

ระบบสกัดข้อมูลจากใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์และใบเสร็จจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ (ATM) โดย ใช้เทคนิคการรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition: OCR)

โดย

นายคุปตาภา วิสารจารุศร 6409610596

นางสาวร้อยแก้ว ศิริวัฒน์ 6409610729

โครงงานในรายงานวิชาคพ.381 นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ พ.ศ. 2568

สารบัญ

สารบัญ	2
บทที่ 1	5
บทนำ	
1.1 สาเหตุและที่มาของปัญหา	
, · · · · ·	
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	
1.3 ขอบเขตงานวิจัย	
บทที่ 2	7
ทบทวนวรรณกรรม	7
2.1 OpenCV	7
2.2 Optical Character Regconition (OCR)	7
2.3 You Only Look Once (YOLO) version 8	7
2.4 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	8
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	15
2.5.1 Extraction of Information from Bill Receipts Using Optical Character Recognition	15
2,5,2 Receipt Automatic Reader	16
2.5.3 Development of a Process to Enhance the Reimbursement Efficiency with OCR and Ontology for Financial	
Documents	17
2.5.4 Menu Item Extraction from Thai Receipt Images Using Deep Learning and Template-based Information Extrac	tion 18
บทที่ 3	19
ระเบียบวิธีการดำเนินงานวิจัย	19
3.1 ภาพรวมและสภาพแวดล้อมของการพัฒนาระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์การทำธุรกรรมจาก	แอป
พลิเคชั่นธนาคาร (Mobile Banking)	19
3.1.1 วิธีการพัฒนา	19
3.1.1.1 ขั้นคอนการทำ Bank Classification	19
3.1.1.2 ขั้นตอนการทำ Optical Character Recognition (OCR)	25

3.1.2 โครงสร้างภาพรวมของระบบ	28
3.2 ภาพรวมและสภาพแวดล้อมของการพัฒนาระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงิน	
อัตโนมัติ (ATM)	29
3.2.1 วิธีการพัฒนา	29
3.2.1.1 ขั้นตอนการตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จบนภาพ	29
1. กระบวนการเตรียมงานก่อนขั้นตอนการตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จบนภาพ	29
2. ขั้นตอนตรวจสอบประเภทของไฟล์รูปภาพ	33
3. ขั้นตอนการตรวจหาใบเสร็จและระบุประเภทธนาคารเจ้าของใบเสร็จ	33
4. ขั้นตอนการเตรียมภาพก่อนขั้นตอน Perspective Transformation	35
5. ขั้นตอนการทำ Perspective Transformation	36
3.2.1.2 ขั้นตอนการทำ ocr	39
1. ขั้นตอนการสกัดข้อความจากภาพ	39
2. ขั้นตอนการทำ Text Classification	40
3.2.2 โครงสร้างภาพรวมของระบบ	47
3.3 การพัฒนาในรูปแบบ Web application	48
3.3.1 โครงสร้างภาพรวมของระบบ	48
3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา	50
3.4.1 ภาพนำเข้า	50
3.4.2 โปรแกรม Visual Studio Code (VS Code)	50
3.4.3 Jupyter Notebook	51
3.4.4 YOLO V8	51
3.5.1 Use case diagram	53
3.5.2 Use case description	53
3.5.3 Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์การทำธุรกรรมจากแอปพลิเคชันธนาคาร	
(Mobile Banking)	54
3.5.4 Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลจากใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ (ATM)	55

บทที่ 4	56
การทดลอง	56
4.1 เครื่องมือในการทดลอง	57
4.2 การทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking	57
4.2.1 เครื่องมือในการทดลอง	57
4.2.2.1 ขั้นตอนในการทดลอง	57
4.2.2.2 ผลการทดลอง	57
4.2.3 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการสกัดข้อความ	58
4.2.3.1 ขั้นตอนในการทดลอง	58
4.2.3.2 ผลการทดลอง	58
4.3 การทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM	59
4.3.1 เครื่องมือในการทดลอง	59
4.3.2.1 ขั้นตอนในการทดลอง	59
4.3.2.2 ผลการทดลอง	59
4.3.3 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการสกัดข้อความ	60
4.3.3.1 ขั้นตอนในการทดลอง	60
4.3.3.2 ผลการทดลอง	60
บทที่ 5	61
สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	61
ั 5.1 สรุปผลการดำเนินงาน	
5.2 อภิปรายผล	61
5.3 ข้อจำกัดของระบบ	62
5.4 ข้อเสนอแนะ	63

บทที่ 1

บทน้ำ

1.1 สาเหตุและที่มาของปัญหา

จากผลสำรวจของธนาคารแห่งประเทศไทยในปี 2567 พบว่า คนไทยกว่าร้อยละ 97 เข้าถึงบริการทาง การเงิน ไม่ว่าจะเป็นบริการฝาก ถอน หรือโอนเงิน หลังจากการทำธุรกรรมดังกล่าวล้วนแล้วแต่จะได้รับหลักฐาน หลังการทำธุรกรรมทั้งสิ้น อาทิ ใบเสร็จการฝากหรือถอนเงินจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ หรือตู้ ATM และ ใบเสร็จจากการทำธุรกรรมผ่านแอปพลิเคชัน Mobile Banking ซึ่งใบเสร็จทั้ง 2 ชนิดนี้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ ต่อในการทำบันทึกรายรับรายจ่าย ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการบริหารจัดการการเงินส่วนบุคคล

การบริหารจัดการเงินส่วนบุคคลเป็นรากฐานสำคัญของการดำเนินชีวิต อันเปรียบเสมือน "เข็มทิศ" ที่ทำ ให้เราตัดสินใจได้อย่างชาญฉลาด เพื่อบรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้ อีกทั้งยังเป็นส่วนหนึ่งในการนำเราไปสู่ความมั่งคั่ง อย่างไรก็ตาม การจัดการเงินส่วนบุคคลโดยใช้ใบเสร็จทั้ง 2 ชนิดที่อยู่ในรูปแบบที่ต่างกัน สามารถทำให้เกิดความ ยุ่งยากในการจัดการได้ เนื่องจากการบันทึกข้อมูลจากใบเสร็จเหล่านี้ยังต้องอาศัยการป้อนข้อมูลด้วยตัวเอง ซึ่ง ก่อให้เกิดความไม่สะดวกอีกทั้งยังเป็นกระบวนการทำงานที่ซ้ำซ้อนและสิ้นเปลืองเวลา

ในโครงงานนี้จะพัฒนาระบบที่สามารถสกัดข้อมูลจากใบเสร็จจากการธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงิน อัตโนมัติ หรือตู้ ATM และใบเสร็จจากการทำธุรกรรมผ่าน Mobile Banking ผ่านเทคนิคการรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition: OCR) เพื่อลดภาระในการป้อนข้อมูลด้วยตนเอง และมีศักยภาพในการนำไป บูรณาการเป็นส่วนหนึ่งของแอปพลิเคชันบันทึกรายรับรายจ่ายผ่านภาพของหลักฐานการทำธุรกรรมในอนาคต

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- O ศึกษาและทำความเข้าใจเทคนิค Digital Image Processing
- O เพื่อตรวจจับข้อมูลจากรูปภาพใบเสร็จจากการทำธุรกรรมบน Mobile Banking และจากตู้รับจ่ายเงิน อัตโนมัติ (ATM)
- ๑ ลดเวลาในการบริหารจัดการเงินส่วนบุคคล
- เพื่อนำไปเป็นส่วนหนึ่งของการพัฒนาแอพพลิเคชันจัดการเงินส่วนบุคคลในอนาคต

1.3 ขอบเขตงานวิจัย

O รูปของใบเสร็จทั้ง 2 ชนิดเป็นภาพที่ได้จากการถ่ายผ่านกล้องโทรศัพท์มือถือเท่านั้น

 ใบเสร็จมาจาก 4 ธนาคารดังต่อไปนี้เท่านั้น ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคารไทยพาณิชย์ ธนาคารกสิกร ไทย และธนาคารกรุงไทย

บทที่ 2

ทบทวนวรรณกรรม

2.1 OpenCV

OpenCV เป็นไลบรารีโอเพนซอร์สที่ครอบคลุมฟังก์ชันการประมวลผลภาพ และวิทัศนศาสตร์คอมพิวเตอร์อย่างกว้าง ขวาง (a, 2024) ไลบรารีนี้ได้รับการออกแบบมา เพื่อเป็นเครื่องมือพื้นฐานที่จำเป็นสำหรับการแก้ไขปัญหาด้าน วิทัศนศาสตร์คอมพิวเตอร์ OpenCV รองรับกระบวนการต่างๆ ในการจัดการภาพดิจิทัล เช่น การแก้ไขสี การแปลง การกรอง การเพิ่มขอบ การตรวจจับและระบุวัตถุ และการแบ่งส่วนภาพ (Review on Computer Vision Using OpenCV - ijrpr). ด้วยฟังก์ชันที่ครอบคลุม OpenCV จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการพัฒนาแอปพลิเคชันด้านวิทัศนศาสตร์คอมพิวเตอร์ที่ซับซ้อน

2.2 Optical Character Regconition (OCR)

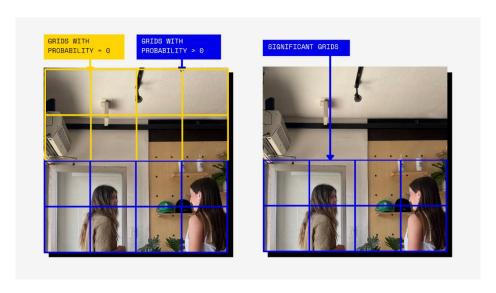
การรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition: OCR)
เป็นเทคโนโลยีที่สามารถจดจำข้อความในเอกสารหรือภาพดิจิทัลได้โดยอัตโนมัติ. OCR
ใช้เทคนิคการประมวลผลภาพและ Machine Learning เพื่อตรวจจับและจดจำตัวอักษร
จากนั้นจึงแปลงผลลัพธ์เป็นรูปแบบข้อความดิจิทัล. เทคนิค OCR ที่ใช้ Machine Learning
สามารถสกัดข้อความที่พิมพ์หรือเขียนด้วยลายมือจากภาพต่างๆ เช่น ป้าย โปสเตอร์ ฉลากสินค้า
รวมถึงเอกสารอย่างบทความ รายงาน แบบฟอร์ม และใบแจ้งหนี้. โดยทั่วไป ข้อความจะถูกสกัดในรูปแบบคำ
บรรทัดข้อความ ย่อหน้า หรือบล็อกข้อความ ทำให้สามารถเข้าถึงข้อความที่สแกนในรูปแบบดิจิทัลได้

2.3 You Only Look Once (YOLO) version 8

YOLOv8 (You Only Look Once version 8) เป็นอัลกอริธึมตรวจจับวัตถุ (Object Detection) ที่ถูกพัฒนาโดย Ultralytics ต่อเนื่องจากตระกูล YOLO รุ่นก่อนหน้า โดยมุ่งเน้นไปที่การเพิ่มความแม่นยำ (Accuracy) และประสิทธิภาพ (Efficiency) ในการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทมในภาพและวิดีโอ

YOLOv8 ไม่ได้เป็นเพียงแค่อัลกอริธึมตรวจจับวัตถุเท่านั้น แต่ยังรองรับงานด้าน Computer Vision อื่น ๆ ได้แก่ การแบ่งส่วนภาพ (Image Segmentation), การจำแนกประเภทภาพ (Image Classification) และการประมาณท่าทาง (Pose Estimation) ทำให้เป็นเครื่องมือที่หลากหลายและมีประสิทธิภาพสูง

YOLOv8 ทำงานโดยการมองภาพทั้งภาพในครั้งเดียวแล้วแบ่งภาพนั้นออกเป็นตารางเล็ก ๆ ในแต่ละช่องของตาราง โมเดลจะพยายามทำนายว่ามีวัตถุอะไรอยู่บ้าง พร้อมทั้งวาดกรอบสี่เหลี่ยม (Bounding Box) รอบวัตถุนั้น และบอกด้วยว่าเป็นวัตถุชนิดไหน เช่น รถยนต์ หรือคน นอกจากนี้ โมเดลยังให้คะแนนความมั่นใจ (Confidence Score) ว่าสิ่งที่ทำนายนั้นถูกต้องมากน้อยแค่ไหน วิธีนี้ทำให้ YOLOv8 สามารถตรวจจับวัตถุได้รวดเร็ว เพราะไม่ต้องไล่ดูภาพทีละส่วนเหมือนวิธีเก่า ๆ แต่จะดูภาพรวมทั้งหมดพร้อมกัน ทำให้เหมาะกับงานที่ต้องการความรวดเร็ว



ภาพประกอบคำอธิบายการทำงานของ YOLOv8

อ้างอิง: https://www.viam.com/post/guide-yolo-model-real-time-object-detection-with-examples

2.4 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

0 ภาพไบนารี่

เป็นภาพที่แต่ละพิกเซลมีค่าเพียงสองค่าเท่านั้น ซึ่งโดยทั่วไปคือ 0 (สีดำ) และ 1 (สีขาว).
ภาพไบนารี่มักถูกสร้างขึ้นจากภาพระดับเทาผ่านกระบวนการแบ่งระดับสี (thresholding)
เพื่อแยกส่วนที่สนใจออกจากพื้นหลัง ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างมากในการวิเคราะห์รูปร่างและโครงสร้างของวัตถุ (encord, 2023)



อ้างอิง: https://pub.towardsai.net/who-needs-photo-editors-massive-image-manipulation-tutorial-inpython-38cb58ad07fe

ภาพระดับเทา

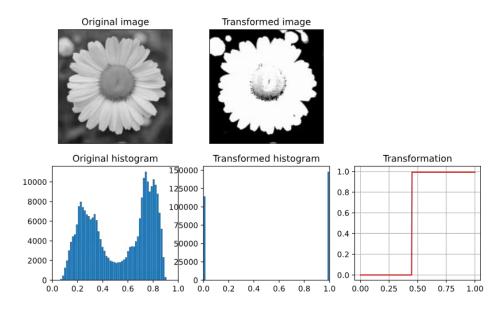
เป็นภาพที่แต่ละพิกเซลมีค่าความเข้มแสงในช่วงหนึ่ง ซึ่งโดยทั่วไปคือ 0 ถึง 255 โดยที่ 0 แทนสีดำสนิท และ 255 แทนสีขาวสนิท. ภาพระดับเทาให้ข้อมูลความเข้มแสงที่ละเอียดกว่าภาพไบนารี่ และมักเป็นขั้นตอนกลางในการประมวลผลภาพก่อนที่จะแปลงเป็นภาพไบนารี่



