การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 48
The 48th Electrical Engineering Conference (EECON-48)
วันที่ 19-21 พฤศจิกายน 2568 ณ โรงแรมฟูราม่า จังหวัดเชียงใหม่

สถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสานสำหรับการประมวลผลเอกสารราชการทหารไทยอัตโนมัติแบบครบวงจร

A Hybrid Intelligence Pipeline for End-to-End Automation of Thai Military Correspondence

พลกฤษ แก้วสวี[1*], นิลวัฒน์ เฟื่องโชค[1], คุณากร พรอภิรัตน์[2]

[1]สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีปทุม Ponkrit.ka@spu.ac.th* st124847@ait.asia

[2]Industrial and Manufacturing Engineering, SET, Asian Institute of Technology st125847@ait.asia

บทคัดย่อ

การประมวลผลเอกสารราชการทหารเป็นกระบวนการที่มีความซับซ้อนและเผชิญกับความท้าทายด้านความปลอดภัยของข้อมูล บทความนี้นำเสนอสถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสาน (Hybrid Intelligence Pipeline) สำหรับการประมวลผลเอกสารอัตโนมัติแบบครบวงจร ซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อทำงานบนเครือข่ายภายในองค์กร (On-Premise) โดยเฉพาะ สถาปัตยกรรมประกอบด้วย 3 ขั้นตอนหลัก (1) การสกัดข้อมูลเชิงโครงสร้างและข้อความด้วยแบบจำลอง Layout Analysis (YOLOv8) และสถาปัตยกรรม Optical Character Recognition (OCR) แบบคู่ขนาน, (2) การสร้างเนื้อหาเริ่มต้นและตรวจสอบโดยมนุษย์ (Human-in-the-Loop), และ (3) การสร้างร่างฉบับสมบูรณ์ด้วยแบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ (LLM) ที่ปรับจูนมาโดยเฉพาะ ผลการทดลองบนชุดข้อมูลเอกสารจริง 20 ฉบับ แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถลดระยะเวลาในการร่างเอกสารได้มากกว่า 90% และเพิ่มความแม่นยำในการสกัดข้อมูลระดับคำ (Word Accuracy) ได้สูงสุดถึง 11% ผลลัพธ์นี้ยืนยันถึงศักยภาพของสถาปัตยกรรมในการเพิ่มประสิทธิภาพ ลดภาระงาน และรักษามาตรฐานความปลอดภัยข้อมูลสูงสุดในหน่วยงานราชการทหาร

คำสำคัญ: สถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสาน, การประมวลผลเอกสารอัจฉริยะ, แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่, On-Premise, เอกสารราชการทหาร

Abstract

The processing of military correspondence is a complex task with stringent data security challenges. This paper presents a Hybrid Intelligence Pipeline, an end-to-end document automation architecture designed specifically for on-premise deployment. The architecture comprises three main stages: (1) structured data and text extraction using a Layout Analysis model (YOLOv8) and a parallel Optical Character Recognition (OCR) architecture, (2) initial content proposal with Human-in-the-Loop verification, and (3) final draft generation powered by a fine-tuned Large Language Model (LLM). Experimental results on a dataset of 20 real-world official documents show that the system can reduce drafting time by over 90% and improve data extraction accuracy (Word Accuracy) by up to 11%. These findings demonstrate the pipeline's significant potential to enhance efficiency, reduce workload, and uphold the highest data security standards within military organizations.

Keywords: Hybrid Intelligence Architecture, Intelligent Document Processing, Large Language Model, On-Premise, Military Correspondence

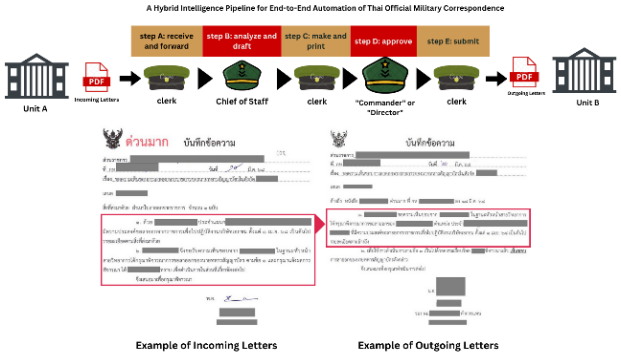
1. บทนำ

ในยุคที่แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models - LLMs) ได้เข้ามาปฏิวัติวงการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) ความสามารถในการทำความเข้าใจและสร้างข้อความที่เหมือนมนุษย์ได้ขยายกว้างมากขึ้น รวมถึงการประมวลผลเอกสารอัจฉริยะ (Intelligent Document Processing - IDP) อย่างไรก็ตาม ความสามารถนี้ก็นำมาซึ่งความท้าทายใหม่ๆ เช่น การลอกเลียนวรรณกรรมที่สร้างโดย AI ซึ่งต้องการแนวทางการจัดการที่รัดกุม งานวิจัยสาขา IDP ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมานี้ มุ่งเน้นไปที่การผสานความเข้าใจในภาษาเข้ากับข้อมูลเชิงโครงสร้างและรูปภาพ (Visually Rich Document Understanding) อาทิ งานวิจัย LayoutLLM และ LiLT ที่แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการทำความเข้าใจ Layout ของเอกสารควบคู่ไปกับเนื้อหา เพื่อให้สามารถสกัดข้อมูลได้อย่างแม่นยำ

