ระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษี ด้วยปัญญาประดิษฐ์

An Intelligent System for Automatic Accounting Classification from Invoice Data Using Artificial Intelligence

นางสาวนภัสสรณ์ วุฒิโรจน์รังษี

นักศึกษาระดับปริญญาเอก ภาคปกติ ชั้นปีที่3
สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินระบบอัจฉริยะสำหรับการสกัดข้อมูลจากเอกสารใบกำกับภาษีและการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติ โดยมุ่งเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการสกัดข้อมูลสองแนวทาง ได้แก่ การรู้จำอักขระด้วยแสงแบบดั้งเดิม (Optical Character Recognition - OCR) และการใช้แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Model - LLM) ภายใต้กรอบโครงสร้างข้อมูลมาตรฐานในรูปแบบ JSON ที่กำหนดโดยผู้วิจัย

กระบวนการวิจัยเริ่มจากการรับเอกสารในรูปแบบภาพหรือ PDF และปรับปรุงคุณภาพภาพก่อนเข้าสู่ขั้นตอนการสกัดข้อมูล โดยแนวทาง OCR ใช้การแปลงข้อความร่วมกับกฎเชิงคำสำคัญเพื่อดึงข้อมูล ส่วนแนวทาง LLM ใช้การประมวลผลเชิงความหมายเพื่อสร้างข้อมูลเชิงโครงสร้างตาม JSON ที่กำหนด ผลลัพธ์จากทั้งสองแนวทางถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลอ้างอิงที่ตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ เพื่อประเมินประสิทธิภาพด้วยตัวชี้วัด Accuracy, Precision, Recall และ F1-score

ผลการวิจัยคาดว่าจะช่วยให้เข้าใจข้อดีและข้อจำกัดของแต่ละเทคนิคในการสกัดข้อมูลภาษาไทยจากเอกสารที่มีรูปแบบหลากหลาย และสนับสนุนการพัฒนาระบบต้นแบบที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานบัญชีดิจิทัลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ ระบบอัจฉริยะ การจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติ ข้อมูลใบกำกับภาษี โมเดลภาษาขนาดใหญ่

1. บทนำ

ในยุคปัจจุบันที่เทคโนโลยีดิจิทัลเข้ามามีบทบาทสำคัญในการดำเนินธุรกิจ การจัดการเอกสารทางการเงินโดยเฉพาะอย่างยิ่งใบกำกับภาษีถือเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญสูงสุดและเป็นงานที่ต้องใช้ทรัพยากรอย่างมากในองค์กรธุรกิจ โดยใบกำกับภาษีทำหน้าที่เป็นหลักฐานการซื้อขายที่ระบุรายละเอียดสำคัญ เช่น วันที่ คำอธิบายสินค้า ปริมาณ ราคา และเงื่อนไขการชำระเงิน ซึ่งจำเป็นสำหรับการบันทึกบัญชีและการตรวจสอบทางภาษี [1] อย่างไรก็ตามกระบวนการจัดการใบกำกับภาษีในปัจจุบันของหลายองค์กรยังคงพึ่งพาวิธีการแบบดั้งเดิมที่ใช้แรงงานคนในการป้อนข้อมูลและการตรวจสอบความถูกต้อง ซึ่งเป็นวิธีการที่มีความล่าช้าสิ้นเปลืองเวลา และมีแนวโน้มที่จะเกิดความผิดพลาดจากมนุษย์ได้ง่าย โดยเฉพาะเมื่อต้องเผชิญกับปริมาณเอกสารจำนวนมหาศาลที่มีรูปแบบหลากหลาย [2] การพึ่งพาการทำงานด้วยมือไม่เพียงแต่ก่อให้เกิดความไม่มีประสิทธิภาพในการดำเนินงาน แต่ยังส่งผลให้เกิดต้นทุนที่สูงขึ้นจากการจ้างงานและการแก้ไขข้อผิดพลาด ซึ่งอาจนำไปสู่ความล่าช้าในการชำระเงินและการรายงานทางการเงินที่ไม่ถูกต้อง [3] นอกจากนี้ การประมวลผลด้วย

มือยังเป็นอุปสรรคต่อการขยายตัวของธุรกิจ เนื่องจากเมื่อปริมาณธุรกรรมเพิ่มขึ้น ความซับซ้อนในการจัดการข้อมูลก็จะทวีคูณตามไปด้วย ทำให้พนักงานต้องเสียเวลาไปกับงานซ้ำซ้อนแทนที่จะมุ่งเน้นไปที่งานวิเคราะห์เชิงกลยุทธ์ที่มีคุณค่าสูงกว่า [2]

เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าวและตอบสนองต่อความต้องการในการประมวลผลข้อมูลที่รวดเร็วและแม่นยำ เทคโนโลยีการรู้จำตัวอักษรด้วยแสง (Optical Character Recognition) จึงถูกนำมาใช้เพื่อแปลงภาพเอกสารใบกำกับภาษีให้เป็นข้อมูลดิจิทัลที่คอมพิวเตอร์สามารถอ่านได้ [4] เทคโนโลยีการรู้จำอักขระด้วยแสงช่วยให้สามารถสแกนและดึงข้อความจากเอกสารเพื่อนำไปจัดเก็บหรือประมวลผลต่อได้โดยอัตโนมัติ ซึ่งช่วยลดภาระงานในการป้อนข้อมูลด้วยมือลงได้อย่างมาก [5] อย่างไรก็ตาม เทคโนโลยีการรู้จำอักขระด้วยแสงแบบดั้งเดิมมักประสบปัญหาเมื่อต้องจัดการกับเอกสารที่มีความซับซ้อน หรือมีคุณภาพต่ำ เช่น เอกสารที่มีรอยยับ ภาพเบลอ หรือมีการจัดรูปแบบที่ไม่เป็นมาตรฐาน (Unstructured layouts) ซึ่งเป็นลักษณะทั่วไปของใบกำกับภาษีที่ได้รับจากคู่ค้าที่หลากหลาย [6] ข้อจำกัดนี้ทำให้ข้อมูลที่ดึงออกมาอาจมีความคลาดเคลื่อนและยังต้องอาศัยการตรวจสอบจากมนุษย์เพิ่มเติม อีกทั้ง OCR เพียงอย่างเดียวยังขาดความสามารถในการทำความเข้าใจบริบทหรือโครงสร้างความหมายของข้อมูล ซึ่งเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการนำข้อมูลไปลงบัญชีได้อย่างถูกต้อง[7]

ด้วยเหตุนี้ แนวทางการวิจัยในปัจจุบันจึงมุ่งเน้นไปที่การบูรณาการเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้เชิงลึกเข้ากับกระบวนการประมวลผลเอกสาร เพื่อยกระดับความสามารถในการ "ทำความเข้าใจ" เอกสาร นอกเหนือไปจากการแค่อ่านตัวอักษร [8] การใช้โมเดลโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) เช่น Convolutional Neural Networks (CNN) และ Recurrent Neural Networks (RNN) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการระบุตำแหน่งและจำแนกประเภทของข้อมูลในเอกสารที่มีรูปแบบหลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น [9] เทคนิคเหล่านี้ช่วยให้ระบบสามารถเรียนรู้คุณลักษณะของเอกสารจากข้อมูลจำนวนมาก โดยไม่ต้องพึ่งพาการกำหนดกฎเกณฑ์หรือแม่แบบ (Template-based) ที่ตายตัว ซึ่งช่วยแก้ปัญหาความแปรปรวนของรูปแบบใบกำกับภาษีได้ดียิ่งขึ้น [10] นอกจากนี้ ความก้าวหน้าล่าสุดของโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models - LLMs) ยังเปิดโอกาสใหม่ในการนำความสามารถด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) มาใช้เพื่อทำความเข้าใจความหมายและบริบทของข้อความในใบกำกับภาษี ซึ่งช่วยให้การดึงข้อมูลและการจัดหมวดหมู่มีความแม่นยำสูงขึ้น แม้ในกรณีที่ข้อมูลมีความกำกวมหรือไม่มีโครงสร้างที่ชัดเจน [11]

ถึงแม้ว่าเทคโนโลยีการดึงข้อมูล (Information Extraction) จะก้าวหน้าไปมาก แต่ "การจัดหมวดหมู่บัญชี" (Account Code Classification) หรือการลงบัญชีอัตโนมัติ ยังคงเป็นความท้าทายสำคัญที่ต้องอาศัยความเชี่ยวชาญเฉพาะทาง ปัญหานี้เกี่ยวข้องกับการนำข้อมูลรายการค้าที่ระบุในใบกำกับภาษีไปจับคู่กับรหัสบัญชีที่ถูกต้องในผังบัญชี (Chart of Accounts - COA) ขององค์กร [12] ความยากของปัญหานี้อยู่ที่การที่แต่ละบริษัทมักมีการปรับแต่งผังบัญชีและคำอธิบายรายการให้เหมาะสมกับบริบททางธุรกิจของตนเอง ทำให้ไม่มีมาตรฐานกลางที่สามารถใช้ร่วมกันได้ ซึ่งนำไปสู่ปัญหาที่เรียกว่าปัญหาเกี่ยวกับผังบัญชีหลายรายการ [13] คำอธิบายรายการในใบกำกับภาษีมักเป็นข้อความอิสระ (Free-text) ที่มีความหลากหลาย มีการใช้คำย่อ หรือคำศัพท์เฉพาะทางที่ไม่ปรากฏในพจนานุกรมทั่วไป ทำให้การใช้วิธีการจับคู่คำหลัก (Keyword Matching) แบบง่ายๆ ไม่เพียงพอที่จะ