อ้างอิง: https://pub.towardsai.net/who-needs-photo-editors-massive-image-manipulation-tutorial-inpython-38cb58ad07fe

O Thresholding

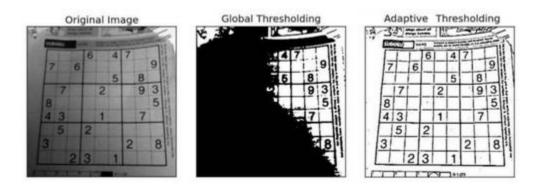
เป็นเทคนิคที่ใช้ในการแปลงภาพระดับเทาให้เป็นภาพไบนารี่ โดยการกำหนดค่าขีดแบ่ง (threshold value). พิกเซลที่มีค่าความเข้มแสงสูงกว่าขีดแบ่งจะถูกกำหนดให้เป็นสีขาว (หรือค่า 1) ในขณะที่พิกเซลที่มีค่าความเข้มแสงต่ำกว่าขีดแบ่งจะถูกกำหนดให้เป็นสีดำ (หรือค่า 0) การแบ่งระดับสีช่วยลดความซับซ้อนของภาพและทำให้ง่ายต่อการแยกวัตถุที่สนใจออกจากพื้นหลัง



อ้างอิง: https://encord.com/blog/image-thresholding-image-processing/

O Adaptive Thresholding

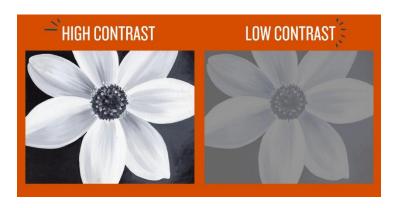
เป็นเทคนิคที่อุดจุดอ่อนของการทำ Thresholding แบบปกติที่ใช้ค่า Threshold เดียวทั้งภาพ (Global Thesholding) เพราะฉะนั้นจึงไม่เหมาะกับภาพที่แสงในภาพไม่คงที่ Adaptive Thresholding จะเข้ามาอุดจุดอ่อนตรงนี้ โดยเทคนิคนี้ใช้การหาค่า Local Threshold ซึ่งคือค่า Threshold ของบริเวณหนึ่ง ๆ ถ้าเปลี่ยนบริเวณค่า Threshold ก็จะเปลี่ยน ทำให้สามารถจัดการกับปัญหาแสงที่ไม่เท่ากันทั่วทั้งภาพได้ https://expert-programming-tutor.com/tutorial/article/KE003582_Image_Processing_with_OpenCV_-Adaptive_Thresholding.php



อ้างอิง: https://en.wikipedia.org/wiki/Thresholding %28image processing%29

O Contrast

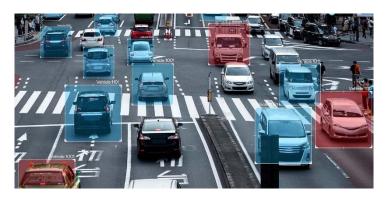
Contrast คือ ความแตกต่างระหว่างส่วนประกอบบนภาพ ภาพที่ Contrast สูงคือภาพที่ขอบของวัตถุตัดกัน ชัดเจน ส่วนภาพที่ Contrast ต่ำ คือ ภาพที่ขอบของวัตถุตัดกันไม่ชัดเจน



อ้างอิง: https://www.thesketchingpad.com/blog/why-contrast-is-the-key-to-visually-appealing-art

O Bounding box

คือสี่เหลี่ยมผืนผ้าที่เล็กที่สุดที่สามารถล้อมรอบวัตถุที่ตรวจพบในภาพได้. Bounding box ถูกกำหนดโดยพิกัดของมุมซ้ายบนและความกว้างและความสูงของสี่เหลี่ยม ซึ่งเป็นประโยชน์ในการระบุตำแหน่งและขนาดของวัตถุในภาพ



อ้างอิง: https://www.anolytics.ai/blog/bounding-box-annotation-importance-types-tips/

O Region of interest (ROI)

คือส่วนใดส่วนหนึ่งของภาพที่ผู้ใช้หรือระบบต้องการเน้นหรือวิเคราะห์เป็นพิเศษ. การกำหนด ROI ช่วยให้สามารถจำกัดการประมวลผลไปเฉพาะส่วนที่เกี่ยวข้องเท่านั้น ซึ่งช่วยประหยัดเวลาและทรัพยากรในการคำนวณ

O Template Matching

Template matching คือกระบวนการค้นหาบริเวณในภาพขนาดใหญ่ (source image) ที่ตรงกับภาพขนาดเล็ก (template image) โดยการเลื่อน template image ไปบน source image ที่ละพิกเซล และคำนวณค่าความคล้ายคลึงกัน (similarity) หรือความแตกต่าง (difference) ระหว่าง template กับส่วนของ source image ที่ถูกทับอยู่ ณ ตำแหน่งนั้นๆ

OpenCV มีวิธีการเปรียบเทียบ template matching อยู่หลายวิธี แต่ละวิธีมีสมการในการคำนวณค่า R(x,y) ที่แตกต่างกัน โดยที่ (x,y) คือพิกัดมุมซ้ายบนของบริเวณที่เปรียบเทียบใน source image, I คือ source image, T คือ template image และ M คือ mask (ถ้ามี)

> วิธี TM_CCOEFF (Correlation Coefficient) วัดค่าสหสัมพันธ์ระหว่าง template และ source image โดยมีการลบค่าเฉลี่ยออกก่อน ค่ายิ่งมากแสดงว่ายิ่งคล้ายกันมาก

$$R(x,y) = \sum_{x',y'} (\mathit{T'}(x',y') \cdot \mathit{I'}(x+x',y+y'))$$

where

$$\begin{split} T'(x',y') &= T(x',y') - 1/(w \cdot h) \cdot \sum_{x'',y''} T(x'',y'') \\ I'(x+x',y+y') &= I(x+x',y+y') - 1/(w \cdot h) \cdot \sum_{x'',y''} I(x+x'',y+y'') \end{split}$$

with mask:

$$\begin{split} & T'(x',y') = M(x',y') \cdot \left(T(x',y') - \frac{1}{\sum_{x'',y''} M(x'',y'')} \cdot \sum_{x'',y'} (T(x'',y'') \cdot M(x'',y'')) \right) \\ & I'(x+x',y+y') = M(x',y') \cdot \left(I(x+x',y+y') - \frac{1}{\sum_{x'',y''} M(x'',y'')} \cdot \sum_{x'',y'} (I(x+x'',y+y'') \cdot M(x'',y'')) \right) \end{split}$$

อ้างอิง: https://docs.opencv.org/4.x/df/dfb/group__imgproc__object.html

โดยในโปรเจคนี้เลือกใช้วิธี TM_CCOEFF_NORMED (Normalized Correlation Coefficient)

$$R(x,y) = rac{\sum_{x',y'} (T'(x',y') \cdot I'(x+x',y+y'))}{\sqrt{\sum_{x',y'} T'(x',y')^2 \cdot \sum_{x',y'} I'(x+x',y+y')^2}}$$

อ้างอิง: https://docs.opencv.org/4.x/df/dfb/group imgproc object.html

เหมือน TM_CCOEFF แต่มีการทำ Normalization เพื่อให้ค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ค่ายิ่งมาก (เข้าใกล้ 1) แสดงว่ายิ่งคล้ายกันมาก ค่า 0 แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์ และค่าติดลบแสดงว่ามีความสัมพันธ์แบบผกผัน วิธีนี้มักจะให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดและทนทานต่อการเปลี่ยนแปลงของแสงและความสว่าง

I source image (ภาพต้นฉบับ)

T template image (ภาพแม่แบบ)

R ผลลัพธ์ของการเปรียบเทียบ (result matrix)

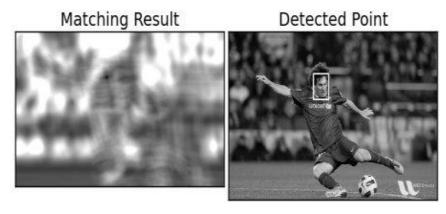
M mask (ถ้ามี) เป็นภาพขาวดำที่ระบุว่าพิกเซลใดใน template ที่จะนำมาใช้ในการคำนวณ

(x,y) พิกัดมุมซ้ายบนของบริเวณที่กำลังเปรียบเทียบใน source image

(x',y') พิกัดภายใน template image

 $\sum_{x',y'}$ ผลรวมของค่าต่างๆ ของทุกพิกเซลใน template

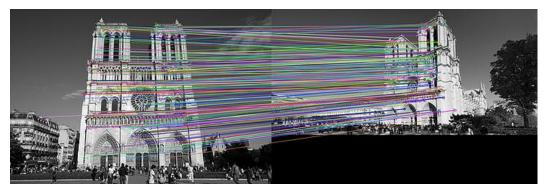
w,h ความกว้างและความสูงของ template



อ้างอิง: https://docs.opencv.org/4.x/d4/dc6/tutorial_py_template_matching.html

O FLANN (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors) Matching

เป็นไลบรารีสำหรับการค้นหา Neighborhood ที่ใกล้ที่สุดโดยประมาณในชุดข้อมูลขนาดใหญ่และในพื้นที่ หลายมิติ ออกแบบมาเพื่อเลือกอัลกอริทึมและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดโดยอัตโนมัติ ขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลนั้นๆ FLANN Based Matcher ใน OpenCV เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการจับคู่หรือค้นหาคุณลักษณะ (features) ของภาพหนึ่งกับอีกภาพ หนึ่ง ซึ่งมักจะทำงานได้เร็วกว่า BruteForceMatcher สำหรับชุดข้อมูลที่หลากหลายและมีขนาดใหญ่ โดยทั่วไปแล้ว



อ้างอิง: https://medium.com/@lucasmassucci/exploring-correlations-in-images-with-sift-andflann-an-efficient-approach-to-feature-matching-1fdb33697f5e

การทำงานของ FLANN Matching สามารถสรุปได้ดังนี้:

1. Indexing

FLANN จะสร้างโครงสร้างข้อมูลที่เรียกว่า index จากชุดของคุณลักษณะ (descriptors) ของภาพฝึกฝน (train image) หรือชุดข้อมูลอ้างอิง มีหลายอัลกอริทึมในการสร้าง index ที่ FLANN รองรับ เช่น KD-Trees, KMeans njia uliyotumia kuandika ujumbe huu (KMeans clustering) และ LSH (Locality Sensitive Hashing) การเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลและข้อกำหนดด้านประสิทธิภาพ การ

2. Nearest Neighbor Search

เมื่อมีคุณลักษณะจาก source image เข้ามา FLANN จะใช้ index ที่สร้างไว้เพื่อค้นหาคุณลักษณะที่ "คล้ายคลึง" หรือ "ใกล้เคียง" ที่สุดในชุดข้อมูลอ้างอิง

"ความใกล้เคียง" นี้วัดจากระยะห่างระหว่างคุณลักษณะ โดยทั่วไปใช้ระยะทางแบบ Euclidean (L2-norm) สำหรับคุณลักษณะเช่น SIFT หรือ SURF หรือใช้ Hamming distance สำหรับคุณลักษณะแบบไบนารี เช่น ORB หรือ BRISK

3. Matching

FLANN Based Matcher จะทำการจับคู่คุณลักษณะจากภาพสอบถามกับคุณลักษณะในภาพฝึกฝนโดยใช้ วิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด

โดยทั่วไปจะใช้ knnMatch() ซึ่งจะค้นหา k เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดสำหรับแต่ละคุณลักษณะของภาพสอบถาม (k มักจะเป็น 2)

4. Filtering Matches

เพื่อให้ได้ผลการจับคู่ที่ดีและลดจำนวนการจับคู่ที่ผิดพลาด (false matches) มักจะมีการใช้เทคนิคการ กรองผลลัพธ์

Ratio Test ของ Lowe: เป็นเทคนิคที่นิยมใช้ โดยจะคำนวณอัตราส่วนของระยะทางของเพื่อนบ้านที่ใกล้ ที่สุดอันดับแรกกับเพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดอันดับสอง หากอัตราส่วนนี้น้อยกว่าค่าเกณฑ์ที่กำหนด (เช่น 0.7 หรือ 0.75) การจับคู่นั้นจะถือว่าเป็น "การจับคู่ที่ดี" แนวคิดคือถ้าการจับคู่มีความชัดเจน ระยะห่างของ Nearest Neighborhood อันดับแรกจะน้อยกว่าระยะห่างของ Nearest Neighborhood อันดับสองอย่างมีนัยสำคัญ

Cross Check Test: การจับคู่ (fa, fb) จะถือว่าดีก็ต่อเมื่อ fb เป็น Nearest Neighborhood สำหรับ fa ในภาพที่สอง และ fa ก็เป็นเพื่อนบ้านที่ดีที่สุดสำหรับ fb ในภาพแรกด้วย

Geometric Test: กำจัดการจับคู่ที่ไม่สอดคล้องกับแบบจำลองทางเรขาคณิต เช่น RANSAC หรือ robust homography สำหรับวัตถุระนาบ

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.5.1 Extraction of Information from Bill Receipts Using Optical Character Recognition

งานวิจัยนี้ถูกนำเสนอโดย Vedant Kumar, Pratyush Kaware, Pradhuman Singh, Reena Sonkusare, และ Siddhant Kumar ในปี 2020 งานวิจัยฉบับนี้นำเสนอการพัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับสกัดข้อมูลจากใบเสร็จรับเงิน โดยใช้เทคโนโลยีการรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition: OCR) ระบบที่พัฒนาขึ้นผสานการ ประมวลผลภาพด้วย OpenCV ร่วมกับ Tesseract OCR เพื่อทำการสกัดข้อความจากภาพใบเสร็จ โดยแอปพลิเคชัน ได้รับการออกแบบให้สามารถทำงานในรูปแบบออฟไลน์บนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์ เพื่อเพิ่มความสะดวกในการ แปลงใบเสร็จจากรูปแบบกระดาษเป็นข้อมูลดิจิทัลอย่างมีประสิทธิภาพ

