- [10] Vailaya, A., Figueiredo, M. A., Jain, A. K., and Zhang, H.-J., "Image classification for content-based indexing," *IEEE transactions on image processing*, vol. 10, pp. 117-130, 2001.
- [11] Bouyerbou, H., Oukid, S., Benblidia, N., and Bechkoum, K., "Hybrid image representation methods for automatic image annotation: A survey," in *International Conference on Signals and Electronic Systems*, 2012, pp. 1-6.

- [12] Lim, J.H., Tian, Q., and Mulhem, P., "Home photo content modeling for personalized event-based retrieval," *IEEE MultiMedia*, vol. 10, pp. 28-37, 2003.
- [13] Lux, M., "Caliph & Emir: MPEG-7 photo annotation and retrieval," in *International Conference on Multimedia*, 2009, pp. 925-926.
- [14] Lux, M., Becker, J., and Krottmaier, H., "Semantic Annotation and Retrieval of Digital Photos," in *International Conference on Advanced Information Systems Engineering*, 2003, pp. 1-4.
- [15] Benitez, A. B. and Chang, S.F., "Semantic knowledge construction from annotated image collections," in *International Conference on Multimedia and Expo*, 2002, pp. 205-208.
- [16] Mulhem, P. and Lim, J. H., "Symbolic photograph content-based retrieval," in *International Conference on Information and Knowledge Management*, 2002, pp. 94-101.
- [17] Zhao, R. and Grosky, W. I., "Narrowing the semantic gap-improved text-based web document retrieval using visual features," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 4, pp. 189-200, 2002.
- [18] Serrano, N., Savakis, A., and Luo, A., "A computationally efficient approach to indoor/outdoor scene classification," in *International Conference on Pattern Recognition*, 2002, pp. 146-149.
- [19] Guo, Z., Zhang, Z., Xing, E. P., and Faloutsos, C., "A max margin framework on image annotation and multimodal image retrieval," in *International Conference on Multimedia and Expo*, 2007, pp. 504-507.
- [20] Yavlinsky, A., Schofield, E., and Rüger, S., "Automated image annotation using global features and robust nonparametric density estimation," in *International Conference on Image and Video Retrieval*, 2005, pp. 507-517.
- [21] Lowe, D. G., "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
- [22] Juan, L. and Gwun, O., "A comparison of sift, pca-sift and surf," *International Journal of Image Processing* vol. 3, pp. 143-152, 2009.

- [23] Oji, R., "An automatic algorithm for object recognition and detection based on ASIFT keypoints," *Signal & Image Processing: An International Journal* vol. 3, pp. 29-39, 2012.
- [24] Bay, H., Tuytelaars, T., and Van, G. L., "Surf: Speeded up robust features," in *European conference on computer vision*, 2006, pp. 404-417.
- [25] Lowe, D. G., "Object recognition from local Scale-Invariant Features," presented at the International Conference on Computer Vision, 1999.
- [26] สยาม เจริญเสียง และบพิตร ช่วยคง, "การพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์วิชั่นสำหรับแขนหุ่นยนต์ป้อนอาหารคนพิการ," in *International Journal of Information science and Technology*, vol. 4, pp. 39-48, 2013.
- [27] รักษ์วริน วรรณศิลป์ และกฤตชัย บุญคิวนนท์, "การตรวจหาคุณลักษณะเด่นด้วยวิธี SIFT สำหรับใบสมุนไพรรักษาบ้าน," presented at the The Tenth National Conference on Computing and Information Technology, pp. 9-23, 2014.
- [28] Pawara, P., Okafor, E., Surinta, O., Schomaker, L., and Wiering, M., "Comparing Local Descriptors and Bags of Visual Words to Deep Convolutional Neural Networks for Plant Recognition," in *International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, 2017, pp. 479-486.
- [29] Ganapathi, P., Jayanta, Y., and Paul, N., "Human walking motion detection and classification of actions from Video Sequences," *International Journal of Conceptions on Computing and Information Technology*, vol. 3, pp. 40-44, 2015.
- [30] Wu, J., Cui, Z., Sheng, V. S., Zhao, P., Su, D., and Gong, S., "A Comparative Study of SIFT and its Variants," in *International Journal of Measurement science review*, vol. 13, pp. 122-131, 2013.
- [31] Zhang, X., Yang, Y.-H., Han, Z., Wang, H., and Gao, C., "Object class detection: A survey," in *International Journal of ACM Computing Surveys* vol. 46, p. 10, 2013.
- [32] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haffner, P., "International Journal of Institute of Electrical and Electronics Engineers," in *International Journal of Institute of Electrical and Electronics Engineers*, vol. 86, pp. 2278-2324, 1998.

- [33] Okafor, E., Pawara, P., Karaaba, F., Surinta, O., Codreanu, V., Schomaker, L., *et al.*, "Comparative study between deep learning and bag of visual words for wild-animal recognition," in *Symposium Series on Computational Intelligence* 2016, pp. 1-8.
- [34] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E., "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 1097-1105.
- [35] Vapnik, V., *Statistical learning theory*. 1998: Wiley, New York, 1998.
- [36] Support Vector Machines (SVM) [Online]. Available: http://www.bogotobogo.com/python/scikitlearn/scikit_machine_learning_Support_Vector_Machines_SVM.php. [Accessed: Jan. 27, 2018]
- [37] นพมาศ ปักเข็ม, ชนิตา จันมณีนี และศิวกร อุษยสุข, "การจำแนกประเภทภูมิปัญญาท้องถิ่นของไทยแบบอัตโนมัติโดยวิธีการทางเหมืองข้อมูล," *Thaksin University Journal*, vol. 20, pp. 300-307, 2560.
- [38] Kumar, M., Jindal, M., and Sharma, R., "K-nearest neighbor based offline handwritten Gurmukhi character recognition," in *International Conference on Image Information Processing*, 2011, pp. 1-4.
- [39] Lantz, B., *Machine learning with R*: Packt Publishing Ltd, 2015.
- [40] วนิตา สุวรรณกิจ, จิรวัดน์ แก้วกุมาร และฉัตรชัย ศุภพิทักษ์สกุล, "การรวมภาพกระดาดลูกฟูกโดยใช้เทคนิคการต่อภาพ," in *Walailak Procedia*, 2018, pp. 1-7.
- [41] เอกสิทธิ์ พัทธวงศ์ศักดิ์, การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคดาต้าไมน์นิ่งเบื้องต้น: กรุงเทพมหานคร: บริษัท เอเชีย ดิจิตอลการพิมพ์ จำกัด, 2557.
- [42] Zerr, S., Olmedilla, D., Nejd, W., and Siberski, W., "Zerber+ r: Top-k retrieval from a confidential index," in *International Conference on Extending Database Technology: Advances in Database Technology*, 2009, pp. 439-449.
- [43] Jaison, S., Harshdeep, T., Varinderjit, K., and Naveen, D., "Analysis techniques of Content based Image Retrieval based on Confusion Matrix," in *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 6, pp. 164-169, 2017.

- [44] Karaaba, M. F., Surinta, O., Schomaker, L., and Wiering, M. A., "Robust Face Identification with Small Sample Sizes using Bag of Words and Histogram of Oriented Gradients," in *International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*, 2016, pp. 582-589.
- [45] Ahonen, T., Hadid, A., and Pietikäinen, M., "Face recognition with local binary patterns," in *European conference on computer vision*, 2004, pp. 469-481.
- [46] ประภาพร กุลถัมภ์รัตน์ชัย, "การค้นคืนภาพโดยพิจารณาน้ำหนักการกระจายของสีด้วยการกระจายตัวแบบ เกาส์เซียน สำหรับฮิสโตแกรมสีในแบบจำลองสี HSV," vol. 6, pp. 101-109, 2012.
- [47] อนุมาศ แสงสว่าง, "การสืบค้นรูปภาพจากการเปรียบเทียบค่าฮิสโตแกรม โดยใช้เวกเตอร์โมเดล," in *การประชุมวิชาการระดับชาติ เภยภูมิตรวิทยาการ ครั้งที่ 2*, 2011, pp. 1-9.
- [48] Hazra, T. K., Chowdhury, S. R., and Chakraborty, A. K., "Encrypted Image Retrieval System: A machine learning approach," in *International Conference on Information Technology, Electronics and Mobile Communication*, 2016, pp. 1-6.
- [49] ปิยะชัย เกิดสันเทียมน และมาลีรัตน์ โสตานิล, "Image Retrieval Using Color Histogram by Fuzzy Set," in *National conference on computing information technology*, 2011, pp. 698-703.
- [50] Adel, E., Elmogy, M., and Elbakry, H., "Image stitching system based on ORB feature-based technique and compensation blending," in *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 6, pp. 55-62, 2015.
- [51] Jack, L. and Nandi, A., "Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 16, pp. 373-390, 2002.



ภาคผนวก

พูน ปณ จิต ชีเว



ภาคผนวก ก

บทความวิจัย

“การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างวิธีการหาคุณลักษณะเฉพาะพื้นที่
และวิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม”

เผยแพร่ในวารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ปีที่ 37 ฉบับที่ 6

การศึกษาเปรียบเทียบระหว่างวิธีการหาคุณลักษณะเฉพาะพื้นที่และวิธีการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม

Comparative Study Between Local Descriptors and Deep Learning for Silk Pattern Image Retrieval

นัทวัฒน์ รักสะอาด¹, โอลาริก สุรินตะ²

Nattawat Raksaard¹, Olarik Surinta²

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีจุดประสงค์เพื่อการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่และโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) สำหรับการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมไทย วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ถูกนำมาเพื่อเปรียบเทียบในการสร้างข้อมูลลักษณะพิเศษประกอบด้วย วิธี Histogram of Oriented Gradients และวิธี Scale-Invariant Feature Transform ดังนั้นข้อมูลลักษณะพิเศษจะถูกส่งไปเพื่อคำนวณร่วมกับวิธี K-Nearest Neighbor (KNN) และวิธี Support Vector Machine นอกไปจากนั้น งานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการปรับปรุงโครงสร้างของวิธี CNN ซึ่งประกอบด้วยโครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet โดยโครงสร้างแบบ LeNet-5 ได้ปรับปรุงโครงสร้างด้วยการเพิ่มจำนวนของโหนดในชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ และปรับปรุงโครงสร้างของ AlexNet ปรับปรุงโดยลดขนาดของโหนดในชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ สุดท้ายแล้ว ประเมินประสิทธิภาพระหว่างวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ วิธี CNNs และวิธี CNNs ที่ได้ปรับปรุงโครงสร้างใหม่ จากการทดลองพบว่า วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่เมื่อนำไปคำนวณร่วมกับวิธี KNN มีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี CNN

คำสำคัญ: วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่, ขั้นตอนวิธีการคำนวณเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตำแหน่ง, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, การเรียนรู้เชิงลึก, โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

1 นิสิตปริญญาโท ห้องปฏิบัติการมัลติเอเจนต์ ระบบอัจฉริยะ และการจำลองสถานการณ์ สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม มหาสารคาม 44150

2 อาจารย์ ห้องปฏิบัติการมัลติเอเจนต์ ระบบอัจฉริยะ และการจำลองสถานการณ์ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม มหาสารคาม 44150

1 Master Student, Multi-agent Intelligent Simulation Laboratory (MISL), Department of Information Technology, Faculty of Informatics, Mahasarakham University, Maha Sarakham 44150, Thailand. E-mail: natthawat.rak@msu.ac.th

2 Lecturer, Multi-agent Intelligent Simulation Laboratory (MISL), Department of Information Technology, Faculty of Informatics, Mahasarakham University, Maha Sarakham 44150, Thailand. E-mail: olarik.s@msu.ac.th

Abstract

This paper aims to do a comparative study of local feature descriptor techniques and convolutional neural networks (CNN) for retrieving Thai silk pattern images. Two feature descriptor techniques, the histogram of oriented gradients and the scale-invariant feature transform, are compared to extract feature vectors from the silk pattern images. We combined the feature vectors extracted from feature descriptor techniques with k-nearest neighbors (KNN) and support vector machine. Then we modified CNN architectures: LeNet-5 and AlexNet. The LeNet-5 is modified by increasing the number of neurons in each layer of the fully connected layers. The AlexNet architecture is modified by reducing the neurons in each layer of the fully connected layers. Finally, we evaluated the local descriptor techniques, the existing CNN architectures and our modified CNN architectures on Thai silk pattern dataset. The result of the study show that the local descriptor techniques combined with KNN algorithm significantly outperform the CNN methods.

