

**Automated information extraction from echocardiography reports
for the development of a congenital heart disease database**

Paradorn Chan-on

Department of Pediatrics, Udonthani Hospital

Received March 22, 2026 Revised September 23, 2026 Accepted September 29, 2026

Abstract

Background: Congenital Heart Disease (CHD) is common in Thailand. Manual patient registry is time and labor intensive.

Objective: The aim of this study was to evaluate an automated system for a CHD registry from echocardiography reports.

Methods: An automated data extraction workflow was developed using N8N as the primary integration platform. The system processed image-based echocardiography reports, beginning with Optical Character Recognition (OCR) to convert images to text. Subsequently, an agentic AI, powered by the ChatGPT-4o model, extracted key clinical information, transforming unstructured text into structured JSON data according to a specifically designed instruction set. This structured data was then automatically populated into a Google Sheet, which worked as the patient registry database. Accuracy was evaluated by comparing the system output against data manually verified by a pediatric cardiologist. Efficiency was assessed by comparing the consuming time of automated process with manual data entry method.

Results: A total of 301 echocardiography reports were processed. The accuracy of the automated system to identify the main diagnosis and additional diagnoses were 86.7% and 88.0% respectively. The automated system significantly reduced the average processing time from 84.0 seconds with manual entry to 12.3 seconds per report (a 71.7-second reduction, p value <0.001). The system had a process failure rate of 0.997% and a minor extraction issue rate of 9.9%.

Conclusion: The new developed system proves to be an accurate, efficient, and reliable method for CHD patient registry from existing clinical reports.

Keywords: Congenital heart disease, Health information systems, Data extraction, Optical character recognition (OCR), Artificial intelligence.

การพัฒนาระบบดึงข้อมูลจากรายงานการตรวจคลื่นสะท้อนหัวใจ เพื่อสร้างฐานข้อมูลโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดโดยอัตโนมัติ

ภราดร จันทรอ่อน

กลุ่มงานกุมารเวชกรรม โรงพยาบาลอุดรธานี

บทคัดย่อ

ความเป็นมา: โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด (Congenital Heart Disease - CHD) เป็นภาวะที่พบได้บ่อยในเด็กในประเทศไทย แต่การจัดการข้อมูลทางคลินิกยังคงกระจัดกระจายอยู่ในระบบที่แยกส่วนและไม่มีมาตรฐาน การสร้างทะเบียนข้อมูลผู้ป่วย (disease registries) ด้วยตนเองนั้นต้องใช้ทรัพยากรและเวลาเป็นจำนวนมาก

วัตถุประสงค์: เพื่อประเมินระบบอัตโนมัติสำหรับสร้างทะเบียนผู้ป่วยโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดจากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง (echocardiography reports)

วิธีการศึกษา: กระบวนการสกัดข้อมูลอัตโนมัติ (automated data extraction workflow) ได้รับการพัฒนาขึ้นโดยใช้ N8N เป็นแพลตฟอร์มหลักในการเชื่อมต่อระบบ (integration platform) ระบบจะประมวลผลรายงานผลการตรวจหัวใจในรูปแบบไฟล์ภาพ โดยเริ่มจากการแปลงภาพเป็นข้อความด้วยเทคโนโลยีการรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition - OCR) จากนั้น ปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (agentic AI) ซึ่งขับเคลื่อนด้วยแบบจำลอง ChatGPT-4o จะทำการสกัดข้อมูลทางคลินิกที่สำคัญ โดยแปลงข้อความที่ไม่มีโครงสร้างให้เป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างในรูปแบบ JSON ตามชุดคำสั่งที่ได้รับการออกแบบมาโดยเฉพาะ ข้อมูลที่มีโครงสร้างนี้จะถูกนำเข้าสู่ Google Sheet ซึ่งทำหน้าที่เป็นฐานข้อมูลทะเบียนผู้ป่วยโดยอัตโนมัติ โดยประเมินความแม่นยำ (accuracy) ด้วยการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของระบบกับข้อมูลที่ตรวจสอบด้วยตนเองโดยกุมารแพทย์โรคหัวใจ มีการปรับปรุงชุดคำสั่งเพื่อเพิ่มความแม่นยำหลังจากที่พบข้อผิดพลาดของชุดคำสั่งแรก และประเมินประสิทธิภาพ (efficiency) ด้วยการเปรียบเทียบระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผลอัตโนมัติกับระยะเวลาที่ใช้ในการป้อนข้อมูลด้วยตนเอง

ผลการศึกษา: มีจำนวนภาพรายงานผลการตรวจหัวใจทั้งสิ้น 301 รายงาน ระบบอัตโนมัติสามารถระบุการวินิจฉัยหลัก (main diagnosis) ได้อย่างถูกต้อง (Accuracy) ถึง 86.67% และการวินิจฉัยเพิ่มเติม (additional diagnoses) 88.00% หลังจากการปรับปรุงชุดคำสั่งค่าความถูกต้องเพิ่มขึ้นถึง 95.34% และ 97% ตามลำดับระบบใช้เวลาประมวลผลเฉลี่ยเพียง 12.33 วินาทีต่อรายงาน ซึ่งน้อยกว่าเวลาเฉลี่ยของการลงข้อมูลเอง 71.7 วินาทีต่อรายงานอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p \text{ value} < 0.001$) ระบบมีมีอัตราความผิดพลาดร้ายแรง (major error) ซึ่งทำให้กระบวนการทำงานไม่สำเร็จเพียง 0.997% และมีอัตราความผิดพลาดเล็กน้อย (minor error) ซึ่งยังคงสามารถสกัดข้อมูลได้แม้มีปัญหาเกิดขึ้น อยู่ที่ 9.9%