แม้ว่าแบบจำลองเหล่านี้จะมีความสามารถสูง แต่ส่วนใหญ่มักถูกพัฒนาขึ้นเพื่อทำงานบนโครงสร้างพื้นฐานแบบคลาวด์และไม่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อตอบสนองต่อข้อจำกัดเฉพาะทางของหน่วยงานที่มีความอ่อนไหวสูง อย่างหน่วยงานราชการทหารหรือหน่วยงานความมั่นคง ที่ให้ความสำคัญสูงสุดกับการรักษาความลับและความปลอดภัยของข้อมูล (Data Confidentiality and Security) และมักมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรในการประมวลผล สิ่งนี้ก่อให้เกิดช่องว่างทางสถาปัตยกรรมที่สำคัญ คือ การขาดแคลนโซลูชัน IDP แบบครบวงจรที่สามารถทำงานได้อย่างปลอดภัยและมีประสิทธิภาพบนเครือข่ายภายในองค์กร (On-Premise)

เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว บทความนี้นำเสนอ **สถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสาน (Hybrid Intelligence Pipeline)** ซึ่งเป็นแนวคิดที่ออกแบบมาโดยเฉพาะเพื่อตอบโจทย์ความท้าทายของเอกสารราชการทหารไทย ดังแสดงใน รูปที่ 1 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงขั้นตอนการทำงานแบบดั้งเดิมที่เป็นคอขวดสำคัญ

*ผู้ประพันธ์บรรณกิจ

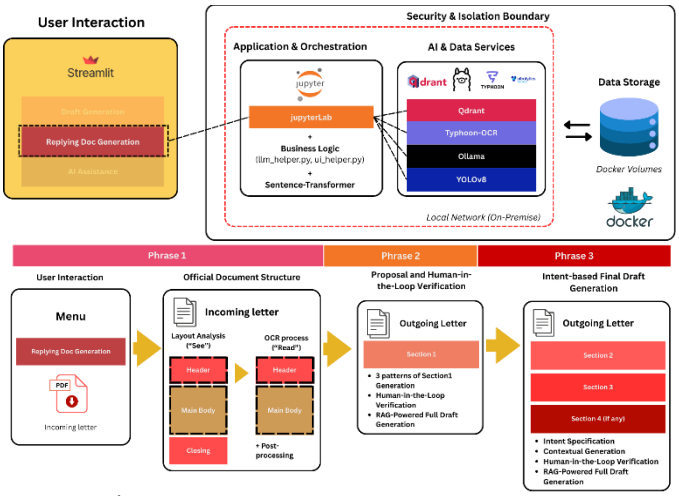


รูปที่ 1 ขั้นตอนการทำงานแบบดั้งเดิมและตัวอย่างเอกสารราชการทหาร

สถาปัตยกรรมที่นำเสนอนี้แตกต่างจากแนวทางทั่วไป โดยการผสาน Specialized AI สำหรับงานสกัดข้อมูลที่มีโครงสร้างชัดเจน เข้ากับ Generative AI สำหรับงานสร้างเนื้อหาที่ต้องการความเข้าใจในบริบท ทั้งหมดนี้ทำงานประสานกันอย่างเป็นระบบเพื่อเลียนแบบกระบวนการคิดของมนุษย์ ตั้งแต่การรับหนังสือ (See & Read) การวิเคราะห์ (Analyze) และการสร้างร่างหนังสือตอบกลับ (Generate) โดยหัวใจสำคัญคือการออกแบบให้ทุกองค์ประกอบสามารถทำงานได้อย่างสมบูรณ์บนฮาร์ดแวร์ที่จำกัดและภายในเครือข่ายปิด ซึ่งเป็นการรับประกันว่าจะไม่มีข้อมูลใดรั่วไหลออกไปสู่ภายนอก

2. โครงสร้างการทำงานของระบบ

เพื่อให้สามารถรับมือกับความท้าทายของงานเอกสารที่มีความซับซ้อนและหลากหลาย ระบบที่นำเสนอจึงถูกออกแบบบนหลักการของสถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสาน ซึ่งมีเป้าหมายเพื่อเปลี่ยนเอกสารที่เป็นภาพ (Image-based Document) ให้กลายเป็นร่างหนังสือตอบกลับที่สมบูรณ์และถูกต้องตามบริบท รูปที่ 2 แสดงให้เห็นถึงภาพรวมของสถาปัตยกรรมทั้งในระดับ High-level ที่แสดงองค์ประกอบหลักซึ่งทำงานร่วมกันภายในเครือข่ายที่ปลอดภัย และระดับ Workflow ที่แสดงขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลตั้งแต่ต้นจนจบ



รูปที่ 2 (บน) ภาพรวมสถาปัตยกรรม Hybrid Intelligence Pipeline และ (ล่าง) แผนผังขั้นตอนการประมวลผลข้อมูล (Data Flow)

กระบวนการทำงานของ Pipeline สามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

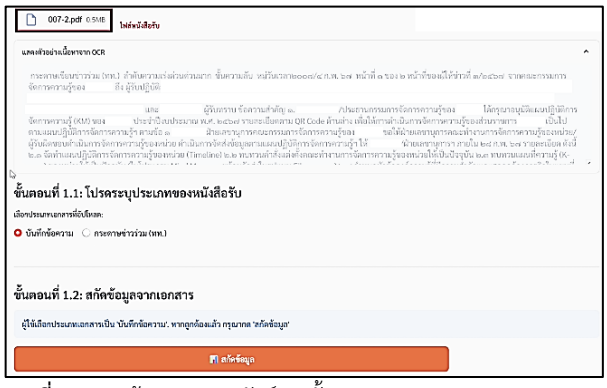
2.1 การแปลงและสกัดข้อมูล (Digitization and Extraction)