Keywords: local descriptor technique, k-nearest neighbor's algorithm, support vector machine, deep learning, convolutional neural networks

บทนำ

การทอผ้าไหมสะท้อนให้เห็นถึงวิถีชีวิตความเป็นอยู่ของคนสมัยก่อนจนถึงปัจจุบัน โดยรูปแบบการทอผ้านั้นสะท้อนให้เห็นถึงลักษณะเด่นของลวดลายของแต่ละท้องถิ่น จึงทำให้ลายผ้าไหมที่ทอขึ้นมีเอกลักษณ์ และมีคุณค่า แต่เนื่องด้วยลายผ้าไหมที่ทอนั้นมีมากมายหลายสิบชื่อ เช่นลายสร้อยดอกหมาก ลายประตูดอก และลายนกยูง เป็นต้น อีกทั้งบางลวดลายยังมีความใกล้เคียงกัน จึงทำให้ผู้วิจัยมีความสนใจในการศึกษาเพื่อการวิธีการการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหม เพื่อให้การค้นคืนรูปภาพมีความถูกต้องสูงที่สุด

การค้นคืนรูปภาพโดยใช้คอนเทนต์ (Content-Based Image Retrieval: CBIR)

โดยทั่วไปแล้วสามารถคำนวณได้จากลักษณะเฉพาะของรูปภาพ เช่น สี รูปร่าง เส้น ขอบ และพื้นผิว เป็นต้น (1) วิธีที่สามารถนำมาใช้ในการหาคุณลักษณะพิเศษ ได้แก่ Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) ,Histograms of Oriented Gradients (HOG) ,Local Binary Pattern (LBP) และ Bag of Visual Words (BOW) (2-5) เป็นต้น ซึ่งกล่าวได้ว่าเป็นวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษแบบเฉพาะพื้นที่ (Local Descriptor) เพื่อใช้เป็นตัวแทนของรูปภาพในระดับล่าง (Low-level Feature) (6) ซึ่ง Local Descriptor สามารถนำไปใช้ในงานวิจัยด้านอื่น เช่น การรู้จำใบหน้า (Face Recognition) และการค้นหาวัตถุ (Object Detection) เป็นต้น

การค้นคืนรูปภาพสามารถทำได้โดยเปรียบเทียบค่าความคล้ายคลึง (Similarity Measure) ระหว่างคุณลักษณะพิเศษ (Feature Extraction) ของรูปภาพที่ต้องการค้นคืน (Query Image) และคุณลักษณะพิเศษของรูปภาพที่อยู่ในฐานข้อมูล รูปภาพที่มีค่าความคล้ายคลึงสูง (High Similarity Score) จะเป็นรูปภาพที่มีความคล้ายคลึงกับ Query Image มากที่สุด ในการแสดงผลลัพธ์ ระบบ CBIR จะจัดเรียงลำดับ (Ranking) รูปภาพที่ค้นคืน (Retrieve Image) ตามค่าความคล้ายคลึง หรือเรียกว่า Top N โดยที่ N คือจำนวนของรูปภาพที่ค้นคืน (7)

ในปัจจุบัน การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นวิธีที่ได้รับความนิยม และสามารถนำไปใช้กับงานวิจัยได้หลายประเภท เช่น การจำแนกประเภท (Classification) และการจัดกลุ่ม (Clustering) เป็นต้น อีกทั้งยังมีงานวิจัยที่ใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึก (6, 7) กับงานวิจัยทางด้าน CBIR ซึ่งเรียกว่าเป็นวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษระดับสูง (High-level Feature) วิธีการเรียนรู้เชิงลึก ที่ถูกนำไปใช้อย่างแพร่หลาย ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งสามารถกำหนดโครงสร้าง (Architecture) ได้ตามไม่จำกัด เช่น โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet (8, 9) ที่ถูกออกแบบให้โครงสร้างมีจำนวน 5 และ 8 Layer ตามลำดับ เป็นต้น

งานวิจัยฉบับนี้ได้มุ่งเน้นศึกษาเกี่ยวกับวิธีการค้นคืนรูปภาพด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ร่วมกับวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร (Machine Learning) และวิธีการเรียนรู้เชิงลึก

งานวิจัยของ Karaaba et al. (10) ได้นำเสนอวิธีการระบุใบหน้า (Face Identification) ที่รูปภาพใบหน้าที่มีจำนวนจำกัด (Small Sample Sizes) โดยคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี Bag of Words (BOW) ร่วมกับวิธี Histogram of Oriented Gradients (HOG) ซึ่งเรียกว่า HOG-BOW เพื่อใช้สำหรับการเรียนรู้ข้อมูลที่มีจำนวนจำกัด เนื่องจากชุดข้อมูล FERET (Face Recognition Technology) และ LFW (Labeled Faces in the Wild) มีจำนวนใบหน้าในแต่ละกลุ่มจำนวนจำกัด เช่นบางบุคคลมีตัวอย่างใบหน้าเพียง 3 รูปภาพ เป็นต้น และใช้วิธีการเรียนรู้ด้วย L2 Support Vector Machine (L2-SVM) เพื่อใช้สร้างโมเดลของใบหน้า ในงานวิจัยยังได้เปรียบเทียบวิธี HOG-BOW กับวิธีอื่น เช่น HOG, Scale Invariant Feature Transform (SIFT), Multi-Subregion based Correlation Filter Bank (MS-CFB), Discriminative Multi-Manifold Analysis (DMMA) จากการทดลองพบว่าวิธี HOG-BOW ให้อัตราการรู้จำใบหน้าสูงที่สุด โดยทดสอบกับข้อมูลชุด FERET มีอัตราการรู้จำใบหน้าที่ 92.62% และข้อมูลชุด LFW มีอัตราการรู้จำใบหน้าที่ 48.92%

งานวิจัยของ Ahonen et al. (11) นำเสนอการรู้จำใบหน้า (Face Recognition) โดยพิจารณาจาก รูปร่าง และพื้นผิว (Texture) โดยรูปภาพจะถูกแบ่งพื้นที่ออกเป็นส่วนย่อย (Small Region) ที่มีขนาดเท่ากัน จากนั้นส่วนย่อยนั้นจะถูกนำไปคำนวณด้วยวิธี Local Binary Pattern (LBP) และจะถูกใช้เพื่อเป็นตัวแทนของใบหน้า ซึ่งการรู้จำใช้วิธี Nearest Neighbor (NN) ใช้วิธี Chi Square ในการคำนวณ และนำไปทดสอบกับชุดข้อมูล FERET ซึ่งใช้ชุดข้อมูลย่อย ประกอบด้วยชุดข้อมูล fb และ fc จากการทดลองสรุปได้ว่าเมื่อใช้วิธี LBP ร่วมกับ NN กับข้อมูลชุด fb มีความถูกต้อง 97% และชุดข้อมูล fc มีความถูกต้อง 79%

สำหรับการค้นคืนรูปภาพโดยใช้คอนเทนต์ (Content-Based Image Retrieval: CBIR) งานวิจัย (12) ได้นำเสนอวิธีการใช้ค่าฮิสโตแกรมของค่าสี (Color Histogram) ที่มีขนาด 256 ซึ่งคือค่าสีแบบ RGB ที่แต่ละพิกเซลมีค่าความสว่าง (Intensity) ตั้งแต่ 0-255 มาทำการเปรียบเทียบ ดังนั้นรูปภาพที่ต้องการค้นคืน และรูปภาพจากฐานข้อมูล จะถูกนำมาเปรียบเทียบโดยใช้ค่าความคล้ายคลึง (Similarity Function) เป็นค่าที่ใช้เพื่อกำหนดความคล้ายคลึงระหว่างรูปภาพ โดยงานวิจัย (13) ได้นำเสนอวิธีการพิจารณาน้ำหนักการกระจายของสีด้วยการกระจายตัวแบบเกาส์เซียน (Gaussian Distribution) โดยใช้แบบจำลองสี HSV เพื่อใช้สำหรับการค้นคืนรูปภาพ ข้อมูลที่ใช้ในการทดลองได้มา

จาก Corel Stock Photo Gallery และดาวน์โหลดจากอินเทอร์เน็ต จำนวนทั้งสิ้น 10,297 รูปภาพ ซึ่งฮิสโตแกรมสี (Color Histogram) และฮิสโตแกรมสีข้างเคียง ถูกนำไปเปรียบเทียบความแตกต่างของสีโดยคำนวณจากการกระจาย น้ำหนักแบบเกาส์เซียน และนำไปคำนวณเพื่อหาค่าระยะห่างของฮิสโตแกรม (Distance Histogram) โดยใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยของการปรับปรุงตำแหน่งของการค้นคืนให้อยู่ในช่วงปกติ (Average Normalized Modified Retrieval Rank: ANMRR) เป็นเครื่องมือชี้วัดประสิทธิภาพ โดยพิจารณาสีข้างเคียงจากสีหลักขนาด 7 สี ให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.452

Hazra et al. (14) นำเสนอวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษโดยใช้วิธี Wavelet Moment และ Gabor Filter เพื่อเข้ารหัสรูปภาพ โดยรูปภาพสีจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ช่อง (Channel) ตามค่าสีแบบ RGB โดยในแต่ละช่อง จะถูกแบ่งออกเป็นบล็อกที่มีขนาดเล็กเพื่อใช้สำหรับนำไปคำนวณ คุณลักษณะพิเศษที่ได้จะถูกนำไปเรียนรู้ด้วยวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร ได้แก่วิธี K-Nearest Neighbor (KNN) และวิธี SVM เพื่อทำการค้นคืนรูปภาพที่มีความใกล้เคียง จากนั้นนำรูปภาพที่ค้นคืนได้มาคำนวณหาค่าความคล้ายคลึงระหว่างภาพที่ค้นคืน และรูปภาพที่นำไปเปรียบเทียบ (Query Image) ผลลัพธ์ที่ได้ก็คือค่าสัมประสิทธิ์ของค่าความคล้ายคลึง โดยวิธี SVM มีประสิทธิภาพสูงกว่าวิธี KNN โดยมีความถูกต้องมากกว่า 80%

Singh (7) นำวิธี CNN ที่ใช้โครงสร้าง LeNet-5 มาใช้ในงานด้าน CBIR เพื่อจำแนกประเภทข้อมูลที่อยู่ในชุดข้อมูลย่อยของ SUN ซึ่งมีรูปภาพจำนวน 3,000 รูปภาพ ที่ประกอบด้วย 8 Class ได้แก่ น้ำ รถ ภูเขา พื้นดิน ต้นไม้ ดึก หิมะ และท้องฟ้า ในการทดลองได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 80% สำหรับข้อมูลชุดเรียนรู้ และ 20% สำหรับข้อมูลชุดทดสอบ ข้อมูลรูปภาพที่ใช้ในการทดลองถูกแปลงให้เป็นสีเทา และเปลี่ยนขนาดเป็น 28x28 พิกเซล จากการทดลองพบว่าวิธี CNN มีความผิดพลาด (Error Rate) ในการจำแนกประเภทข้อมูล 27.97% ซึ่งน้อยกว่าวิธี Bag of Words ที่มีความผิดพลาดสูงถึง 47.44%