สรุป: ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้พิสูจน์ให้เห็นว่าเป็นวิธีการที่แม่นยำ มีประสิทธิภาพ และเชื่อถือได้สำหรับการสร้างทะเบียนผู้ป่วยเฉพาะทางด้านโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดจากรายงานทางคลินิกที่มีอยู่เดิม

คำสำคัญ: โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด, ระบบสารสนเทศสาธารณสุข, การสกัดข้อมูล, การรู้จำอักขระด้วยแสง (OCR), ปัญญาประดิษฐ์

บทนำ

โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด (Congenital Heart Disease - CHD) เป็นความพิการแต่กำเนิดที่พบบ่อยที่สุดในเด็ก โดยมีอุบัติการณ์ทั่วโลกอยู่ที่ 8-10 รายต่อทารกเกิดมีชีวิต 1,000 คน¹ ในประเทศไทย การวินิจฉัยและการดูแลรักษาผู้ป่วย CHD ส่วนใหญ่จะรวมศูนย์อยู่ที่โรงพยาบาลระดับตติยภูมิ เนื่องจากความซับซ้อนของโรคและข้อจำกัดด้านทรัพยากรในสถานพยาบาลระดับอื่น อย่างไรก็ตาม การจัดการข้อมูลทางคลินิกภายในโรงพยาบาลเหล่านี้มักกระจุกกระจายอยู่ในระบบที่แยกส่วนจากกัน (siloed systems) ทำให้ไม่สามารถรวบรวมข้อมูลเพื่อการวิจัย การพัฒนาคุณภาพ และการวางแผนระบบสาธารณสุขได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าประเทศที่มีรายได้สูงจะมีการจัดตั้งทะเบียนผู้ป่วย CHD ระดับชาติแล้วก็ตาม²⁻⁴ แต่ระบบเหล่านี้ถูกนำไปใช้ในสภาพแวดล้อมที่มีโครงสร้างพื้นฐานด้านข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งเป็นบริบทที่แตกต่างจากประเทศที่มีรายได้ปานกลางอย่างประเทศไทย

วิธีการดั้งเดิมในการสร้างทะเบียนข้อมูลผู้ป่วยผ่านการป้อนข้อมูลด้วยตนเองนั้นต้องใช้ทรัพยากรสูงมากและไม่เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมการทำงานที่มีภาระงานสูงของระบบสาธารณสุขไทย อย่างไรก็ตาม การเกิดขึ้นของแพลตฟอร์มการทำงานอัตโนมัติแบบ low-code และปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (agentic artificial intelligence - AI) ได้นำเสนอแนวทางใหม่ในการพัฒนาระบบดังกล่าวให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นและลดความซับซ้อนทางเทคนิคลง⁵ ความก้าวหน้าล่าสุดในสาขาการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing - NLP) ได้แสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการสกัดข้อมูลที่มีโครงสร้างจากรายงานทางการแพทย์ที่ไม่มีโครงสร้าง⁶ โดยมีงานวิจัยที่สามารถสกัดค่าการวัดต่าง ๆ จากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูงด้วยเทคนิค text mining ได้อย่างมีความไว (sensitivity) สูง และมีความน่าเชื่อถือระหว่างผู้ประเมินในระดับสมบูรณ์แบบ (perfect inter-rater reliability) ในการแปลงรายงานเชิงพรรณนาให้เป็นรูปแบบที่มีโครงสร้าง⁷⁻⁹ นอกจากนี้ แบบจำลองที่ซับซ้อนยิ่งขึ้นยังสามารถสร้างบทสรุปของรายงานที่มีคุณภาพเทียบเท่ากับบทสรุปที่เขียนโดยแพทย์โรคหัวใจได้⁷

แม้จะมีความก้าวหน้าดังกล่าว แต่ยังคงมีช่องว่างทางการวิจัยที่สำคัญในบริบทของประเทศไทย ปัจจุบันยังไม่มีการศึกษาใดที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบอัตโนมัติเพื่อสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD จากรายงานผลการตรวจหัวใจในเด็กของโรงพยาบาลศูนย์ในประเทศไทยที่มีทรัพยากรจำกัดโดยเฉพาะ ซึ่งระบบดังกล่าวจะสามารถช่วยลดภาระงานด้านธุรการของบุคลากรทางการแพทย์และสนับสนุนการวางแผนทรัพยากรในระยะยาวได้

วัตถุประสงค์

เพื่อเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว โดยมีเป้าหมายเพื่อจะพัฒนาระบบอัตโนมัติ สำหรับสกัดข้อมูลจากรายงานผลการตรวจหัวใจ เพื่อนำมาสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD รวมถึงการประเมินความแม่นยำและประสิทธิภาพของระบบ เมื่อเปรียบเทียบกับ การลงข้อมูลด้วยตัวเอง

วิธีการศึกษา

รูปแบบการศึกษา การศึกษานี้เป็นการวิจัยเชิงวิเคราะห์กึ่งทดลอง (analytic, quasi-experimental study) โดยมีการออกแบบการวิจัยเป็นสองระยะคือ ระยะที่หนึ่ง Development and prompt tuning และระยะที่สอง System evaluation

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง ประชากรที่ศึกษาคือผู้ป่วยเด็กอายุต่ำกว่า 18 ปีทั้งหมดที่เข้ารับการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง ณ โรงพยาบาลอุดรธานี โดยใช้วิธีการสุ่มตัวอย่างแบบเจาะจง (purposive sampling)

เกณฑ์การคัดเข้า รายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูงของผู้ป่วยเด็ก มีข้อมูลครบถ้วนตามองค์ประกอบขั้นต่ำ ได้แก่ ข้อมูลพื้นฐานผู้ป่วย, main anatomical findings, ventricular function และ final impression

