

การเรียนรู้ค่าพารามิเตอร์ของเครื่องนับคัชนบัตร BPS M7 เพื่อจำแนกสภาพธนบัตรด้วยวิธีซัพ
พอร์ตเวกเตอร์แมชชีน



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2561
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Parameters Learning of BPS M7 banknote processing machine for banknote fitness classification
by Support Vector Machine



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Computer Science

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2018

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การเรียนรู้ค่าพารามิเตอร์ของเครื่องนับคัชนบัตร BPS M7 เพื่อจำแนกสภาพธนบัตรด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
โดย	นายธิตี กองประเสริฐ
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(รองศาสตราจารย์ ดร.วรเศรษฐ์ สุวรรณิก)

ชิตติ กองประเสริฐ : การเรียนรู้ค่าพารามิเตอร์ของเครื่องนับคัดธนบัตร BPS M7 เพื่อ
 จำแนกสภาพธนบัตรด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน. (Parameters Learning of BPS
 M7 banknote processing machine for banknote fitness classification by Support
 Vector Machine) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ศ. ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

ธนบัตรเป็นสื่อชำระเงินหลักที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในปัจจุบัน เนื่องจากมี
 คุณสมบัติที่สำคัญคือเป็นที่ยอมรับโดยทั่วไป สามารถคงมูลค่าได้ รักษาความเป็นส่วนตัวของ
 ผู้ใช้งาน และใช้งานได้ทุกที่ไม่ว่าจำเป็นต้องพึ่งพาไฟฟ้าหรือเทคโนโลยีใด ๆ แต่สื่อชำระเงินนี้ยังมี
 ต้นทุนการผลิตที่รัฐบาลต้องแบกรับเป็นจำนวนเงินมหาศาล วิธีการหนึ่งที่จะสามารถลดต้นทุนใน
 ส่วนดังกล่าวทางหนึ่งคือ การหมุนเวียนธนบัตรสภาพดีกลับไปใช้งานได้สอดคล้องกับพฤติกรรม
 ของประชาชน และสภาพแวดล้อม

งานวิจัยนี้นำเสนอการเรียนรู้ค่าพารามิเตอร์ของเครื่องนับคัดธนบัตร BPS M7
 เพื่อจำแนกสภาพธนบัตรให้มีความสามารถแบ่งแยกธนบัตรได้ใกล้เคียงกับธนกร หรือ
 ผู้เชี่ยวชาญด้านธนบัตรมากที่สุดด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยงานวิจัยนี้เริ่มจากเก็บ
 ตัวอย่างธนบัตรมาให้ธนกรร่วมกันพิจารณาและลงความเห็นสภาพธนบัตรรายฉบับ เพื่อเป็นชุด
 ข้อมูลเรียนรู้ให้กับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากนั้นจึงนำสมการแบ่งแยกที่ได้มาประเมิน
 ประสิทธิภาพการแบ่งแยกด้วยค่าความแม่นยำ และความถูกต้อง

จากผลการวิจัยสรุปได้ว่า สมการแบ่งแยกที่ได้จากวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมี
 ความสามารถแบ่งแยกธนบัตรได้แม่นยำใกล้เคียงกับธนกรมากขึ้นกว่าชุดการตัดสินใจเดิมบน
 เครื่องนับคัดธนบัตร BPS M7

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2561

ลายมือชื่อนิสิต

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6070926321 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD: BANKNOTES, BANKNOTE PROCESSING, BANKNOTE FITNESS,
BANKNOTE CLASSIFICATION, BANKNOTE SPECIALIST, MACHINE
LEARNING, SUPPORT VECTOR MACHINE, SVM, RAPIDMINER
STUDIO

Thiti Kongprasert : Parameters Learning of BPS M7 banknote processing machine for banknote fitness classification by Support Vector Machine. Advisor: Prof. PRABHAS CHONGSTITVATANA

At the present time banknote is the most popular payment method because of its important properties such as generally accepted, able to store of value, keep user's privacy and not rely on electricity or any complex technology. On the other hand banknote manufacturing cost is a large burden to government, one way to reduce this cost is to circulate banknotes match up with people behavior and environment.

This research presents parameters learning of BPS M7 banknote processing machine for duplicate classifying behavior of banknote specialistsG by Support Vector Machine. This research start from collecting sample banknotes and banknote specialists identify status to each banknotes on their opinions which is training data for Support Vector Machine then evaluate output model with accuracy, precision and recall.

The evaluation results show that the performance of Support Vector Machine output model is more similar to banknote specialists than former decision logic on banknote processing machine BPS M7

Field of Study: Computer Science

Student's Signature

Academic Year: 2018

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดีด้วยความกรุณาจากศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ที่ให้โอกาส แนวคิด แนวทาง และกำลังใจในการทำวิทยานิพนธ์ ตลอดจนทักษะ แนวทางการแก้ไขปัญหาและความอดทนจนการวิจัยลุล่วงและประสบความสำเร็จ มาโดยตลอดระยะเวลาการศึกษาและการวิจัย ขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ ที่นี้ด้วย

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุกกรี สิ้นธุภิณฺโญ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และรองศาสตราจารย์ ดร. วรเศรษฐ สุวรรณิก กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำแนะนำและชี้แนะแนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านที่ อบรม สั่งสอน ให้ความรู้ต่างๆ จนกระทั่งมีทุกวันนี้

ขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อ คุณแม่ ครอบครัวที่อบอุ่นและเป็นที่ยึดเหนี่ยวใจ รวมถึงญาติ ๆ ทุกคนที่คอยห่วงใย สนับสนุนในทุก ๆ ด้าน ให้มีความสุขทั้งกายและใจ และเป็นกำลังใจในการดำเนินชีวิตมาโดยตลอด

ขอขอบคุณ คุณภรวิดี ตาปสนันท์ คุณกัญญา วัฒนันท์ คุณ โสภี สงวนศิริกุล คุณอนรรฆ สมคะแน คุณสุชีพ จงประสิทธิ์ คุณฉัตรทิพย์ กาญจน โภกิน คุณดวงรัตน์ คณาวิวัฒน์ไชย คุณบัวบูชา หอมทอง คุณภาควุฒิชัย อ๋ม ไพบูลย์ คุณวิชาญ วาริสุทธิ์ และผู้ที่ให้ความช่วยเหลือทุกท่านในการประสานงาน และเก็บข้อมูลงานวิจัยให้เป็นผลสำเร็จ

ขอขอบคุณคุณพัชรสุดา วิทยานนท์เอกทวี ที่เป็นเพื่อนร่วมคิด และร่วมเดินทางไกลมาด้วยกัน คุณธีรณัย ศรีภักดี คุณเมตตา พุฒิสิริกร สมาชิกทีม 4x100 ที่คอยลาก ผลักดัน การทำวิทยานิพนธ์ในทุก ๆ ด้าน คุณมะสายุดี แสงมณี รวมถึงเพื่อนๆ พี่ๆ น้องๆ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ภาคนอกเวลาทุกคน ที่ร่วมแลกเปลี่ยนความรู้ แง่คิดต่างๆ รวมถึงกำลังใจตลอดระยะเวลาที่ดำเนินการวิจัย

ชิตี กองประเสริฐ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ	ฉ
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญรูปภาพ	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	1
1.3 ขอบเขตการวิจัย	1
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	3
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	3
2.1.1 การหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทย.....	3
2.1.2 การเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine learning).....	4
2.1.3. Support Vector Machine (SVM).....	5
2.1.4 Banknote fitness.....	5
2.1.5 เครื่องจักรนับคัดธนบัตร BPS M7	9
2.1.6 โปรแกรม RapidMiner Studio.....	10
2.2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	14

2.2.1. Euro banknote recognition system using a three-layered perceptron and RBF networks	14
2.2.2. Learning Banknote Fitness for Sorting.....	14
2.2.3. From fit to unfit: how banknotes become soiled.....	14
2.2.4. The Colour of Soil	15
2.2.5. Machine learning to measure banknote fitness	15
2.2.6. Recognizing banknote fitness with a visible light one dimensional line image sensor.....	15
2.2.7. Recognition of banknote fitness based on a fuzzy system using visible light reflection and near-infrared light transmission images.....	16
2.2.8. A classification method for the dirty factor of banknotes based on neural network with sine basis function	16
2.2.9. The recognition of new and old banknotes based on SVM.....	16
2.2.10. Fatigue level estimation of bill by using supervised SOM based on feature-selected acoustic energy pattern	17
บทที่ 3 แนวคิดและวิธีการวิจัย	20
3.1 ขั้นตอนและวิธีการวิจัย	20
3.1.1 เก็บกลุ่มตัวอย่างธนบัตร	21
3.1.2 แบ่งประเภทธนบัตรดี/เสีย.....	21
3.1.3. ระบุสถานะธนบัตรจากการโหวตเสียงส่วนใหญ่.....	21
3.1.4 อ่านข้อมูล feature ธนบัตรดี/เสียแต่ละฉบับด้วย BPS M7.....	22
3.1.5 สร้าง Model แบ่งแยกธนบัตรด้วย SVM	22
3.1.6 ประเมินผล Model แบ่งแยกธนบัตร.....	22
3.2 ข้อมูลเบื้องต้นจากธนบัตรชุดข้อมูลเรียนรู้.....	22

3.3 ข้อมูลการตั้งค่าสำหรับสร้าง Model แบ่งแยกธนบัตรด้วย SVM ใน RapidMiner Studio ...	26
3.4 ค่า SVM parameters ที่เหมาะสมด้วย Grid Search	27
บทที่ 4 การประเมินผลการวิจัย	28
4.1 เกณฑ์การประเมินผลการวิจัย.....	28
4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการนับคัตของเครื่องจักรที่ใช้อยู่เดิมกับ Model ที่ได้จาก SVM	29
4.2.1. ผลลัพธ์การคัตแยกธนบัตรของแต่ละ Model.....	29
4.2.2. Confusion matrix ของแต่ละ Model.....	29
4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพที่ได้จากเครื่อง BPS M7 เดิม กับ Model ที่ได้จาก SVM.....	30
4.3 คำอธิบาย Model ที่ได้จาก SVM.....	30
บทที่ 5 บทสรุป	32
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	32
5.2 ปัญหาและข้อจำกัดที่พบจากการวิจัย	32
5.3 ข้อเสนอแนะ	32
บรรณานุกรม	34
ประวัติผู้เขียน	37

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 สรุปงานวิจัยเกี่ยวข้องกับจำแนกสภาพธนบัตร	18
ตารางที่ 2 ค่า Max, Min และ Standard deviation ของชุดข้อมูลเรียนรู้.....	23
ตารางที่ 3 ค่า Max, Min และ Standard deviation ของชุดข้อมูลเรียนรู้.....	24
ตารางที่ 4 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรภายในชุดข้อมูล.....	25
ตารางที่ 5 สรุปค่า Parameters ที่ได้จาก Grid search.....	27
ตารางที่ 6 ผลลัพธ์การตัดแยกธนบัตรจากเงื่อนไขการตัดสินใจบนเครื่องนับคัต BPS M7 ที่มีอยู่เดิม	29
ตารางที่ 7 ผลลัพธ์การตัดแยกธนบัตรจากการฝึก Model การแบ่งแยกด้วย SVM – Linear Kernel	29
ตารางที่ 8 ผลลัพธ์การตัดแยกธนบัตรจากการฝึก Model การแบ่งแยกด้วย SVM – RBF Kernel...	29
ตารางที่ 9 Confusion matrix จากเงื่อนไขการตัดสินใจบนเครื่องนับคัต BPS M7 ที่มีอยู่เดิม	29
ตารางที่ 10 ประสิทธิภาพที่ได้จากเครื่อง BPS M7 เดิม กับ Model ที่ได้จาก SVM	30
ตารางที่ 11 คำอธิบายและ Model ที่ได้จาก Linear kernel SVM	31

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1 วงจรการหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทย	3
รูปที่ 2 ประเภทของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง	4
รูปที่ 3 การแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	5
รูปที่ 4 ตัวอย่างการหาค่า Soil Density	6
รูปที่ 5 ตัวอย่างการหาค่า Soil Modulation	6
รูปที่ 6 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณขอบธนบัตรด้านหน้า	6
รูปที่ 7 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณขอบธนบัตรด้านหลัง	6
รูปที่ 8 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณภาพประธานด้านหน้า	7
รูปที่ 9 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณภาพประธานด้านหลัง	7
รูปที่ 10 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณลายน้ำด้านหน้า	7
รูปที่ 11 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณลายน้ำด้านหลัง	7
รูปที่ 12 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ฉีกบนธนบัตร	7
รูปที่ 13 ตัวอย่างการตรวจการฉีกขาดบริเวณมุมธนบัตร	8
รูปที่ 14 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ฉีกขาดรวมบนธนบัตร	8
รูปที่ 15 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่รูรวมบนธนบัตร	8
รูปที่ 16 ตัวอย่างการตรวจการพับมูมของธนบัตร	8
รูปที่ 17 ตัวอย่างการตรวจธนบัตรภายใต้รังสีเหนือม่วง	9
รูปที่ 18 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ติดเทปกาวบนธนบัตร	9
รูปที่ 19 ส่วนประกอบและขั้นตอนการทำงานของเครื่องนับคัตธนบัตร BPS M7	10
รูปที่ 20 Retrieve operator	10