ในกระบวนการประมวลผลภาพ ระบบได้นำเทคนิค Digital Image Processing มาใช้เพื่อจัดการกับปัญหา ทั่วไป เช่น ลายน้ำ เงา และตราประทับ โดยอาศัยกระบวนการแปลงภาพเป็นภาพระดับสีเทา (grayscale), การ thresholding และการปรับปรุงโครงสร้างภาพด้วยเทคนิค morphological transformations สำหรับใบเสร็จที่มีความ ยาวเกิน 26 เซนติเมตร ระบบจะทำการแบ่งภาพออกเป็นหลายส่วนที่มีการซ้อนทับกันเล็กน้อย เพื่อให้สามารถสกัด ข้อความได้อย่างถูกต้องและครบถ้วน

การสกัดข้อความในระบบนี้ใช้ Tesseract OCR ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Convolutional Neural Network (CNN) และ Long Short-Term Memory (LSTM) ในการวิเคราะห์และดึงข้อมูลตัวอักษรจากภาพ นอกจากนี้ ยังมีการประยุกต์ใช้ Regular Expressions เพื่อค้นหาข้อมูลสำคัญ เช่น วันที่และจำนวนเงิน จากข้อความที่ ถูกสกัดออกมา

ประสิทธิภาพของระบบได้รับการประเมินผ่านตัวชี้วัดความแม่นยำ (Accuracy) และอัตราส่วนสัญญาณต่อ สัญญาณรบกวนสูงสุด (Peak Signal-to-Noise Ratio: PSNR) ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าสามารถจัดการกับปัญหา ลายน้ำ เงา และตราประทับได้อย่างมีประสิทธิภาพ ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถลดเวลาในการจัดการเอกสารทางการเงิน ในรูปแบบกระดาษ และช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงและจัดระเบียบข้อมูลธุรกรรมได้สะดวกและรวดเร็วยิ่งขึ้น

นอกจากนี้ งานวิจัยยังชี้ให้เห็นถึงความท้าทายในการสกัดข้อมูลจากใบเสร็จเก่า เนื่องจากข้อความมักมีความชีด จาง ซึ่งอาจแก้ไขได้ในอนาคตด้วยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี Augmented Reality (AR) และ Virtual Reality (VR) เพื่อ ช่วยในการฟื้นฟูข้อความที่เลือนราง





Raw Image

Processed Image

ภาพที่ .. เปรียบเทียบภาพตั้งฉบับและภาพที่ถูกปรับปรุงแล้ว

2.5.2 Receipt Automatic Reader

งานวิจัยนี้ถูกนำเสนอโดย Olga Maslova, Louis Klein, Damien Dabernat, Alexandre Benoit, และ Patrick Lambert ในปี 2019 โดยนำเสนอระบบอ่านข้อมูลจากใบเสร็จโดยอัตโนมัติที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ เป็นระบบที่ ผสานการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Networks) เข้ากับเทคนิคการประมวลผลภาพแบบ ดั้งเดิม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับและดึงข้อมูลจากใบเสร็จในรูปแบบอัตโนมัติ

กระบวนการเริ่มต้นด้วยขั้นตอนการระบุตำแหน่งและแยกส่วนใบเสร็จ (Receipt Localization & Segmentation) โดยใช้ Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask-RCNN) ที่มีโครงข่ายหลัก เป็น ResNet-101 พร้อมการปรับใช้ฟังก์ชัน Weighted Dice Loss และเทคนิค Sliding Kernel Averaging (ขนาด เคอร์เนล k = 11) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกขอบเขตของใบเสร็จจากพื้นหลัง

หลังจากนั้น ระบบจะดำเนินการปรับแก้รูปร่างเชิงเรขาคณิตของภาพใบเสร็จ (Geometric Transformation) โดยอาศัย Homography Transformation ร่วมกับโครงข่าย VGG-16 เพื่อจัดแนวทิศทางของใบเสร็จให้อยู่ในมุมที่ เหมาะสม เช่น 0°, 90°, 180° และ 270°

ในขั้นตอนการตรวจจับบล็อกข้อความ (Text Block Detection) ระบบจะทำการปรับขนาดภาพให้มีความ กว้าง 512 pixel แล้วประมวลผลด้วย Sobel Filters, เทคนิค Otsu Thresholding และเทคนิค Morphological Closing (ขนาด kernal 8×3) เพื่อแยกส่วนของข้อความออกจากพื้นหลังอย่างมีประสิทธิภาพ

สำหรับการรู้จำอักขระ (Optical Character Recognition: OCR) ระบบจะประมวลผลในระดับบล็อก ข้อความ แทนการประมวลผลแบบทั้งใบเสร็จหรือระดับอักขระเดี่ยว โดยใช้ Google Vision API ซึ่งมีความแม่นยำสูงใน การรู้จำตัวอักษรจากภาพ

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถจัดการกับใบเสร็จที่มีคุณภาพต่ำ เช่น ใบเสร็จที่ยับ ย้อนแสง หรือมี การเอียง ได้ดีกว่าระบบ OCR ทั่วไป โดยการประเมินประสิทธิภาพเน้นไปที่ระดับความแม่นยำในการรู้จำข้อความ ซึ่งถือ เป็นองค์ประกอบสำคัญสำหรับการนำข้อมูลไปใช้ในกระบวนการวิเคราะห์เชิงความหมาย (Semantic Analysis) ใน ลำดับถัดไป



Bad quality receipts, with various damages and flaws

ภาพที่ .. ตัวอย่างภาพใบเสร็จคุณภาพต่ำที่งานนี้ใช้

2.5.3 Development of a Process to Enhance the Reimbursement Efficiency with OCR and Ontology for Financial Documents

งานวิจัยนี้ถูกนำเสนอโดย Patiyuth Pramkeaw, Narumol Chumuang, Mahasak Ketcham, Worawut Yimyam, และ Thittaporn Ganokratanaa ในปี 2022 งานวิจัยนำเสนอระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพใน การตรวจสอบเอกสารทางการเงินที่ใช้สำหรับการเบิกจ่าย โดยปกติแล้วกระบวนการนี้มักต้องใช้เวลานานกว่า 1 สัปดาห์ เนื่องจากต้องพึ่งพาการส่งเอกสารและใบเสร็จแบบ manual ให้กับฝ่ายบัญชี ซึ่งเสี่ยงต่อความผิดพลาดที่เกิดจากมนุษย์ งานวิจัยนี้จึงเสนอระบบที่ช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถถ่ายภาพใบเสร็จผ่านสมาร์ตโฟน จากนั้นระบบจะนำภาพไปประมวลผล ด้วย OCR เพื่อดึงข้อมูลตัวอักษรออกจากภาพ พร้อมใช้เทคนิค pre-processing เช่น การแปลงภาพเป็น grayscale และการปรับ contrast เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการรู้จำตัวอักษร หลังจากนั้นข้อมูลที่ถูกดึงออกมาจะถูกตรวจสอบความ ถูกต้องโดยใช้ Ontology ซึ่งจะช่วย map คำที่รู้จำได้เข้ากับประเภทข้อมูลที่คาดหวัง เช่น ราคา หรือวันที่ และมีการ ปรับปรุงความถูกต้องเพิ่มเติมด้วยอัลกอริทึม Levenshtein Distance รวมถึงการตรวจสอบทางคณิตศาสตร์ เช่น การ คำนวณยอดรวม

ผลการทดลองพบว่าระบบสามารถลดเวลาในการประมวลผลเอกสารเบิกจ่ายได้มากกว่า 50% โดยมีความ แม่นยำอยู่ที่ประมาณ 90–95% สำหรับใบเสร็จคุณภาพดี และ 70–80% สำหรับใบเสร็จคุณภาพต่ำ งานวิจัยสรุปว่าการ ผสานเทคโนโลยี OCR ร่วมกับ Ontology ช่วยให้กระบวนการเบิกจ่ายมีความรวดเร็วและแม่นยำมากขึ้น แม้ว่าจะยังมี ความท้าทายอยู่บ้างในกรณีของใบเสร็จที่มีรูปแบบไม่มาตรฐานหรือมีคุณภาพของภาพต่ำ สำหรับการพัฒนาต่อไปใน อนาคต อาจขยายการรองรับประเภทเอกสารเพิ่มเติม และพัฒนาระบบการจัดการผู้ใช้งานให้ตอบโจทย์การใช้งานใน ระดับองค์กรได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

2.5.4 Menu Item Extraction from Thai Receipt Images Using Deep Learning and Template-based Information Extraction

งานวิจัยนี้นำเสนอโดย Chompunut A-Sawaareekun และ Rajalida Lipikorn ในปี 2025 งานวิจัยนี้ นำเสนอระบบที่ออกแบบมาเพื่อดึงข้อมูลรายการอาหารและข้อมูลการชำระเงินจากใบเสร็จร้านอาหารไทย โดยใช้ กระบวนการ 4 ขั้นตอนที่ทำงานระหว่าง deep learning และเทคนิคแบบ rule-based ขั้นตอนแรกเริ่มจากการ preprocessing ภาพใบเสร็จ โดยแปลงเป็น grayscale และใช้ edge detection ร่วมกับ morphological operations เพื่อเน้นบริเวณที่เป็นข้อความและลดสัญญาณรบกวนพื้นหลัง ขั้นตอนที่สองคือการตรวจจับรูปแบบ layout ของใบเสร็จ ซึ่งจำแนกได้เป็น 3 ประเภท ได้แก่ two-column, three-column แบบใช้เลขอารบิก (3-col-anp) และ three-column แบบใช้เลขไทยร่วมกับอารบิก (3-col-nap) โดยจากการทดสอบโมเดลหลายแบบ ได้แก่ Faster R-CNN, YOLOv5 และ YOLOv8 พบว่า YOLOv8 ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด ด้วยค่า mean average precision (mAP@0.5:0.95) เท่ากับ 0.835

เมื่อระบบสามารถตรวจจับ layout ได้แล้ว ขั้นตอนที่สามคือการนำส่วนที่สนใจ (เช่น รายการอาหารและสรุป ยอดเงิน) ไปผ่านกระบวนการ OCR ด้วย Tesseract เพื่อแปลงภาพเป็นข้อความ ซึ่งก่อนหน้านั้นจะมีการเพิ่มคุณภาพ ภาพให้เหมาะสมกับการอ่านของ OCR โดยเฉพาะในกรณีที่คุณภาพภาพต่ำ ขั้นตอนสุดท้ายคือการประมวลผลข้อความที่ ได้จาก OCR ด้วยกฎที่สอดคล้องกับ layout ที่ตรวจพบ โดยใช้ regular expressions และการเปรียบเทียบแบบ fuzzy matching เพื่อดึงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่มีโครงสร้าง เช่น ชื่อเมนู ปริมาณ ราคาต่อหน่วย และราคารวม รวมถึงข้อมูล การชำระเงิน เช่น ยอดก่อนภาษี VAT และยอดรวมสุทธิ

จากการประเมินผลบนชุดข้อมูลใบเสร็จ 30 ใบ ระบบสามารถดึงข้อมูลเมนูและราคาได้ด้วย precision 87.37% recall 89.25% และ F1-score 88.30% ส่วนความแม่นยำในการดึงข้อมูลการชำระเงินอยู่ที่ 70.45% แม้ว่า ระบบจะให้ผลลัพธ์ที่น่าพอใจ แต่ก็ยังเผชิญกับข้อจำกัด เช่น การจัดการข้อความที่มีทั้งภาษาไทยและอังกฤษในบรรทัด เดียวกัน รูปแบบใบเสร็จที่หลากหลาย และข้อผิดพลาดจาก OCR เมื่อภาพมีคุณภาพต่ำ ผู้เขียนเสนอให้มีการพัฒนาต่อใน ด้าน preprocessing การปรับปรุงความแม่นยำของ OCR และเพิ่มความยืดหยุ่นให้กับขั้นตอนการดึงข้อมูลเพื่อรองรับ รูปแบบใบเสร็จที่หลากหลายมากขึ้นในอนาคต

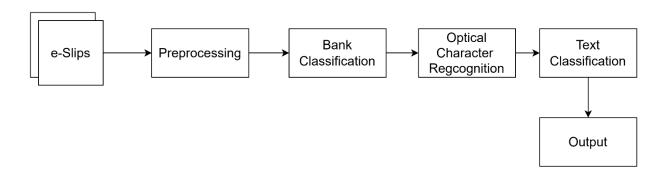
บทที่ 3

ระเบียบวิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 ภาพรวมและสภาพแวดล้อมของการพัฒนาระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์การทำธุรกรรม จากแอปพลิเคชันธนาคาร (Mobile Banking)

3.1.1 วิธีการพัฒนา

การพัฒนาแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนใหญ่ๆด้วยกันของขั้นตอนคือ 1. การทำ Bank Classification และ 2. การทำ OCR โดยมีขั้นตอนย่อยดังภาพ



ภาพรวมการพัฒนาระบบในส่วนใบเสร็จการทำธุรกรรมอิเล็กทรอนิกส์

3.1.1.1 ขั้นคอนการทำ Bank Classification

1. Data Preparation

เริ่มจากการเตรียม logo ของธนาคารต่างๆ เพื่อนำมาทำ template matching และ FLANN matching โดยเลือกรูปภาพมาดังนี้

1.2 ธนาคารกรุงเทพ



logo ใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกรุงเทพ

1.3 ธนาคารกสิกร



logo ใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกสิกร

1.3 ธนาคารกรุงไทย



logo ใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกรุงไทย

1.3 ธนาคารไทยพาณิชย์



logo ใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารไทยพาณิชย์

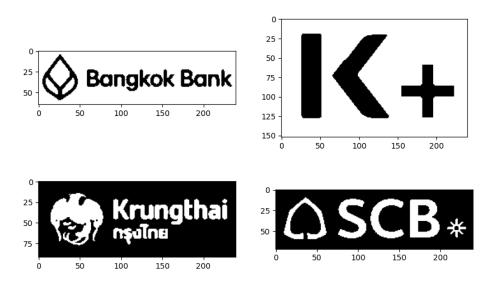
โดยการเลือก logo เราเลือกนำ logo แบบที่มีตัวอักษรอยู่ด้วยเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำ matching มากขึ้น เนื่องจากถ้าตัด logo มาอย่างเดียวมีโอกาสทำให้ match ผิดพลาดได้ตัวอย่าง เช่น e-slip ของธนาคาร กสิกรที่โอนไปยังธนาคารไทยพาณิชย์ จะมี logo ของทั้งสองธนาคารอยู่ในนั้นทำให้มีโอกาสที่โปรแกรมจะตรวจจับ ธนาคารไทยพาณิชย์แทนได้