ระบุรหัสบัญชีที่ถูกต้องได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อต้องจัดการกับรายการที่ไม่เคยพบมาก่อน (Unseen transactions) หรือรายการที่มีความซับซ้อนทางความหมาย [14]

นอกจากนี้ โครงสร้างของรหัสบัญชียังมีลักษณะเป็นลำดับชั้น (Hierarchical Structure) ที่มีความสัมพันธ์กัน ซึ่งการจัดหมวดหมู่แบบดั้งเดิมที่มองทุกรหัสบัญชีเป็นอิสระต่อกัน (Flat Classification) อาจละเลยข้อมูลเชิงโครงสร้างที่มีประโยชน์นี้ไป [12] งานวิจัยที่ผ่านมาบางส่วนได้พยายามนำเสนอวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เพื่อช่วยแนะนำรหัสบัญชี แต่ส่วนใหญ่มักจำกัดอยู่เฉพาะกับชุดข้อมูลของบริษัทใดบริษัทหนึ่ง หรือต้องอาศัยข้อมูลประวัติการทำรายการจำนวนมากในการฝึกสอนโมเดล ซึ่งอาจไม่สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับบริษัทอื่นหรือบริษัทเปิดใหม่ที่ยังไม่มีข้อมูลเพียงพอได้ [13] อีกทั้งการนำโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLMs) มาประยุกต์ใช้ในงานด้านบัญชียังอยู่ในช่วงเริ่มต้น และยังต้องเผชิญกับความท้าทายในเรื่องของความถูกต้องแม่นยำ (Accuracy) การเกิดภาพหลอนของข้อมูล (Hallucination) และต้นทุนในการประมวลผลที่สูง [15] ดังนั้น จึงยังมีความต้องการในการพัฒนาระบบอัจฉริยะที่สามารถผสานความสามารถในการอ่านเอกสาร การทำความเข้าใจความหมาย และการเรียนรู้โครงสร้างทางบัญชีเข้าด้วยกัน เพื่อให้สามารถจัดหมวดหมู่บัญชีได้อย่างอัตโนมัติ แม่นยำ และสามารถขยายผลไปใช้กับบริบททางธุรกิจที่หลากหลายได้

จากช่องว่างขององค์ความรู้และปัญหาที่กล่าวมา งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นที่จะพัฒนาระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์ โดยมีเป้าหมายเพื่อนำเสนอสถาปัตยกรรมที่บูรณาการเทคโนโลยี OCR ขั้นสูง โมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLMs) และเทคนิคการเรียนรู้เชิงโครงสร้าง (Hierarchical Learning) เพื่อยกระดับประสิทธิภาพในการลงบัญชี ประเด็นปัญหาที่ต้องการค้นคว้าหาคำตอบคือ จะสามารถสร้างแบบจำลอง AI ที่มีความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อความในใบกำกับภาษีที่ไม่มีโครงสร้างกับรหัสบัญชีที่มีความซับซ้อนได้อย่างไร เพื่อให้สามารถทำงานทดแทนมนุษย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดความผิดพลาด และรองรับการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบเอกสารและผังบัญชีได้ [16] การทำวิจัยในหัวข้อนี้มีความสำคัญอย่างยิ่ง เพราะหากไม่สามารถพัฒนาระบบอัตโนมัติที่มีประสิทธิภาพได้ องค์กรธุรกิจจะยังคงต้องเผชิญกับภาระงานที่ซ้ำซ้อน ต้นทุนการดำเนินงานที่สูง และความเสี่ยงจากความผิดพลาดในการรายงานข้อมูลทางการเงิน ซึ่งส่งผลกระทบต่อการตัดสินใจทางธุรกิจและความน่าเชื่อถือขององค์กร [17] นอกจากนี้ ผลลัพธ์ของงานวิจัยยังจะช่วยสนับสนุนแนวคิดการบัญชีที่ยั่งยืน (Sustainable Accounting) โดยการลดการใช้กระดาษ เพิ่มความโปร่งใส และช่วยให้บุคลากรทางบัญชีสามารถยกระดับบทบาทไปสู่การเป็นนักวิเคราะห์ข้อมูลเชิงกลยุทธ์ ซึ่งเป็นทิศทางสำคัญของการปรับตัวทางธุรกิจในยุคดิจิทัล [2]