เกณฑ์การคัดออก รายงานผลการตรวจหัวใจซ้ำของผู้ป่วยคนเดียวกัน และรายงานที่มีผลการตรวจไม่ชัดเจน ไม่สามารถอ่านได้

การคำนวณขนาดตัวอย่างเพื่อประเมินความถูกต้องของระบบ ใช้การประมาณค่าสัดส่วนสำหรับกลุ่มตัวอย่างเดียว โดยกำหนดระดับความเชื่อมั่นที่ 95% ($Z = 1.96$) ความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ 5% ($e = 0.05$) และสัดส่วนความถูกต้องที่คาดหวังเท่ากับ 90.4% ($p \text{ value } 0.904$) อ้างอิงจากการศึกษาก่อนหน้า⁶ จากการคำนวณพบว่าต้องใช้กลุ่มตัวอย่างรายงานอย่างน้อย 134 รายงาน

การพัฒนาระบบ กระบวนการทำงานอัตโนมัติได้รับการออกแบบโดยใช้ n8n ซึ่งเป็นแพลตฟอร์ม automation แบบ open-source และ low-code ที่ช่วยให้สามารถเชื่อมต่อแอปพลิเคชันและบริการต่าง ๆ เข้าด้วยกันผ่าน visual, node-based interface¹⁰ สถาปัตยกรรมของระบบประกอบด้วยกระบวนการ 4 ขั้นตอนหลักดังนี้

1. การรับข้อมูลเข้าในรูปแบบภาพ (image input): ระบบจะรับรายงานผลการตรวจหัวใจในรูปแบบไฟล์ภาพเฉพาะในส่วนที่เป็นอักษร โดยการถ่ายรูปจากโทรศัพท์มือถือเพื่อนำเข้าสู่ระบบ โดยในข้อมูลผู้ป่วยแต่ละราย จะใช้การถ่ายภาพหนึ่งภาพ ที่ครอบคลุมส่วนของการบรรยายข้อมูลทาง โครงสร้างของหัวใจ (anatomical structures) ระดับการทำงานของหัวใจ (ventricular function(s)) และผลสรุปการ

วินิจัยเบื้องต้นแนวทางนี้ถูกเลือกใช้โดยเฉพาะเพื่อให้สอดคล้องกับนโยบายความมั่นคงปลอดภัยทางไซเบอร์ของโรงพยาบาลที่จำกัดการส่งไฟล์ข้อความดิจิทัลไปยังเครือข่ายภายนอกโดยตรง วิธีการนี้ยังช่วยเพิ่มความสามารถในการปรับใช้ของระบบดิจิทัล (digital interoperability)¹¹ เนื่องจากสามารถประมวลผลรายงานได้โดยไม่ขึ้นอยู่กับรูปแบบของเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของแต่ละโรงพยาบาล

2. การรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition - OCR): ระบบจะรับรายงานในรูปแบบภาพและใช้ OCR engine เพื่อแปลงให้เป็นข้อความที่เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถอ่านได้ในรูปแบบที่ยังไม่มีโครงสร้าง (unstructured text) ซึ่งในการศึกษานี้ใช้ Mitral OCR (Mistral AI © 2026)
3. การสกัดข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (agentic AI-powered information extraction): ข้อความที่ไม่มีโครงสร้างจะถูกประมวลผลโดย agentic AI ซึ่งในการศึกษานี้เลือกใช้แบบจำลอง ChatGPT-4o AI agent ได้รับการออกแบบให้ทำหน้าที่เป็น "expert extraction algorithm" ผ่านชุดคำสั่ง (prompt) ที่ถูกสร้างขึ้นอย่างเฉพาะเจาะจง เพื่อสั่งให้ AI ทำการคัดเลือกและดึงข้อมูลทางคลินิกที่ต้องการ และแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบ JSON
4. การออกแบบและหลักการการทำงานของชุดคำสั่ง (prompt design and rationale): แบ่งการทำงานวิจัยเป็นสองขั้นตอน คือ

ระยะที่หนึ่ง prompt development

ชุดคำสั่ง (prompt) เป็นหัวใจสำคัญในการควบคุมพฤติกรรมของ AI ให้ทำงานได้อย่างแม่นยำและสม่ำเสมอ โดยได้รับการออกแบบมาเพื่อกำหนดบทบาท กฎเกณฑ์ และรูปแบบผลลัพธ์ที่ชัดเจน การออกแบบ prompt มีหลักการดังนี้¹²

- กำหนดบทบาท (role assignment): ประโยคแรก "You are an expert extraction algorithm" เป็นการกำหนดให้ AI ทำหน้าที่เป็นผู้เชี่ยวชาญด้านการสกัดข้อมูลโดยเฉพาะ เพื่อให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำสูง
- กำหนดกฎการทำงาน (rule setting): มีการตั้งกฎเกณฑ์ที่ชัดเจน เช่น "Only extract relevant information" เพื่อป้องกันข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้อง และ "If you do not know the value... you may omit the attribute's value" เพื่อให้ AI จัดการกับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ได้อย่างเหมาะสม
- การใช้ความรู้เฉพาะทาง (domain knowledge integration): คำสั่ง "You can use knowledge about pediatric cardiac disease to help you fill in the appropriate attributes" เป็นการอนุญาตให้ AI ใช้ความรู้เดิมที่มีอยู่เกี่ยวกับโรคหัวใจในเด็กมาช่วยในการตีความและจัดหมวดหมู่ข้อมูล ซึ่งเป็นส่วนสำคัญที่ทำให้ระบบมีความชาญฉลาดมากขึ้น

- การกำหนดรูปแบบผลลัพธ์ (output formatting): คำสั่ง "You must format your output as raw JSON without any backticks or markdown formatting" เป็นส่วนที่สำคัญอย่างยิ่งในทางเทคนิค เพื่อให้แน่ใจว่าผลลัพธ์ที่ได้จาก AI จะอยู่ในรูปแบบ JSON ที่สมบูรณ์และพร้อมสำหรับให้ระบบอื่นนำไปประมวลผลต่อได้ทันทีโดยไม่มีข้อผิดพลาด