รูปที่ 21 Select Attribute operator	11
รูปที่ 22 Normalize operator.....	11
รูปที่ 23 Set Role operator.....	11
รูปที่ 24 Optimize parameters (Grid) operator.....	12
รูปที่ 25 Cross Validation operator	12
รูปที่ 26 Support Vector Machine (LibSVM) operator	13
รูปที่ 27 Apply Model operator.....	13
รูปที่ 28 Performance (Classification) operator	13
รูปที่ 29 ขั้นตอนการสร้าง Model แบ่งแยกธนบัตร	20
รูปที่ 30 ภาพด้านหน้าและด้านหลังธนบัตรชนิดราคา 100 บาท แบบ 16 (ออกใช้ตั้งแต่วันที่ 26 กุมภาพันธ์ 2558).....	21
รูปที่ 31 ภาพด้านหน้าและด้านหลังธนบัตรชนิดราคา 100 บาท ที่ระลึก ด้วยสำนักในพระมหากรุณาธิคุณอันหาที่สุดมิได้แห่งพระบาทสมเด็จพระปรมินทรมหาภูมิพลอดุลยเดช (ออกใช้ตั้งแต่วันที่ 20 กันยายน 2560).....	21
รูปที่ 32 กระบวนการระบุสถานะธนบัตรโดยเสียงส่วนใหญ่จากธนกร.....	22
รูปที่ 33 ภาพแสดงแผนผังการทำงานภายในโปรแกรม RapidMiner Studio.....	26
รูปที่ 34 แผนภูมิภาพแสดง Confusion matrix การคัดแยกธนบัตรจากการฝึกแต่ละ Model	30

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ธนบัตรเป็นสื่อชำระเงินที่ได้รับความนิยมมาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน แม้ว่าปัจจุบันจะมีสื่อชำระเงินอื่น ๆ ถูกนำมาใช้มากขึ้น แต่ยังไม่สามารถที่จะทดแทนการใช้เงินสดได้ทั้งหมด เพราะธนบัตรสามารถใช้ได้ง่าย เป็นที่ยอมรับ มีความเป็นส่วนตัว และไม่จำเป็นต้องพึ่งอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ในการทำธุรกรรมใด ๆ ด้วยบริบทดังกล่าวธนบัตรจะยังคงทำให้ธนบัตรจะยังคงเป็นที่นิยมต่อไปอีกในระยะเวลาหนึ่ง

ด้วยจำนวนธนบัตรที่ถูกใช้หมุนเวียนในระบบมีปริมาณมหาศาลนั้น บางส่วนจะเกิดการชำรุด หรือเสื่อมสภาพจากการใช้งาน ซึ่งปริมาณธนบัตรที่เสื่อมสภาพนี้มีปริมาณสูงตามธนบัตรที่ถูกใช้หมุนเวียนในระบบเศรษฐกิจ ทำให้ธนาคารพาณิชย์ ศูนย์เงินสด รวมถึงธนาคารแห่งประเทศไทยซึ่งมีหน้าที่ดูแลให้ระบบการชำระเงินดำเนินไปอย่างราบรื่น ต้องทำการนับคัดและจำแนกธนบัตรที่เสื่อมสภาพออกจากระบบ และทดแทนธนบัตรใหม่เข้ามาเพื่อรักษาคุณภาพของสื่อชำระเงินประเภทนี้ให้อยู่ในสภาพที่เหมาะสมและเป็นที่ยอมรับแก่ประชาชนผู้ใช้งาน

การตัดสินสภาพธนบัตรนั้นเป็นวิจักษ์การณญาณของแต่ละบุคคล แต่ละบุคคลอาจจะมีความเห็นและระดับการยอมรับความสะอาดของธนบัตรที่ต่างกันออกไป ปัจจุบันจะมีการนับคัดธนบัตรแบ่งออกเป็นด้วยกัน 2 วิธี ได้แก่ การนับคัดด้วยผู้เชี่ยวชาญที่ได้รับการฝึกฝนมา และการนับคัดด้วยเครื่องจักรนับคัด ผลที่นับคัดได้ออกมาจะมีความแตกต่างกันจากหลากหลายสาเหตุ เช่น มนุษย์ใช้ประสาทสัมผัสการมองและการสัมผัสในการตัดสินสภาพธนบัตร ส่วนเครื่องจักรจะอ่านค่าจาก sensor ที่ถูกติดตั้งไว้หลาย ๆ ตำแหน่งเท่านั้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อประเมินและหาตัวแปรบนเครื่องนับคัดธนบัตร BPS M7 ที่สำคัญต่อการตั้งค่า ให้มีความสามารถในการแบ่งแยกธนบัตรดี และธนบัตรเสีย ได้ใกล้เคียงกับผู้เชี่ยวชาญ หรือธรรมากรมากที่สุด โดยมีเป้าหมายในระยะยาว เพื่อลดการทำงานที่มีรูปแบบซ้ำซากของผู้เชี่ยวชาญ ส่งผลไปยังองค์กรสามารถลดการจ้างผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทางลดน้อยลง และสามารถทำความเข้าใจกับการรับรู้สภาพธนบัตรจากผู้เชี่ยวชาญมากขึ้น

1.3 ขอบเขตการวิจัย

1.3.1 งานวิจัยนี้ศึกษาและแยกแยะตัวแปรที่สำคัญในการจำแนกสภาพธนบัตรโดยผู้เชี่ยวชาญ โดยเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้จากเครื่องจักรนับคัด BPS M7 เท่านั้น

1.3.2 การจำแนกสภาพดังกล่าวจะจำกัดขอบเขตที่ธนบัตรไทยชนิดราคา 100 บาท แบบ 16 และ ที่ระลึกด้วยสำนึกรัชกาลที่ 9 ที่ถูกหมุนเวียนในช่วงปี พ.ศ. 2560-2561 เท่านั้น

1.3.3 ผู้เชี่ยวชาญที่มา Label ชุดข้อมูลฝึก มีมากกว่า 1 คน ฉะนั้นจะใช้เป็นการตัดสินใจในลักษณะของกลุ่มงาน ไม่ขึ้นกับบุคคลใดบุคคลหนึ่ง

1.3.4 งานวิจัยนี้จะเสนอวิธีการจำแนกธนบัตรโดยไม่รวมขั้นตอนการตรวจสอบธนบัตรปลอมเป็นส่วนหนึ่งในการวิจัย โดยจะใช้ชุดข้อมูลเรียนรู้ที่เป็นธนบัตรจริงทั้งหมด

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 ได้ชุดของ Parameter ที่สำคัญต่อการตั้งค่าให้กับเครื่องจักรนับคัต BPS M7 มีความสามารถใกล้เคียงกับผู้เชี่ยวชาญด้านธนบัตร

1.4.2 ลดต้นทุนจากการทำลายธนบัตรผิดประเภท และลดงานผู้เชี่ยวชาญด้านธนบัตรลง

1.4.3 เข้าใจปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเสื่อมสภาพของธนบัตรที่ผู้เชี่ยวชาญและคนทั่วไปสามารถรับรู้ได้

1.5 วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการศึกษาการตั้งค่าเครื่องนับคัตธนบัตร BPS M7 ให้มีความสามารถใกล้เคียงกับผู้เชี่ยวชาญด้านธนบัตร

1.5.1 เตรียมธนบัตรชนิดราคา 100 บาท จำนวน 10,000 ฉบับ สำหรับเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ สาเหตุที่ใช้ชนิดราคานี้เนื่องมาจากเป็นธนบัตรที่จะถูกหมุนเวียนผ่านเครื่องจักรนับคัตมากที่สุด โดยเฉพาะเครื่อง ATM

1.5.2 ให้ผู้เชี่ยวชาญด้านธนบัตร หรือ ธนกร ทำการคัดแยกธนบัตรออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ธนบัตรดี และธนบัตรเสีย เพื่อเป็นการ Label ให้กับชุดข้อมูลเรียนรู้ที่ได้เตรียมไว้ในข้อ 1.5.1

1.5.3 นำธนบัตรทั้ง 2 กลุ่ม ไปอ่านค่า Features จากเครื่องนับคัต BPS M7 และเพิ่มสถานะของธนบัตรตามที่ผู้เชี่ยวชาญได้ระบุไว้ในข้อ 1.5.2

1.5.4 นำชุดข้อมูลเรียนรู้ที่ได้ทำการเพิ่มสถานะธนบัตรแล้วไปเรียนรู้ด้วยโมเดลการตัดสินใจซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

1.5.5 ประเมินผลโมเดลการตัดสินใจที่ได้ด้วยวิธี 10 fold cross validation เพื่อประเมินความสามารถการแบ่งกลุ่มข้อมูล

งานวิจัยนี้นำเสนอแนวคิดการแบ่งแยกธนบัตรด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) เพื่อกำหนดเกณฑ์การตัดสินใจสภาพธนบัตร จากการเรียนรู้ผลการนับคัตจากผู้เชี่ยวชาญ บนข้อมูลที่อ่านได้จากเครื่องจักรนับคัตธนบัตร BPS M7 เพื่อให้สามารถตั้งค่าเครื่องจักรนับคัต ให้สามารถตัดสินใจได้ใกล้เคียงกับมนุษย์ที่ได้รับการฝึกฝนมากที่สุดเท่าที่เป็นไปได้

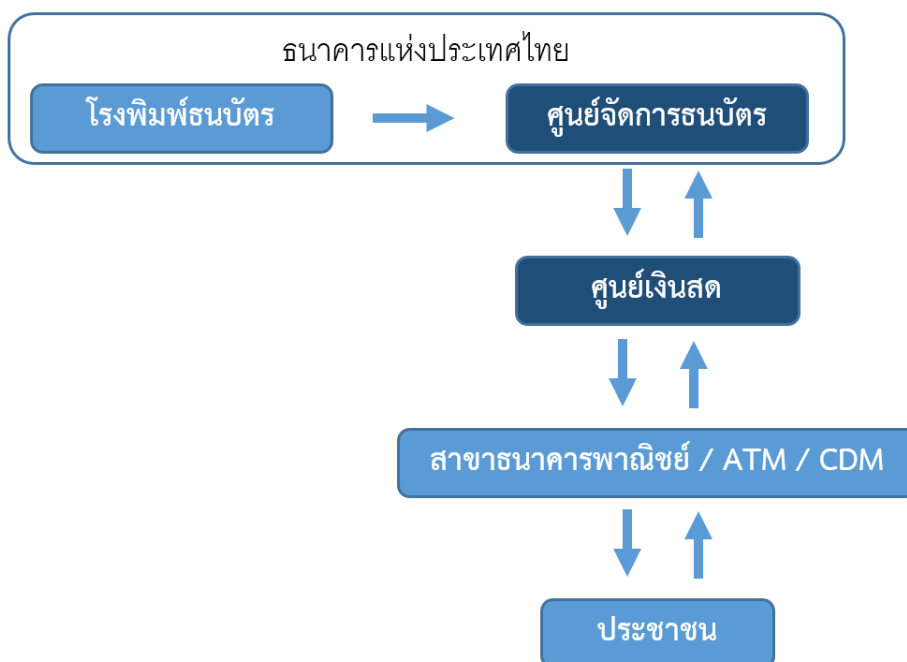
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องในการทำวิจัยแบ่งออกเป็น ___ ส่วน ได้แก่ การหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทย, Machine learning, Support Vector Machine (SVM), Banknote fitness, เครื่องจักรนับคัตธนบัตร BPS M7

2.1.1 การหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทย



รูปที่ 1 วงจรการหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทย

การหมุนเวียนธนบัตรในประเทศไทยมีลักษณะเป็นวงจรหมุนเวียน (Circulated Cycle) ซึ่งรายละเอียดดังนี้

A. ศูนย์จัดการธนบัตร รับธนบัตรที่ถูกพิมพ์ขึ้นมาใหม่จากโรงพิมพ์ธนบัตร

ศูนย์จัดการธนบัตร มีด้วยกัน 3 หน้าที่ คือ

- รับแลกธนบัตรตัวเสียจากศูนย์เงินสด กับธนบัตรธนบัตรใหม่ หรือ ธนบัตรปิดผนึก สปท.
- นำธนบัตรเสียที่รับแลงมานั้นจะถูกนำมานับคัตเพื่อแยกธนบัตรดีสำหรับหมุนเวียนอีกรอบในรูปของ ธนบัตรปิดผนึก สปท.
- ทำลายธนบัตรเสีย