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อพัฒนากรอบแนวคิดของระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

2.2 เพื่อออกแบบระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

2.3 เพื่อพัฒนาและทดสอบการทำงานของระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

2.4 เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

3. ขอบเขตของการวิจัย

3.1 ประชากรของการวิจัย คือ

3.1.1 เอกสารใบกำกับภาษี ซึ่งมีรูปแบบเป็นภาษาไทยตามข้อกำหนดของกรมสรรพากร จำนวน 1,000 **ใบ**

3.1.2 ผังหมวดหมู่บัญชีตามมาตรฐานการบัญชี

3.2 **กลุ่มตัวอย่าง** คือ ภาพใบกำกับภาษีที่ผานการทำความสะอาดและพร้อมสำหรับการประมวลผลข้อความ

3.3 ตัวแปรที่ศึกษา

3.3.1 ตัวแปรอิสระ คือ ระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

3.3.2 ตัวแปรตาม คือประสิทธิภาพของระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติ

3.4 ระยะเวลาในการวิจัย กันยายน 2568 ถึง กันยายน 2569

4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

4.1 ได้แนวทางที่ชัดเจนในการประมวลผลข้อมูลจากใบกำกับภาษีเพื่อการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติ ซึ่งช่วยสร้างมารตฐานใหม่สำหรับการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในงานด้านบัญชี

4.2 ได้ระบบต้นแบบที่สามารถลดเวลาและความผิดพลาดในการจัดหมวดหมู่บัญชี เพิ่มความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของข้อมูลทางการเงิน

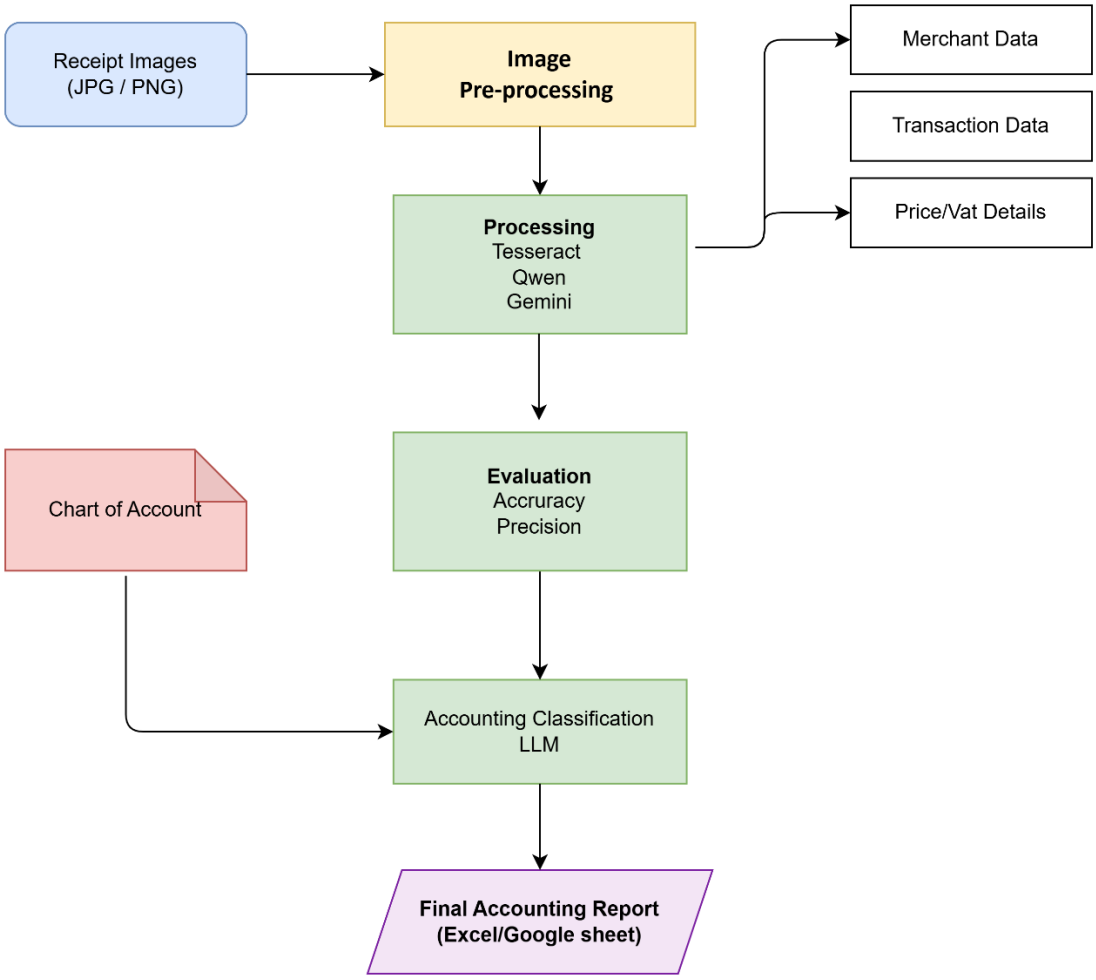
4.3 ได้ข้อมูลเชิงประจักษ์ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบอัจฉริยะ ทั้งด้านความถูกต้อง ความรวดเร็ว และความสอดคล้องกับมาตรฐานบัญชี ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจนำไปใช้งานจริง