ตัวอย่างใบเสร็จธนาคารกสิกรที่โอนไปที่ธนาคารไทยพาณิชย์

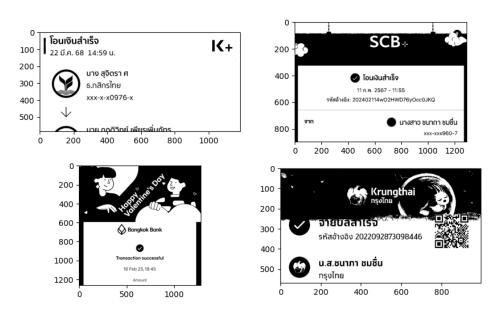
2. Preprocessing

ก่อนนำไปทำ Bank Classification จะทำการ Preprocessing โดยการทำให้รูปภาพเป็น gray scale, gaussian blur และทำ Otsu thresholding เพื่อทำให้รูปภาพเป็น binary เพื่อลดทอนความซับซ้อนของภาพ ก่อนนำไปประมวลผล ทั้งในใบเสร็จและ logo ธนาคาร



Logo ธนาคารทั้งหมดหลัง preprocess

ตัดครึ่งล่างของภาพใบเสร็จออกเนื่องจากขั้นตอนนี้เราสนใจแค่ logo ของธนาคารนั้นๆ ซึ่งมักจะอยู่ ด้านบนของใบเสร็จ และ ลดข้อผิดพลาดลง



ใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ของธนาคารทั้งหมดหลัง preprocess

3. Bank annotation

3.1 Template Matching

ในการทำ Template Matching จะนำรูปภาพของใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ (source image) และ logo (template) มาเทียบกัน และส่งผลลัพธ์ที่ดีที่สุดออกมา โดยใช้ OpenCV matchTemplate

Template Matching มีข้อจำกัดคือรูป Template และ object ภายใน Source Image ต้องมี ขนาดเท่ากันถึงจะสามารถตรวจจับได้ จึงได้ทำ function multi_scale_template_matching() ขึ้นมา

```
def multi_scale_template_matching(image, template, scales=[0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5]):
```

Function multi scale template matching

```
for scale in scales:
    # Resize template
    width = int(template.shape[0] * scale)
    height = int(template.shape[0] * scale)
    resized_template = cv2.resize(template, (width, height))

# Skip if template is larger than image
    if resized_template.shape[0] > image.shape[0] or resized_template.shape[1] > image.shape[1]:
        continue

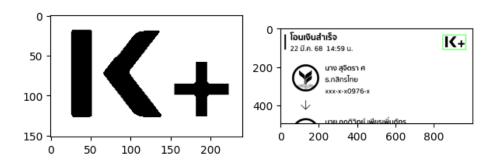
# Perform template matching
    result = cv2.matchTemplate(image, resized_template, cv2.TM_CCOEFF_NORMED)
    min_val, max_val, min_loc, max_loc = cv2.minMaxLoc(result)

# Update best match if current match is better
    if max_val > best_max_val:
        best_max_val = max_val
        best_max_loc = max_loc
        best_scale = scale
        best_resized_template = resized_template
```

โค้ดการทำงานหลักของ Function multi_scale_template_matching

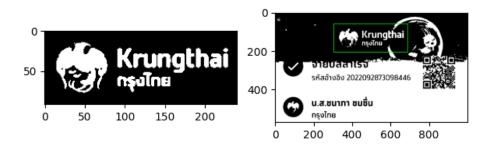
ภายในฟังก์ชันจะรับ source image, template (รูปของ object ที่ต้องการหา), และ list ของ scale แล้วนำ template มา resize ตาม scale ทั้งหมดในเทียบกับ source image เพื่อหา ouput เป็น scale ที่ดีที่สุด และเปอร์เซนต์ pixel ที่ match กัน

Template Matching Best scale: 0.5, Best value: 0.8990



การทำ Template Matching กับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกสิกร

Template Matching Best scale: 1.6, Best value: 0.7577



การทำ Template Matching กับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกรุงไทย

3.2 FLANN Matching

การทำ FLANN Matching จะนำรูปภาพของใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ (source image) และ logo มาเทียบกัน และส่งผลลัพธ์ที่ดีที่สุดออกมาเป็นจำนวน feature ของ logo ที่ match กับ source image ทั้งหมด โดยใช้ OpenCV FlannBasedMatcher โดยสร้าง flann_mathching() เพื่อรับข้อมูล image และ object มาประมวลผล

def flann_matching(image, object):

Function flann_matching

```
# Initiate SIFT detector
sift = cv2.SIFT_create()

# find the keypoints and descriptors with SIFT
kp1, des1 = sift.detectAndCompute(image,None)
kp2, des2 = sift.detectAndCompute(object,None)

# FLANN parameters
FLANN_INDEX_KDTREE = 1
index_params = dict(algorithm = FLANN_INDEX_KDTREE, trees = 5)
search_params = dict(checks=50)  # or pass empty dictionary

flann = cv2.FlannBasedMatcher(index_params,search_params)

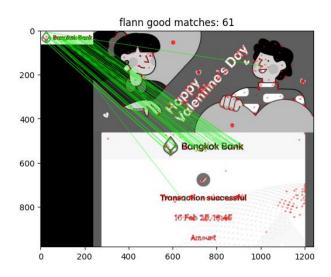
matches = flann.knnMatch(des2,des1,k=2)

# Need to draw only good matches, so create a mask
matchesMask = [[0,0] for i in range(len(matches))]

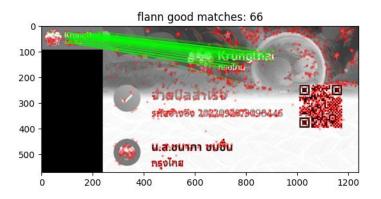
# ratio test as per Lowe's paper
good_matches = []
for i,(m,n) in enumerate(matches):
    if m.distance < 0.7*n.distance:
        matchesMask[i]=[1,0]
        good_matches.append(m)</pre>
```

โค้ดการทำงานหลักของ Function flann_matching

ในโค้ดจะเริ่มจากนำ algorithm Semi-supervised Incremental Feature Extraction (SIFE) มาใช้ในการหา key points และ descriptors ของ source image และ object และใช้ FLANN algorithm ในการเทียบ descriptors ของภาพทั้งสอง และคัดเฉพาะผลลัพธ์ match กันได้ดีมา โดย กำหนด threshold ไว้ที่ 0.7



การทำ FLANN Matching กับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกรุงเทพ



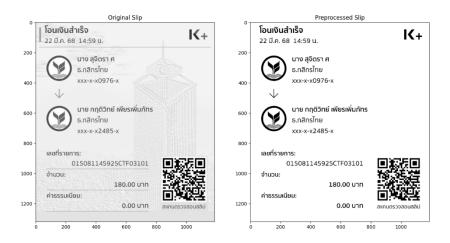
การทำ FLANN Matching กับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์ธนาคารกรุงไทย

3.1.1.2 ขั้นตอนการทำ Optical Character Recognition (OCR)

ในการทำ OCR จะใช้ Python Tesseract OCR เพื่ออ่านตัวอักษรบนรูปภาพ มีขั้นตอนดังนี้

1. Preprocessing

โดยทำ Gray scale และ Otsu thresholding เราจะไม่ใช้ Gaussian Blur ก่อนเพราะ ต้องการคงความคมชัดของ ตัวอักษรไว้



ตัวอย่างใบเสร็จ Gray Scale และทำ Otsu thresholding

2. OCR ด้วย Tesseract OCR

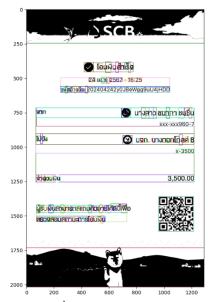
สร้างฟังก์ชัน ocr_pytesseract() รับ input เป็น path ของรูปภาพ return เป็น text ที่ ตรวจจับได้ และภาพที่ใส่ bounding box ของ text แล้ว

```
def | bcr_pytesseract(img):
    print(img)

img = preprocess_bank_slip(img)
    text = pytesseract.image_to_string(img, lang='tha+eng')
    d = pytesseract.image_to_data(img, lang='tha+eng', output_type=Output.DICT)

n_boxes = len(d['level'])
    box_image = img.copy()
    box_image = cv2.cvtColor(box_image, cv2.COLOR_GRAY2BGR)
    for i in range(n_boxes):
        (x, y, w, h) = (d['left'][i], d['top'][i], d['width'][i], d['height'][i])
        # convert to rgs
        box = cv2.rectangle(box_image, (x, y), (x + w, y + h), get_random_rgb_tuple(), 2)
    return text, box
```

Function ocr_pytesseract



ตัวอย่างผลลัพธ่ Bounding Box ที่ทำ OCR ด้วย pytesseract ของใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์

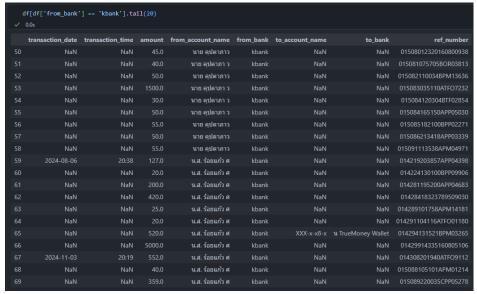
ตัวอย่างผลลัพธ์ข Text ที่ทำ OCR ด้วย pytesseract ของใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์

3. Text Classification ด้วย Regular Expression

โดยแบ่งฟังก์ชันสำหรับแต่ละธนาคารโดยเฉพาะเพราะแต่ละธนาคารมี Pattern ไม่ เหมือนกัน โดยฟังก์ชันทั้งหมดมีดังนี้ _extract_bangkok_info, _extract_krungthai_info, _extract_scb_info, _extract_kbank_info



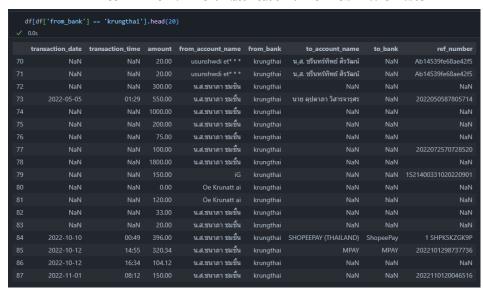
ตัวอย่างผลลัพธ์การทำ Text Classification จาก OCR ธนาคารกรุงเทพ



ตัวอย่างผลลัพธ์การทำ Text Classification จาก OCR ธนาคารกสิกร



ตัวอย่างผลลัพธ์การทำ Text Classification จาก OCR ธนาคารไทยพาณิชย์



ตัวอย่างผลลัพธ์การทำ Text Classification จาก OCR ธนาคารกรุงไทย

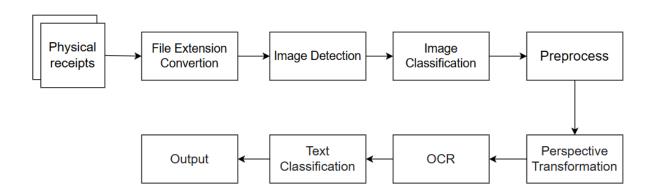
3.1.2 โครงสร้างภาพรวมของระบบ

โดยภาพรวมจะให้ user อัปโหลดรูปภาพของใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์และระบบจะ preprocess รูปภาพแล้วนำมาทำ Template Matching และ FLANN Matching เพื่อแยกว่าเป็นธนาคาร อะไร หลังจากนั้นจะเข้าสู่การทำ OCR ได้ Text ออกมาทำ Regular Expression ของแต่ละ ธนาคาร แล้วสรุปออกมาเป็นตาราง

3.2 ภาพรวมและสภาพแวดล้อมของการพัฒนาระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับ จ่ายเงินอัตโนมัติ (ATM)

3.2.1 วิธีการพัฒนา

วิธีการพัฒนาระบบสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ขั้นตอนหลัก คือ ขั้นตอนการตรวจจับพื้นที่ของใบเสร็จบน ภาพ และขั้นตอนการทำ OCR โดยมีขั้นตอนย่อยดังภาพ



ภาพรวมการพัฒนาระบบในส่วนใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ

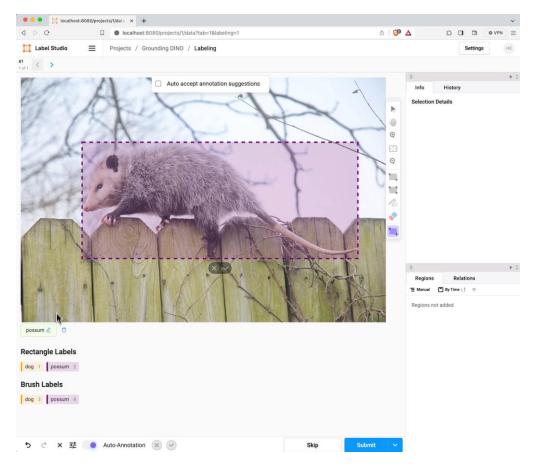
3.2.1.1 ขั้นตอนการตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จบนภาพ

1. กระบวนการเตรียมงานก่อนขั้นตอนการตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จบนภาพ

ก่อนที่จะเริ่มกล่าวถึงการขั้นตอนตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จบนภาพ ขั้นตอนการ Fine-tuned YOLO model จะต้องถูกกล่าวถึงก่อน เนื่องจากเป็นการ Fine-tuned ด้วย dataset ของโครงงานเอง อีกทั้งยังเป็นส่วนสำคัญ ของโครงงานอีกด้วย

Dataset ถูกเก็บเองโดยสมาชิกภาพในกลุ่ม ภายใน Dataset ประกอบด้วยภาพใบเสร็จจาก 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคารกรุงไทย ธนาคารกสิกรไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ โดย Dataset ที่เก็บได้มา จากการถ่ายภาพโทรศัพท์มือถือจากใบเสร็จตัวจริง เว้นแต่ธนาคารไทยพาณิชย์ที่มีอุปสรรคในการหาเป็นอย่างมาก จึงตัดสินใจนำภาพจาก Internet มา Fine-tuned model ซึ่งอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงาน ซึ่งภาพ ทั้งหมดที่นำมาจาก Internet ล้วนแล้วแต่นำมาใช้เพื่อการศึกษาทั้งสิ้น ไม่มีการนำไปใช้ในเชิงพาณิชย์แต่อย่างใด โดยภาพ Dataset ที่สมาชิกในกลุ่มหาเอง ถูกออกแบบให้อยู่ในหลากหลายสภาพแวดล้อม เช่น พื้นหลังเรียบ พื้น หลังลาย แสงมาก แสงน้อย ใบเสร็จยับมาก ใบเสร็จยับน้อย ใบเสร็จเรียบ เพื่อทำให้โมเดลมีประสิทธิภาพมากที่สุด