JSON (JavaScript object notation): คือรูปแบบมาตรฐานสำหรับการแลกเปลี่ยนข้อมูลที่มนุษย์สามารถอ่านเข้าใจได้ง่ายและมีขนาดเล็ก¹³ โครงสร้างของ JSON ประกอบด้วยคู่ของ "คีย์" (key) และ "ค่า" (value) ในการศึกษา AI จะจัดระเบียบข้อมูลที่สกัดได้ เช่น "main diagnosis": "VSD" ให้อยู่ในรูปแบบ JSON เพื่อให้ง่ายต่อการประมวลผลและจัดเก็บในขั้นตอนถัดไป

โดย prompt ที่กำหนดเบื้องต้น เป็นดังนี้

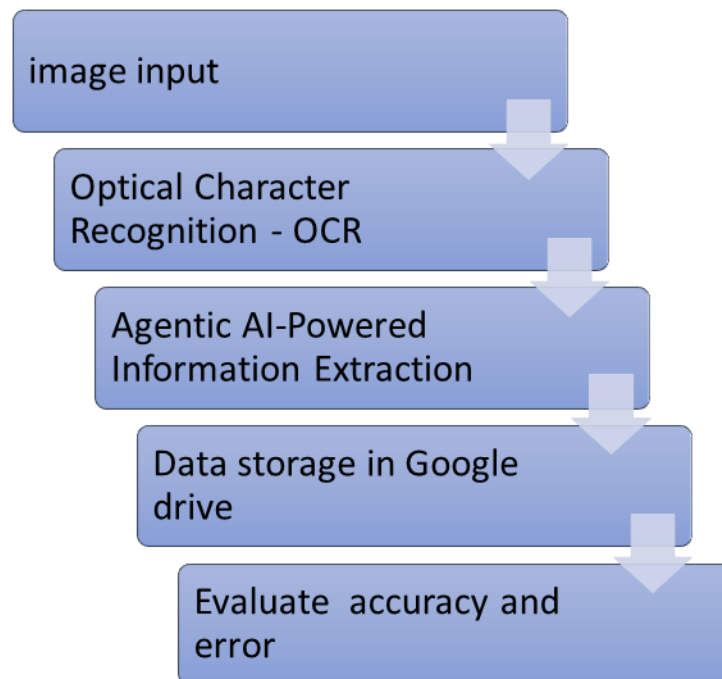
“You are an expert extraction algorithm. Only extract relevant information from the text. If you do not know the value of an attribute asked to extract, you may omit the attribute's value. You can use knowledge about pediatric cardiac disease to help you fill in the appropriate attributes. In main diagnosis use only one diagnosis without any adjective. you can later fill adjective of main diagnosis in attribute adjective of main diagnosis. Age in month should correlates with weight. You must format your output as raw JSON without any backticks or markdown formatting. Do not include json or similar wrappers.”

ระยะที่สอง system evaluation and prompt tuning

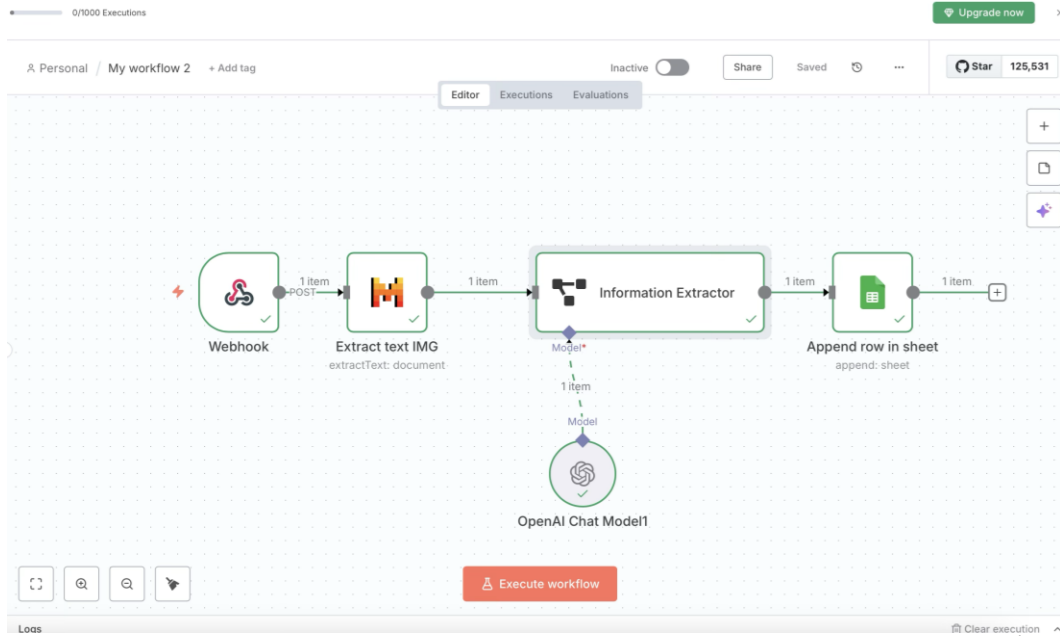
เป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้มาตรวจสอบ ว่าความถูกต้องตรงตามข้อมูลทางคลินิกที่นำเข้าหรือไม่ (รูปที่ 1 และ 2) ผลการทดสอบพบว่า โดยเมื่อวิเคราะห์ถึงรูปแบบที่ทำให้ระบบผิดพลาด พบว่า ในการวินิจฉัยโรคที่ประกอบด้วยพยาธิสภาพหลาย ๆ ตำแหน่ง ระบบจะพยายามดึงเอาตำแหน่งของพยาธิสภาพนั้น ๆ มาเป็น main diagnosis ยกตัวอย่างเช่น โรค rheumatic heart disease ซึ่งมีพยาธิสภาพที่ลิ้นหัวใจ mitral และ aortic valve รั่ว (regurgitation) ระบบจะให้คำวินิจฉัยหลักเป็น mitral valve regurgitation อีกกรณีหนึ่งคือ โรคหัวใจที่ได้ผ่านการรักษาหลักไปแล้ว แต่หลงเหลือพยาธิสภาพเล็กน้อยบางอย่างอยู่ ระบบจะดึงเอาพยาธิสภาพเล็กน้อยนั้น ๆ มาเป็นคำวินิจฉัยหลัก เช่น ผู้ป่วย patent ductus arteriosus (PDA) เมื่อได้รับการรักษาโดยการผ่าตัดปิดไปแล้ว ผล echocardiography report จึงไม่รายงานว่ามี PDA เหลืออยู่ ระบบจึงเอาพยาธิสภาพเล็กน้อยที่พบได้ (เช่น mild tricuspid valve regurgitation หรือ mild pulmonary valve regurgitation) มาเป็นคำวินิจฉัยหลักแทน ผู้วิจัยจึงเพิ่มการกำหนดตรรกะเฉพาะทางคลินิก (specific clinical logic): มีการใส่กฎเกณฑ์เฉพาะทางคลินิกเข้าไปโดยตรง คือ If present, post procedure related diagnosis should be the main diagnosis. if present, rheumatic heart disease should be the main diagnosis. So as Kawasaki disease, DORV, single ventricle and dextrocardia" เพื่อช่วยให้ AI สามารถจัดลำดับความสำคัญของการวินิจฉัยได้อย่างถูกต้องตามหลักการแพทย์