ขั้นตอนแรกเริ่มต้นเมื่อระบบได้รับเอกสารหนังสือรับในรูปแบบไฟล์ PDF ระบบจะเริ่มกระบวนการแปลงเอกสารดังกล่าวให้เป็นข้อมูลดิจิทัลที่มีโครงสร้าง (Structured Data) ผ่าน 3 กลไกย่อย

2.1.1 การวิเคราะห์โครงสร้างเอกสาร (Layout Analysis) ระบบจะใช้แบบจำลอง Object Detection (YOLOv8) ที่ถูกฝึกมาโดยเฉพาะ เพื่อระบุและแยกแยะส่วนข้อมูลที่สำคัญบนหน้าเอกสาร ได้แก่ ส่วนหัว (Header), ส่วนเนื้อหา (Main Body), และส่วนท้าย (Closing) ดังแสดงใน รูปที่ 3 การแยกส่วนข้อมูลนี้เป็นขั้นตอนการเห็น (Step “see”) ตามกระบวนการคิดของมนุษย์ ทำให้ระบบสามารถประมวลผลแต่ละส่วนด้วยเทคนิคที่เหมาะสมต่อไปได้

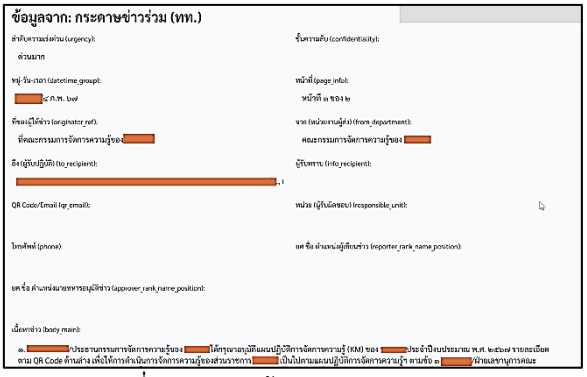
รูปที่ 3 ตัวอย่างการวิเคราะห์และแบ่งส่วนโครงสร้างเอกสาร (Layout Analysis) บนเอกสารประเภทบันทึกข้อความและกระดาษเขียนข่าวร่วม

2.1.2 การรู้จำอักขระด้วยแสง (OCR) และการปรับปรุงคุณภาพ จากการทดลองเบื้องต้นพบว่าแบบจำลอง OCR ทั่วไปมีปัญหาในการอ่านข้อมูลสำคัญที่ อยู่ในรูปแบบตรายางหรือตัวย่อเฉพาะทาง ดังนั้น ระบบจึงใช้สถาปัตยกรรม OCR แบบคู่ขนาน โดยมี Typhoon-OCR ที่ถูกปรับจูนมาสำหรับหนังสือราชการโดยเฉพาะ ทำงานร่วมกับการปรับปรุงคุณภาพหลังการอ่าน (Post-processing) ซึ่งประกอบด้วย (1) การแก้ไขคำผิดตามพจนานุกรมศัพท์เฉพาะทางทหาร (Dictionary-based Correction) และ (2) การจับคู่สตริงแบบคลุมเครือ (Fuzzy String Matching) เพื่อแก้ไขคำที่สะกดผิดเล็กน้อย ซึ่งขั้นตอนนี้เป็นการอ่าน (Step “read”) ตามกระบวนการคิดของมนุษย์ ดังแสดงใน รูปที่ 4



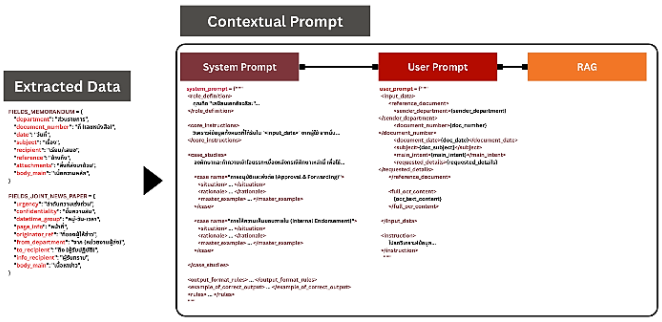
รูปที่ 4 ภาพหน้าจอแสดงผลลัพธ์จากขั้นตอน OCR และ Post-processing ซึ่งเตรียมพร้อมสำหรับขั้นตอนการสกัดข้อมูลต่อไป

2.1.3 การสกัดข้อมูลเชิงโครงสร้างด้วย LLM ข้อความที่ผ่านการทำความสะอาดแล้ว จะถูกส่งไปยัง LLM (Typhoon Modal) และชุดคำสั่ง (Prompt) ที่ออกแบบมาให้ทำหน้าที่เป็น "ผู้สกัดข้อมูลอัจฉริยะ (Intelligent Extractor)" เพื่อดึงข้อมูลสำคัญ เช่น เลขที่หนังสือ, วันที่, เรื่อง, และผู้รับออกมาในรูปแบบ JSON ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างและง่ายต่อการนำไปใช้งานในขั้นตอนต่อไป ดังแสดงใน รูปที่ 5