หลังจากเก็บ Dataset แล้วจึงนำไป label เพื่อระบุพื้นที่ของใบเสร็จ และธนาคารเจ้าของใบเสร็จ หรือ สามารถเรียกอีกอย่างได้ว่า class ของใบเสร็จ โดยใช้โปรแกรม Label Studio



ภาพตัวอย่างการใช้งานโปรแกรม Label Studio ในการ label ภาพและกำหนด class อ้างอิง: https://labelstud.io/blog/using-text-prompts-for-image-annotation-with-grounding-dino-and-label-studio/

หลังจากนั้นจะเริ่มในส่วนของการ train YOLO model โดยเริ่มจากการสร้างไฟล์ YAML ที่เป็น Configuration file เหมือนเป็นไฟล์ที่บอกตำแหน่งของ dataset ที่ใช้ train และ test กับ YOLO และบอก class name ด้วย

```
import yaml
import os
def create_data_yaml(path_to_classes_txt, path_to_data_yaml):
        if not os.path.exists(path_to_classes_txt):
               print(f'classes.txt file not found. Please create a classes.txt labelmap and move it to {path_to_classes_txt}')
        with open(path_to_classes_txt, 'r') as f:
              classes = []
                 for line in f.readlines():
                         if len(line.strip()) == 0: continue
                         classes.append(line.strip())
         number of classes = len(classes)
         data = {
                            'nc': number_of_classes,
                          'names': classes
        with open(path_to_data_yaml, 'w') as f:
                yaml.dump(data, f, sort_keys=False, default_flow_style=True)
        print(f'Created config file at {path_to_data_yaml}')
\label{lem:path_to_classes_txt} \textbf{path\_to\_classes\_txt} = \textbf{r'C:} \\ \text{academic} \\ \text{uni} \\ \text{4} \\ \text{term} \\ \text{2} \\ \text{cs} \\ \text{381} \\ \text{term} \\ \text{project} \\ \text{data} \\ \text{train} \\ \text{classes\_txt'} \\ \text{data} \\ \text{train} \\ \text{classes\_txt'} \\ \text{data} \\ \text{train} \\ \text{classes\_txt'} \\ \text{data} \\ \text{d
path_to_data_yaml = r'C:\academic\uni\4term2\cs381\term project\data.yaml
create_data_yaml(path_to_classes_txt, path_to_data_yaml)
print('\nFile contents:\n')
```

ภาพการโปรแกรมการสร้างไฟล์ YAML

```
classes - Notepad

File Edit Format View Help

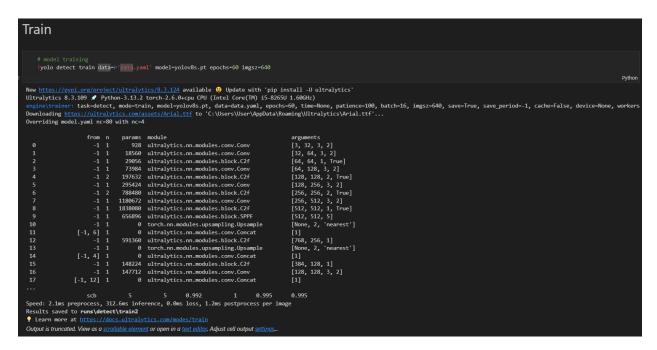
bkk

kplus

krungthai
scb
```

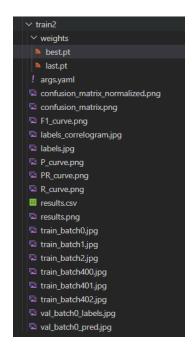
ภาพข้อมูลในไฟล์ classes.txt

จากนั้นนำ data.yaml ที่ได้ไปใช้ในการ train YOLO model



ภาพการ train YOLO model

ภาพด้านล่างเป็นผลลัพธ์จากการ train YOLO model จากนั้นเราจะได้ไฟล์ best.pt ซึ่งเป็นไฟล์โมเดลที่ มีความเก่งที่สุดไปใช้ในขั้นตอนถัดไป



ภาพผลลัพธ์จากการ train YOLO model

2. ขั้นตอนตรวจสอบประเภทของไฟล์รูปภาพ

หลังจากรับภาพถ่ายที่ตรงตามข้อกำหนดของระบบเข้ามาแล้ว ต้องตรวจสอบประเภทไฟล์ของภาพก่อน เนื่องจาก OpenCV สามารถรับประเภทไฟล์ภาพจำกัด อาทิ jpg, jpeg, png, bmp อย่างไรก็ตาม ภาพถ่ายจาก โทรศัพท์มือถือยี่ห้อ Apple ส่งออกภาพที่มีไฟล์ประเภท heif และ heic จึงต้องมีการตรวจสอบและแปลงประเภท ของไฟล์ภาพก่อน

```
# supported filetype
img_ext_list = ['.jpg','.JPG','.jpeg','.JPEG','.png','.PNG','.bmp','.BMP']

# check image type
file_extension = os.path.splitext(image_path)[1]
# change image type(if .heif/.heic)
if file_extension in img_ext_list:
    # read image
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_UNCHANGED)
elif (file_extension=='.HEIC'or file_extension=='.heic'or file_extension=='.HEIF'or file_extension=='.heif'):
    # convert to .JPEG
    image = convert_heic_or_heif_to_jpeg(image_path) # return as np array
    if image is None:
        print('ERROR: HEIC/HEIF file conversion failed. Please check the file.')
        sys.exit(0)
else:
    print(f'Input {image_path} is invalid. Please try again.')
    sys.exit(0)
```

ภาพการโปรแกรมตรวจสอบประเภทของไฟล์

การแปลงประเภทของไฟล์ คือ การแปลง color scale เดิมให้เป็น color scale ของประเภทไฟล์ที่เรา ต้องการ ในที่นี้คือต้องการแปลงให้เป็นไฟล์ประเภท jpeg ที่มี color scale คือ RGB จากนั้นส่งกลับไปเก็บที่ตัว แปรตั้งต้นในรูปแบบของ numpy array ทำให้ไม่ต้องบันทึกไฟล์ที่แปลงแล้วลงเครื่อง

```
# Register HEIC support
pillow_heif.register_heif_opener()
def convert_heic_or_heif_to_jpeg(filepath):
    try:
        img = Image.open(filepath).convert("RGB")
        return np.array(img) # Return image as NumPy array
    except Exception as e:
        return None
```

ภาพการโปรแกรมแปลงประเภทของไฟล์

3. ขั้นตอนการตรวจหาใบเสร็จและระบุประเภทธนาคารเจ้าของใบเสร็จ
ภาพจะถูกนำเข้าโมเดล YOLO เพื่อทำการตรวจจับพื้นที่ใบเสร็จในภาพ และทำการ classify ประเภท
ของใบเสร็จบนภาพ อีกทั้งยังสร้าง Region of Interest (ROI) ด้วยการ crop ภาพ โดยใช้ตำแหน่งของ
bounding box เพื่อเป็นตัวช่วยในขั้นตอน Perspective Transformation

```
# load YOLO model and get labelmap
model = YOLO(model_path, task='detect') # task='detect' => obj detection => get bb and class
labels = model.names # is to map between class id and classname

# resize for appropriate scale
image = resize(image)

# rescale color scale -> effect model's confidence percentage
image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2BGR)

# ------image preprocessing-------
# run detection
results = model(image)
# get the results
detections = results[0].boxes

# project scope => 1 image = 1 receipt
for i in range(0,1): # if there are several obj, get the first one

# get bounding box coordinates
# Ultralytics returns results in Tensor format, which have to be converted to a regular Python array
xyxy_tensor = detections[i].xyxy.cpu() # Detections in Tensor format in CPU memory
xyxy = xyxy_tensor.numpy().squeeze() # Convert tensors to Numpy array
xmin, ymin, xmax, ymax = xyxy.astype(int) # Extract individual coordinates and convert to int

# get classname
classidx = int(detections[i].cls.item())
classname = labels[classidx] # map to get classname of the obj

# get confidence
conf = detections[i].conf.item()

# cropped
# roi = image[ymin:ymax,xmin:xmax]
```

ภาพโปรแกรมการใช้งานโมเดล Yolo

เนื่องจากจากการทดลองทำไปสักระยะพบว่า ไฟล์ที่มาจากโทรศัพท์ APPLE มีขนาดใหญ่มาก ทำให้ หลังจากออกจาก YOLO model แล้วภาพที่ได้ จะได้ไม่เต็มภาพ จึงต้องมีการแปลงขนาดของภาพก่อนนำเข้า YOLO model

```
# resize image for display
def resize(image, max_width=1280, max_height=720):
    height, width = image.shape[:2]
    scale = min(max_width / width, max_height / height)
    if scale < 1.0:
        image = cv2.resize(image, (int(width * scale), int(height * scale)))
    return image</pre>
```

ภาพการโปรแกรม function resize

4. ขั้นตอนการเตรียมภาพก่อนขั้นตอน Perspective Transformation

ก่อนการนำเข้าไปทำ Perspective Transformation ควรจะต้อง Preprocess ก่อนนำเข้า เพื่อเน้นให้ ขอบชัดขึ้น ทำให้ประสิทธิภาพในการหามุมใบเสร็จทั้ง 4 มุมดีขึ้น

ภาพโปรแกรมการ Preprocess ภาพก่อนขั้นตอน Perspective Transformation

เหตุผลที่เลือกใช้ adaptive thresholding แล้วค่อยมาทำ binary inverse ทีหลังแทนการทำ binary ไป เลย เพราะว่าจากการทดลองการใช้ binary ทำให้ไม่สามารถจัดการกับเงาบนภาพได้ จะกลายเป็นแทบดำไปเลย ทำให้เกิดข้อจำกัดของโครงงานที่เพิ่มมากขึ้น จึงเปลี่ยนไปใช้ adaptive thresholding ร่วมกับ binary inverse แทน ซึ่งสามารถจัดการกับภาพที่มีเงาเข้มในระดับนึงได้ดีมากกว่า แต่อย่างไรก็ตามยังคงมีข้อเสีย การใช้ร่วมกัน ของ 2 เทคนิคดังกล่าวไม่สามารถจัดการกับใบเสร็จที่ยับเหมือนอย่างที่ binary ทำได้ ซึ่งจะส่งผลต่อคุณภาพของ การสกัดข้อความจากภาพ (OCR)







ภาพต้นฉบับ, ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วย binary, ภาพที่ถูกปรับปรุงด้วย adaptive thresholding และ binary inverse ตามลำดับ

5. ขั้นตอนการทำ Perspective Transformation

ขั้นตอนนี้ประกอบด้วย 2 ส่วน นั่นคือ ขั้นตอนการหามุมทั้ง 4 ของใบเสร็จ และขั้นตอนการเชื่อมมุมเก่าไป เป็นมุมใหม่

ขั้นตอนแรก การหามุมทั้ง 4 โดยนำภาพที่ Preprocess แล้วเข้ามาทำ โดยจะใช้ OpenCV หาเส้นกรอบ ภาพที่ใหญ่ที่สุด แล้วทำลูปไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้มุมของใบเสร็จทั้ง 4 มุม แล้วนำมุมทั้ง 4 ที่ได้มาจัดให้เรียงใน ลำดับ ซ้ายบน, ขวาบน, ซ้ายล่าง, และขวาล่าง เพื่อที่จะนำไปใช้ในการเชื่อมมุมในขั้นตอนถัดไปได้สะดวกขั้น

```
# get 4 coordinates
# corners' order=TL, TR, BL, BR
corners, detected_4_coor_with_contour = get_4_coordinates(binaryInv,gray_image) #binary
for i,(x,y) in enumerate(corners):
    print(f"Corner {i + 1}: (x={x}, y={y})")
```

```
def get_4_coordinates(binary,gray_image):
   cnts = cv2.findContours(binary.copy(), cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
   cnts = imutils.grab_contours(cnts)
   c = max(cnts, key=cv2.contourArea)
   (x, y, w, h) = cv2.boundingRect(c)
   for eps in np.linspace(0.001, 0.05, 10):
       peri = cv2.arcLength(c, True)
       approx = cv2.approxPolyDP(c, eps * peri, True)
       detected_4_coor_with_contour = gray_image.copy()
       cv2.drawContours(detected_4_coor_with_contour, [approx], -1, (0, 255, 0), 3)
       text = "eps={:.4f}, num_pts={}".format(eps, len(approx))
       cv2.putText(detected_4_coor_with_contour, text, (x, y - 15), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9, (0, 255, 0), 2)
       if len(approx)==4:
   if len(approx)==4:
       corners = approx.reshape(4, 2) # reshape to (4, 2) for convenience
       for i, point in enumerate(corners):
           x, y = point
       def sort_corners(pts):
           pts = pts[np.argsort(pts[:, 1])] # sort by y (top to bottom)
           top, bottom = pts[:2], pts[2:]
           top = top[np.argsort(top[:, 0])]
           bottom = bottom[np.argsort(bottom[:, 0])]
           return np.array([top[0], top[1], bottom[0], bottom[1]])
       ordered_corners = sort_corners(corners)
        print(f"ERROR: Got {len(approx)} points - not a quadrilateral. Try adjusting epsilon.")
       sys.exit(0)
   return ordered_corners, detected_4_coor_with_contour
```

ภาพการโปรแกรมหามุมทั้ง 4 ของใบเสร็จในภาพ



ภาพผลลัพธ์ของการหามุมทั้ง 4 ของใบเสร็จ (กรอบสีดำ)

อย่างไรก็ตาม การโปรแกรมดังภาพมีข้อเสียใหญ่อยู่หนึ่งข้อ คือ ถ้ามันวนลูปจนครบรอบแล้วแต่มุม มากกว่าหรือน้อยกว่า 4 มันจะทำขั้นตอนต่อไปไม่ได้ แล้วโปรแกรมจะต้องจบลงเลย ซึ่งในถ้าภาพถูก Preprocess ด้วย binary จะเกิดคอขวดที่แคบกว่าภาพที่ถูก Preprocess ด้วย adaptive thresholding ร่วมกับ binary inverse นอกจากนี้จากการสังเกต ภาพที่เกิดปัญหาในขั้นตอนนี้มักเป็นภาพถ่ายใบเสร็จไม่เต็มใบ ภาพใบเสร็จยับ มาก ภาพที่มีสีพื้นหลังใกล้เคียงกับใบเสร็จ และภาพใบเสร็จที่บิดหมุนเอียงจนทำให้เห็นภาพพื้นหลังลาย ๆ มากกว่าที่ควรจะเป็น