รายละเอียดของ prompt หลังการปรับปรุง เป็นดังนี้

“You are an expert extraction algorithm. Only extract relevant information from the text. If you do not know the value of an attribute asked to extract, you may omit the attribute's value. You can use knowledge about pediatric cardiac disease to help you fill in the appropriate attributes. In main diagnosis use only one diagnosis without any adjective. you can later fill adjective of main diagnosis in attribute adjective of main diagnosis. If present, post procedure related diagnosis should be the main diagnosis. if present, rheumatic heart disease should be the main diagnosis. So as Kawasaki disease, DORV, single ventricle and Dextrocardia. Age in month should correlates with weight. You must format your output as raw JSON without any backticks or markdown formatting. Do not include json or similar wrappers.”



รูปที่ 1 แสดงภาพรวมของ system development



รูปที่ 2 แสดงภาพในระบบการทำงาน (canvas) ของโปรแกรม N8N ที่ใช้ในการศึกษานี้

การจัดเก็บข้อมูล (data storage) หลังจากที AI แปลงข้อมูลเป็นรูปแบบ JSON ที่มีโครงสร้างแล้ว ระบบจะทำการแยกวิเคราะห์ (parse) ข้อมูล JSON นั้น และนำค่า (value) ของแต่ละคีย์ (key) ไปบันทึกเป็นแถวใหม่ในฐานข้อมูลโดยอัตโนมัติ ซึ่งในการศึกษานี้ใช้ Google Sheet เป็นฐานข้อมูลสำหรับทะเบียนผู้ป่วย CHD (รูปที่ 3)

	A	B	K	L	M
1	number	hospital	main diagnosis	adjective of main dia	additional diagnosis 1
2	2025-09-10 23:28:09	Udon Thani Hospital	pulmonary atresia	repaired TOF with tr	ASD secundum
3	2025-09-10 23:52:24	Udon Thani Hospital	atrial septal defect	closed	patent ductus arteriosus
4	2025-09-11 0:21:23	Udon Thani Hospital	PDA		PHT
5	2025-09-11 0:25:56	Udon Thani Hospital	Kawasaki disease	post	left coronary artery small ar
6	2025-09-11 0:26:31	Udon Thani Hospital	pulmonary stenosis	mild	
7	2025-09-11 0:27:09	Udon Thani Hospital	rheumatic heart disease		mild aortic regurgitation
8	2025-09-11 0:27:29	Udon Thani Hospital	MR	severe	AR
9	2025-09-11 0:28:11	Udon Thani Hospital	ASD	small secundum	situs inversus
10	2025-09-11 0:28:40	Udon Thani Hospital	aortic regurgitation	trivial	s/p PDA ligation
11	2025-09-11 0:29:07	Udon Thani Hospital	aortic regurgitation	trivial	s/p PDA ligation
12	2025-09-11 0:30:10	Udon Thani Hospital	DORV		mild residual PS
13	2025-09-11 0:30:33	Udon Thani Hospital	atrial septal defect	history of	patent ductus arteriosus
14	2025-09-11 0:30:58	Udon Thani Hospital	coarctation of aorta	post repair	
15	2025-09-11 0:31:22	Udon Thani Hospital	pulmonary valve stenosis	mild	patent ductus arteriosus
16	2025-09-11 0:31:46	Udon Thani Hospital	pulmonary hypertension		secundum ASD
17	2025-09-11 0:32:10	Udon Thani Hospital	VSD	moderate inlet	mild left atrial enlargement
18	2025-09-11 0:32:28	Udon Thani Hospital	normal transthoracic echocardiogram		
19	2025-09-11 0:32:55	Udon Thani Hospital	atrial septal defect	moderate	ventricular septal defect
20	2025-09-11 0:33:31	Udon Thani Hospital	ventricular septal defect	closing	
21	2025-09-11 0:34:00	Udon Thani Hospital	atrial septal defect	secundum	peripheral pulmonary steno
22	2025-09-11 0:34:25	Udon Thani Hospital	VSD	pm	mild RV hypoplasia
23	2025-09-11 0:34:55	Udon Thani Hospital	tricuspid regurgitation	moderate	suspected pulmonary hype
24	2025-09-11 0:35:14	Udon Thani Hospital	DORV	repaired	VSD
25	2025-09-11 0:35:31	Udon Thani Hospital	ventricular septal defect		