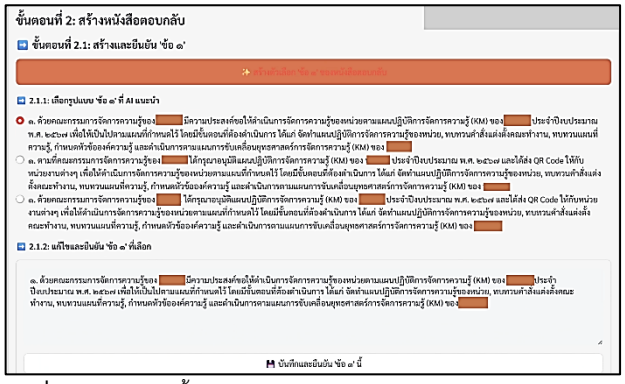
รูปที่ 5 ผลการสกัดข้อมูลของระบบการทำงานจริง

2.2 การสร้างเนื้อหาเริ่มต้นและการตรวจสอบโดยมนุษย์ (Proposal and Human-in-the-Loop)



รูปที่ 6 องค์ประกอบ Contextual Prompt สำหรับสร้างเนื้อหาข้อ ๑. หนังสือตอบกลับ

2.2.1 การสร้างย่อหน้าเริ่มต้น (Opening Paragraph Proposal) ระบบจะนำข้อมูล JSON ที่สกัดได้มาใช้เพื่อสร้าง Contextual Prompt หรือคำสั่งที่มีบริบท โครงสร้างตามรูปที่ 6 เพื่อเป็นบริบทในการสร้าง "ข้อ ๑" ของหนังสือตอบกลับตามรูปแบบหรือสำนวนที่ใช้งานจริง โดยจะสร้างเนื้อหาข้อ ๑. ที่มีรูปแบบ 3 สำนวนที่แตกต่างกันเล็กน้อย แสดงผลดังรูปที่ 7 เพื่อให้ผู้ใช้เลือกรูปแบบที่เหมาะสมที่สุด



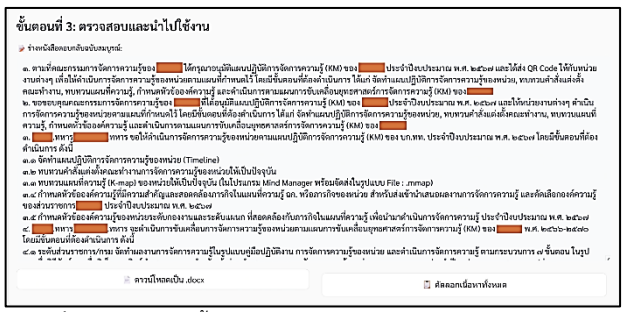
รูปที่ 7 ผลการสร้างเนื้อหาข้อ ๑. หนังสือตอบกลับของระบบการทำงานจริง

2.2.2 การตรวจสอบโดยมนุษย์ (Human-in-the-Loop) ขั้นตอนนี้ผู้ใช้จะทำหน้าที่ตรวจสอบความถูกต้องของตัวเลือกที่ระบบเสนอให้ และสามารถแก้ไขปรับปรุงข้อความได้ตามต้องการ พร้อมทั้งบันทึกการปรับปรุงข้อความก่อนจะทำการ "ยืนยัน" เพื่อนำข้อมูลป้อนกลับ (User's feedback) ให้สอนโมเดล และส่งต่อข้อมูลที่ถูกต้องที่ผ่านการรับรองแล้วไปยังขั้นตอนสุดท้าย ซึ่งขั้นตอนตั้งแต่ข้อ 2.1.3 จนถึงขั้นตอนนี้ เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ (Step "analyze") ตามกระบวนการคิดของมนุษย์

2.3 การสร้างเนื้อหาฉบับสมบูรณ์ตามเจตนา (Intent-based Final Draft Generation)

2.3.1 การระบุเจตนา (Intent Specification) ผู้ใช้จะทำการเลือกระบุ "เจตนาหลัก" ของการตอบกลับจากตัวเลือกที่กำหนดไว้ เช่น เพื่อโปรดพิจารณาอนุมัติ, เพื่อโปรดพิจารณาเห็นชอบ, หรือ เพื่อโปรดทราบ

2.3.2 การสร้างเนื้อหาตามบริบทด้วย RAG ข้อมูลทั้งหมด ไม่ว่าจะเป็นข้อมูล JSON, "ข้อ 1" ที่ผู้ใช้ยืนยันแล้ว, และเจตนาที่ผู้ใช้เลือก จะถูกนำมารวมกันเป็นชุดคำสั่งสุดท้ายสำหรับ LLM นอกจากนี้ หากการตอบกลับจำเป็นต้องอ้างอิงระเบียบข้อบังคับ ระบบจะใช้เทคนิค Retrieval-Augmented Generation (RAG) เพื่อค้นหาข้อมูลที่เกี่ยวข้องที่สุดจากฐานข้อมูลองค์ความรู้ (Knowledge Base) และนำมาประกอบในชุดคำสั่งเพื่อให้ LLM สร้างเนื้อหาส่วนที่เหลือ (ข้อ 2, 3, ...) ได้อย่างถูกต้อง แม่นยำ และสอดคล้องกับระเบียบปฏิบัติของทางราชการ ซึ่งขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการสร้างร่างหนังสือตอบกลับ (Step "generate") ตามกระบวนการคิดของมนุษย์ ดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ผลการสร้างเนื้อหาหนังสือตอบกลับฉบับสมบูรณ์ของระบบการทำงานจริง