ภาพตัวอย่างภาพถ่ายใบเสร็จไม่เต็มใบ ภาพใบเสร็จยับมาก และภาพใบเสร็จที่บิดหมุนเอียงจนทำให้เห็นภาพพื้นหลังลาย ๆ มากกว่าที่ควรจะเป็น ตามลำดับ

```
0: 640x480 1 kplus, 288.9ms

Speed: 7.9ms preprocess, 288.9ms inference, 1.2ms postprocess per image at shape (1, 3, 640, 480)

ERROR: Got 6 points – not a quadrilateral. Try adjusting epsilon.

An exception has occurred, use %tb to see the full traceback.

SystemExit: 0
```

ภาพตัวอย่าง error ที่เกิดขึ้น

3.2.1.2 ขั้นตอนการทำ OCR

1. ขั้นตอนการสกัดข้อความจากภาพ

หลังจากได้ภาพที่ทำ Perspective transformation เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับเครื่องมือ OCR อย่าง Pytesseract แล้วก็นำมาทำ OCR โดยภาพที่นำเข้ามาทำ OCR เป็นภาพ Perspective Transformation ที่ผ่าน การ Preprocess อีกครั้งก่อนเข้าไปทำ OCR เพื่อเพิ่ม contrast ระหว่างตัวอักษรกับพื้นหลัง

เหตุผลที่เลือกใช้งาน adaptive thresholding ร่วมกับ binary inverse เป็นเพราะถ้าใช้ภาพ grayscale กับการทำ OCR และถ้ามีเงาที่เข้มระดับหนึ่ง OCR จะไม่สามารถอ่านข้อความบริเวณที่มีเงาพาดได้เลยสักตัวอักษร เดียว การใช้ adaptive thresholding ร่วมกับ binary inverse สามารถแก้ไขในส่วนนี้ได้ แต่อย่างไรก็ตาม การใช้ 2 เทคนิคดังกล่าวมีข้อเสียอย่างที่ได้กล่าวไปแล้วในข้างต้น ทำให้เกิด noise เยอะมาก แต่ก็ยังพอสกัดข้อความ ออกมาได้บ้าง แม้จะไม่ถูกต้องก็ตาม

ภาพการใช้งาน OCR ชื่อ Pytesseract

จากนั้นจะได้ผลลัพธ์ในรูปแบบไฟล์ json







ภาพต้นฉบับ ภาพที่ผ่านการ Perspective Transformation, adaptive thresholding, binary inverse ก่อนการทำ
OCR และผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการทำ OCR ตามลำดับ

2. ขั้นตอนการทำ Text Classification

ในขั้นตอนตอน จะใช้ Regular expression ในการคัดแยกข้อมูลที่เราต้องการจากข้อมูลที่สกัดได้ทั้งหมด โดยจะแยกเป็นของแต่ละธนาคารเลย อย่างไรก็ตาม ผู้จัดทำไม่สามารถทำ Regular expression ของธนาคารไทยพาณิชย์ได้ เนื่องจาก dataset ที่มีไม่เสถียร แม้จะเป็นใบเสร็จจากการทำธุรกรรมแบบเดียวกัน แต่การจัดวางตัวหนังสือต่างกัน จึงขอละการทำ Text classification สำหรับธนาคารไทยพาณิชย์ จะแสดงเป็นข้อมูลที่สกัดได้จาก OCR เท่านั้น

```
if classname=='bkk':
    extracted_text = bkk_extracted(lines)

if classname=='kplus':
    extracted_text = kplus_extracted(lines)

if classname=='krungthai':
    extracted_text = krungthai_extracted(lines)

if classname=='scb':
    extracted_text = lines
```

ภาพโปรแกรมการทำ Text Classification แยกตามธนาคาร

การทำ Text Classification ของธนาคารกรุงเทพ ข้อมูลที่ต้องการสกัดจากใบเสร็จธนาคากรุงเทพ มีดังนี้ วันที่, เวลา, ประเภทการทำธุรกรรม, จำนวนเงิน, และจำนวนเงินคงเหลือที่ใช้ได้

```
def bkk_extracted(lines):
     def clean_text(text):
          return text.replace('0', '0').replace('0', '0').replace('I', '1').replace('1', '1').replace(',', '').replace(',', '').strip()
    date_pattern = r"\b\d{2}\\d{2}\\d{2}\\b"
time_pattern = r"\b\d{2}:\d{2}\\b"
    withdrawal_pattern = r"\bwITHDRAWAL\b"
amount_pattern = r"\b\d{1,3}(?:,\d{3})*(?:\.\d{2})\b"
avail_bal_label_pattern = r"AVAIL\s+8AL"
         "date": None,
"time": None,
"transaction_type": None,
"withdrawal_amount": None,
"available_balance": None
     for i, raw_line in enumerate(lines):
          line = clean_text(raw_line.upper())
         if not extracted["date"]:
    match = re.search(date_pattern, line)
               if match:
                   extracted["date"] = match.group()
          if not extracted["time"]:
              match = re.search(time_pattern, line)
               if match:
                    extracted["time"] = match.group()
         # Extract transaction type
if not extracted["transaction_type"]:
    if re.search(withdrawal_pattern, line):
                    extracted["transaction_type"] = "WITHDRAWAL"
         # Extract withdrawal amount (the line usually contains the word wITHDRAWAL)
if extracted["transaction_type"] == "WITHDRAWAL" and not extracted["withdrawal_amount"]:
    if "WITHDRAWAL" in line and i+1 < len(lines):</pre>
                     current_line_match = re.search(amount_pattern, line)
                     next_line_match = re.search(amount_pattern, clean_text(lines[i+1].upper()))
                    if current_line_match:
    extracted["withdrawal_amount"] = current_line_match.group()
elif next_line_match:
                         extracted["withdrawal_amount"] = next_line_match.group()
          # Extract available balance
if re.search(avail_bal_label_pattern, line):
               match = re.search(amount_pattern, line)
                    extracted["available_balance"] = match.group()
               elif i + 1 < len(lines):

# Try next line if not found on current
                    next_match = re.search(amount_pattern, clean_text(lines[i + 1].upper()))
                     if next_match:
                          extracted["available_balance"] = next_match.group()
    return extracted
```

ภาพการโปรแกรม Text Classification ของธนาคารกรุงเทพ



ภาพที่ใช้ในการทำ OCR ของธนาคารกรุงไทย

ผลลัพธ์ของการทำ OCR ของธนาคารกรุงไทย

ผลลัพธ์ของการทำ Text Classification ของธนาคารกรุงไทย

การทำ Text Classification ของธนาคารกสิกร ข้อมูลที่ต้องการสกัดจากใบเสร็จธนาคากสิกรไทย มีดังนี้ วันที่, เวลา, ประเภทการทำธุรกรรม, เลขบัญชีธนาคารต้นทาง, จำนวนเงิน, ค่าธรรมเนียม, และจำนวนเงินคงเหลือที่ใช้ได้

```
def kplus_extracted(lines):
      extracted data = {
             "date": None,
           "time": None,
"transaction_type": None,
"from_account": None,
             "withdrawal_amount": None,
            "fee_amount": None,
"account_balance": None
     \label{eq:date_pattern} $$ date_pattern = r"DATE\s^{(d_2)[/\circ000']?\d_2]'' time_pattern = r"TIME\s^{(d_2)''} withdrawal_pattern = r"(wITHDRAWAL)'' from_account_pattern = r"FROM\s^ACCCUNT\s^{([A-Z0-9]+)''} amount_pattern = r"AMCUNT\s^{([d_1]+\.\d_2)''} fee_amount_pattern = r"FEE\s^*AMCUNT\s^{([d_1]+\.\d_2)''} ac_balance_pattern = r"AC\s^*BALANCE\s^{([d_1]+\.\d_2)''} $$
     for i, line in enumerate(lines):
    line_clean = line.replace('o', '0').replace('o', '0').strip()
           date_match = re.search(date_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
           if date_match and extracted_data["date"] is None:
    extracted_data["date"] = date_match.group(1).replace("'", "/")
           time_match = re.search(time_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
           if time match and extracted data["time"] is None:
                 extracted_data["time"] = time_match.group(1) + ":00"
           withdrawal_match = re.search(withdrawal_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
if withdrawal_match and extracted_data["transaction_type"] is None:
    extracted_data["transaction_type"] = withdrawal_match.group(1).upper()
           from_account_match = re.search(from_account_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
            if from_account_match and extracted_data["from_account"] is None:
                  extracted_data["from_account"] = from_account_match.group(1)
            amount_match = re.search(amount_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
           if amount_match and extracted_data["withdrawal_amount"] is None
    extracted_data["withdrawal_amount"] = amount_match.group(1)
            fee_amount_match = re.search(fee_amount_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
           if fee_amount_match and extracted_data["fee_amount"] is None:
    extracted_data["fee_amount"] = fee_amount_match.group(1)
            ac_balance_match = re.search(ac_balance_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
           if ac_balance_match and extracted_data["account_balance"] is None:
    extracted_data["account_balance"] = ac_balance_match.group(1)
      return extracted data
```

ภาพการโปรแกรม Text Classification ของธนาคารกสิกร



ภาพที่ใช้ในการทำ OCR ของธนาคารกสิกรไทย

ผลลัพธ์ของการทำ OCR ของธนาคารกสิกรไทย

ผลลัพธ์ของการทำ Text Classification ของธนาคารกสิกรไทย

การทำ Text Classification ของธนาคารกรุงไทย ข้อมูลที่ต้องการสกัดจากใบเสร็จธนาคากสิกรไทย มีดังนี้ วันที่, เวลา, ประเภทการทำธุรกรรม, จำนวนเงิน, และเลขบัญชี

```
def krungthai_extracted(lines):
           extracted_data = {
                    "date": None,
"time": None,
                     "transaction_type": None,
                      "deposit_amount": None,
                     "ac_name": None
          \label{eq:date_pattern} $$\operatorname{date\_pattern} = r'' DATE \s^*([\d]_{2}/[\d]_{2})'' $$
         time_pattern = r"TIME\s*([\d]{2})"
deposit_pattern = r"(AUTO\s*DEP)"
amount_pattern = r"\lambda\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unders\unde
           for line in lines:
                    line_clean = line.strip()
                     date_match = re.search(date_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
                     if date_match and extracted_data["date"] is None:
                               extracted_data["date"] = date_match.group(1)
                     time_match = re.search(time_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
                     if time_match and extracted_data["time"] is None:
                               extracted_data["time"] = time_match.group(1) + ":00"
                     # extract type of transaction (AUTO DEP)
                     deposit_match = re.search(deposit_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
                     if deposit_match and extracted_data["transaction_type"] is None:
    extracted_data["transaction_type"] = deposit_match.group(1)
                     # extract deposit amount
                     amount_match = re.search(amount_pattern, line_clean, re.IGNORECASE)
                      if amount_match and extracted_data["deposit_amount"] is None:
                                extracted_data["deposit_amount"] = amount_match.group(1)
                     ac_name_match = re.search(ac_name_pattern, line_clean)
                      if ac_name_match and extracted_data["ac_name"] is None:
                                extracted_data["ac_name"] = ac_name_match.group(1).strip()
           return extracted_data
```

ภาพการโปรแกรม Text Classification ของธนาคารกรุงไทย



ภาพที่ใช้ในการทำ OCR ของธนาคารกรุงไทย

ผลลัพธ์ของการทำ OCR ของธนาคารกรุงไทย

ผลลัพธ์ของการทำ Text Classification ของธนาคารกรุงไทย

ผลลัพธ์ของการทำ OCR ของธนาคารไทยพาณิชย์ ข้อมูลที่ต้องการสกัดจากใบเสร็จธนาคารไทยพาณิชย์จะแสดงผลลัพธ์ข้อความจากที่สกัดได้จาก OCR เลย



ภาพที่ใช้ในการทำ OCR ของธนาคารไทยพาณิชย์

ผลลัพธ์ของการทำ OCR ของธนาคารไทยพาณิชย์

3.2.2 โครงสร้างภาพรวมของระบบ

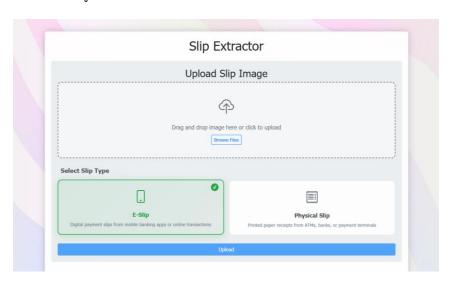
เมื่อระบบได้รับภาพจากผู้ใช้งานระบบแล้ว จะนำเข้าโมเดล YOLO และทำการ Preprocess ก่อนโดยการทำให้เป็น grayscale, guassian blur, adaptive thresholding, และ binary inverse ตามลำดับ จากนั้นจึงนำภาพไปทำการ Perspective Transformation จากนั้นจึงนำเข้าไปสกัดตัวอักษร ใน Pytesseract และใช้ Regular Expression สำหรับแยกข้อมูลที่ต้องการออกมา

3.3 การพัฒนาในรูปแบบ Web application

3.3.1 โครงสร้างภาพรวมของระบบ

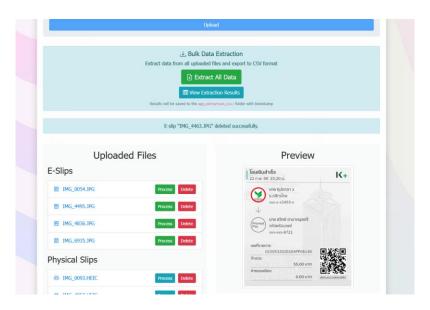
Web application ที่พัฒนาด้วย Flask framework โดยการประมวลผลต่างๆ ของรูปภาพจะ ประมวลผลในฝั่ง server side ทั้งหมด เป็นการนำ process ต่างๆมาเขียนเป็นฟังก์ชันให้ user เรียกใช้ ผ่าน Rest API ได้ โดย Web application มีฟีเจอร์ดังนี้