งานวิจัยฉบับนี้ ได้ทำการเปรียบเทียบวิธีการค้นคืนรูปภาพด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ประกอบด้วยวิธี SIFT และ HOG ซึ่งเป็น Low-level Feature ร่วมกับวิธี SVM และการหาค่าระยะทางแบบ Euclidean (Euclidean Distance) และวิธีการเรียนรู้เชิงลึก แบบ CNN โดยใช้โครงสร้าง LeNet-5 และ AlexNet ซึ่งเป็นการหาคุณลักษณะพิเศษระดับสูง เพื่อทดสอบกับข้อมูลชุดผ้าไหมไทย (Thai Silk Pattern Dataset) ทั้งสิ้น 10 ลาย จำนวน 300 รูปภาพ ที่เก็บอยู่ในรูปแบบภาพสี (Color Image)

วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ (Local Descriptor Technique)

วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ที่ใช้ในงานวิจัยประกอบด้วยวิธี Histogram of Oriented Gradients (HOG) และวิธี Scale-Invariant Features Transform (SIFT)

Histogram of Oriented Gradients (HOG)

วิธี HOG ถูกนำเสนอในงานวิจัย (3) การคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธีนี้ รูปภาพจะถูกแปลงให้เป็นสีเทา และนำไป Convolution กับเคอร์เนล (kernel) เพื่อทำการหาภาพขอบ (Edge Detection) (15) สามารถคำนวณกับ Kernel แบบง่าย เช่น $[-1, 0, +1]$ (17) จากนั้นจึงแบ่งรูปภาพออกเป็นพื้นที่ย่อย หรือเรียกว่าบล็อก เพื่อนำพื้นที่ย่อยไปคำนวณหา Gradient G ในแนวแกน x และ y ดังสมการ (1) และ (2)

$$G_x = I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (1)$$

$$G_y = I(x, y+1) - I(x, y-1) \quad (2)$$

โดยที่

$I(x, y)$ คือ ค่าของพิกเซล ณ ตำแหน่ง x, y ของรูปภาพ I

จากนั้นจึงนำค่า G_x และ G_y ไปคำนวณหาค่า Gradient Orientation θ ดังสมการ (3)

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x} \quad (3)$$

สุดท้าย Gradient Orientation ของแต่ละบล็อกจะถูกนำไป Weighted และ

จัดเก็บลงในฮิสโตแกรมตามขนาดของ Orientation Bin β

ดังนั้น หากกำหนดให้รูปภาพถูกแบ่งออกเป็น 3×3 บล็อก และกำหนดให้ β มีจำนวน 8 Bin คุณลักษณะพิเศษที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธี HOG จะมีคุณลักษณะพิเศษจำนวน 72 ($3 \times 3 \times 8$) คุณลักษณะ

Scale-Invariant Features

Transform (SIFT)

วิธี SIFT ถูกนำเสนอโดย Lowe (2) เพื่อใช้สำหรับเปรียบเทียบจุดสำคัญ (Keypoints) ที่คล้ายคลึงกันระหว่างรูปภาพสองรูป ได้แก่ รูปที่นำไปค้นหา (Query Image) และรูปภาพที่ต้องการค้นคืน (Retrieve Image) โดยนำรูปภาพทั้งสองไปหา Keypoints เพื่อนำมาเป็นลักษณะเด่นของแต่ละรูปภาพ จากนั้นคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษจากพื้นที่บริเวณรอบ Keypoints ขั้นตอนต่อไป นำคุณลักษณะพิเศษของแต่ละ Keypoints จาก Query Image ไปเปรียบเทียบกับคุณลักษณะพิเศษของ Keypoints จากรูปภาพที่ต้องการค้นคืน เพื่อหา Keypoints ที่มีความคล้ายคลึงกันมากที่สุด สุดท้ายแล้ว จะทำให้รู้ว่า Query Image ที่นำไปค้นคืนคล้ายคลึงกับบริเวณไหนของ Retrieve Image ที่สุด โดยคุณลักษณะพิเศษที่คำนวณได้ในแต่ละ Keypoints มีจำนวน 128 คุณลักษณะ เนื่องจากบริเวณพื้นที่รอบ Keypoints แต่ละจุด จะถูกแบ่งออกเป็นบล็อกขนาด 4×4 แต่ละบล็อกถูกกำหนดให้มี Orientation Bin จำนวน 8 Bin ($4 \times 4 \times$

8)(16) ในการคำนวณหาคุณลักษณะพิเศษด้วยวิธี SIFT รูปภาพจะถูกแปลงให้เป็นภาพสีเทา และนำไป Convolution โดยใช้ Gaussian Kernel ดังสมการ (4)

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4)$$

โดยที่

$G(x, y, \sigma)$ คือ Gaussian Kernel

$I(x, y)$ คือค่าของพิกเซล ณตำแหน่ง

x, y ของรูปภาพ I

σ คือความกว้างของ Gaussian Kernel

จากนั้นคำนวณหาค่า Gradient Orientation θ ทั้งในแนวนอนและแนวตั้ง ดังสมการ (5) และสมการ (6)

$$G_x = I(x + 1, y, \sigma) - I(x - 1, y, \sigma) \quad (5)$$

$$G_y = I(x, y + 1, \sigma) - I(x, y - 1, \sigma) \quad (6)$$

จากนั้น ค่า G_x และ G_y ถูกนำไป

คำนวณหาค่า Gradient Orientation

$\theta(x, y)$ เพื่อนำค่า θ ไปจัดเก็บลงในฮิสโตแกรมโดยกำหนดให้ $\beta = 8$

ขั้นตอนสุดท้าย นำคุณลักษณะพิเศษที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธี HOG และ SIFT ไปเรียนรู้และจำแนกประเภทด้วยวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร โดยใช้วิธี SVM (17) ที่ใช้ RBF Kernel และ KNN (18) ที่กำหนดให้ $K=1$ และใช้วิธี Euclidean เพื่อหาค่าระยะห่าง

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

งานวิจัยฉบับนี้ นำเสนอการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยเปรียบเทียบการทำงานระหว่าง

โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet (4, 8-9)

โครงสร้างแบบ LeNet-5 (LeNet-5 Architecture)

โครงสร้างแบบ LeNet-5 นำเสนอ โดย LeCun et al. (20) โดยเพิ่มชั้นการคำนวณแบบคอนโวลูชัน (Convolutional) เข้าไปในโครงข่าย ส่งผลให้โครงข่ายสามารถสกัดลักษณะเด่นจากรูปภาพ และจำแนกประเภทได้ในคราวเดียวกัน โครงข่าย CNN ประกอบด้วย 3 ชั้นหลัก ดังต่อไปนี้

ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer)

ลักษณะเด่นของโครงข่ายแบบ CNN ก็คือการทำงานของ Convolutional Layer ที่คำนวณเพื่อหาชิ้นของผลลัพธ์ซึ่งเรียกว่า Feature Map ด้วยการนำพื้นที่ส่วนย่อยรูปภาพ (Sub-region) ไปคำนวณแบบ dot product กับเคอร์เนล (Kernel) โดย Kernel ที่นำมาคำนวณจะต้องมีขนาดเล็กกว่ารูปภาพ การคำนวณของ Convolutional Layer แสดงดัง Figure 1

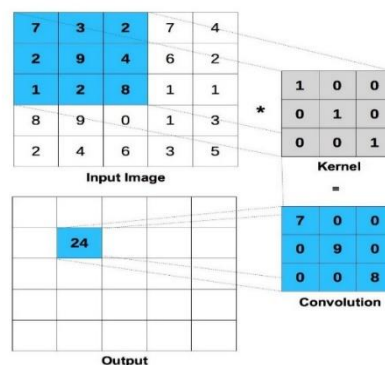


Figure 1 Convolution method with the dot product calculation between kernel and sub-region of the image

ชั้นพูลลิง (Pooling Layer)

Pooling Layer เป็นชั้นที่เชื่อมจาก Convolutional Layer โดยมีเป้าหมายคือทำให้ขนาดของ Feature Map (F) ลดลง ในการคำนวณสามารถใช้ค่าต่ำสุด (Min Pooling) ค่าสูงสุด (Max Pooling) ผลรวม (Sum Pooling) และ ค่าเฉลี่ย (Average Pooling) (22) ในการคำนวณ Feature Map จะถูกแบ่งออกเป็นบล็อกขนาด $m \times n$ ซึ่งหากใช้วิธี Max Pooling ในการคำนวณ ค่าที่ได้ก็คือค่าสูงสุด (Max Value) ของแต่ละบล็อก $F(m_i, n_j)$

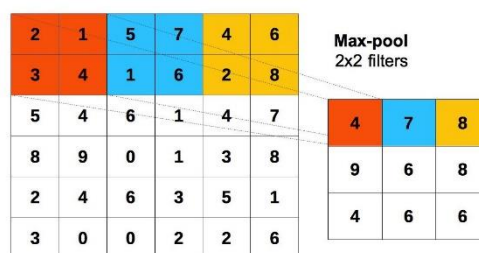


Figure 2 The illustration of max pooling with 2×2 filter and stride 2

Figure 2 แสดงวิธีการคำนวณ Max Pooling จาก Feature Map ที่มีขนาด 6×6 บล็อก ในการคำนวณกำหนดให้ Pool มีขนาด 2×2 บล็อก ข้อมูลที่อยู่ในบล็อกที่ $F(m_1, n_1)$ ประกอบด้วย $\begin{Bmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 4 \end{Bmatrix}$ ดังนั้นผลลัพธ์ที่ได้จากการทำ Max Pooling คือ 4 จากนั้นจึงเลื่อน Pool ไปยังบล็อกถัดไป $F(m_i, n_{j+1})$ และทำไปจนกระทั่งบล็อกสุดท้าย

ชั้นเชื่อมโยงสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer)

Fully-Connected Layer ก็คือ Hidden Layer และ Output Layer ของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้น Fully-Connected Layer จึงทำหน้าที่ในการเรียนรู้ (Training) และการจำแนกประเภทของวัตถุโดยผลลัพธ์ที่ได้ก็คือจำนวนของ Class ที่ต้องการจำแนก

โครงข่ายแบบ CNN สามารถที่จะเพิ่ม Convolutional Layer และ Pooling Layer ได้อย่างไม่จำกัด จากงานวิจัย (9) โครงสร้างแบบ LeNet-5 ถูกกำหนดให้มีโครงสร้างดังต่อไปนี้

- Convolutional Layer 1 (Conv1) จำนวน 6 Feature Map, Filter ขนาด 5×5 และ Stride=1

- Avg-Pooling Layer 2 (Max-Pool2) จำนวน 6 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2
- Convolutional Layer 3 (Conv3) จำนวน 16 Feature Map, Filter ขนาด 5×5 และ Stride=1
- Avg-Pooling Layer 4 (Max-Pool4) จำนวน 16 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2
- Fully-Connected (FC) ที่ชั้น FC5 มีจำนวน 120 โหนด (Node) ชั้น FC6 มีจำนวน 84 Node และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) จำนวน 10 Node