4.4 สนับสนุนการทำงานของนักบัญชีและผู้บริหาร โดยช่วยให้เข้าถึงข้อมูลที่ถูกต้อง แม่นยำ และสามารถใช้เป็นฐานข้อมูลเพื่อการวิเคราะห์และการตัดสินใจในทางการเงินได้อย่างมี

ประสิทธิภาพ

5. กรอบแนวคิดการวิจัย

กรอบแนวคิดนี้มุ่งเน้นการศึกษา ความสัมพันธ์ระหว่างเทคนิคการสกัดข้อมูล (Tesseract กับ LLM) กับ ความแม่นยำในการจัดหมวดหมู่บัญชี โดยมีการควบคุมปัจจัยด้านประเภทเอกสาร ภาษา และโครงสร้างรหัสบัญชี เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบผลลัพธ์ของเทคนิคต่าง ๆ ได้อย่างเป็นระบบ



ภาพที่ 1 ระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติจากข้อมูลใบกำกับภาษีด้วยปัญญาประดิษฐ์

6. วิธีดำเนินการวิจัย

4.1 พัฒนากรอบแนวคิดระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์

4.1.1 ศึกษาทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยครอบคลุมทั้งการรู้จำอักขระด้วยแสงพื้นฐาน (OCR)

4.1.2 วิเคราะห์แนวทางการสกัดข้อมูลจากเอกสารบัญชีและวิธีการเชื่อมโยงข้อมูลไปยังผังบัญชีที่กำหนด โดยพิจารณาความถูกต้อง ความสมบูรณ์ และความเหมาะสมของข้อมูลที่ได้จากเอกสารจริง

4.1.3 ออกแบบกรอบแนวคิดของระบบอัจฉริยะ โดยกำหนดโครงสร้าง 3 ระบบย่อย ได้แก่ ระบบฐานข้อมูลเอกสารใบกำกับภาษีภาษาไทย ระบบโมดูลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการสกัดข้อมูลและการจัดหมวดหมู่บัญชี และระบบรายงานผลที่สามารถนำเสนอข้อมูลเชิงบัญชีอย่างถูกต้องและใช้งานได้จริง

4.1.4 ตรวจสอบความเหมาะสมของกรอบแนวคิดโดยผู้เชี่ยวชาญด้านบัญชีและปัญญาประดิษฐ์เพื่อยืนยันความถูกต้องทั้งเชิงวิชาการและการนำไปใช้จริง

4.2 ออกแบบและสร้างต้นแบบระบบอัจฉริยะสำหรับการจัดหมวดหมู่บัญชีอัตโนมัติด้วยปัญญาประดิษฐ์

4.2.1 ออกแบบสถาปัตยกรรมระบบและฐานข้อมูลสำหรับการจัดเก็บและบริหารจัดการเอกสารบัญชี โดยให้ความสำคัญกับความยืดหยุ่นและความปลอดภัยของข้อมูล

4.2.2 ออกแบบโมดูลการสกัดข้อมูลที่ประกอบด้วยการรู้จำอักขระด้วยแสง (OCR) เพื่อใช้เปรียบเทียบกับเทคโนโลยีใหม่

4.2.3 พัฒนาต้นแบบระบบ (Prototype) ที่สามารถทำงานครบวงจร ตั้งแต่การนำเข้าเอกสาร การสกัดข้อมูล การจัดหมวดหมู่บัญชี และการสร้างรายงานสรุปผลการจัดหมวดหมู่บัญชี