1. อัปโหลดรูปภาพใบเสร็จ และเลือกชนิดของใบเสร็จที่จะอัปโหลด



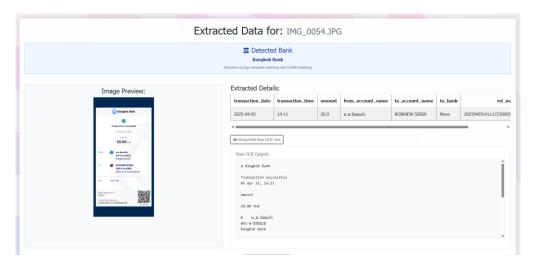
รูปภาพแสดง UI การอัพโหลดรูปภาพใบเสร็จ

2. ดูรายการรูปภาพทั้งหมดที่ user อัปโหลดไว้



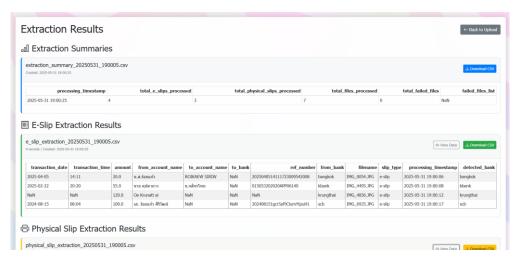
รูปภาพแสดง UI การดูรายการใบเสร็จ

3. สกัดข้อมูลออกมาจากรูปภาพในรูปแบบตาราง และดูผลลัพธ์ดิบของการ OCR ได้



รูปภาพแสดง UI การดูผลลัพธ์การประมวลผลของแต่ละใบเสร็จ

4. สามารถสกัดข้อมูลทั้งหมดที่ user อัปโหลด แสดงผลออกมาเป็นตาราง และบันทึกเป็นไฟล์ csv ได้



รูปภาพแสดง UI การดูผลลัพธ์การประมวลผลใบเสร็จทั้งหมด

3.4 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา

3.4.1 ภาพนำเข้า

ภาพนำเข้าเป็นภาพถ่ายจากโทรศัพท์มือถือแสดงรูปใบเสร็จจากการทำธุรกรรมจากตู้ ATM



ภาพตัวอย่างภาพใบเสร็จจากตู้ ATM

3.4.2 โปรแกรม Visual Studio Code (VS Code)

Visual Studio Code เป็นโปรแกรมที่ใช้สำหรับการพัฒนาระบบในส่วนใบเสร็จการทำธุรกรรมจาก เครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ โปรแกรมนี้มีประสิทธิภาพสูง และมีจุดเด่นหลักในเรื่องของส่วนต่อขยายหรือ Extension ที่ทำให้ผู้พัฒนาสามารถเขียนโปรแกรมได้หลายภาษาจากการติดตั้งเพียงครั้งเดียว



ภาพโปรแกรม Visual Studio Code อ้างอิง: https://webdodee.com/what-is-visual-studio-code-and-how-to-use/

3.4.3 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook เป็นโปรแกรมที่ทำให้ผู้พัฒนาสามารถเขียนโปรแกรมบนเว็บไซต์ได้ โดย Jupyter Notebook ก็เป็นส่วนหนึ่งของ Extension บน VS Code ด้วยเช่นกัน โดยโปรแกรมนี้มีลักษณะที่ใน 1 ไฟล์ สามารถสร้างช่องย่อย ๆ ได้หลายช่องเรียกว่า cell และการ run แต่ละ cell สามารถแทน run python file ปกติ ได้เลย ผลลัพธ์ที่ออกมาจะอยู่ใต้ cell ดังกล่าว ทำให้โปรแกรมในลักษณะนี้เหมาะกับการลองผิดลองถูก



ภาพโปรแกรม Jupyter Notebook อ้างอิง: https://en.wikipedia.org/wiki/Project Jupyter

3.4.4 YOLO V8

You Only Look Once หรือ YOLO เวอร์ชั่น 8 เป็น Object Detection Model ที่มีความสามารถใน การตรวจจับวัตถุที่รวดเร็วและแม่นยำ อีกทั้งยังสามารถตรวจจับได้แบบ Realtime นอกจากนี้ YOLO ยังมี ความสามารถในการตรวจจับวัตถุที่ซ้อนทับกันบนภาพได้อีกด้วย จึงเหมาะกับงานที่ต้องการความเร็วในการ ตรวจจับวัตถุ เช่น ตรวจจับวัตถุในวิดีโอ เป็นต้น



ภาพ Logo โปรแกรม YOLO

อ้างอิง: https://grassrootengineer.medium.com/yolo

3.4.5 Flask

Flask (ฟลาสก์) คือ ไมโครเว็บเฟรมเวิร์ก (micro web framework) สำหรับภาษาโปรแกรม Python เป็นเครื่องมือที่ช่วยให้นักพัฒนาสามารถสร้างเว็บแอปพลิเคชันและ API (Application Programming Interfaces) ได้อย่างรวดเร็วและง่ายขึ้น



ภาพ Logo Flask web framework

อ้างอิง: https://en.wikipedia.org/wiki/Flask_%28web_framework%29

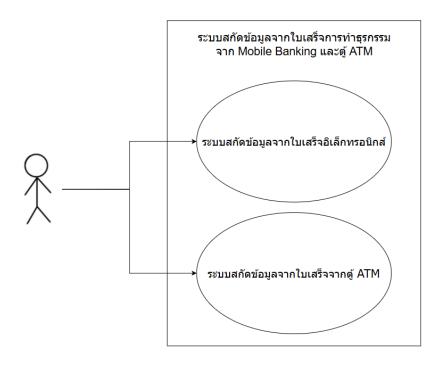
3.4.6 Tesseract OCR

Python Tesseract OCR คือชุดเครื่องมือที่ใช้ในการประมวลผล Optical Character Recognition (OCR) ในภาษา Python โดยเป็น Wrapper (ส่วนห่อหุ้ม) สำหรับ Google's Tesseract-OCR Engine

โดยมี Pytesseract (Python-tesseract) คือไลบรารี Python ที่ทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการเชื่อมต่อกับ
Tesseract OCR Engine แทนที่เราจะต้องเรียกใช้ Tesseract ผ่าน Command Line โดยตรง Pytesseract ช่วย
ให้เราสามารถเรียกใช้ฟังก์ชันต่างๆ ของ Tesseract ได้อย่างง่ายดายภายในโค้ด Python

3.5 การวิเคราะห์และขอบเขตความต้องการระบบ

3.5.1 Use case diagram



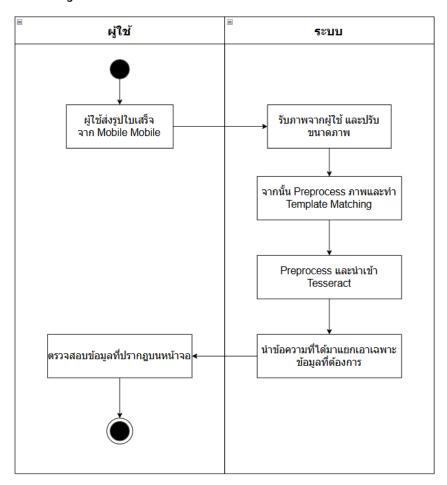
ภาพ Use Case Diagram

3.5.2 Use case description

ชื่อ Use case (Use case Name)	ส่งภาพใบเสร็จเข้าสู่ระบบ	
ผู้ใช้ (Actor)	ผู้ที่ต้องการทำรายรับรายจ่าย หรือร้านค้า SME ที่ต้องการทำบัญชีการ	
	ค้าขาย	
คำอธิบาย (Description)	ผู้ใช้นำภาพใบเสร็จที่ต้องการสกัดข้อมูลเข้าสู่ระบบ	
เงื่อนไขก่อนหน้า (Precondition)	ภาพใบเสร็จที่ตรงตามข้อกำหนดที่ถูกระบุไว้	
เงื่อนไขภายหลัง (Post condition)	ผู้ใช้ได้รับข้อมูลบนใบเสร็จเป็น text ตามที่ต้องการ	
กระแสหลัก (Basic flow)	 Use case เริ่มก็ต่อเมื่อ user มีรูปภาพใบเสร็จ 	
	2. User เลือกชนิดของภาพก่อนอัพโหลดเข้าไปในระบบ	
	3. User อัปโหลดรูปภาพไปในระบบ	
	a. รูปภาพใบเร็จจาก ATM	
	i. ระบบเลือกใช้ฟังก์ชันประมวลผลสำหรับ	
	ใบเสร็จจาก ATM	

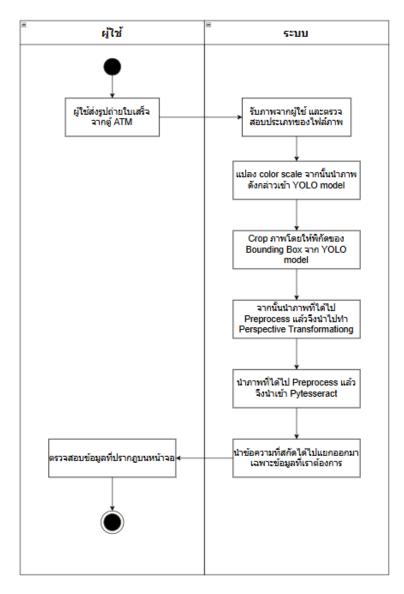
	b. รูปภาพสลิปจาก Mobile Banking
	i. ระบบเลือกใช้ฟังก์ชันประมวลผลสำหรับ
	ใบเสร็จจาก Mobile Bankin
	4. ระบบจำแนกธนาคารและสกัดข้อมูลออกมาเป็นตาราง
กระแสรอง (Alternative flow)	ระบบไม่รองรับงรูปภาพที่ User อัปโหลด

3.5.3 Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลสำหรับใบเสร็จอิเล็กทรอนิกส์การทำธุรกรรมจากแอปพลิเคชัน ธนาคาร (Mobile Banking)



ภาพ Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลจากใบเสร็จการทำธุรกรรมจาก Mobile Banking

3.5.4 Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลจากใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ (ATM)



ภาพ Activity Diagram ของระบบสกัดข้อมูลจากใบเสร็จการทำธุรกรรมจากเครื่องรับจ่ายเงินอัตโนมัติ

บทที่ 4

การทดลอง

ในขั้นตอนนี้คือการทดลองขั้นตอนการสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking และใบเสร็จจากตู้ ATM เพื่อวัดประสิทธิภาพความถูกต้องของระบบทั้งหมด ซึ่งประกอบไปด้วย 2 ระบบย่อย คือ ระบบสกัดข้อความ จากใบเสร็จจาก Mobile Banking และระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM โดยแต่ละระบบย่อยจะถูกแบ่ง การทดลองออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรก คือ การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ และส่วนที่สอง คือ การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการสกัดข้อความ ความถูกต้องของผลลัพธ์วัดจากร้อยละของ ความถูกต้องของภาพที่ทดสอบทั้งหมด โดยมีตัวแปรในการควบคุมการทดลอง ดังนี้

ตัวแปรตัน: รูปภาพใบเสร็จจาก Mobile Banking หรือใบเสร็จจากตู้ ATM จากแต่ละธนาคาร

ตัวแปรตาม: ร้อยละความแม่นยำของการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ และร้อยละของภาพที่สกัดข้อความที่ ต้องการออกมาได้อย่างถูกต้อง

สมมติฐานในการทดลอง คือ

- 1. สำหรับระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking
 - สมมติฐานที่ 1 : อัตราการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จได้ถูกต้องมากกว่าร้อยละ 90
 - สมมติฐานที่ 2 : ประสิทธิภาพของการสกัดข้อความถูกต้องมากกว่าร้อยละ 60
 - สมมติฐานที่ 3 : ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking ใช้เวลาในการประมวลแต่ละ ครั้งไม่เกิน 10 วินาที
- 2. สำหรับระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก ATM
 - สมมติฐานที่ 1 : อัตราการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จได้ถูกต้องมากกว่าร้อยละ 90
 - สมมติฐานที่ 2 : ประสิทธิภาพของการสกัดข้อความถูกต้องมากกว่าร้อยละ 60
 - สมมติฐานที่ 3 : ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking ใช้เวลาในการประมวลแต่ละ ครั้งไม่เกิน 10 วินาที

4.1 เครื่องมือในการทดลอง

1. ภาพใบเสร็จจากตู้ Mobile Banking ของแต่ละธนาคาร

ภาพใบเสร็จ Mobile Banking 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคารกสิกรไทย ธนาคารกรุงไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ ที่บันทึกไว้หลังจากทำธุรกรรมเสร็จสิ้น จำนวนทั้งหมด 129 ภาพ

2. ภาพใบเสร็จจากตู้ ATM ของแต่ละธนาคาร

ภาพใบเสร็จจากตู้ของ 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคารกสิกรไทย ธนาคารกรุงไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ จำนวน 30 ภาพ ซึ่งเป็นภาพที่มีพื้นหลังสีพื้นและพื้นหลังลาย ระยะการถ่ายแบบใกล้และไกล ใบเสร็จยับและใบเสร็จเรียบ ภาพเหล่านี้ถูกถ่ายในแสงที่ต่างกัน

4.2 การทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking

4.2.1 เครื่องมือในการทดลอง

4.2.2 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ

4.2.2.1 ขั้นตอนในการทดลอง

การทดลองนี้นำภาพถ่ายจาก Mobile Banking จาก 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคาร กสิกรไทย ธนาคารกรุงไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ จำนวนทั้งหมด 129 ภาพ เป็น

- ธนาคารกสิกรไทย 58 ภาพ
- ธนาคารกรุงเทพ 12 ภาพ
- ธนาคารกรุงไทย 18 ภาพ
- ธนาคารไทยพาณิชย์ 41 ภาพ

น้ำทั้งหมดมาประมวลผลและเก็บข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv

4.2.2.2 ผลการทดลอง

ตารางแสดงจำนวนผลลัพธ์การตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จจาก Mobile Banking

Bank	Total Records	Valid Classification	Accuracy
		results	

Bankok	12	12	100%
KBank	58	58	100%
Krungthai	18	18	100%
SCB	41	41	100%

ระบบสามารถตรวจจับธนาคาจากใบเสร็จ Mobile Banking ทั้งหมด 4 ธนาคารได้ 100%

4.2.3 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการสกัดข้อความ

4.2.3.1 ขั้นตอนในการทดลอง

การทดลองนี้นำภาพถ่ายจาก Mobile Banking จาก 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคาร กสิกรไทย ธนาคารกรุงไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ จำนวนทั้งหมด 129 ภาพ เป็น