B. ศูนย์เงินสดเอกชน มีด้วยกัน 3 หน้าที่ คือ

- รวบรวมธนบัตรจาก สาขาธนาคารพาณิชย์ และ ATM มานับคัด แยกธนบัตรดี/เสีย
- นำธนบัตรเสียไปแลกธนบัตรใหม่ หรือ ปิดผนึก ธพท.
- ส่งธนบัตรใหม่ หรือ ปิดผนึก ธพท. ให้กับสาขาธนาคารพาณิชย์ และเติมเงินเข้า ATM

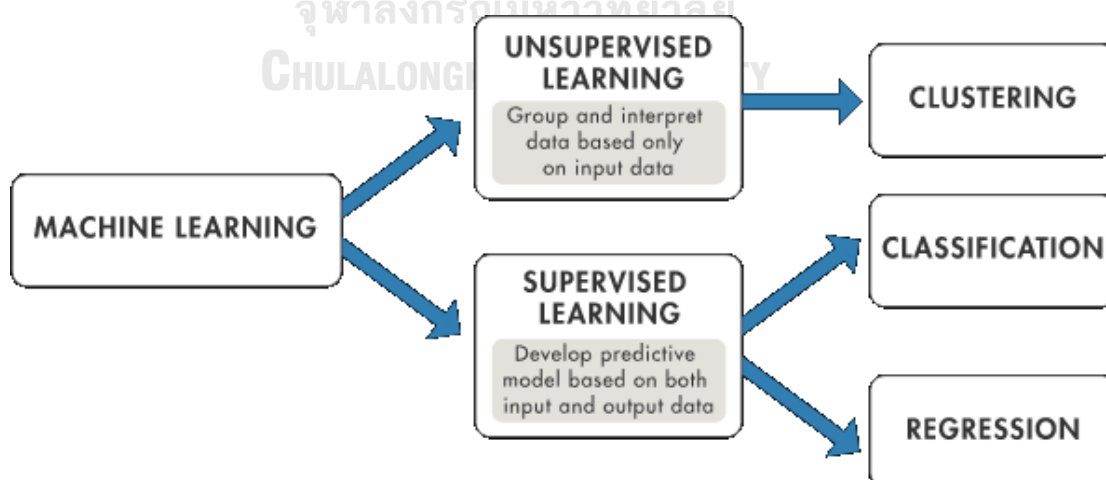
C. สาขาธนาคารพาณิชย์ / ATM / CDM มีด้วยกัน 3 หน้าที่ คือ

- เป็นแหล่งเก็บเงินสดที่รับมาจากศูนย์เงินสด
- รับเงินสภาพต่าง ๆ ทั้ง ดี/เสีย จากการประชาชน
- นับคัดธนบัตร ส่วนที่เป็นธนบัตรดีเก็บไว้ใช้หมุนเวียนต่อ หากเป็นธนบัตรเสียเก็บ รวบรวมส่ง ศูนย์เงินสดต่อไป

D. ประชาชน

- เบิก/ถอนเงินสดได้จากสาขาธนาคารพาณิชย์/ATM
- ผากเงินสดได้ที่สาขาธนาคารพาณิชย์/CDM

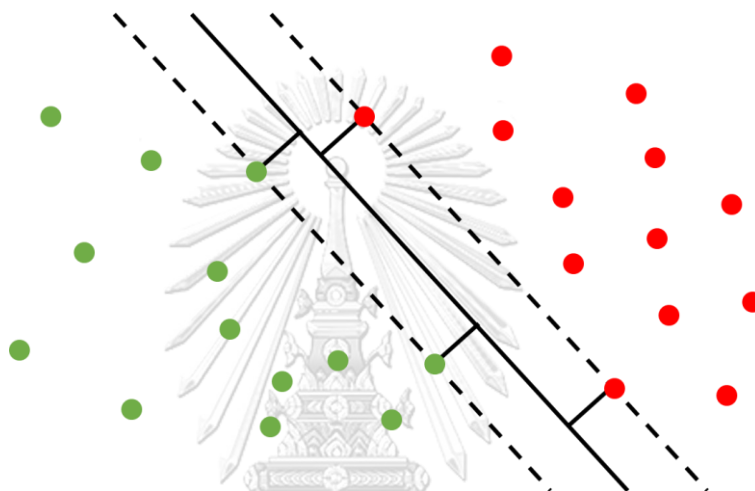
2.1.2 การเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine learning) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลโดยการสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้จากประสบการณ์ ข้อมูลที่ได้ทำการบันทึกจากแหล่งต่างๆ และนำไปผ่าน Machine learning เพื่อเรียนรู้ข้อมูลและสร้างเป็นสมการที่อยู่บนพื้นฐานของข้อมูลที่น่าเข้ามาเรียนรู้ โดยจำนวนตัวอย่างที่น่าเข้ามาเรียนรู้ส่งผลโดยตรงกับประสิทธิภาพ



รูปที่ 2 ประเภทของการเรียนรู้ด้วยเครื่อง

Machine learning สามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ supervised learning จะให้โมเดลเรียนรู้จาก อินพุตและเอาท์พุทของข้อมูลเพื่อพยากรณ์เอาท์พุทในอนาคต และ unsupervised learning จะเป็นการหารูปแบบหรือโครงสร้างที่ซ่อนอยู่ของข้อมูลอินพุต

2.1.3. Support Vector Machine (SVM) เป็นเทคนิค Machine Learning ประเภท Supervised Learning ประเภทหนึ่งที่ใช้สำหรับปัญหา Classification ที่แบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ด้วย Hyperplane โดย Hyperplane ที่ใช้แบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุดจะเกิดจากระยะห่างที่ Hyperplane นั้นๆ มีระยะทางตั้งฉากไปหาจุดข้อมูลเรียนรู้ที่ขอบข้อมูลได้มากที่สุด



รูปที่ 3 การแบ่งแยกข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

2.1.4 Banknote fitness เป็นการบ่งบอกคุณภาพหรือความสะอาดของธนบัตร คุณภาพหรือความสะอาดนี้ไม่มีเกณฑ์ตายตัวที่ชัดเจน การตัดสินใจจะขึ้นอยู่กับวิจารณ์ญาณส่วนบุคคล ดังนั้นการจะตัดสินความสะอาดของธนบัตรนี้จึงจำเป็นต้องใช้ผู้เชี่ยวชาญ หรือ อุปกรณ์วัดค่าออกมาเป็นปริมาณที่สามารถนำมาจัดทำเป็น เกณฑ์สำหรับตัดสินได้ ความสะอาดของธนบัตรนั้นโดยส่วนใหญ่จะพิจารณาจากหลากหลายองค์ประกอบ ดังนี้

A. ความสกปรก/ความดำของธนบัตร (Soiling) เป็นการวัดค่าความเข้มแสงที่สะท้อนกลับมาจากบริเวณพื้นผิวที่มีสีขาของธนบัตร หรือ บริเวณลายน้ำ โดยจะนำค่าที่ได้มาคำนวณใน 2 ลักษณะ คือ

- Soil Density เป็นการนำค่าความสกปรกจากแต่ละจุดวัดมาคำนวณค่าเฉลี่ย



$$\text{Soil Dens} = \frac{\sum_{n=1}^n A_n}{n}$$

รูปที่ 4 ตัวอย่างการหาค่า Soil Density

- Soil Modulation เป็นการนำค่าความสกปรกจากแต่ละจุดวัดมาคำนวณค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน



$$\text{Soil Mod} = \frac{\sum_{n=1}^n (A_n - \bar{A})}{n}$$

รูปที่ 5 ตัวอย่างการหาค่า Soil Modulation

B. การขีดเขียน (Graffiti) เป็นการวัดค่าความเข้มแสงที่สะท้อนกลับมาต่อตารางมิลลิเมตร จากบริเวณต่างๆ ที่กำหนดไว้ เช่น บริเวณลายน้ำ (Watermark), บริเวณขอบธนบัตร (Border) และ บริเวณภาพประธาน (Portrait)



รูปที่ 6 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณขอบธนบัตรด้านหน้า



รูปที่ 7 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณขอบธนบัตรด้านหลัง



รูปที่ 8 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณภาพประธานด้านหน้า



รูปที่ 9 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณภาพประธานด้านหลัง



รูปที่ 10 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณลายน้ำด้านหน้า



รูปที่ 11 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่บริเวณลายน้ำด้านหลัง

C. รอยฉีกขาด (Tears), พื้นที่ฉีกขาดบนธนบัตรในตำแหน่งต่าง ๆ รวมถึงรูบนธนบัตร



รูปที่ 12 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ฉีกบนธนบัตร



รูปที่ 13 ตัวอย่างการตรวจการฉีกขาดบริเวณมุมธนบัตร



$$\text{Defect Total Area front} = \sum_{n=1}^n A_n$$

รูปที่ 14 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ฉีกขาดรวมบนธนบัตร



$$\text{Hole Total Area} = \sum_{n=1}^n A_n$$

รูปที่ 15 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่รูรวมบนธนบัตร

D. รอยพับต่าง ๆ บนธนบัตร เช่น รอยพับกลางธนบัตร และการพับมุมของธนบัตร



รูปที่ 16 ตัวอย่างการตรวจการพับมุมของธนบัตร

E. การสะท้อนของแสงพิเศษ ได้แก่



รูปที่ 17 ตัวอย่างการตรวจธนบัตรภายใต้รังสีเหนือม่วง

- การสะท้อนของแสง UV จากการฝังแถบเส้นใยเรืองแสงในเนื้อกระดาษ และลวดลายต่าง ๆ ที่ซ่อนไว้
- การสะท้อนแสง Infrared จากแถบ Foil เป็นการตรวจคุณภาพของแถบ Foil บนธนบัตร เนื่องจากวัสดุประเภท Aluminum foil มีความสามารถสะท้อนแสง Infrared ได้สูง

F. การติดเทปกาว และขนาดพื้นที่ที่ติดเทปกาว



รูปที่ 18 ตัวอย่างการตรวจพื้นที่ติดเทปกาวบนธนบัตร

2.1.5 เครื่องจักรนับคัตธนบัตร BPS M7 เป็นเครื่องจักรนับคัตธนบัตรแบบจากผู้ผลิตเครื่องจักรด้านธนบัตร Giesecke & Devrient (G&D) สำหรับธนาคารกลาง ธนาคารพาณิชย์ ศูนย์เงินสด และบริษัทขนส่งเงินสด ที่จำเป็นต้องใช้ความสามารถนับคัตธนบัตรในปริมาณมาก โดยเครื่อง BPS M7 มีความเร็วในการนับคัตธนบัตรอยู่ที่ 2,000 ฉบับ/นาที

ส่วนประกอบและการทำงานของเครื่องจักร [12]

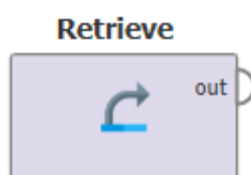


รูปที่ 19 ส่วนประกอบและขั้นตอนการทำงานของเครื่องนับคัตธันแบตเตอรี่ BPS M7

- A. ส่วนควบคุมเครื่องจักร
- B. ส่วนรับธนบัตรสำหรับการนับคัต (ส่งธนบัตรภายในเครื่องจักรด้วยสายพานกลม)
- C. ส่วนตรวจสอบธนบัตรด้วย Sensor ต่าง ๆ ได้แก่
- กล้องเก็บภาพสี RGB และ IR ที่ความละเอียด 125 dpi ที่ความเร็ว 33 ฉบับ/วินาที
 - Sensor วัดความหนาธนบัตรในส่วนตรวจสอบธนบัตรนี้มีการเก็บพารามิเตอร์ทั้งหมด 720 ค่า โดยมีส่วนที่ถูกเปิดใช้งานเพียง 559 ค่า
- D. ส่วนคัดแยกธนบัตรลงกล่องรับธนบัตร
- E. ส่วนทำลายธนบัตร On-line

2.1.6 โปรแกรม RapidMiner Studio เป็นซอฟต์แวร์สำเร็จรูปด้าน Data science ที่มีความสามารถครบวงจร ตั้งแต่การเตรียมข้อมูล, การออกแบบ/สร้าง Machine Learning model ไปจนกระทั่งการนำ Model ที่ได้ไปใช้กับข้อมูลจริง ภายในซอฟต์แวร์ถูกออกแบบมาให้ใช้งานง่าย ใช้ภาพสัญลักษณ์และกล่องเครื่องมือมาประกอบให้เกิดเป็นกระบวนการทำงานที่ต้องการ ในงานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือทั้งหมด 9 เครื่องมือ ได้แก่

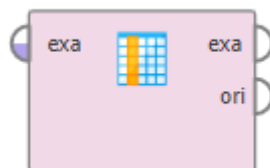
- A. Retrieve – Operator ทำหน้าที่อ่านข้อมูล หรือ Model ขึ้นมา และส่ง Output เป็นข้อมูลนั้นไปแสดงหรือใช้งานต่อ