รูปที่ 3 แสดงภาพของฐานข้อมูลที่ได้ใน google sheet เมื่อสกัดข้อมูลเรียบร้อยแล้ว

การวิเคราะห์ข้อมูล

ความแม่นยำ (accuracy) ของการวินิจฉัยหลักและวินิจฉัยเพิ่มเติมที่สกัดโดยระบบได้รับการตรวจสอบโดยกุมารแพทย์โรคหัวใจ (เป็นอิสระ ไม่ได้อยู่ในคณะผู้วิจัย) โดยจะเปรียบเทียบ main diagnosis และ additional diagnosis ที่ได้จาก echocardiography report กับที่ได้จากระบบ automated extraction ให้คะแนน 1 คะแนนเมื่อกุมารแพทย์โรคหัวใจประเมินว่าผล main diagnosis ถูกต้อง และให้ 0 คะแนนเมื่อผลของ main diagnosis ที่ได้ไม่ถูกต้อง แล้วนำมาคิดรวมเป็นค่าร้อยละของความถูกต้อง (accuracy percentage) และตรวจสอบ additional diagnosis ด้วยวิธีเดียวกัน นอกจากนี้ยังแบ่งการประเมินความแม่นยำออกเป็น 2 กลุ่มย่อย คือ กลุ่มโรคหัวใจที่ไม่ซับซ้อน (simple CHD เช่น VSD, ASD) และกลุ่มโรคหัวใจซับซ้อน (complex CHD เช่น TOF, single ventricle, post-operative)

ประสิทธิภาพ (efficiency) ถูกวัดโดยการเปรียบเทียบเวลาประมวลผลเฉลี่ยต่อรายงานของระบบกับเวลาเฉลี่ยของการป้อนข้อมูลด้วยตนเอง

ความน่าเชื่อถือของระบบ (reliability) ได้รับการประเมินโดยการบันทึกความผิดพลาดร้ายแรง (หมายถึงการที่ไม่สามารถดำเนินการ extract ข้อมูลออกมาได้เลย) และเล็กน้อย (หมายถึงสามารถ extract ข้อมูลออกมาเก็บไว้ที่ฐานข้อมูลได้ แต่ไม่สามารถเก็บสำเนาไว้ได้) เป็นจำนวนครั้งหารด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมดแสดงผลในรูปร้อยละข้อมูลเชิงปริมาณได้รับการวิเคราะห์โดยใช้สถิติเชิงพรรณนา และใช้สถิติทดสอบ two-sample t-test เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของเวลาในการประมวลผล โดยใช้โปรแกรม Stata for Mac 17 BE (Stata Corp.) คำนวณค่าสำคัญทางสถิติเมื่อ p value น้อยกว่า 0.05

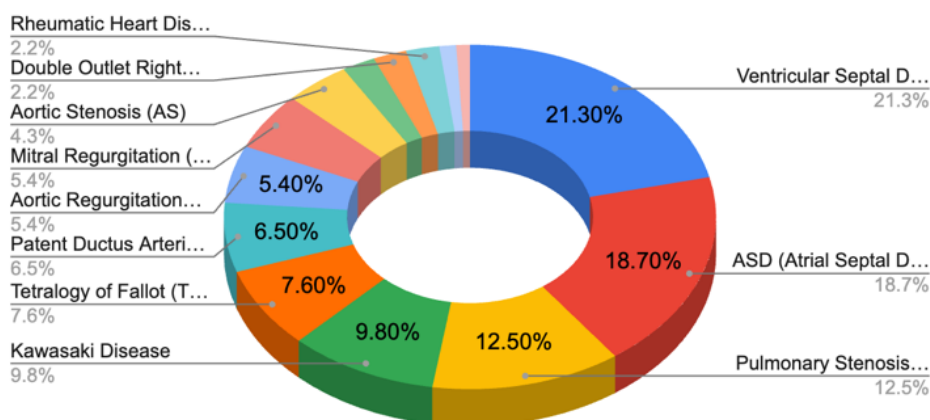
การวิจัยนี้ได้รับการรับรองจริยธรรมจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยโรงพยาบาลอุดรธานี เลขที่ 95/2568

ผลการศึกษา

มีผล echocardiography reports ในการศึกษาทั้งหมด 301 ฉบับ โดยแบ่งผู้ป่วยออกเป็นสองกลุ่มย่อยคือ โรคหัวใจแบบไม่ซับซ้อน จำนวน 208 คน (ร้อยละ 69.1) และโรคหัวใจแบบซับซ้อนจำนวน 93 คน (ร้อยละ 30.9) (รูปที่ 4) เมื่อเปรียบเทียบกับผลการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ (standard review) ระบบอัตโนมัติมีความแม่นยำ (accuracy percentage) ร้อยละ 86.7 สำหรับการวินิจฉัยหลัก และร้อยละ 88.0 สำหรับการวินิจฉัยเพิ่มเติม เมื่อแยกเป็น กลุ่มย่อยพบว่าค่าความแม่นยำในการวินิจฉัยหลักในโรคหัวใจแบบไม่ซับซ้อนคิดเป็นร้อยละ 98.6 ส่วนโรคหัวใจแบบซับซ้อนคิดเป็นร้อยละ 74.2 ระบบแสดงให้เห็นถึงการปรับปรุงประสิทธิภาพอย่างมีนัยสำคัญ เวลาเฉลี่ยในการประมวลผลรายงานหนึ่งฉบับโดยอัตโนมัติคือ 12.33 วินาที เทียบกับค่าเฉลี่ย