ในงานวิจัยฉบับนี้ได้ปรับปรุงโครงสร้างแบบ LeNet-5 โดยโครงสร้างใหม่แสดงดังต่อไปนี้

- Conv1 จำนวน 128 Feature Map, Filter ขนาด 3×3 และ Stride=1
- Max-Pool2 จำนวน 128 Layer, Pool ขนาด 3×3 และ Stride=2
- Conv3 จำนวน 28 Feature Map, Filter ขนาด 3×3 และ Stride=1
- Max-Pool4 จำนวน 28 Layer, Pool ขนาด 2×2 และ Stride=2
- Fully-Connected (FC) ที่ชั้น FC5 มีจำนวน 3,136 Node ชั้น FC6 มี

จำนวน 500 Node และผลลัพธ์
(Output Layer) จำนวน 10 Node

โครงสร้างแบบ LeNet-5 (9) แสดง
ดัง Figure 3a) และโครงสร้าง LeNet-5 ที่ถูก
ปรับปรุงและใช้ในงานวิจัยฉบับนี้แสดงดัง
Figure 3b)

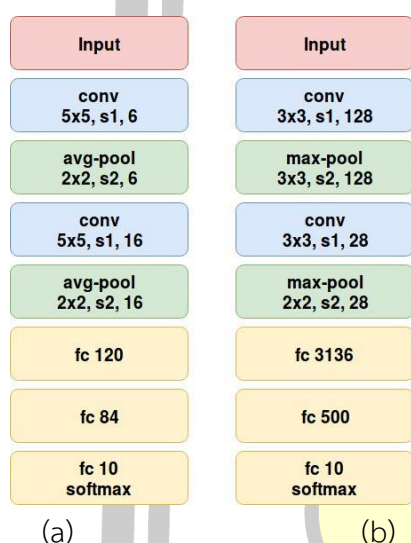


Figure 3 Architectures of the convolutional neural network (CNN). a) The original LeNet-5 architecture (9) and b) the LeNet-5 architecture used in our experiments

โครงสร้างแบบ AlexNet (AlexNet Architecture)

โครงสร้างแบบ AlexNet ถูกนำเสนอ
ในงานวิจัย (8) โดยโครงสร้างมีจำนวน Layer
ทั้งสิ้น 8 Layer ประกอบไปด้วย Convo -
lutional Layer จำนวน 5 Layer และ
Fully-Connected Layer จำนวน 3 Layer

รายละเอียดของโครงสร้างแบบ AlexNet
แสดงดังต่อไปนี้

- Conv1 จำนวน 96 Feature Map, Filter ขนาด 11x11x3 และ Stride=4
- Max-Pool1 จำนวน 96 Layer, Pool ขนาด 2x2 และ Stride=2
- Conv2 จำนวน 256 Feature Map, Filter ขนาด 5x5x48 และ Stride=2
- Max-Pool2 จำนวน 256 Layer, Pool ขนาด 2x2 และ Stride=2
- Conv3 จำนวน 384 Feature Map, Filter ขนาด 3x3x256 และ Stride=2
- Conv4 จำนวน 384 Feature Map, Filter ขนาด 3x3x192 และ Stride=2
- Conv5 จำนวน 256 Feature Map, Filter ขนาด 3x3x192 และ Stride=2
- Max-Pool3 จำนวน 28 Layer, Pool ขนาด 2x2 และ Stride=2
- Fully-Connected (FC) ที่ชั้น FC1 มีจำนวน 4,096 Node ชั้น FC2 มีจำนวน 4,096 Node และ FC3 หรือชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) จำนวน 10 Node

โครงสร้างแบบ AlexNet (8) แสดงดัง Figure 4a) และในงานวิจัยฉบับนี้ได้ปรับปรุงโครงสร้างแบบ AlexNet ในส่วนของ Fully-Connected Layer โดยลดจำนวนของ Node ลง เพื่อลดเวลาในการประมวลผล อีกทั้งยังทำให้ประสิทธิภาพของโครงสร้างแบบ AlexNet เพิ่มขึ้น โครงสร้างใหม่แสดงดัง Figure 4b)

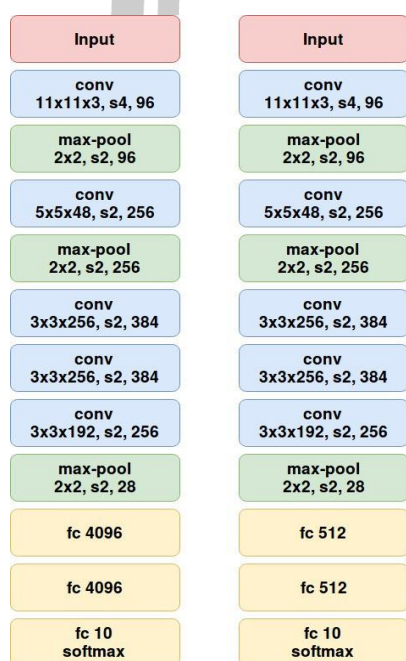


Figure 4 The architecture of AlexNet. a) The AlexNet architecture presented in 8) and b) the AlexNet architecture used in our experiments.

ชุดข้อมูลลายผ้าไหมไทยและผลการทดลอง (Thai Silk Pattern Dataset and Experimental Results)

ในส่วนนี้อธิบายถึงชุดข้อมูลลายผ้าไหมที่ใช้ในการทดลอง วิธีการเลือกข้อมูลชุด

เรียนรู้ และผลลัพธ์ และการอภิปรายผลที่ได้จากการทดลองชุดข้อมูลลายผ้าไหมไทย (Thai Silk Pattern Dataset)

รูปภาพลายผ้าไหม ที่ใช้ในงานวิจัย เก็บรวบรวมมาจากศูนย์จำหน่ายสินค้า OTOP บ้านหนองเขื่อนช้าง จำนวนทั้งสิ้น 10 ลาย ชื่อของลายผ้าไหมที่แสดงใน Figure 5 ประกอบด้วย ลายกระจับจั่ว ลายนกยูง ลายกระจับหนาม ลายกุญแจใจ ลายน้ำฟ้าคาดทอง ลายนาคน้อย ลายตะขอ ลายสร้อยดอกหมาก ลายสร้อยดอกหมากเล็ก และลายไข่มดแดง ตามลำดับ

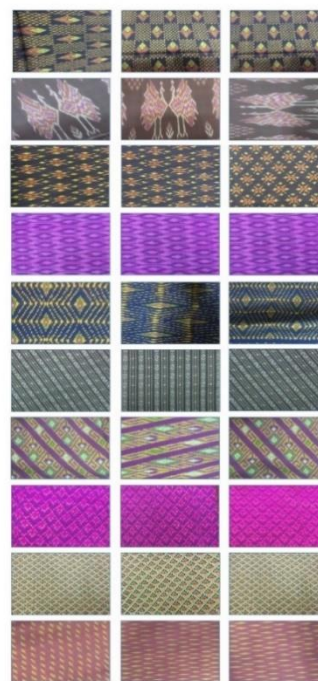


Figure 5 Sample images from the Thai silk pattern dataset. Note that, the images on each row represent one class.

ชุดข้อมูลลายผ้าไหมมีจำนวน 300 รูปภาพ เก็บรวบรวมลายละ 30 รูปภาพ โดยทุกรูปจัดเก็บเป็นภาพสีแบบ RGB (RGB Color Space) จากนั้น รูปภาพลายผ้าไหม ทุกรูปถูกเลือกเฉพาะส่วน (Crop) ที่เป็นลายผ้าไหมเท่านั้น และเปลี่ยนรูปภาพให้มีขนาด (Normalized) 450x650 พิกเซล ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ (Test Set) ได้มาจากการสุ่มเลือก (Random Crop) จากรูปภาพลายผ้าไหม โดยรูปภาพลายผ้าไหมหนึ่งรูปจะถูกสุ่มเลือกจำนวน 3 ครั้ง ดังนั้น รูปภาพใน Test Set จะมีจำนวนทั้งสิ้น (10 ลาย x 30 รูปภาพ x 3 ครั้ง) 900 รูปภาพต่อการ Crop หนึ่งครั้ง

การทดลองกำหนดให้มี Test Set จำนวน 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 กำหนดให้การ Crop รูปภาพมีขนาดเป็น 30% (Crop-30) และข้อมูลชุดที่ 2 กำหนดให้ Crop รูปภาพขนาด 40% (Crop-40) ดังนั้น รูปภาพที่ได้จากการ Crop ขนาด 30% จะมีขนาดของภาพเป็น 135x180 พิกเซล และการ Crop ขนาด 40% จะมีขนาดของภาพเป็น 180x240 พิกเซล Figure 6 แสดงตัวอย่างของรูปภาพที่ได้จากการ Crop ขนาด 30%

วิธีที่ใช้ในการทดสอบการค้นคืนลายผ้าไหมแบ่งออกเป็น 2 วิธี ได้แก่ 1) วิธีการเรียนรู้เชิงลึกแบบ Convolutional Neural Network (CNN) โดยใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet และ 2) วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ประกอบด้วย

วิธี SIFT และ HOG ร่วมกับวิธี SVM และการหาค่าระยะห่างแบบ Euclidean

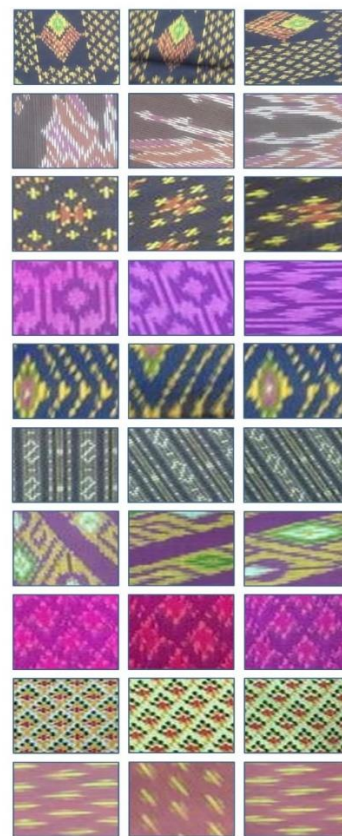


Figure 6 Test images random cropping from the whole image. In these sample images, size of the test image is 30 percent smaller than the original image

การทดลองด้วยวิธีการเรียนรู้เชิงลึก รูปภาพที่ใช้การการเรียนรู้และการทดสอบจะถูกเปลี่ยนให้มีขนาด 128x128 พิกเซล โดยกำหนดพารามิเตอร์ ดังต่อไปนี้ Learning rate กำหนดเป็น 0.001 จำนวนรอบ (Iteration) ที่ใช้ในการเรียนรู้จำนวน 200

รอบ จำนวนข้อมูลต่อครั้งที่ใช้ในการเรียนรู้ (Batch Size) จำนวน 32

สำหรับการทดลองด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ รูปภาพที่ใช้ในการเรียนรู้จะมีขนาด 450x650 พิกเซล และรูปภาพที่ใช้ในการทดสอบมีสองขนาด คือ 135x180 และ 180x240 พิกเซลสำหรับการ Crop ขนาด 30 และ 40% ตามลำดับ

ในการทดสอบประสิทธิภาพด้วยวิธี HOG พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบ ประกอบด้วย ขนาดของบล็อก ที่กำหนดให้มีขนาด 1x1 บล็อก และกำหนดให้ Orientation bin มีจำนวน 128 Bin ดังนั้น คุณลักษณะพิเศษที่ได้จากการคำนวณด้วยวิธี HOG จึงมีจำนวน 128 คุณลักษณะต่อรูปภาพ 1 รูป

สำหรับวิธี SIFT พารามิเตอร์ที่ใช้ในการทดสอบ ประกอบด้วย จำนวนของ Keypoint ต่อรูปภาพ 1 รูป ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้มีจำนวนรูปภาพละ 1 Keypoint ในการคำนวณ 1 Keypoint จะคำนวณคุณลักษณะพิเศษได้ 128 คุณลักษณะ

สำหรับการทดลองด้วยวิธี SVM กำหนดให้ใช้ Kernel แบบ RBF และใช้วิธี Grid Search เพื่อค้นหาพารามิเตอร์ C และ gamma โดยค้นหาตั้งแต่ช่วง $\{2^{-3}, 2^{-2}, \dots, 2^3, 2^4\}$ จากนั้นเลือก C และ gamma ที่ให้ผลในการทดสอบสูงที่สุด

Table 1 แสดงให้เห็นถึงอัตราความถูกต้องในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมด้วยการเรียนรู้เชิงลึกโดยใช้วิธี CNN และกำหนดโครงสร้างแบบ LeNet-5 ในงานวิจัยได้ทดสอบโครงสร้างแบบ LeNet-5 ที่อ้างอิงตามงานวิจัย (9) (โครงสร้างแสดงดัง Figure 3a) และโครงสร้างที่แสดงใน Figure 3b โดยโครงสร้างทั้งสองมีความแตกต่างกัน ดังนี้ 1) จำนวนของ Convolution Kernel 2) จำนวนของ Feature Map 3) วิธีการทำ Pooling และ 4) จำนวน Node ในชั้น Fully-Connected

Table 1 Accuracy results (accuracy and standard deviation) using different LeNet-5 parameters for the Thai silk pattern dataset.