รูปที่ 20 Retrieve operator

B. Select Attribute – Operator ทำหน้าที่รับชุดข้อมูล Input และส่งผลลัพธ์เป็นชุดข้อมูลที่เลือกแสดง เฉพาะ Attribute ที่ทำการเลือกไว้ และปิด Attribute ที่ไม่ได้เลือกออกมาเป็น Output ในงานวิจัยนี้ได้ กำหนดให้เลือก Attributes ทั้งหมด 22 Attributes โดย 21 Attributes เป็นค่าที่ใช้เครื่องจักร BPS M7 ใช้สำหรับตัดสินใจสถานะธนบัตรดี/เสีย และอีก 1 Attributes เป็นสถานะธนบัตรสำหรับใช้เป็นส่วน Label ของข้อมูล

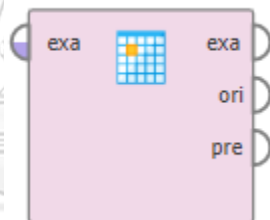
Select Attributes



รูปที่ 21 Select Attribute operator

C. Normalize – Operator ทำหน้าที่รับชุดข้อมูล Input เข้ามา Normalize ด้วยวิธีการที่มีให้เลือก 4 วิธี ได้แก่ Z-transformation, Range transformation, Proportion transformation และ Interquartile transformation โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้เป็น Range transformation โดยกำหนดให้ ชุดข้อมูล Output มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

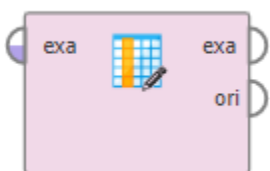
Normalize



รูปที่ 22 Normalize operator

D. Set Role – Operator ที่ทำหน้าที่เปลี่ยนหรือกำหนดหน้าที่ให้กับ Attributes ที่เลือกไว้ โดยกำหนด หน้าที่ได้ทั้งหมด 8 รูปแบบ ได้แก่ Regular, ID, Label, Prediction, Cluster, Weight, Batch และ User defined โดยในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้สถานะของธนบัตรที่ธนกระระบุทำหน้าที่เป็น Label

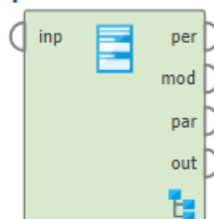
Set Role



รูปที่ 23 Set Role operator

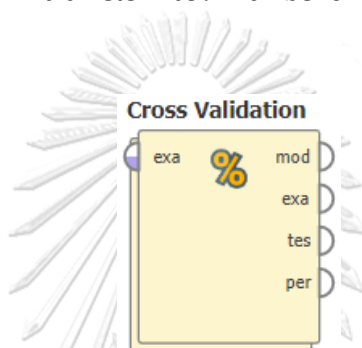
E. Optimize parameters (Grid) – Operator สำหรับหาชุด Optimal parameters สำหรับ Subprocess ที่ถูกเก็บไว้ด้านใน Operator อีกชั้นหนึ่ง

Optimize Parame...



รูปที่ 24 Optimize parameters (Grid) operator

F. Cross Validation – Operator ที่ทำหน้าที่หาค่าประสิทธิภาพความแม่นยำของ Learning model ที่ถูกบรรจุอยู่เป็น Subprocess ด้านใน Operator อีกชั้นหนึ่ง โดยที่สามารถกำหนดจำนวนรอบของการแบ่งกลุ่มทดสอบค่าได้จาก Parameter ที่ชื่อว่า Number of folds โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้เท่ากับ 10 folds



รูปที่ 25 Cross Validation operator

G. Support Vector Machine (LibSVM) – Operator ที่ทำหน้าที่เป็น SVM Learner ที่อ้างอิงมาจาก Java LibSVM โดย Operator จะรับ Input เป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ และคืนค่า Output เป็น Learning model ใน Operator Support Vector Machine (LibSVM) นี้มี Parameters ที่ใช้ในงานวิจัยทั้งหมด 5 parameters ได้แก่ SVM type, Kernel type, Gamma, C และ Epsilon

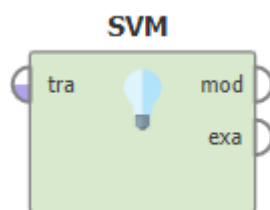
SVM type สำหรับงาน Classification มีให้เลือก 2 ประเภท คือ C-SVC และ nu-SVC ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ C-SVC

Kernel type มีให้เลือก 5 ประเภท ได้แก่ Linear, Poly, RBF, Sigmoid, Precomputed ในงานวิจัยนี้เลือกใช้ 2 ประเภทสำหรับเปรียบเทียบ คือ Linear และ RBF เนื่องจาก Linear เป็น Kernel ที่ไม่ซับซ้อนใช้ในกรณีข้อมูลสามารถแบ่งได้ด้วยสมการ Linear หรือใช้กับข้อมูลที่มีจำนวน Attributes สูง ส่วน RBF เป็นประเภท Kernel ที่ได้รับความนิยม เหมาะกับกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะเป็น Non-linear

Gamma เป็น Parameter ที่ใช้ใน RBF Kernel มีค่าส่งผลกับความแม่นยำของ Model อาจต้องใช้ Cross validation เพื่อหาค่า Gamma ที่เหมาะสม

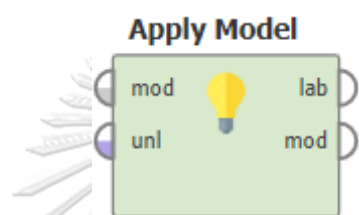
C เป็น Parameter ที่ใช้ใน C-SVC SVM type ทำหน้าที่เป็น Penalty parameter ในส่วน Error term

Epsilon เป็น Parameter ที่ใช้ระบุ Tolerance การกำหนดจุดสิ้นสุดของการคำนวณหา Model



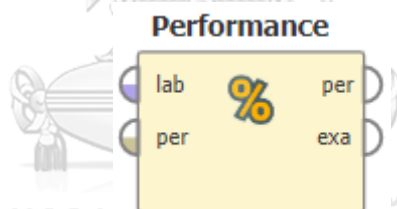
รูปที่ 26 Support Vector Machine (LibSVM) operator

H. Apply Model - Operator สำหรับการนำชุดข้อมูลมาใส่ใน Model ที่ได้รับการฝึกสอนมาแล้ว เพื่อ 2 วัตถุประสงค์ คือ ทดลองหาค่าการแบ่งกลุ่มกับชุดข้อมูลที่ไม่ได้ถูก Label มาก่อน หรือ เพื่อเป็นการแปลง ข้อมูลโดยนำมาผ่าน Preprocessing model



รูปที่ 27 Apply Model operator

I. Performance (Classification) - Operator ที่ใช้สำหรับคำนวณและคืนค่าประสิทธิภาพเชิงสถิติการ แบ่งแยกข้อมูล



รูปที่ 28 Performance (Classification) operator

2.2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.2.1. Euro banknote recognition system using a three-layered perceptron and RBF networks [2]

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบแยกแยะธนบัตรยูโรด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม 2 รูปแบบ ได้แก่ 3 layered perceptron และ Radial Basis Function โดยทำการเรียนรู้บนชุดธนบัตรยูโร 7 ชนิดราคา ได้แก่ 5, 10, 20, 50, 100, 200 และ 500 ยูโร ที่เป็นธนบัตรใหม่ โดยจะใช้พื้นที่การ Classification ตามธนบัตรที่เล็กที่สุด 58 mm x 110 mm ตามธนบัตร 5 ยูโร โดยใช้แหล่งกำเนิดแสง 2 แบบ คือ Infrared และแสงปกติที่มองเห็นได้ด้วยตาเปล่า จากการทดลอง ใช้ 3 layered perceptron เป็นส่วน Classification และใช้ RBF สำหรับ Validation จะมีประสิทธิภาพแยกธนบัตรดี/เสียออกจากกันได้มากกว่า ใช้ 3 layered perceptron เพียงอย่างเดียว และอีกการทดลองนำ Infrared ออกจากระบบจะทำให้ประสิทธิภาพของส่วน Validation ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ

2.2.2. Learning Banknote Fitness for Sorting [3]

งานวิจัยนี้นำเสนอการใช้ Machine Learning ตัดสินค้า Soiling จากภาพสแกนสีด้านหน้าและด้านหลังธนบัตร โดยทำการเรียนรู้บนชุดธนบัตรยูโร 4 ชนิดราคา ได้แก่ 5, 10, 20 และ 50 ยูโร ที่เป็นธนบัตรดีและเสียอย่างละ 150 ฉบับต่อชนิดราคา และเลือกพื้นที่บนภาพมาเป็น feature ด้วย Adaboost จาก 5 cases ได้แก่ 3 color + 3 opponent color channel, gray scale, อัตราส่วน channel blue และ red, 3 color + 3 opponent color channel ที่ปรับ align และ offset ภาพ, gray scale ที่ปรับ align และ offset ภาพ ผลลัพธ์จากการใช้ภาพสีมีประสิทธิภาพสูงกว่าจากภาพ gray scale มาก โดยเฉพาะชนิดราคา 20 และ 50 ยูโร โดยการปรับ align และ offset ภาพนั้นไม่มีผลลัพธ์ที่ดีขึ้นอย่างชัดเจน

2.2.3. From fit to unfit: how banknotes become soiled [4]

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาความสกปรกของธนบัตร (Banknote soiling) ได้ทำการศึกษาจากธนบัตรยูโรในประเทศเนเธอร์แลนด์ ซึ่งระบุว่าความสกปรกนั้นเกิดจากการสัมผัสจากนิ้วมือมนุษย์ในระหว่างการเปลี่ยนมือ ซึ่งการสัมผัสนั้นจะมีการทิ้งชั้นของไขมันสะสมไว้บนผิวธนบัตร เมื่อเวลาผ่านไปทำให้ผิวธนบัตรเกิดเป็นสีน้ำตาลหรือเหลืองอ่อน ส่วนคุณสมบัติที่ใช้สำหรับบอกสภาพธนบัตรทางกายภาพจะถูกวัดจาก 4 ตัวแปร ได้แก่ รูพรุนบนธนบัตร, ความหนา, น้ำหนัก, ความแกร่งของเนื้อธนบัตร และขรุขระบนผิวธนบัตร ทั้งนี้สามารถแบ่งการเสื่อมสภาพได้เป็น 4 ระยะ เริ่มจาก ระยะที่ 1 สภาพธนบัตรใหม่แต่มีรอยยับ อาจจะมีรอยพับมุม หรือฉีกขาดบริเวณมุมธนบัตร ระยะที่ 2 เส้นใยฝ้ายที่เป็นเนื้อธนบัตรเกิดการคลายตัว จากการสัมผัส และถูกทำให้ยับ ความสกปรกจะยังอยู่ในบริเวณรอยพับ ระยะที่ 3 เส้นใยมีการคลายตัวมากขึ้น น้ำหนักของธนบัตรเพิ่มขึ้นจากการสะสมสิ่งสกปรก ระยะที่ 4 เส้นใยคลายตัวเพิ่มขึ้น น้ำหนักธนบัตรเพิ่มขึ้น สีธนบัตรซีดลงจากการเกิดออกซิเดชันของคราบสกปรกทั่วไปทั้งธนบัตร

2.2.4. The Colour of Soil [5]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ใช้ธนบัตรยูโร 4 ชนิดราคา ได้แก่ 5, 10, 20 และ 50 ยูโร จำนวนชนิดราคา 50 ฉบับ โดยแบ่งแต่ละชนิดราคาเป็น 5 กลุ่ม ดังนี้ ธนบัตรใหม่, ธนบัตรดี, ธนบัตรที่ยอมรับได้, ธนบัตรเสีย และธนบัตรที่ควรทำลายทันที จำนวนกลุ่มละ 100 ฉบับ โดยใช้วิธีการอ่านค่าต่างๆบนธนบัตรเพื่อบอกระดับความสกปรก ดังนี้ ระดับการสะท้อนแสง, ระดับการยอมให้แสงผ่าน, ระดับการสะท้อนของแสงแยก spectrum และอายุธนบัตรจากการอ่านเลขหมายบนธนบัตร โดยมีข้อสรุปจากการวิจัยดังต่อไปนี้ ระดับการสะท้อนที่สามารถใช้แบ่งแยกธนบัตรยูโรได้ดีที่สุดจะเป็นแสงสีน้ำเงิน ช่วงคลื่นความถี่ประมาณ 450 nm, ระยะชัดลึกส่งผลกับประสิทธิภาพโดยแหล่งกำเนิดแสงแบบวงแหวนและแหล่งกำเนิดแสง 2 ด้านจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพได้, การเก็บข้อมูลภาพด้วยกล้องให้ผลที่ดีกว่าการใช้ Photocell ง่ายเพราะไม่มีผลกระทบจากเรื่องความขจัดพื้น ทั้งนี้การเพิ่มความละเอียดของกล้องไม่มีผลกับการแบ่งแยกธนบัตร นอกจากนี้ยังมีการระบุถึงปัญหาความแตกต่างของกระบวนการผลิตที่จะส่งผลกระทบต่อ การแบ่งแยกธนบัตรแม้จะใช้ sensor ที่มีประสิทธิภาพที่สุดก็ตาม