4.2.4 ทดสอบและปรับปรุงต้นแบบระบบเบื้องต้น โดยอาศัยข้อเสนอแนะจากผู้เชี่ยวชาญด้านบัญชีและปัญญาประดิษฐ์ เพื่อให้ระบบมีความถูกต้องและสอดคล้องกับความต้องการใช้งาน

4.3 พัฒนาระบบต้นแบบและทดสอบการทำงาน

4.3.1 จัดทำแบบประเมินความเหมาะสมของระบบ โดยมุ่งเน้นการวัดด้านความถูกต้องของผลลัพธ์ ความรวดเร็วในการประมวลผล และความสามารถของระบบในการจัดหมวดหมู่บัญชี

4.3.2 ให้ผู้เชี่ยวชาญด้านบัญชีและเทคโนโลยีสารสนเทศจำนวน 5 คน ประเมินระบบต้นแบบทั้งในเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ เพื่อสะท้อนมุมมองจากผู้ปฏิบัติจริง

4.3.3 วิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณด้วยสถิติค่าคะแนนเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: SD) เพื่อวัดระดับความเหมาะสมและประสิทธิภาพของระบบ

4.4 ประเมินประสิทธิภาพและความเหมาะสมของระบบอัจฉริยะด้วยปัญญาประดิษฐ์

4.4.1 สรุปผลการประเมินความถูกต้องของการสกัดข้อมูลและการจัดหมวดหมู่บัญชีจากผู้เชี่ยวชาญ เพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างการใช้ OCR แบบดั้งเดิมกับการประยุกต์ LLMs ร่วมกับ PEFT

4.4.2 วิเคราะห์ข้อเสนอแนะเชิงคุณภาพจากผู้เชี่ยวชาญเพื่อนำมาหาจุดแข็ง จุดอ่อน และแนวทางการปรับปรุงระบบ

4.4.3 ปรับปรุงระบบต้นแบบตามข้อเสนอแนะและผลการประเมิน เพื่อยกระดับความสมบูรณ์และให้ระบบสามารถใช้งานได้จริงในสภาพแวดล้อมของธุรกิจ

4.4.4 จัดทำรายงานผลการวิจัย พร้อมข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อยอดในอนาคต เช่น การขยายขอบเขตไปยังเอกสารบัญชีรูปแบบอื่น ๆ (เช่น ใบเสร็จรับเงิน ใบแจ้งหนี้)

7. ผลการวิจัย (ถ้ามี)

ผลการวิจัยในส่วนระยะแรก การสกัดข้อมูลจากใบกำกับภาษีแสดงดังตารางดังนี้

ลำดับ	ชื่อโมเดล	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	เปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ	ชื่อผู้ขาย	ที่อยู่ผู้ขาย	เลขภาษีผู้ขาย	วันที่	จำนวนเงิน	ชื่อผู้ซื้อ	ที่อยู่ผู้ซื้อ	เลขภาษีผู้ซื้อ	ภาษีมูลค่าเพิ่ม
1	google_gemini_2_5_flash	84.69	80.52	55.80	73.40	93.80	76.80	94.00	89.20	92.00	91.20	96.00
2	google_gemini_3_flash_preview	84.09	84.36	50.20	68.80	96.20	68.40	96.00	87.60	96.40	95.20	98.00
3	qwen_qwen3_vl_32b_instruct	77.84	87.42	47.20	62.60	88.80	80.80	96.00	59.00	79.60	88.60	98.00
4	qwen_qwen3_vl_235b_a22b_instruct	75.09	79.92	48.80	65.20	78.80	78.20	90.00	63.60	79.00	78.20	94.00
5	anthropic_claude_3_5_sonnet	70.75	83.36	35.43	45.65	84.78	78.70	93.48	44.35	69.13	87.39	97.83
6	openai_gpt_4o	64.58	82.67	40.20	36.80	85.20	73.00	84.00	39.00	50.40	76.60	96.00
7	qwen_qwen3_vl_8b_instruct	63.24	80.78	22.40	56.80	78.80	76.20	92.00	33.80	51.60	59.60	98.00
8	qwen_qwen3_vl_30b_a3b_instruct	59.22	85.62	60.40	74.00	69.20	79.80	66.00	18.60	39.00	28.00	98.00
9	ocr_tesseract	9.13	91.19	-	-	33.20	26.80	8.00	-	-	14.20	-
10	z_ai_glm_4_6v	4.44	85.56	1.00	1.00	4.00	7.00	8.00	-	3.00	8.00	8.00
11	moonshotai_kimi_k2_5	3.69	83.89	2.00	2.00	4.00	3.00	4.00	2.60	3.60	8.00	4.00

สรุปผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล (Performance Analysis)

จากการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลประมวลผลภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models: LLMs) และเครื่องมือรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition - OCR) รวมทั้งสิ้น 11 โมเดล ในการสกัดข้อมูลจากเอกสารภาษาไทย ผลการศึกษาพบประเด็นที่มีนัยสำคัญทางสถิติดังนี้

1. การประเมินสมรรถนะในภาพรวม (Overall Performance Benchmark)

ผลการทดสอบชี้ให้เห็นว่ากลุ่มโมเดลในตระกูล Gemini มีขีดความสามารถในการสกัดข้อมูลโดยรวมสูงสุด (Superior Accuracy) โดยเฉพาะโมเดล google_gemini_2_5_flash และ google_gemini_3_flash_preview ซึ่งทำคะแนนความถูกต้องรวมได้ที่ 84.69% และ 84.09%

ตามลำดับ ทั้งนี้ ข้อมูลเชิงประจักษ์แสดงให้เห็นว่าโมเดลกลุ่มนี้มีความโดดเด่นอย่างนัยสำคัญในการระบุข้อมูลประเภทข้อความที่มีความซับซ้อนและโครงสร้างไม่แน่นอน เช่น ชื่อและที่อยู่ของคู่ค้า ซึ่งเป็นจุดอ่อนหลักที่พบในโมเดลอื่น ๆ ส่วนใหญ่

2. การวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างค่าความถูกต้อง (Accuracy) และความแม่นยำ (Precision)

จากการพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้อง และความแม่นยำ พบประเด็นที่น่าสนใจในกลุ่มโมเดล Qwen (อาทิ qwen_qwen3_vl_32b_instruct) แม้จะมีค่าความถูกต้องรวมเป็นลำดับรองลงมา แต่กลับมีค่าความแม่นยำ (Precision) สูงถึง 87.42% ซึ่งสูงที่สุดในกลุ่มโมเดลประเภท LLMs นัยทางสถิตินี้สะท้อนให้เห็นถึงกลไกการตัดสินใจของโมเดลที่มีความเข้มงวดสูงส่งผลให้เกิดโอกาสการเกิดข้อมูลผิดพลาดในระดับต่ำ เหมาะสำหรับการประยุกต์ใช้ในงานที่ต้องการความถูกต้องของข้อมูลในระดับวิกฤต

3. สมรรถนะการสกัดข้อมูลจำแนกตามคุณลักษณะของฟิลด์ข้อมูล (Field-level Granularity)

เมื่อวิเคราะห์แยกตามประเภทข้อมูล สามารถแบ่งประสิทธิภาพการทำงานได้เป็น 2 มิติหลัก

- ข้อมูลเชิงโครงสร้างตัวเลข โมเดลในกลุ่ม 8 อันดับแรกแสดงประสิทธิภาพในระดับสูงมาก (มากกว่า 90%) ในการสกัดข้อมูลเลขประจำตัวผู้เสียภาษีและภาษีมูลค่าเพิ่ม ชี้ให้เห็นว่าเทคโนโลยีในปัจจุบันมีเสถียรภาพสูงในการจัดการกับข้อมูลที่มีรูปแบบที่ชัดเจน
- ข้อมูลเชิงบริบทภาษาไทย ข้อมูลประเภทที่อยู่และชื่อนิติบุคคลถือเป็น "จุดวัดระดับสมรรถนะ" ที่สำคัญ โดยมีเพียงโมเดลระดับสูงอย่าง Gemini และ Qwen รุ่นใหญ่เท่านั้นที่สามารถรักษาระดับความถูกต้องไว้ได้ในช่วง 60-70% ในขณะที่โมเดลขนาดเล็กแสดงให้เห็นถึงข้อจำกัดในการตีความบริบททางภาษาและเชิงพื้นที่ของเอกสารไทย

4. ข้อจำกัดของแนวทางการประมวลผลแบบดั้งเดิมและโมเดลเฉพาะทาง

ผลการวิจัยพบข้อแตกต่างที่ชัดเจนในโมเดล OCR Tesseract ซึ่งแม้จะมีค่า Precision สูงถึง 91.19% แต่ค่า Accuracy กลับต่ำเพียง 9.13% สะท้อนให้เห็นว่าเครื่องมือ OCR แบบดั้งเดิมขาดความสามารถในการทำความเข้าใจโครงสร้างเอกสาร และบริบทเชิงความหมายเมื่อเทียบกับสถาปัตยกรรมของ LLMs ในปัจจุบัน นอกจากนี้โมเดลกลุ่มท้ายตาราง (อาทิ z_ai_glm_4_6v และ moonshotai_kimi_k2_5) ที่มีผลคะแนนต่ำกว่า 5% แสดงให้เห็นว่ายังขาดความพร้อมในการรองรับภาษาไทยและการประมวลผลภาพเอกสารที่ซับซ้อนในระดับที่นำมาใช้งานจริงได้