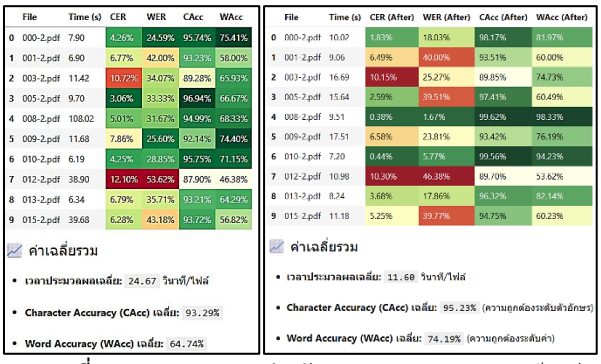
3. การทดลองและผลลัพธ์

เพื่อประเมินประสิทธิภาพของสถาปัตยกรรมที่นำเสนอ จึงได้ออกแบบการทดลองเชิงปริมาณและคุณภาพเพื่อวัดผลใน 3 มิติหลัก ได้แก่ (1) ประสิทธิภาพของขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลนำเข้า (Input Processing), (2) ประสิทธิภาพของขั้นตอนการสร้างเนื้อหา (Content Generation), และ (3) ประสิทธิภาพในภาพรวมต่อผู้ใช้งาน (Overall User-Centric Performance) โดยใช้ชุดข้อมูลเอกสารราชการจริง 2 ประเภท คือ บันทึกข้อความ (10 ฉบับ) และกระดาษเขียนข่าวร่วม (10 ฉบับ) รวมทั้งสิ้น 20 ฉบับ

3.1 ประสิทธิภาพของกระบวนการปรับปรุงคุณภาพข้อมูล OCR

จากการทดลองตามตารางที่ 1-3 พบว่ากลไก Post-processing สามารถเพิ่มความแม่นยำในระดับคำ (WAcc) ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในเอกสารประเภท "กระดาษเขียนข่าวร่วม (ทท.)" ที่มีความซับซ้อนสูง ซึ่ง WAcc เพิ่มขึ้นถึง **10.94%** ผลลัพธ์นี้ยืนยันว่าแนวทาง Data-Centric AI ที่มุ่งเน้นการสร้างองค์ความรู้เฉพาะทาง (Domain Knowledge) เพื่อทำความสะอาดข้อมูล ณ จุดเริ่มต้น เป็นแนวทางที่มีประสิทธิภาพอย่างยิ่ง

ตารางที่ 1 สรุปผลการทดลองสำหรับเอกสารประเภท บันทึกข้อความ ก่อน (ซ้าย) และหลัง (ขวา) การปรับปรุงคุณภาพ OCR



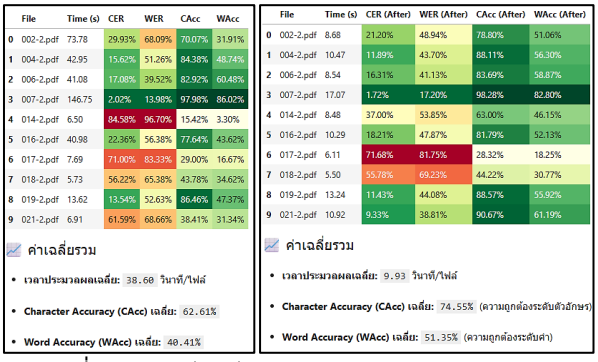
File	Time (s)	CER	WER	CAcc	WAcc
0 000-2.pdf	7.90	4.26%	24.59%	95.74%	75.41%
1 001-2.pdf	6.90	6.77%	42.00%	93.23%	58.00%
2 003-2.pdf	11.42	10.72%	34.07%	89.28%	65.93%
3 005-2.pdf	9.70	3.06%	33.33%	96.94%	66.67%
4 008-2.pdf	108.02	5.01%	31.67%	94.99%	68.33%
5 009-2.pdf	11.68	7.86%	25.60%	92.14%	74.40%
6 010-2.pdf	6.19	4.25%	28.85%	95.75%	71.15%
7 012-2.pdf	38.90	12.10%	53.62%	87.90%	46.38%
8 013-2.pdf	6.34	6.79%	35.71%	93.21%	64.29%
9 015-2.pdf	39.68	6.28%	43.18%	93.72%	56.82%

ค่าเฉลี่ยรวม
- เวลาประมวลผลเฉลี่ย: 24.67 วินาที/ไฟล์
- Character Accuracy (CAcc) เฉลี่ย: 93.29%
- Word Accuracy (WAcc) เฉลี่ย: 64.74%

File	Time (s)	CER (After)	WER (After)	CAcc (After)	WAcc (After)
0 000-2.pdf	10.02	1.83%	18.03%	98.17%	81.97%
1 001-2.pdf	9.06	6.49%	40.00%	93.51%	60.00%
2 003-2.pdf	16.69	10.15%	25.27%	89.85%	74.73%
3 005-2.pdf	15.64	2.59%	39.51%	97.41%	60.49%
4 008-2.pdf	9.51	0.38%	1.67%	99.62%	98.33%
5 009-2.pdf	17.51	6.58%	23.81%	93.42%	76.19%
6 010-2.pdf	7.20	0.44%	5.77%	99.56%	94.23%
7 012-2.pdf	10.98	10.30%	46.38%	89.70%	53.62%
8 013-2.pdf	8.24	3.68%	17.86%	96.32%	82.14%
9 015-2.pdf	11.18	5.25%	39.77%	94.75%	60.23%

ค่าเฉลี่ยรวม
- เวลาประมวลผลเฉลี่ย: 11.60 วินาที/ไฟล์
- Character Accuracy (CAcc) เฉลี่ย: 95.23% (ความถูกต้องระดับตัวอักษร)
- Word Accuracy (WAcc) เฉลี่ย: 74.19% (ความถูกต้องระดับคำ)

ตารางที่ 2 สรุปผลการทดลองสำหรับเอกสารประเภท กระดาษเขียนข่าวร่วม (ทท.) ก่อน (ซ้าย) และหลัง (ขวา) การปรับปรุงคุณภาพ OCR