2.2.5. Machine learning to measure banknote fitness [6]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ใช้ธนบัตรยูโร 4 ชนิดราคา ได้แก่ 5, 10, 20 และ 50 ยูโร จากการอ่านค่าด้วย 3 แหล่งข้อมูล ได้แก่ OeBS Dataset บน Single note inspection SBCS-2, เครื่องนับคัต DeLaRue CPS 2000 แบบ Single side และ Double side scanner แบบพกพา โดยข้อมูลภาพทั้งหมดจะมี features สำหรับนำไปเรียนรู้ใน Machine Learning ทั้งหมด 12 features ต่อ 1 บริเวณพื้นที่เหลี่ยมบนธนบัตรที่สนใจ ประกอบด้วย RGB channel และสี่คู่ตรงข้าม จาก features ทั้งหมดที่มีจะนำมาทำการคัดเลือกด้วย AdaBoost เพื่อให้เหลือเพียง 40 features ที่สำคัญต่อการแบ่งแยกธนบัตร โดยสรุปผลที่ได้จากการทดลองดังนี้ การตรวจสอบระดับความสกปรกของเครื่องจักรทั่วไปจะมุ่งเน้นที่บริเวณลายน้ำ ซึ่งในการทดลองแสดงให้เห็นว่าควรจะใช้หลายบริเวณมาประกอบการตัดสินใจ บริเวณภาพพิมพ์มีการขีดลงของสี ความเปรียบต่างของสีลดลง บริเวณสว่างจะเปลี่ยนเป็นสีโทนเหลือง/น้ำตาล, บริเวณพิมพ์เส้นขนนกมีความลึกและบางลง, บริเวณรอยพับปรากฏการสึกหรอ และความสกปรก และบริเวณ Foil เกิดความทึบมากขึ้น วิธีที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าระดับการแบ่งแยกคุณภาพธนบัตรในแต่ละชนิดราคาจะแตกต่างกัน ในธนบัตรชนิดราคา 20 และ 50 ยูโร มีความซับซ้อนกว่า จากการที่ต้องใช้จำนวนข้อมูลสีที่มากกว่าชนิดราคา 5 และ 10 ยูโร

2.2.6. Recognizing banknote fitness with a visible light one dimensional line image sensor [7]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ใช้ธนบัตรรูป 5 ชนิดราคา ได้แก่ 10, 20, 50, 100 และ 500 รูปี จำนวน 19,300 ภาพ โดยใช้เพียงภาพ grayscale ที่ถ่ายด้วยเครื่องรับภาพแบบเส้นโดยใช้แหล่งกำเนิดแสงที่เห็นได้ด้วยตาเปล่า เพื่อลดความซับซ้อน ลดเวลาประมวลผล และใช้ sensor ให้น้อยที่สุดจากภาพธนบัตรทั้งฉบับจะแปลงเป็นความถี่ด้วย DWT เป็น 4 กลุ่ม LL, HH, LH และ HL ต่อมานำไปคำนวณค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานออกมาเป็น features จากนั้นเลือก feature ที่สำคัญเพียง 2 จาก 8 ค่า ด้วย Linear Regression พิจารณาจากค่า R^2 ที่อ้างอิง

กับค่า soiling ที่วัดจาก densitometer และนำไปเรียนรู้ด้วย SVM ที่เปรียบเทียบกับ 4 kernel functions ได้แก่ Radial basis function, Linear, Polynomial, Sigmoid Kernel และเลือกใช้ส่วนที่มี Classification error (equal error rate-EER) ต่ำที่สุด เมื่อนำไปเทียบกับการทดลองด้วย Neural Network ในการศึกษาก่อนหน้านี้จะเห็นว่าค่า EER ที่ได้ต่ำกว่ามาก สาเหตุมาจากการเลือก feature extraction ที่สามารถเป็นตัวแทนคุณภาพธนบัตรได้ดีกว่า

2.2.7. Recognition of banknote fitness based on a fuzzy system using visible light reflection and near-infrared light transmission images [8]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ได้ทำการแบ่งคุณภาพธนบัตรด้วย Fuzzy system โดยรับ feature จากภาพถ่ายภาพธนบัตร 2 ลักษณะ คือ Visible light reflection และ Near-Infrared Light Transmission ที่ได้จากการเก็บภาพของเครื่องนับธนบัตรระดับเชิงพาณิชย์ และนำค่าเฉลี่ยจากภาพทั้ง 2 ลักษณะมาเฉลี่ยและตัดสินคุณภาพธนบัตรจาก Fuzzy rule ข้อดีของวิธีการดังกล่าวคือ ไม่จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลเรียนรู้ขนาดใหญ่เพื่อให้เกิดความแม่นยำสูงเหมือนกับ Neural Network หรือ SVM และโอกาสเกิดการ Overfitting มีต่ำกว่า นอกจากนี้ค่า EER ที่ได้ยังต่ำกว่า Neural Network, SVM และ Dynamic Time Warping (DTW) อีกด้วย

2.2.8. A classification method for the dirty factor of banknotes based on neural network with sine basis function [9]

การศึกษาในงานวิจัยนี้นำเสนอคัดแยกธนบัตรโดยใช้ Neural Network ที่มี Node การตัดสินใจเป็น Sine basis function โดยมี Gray level Histogram (เป็นฟังก์ชันหนึ่งในเครื่องนับคต) ที่ได้จากรูปภาพธนบัตรเงินเป็น characteristic vector เพื่อใช้ในการเรียนรู้ จากการทดลองธนบัตรเก่ามีความน่าจะเป็นที่จะพบ pixel ที่มีระดับความเข้มของสีเทาในระดับสูง ในส่วนของ Neural Network ที่ใช้ มีจำนวน Node ในชั้น Input และ Hidden เท่ากับจำนวน gray level โดยมี Output node สุดท้ายออกมา 1 node ผลลัพธ์จากวิธีดังกล่าวให้ผลลัพธ์เป็นที่น่าพอใจสามารถแยกสภาพความสกปรกธนบัตรได้ใกล้เคียงกับระดับที่คาดหวัง ทั้งนี้วิธีดังกล่าวมีข้อดีดังนี้ ใช้การคำนวณไม่มาก, ผลลัพธ์จาก Neural Network ลู่เข้าเร็ว และมีประสิทธิภาพการแยกแยะสูง

2.2.9. The recognition of new and old banknotes based on SVM [10]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการแยกแยะระดับความเก่า/ใหม่ของธนบัตรจาก Gray scale histogram ที่ต่างกัน โดยแยกแยะจากบริเวณจุดสูงสุดของกราฟที่มีตำแหน่งต่างกันออกไปตามสภาพธนบัตร ในการแยกแยะสภาพธนบัตร ใช้ DTW แปลงข้อมูลให้มีมิติที่เท่ากันก่อน จากนั้นใช้ SVM ทำการแยกแยะธนบัตร จากการทดลองได้ทำการเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่าง DTW และ DTW+SVM ปรากฏว่าความแม่นยำจาก DTW+SVM เท่ากับ 98.9% สูงกว่า DTW เล็กน้อย แต่ยังไม่สามารถแยกแยะธนบัตรที่มีรอยเปื้อนเล็กน้อยได้ดีพอ

2.2.10. Fatigue level estimation of bill by using supervised SOM based on feature-selected acoustic energy pattern [11]

การศึกษาในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอการใช้ Acoustic energy เป็นลักษณะสำคัญที่ใช้ในการประมาณค่าระดับความเก่าของธนบัตร โดยคำนวณเป็นสัญญาณเสียงจากการผ่านธนบัตรเข้าไปในรับเครื่องจักรของธนาคาร และใช้รูปแบบของสัญญาณเสียงดังกล่าวไปเรียนรู้ด้วย Supervised SOM นอกจากนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีเพิ่มความแม่นยำจากการคัดเลือกสัญญาณเสียงเพียงบางส่วนที่สำคัญ จากการทดลองได้เปรียบเทียบการเรียนรู้ด้วย SOM + feature selection, SOM และ Linear regression ด้วยค่า Mean square error ได้ผลลัพธ์คือ การใช้ SOM พร้อมทั้งคัดเลือกสัญญาณเสียงบางส่วนที่สำคัญจะมีค่า error น้อยที่สุด



ตารางที่ 1 สรุปงานวิจัยเกี่ยวกับจำแนกสภาพธนบัตร

งานวิจัย	ปี	Dataset			Feature	Method
		Currency	Denomination	Number		
A survey on banknote recognition methods by various sensors [1]	2017	-	-	-	-	-
Euro banknote recognition system using a three-layered perceptron and RBF networks [2]	2003	Euro	4	800	Pixel values of visible light and NIR images	Neural Network 3 layers perceptron and RBF network
Learning banknote fitness for sorting [3]	2011	Euro	4	9029	Gray pixel value, Color pixel value	Adaptive boosting (Adaboost) classifier
From fit to unfit: How banknotes become soiled [4]	2011	Euro	4	2000	Porosity, Thickness, Weight, Stiffness, Micro roughness	อธิบายขั้นต้นตอน การเสื่อมคุณภาพของ ธนบัตรต่อจาก The color of soil
The colour of soil [5]	2008	Euro	4	2000	Reflection level, transmission level, spectral reflection, Age from serial number	Correlation comparison
BRAIN ² —Machine learning to measure banknote fitness [6]	2012	Euro	4	9029	Average and SD of RGB and opponent color Channel	Banknote Recirculation Analyzing & Instructing Neural Network (BRAIN ²)

งานวิจัย	ปี	Dataset			Feature	Method
		Currency	Denomination	Number		
					and intensity value on predefined rectangles	
Recognizing banknote fitness with a visible light one dimensional line image sensor [7]	2015	India	5	19300	Mean and SD from ROI by DWT (only soiling)	SVM
Recognition of banknote fitness based on a fuzzy system using visible light reflection and near-infrared light transmission images [8]	2016	USA Korea India	6	3856 3956 2300	Visible light reflection (VR) and Near-Infrared light transmission (NIRT) images	Fuzzy system
A classification method for the dirty factor of banknotes based on neural network with sine basis function [9]	2008	China	-	-	Gray level histogram	Neural Network with Sine basis function
The recognition of new and old banknotes based on SVM [10]	2008	China	1	4400		SVM and Dynamic Time Warp (DWT)
Fatigue level estimation of bill by using supervised SOM based on feature-selected acoustic energy pattern [11]	2008	-	-	-	Feature-Selected Acoustic Energy Pattern	Supervised SOM

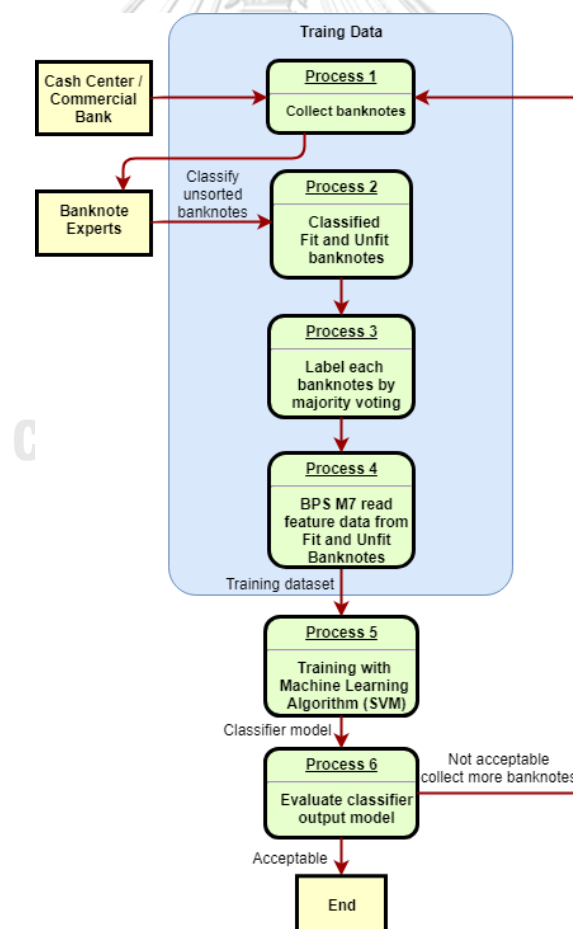
บทที่ 3

แนวคิดและวิธีการวิจัย

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเห็นว่าการแยกสภาพธนบัตรด้วย Machine Learning มีการนำการพิจารณาตรวจสอบในปัจจัยที่จำกัด เช่น ค่าความดำจากภาพสแกนธนบัตร, ภาพสะท้อนจากแสงปกติ, ภาพสะท้อนจากแสง Infrared, ระดับความเข้ม Grayscale และ ลักษณะของเสียงจากการรูดผ่าน เป็นต้น ซึ่งในสภาพแวดล้อมจริงนั้น ธนบัตรมีค่าที่สะท้อนถึงสภาพธนบัตรที่หลากหลาย เกิดขึ้นปะปนกัน และมักจะไม่เกิดขึ้นในลักษณะใดลักษณะหนึ่ง วิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยจึงเสนอให้ใช้ค่าที่อ่านได้จากเครื่องจักรที่มีประสิทธิภาพสูง อ่านค่าได้หลากหลายปัจจัย และเป็นที่ยอมรับในระดับธนาคารกลางสำหรับเก็บข้อมูลชุดฝึก เพื่อที่จะนำไปสร้างเป็น Model แยกแยกธนบัตรต่อไป