9. เอกสารอ้างอิง

1. Saout, T., Lardeux, F., & Saubion, F. (2024). An Overview of Data Extraction from Invoices. *IEEE Access*, *12*, 19872–19886. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3360528

2. Koç, D., & Koç, F. (2024). A Machine Learning and Deep Learning-Based Account Code Classification Model for Sustainable Accounting Practices. *Sustainability (Switzerland)*, *16*(20). https://doi.org/10.3390/su16208866

3. Nuankaew, W. S., Autarach, A., Meesri, T., & Nuankaew, P. (2025). Leveraging OCR-Driven Information Extraction for Accurate Product Type Classification from Thai Receipt Data: An Ensemble Learning Approach. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (Vol. 15432 LNAI, pp. 78–89). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. https://doi.org/10.1007/978-981-96-0695-5_7

4. A˘ Grı Sayallar, C. ¸, Sayar, A., & Babalık, N. (2023). *An OCR Engine for Printed Receipt Images using Deep Learning Techniques*. *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 14). Retrieved from www.ijacsa.thesai.org

5. Gawade, L. (2025). Invoice data Extraction Using LLM and OCR. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, *13*(5), 2953–2957. https://doi.org/10.22214/ijraset.2025.70815

6. Jena, P. K., Dash, A. K., Maharana, D., & Palai, C. (2023). A Novel Invoice Automation System. In *5th IEEE International Conference on Cybernetics, Cognition and Machine Learning Applications, ICCCMLA 2023* (pp. 478–486). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/ICCCMLA58983.2023.10346749

7. Kiran Kumar Pappula, G. P. R. (2023). Multi-Modal AI for Structured Data Extraction from Documents. *International Journal of Emerging Research in Engineering and Technology*, *4*. https://doi.org/10.63282/3050-922x.ijeret-v4i3p109

8. Kukharska, O. (2023). *Artificial Intelligence in Invoice Recognition: A Systematic Literature Review*. ISCAC.

9. Alkhaled, L., & Fei, N. Y. (2023). Automated Invoice Processing System. In *2023 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, IEEM 2023* (pp. 188–192). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/IEEM58616.2023.10406704

10. Ashlin Deepa, R. N., Chinta, S., Ashili, N. K., Babu, B. S., Vydugula, R. R., & Raj Sripada, V. S. L. (2024). An Intelligent Invoice Processing System Using Tesseract OCR. In *2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems, ADICS 2024*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/ADICS58448.2024.10533509

11. Çiftlikçi, M. S., Çakmak, Y., Kalaycı, T. A., Abut, F., Akay, M. F., & Kızıldağ, M. (2025). A New Large Language Model for Attribute Extraction in E-Commerce Product Categorization. *Electronics (Switzerland)*, *14*(10). https://doi.org/10.3390/electronics14101930

12. Munoz, J., Jalili, M., & Tafakori, L. (2022). Hierarchical classification for account code suggestion. *Knowledge-Based Systems*, *251*. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109302

13. Noels, S., Viaene, S., & De Bie, T. (2024). TopoLedgerBERT: Topological Learning of Ledger Description Embeddings using Siamese BERT-Networks. Retrieved from http://arxiv.org/abs/2407.05175

14. Zhang Amazon, X., Amazon, D. Y., Tom, B., & Amazon, J. (2023). *Cash Transaction Booking via Retrieval Augmented LLM. Proceedings of RoBust Fin (SIGKDD)* (Vol. 1). https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX

15. Li, H., & Vasarhelyi, M. A. (n.d.). *Applying Large Language Models in Accounting: A Comparative Analysis of Different Methodologies and Off-the-Shelf Examples*.

16. Kasztelnik, K., & Kamssu, A. J. (n.d.). *Transforming Accounting and Business Applications with AI: BERT Framework Injection into LLMs for GenAI Model Agents*. *Review of Business Information Systems* (Vol. 25).

17. Kotepuchai, P., & Limpiyakorn, Y. (2024). Multilabel Classification of Account Code in Double-Entry Bookkeeping. In *ACM International Conference Proceeding Series* (pp. 209–214). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3674558.3674587