File	Time (s)	CER	WER	CAcc	WAcc
0 002-2.pdf	73.78	29.93%	68.09%	70.07%	31.91%
1 004-2.pdf	42.95	15.62%	51.26%	84.38%	48.74%
2 006-2.pdf	41.08	17.08%	39.52%	82.92%	60.48%
3 007-2.pdf	146.75	2.02%	13.98%	97.98%	86.02%
4 014-2.pdf	6.50	84.58%	96.70%	15.42%	3.30%
5 016-2.pdf	40.98	22.36%	56.38%	77.64%	43.62%
6 017-2.pdf	7.69	71.00%	83.33%	29.00%	16.67%
7 018-2.pdf	5.73	56.22%	65.38%	43.78%	34.62%
8 019-2.pdf	13.62	13.54%	52.63%	86.46%	47.37%
9 021-2.pdf	6.91	61.59%	68.66%	38.41%	31.34%

ค่าเฉลี่ยรวม
- เวลาประมวลผลเฉลี่ย: 38.60 วินาที/ไฟล์
- Character Accuracy (CAcc) เฉลี่ย: 62.61%
- Word Accuracy (WAcc) เฉลี่ย: 40.41%

File	Time (s)	CER (After)	WER (After)	CAcc (After)	WAcc (After)
0 002-2.pdf	8.68	21.20%	48.94%	78.80%	51.06%
1 004-2.pdf	10.47	11.89%	43.70%	88.11%	56.30%
2 006-2.pdf	8.54	16.31%	41.13%	83.69%	58.87%
3 007-2.pdf	17.07	1.72%	17.20%	98.28%	82.80%
4 014-2.pdf	8.48	37.00%	53.85%	63.00%	46.15%
5 016-2.pdf	10.29	18.21%	47.87%	81.79%	52.13%
6 017-2.pdf	6.11	71.68%	81.75%	28.32%	18.25%
7 018-2.pdf	5.50	55.78%	69.23%	44.22%	30.77%
8 019-2.pdf	13.24	11.43%	44.08%	88.57%	55.92%
9 021-2.pdf	10.92	9.33%	38.81%	90.67%	61.19%

ค่าเฉลี่ยรวม
- เวลาประมวลผลเฉลี่ย: 9.93 วินาที/ไฟล์
- Character Accuracy (CAcc) เฉลี่ย: 74.55% (ความถูกต้องระดับตัวอักษร)
- Word Accuracy (WAcc) เฉลี่ย: 51.35% (ความถูกต้องระดับคำ)

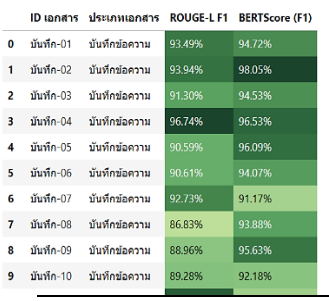
ตารางที่ 3 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำของ OCR

Document Type	Metric	without Post-processing	with Post-processing	Improvement (%)
บันทึกข้อความ	CAcc	**93.29%**	**95.23%**	+2.08%
	WAcc	64.74%	74.19%	+9.45%
กระดาษเขียนข่าวร่วม (ทท.)	CAcc	62.61%	74.55%	+11.94%
	WAcc	40.41%	51.35%	+10.94%

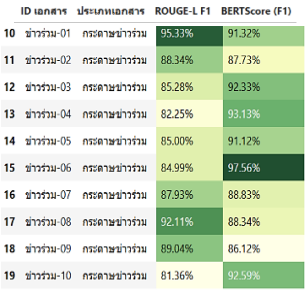
3.2 ประสิทธิภาพของขั้นตอนการสร้างเนื้อหา (Content Generation Performance)

ผลการประเมินคุณภาพของเนื้อหา "ข้อ ๑" ที่สร้างขึ้นโดยอัตโนมัติ (ตารางที่ 4) พบว่ามีความคล้ายคลึงกับฉบับอ้างอิงในระดับสูงมาก โดยมีค่าเฉลี่ย **ROUGE-L F1 ที่ 89.30%** และ **BERTScore (F1) ที่ 92.80%** ซึ่งบ่งชี้ว่าระบบสามารถสร้างประโยคที่มีทั้งโครงสร้างและใจความใกล้เคียงกับที่มนุษย์เขียนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 4 ผลสรุปเฉลี่ยการประเมินการสร้างเนื้อหา ข้อ ๑ อัตโนมัติ



	ID เอกสาร	ประเภทเอกสาร	ROUGE-L F1	BERTScore (F1)
0	บันทึก-01	บันทึกข้อความ	93.49%	94.72%
1	บันทึก-02	บันทึกข้อความ	93.94%	98.05%
2	บันทึก-03	บันทึกข้อความ	91.30%	94.53%
3	บันทึก-04	บันทึกข้อความ	96.74%	96.53%
4	บันทึก-05	บันทึกข้อความ	90.59%	96.09%
5	บันทึก-06	บันทึกข้อความ	90.61%	94.07%
6	บันทึก-07	บันทึกข้อความ	92.73%	91.17%
7	บันทึก-08	บันทึกข้อความ	86.83%	93.88%
8	บันทึก-09	บันทึกข้อความ	88.96%	95.63%
9	บันทึก-10	บันทึกข้อความ	89.28%	92.18%