1.40 นาที (84 วินาที) สำหรับการบันทึกด้วยตนเอง ซึ่งคิดเป็นส่วนต่างของเวลาเฉลี่ยที่ 71.7 วินาที ต่อรายงาน อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p \text{ value} < 0.001$) ในส่วนความผิดพลาดของระบบ จากการดำเนินงานทั้งหมด 301 ครั้ง อัตราความผิดพลาดร้ายแรงอยู่ที่ร้อยละ 0.997 และอัตราความผิดพลาดเล็กน้อยอยู่ที่ร้อยละ 9.9

Distribution of Main Diagnosis



รูปที่ 4 แผนภูมิวงกลมแสดง การกระจายตัวของการวินิจฉัยโรคหัวใจ

หลังจากการทำงานในระยะที่หนึ่งได้มีการตรวจสอบเพื่อหาสาเหตุที่ทำให้ความแม่นยำของระบบไม่ถูกต้อง ในระยะที่สองผู้วิจัยได้ปรับปรุงชุดคำสั่งการทำงาน ตามที่ได้อธิบายไปแล้วข้างต้น และได้ผลค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 86.7 เป็นร้อยละ 95.3 ในส่วนของการวินิจฉัยหลัก และจากร้อยละ 88 เป็นร้อยละ 97 ในส่วนของการวินิจฉัยเพิ่มเติม เมื่อแยกเป็นกลุ่มย่อยพบว่า ค่าความแม่นยำในการวินิจฉัยหลัก ในโรคหัวใจแบบไม่ซับซ้อนเป็นร้อยละ 98.6 (คงเดิม) และในโรคหัวใจแบบซับซ้อนเพิ่มเป็นร้อยละ 98.9

อภิปรายผลการศึกษา

การศึกษานี้ประสบความสำเร็จในการพัฒนาระบบอัตโนมัติสำหรับสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD จากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง ซึ่งเท่าที่ผู้วิจัยทราบ เป็นระบบแรกในโรงพยาบาลรัฐของไทยที่พิสูจน์แล้วว่ามีค่าความแม่นยำและประสิทธิภาพสูง จุดแข็งเชิงระเบียบวิธีที่สำคัญคือการออกแบบให้ระบบรับข้อมูลเข้าเป็นไฟล์ภาพผ่าน OCR แทนการดึงข้อมูลโดยตรง แนวทางปฏิบัตินี้ไม่เพียงแต่สอดคล้องกับข้อจำกัดด้านความปลอดภัยทางไซเบอร์ของโรงพยาบาล แต่ยังทำให้ระบบมีความยืดหยุ่นสูง สามารถข้ามผ่าน

ปัญหาการเชื่อมต่อระหว่างระบบ (digital interoperability)¹¹ และนำไปปรับใช้กับโรงพยาบาลอื่นได้ง่าย โดยไม่ขึ้นอยู่กับระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์เดิม

ความแม่นยำในการวินิจฉัยที่มากกว่าร้อยละ 86 เมื่อเปรียบเทียบกับการศึกษาก่อนหน้านี้ของ S. Szekér⁶ ที่ได้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ร้อยละ 90.4 ถือเป็นผลลัพธ์ที่น่าพอใจ และสามารถปรับปรุงให้ดียิ่งขึ้นได้อีก ซึ่งจากการวิเคราะห์ผลจากความผิดพลาดในการวินิจฉัยพบว่า หากไม่ได้เพิ่มส่วนของ specific clinical logic ที่กล่าวข้างต้นเข้าไปใน prompt ระบบจะไม่สามารถให้การวินิจฉัยที่ถูกต้องได้ และเมื่อได้แก้ไขดังกล่าวแล้ว ทำให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นมาเป็นร้อยละ 95.3 และร้อยละ 97 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่า ผลของการดึงข้อมูลเป็นไฟล์ภาพผ่าน OCR แทนการดึงข้อมูลโดยตรงยังไม่พบว่ามีผลกระทบต่อการดึงข้อมูลจากรูปภาพลงมาสู่การวินิจฉัยเลย จึงเป็นเหตุผลที่ทำให้ค่าความแม่นยำใกล้เคียงกับการดึงข้อมูลโดยตรงเมื่อเทียบกับการศึกษาก่อนหน้านี้⁶

ผลกระทบที่สำคัญที่สุดคือการลดระยะเวลาในการป้อนข้อมูลลงอย่างมาก โดยประหยัดเวลาได้เกือบ 90 วินาทีต่อรายงาน การใช้แพลตฟอร์มแบบ low-code เช่น n8n มีความน่าสนใจเป็นพิเศษ เนื่องจากเป็นการทำให้การพัฒนากระบวนการอัตโนมัติที่ซับซ้อนเป็นเรื่องที่เข้าถึงได้ง่ายขึ้น¹⁴ ช่วยให้ทีมแพทย์สามารถมีส่วนร่วมในการสร้างเครื่องมือได้โดยไม่จำเป็นต้องมีความเชี่ยวชาญด้านการเขียนโปรแกรมในระดับลึก

การศึกษานี้มีข้อจำกัดหลายประการ ประการแรก การออกแบบการวิจัย ณ สถานพยาบาลแห่งเดียว (single-center design) อาจจำกัดความสามารถในการอ้างอิงผลไปยังบริบทอื่น (generalizability) ประการที่สอง ประสิทธิภาพของระบบอาจแตกต่างกันไปเมื่อใช้แบบจำลอง AI ที่แตกต่างกัน สุดท้าย การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่การตรวจสอบความถูกต้องทางเทคนิค การศึกษาวิจัยในอนาคตควรประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ปลายทาง และผลกระทบทางคลินิก พัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้ (front-end) ที่ใช้งานง่าย และจัดการกับประเด็นด้านธรรมาภิบาลข้อมูล (data governance) เช่น ความเป็นส่วนตัวของข้อมูลผู้ป่วย โดยอาจจะต้องเพิ่มกระบวนการทำข้อมูลให้เป็นนิรนาม (data anonymization) ในการเก็บข้อมูลหากนำไปใช้กับข้อมูลผู้ป่วยจริง และหากนำไปใช้จริงในโรงพยาบาล ควรใช้ฐานข้อมูลที่เป็นมาตรฐาน และ การจัดเก็บข้อมูลที่มีความปลอดภัย