Methods	Test Accuracy	
	Crop-30	Crop-40
Ori-Avg-pool (Top-1) (9)	50.19±2.90	61.94±2.29
Ori-Max-pool (Top-1) (9)	49.07±4.62	55.06±3.40
Our-Avg-pool (Top-1)	63.18±1.41	71.44±2.08
Our-Max-pool (Top-1)	64.06±2.25	76.98±2.29

จากการทดลองพบว่า โครงสร้างแบบ LeNet-5 ที่ผู้วิจัยได้ออกแบบ (Our-Max-pool) มีอัตราการค้นคืนรูปภาพสูงที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับโครงสร้างแบบ LeNet-5 ที่นำเสนอใน (9) โดยมีอัตราการค้นคืน 64.06% และ 76.98% ในข้อมูล Crop-30 และ Crop-

40 ตามลำดับ ซึ่งมีอัตราการค้นคืนสูงกว่ที่นำเสนอใน (9) มากกว่า 10% โดยผลการค้นคืนแสดงเฉพาะ Top-1 เท่านั้น

ในส่วนขอโครงสร้างแบบ AlexNet ผู้วิจัยได้ทดสอบด้วยการลดจำนวนของ Node ในชั้น Fully-Connected (21) จากจำนวน 4,096 โหนด เป็น 1,024 โหนด 512 โหนด และ 256 โหนด ตามลำดับ

ผลการทดลองใน Table 2 แสดงให้เห็นว่าการลดขนาดของโหนดส่งผลให้อัตราการค้นคืนภาพสูงขึ้น และเมื่อทดสอบกับชุดข้อมูลลายผ้าไหมไทยพบว่าจำนวนโหนด 512 โหนด มีผลการทดลองสูงที่สุดที่ 44.70% และ 55.58% ในชุดข้อมูล Crop-30 และ Crop-40 ตามลำดับ แต่เมื่อเปรียบเทียบกับระหว่างโครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet พบว่าโครงสร้างแบบ LeNet-5 มีอัตราการค้นคืนสูงกว่าโครงสร้างแบบ AlexNet

Table 2 Test Accuracy comparison among different numbers of nodes in the AlexNet architecture on the Thai silk pattern dataset.

Number of nodes	Test Accuracy	
	Crop-30	Crop-40
256	41.52±1.46	47.54±1.54
512	44.70±0.94	55.58±1.04
1024	34.71±2.07	40.44±1.12
4096	27.42±0.84	32.65±1.62

Table 3 Performances of the 6 different techniques on the Thai silk pattern dataset.

Methods	Test Accuracy	
	Crop-30	Crop-40
HOG+1NN	92.05±0.31	89.73±0.79
SIFT+1NN	23.03±0.46	57.99±0.33
HOG+SVM	74.92±1.94	82.68±4.67
SIFT+SVM	42.8±6.98	40.24±1.08
Our-LeNet-5 (Top-1)	64.06±2.25	76.98±2.29
AlexNet-512 (Top-1)	44.70±0.94	55.58±1.04

Table 3 แสดงให้เห็นถึงอัตราการค้นคืนรูปภาพด้วยลายผ้าไหมด้วยวิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ ที่ประกอบด้วยวิธี HOG+1NN, SIFT+1NN, HOG+SVM และ SIFT+SVM และเปรียบเทียบอัตราการค้นคืนกับวิธี CNN โดยใช้โครงสร้างแบบ Our-LeNet-5 (Top-1) และ AlexNet-512 (Top1)

จากการทดลองพบว่าวิธี HOG+1NN มีอัตราการค้นคืนสูงที่สุดในชุดข้อมูล Crop-30 และ Crop-40 โดยมีอัตราการค้นคืน 92.05% และ 89.73% ตามลำดับ ในทางกลับกันวิธี SIFT+1NN และ SIFT+SVM มีอัตราการค้นคืนต่ำที่สุด 23.03% สำหรับชุดข้อมูล Crop-30 และ 57.09% สำหรับชุดข้อมูล Crop-40

สรุปผล (Conclusion)

วิธีการที่ใช้ในการค้นคืนรูปภาพลายผ้าไหมที่นำเสนอในงานวิจัยฉบับนี้มีทั้งสิ้น 2 วิธี 1) วิธีการหาคุณลักษณะพิเศษเฉพาะพื้นที่ประกอบด้วยวิธี Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) และ Histogram of Oriented Gradients (HOG) ร่วมกับวิธีการเรียนรู้เครื่องจักร ด้วยวิธี Support Vector Machine (SVM) และการหาค่าระยะห่างแบบ Euclidean และ 2) วิธีการเรียนรู้เชิงลึกแบบ Convolutional Neural Network (CNN) โดยใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet

โดยทั้งสองวิธีข้างต้นถูกนำไปทดสอบกับชุดข้อมูลลายผ้าไหมไทย (Thai Silk Pattern Dataset)

จากการทดลองกับชุดข้อมูลลายผ้าไหมไทย โดยมี Test Set ทั้งสิ้น 2 ชุด ประกอบด้วย Crop-30 และ Crop-40 ปรากฏว่าวิธี HOG+1NN มีอัตราการค้นคืนสูงกว่าวิธีอื่นทั้งหมด โดยมีอัตราการค้นคืนในข้อมูล Crop-30 และ Crop-40 ที่ 92.05% และ 89.73% ตามลำดับ

เมื่อเปรียบเทียบวิธี CNN โดยใช้โครงสร้างแบบ LeNet-5 และ AlexNet ปรากฏว่า LeNet-5 มีอัตราการค้นคืนมากกว่า 20% โดยประมาณ ทั้งนี้เนื่องจากจำนวนของรูปภาพลายผ้าไหมที่ใช้ในการทดสอบมีจำนวนจำกัด

งานวิจัยฉบับต่อไป การเพิ่มจำนวนของ Training Set หรือที่เรียกว่า Data Aug-

mentation และวิธีการ Transfer Learning (20-22) อาจส่งผลทำให้ประสิทธิภาพของวิธี CNN เพิ่มขึ้น

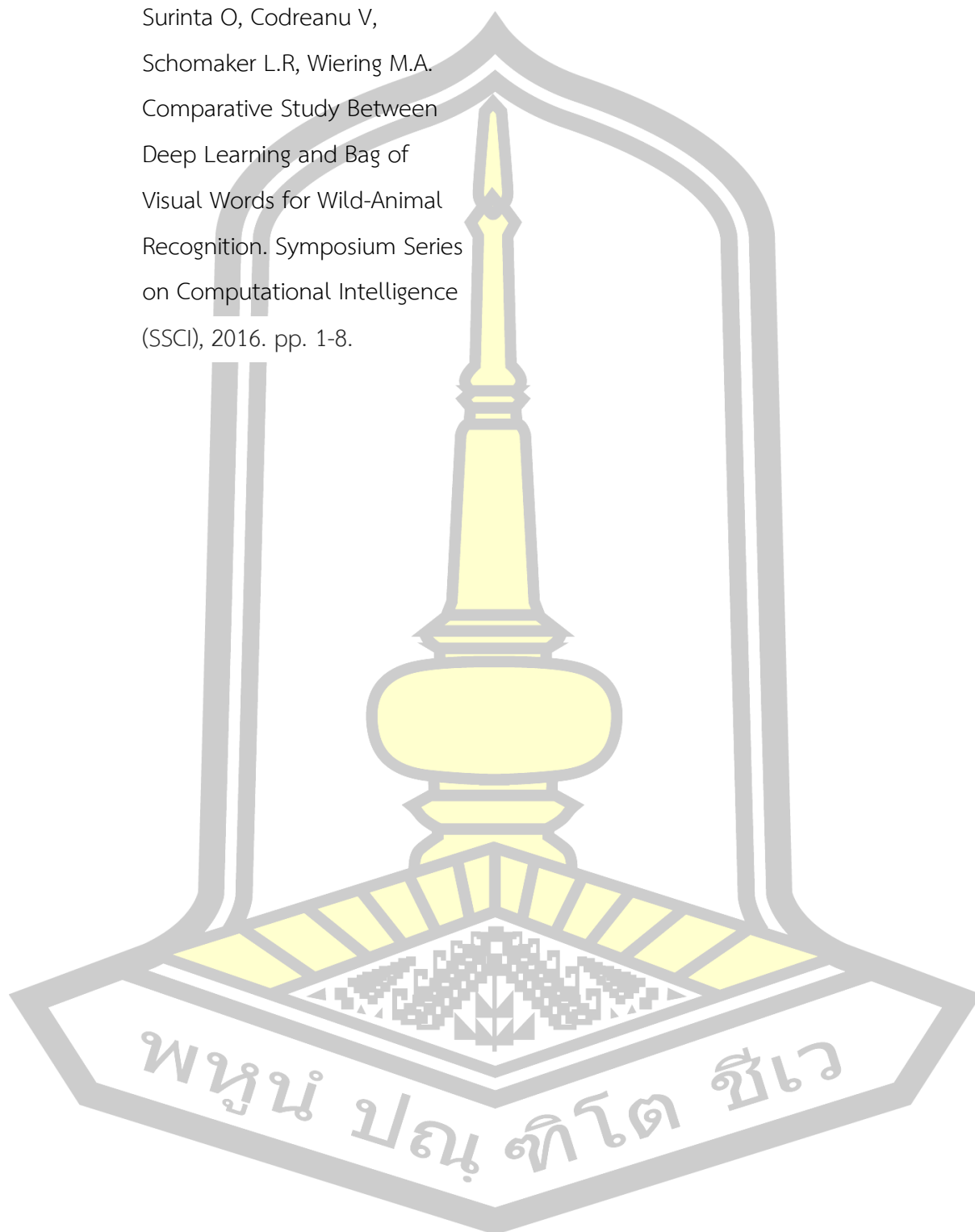
เอกสารอ้างอิง

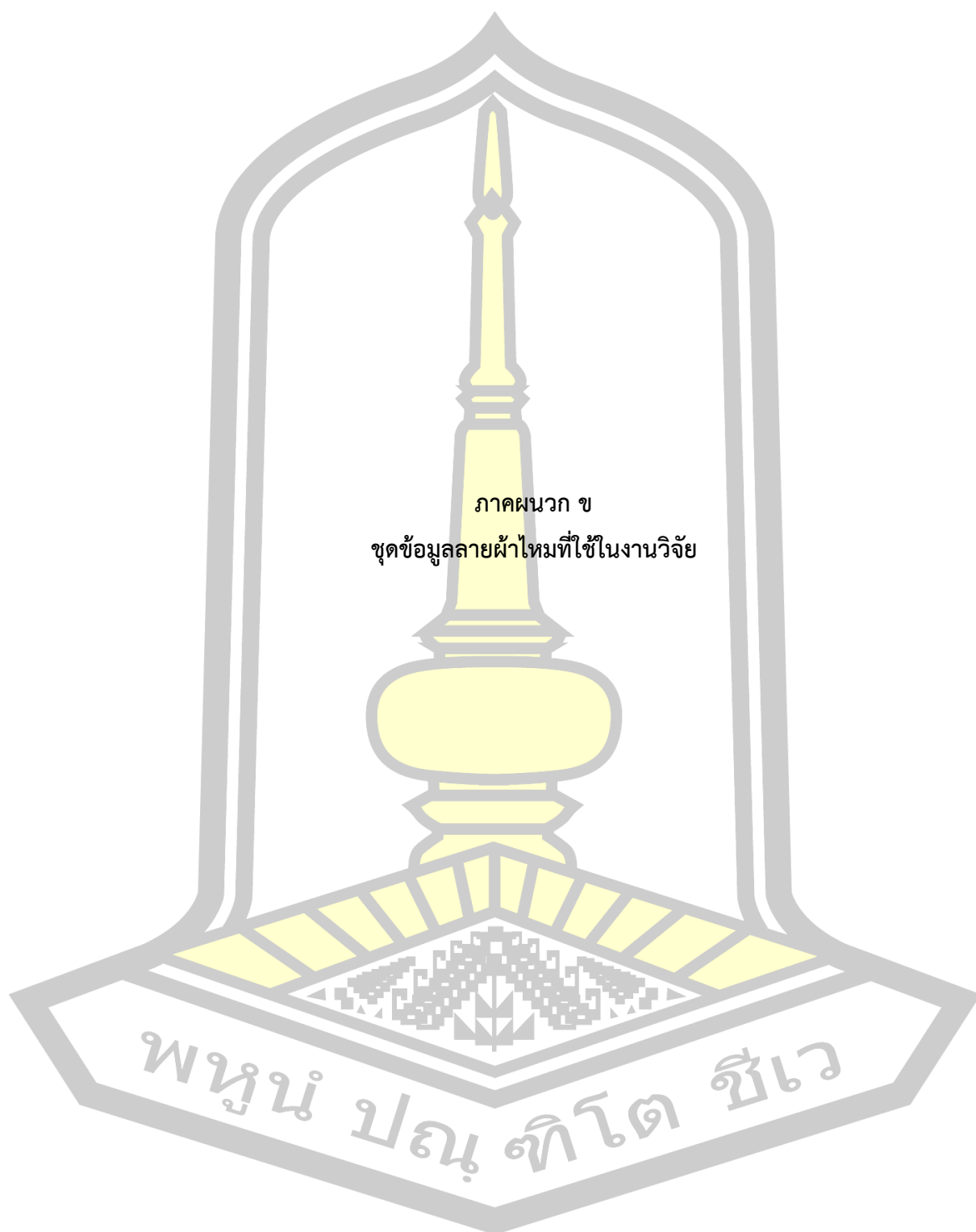
1. Bhute A.N. Meshram B.B. Content Based Image Indexing and Retrieval International Journal of Graphics & Image Processing 2013; 3(4):235-246.
2. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints International Journal of Computer Vision 2004; 60(2): 91-110.
3. Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005, pp. 886–893.
4. Heusch G, Rodriguez Y, Marcel S. Local Binary Patterns as an Image Preprocessing For Face Authentication. International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2006. pp. 6-14.

5. Shekhar R, Jawahar C.V. Word Image Retrieval using Bag of Visual Words. 10th International Workshop on Document Analysis Systems (DAS), 2012. pp. 297-301.
6. Wan J, Wang D, Hoi S, Wu P, Zhu J, Zhang Y, Li J. Deep Learning for Content-based Image Retrieval: A Comprehensive Study. The 22nd International Conference on Multimedia, 2014. pp. 157-166.
7. Singh A.V. Content-based Image Retrieval using Deep Learning. Rochester Institute of Technology, 2015.
8. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012. pp. 1097-1105.
9. LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, Haffner P. Gradient-based Learning Applied to Document Recognition. Proceedings of the Institute of Electrical and Electronic Engineers; 998:86 (11), pp. 2278-2324.
10. Karaaba M.F, Surinta O, Schoemaker L.R.B, Wiering M.A. Robust Face Identification with Small Sample Sizes using Bag of Words and Histogram of Oriented Gradients. the 11th Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications (VISIGRAPP), 2016. p. 582-589.
11. Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen, M. Face Recognition with Local Binary Patterns. European Conference on Computer Vision (ECCV), Berlin, Heidelberg; 2004. p. 469-481.
12. อนุมาศ แสงสว่าง. การสืบค้นรูปภาพจากการเปรียบเทียบค่าฮิสโตแกรมโดยใช้เวกเตอร์โมเดล. การประชุมวิชาการระดับชาติ เบญจมิตรวิชาการ ครั้งที่ 2, 2011, pp. 1-9.
13. ประภาพร กุลลิมรัตน์ชัย. การค้นคืนภาพโดยพิจารณาน้ำหนักการกระจายของสีด้วยการกระจายตัวแบบเกาส์เซียนสำหรับฮิสโตแกรมสีในแบบจำลองสี HSV. วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์น เอเชียฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, vol. 6, no. 2, pp. 101-9, 2012

14. Hazra T.K, Chowdhury S.R, Chakra-borty A.K. Encrypted Image Retrieval System: A Machine Learning Approach. The 7th Annual Conference on Information Technology, Electronics and Mobile Communication, 2016. pp. 1-6.
15. Surinta O, Karaaba M.F, Schomaker L.R, Wiering M.A. Recognition of Handwritten Characters using Local Gradient Feature Descriptors. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015; 45: 405-414.
16. Surinta O, Karaaba, M.F, Mishra T.K, Schomaker L.R, Wiering M.A. Recognizing Handwritten Characters with Local Descriptors and Bags of Visual Words. Engineering Applications of Neural Networks (EANN), 2015. p. 255-264
17. Vapnik V. Statistical Learning Theory. Wiley, New York, 1998
18. Kumar M, Jindal M, Sharma R. K-Nearest Neighbor Based Offline Handwritten Gurmukhi Character Recognition. International Conference on Image Information Processing, 2011. pp. 1-4
19. Le Cun Y, Matan O, Boser B, Denker J.S, Henderson D, Howard R.E, Baird H.S. Handwritten Zip Code Recognition with Multilayer Networks. The 10th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 1990; 2:35-40.
20. Pawara P, Okafor E, Surinta O, Schomaker L.R, Wiering M.A. Comparing Local Descriptors and Bags of Visual Words to Deep Convolutional Neural Networks for Plant Recognition. The 6th International Conference on Pattern Recognition Applications and Model (ICP RAM), 2017. pp. 479-486.
21. Pawara P, Okafor E, Schomaker L.R, Wiering M.A. Data Augmentation for Plant Classification. International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), 2017. pp. 615-626.

22. Okafor E, Pawara P, Karaaba F, Surinta O, Codreanu V, Schomaker L.R, Wiering M.A. Comparative Study Between Deep Learning and Bag of Visual Words for Wild-Animal Recognition. Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 2016. pp. 1-8.

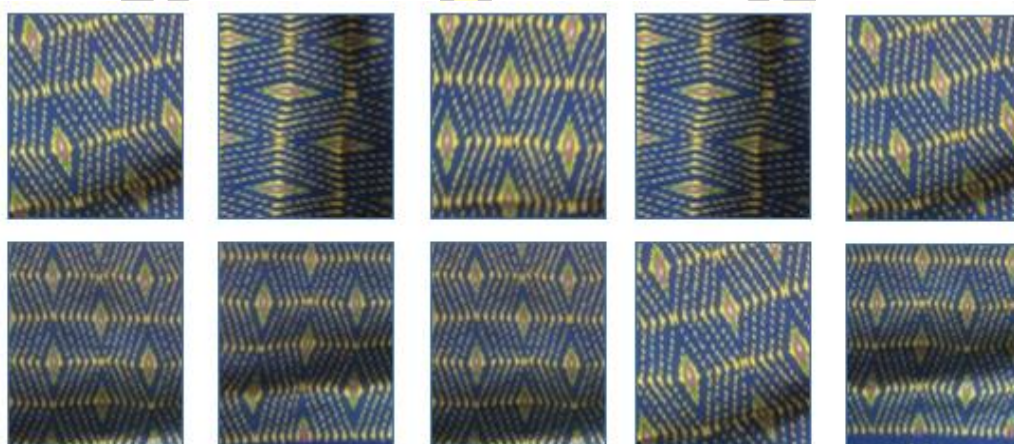




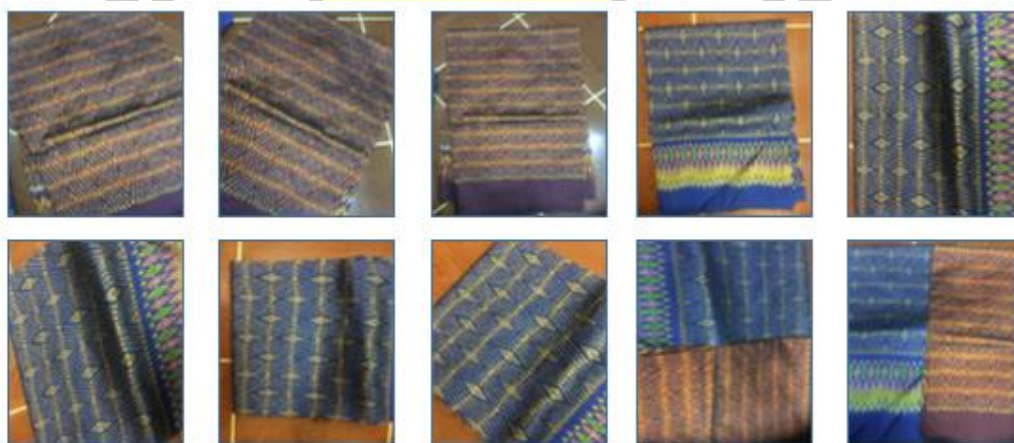
ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ เก็บรวบรวมข้อมูลภาพถ่ายผ้าไหมในมุมมองแบบต่าง ๆ จำนวน 10 ลาย ลายละ 30 รูปถ่าย ประกอบด้วยชุดข้อมูล (Dataset) ลายผ้าไหมแบบง่าย (Silk-E) และแบบยาก (Silk-H) โดยสามารถดาวน์โหลด Dataset ได้ที่ <http://ias.it.msu.ac.th/dataset/silk-pattern/>

1. ลายนํ้าฟ้าคดทอง

แบบง่าย



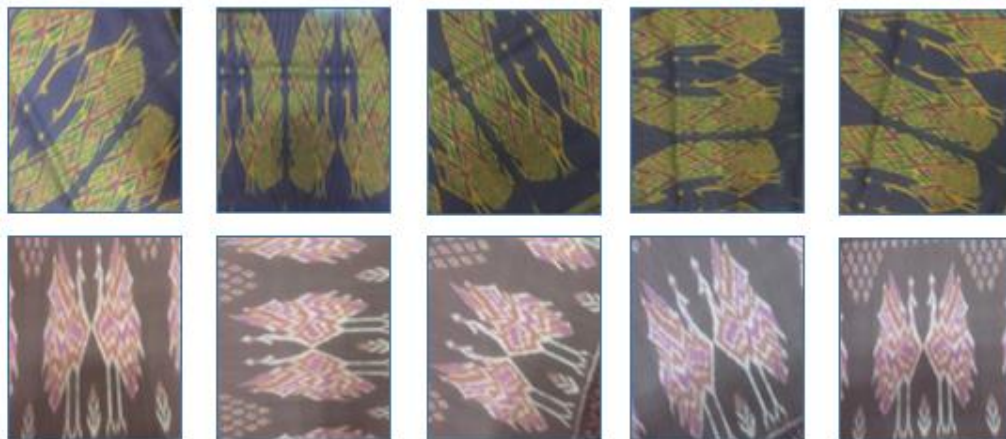
แบบยาก



ศูนย์ ปณฺ ฑิต

2. ลายนกยูง

แบบง่าย

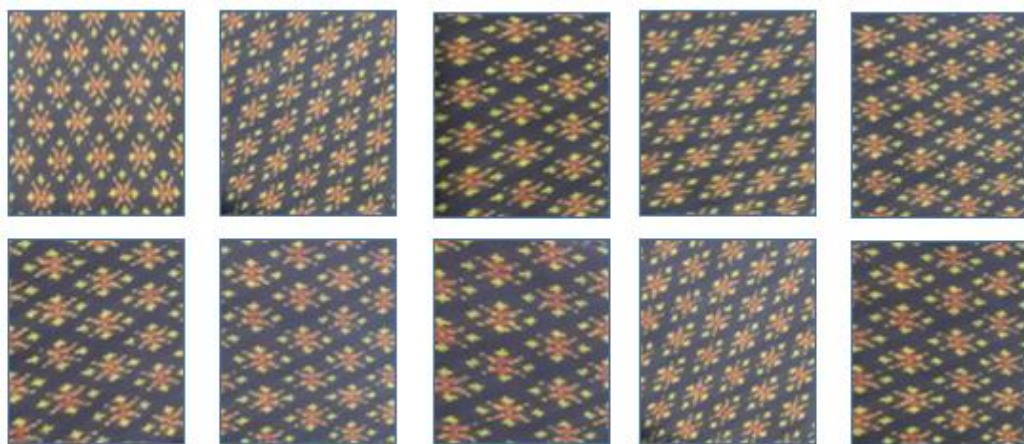


แบบยาก

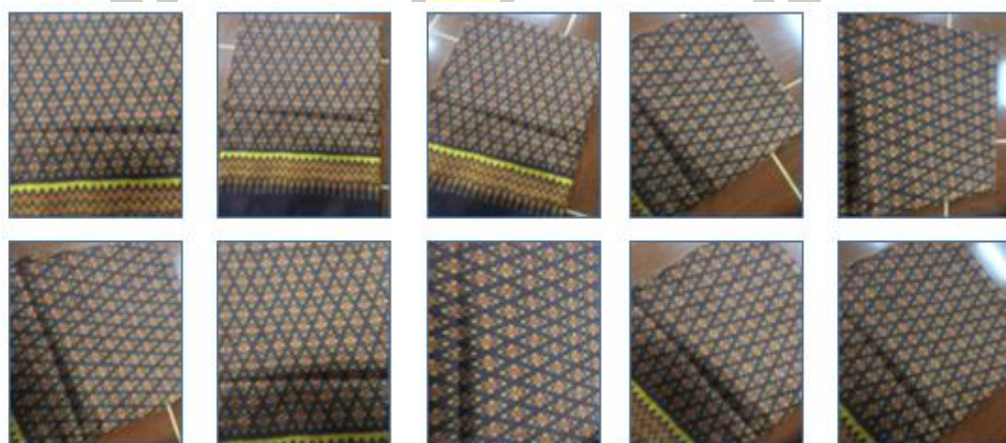


3. ลายกระจัดหนาม

แบบง่าย

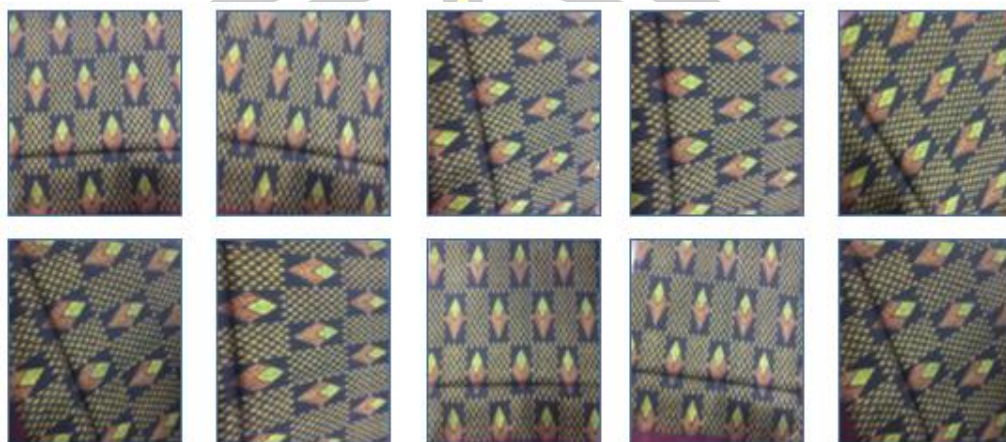


แบบยาก

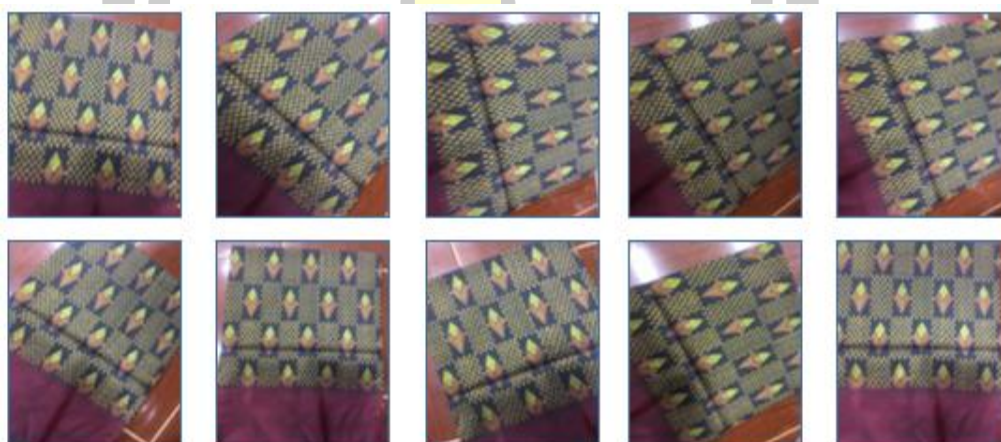


4. ลายกระจั๊ว

แบบง่าย

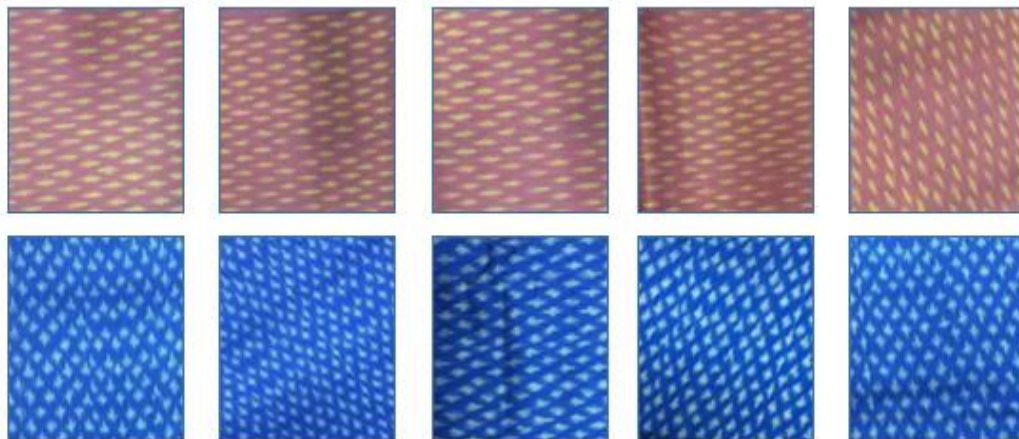


แบบยาก



5. ลายไข่มดแดง

แบบง่าย

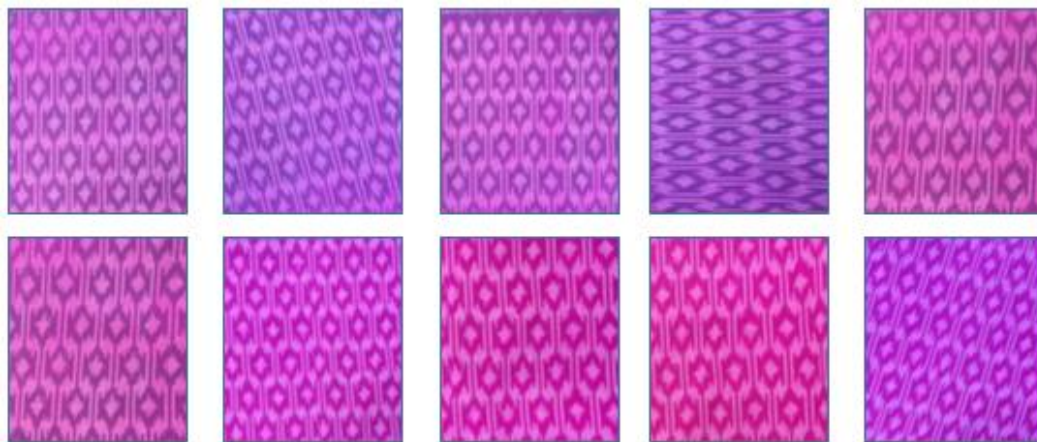


แบบยาก



6. ลายกุดเงาใจ

แบบง่าย

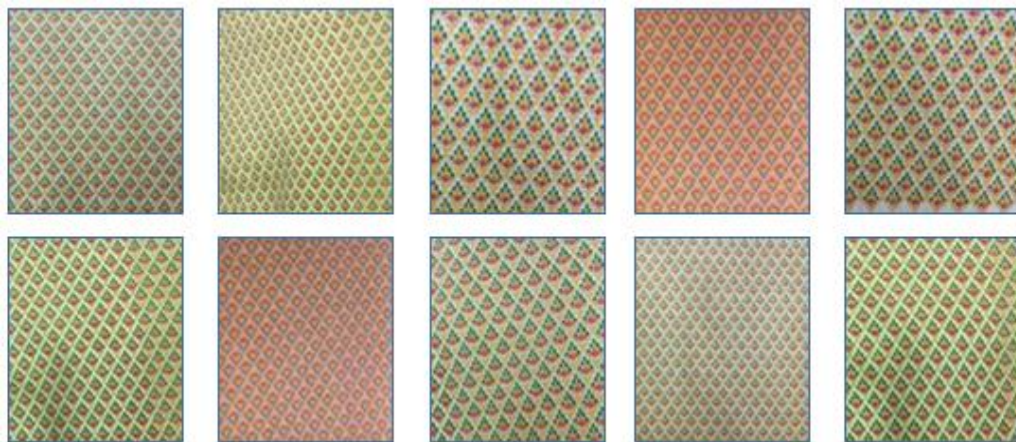


แบบยาก

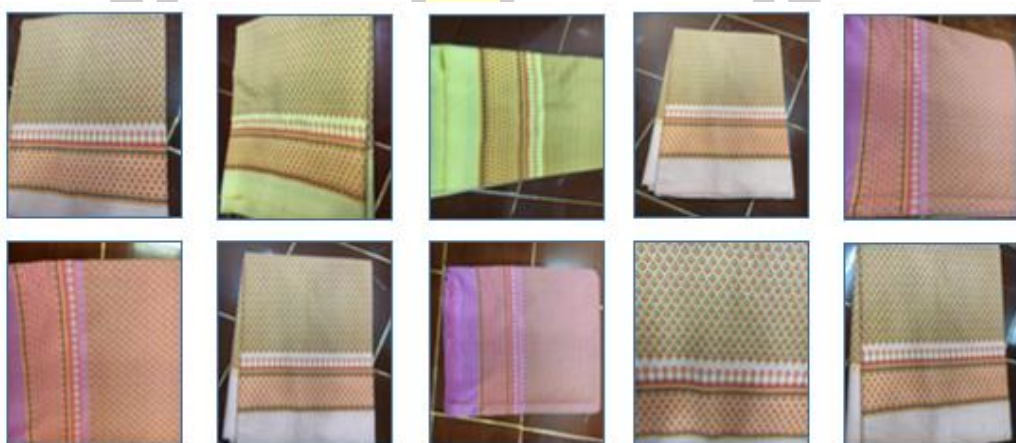


7. ลายสร้อยดอกหมากเล็ก

แบบง่าย

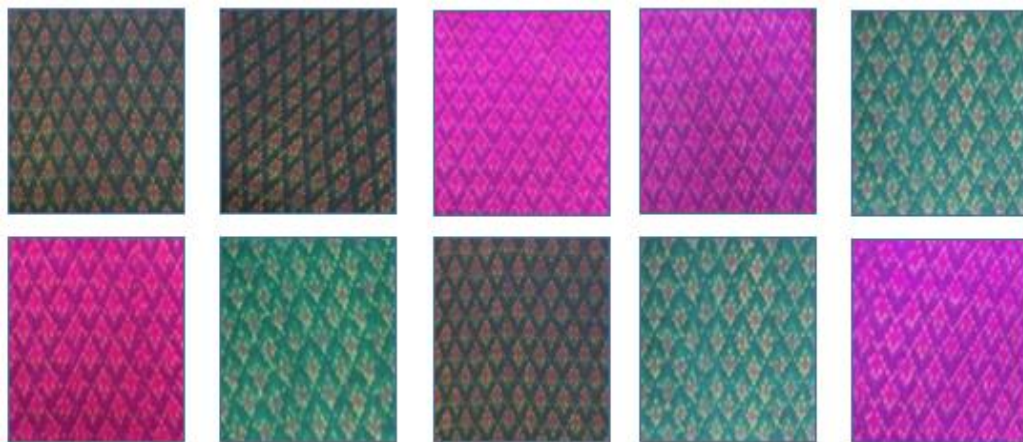


แบบยาก

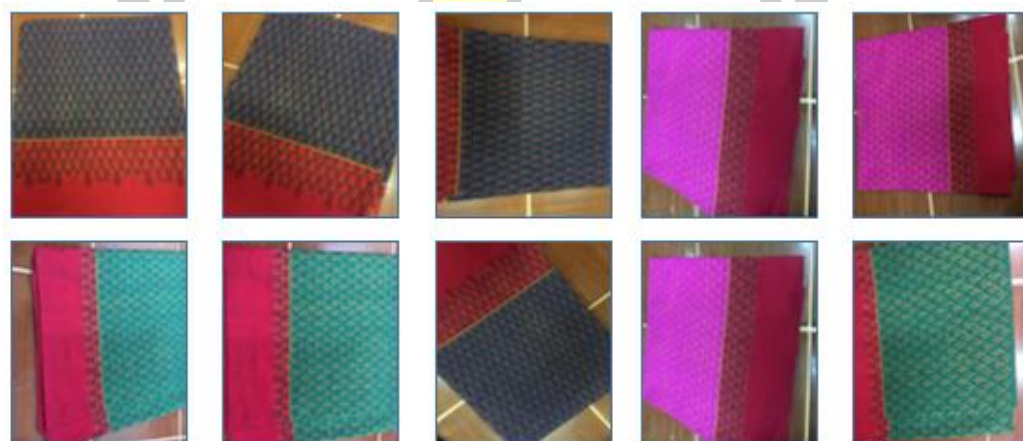


8. ลายสร้อยดอกหมาก

แบบง่าย

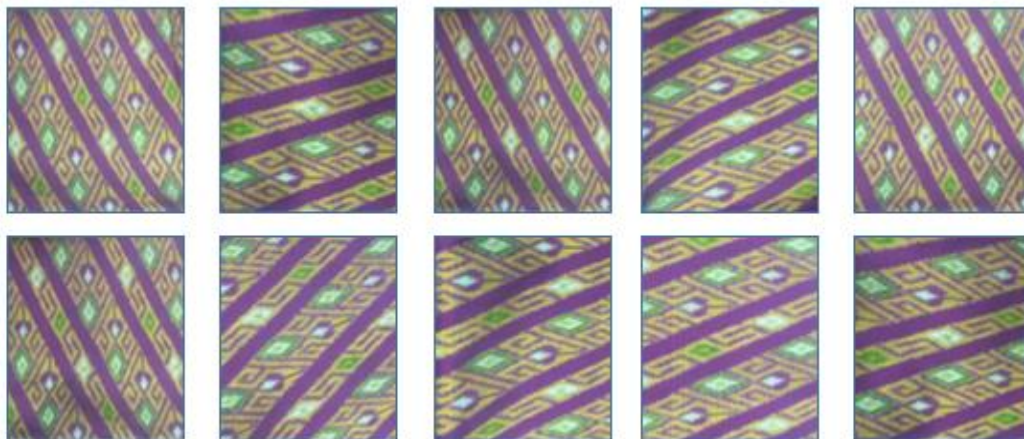


แบบยาก

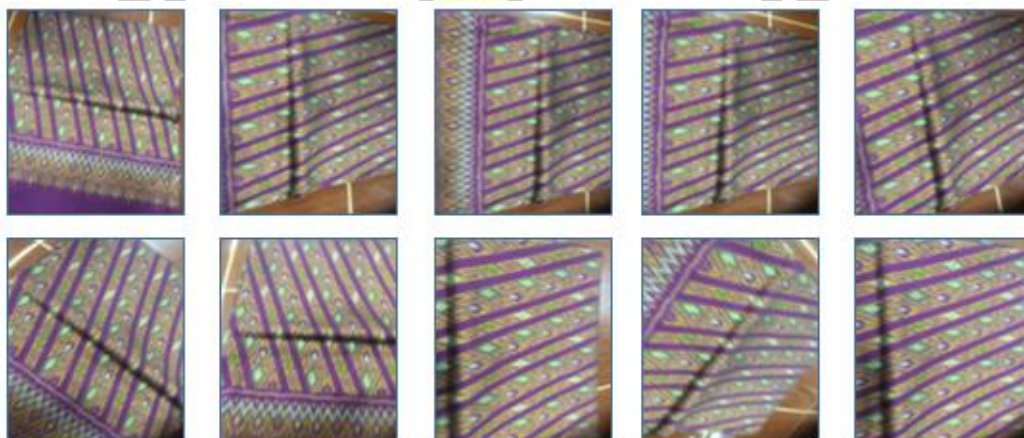


9. ลายตะขอ

แบบง่าย

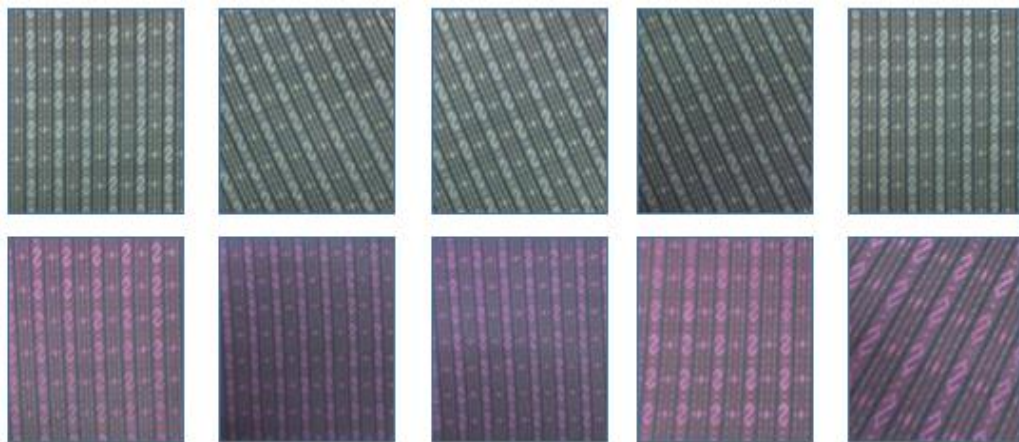


แบบยาก

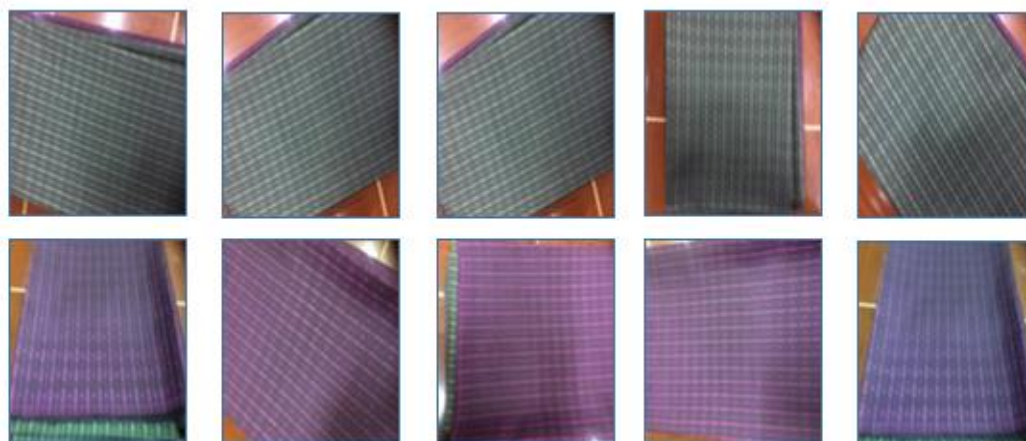


10. ลายนาคน้อย

แบบง่าย



แบบยาก



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายณัฏวัฒน์ รักสะอาด
วันเกิด	วันที่ 18 ตุลาคม พ.ศ. 2536
สถานที่เกิด	อำเภอบางกอกน้อย จังหวัดกรุงเทพมหานคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	บ้านเลขที่ 160 หมู่ 6 บ้านกุดท่าลือ ตำบลห้วยเม็ก อำเภอห้วยเม็ก จังหวัดกาฬสินธุ์ รหัสไปรษณีย์ 46170
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	บ้านกุดท่าลือ ตำบลห้วยเม็ก อำเภอห้วยเม็ก จังหวัดกาฬสินธุ์ รหัสไปรษณีย์ 46170
ประวัติการศึกษา	2552 มัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนห้วยเม็กวิทยาคม ตำบลห้วยเม็ก อำเภอห้วยเม็ก จังหวัดกาฬสินธุ์ 2555 มัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนห้วยเม็กวิทยาคม ตำบลห้วยเม็ก อำเภอห้วยเม็ก จังหวัดกาฬสินธุ์ 2559 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม 2561 ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

พูน ปณ ภัโต ชีเว