	ID เอกสาร	ประเภทเอกสาร	ROUGE-L F1	BERTScore (F1)
10	ข่าวร่วม-01	กระดาษข่าวร่วม	95.33%	91.32%
11	ข่าวร่วม-02	กระดาษข่าวร่วม	88.34%	87.73%
12	ข่าวร่วม-03	กระดาษข่าวร่วม	85.28%	92.33%
13	ข่าวร่วม-04	กระดาษข่าวร่วม	82.25%	93.13%
14	ข่าวร่วม-05	กระดาษข่าวร่วม	85.00%	91.12%
15	ข่าวร่วม-06	กระดาษข่าวร่วม	84.99%	97.56%
16	ข่าวร่วม-07	กระดาษข่าวร่วม	87.93%	88.83%
17	ข่าวร่วม-08	กระดาษข่าวร่วม	92.11%	88.34%
18	ข่าวร่วม-09	กระดาษข่าวร่วม	89.04%	86.12%
19	ข่าวร่วม-10	กระดาษข่าวร่วม	81.36%	92.59%

Document Type	ROUGE-L F1	BERTScore (F1)
บันทึกข้อความ	91.45%	**94.68%**
กระดาษเขียนข่าวร่วม (ทท.)	87.16%	90.91%
เฉลี่ยโดยรวม	89.30%	92.80%

3.3 ประสิทธิภาพในภาพรวมต่อผู้ใช้งาน (Overall User-Centric Performance)

เพื่อประเมินผลกระทบของระบบในสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง ได้มีการทดลองเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Study) กับผู้ใช้งานซึ่งเป็นบุคลากรทางทหารจำนวน 16 ท่าน โดยผู้เข้าร่วมการทดลองได้รับมอบหมายให้ปฏิบัติภารกิจเดียวกัน คือ การร่างหนังสือตอบกลับจากเอกสารต้นฉบับหนึ่งฉบับ โดยปฏิบัติ 2 ครั้ง ครั้งแรกด้วย กระบวนการแบบดั้งเดิม (Traditional Method) และครั้งที่สองด้วย ระบบที่นำเสนอ (Proposed System)

ในระหว่างการทดลอง ได้มีการเก็บข้อมูล 2 ส่วนหลัก คือ (1) ระยะเวลาที่ใช้ในการปฏิบัติงาน (Task Completion Time) ตั้งแต่เริ่มต้นจนได้ร่างเอกสารฉบับสมบูรณ์ และ (2) ผลตอบรับจากผู้ใช้งาน (User Feedback) ผ่านแบบสอบถามหลังการทดลอง ซึ่งใช้มาตรวัดระดับความพึงพอใจแบบ Likert Scale 5 ระดับ ใน 3 มิติ ได้แก่ ความง่ายในการใช้งาน (Usability), ประสิทธิภาพและความแม่นยำ (Performance & Accuracy), และประโยชน์ใช้สอย (Utility) ผลลัพธ์ทั้งหมดดังแสดงใน ตารางที่ 5

สำหรับคะแนนของกระบวนการแบบดั้งเดิมนั้น ได้มาจากการประเมินเชิงตรรกะตามสภาพปัญหาที่ทราบกันดีของกระบวนการเดิม เพื่อใช้เป็นเกณฑ์เปรียบเทียบ (Estimated Baseline) โดยให้คะแนน Performance & Accuracy ที่ 2.0/5 เนื่องจากเป็นกระบวนการที่ช้าและเกิดข้อผิดพลาดจากมนุษย์ได้ง่าย, ให้คะแนน Usability ที่ 2.5/5 เพราะต้องอาศัยความรู้ความชำนาญเฉพาะทาง และให้คะแนน Utility ที่ 4.2/5 เนื่องจากเป็นกระบวนการมาตรฐานเดียวที่มีอยู่และสามารถทำให้งานสำเร็จลุล่วงได้ แม้จะมีข้อบกพร่องก็ตาม

ตารางที่ 5 สรุปประสิทธิภาพด้านการลดระยะเวลาและผลตอบรับจากผู้ใช้งาน

Evaluation Metric	Traditional Method	Proposed System	Improvement
Avg. Task Time (Reply Generation)	30-45 min	3.5 min	**>90%** Reduction
User Feedback (Avg. Score /5)			
1. Usability	2.5 ± 3.8	4.5 ± 2.3	+ 80.0%
2. Performance & Accuracy	2.0 ± 5.3	4.1 ± 1.6	**+105.0%**
3. Utility (Usefulness)	**4.2 ± 1.7**	**4.7 ± 0.8**	+11.9%

จากการวิเคราะห์ผลลัพธ์ในตารางที่ 5 พบว่าระบบที่นำเสนอได้ยกระดับประสิทธิภาพการทำงานในทุกมิติอย่างมีนัยสำคัญ ประการแรกที่เห็นได้ชัดที่สุดคือ การลดระยะเวลาในการปฏิบัติงาน จากเดิมที่ต้องใช้เวลา 30-45 นาที เหลือเพียงเฉลี่ย 3.5 นาที คิดเป็นการลดลงมากกว่า 90%

ในด้านผลตอบรับจากผู้ใช้งาน คะแนนสะท้อนให้เห็นถึงการปรับปรุงที่ก้าวกระโดด โดยเฉพาะอย่างยิ่งในด้าน ประสิทธิภาพและความแม่นยำ ที่เพิ่มขึ้นถึง +105.0% ซึ่งยืนยันว่าระบบสามารถแก้ไขจุดอ่อนที่สำคัญที่สุดของกระบวนการเดิมได้สำเร็จ ในขณะที่ด้าน ความง่ายในการใช้งาน ก็เพิ่มขึ้นถึง +80.0% ชี้ให้เห็นว่าระบบถูกออกแบบมาให้ใช้งานง่ายและไม่ซับซ้อน นอกจากนี้ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ที่ต่ำในฝั่งของระบบที่นำเสนอยังบ่งชี้ว่าผู้ใช้งานส่วนใหญ่ได้รับประสบการณ์เชิงบวกที่สอดคล้องกันอย่างมีนัยสำคัญ ผลลัพธ์ทั้งในเชิงปริมาณ (เวลา) และเชิงคุณภาพ (ความพึงพอใจ) นี้เป็นเครื่องยืนยันที่ชัดเจนถึงศักยภาพและคุณค่าของสถาปัตยกรรมที่นำเสนอในการแก้ไขปัญหาจริงและสร้างผลกระทบเชิงบวกต่อกระบวนการทำงานได้อย่างแท้จริง

4. การอภิปรายผล

ผลการทดลองได้ยืนยันถึงความสำเร็จของสถาปัตยกรรม Hybrid Intelligence Pipeline ที่นำเสนอ โดยผลลัพธ์ที่สำคัญคือ (1) ความแม่นยำในการสกัดข้อมูล การเพิ่มขึ้นของ WAcc อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในเอกสารที่ซับซ้อน พิสูจน์ให้เห็นว่ากลไก Post-processing ที่ออกแบบมาโดยเฉพาะสามารถแก้ไขจุดอ่อนของ OCR ทั่วไปได้อย่างตรงจุด (2) คุณภาพของเนื้อหาที่สร้างขึ้น คะแนน ROUGE-L และ BERTScore ที่สูง ยืนยันว่าระบบสามารถสร้างเนื้อหาที่มีความสอดคล้องทั้งในเชิงโครงสร้างและความหมายเทียบเท่ามนุษย์ และยังเป็นหลักฐานทางอ้อมที่ชี้ว่ากระบวนการสกัดข้อมูลในขั้นต้นทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ (3) คุณค่าเชิงปฏิบัติ การลดระยะเวลาทำงานได้มากกว่า 90% ควบคู่กับคะแนนความพึงพอใจที่สูงจากผู้ใช้งานจริง เป็นข้อพิสูจน์ที่ชัดเจนว่าสถาปัตยกรรมนี้สามารถสร้างผลกระทบเชิงบวกต่อกระบวนการทำงานจริงได้

5. สรุป

บทความนี้นำเสนอสถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์แบบผสมผสานสำหรับการประมวลผลเอกสารราชการทหารไทยอัตโนมัติแบบครบวงจร ซึ่งสามารถทำงานได้อย่างสมบูรณ์บนเครือข่ายภายในองค์กร ผลการทดลองเชิงประจักษ์ยืนยันว่าสถาปัตยกรรมที่นำเสนอสามารถเพิ่มทั้งความเร็วและความแม่นยำในการจัดการเอกสารได้อย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้มีข้อจำกัดด้านชุดข้อมูลที่ใช้ทดลองซึ่งมีจำนวนจำกัด การประเมินผลบนชุดข้อมูลที่ใหญ่และหลากหลายขึ้น รวมถึงการเปรียบเทียบกับระบบพื้นฐานอื่นๆ ยังคงเป็นแนวทางสำหรับงานวิจัยในอนาคตที่น่าสนใจ แนวทางนี้นับเป็นก้าวสำคัญในการนำเทคโนโลยี AI มาประยุกต์ใช้เพื่อปฏิรูปกระบวนการทำงานในภาครัฐให้มีประสิทธิภาพและทันสมัยยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

[1] A. Vaswani et al., “Attention is all you need,” in Proc. 31st Int. Conf. Neural Inf. Process. Syst., 2017, pp. 5998–6008.

[2] P. Lewis et al., “Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks,” in Proc. 34th Int. Conf. Neural Inf. Process. Syst., 2020.

[3] A. K. Jain and B. Yu, "Document representation and recognition: a survey," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 1, pp. 1-28, 1998.

[4] S. Naz, A. H. R. Shaikh, and S. A. Shaikh, "A survey on optical character recognition systems for the thai language," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 53, no. 1, pp. 1-36, 2020.

[5] M. Armbrust et al., "A view of cloud computing," *Communications of the ACM*, vol. 53, no. 4, pp. 50-58, 2010.

[6] M. A. Quidwai, C. Li, and P. Dube, "Beyond Black Box AI-Generated Plagiarism Detection: From Sentence to Document Level," in *Proc. 18th Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, 2023, pp. 727-735.

[7] M. Fujitake, "LayoutLLM: Large Language Model Instruction Tuning for Visually Rich Document Understanding," in *Proc. LREC-COLING 2024*, 2024, pp. 10219-10224.

[8] J. Wang, L. Jin, and K. Ding, "LiLT: A Simple yet Effective Language-Independent Layout Transformer for Structured Document Understanding," in *Proc. 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2022, pp. 7747-7757.

[9] SCB 10X, “Llama3.1-Typhoon2-8b-instruct Model Card,” *Hugging Face*, 2024. [Online]. Available: https://huggingface.co/scb10x/llama3.1-typhoon2-8b-instruct.

[10] T. Jocher, A. Chaurasia, and A. Stoken, "ultralytics/yolov8: YOLOv8," *GitHub*, 2023. [Online]. Available: https://github.com/ultralytics/yolov8

[11] ระเบียบกองบัญชาการกองทัพไทยว่าด้วยงานสารบรรณ พ.ศ. ๒๕๖๖, กองบัญชาการกองทัพไทย, 2566.