3.1 ขั้นตอนและวิธีการวิจัย

วิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยนี้แบ่งออกได้เป็น 6 ขั้นตอน ได้แก่ เก็บกลุ่มตัวอย่างธนบัตร, แบ่งประเภทธนบัตรดี/เสีย, ระบุสถานะธนบัตรจากการไหลตเสียงส่วนใหญ่, อ่านข้อมูล feature ธนบัตรดี/เสียแต่ละฉบับด้วย BPS M7, ดังแสดงตามภาพด้านล่าง



รูปที่ 29 ขั้นตอนการสร้าง Model แยกแยกธนบัตร

3.1.1 เก็บกลุ่มตัวอย่างธนบัตร – เก็บตัวอย่างธนบัตรที่ได้รับมาจากศูนย์เงินสด หลังจากที่ทำงศูนย์เงินสดได้นำบัตรและส่งธนบัตรตัวเสียกลับมาที่ธนาคารแห่งประเทศไทย โดยส่วนงานที่รับผิดชอบการนับคัดธนบัตร จะแบ่งแยกธนบัตรอีกรอบที่แยกธนบัตรดีที่อาจปามาในกลุ่มธนบัตรเสีย ในงานวิจัยจะเก็บธนบัตรชนิดราคา 100 บาท แบบ 16 และ แบบธนบัตรที่ระลึก ด้วยสำนึกในพระมหากรุณาธิคุณอันหาที่สุดมิได้แห่งพระบาทสมเด็จพระปรมินทรมหาภูมิพลอดุลยเดช



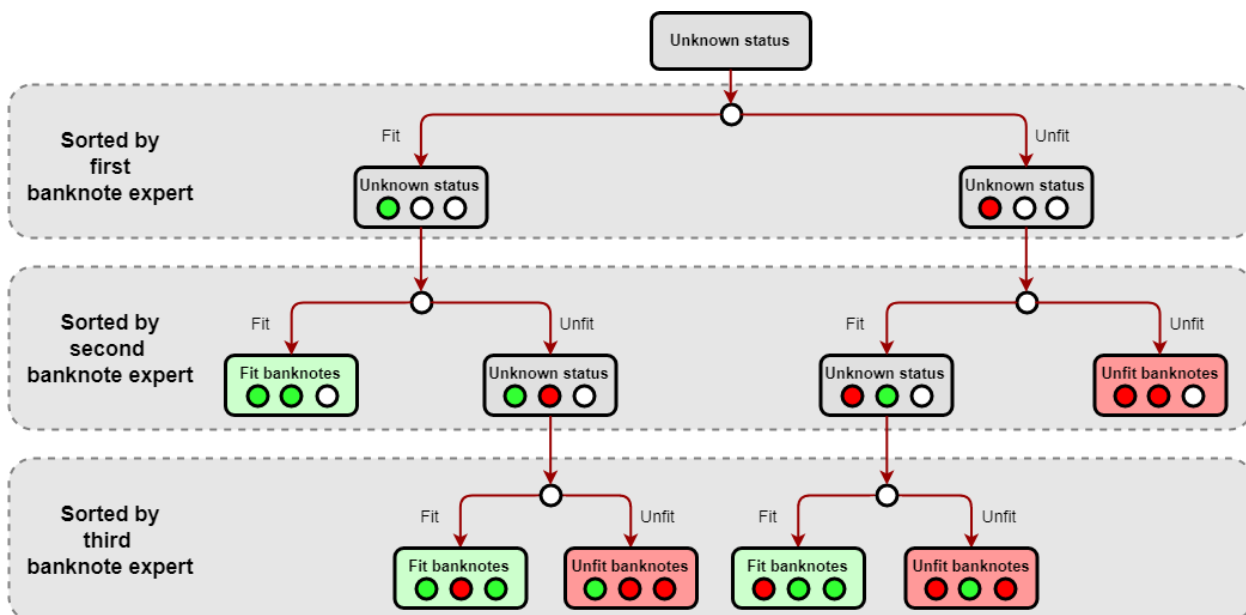
รูปที่ 30 ภาพด้านหน้าและด้านหลังธนบัตรชนิดราคา 100 บาท แบบ 16 (ออกใช้ตั้งแต่วันที่ 26 กุมภาพันธ์ 2558)



รูปที่ 31 ภาพด้านหน้าและด้านหลังธนบัตรชนิดราคา 100 บาท ที่ระลึก ด้วยสำนึกในพระมหากรุณาธิคุณอันหาที่สุดมิได้แห่งพระบาทสมเด็จพระปรมินทรมหาภูมิพลอดุลยเดช (ออกใช้ตั้งแต่วันที่ 20 กันยายน 2560)

3.1.2. แบ่งประเภทธนบัตรดี/เสีย – นำธนบัตรที่เก็บมาเป็นกลุ่มตัวอย่าง ขอความร่วมมือกับส่วนงานที่เกี่ยวข้องให้ช่วยคัดแยกธนบัตรจนกว่าจะได้เป้าหมายเป็นธนบัตรดี 5,000 ฉบับ และ ธนบัตรเสีย 5,000 ฉบับ

3.1.3. ระบุสถานะธนบัตรจากการโหวตเสียงส่วนใหญ่ – หลังจากที่ได้ธนบัตรกลุ่มตัวอย่างที่เป็นธนบัตรดี และธนบัตรเสียกลุ่มละ 5,000 ฉบับแล้ว ให้ธนกรระบุสถานะธนบัตรทีละคน จากทั้งหมด 3 คน โดยจะสรุปสถานะของธนบัตรแต่ละฉบับตามระบุสถานะจากธนกรที่ระบุเหมือนกันอย่างน้อย 2 จาก 3 คน ตามภาพด้านล่าง



รูปที่ 32 กระบวนการระบุสถานะธนบัตรโดยเสียงส่วนใหญ่จากธนกร

3.1.4 อ่านข้อมูล feature ธนบัตรดี/เสียแต่ละฉบับด้วย BPS M7 – นำกลุ่มธนบัตรที่ได้ระบุสถานะแล้วเข้าไปอ่านค่าด้วยเครื่องนับคัต BPS M7 ทีละกลุ่ม พร้อมทั้งระบุสถานะที่ได้รับจากธนกรลงไปข้อมูลเพื่อเป็นข้อมูลชุดเรียนรู้

3.1.5 สร้าง Model แบ่งแยกธนบัตรด้วย SVM – นำข้อมูลชุดเรียนรู้ที่ได้ไปฝึก Machine learning model ในงานวิจัยนี้ เลือก SVM เพื่อสร้าง Model เนื่องจากเป็น Machine learning model ที่มีความสามารถสูงในกับปัญหาการแบ่งแยกข้อมูลเป็นสองกลุ่ม โดยได้ดำเนินการบน RapidMiner Studio เพื่อให้ได้ผลลัพธ์เป็น Model แบ่งแยกธนบัตรออกมา

3.1.6 ประเมินผล Model แบ่งแยกธนบัตร – หลังจากที่ได้ผลลัพธ์เป็น Model แบ่งแยกธนบัตรออกมาแล้ว จะทำการประเมินประสิทธิภาพการแบ่งแยกจาก 10 folds cross validation เพื่อหาค่า Accuracy, Precision และ Recall เพื่อมาเทียบกับ Model ที่ใช้อยู่เดิม

3.2 ข้อมูลเบื้องต้นจากธนบัตรชุดข้อมูลเรียนรู้

จำนวนธนบัตรตัวอย่างทั้งหมด 11,235 ฉบับ

จำนวนธนบัตรที่ถูกระบุเป็นธนบัตรดี (Fit) 5,216 ฉบับ (46% ของธนบัตรตัวอย่างทั้งหมด)

จำนวนธนบัตรที่ถูกระบุเป็นธนบัตรเสีย (Unfit) 6,019 ฉบับ (54% ของธนบัตรตัวอย่างทั้งหมด)

จำนวน Features ธนบัตรที่ใช้สำหรับการสร้าง Model 21 features

ตารางที่ 2 ค่า Max, Min และ Standard deviation ของชุดข้อมูลเรียนรู้

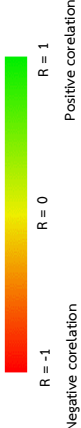
Attributes	Max			Min			Standard deviation		
	All	Fit	Unfit	All	Fit	Unfit	All	Fit	Unfit
Tape area	320	32	320	0	0	0	6.2	0.7	8.5
Tear area	80	28	80	0	0	0	2.4	1.9	2.7
L Uv (front)	942	771	942	49	57	49	44.6	38.4	44.2
R Uv (rear)	528	528	502	66	75	66	21.6	18.3	23.1
Soil dens	229	207	229	168	168	172	7.7	5.0	6.5
Soil mod	424	363	424	87	87	97	97.9	100.9	85.5
RL Defect max depth	147	35	147	0	0	0	4.2	1.2	5.6
RL Defect total area	2745	263	2745	0	0	0	40.6	8.2	54.7
RL Hole total area	280	24	280	0	0	0	3.0	0.6	4.1
Stain Border back	500000	500000	500000	0	0	0	58006.8	34518.4	71835.6
Stain Border front	500000	500000	500000	0	0	0	190220.0	146590.6	214426.3
Stain Print back	200720	17872	200720	0	0	0	9529.3	862.7	12706.9
Stain Print front	146112	7952	146112	0	0	0	4674.0	341.7	6172.2
Stain white field back	97072	31504	97072	0	0	0	2837.9	866.1	3712.0
Stain white field front	91648	4384	91648	0	0	0	4534.4	229.4	6093.4
Ir Foil	1	1	1	0	0	0	0.3	0.1	0.4
RR Defect max depth	145	32	145	0	0	0	4.2	1.2	5.6
RR Hole total area	816	24	816	0	0	0	7.7	0.5	10.5
Lead	1000	1000	1000	0	0	0	85.0	58.9	101.8
Max folded corner	5867	481	5867	0	0	0	98.0	28.5	130.8
Max missed corner	4227	221	4227	0	0	0	53.1	10.8	71.8

ตารางที่ 3 ค่า Max, Min และ Standard deviation ของชุดข้อมูลเรียนรู้

Attributes	Mean			Median			Mode		
	All	Fit	Unfit	All	Fit	Unfit	All	Fit	Unfit
Tape area	0.3	0.0	0.5	0	0	0	0	0	0
Tear area	0.9	0.6	1.0	0	0	0	0	0	0
L Uv (front)	142.6	125.3	157.6	149	125	164	168	93	173
R Uv (rear)	115.7	110.2	120.6	113	108	118	112	112	115
Soil dens	192.0	186.6	196.7	192	187	196	190	188	195
Soil mod	263.0	230.1	291.6	319	298	331	331	113	340
RL Defect max depth	0.8	0.1	1.5	0	0	0	0	0	0
RL Defect total area	3.8	0.5	6.6	0	0	0	0	0	0
RL Hole total area	0.1	0.0	0.1	0	0	0	0	0	0
Stain Border back	10124.8	2738.2	16526.0	544	80	2320	0	0	0
Stain Border front	90505.0	47839.3	127478.7	896	208	3456	500000	0	500000
Stain Print back	2506.0	367.0	4359.6	272	0	1232	0	0	0
Stain Print front	1480.3	216.4	2575.5	224	112	672	0	0	0
Stain white field back	1019.0	407.7	1548.8	256	80	560	0	0	0
Stain white field front	924.0	60.3	1672.5	0	0	64	0	0	0
Ir Foil	0.9	1.0	0.7	1	1	1	1	1	1
RR Defect max depth	0.9	0.1	1.5	0	0	0	0	0	0
RR Hole total area	0.1	0.0	0.2	0	0	0	0	0	0
Lead	947.5	955.7	940.4	966	972	960	998	998	986
Max folded corner	12.3	4.3	19.2	0	0	0	0	0	0
Max missed corner	5.4	2.5	7.9	1	1	3	0	0	0