บทสรุป

ระบบสกัดข้อมูลอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นในโครงการนี้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ แม่นยำ และประสิทธิผลสำหรับการสร้างทะเบียนผู้ป่วยเฉพาะทางด้านโรคหัวใจพิการแต่กำเนิด ด้วยการแปลงรายงานที่ไม่มีโครงสร้างให้เป็นฐานข้อมูลที่มีโครงสร้าง ระบบนี้จึงเป็นทางออกที่ปฏิบัติได้จริงสำหรับปัญหาการจัดการข้อมูลทางคลินิกที่กระจัดกระจายและต้องใช้ทรัพยากรมากในประเทศไทย การประหยัดเวลาได้อย่างมีนัยสำคัญ

และความน่าเชื่อถือที่สูงแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์และระบบอัตโนมัติเพื่อ
ยกระดับสารสนเทศศาสตร์ทางคลินิก

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอแสดงความขอบคุณ นายแพทย์ณัฐพงษ์ จิรัฏฐิภัทร์ กุมารแพทย์โรคหัวใจ ซึ่งเป็นผู้ประเมิน
ความถูกต้องของการลงข้อมูลโรคหัวใจเด็ก ในระหว่างการเตรียมผลงานชิ้นนี้ ผู้เขียนได้ใช้แบบจำลองภาษา
ขนาดใหญ่ Gemini 2.5 pro และ ChatGPT version 5.0 ในเดือนกันยายน พ.ศ. 2568 โดยใช้เพื่อช่วยปรับปรุงร่าง
ต้นฉบับ การจัดรูปแบบเอกสารอ้างอิง และการแก้ไขและจัดเกลาภาษา หลังจากใช้เครื่องมือนี้ ผู้เขียนได้
ตรวจสอบและแก้ไขเนื้อหาตามความจำเป็น และรับผิดชอบต่อนเนื้อหาของสิ่งพิมพ์นี้อย่างเต็มที่

เอกสารอ้างอิง

1. Hoffman JIE, Kaplan S. The incidence of congenital heart disease. J Am Coll Cardiol. 2002;39:1890-1900.
2. Nicholson C, Strange G, Ayer J, Cheung M, Grigg L, Justo R, et al. A national Australian congenital heart disease registry; methods and initial results. Int J Cardiol Congenit Heart Dis. 2024;17:100538.
3. Watelle L, Roy LO, Lauzon-Schnitka J, Newell G, Dumas A, Nadeau A, et al. The Quebec congenital heart disease registry: A model of prospective databank to facilitate research in congenital cardiology. CJC Pediatr Congenit Heart Dis. 2024;3:57-66.
4. Silva LM, Kuipers IM, Van Den Heuvel F, Mendes R, Berger RMF, Van Beynum IM, et al. Kin Cor, a national registry for paediatric patients with congenital and other types of heart disease in the Netherlands: Aims, design and interim results. Neth Heart J. 2016;24:628-39.
5. CipherNutz. N8N healthcare automation: How it works to improve workflows [Internet]. CipherNutz; 2025 Aug 7 [cited 2025 Sep 28]. Available from: <https://ciphernutz.com/blog/n8n-healthcare-automation>
6. Szekér S, Fogarassy G, Vathy-Fogarassy Á. A general text mining method to extract echocardiography measurement results from echocardiography documents. Artif Intell Med. 2023;143:102584.

7. Dong T, Sunderland N, Nightingale A, Fudulu DP, Chan J, Zhai B, et al. Development and evaluation of a natural language processing system for curating a trans-thoracic echocardiogram (TTE) database. *Bioengineering (Basel)*. 2023;10:1307.
8. Sun W, Cai Z, Li Y, Liu F, Fang S, Wang G. Data processing and text mining technologies on electronic medical records: A review. *J Healthc Eng*. 2018;2018:4302425.
9. Chao CJ, Banerjee I, Arsanjani R, Ayoub C, Tseng A, Delbrouck JB, et al. Evaluating large language models in echocardiography reporting: Opportunities and challenges. *Eur Heart J Digit Health*. 2025;6:326-39.
10. Barra FL, Rodella G, Costa A, Scalogna A, Carenzo L, Monzani A, et al. From prompt to platform: An agentic AI workflow for healthcare simulation scenario design. *Adv Simul (Lond)*. 2025;10:29.
11. Fernandez M, Pinto HA, Fernandes LMM, Oliveira JASD, Lima AMSDF, Santana JSS, et al. Interoperability in universal healthcare systems: Insights from Brazil's experience integrating primary and hospital health care data. *Front Digit Health*. 2025;7:1622302.
12. Patil R, Heston TF, Bhuse V. Prompt engineering in healthcare. *Electronics*. 2024;13:2961.
13. JSON-based patient data architecture: A novel approach to healthcare information storage in Salesforce CRM [Internet]. ResearchGate; [cited 2025 Sep 28]. Available from: https://www.researchgate.net/publication/389204038_JSONBased_Patient_Data_Architecture_A_Novel_Approach_to_Healthcare_Information_Storage_in_Salesforce_CRM
14. Ukeje G. Evaluation and design of low code/no code app development platforms to be used by medical professionals. 2023. doi: 10.13140/RG.2.2.14160.42242.