- ธนาคารกสิกรไทย 58 ภาพ
- ธนาคารกรุงเทพ 12 ภาพ
- ธนาคารกรุงไทย 18 ภาพ
- ธนาคารไทยพาณิชย์ 41 ภาพ

นำทั้งหมดมาประมวลผลและเก็บข้อมูลในรูปแบบไฟล์ .csv

4.2.3.2 ผลการทดลอง

ตารางแสดงผลลัพธ์การสกัดข้อมูลใบเสร็จจาก Mobile Banking ของแต่ละ Column

Total Missing Data คือข้อมูลที่ระบบไม่สามารถสกัดออกมาได้ของแต่ละ Column

Column	Total Records	Total Missing	Success Rate
		Data	
Transaction_date	129	96	25.6%
Transaction_time	129	96	25.6%
amount	129	9	93.0%
from_account_name	129	6	95.3%
to_account_name	129	22	82.9%
to_bank	129	108	16.3%
ref_number	129	18	86.0%

ระบบสามารถสกัดข้อมูล amount, from_account_name, to_account_name, และ ref_number ได้ดี

ตารางแสดงผลลัพธ์การสกัดข้อมูลใบเสร็จจาก Mobile Banking ในทุก Column ของแต่ละธนาคาร

Bank	Total Records	Overall Columns
		Success Rate
Bankok	12	79.8%
KBank	58	60.6%
Krungthai	18	50.0%
SCB	41	59.0%

ระบบสามารถสกัดข้อมูลธนาคารกรุงเทพได้ดีที่สุด

4.3 การทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM

4.3.1 เครื่องมือในการทดลอง

4.3.2 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จจากตู้ ATM

4.3.2.1 ขั้นตอนในการทดลอง

การทดลองนี้นำภาพถ่ายใบเสร็จจากตู้ ATM จาก 4 ธนาคาร ได้แก่ ธนาคารกรุงเทพ ธนาคาร กสิกรไทย ธนาคารกรุงไทย และธนาคารไทยพาณิชย์ ซึ่งเป็นภาพที่มีพื้นหลังสีพื้นและพื้นหลังลาย ระยะ การถ่ายแบบใกล้และไกล ใบเสร็จยับและใบเสร็จเรียบ ภาพเหล่านี้ถูกถ่ายในแสงที่ต่างกัน ทั้งหมดจำนวน 30 ภาพ ประกอบด้วยภาพถ่ายใบเสร็จของธนาคารกรุงเทพจำนวน 6 ภาพ, ภาพถ่ายใบเสร็จของธนาคาร กสิกรไทยจำนวน 11 ภาพ, ภาพถ่ายใบเสร็จของธนาคารกรุงไทยจำนวน 8 ภาพ, และภาพถ่ายใบเสร็จ ของธนาคารไทยพาณิชย์จำนวน 5 ภาพ การทดลองนี้จะนำภาพไปตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ โดยมี ขั้นตอนดังนี้

- 1. เตรียมภาพถ่ายใบเสร็จตู้ ATM
- 2. นำภาพถ่ายที่เตรียมไว้ไปตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ
- 3. จดบันทึกผลลัพธ์ที่ได้

4.3.2.2 ผลการทดลอง

Confusion Metrix

ตารางแสดงจำนวนผลลัพธ์การตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ

	ผลลัพธ์ของระบบ					
ภาพนำเข้า		กรุงเทพ	กสิกรไทย	กรุงไทย	ไทยพาณิชย์	ไม่ระบุผลลัพธ์
31111121601	กรุงเทพ	5	-	-	1	-

กสิกรไทย	-	10	-	-	1
กรุงไทย	-	1	7	-	-
ไทยพาณิชย์	-	-	-	5	-

Efficientcy = จำนวนภาพที่ทายถูก / จำนวนภาพทั้งหมด = 27 / 30 = 90%

4.3.3 การทดลองเพื่อวัดประสิทธิภาพการสกัดข้อความ

4.3.3.1 ขั้นตอนในการทดลอง

การทดลองนี้จะนำภาพที่ถูกตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จมาแล้ว นำไปทำการสกัดข้อความ โดยเป็นภาพที่มีพื้นหลังสีพื้นและพื้นหลังลาย ระยะการถ่ายแบบใกล้และไกล ใบเสร็จยับและใบเสร็จเรียบ ภาพเหล่านี้ถูกถ่ายในแสงที่ต่างกัน โดยแต่ละธนาคารจะมีข้อมูลที่สกัดออกมาได้ต่างกันออกไป โดยมีขั้นตอนในการทดลองดังนี้

- 1. เตรียมภาพถ่ายจากขั้นตอนการตรวจจับธนาคารเจ้าของบัตร
- 2. นำภาพเข้าไปสกัดข้อความ
- 3. จดบันทึกผลลัพธ์

4.3.3.2 ผลการทดลอง

Confusion Metrix

ตารางแสดงจำนวนผลลัพธ์การสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM

<u>หมายเหตุ</u> (A/B) แทนภาพที่นำมาทดสอบแต่ละภาพ โดย A คือ จำนวนข้อมูลที่สามารถสกัดได้ของแต่ละธนาคาร และ B คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่เราต้องการของแต่ละธนาคาร

	จำนวนภาพที่นำเข้าระบบ	จำนวนภาพที่ถ่ายถูก
กรุงเทพ	5	(0/5), (error), (error), (error)
กสิกรไทย	10	(2/7), (0/7), (0/7), (0/7), (error), (0/7), (0/7), (0/7), (error), (0/7)
กรุงไทย	7	(0/5), (0/5), (0/5), (0/5), (0/5), (0/5)
ไทยพาณิชย์	5	-

Efficiency ใกล้ศูนย์

บทที่ 5

สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

สำหรับส่วนระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM จะประกอบด้วย 2 ระบบย่อย คือ
การตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ และการสกัดข้อความจากใบเสร็จ
โดยก่อนจะเริ่มขั้นตอนการตรวจจับธนาคารเจ้าของใบเสร็จ เราต้องเริ่มจากการเตรียมข้อมูลโดยการ label
ข้อมูลเพื่อนำไป train YOLO model หลังจากนั้นก็พัฒนาระบบต่อ โดยการนำผลลัพธ์ที่ได้จาก YOLO model
นั่นก็คือ พิกัด Bounding Box ไปเป็นพิกัดของการ crop รูปให้ได้ Region of Interest แล้วนำภาพที่ได้ไป
Preprocess เช่น grayscale, adaptive thresholding, และ binary inverse จากนั้นนำภาพที่ผ่านการ
Preprocess แล้วไปทำ OCR โดยในขบวนการทำมีการเปรียบเทียบแล้วว่า การ Preprocess
แบบไหนเหมาะกับโครงงานนี้มากที่สุด ระหว่าง grayscale, binary, และการทำงานร่วมกันของ grayscale,
adaptive thresholding, และ binaryiInverse โดยเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดคือ การใช้ร่วมกันของ 3 เทคนิค
grayscale, adaptive thresholding, และ binary inverse
หลังจากนั้นนำข้อความที่สกัดได้ไปคัดแยกข้อมูลที่ต้องการของแต่ละธนาคารออกมาโดยใช้ Regular Expression

ส่วนของระบบสกัดข้อความจากในเสร็จจาก Mobile banking โดยการเตรียม logo ของธนาคารทั้งสี่
และนำใบเสร็จและ logo ไปทำ grayscale, Otsu thresholding นำไปทำ Template Matching และ FLANN
Matching เพื่อจำแนกประเภทธนาคารของใบเสร็จ แล้วนำไปทำ OCR โดยใช้ PyTesseract เพื่อสกัดข้อมูล
ตัวอักษรออกมา แล้วแยกข้อมูลออกมาเป็นตารางด้วย Regular Expression พบว่า thresholding แบบ Otsu ดี
ที่สุดในการลบพื้นหลังของรูปภาพออก ส่วนการ Template Matching อย่างเดียวอาจไม่เพียงพอต่อการจำแนก
ประเภท เนื่องจากมีโอกาสที่พื้นหลังของ slip จะเปลี่ยนไปตามเทศกาล และส่งผลให้ทำ Template Matching ได้
ยากในบางครั้งจึงใช้ FLANN Matching เข้ามาช่วยให้การจำแนกธนาคารดีมากขึ้น

5.2 อภิปรายผล

จากการทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM การ train YOLO model ผ่านไปได้ด้วยดีไม่มีปัญหาอะไร แต่ข้อควรระวังในการทำคือเรื่องของ color scale ถ้า color scale ผิด ทำให้สีเพี้ยน ในบางกรณีสามารถทำให้ผลของการทำนายเจ้าของธนาคารเจ้าของใบเสร็จเพี้ยนไปได้ อย่างไรก็ตาม ประเด็นดังกล่าวไม่ใช่ประเด็นที่ใหญ่สุดของงานในส่วนระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM

ส่วนที่ยากที่สุดคือ การสกัดข้อความจากใบเสร็จที่มีความหลากหลายของคุณภาพใบเสร็จ มีตั้งแต่ใบเสร็จเรียบวางตรง ไปจนถึงใบเสร็จยับมากวางเอียง ๆ อีกทั้งยังมีเงาที่เกิดขึ้นบนใบเสร็จตั้งแต่สีอ่อน ไปจนถึงสีเข้ม แต่ละปัญหาที่เกิดล้วนใช้เทคนิคในการปรับปรุงภาพที่ต่างกันเช่นกัน ใบเสร็จเรียบ ๆ สามารถใช้ได้ทั้งเทคนิค grayscale, binary แต่ binary จะเหมาะที่สุดเพราะสร้าง contrast ได้มากกว่า ส่วนใบเสร็จมีรอยยับ จะเหมาะกับเทคนิค binary และใบเสร็จที่มีเงาจะเหมาะกับเทคนิค adaptive thresholding ซึ่งถ้าใช้เทคนิคนี้กับใบเสร็จยับแล้วจะเกิด noise จำนวนมาก และถ้านำเทคนิคอย่าง morphology เช่น closing มาใช้จะไม่เหมาะ เพราะตัวหนังสือที่ต้องการสกัดก็จะหายไปด้วย โดยปัจจุบันทางผู้จัดทำขอยอมรับจากใจจริงว่า

ยังไม่สามารถหาเทคนิคที่สามารถจัดการใบเสร็จที่มีทั้งความยับและเงาที่เกิดบนใบเสร็จได้ จึงจำเป็นต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่ง

ซึ่งผู้จัดทำขอเลือกสนใจใบเสร็จเรียบที่มีปัญหาเงาตกกระทบบนใบเสร็จ จากทั้งหมดที่กล่าวมา คุณภาพข้อความที่ถูกสกัดออกมาจึงค่อนข้างต่ำ จึงไม่สามารถแยกข้อมูลที่ต้องการออกมาได้ โดยในอนาคตผู้จัดทำหวังว่าจะสามารถรับมือกับปัญหาลักษณะเช่นนี้ได้ดีมากยิ่งขึ้น

จากการทดลองของระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile banking พบว่าระบบสามารถจำแนก ประเภทของธนาคารได้ดีมาก แต่การสกัดข้อความออกมากจากรูปภาพด้วย OCR ยังได้ผลลัพธ์ที่ตัวอักษรผิดเพี้ยน อยู่บ้างทำให้ยากต่อการ เขียน Regular Expression เพื่อจำแนกข้อมูลออกมา ซึ่งอาจจะมาจากฟอนต์ของ ตัวอักษรในใบเสร็จของแต่ละธนาคาร ที่ Tesseract OCR ที่อาจจะไม่ได้ถูกฝึกมาให้ใช้กับฟอนต์เหล่านี้ได้ดีมากนัก และมีโอกาสที่จะได้ผลลัพธ์ดีขึ้นหรือแย่ลงขึ้นอยู่กับพื้นหลังที่เปลี่ยนไปของธนาคารนั้นตามเทศกาลด้วย

5.3 ข้อจำกัดของระบบ

ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking

- 1. ระบบสามารถสกัดได้ 4 ธนาคารเท่านั้น คือ ธนาคารกสิกรไทย, กรุงไทย, ไทยพาณิชย์ และ กรุงเทพ
- 2. ใบเสร็จต้องมี logo ของธนาคารนั้นๆ และตรงกับที่เตรียมไว้ ถึงจะสามารถจำแนกธนาคารนั้นๆได้ ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM
 - 1. ภาพที่ใส่เข้าระบบต้องเป็นภาพที่ถ่ายจากโทรศัพท์มือถือเท่านั้น
 - 2. ควรใช้ใบเสร็จที่เรียบ
 - 3. ควรถ่ายภาพในที่ ๆ แสงพอ

- 4. ขณะถ่ายภาพใบเสร็จควรจัดวางใบเสร็จให้ตรงมากที่สุด
- 5. ไม่ควรจัดวางกล้องถ่ายใบเสร็จเกิน 15 เซนติเมตร แต่เพื่อผลลัพธ์ที่ดีที่สุดควรถ่ายภาพใบเสร็จให้พอดีกับภาพมากที่สุด

5.4 ข้อเสนอแนะ

ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจาก Mobile Banking

1. การแยกข้อมูลตัวอักษรจากรูปภาพด้วย Tesseract OCR ยังไม่ค่อยดีมากนัก อาจใช้โมเดลที่มีขนาด ใหญ่กว่าให้ผลลัพธ์ออกมาดียิ่งขึ้น

ระบบสกัดข้อความจากใบเสร็จจากตู้ ATM

- 1. ควรกำหนดขนาดโปรเจคให้รัดกลุมและรอบคอบ
- 2. ควรคำนึงถึงความยากง่ายในการเก็บข้อมูล dataset เป็นสำคัญ เพราะงานของเราจะมีประสิทธิภาพหรือไม่ขึ้นอยู่กับสิ่งนี้
- 3. ก่อนที่จะฝึกโมเดลต่าง ๆ ควรวางแผนให้ดีก่อนว่า ผลลัพธ์ที่จะได้จากการฝึกโมเดลที่จะเอาไปใช้ทำอะไร ยกตัวอย่างเช่น การฝึกโมเดลมาใช้ในโปรเจคนี้ ใช้การ Label ก่อนการนำเข้าโมเดลฝึกแบบ Bounding box จึงได้ผลลัพธ์มาเป็นพิกัด Bounding Box อย่างไรก็ตาม เพิ่งมาทราบในภายหลังว่า อาจจะต้องมีการทำ Perspective Transformation ซึ่งถ้าได้ ผลลัพธ์จากโมเดลเป็นพิกัดมุมม 4 มุมของใบเสร็จ จะทำให้ประหยัดเวลาได้มากขึ้น