ตารางที่ 4 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรภายในชุดข้อมูล

	Tape area	Tear area	L UV (front)	R UV (rear)	Soil dens	Soil mod	RL Defect max depth	RL Defect total area	RL Hole total area	Stain Border back	Stain Border front	Stain Print back	Stain Print front	Stain white field back	Stain white field front	Ir Foil	RR Defect max depth	RR Defect total area	Lead	Max folded corner	Max misised corner	Banknote Status	
Tape area	1.0																						
Tear area	0.1	1.0																					
L UV (front)	0.0	0.1	1.0																				
R UV (rear)	0.0	0.1	0.8	1.0																			
Soil dens	0.0	0.1	0.3	0.2	1.0																		
Soil mod	0.0	0.0	0.7	0.3	0.3	1.0																	
RL Defect max depth	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	1.0																
RL Defect total area	0.0	0.1	0.0	0.0	0.1	0.0	0.7	1.0															
RL Hole total area	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0														
Stain Border back	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.0	1.0													
Stain Border front	0.0	0.0	0.3	0.2	0.2	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	1.0												
Stain Print back	0.0	0.0	0.1	0.0	0.4	0.2	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	1.0											
Stain Print front	0.0	0.1	0.1	0.0	0.4	0.1	0.2	0.1	0.0	0.1	0.4	1.0											
Stain white field back	0.0	0.0	0.1	0.0	0.4	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.7	0.4	1.0									
Stain white field front	0.0	0.0	0.1	0.0	0.4	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.5	0.7	0.4	1.0								
Ir Foil	0.0	-0.1	-0.3	-0.2	-0.5	-0.2	-0.2	-0.1	0.0	-0.2	-0.2	-0.3	-0.4	-0.2	-0.3	1.0							
RR Defect max depth	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	1.0	0.6	0.0	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	-0.2	1.0						
RR Hole total area	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0					
Lead	-0.1	0.0	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.0	0.0	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.2	-0.1	0.0	1.0				
Max folded corner	0.0	0.3	0.0	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.0	0.0	1.0			
Max misised corner	0.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0		
Banknote Status	0.0	-0.1	-0.4	-0.2	-0.7	-0.3	-0.2	-0.1	0.0	-0.1	-0.2	-0.2	-0.3	-0.2	-0.2	0.4	-0.2	0.0	0.0	0.1	-0.1	-0.1	1.0



จากตารางค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร จะเห็นว่าตัวแปรที่มีความสำคัญต่อสถานะของธนบัตรสูงที่สุด 4 อันดับ คือ Soil density, L UV (front), IR Foil และ Soil mod ตามลำดับ ในส่วนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้วยกันนั้น คู่ที่มีความสัมพันธ์สูงจะเป็นคู่ตัวแปรที่ได้จากการตรวจธนบัตรในลักษณะเดียวกัน แต่ตรวจด้านตรงกันข้าม ได้แก่ R UV (rear) และ L UV (front), RR Hole total area และ RL Hole total area, RR Defect max depth และ RL Defect max depth นอกจากนี้ยังมีความสัมพันธ์ทางด้านแปรที่ตรงจาวัด ความดำกับการตรวจ Feature พิเศษ เช่น Soil dens และ IR Foil, Soil mod และ L UV (front)

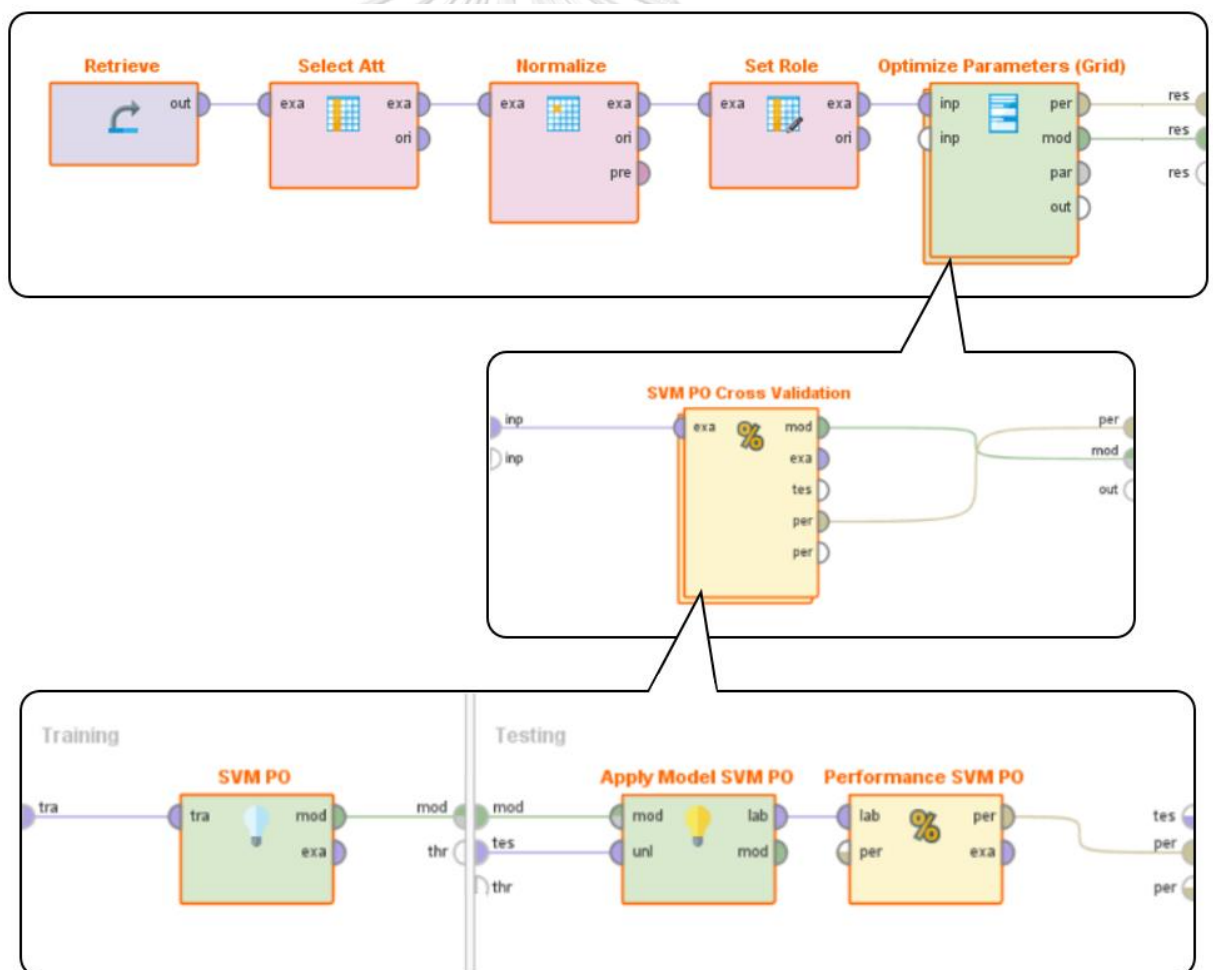
3.3 ข้อมูลการตั้งค่าสำหรับสร้าง Model แบ่งแยกชนิดด้วย SVM ใน RapidMiner Studio

Normalization ค่า Features ที่รับจากเครื่อง BPS M7 ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1

Cross validation เลือกใช้ 10 folds cross validation

SVM Parameter ที่นำมาทำ grid search

- SVM type: C-SVC
- Kernel type: Linear, RBF
- C (penalty): 1 ถึง 200 (เพิ่มค่าครั้งละ 20)
- Gamma (ในกรณี RBF): 1 ถึง 200 (เพิ่มค่าครั้งละ 20)
- Epsilon (tolerant): 1 ถึง 200 (เพิ่มค่าครั้งละ 20)



รูปที่ 33 ภาพแสดงแผนผังการทำงานภายในโปรแกรม RapidMiner Studio

3.4 ค่า SVM parameters ที่เหมาะสมด้วย Grid Search

ก่อนทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพจะทำการหาค่า Parameters สำหรับแต่ละ Model ที่ให้ค่า Accuracy ที่สูงที่สุดในช่วงของ Parameters ที่กำหนด

ตารางที่ 5 สรุปค่า Parameters ที่ได้จาก Grid search

SVM type	Kernel type	Parameters		Accuracy	Weighted mean recall	Weighted mean precision
C-SVC	Linear	C	140	87.29%	87.38%	87.23%
		Epsilon	1			
	RBF	C	200	87.51%	87.63%	87.46%
		Epsilon	1			
		Gamma	1			



บทที่ 4

การประเมินผลการวิจัย

4.1 เกณฑ์การประเมินผลการวิจัย

การวิจัยนี้เลือกใช้ค่าที่บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของการแบ่งแยกธนบัตรทั้งหมด 5 ตัวชี้วัด ได้แก่

4.1.1 Accuracy ค่าที่บอกว่า Model แบ่งแยกธนบัตรได้แม่นยำเพียงใด โดยคำนวณจาก

$$\frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{True Positive} + \text{True Negative} + \text{False Positive} + \text{False Negative}}$$

4.1.2 Recall กลุ่มธนบัตร Fit ค่าที่บอกว่า Model แบ่งแยกธนบัตร Fit จริง เป็นสัดส่วนเท่าใดของธนบัตร Fit จริงทั้งหมด โดยคำนวณจาก

$$\frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Negative}}$$

4.1.3 Recall กลุ่มธนบัตร Unfit ค่าที่บอกว่า Model แบ่งแยกธนบัตร Unfit จริง เป็นสัดส่วนเท่าใดของธนบัตร Unfit จริงทั้งหมด

$$\frac{\text{True Negative}}{\text{True Negative} + \text{False Positive}}$$

4.1.4 Precision กลุ่มธนบัตร Fit ค่าที่บอกว่า Model แบ่งแยกธนบัตร Fit ถูกต้อง เป็นสัดส่วนเท่าใดของธนบัตรที่ Model แยกเป็น Fit ทั้งหมด

$$\frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

4.1.5 Precision กลุ่มธนบัตร Unfit ค่าที่บอกว่า Model แบ่งแยกธนบัตร Unfit ถูกต้อง เป็นสัดส่วนเท่าใดของธนบัตรที่ Model แยกเป็น Unfit ทั้งหมด

$$\frac{\text{True Negative}}{\text{True Negative} + \text{False Negative}}$$

โดยในงานวิจัยนี้นิยามความหมายของแต่ละกลุ่มธนบัตรที่แบ่งแยก ดังนี้

- True Positive (TP) คือธนบัตรที่ Model แยกเป็นธนบัตร Fit และธนบัตรระบุสถานะเป็น Fit
- True Negative (TN) คือธนบัตรที่ Model แยกเป็นธนบัตร Unfit และธนบัตรระบุสถานะเป็น Unfit
- False Positive (FP) คือธนบัตรที่ Model แยกเป็นธนบัตร Fit แต่ธนบัตรระบุสถานะเป็น Unfit
- False Negative (FN) คือธนบัตรที่ Model แยกเป็นธนบัตร Unfit แต่ธนบัตรระบุสถานะเป็น Fit

4.2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการนับคัตของเครื่องจักรที่ใช้อยู่เดิมกับ Model ที่ได้จาก SVM

4.2.1. ผลลัพธ์การคัดแยกธนบัตรของแต่ละ Model

ตารางที่ 6 ผลลัพธ์การคัดแยกธนบัตรจากเงื่อนไขการตัดสินใจบนเครื่องนับคัต BPS M7 ที่มีอยู่เดิม

	True Fit	True Unfit	Class precision
Predicted as Fit	3400 (30.4%)	563 (5.0%)	85.79%
Predicted as Unfit	1812 (16.2%)	5427 (48.4%)	74.97%
Class recall	65.23%	90.60%	

ตารางที่ 7 ผลลัพธ์การคัดแยกธนบัตรจากการฝึก Model การแบ่งแยกด้วย SVM – Linear Kernel

	True Fit	True Unfit	Class precision
Predicted as Fit	4621 (41.1%)	833 (7.4%)	84.73%
Predicted as Unfit	595 (5.3%)	5186 (46.2%)	89.71%
Class recall	88.59%	86.16%	

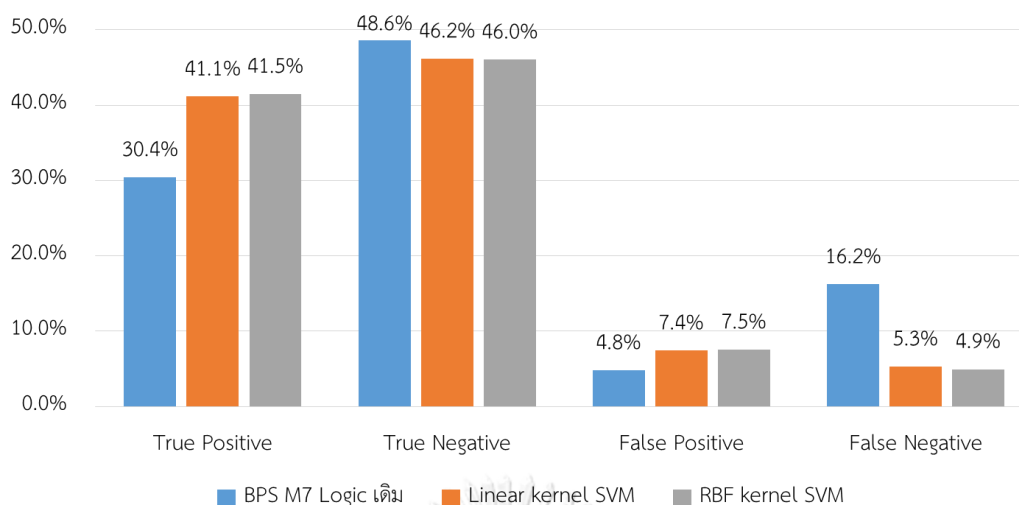
ตารางที่ 8 ผลลัพธ์การคัดแยกธนบัตรจากการฝึก Model การแบ่งแยกด้วย SVM – RBF Kernel

	True Fit	True Unfit	Class precision
Predicted as Fit	4660 (41.5%)	847 (7.5%)	84.62%
Predicted as Unfit	556 (4.9%)	5172 (46.0%)	90.29%
Class recall	89.34%	85.93%	

4.2.2. Confusion matrix ของแต่ละ Model

ตารางที่ 9 Confusion matrix จากเงื่อนไขการตัดสินใจบนเครื่องนับคัต BPS M7 ที่มีอยู่เดิม

	BPS M7 Logic เดิม	Linear kernel SVM	RBF kernel SVM
True Positive	30.4%	41.1%	41.5%
False Positive	5.0%	7.4%	7.5%
False Negative	16.2%	5.3%	4.9%
True Negative	48.4%	46.2%	46.0%



รูปที่ 34 แผนภูมิภาพแสดง Confusion matrix การคัดแยกธนบัตรจากการฝึกแต่ละ Model

4.2.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพที่ได้จากเครื่อง BPS M7 เดิม กับ Model ที่ได้จาก SVM

หลังจากที่ได้ Model การแบ่งแยกธนบัตรจาก SVM แล้ว จะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละ Model ด้วยเกณฑ์การประเมินจากข้อ 4.1

ตารางที่ 10 ประสิทธิภาพที่ได้จากเครื่อง BPS M7 เดิม กับ Model ที่ได้จาก SVM

Performance	Classification model		
	BPS M7 Logic	C-SVC type	
		Linear	RBF
Accuracy	78.80%	87.29%	<u>87.51%</u>
Recall กลุ่มธนบัตร Fit	65.23%	88.59%	<u>89.34%</u>
Recall กลุ่มธนบัตร Unfit	<u>90.60%</u>	86.16%	85.93%
Precision กลุ่มธนบัตร Fit	<u>85.79%</u>	84.73%	84.62%
Precision กลุ่มธนบัตร Unfit	74.97%	89.71%	<u>90.29%</u>

4.3 คำอธิบาย Model ที่ได้จาก SVM

จากการพิจารณาค่าน้ำหนักของแต่ละ Attributes ที่ได้จาก Linear Kernel SVM model แสดงให้เห็นว่า 4 Attributes แรกอันดับได้แก่ Ir Foil, Lead, Soil mod และ Soil dens มีความสำคัญมาก โดยมีน้ำหนักรวมกันคิดเป็นสัดส่วนมากถึง 86.20% ของ Model

ตารางที่ 11 คำอธิบายและ Model ที่ได้จาก Linear kernel SVM

Attribute	Description	Weight	Weight proportion
IR Foil	ตรวจสอบสัดส่วนพื้นที่สะท้อนต่อไม่สะท้อนแสง IR บน Foil	256695.5	30.30%
Lead	ตรวจสอบขนาดแถบ Foil	248607.9	29.30%
Soil mod	ตรวจค่าความดำจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	128061	15.10%
Soil dens	ตรวจค่าความดำแบบเฉลี่ยพื้นที่	97840.4	11.50%
Stain Border front	ตรวจรอยเปื้อนบนขอบด้านหน้าธนบัตร	51629.9	6.10%
R UV (rear)	ตรวจการสะท้อนแสง UV จากพื้นที่ด้านหลังธนบัตร	28291.7	3.30%
L UV (front)	ตรวจการสะท้อนแสง UV จากพื้นที่ด้านหน้าธนบัตร	26614.5	3.10%
Tear area	ตรวจพื้นที่ฉีกขาดบนธนบัตร	2518.9	0.30%
Stain Border back	ตรวจรอยเปื้อนบนขอบด้านหลังธนบัตร	2303	0.30%
Stain white field back	ตรวจรอยเปื้อนบริเวณลายน้ำด้านหลังธนบัตร	1506.2	0.20%
RL Defect max depth	ค่าความลึกรอยฉีกที่มากที่สุดจากด้านหน้าธนบัตร	469.3	0.10%
Stain Print back	ตรวจรอยเปื้อนบนภาพประธานด้านหลังธนบัตร	953	0.10%
Stain Print front	ตรวจรอยเปื้อนบนภาพประธานด้านหน้าธนบัตร	720.7	0.10%
RR Defect max depth	ค่าความลึกรอยฉีกที่มากที่สุดจากด้านหลังธนบัตร	466.5	0.10%
Tape area	ตรวจพื้นที่การติดเทปกาว	60.8	0.00%
RL Defect total area	ผลรวมพื้นที่ฉีกขาด พับมุม ทั้งหมดบนธนบัตร	103.3	0.00%
RL Hole total area	ตรวจพื้นที่การเจาะรูรวมจากด้านหลังธนบัตร	22	0.00%
Stain white field front	ตรวจรอยเปื้อนบริเวณลายน้ำด้านหน้าธนบัตร	408.5	0.00%
RR Hole total area	ตรวจพื้นที่การเจาะรูรวมจากด้านหน้าธนบัตร	3.4	0.00%
Max folded corner	ตรวจการพับมุม	280.6	0.00%
Max missed corner	ตรวจการฉีกขาดบริเวณมุมธนบัตร	246.5	0.00%
Bias (offset)	-	-4.751	-

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุปผลการวิจัย

Model การแบ่งแยกธนบัตรจากการเรียนรู้พฤติกรรมของธนกรด้วย SVM สามารถพัฒนาความถูกต้องการแบ่งแยกธนบัตรได้ใกล้เคียงกับธนกร มากกว่าเกณฑ์การตัดสินใจเดิมที่มีอยู่ในเครื่องนับคัต BPS M7 ได้มากถึง 8.71% ซึ่ง Model ที่ได้จาก Linear kernel และ RBF kernel ให้ผลที่ใกล้เคียงกันมาก

เมื่อพิจารณาในรายละเอียดค่าน้ำหนักที่ได้จาก Model ของ Linear kernel SVM จะเห็นว่า Features การตรวจธนบัตรที่ส่งผลกับการแบ่งกลุ่มสภาพธนบัตรมากที่สุด 4 อันดับ ได้แก่ Ir Foil, Lead, Soil mod และ Soil dens ตามลำดับ โดยสัดส่วนน้ำหนักจากทั้ง 4 features นี้มีอิทธิพลต่อการแบ่งกลุ่มสภาพธนบัตรมากถึง 86.20% ของ Model ซึ่งเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับการหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจาก ตารางที่ 4

ส่วนที่เป็นปัจจัยสำคัญที่ทำให้ธนกรตัดสินใจระบุสถานะของธนบัตรเป็นธนบัตรดีหรือเสีย จะมาจากส่วนที่สังเกตได้ง่ายด้วยตาเปล่า ดังเห็นได้จากบริเวณ Foil หรือบริเวณที่ตรวจด้วยแสง UV เป็นส่วนที่เห็นความเสื่อมสภาพได้ง่าย ลำดับต่อมาเป็นความดำนบนผิวธนบัตร หรือ Soiling มีทิศทางเช่นเดียวกับงานวิจัยอื่นที่เคยได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับการเสื่อมสภาพของธนบัตร ซึ่งสาเหตุหลักเกิดความคราบน้ำมันบนผิวหนังมนุษย์ (sebum) ฝังลงในเนื้อกระดาษธนบัตรและเกิดการออกซิเดชันเกิดการเปลี่ยนสีเหลืองคล้ำ

5.2 ปัญหาและข้อจำกัดที่พบจากการวิจัย

5.2.1 เครื่องนับคัต BPS M7 ยังมี Features การตรวจวัดค่าธนบัตรบางส่วนที่ยังไม่เทียบเท่ากับการตรวจนับด้วยธนกร ที่เห็นได้ชัดคือ รอยยับขนาดเล็กที่กระจายอยู่กลางธนบัตร และ ความแกร่ง/นิ่มของเนื้อกระดาษธนบัตรส่งผลให้ Model ที่ได้จากการเรียนรู้มีผลลัพธ์การตัดสินใจที่ต่างออกไป

5.2.2 ธนบัตรที่เก็บมาเป็นกลุ่มตัวอย่างเพื่อเป็นชุดการเรียนรู้ จะผ่านการนับคัตจากธนาคารพาณิชย์และศูนย์เงินสดมาแล้วอย่างน้อย 1 รอบ ส่งผลให้ได้ธนบัตรเสียเป็นส่วนใหญ่ อาจทำให้การตัดสินใจของผลลัพธ์เอนเอียงไปทางด้านธนบัตรเสียมากกว่าเล็กน้อย

5.2.3 กลุ่มตัวอย่างที่ใช้มีจำนวนน้อยมาก ธนบัตรที่เก็บเป็นกลุ่มตัวอย่างเพียงสัดส่วนเล็กน้อยเมื่อเทียบกับปริมาณที่หมุนเวียนจริงในระบบ ซึ่งในความเป็นจริงแล้วแต่ละท้องที่จะมีลักษณะการเกิดธนบัตรเสียที่แตกต่างกันออกไปตามพฤติกรรมการใช้ของคนในพื้นที่ และสภาพภูมิอากาศ

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ควรเพิ่มจำนวนกลุ่มตัวอย่างให้มีความหลากหลาย ครอบคลุมหลายพื้นที่ และควรจะเป็นกลุ่มธนบัตรที่เก็บจากการหมุนเวียนในระบบ

5.3.2 เปรียบเทียบพฤติกรรมจากธนบัตรให้ครบทั้ง 5 ชนิดราคา และแยกแบบธนบัตร เพื่อศึกษาความแตกต่างของระดับการตัดสินใจแบ่งสภาพที่ชัดเจนขึ้น

5.3.2 ทดลองสร้าง Model จากรูปแบบ Machine learning รูปแบบอื่น ๆ เช่น Neural Network, Decision tree, Naive Bayes, Linear Regression, Nearest Neighbor เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำ และความถูกต้อง



บรรณานุกรม

1. Lee, J.W., et al., *A Survey on Banknote Recognition Methods by Various Sensors*. Sensors (Basel), 2017. **17**(2).
2. Aoba, M., T. Kikuchi, and Y. Takefuji, *Euro Banknote Recognition System Using a Three-layered Perceptron and RBF Networks*. IPSJ Transactions on Mathematical Modeling and Its Application, 2003. **44**.
3. Geusebroek, J.-M., P. Markus, and P. Balke, *Learning banknote fitness for sorting*. The International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Robotics, 2011: p. 6.
4. Balke, P., *From Fit to Unfit: How banknotes become soiled*. The 4th the International Scientific and Practical Conference on Security Printing Watermark Conference, 2011: p. 19.
5. Buitelaar, T., *The colour of soil*. The DNB Cash Seminar 2008, 2008: p. 23.
6. Balke, P., J.-M. Geusebroek, and P. Markus, *BRAIN2 - Machine Learning to Measure Banknote Fitness*. The Optical Document Security Conference, 2012: p. 12.
7. Pham, T.D., et al., *Recognizing Banknote Fitness with a Visible Light One Dimensional Line Image Sensor*. Sensors (Basel), 2015. **15**(9): p. 21016-32.
8. Kwon, S.Y., et al., *Recognition of Banknote Fitness Based on a Fuzzy System Using Visible Light Reflection and Near-infrared Light Transmission Images*. Sensors (Basel), 2016. **16**(6).
9. He, K., S. Peng, and S. Li, *A Classification Method for the Dirty Factor of Banknotes Based on Neural Network with Sine Basis Functions*, in *2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*. 2008. p. 159-162.
10. Sun, B. and J. Li, *The Recognition of New and Old Banknotes Based on SVM*, in *2008 Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*. 2008. p. 95-98.
11. Teranishi, M., S. Omatu, and T. Kosaka, *Fatigue Level Estimation of Bill by Using Supervised SOM Based on Feature-Selected Acoustic Energy Pattern*, in *2008 Eighth International Conference on Hybrid Intelligent Systems*. 2008. p. 368-373.



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ชิตี กองประเสริฐ
วัน เดือน ปี เกิด	26 สิงหาคม พ.ศ.2534
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าเครื่องกลการ ผลิต มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ที่อยู่ปัจจุบัน	135/8 ถนนบรมราชชนนี แขวงอรุณอมรินทร์ เขตบางกอกน้อย กรุงเทพฯ 10700



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY