

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

Paradorn Chan-On

Department of Pediatrics, Udon Thani Hospital, Udon Thani

Abstract

Congenital Heart Disease (CHD) is a common condition in children in Thailand. Clinical data are often kept in different systems without standardization, and manual registry creation requires much time and staff effort. In hospitals with heavy workloads, this becomes a challenge. The aim of this study was to develop and evaluate an automated system to create a CHD registry from echocardiography reports. An automated data extraction workflow was developed using N8N as the primary integration platform. The system processes 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, extracts key clinical information, transforming unstructured text into structured JSON data according to a specifically designed instruction set. This structured data is then automatically populated into a Google Sheet, which functions as the patient registry database. Accuracy was evaluated by comparing the system's output against data manually verified by a pediatric cardiologist. Efficiency was assessed by comparing the automated processing time with manual data entry time. A total of 301 echocardiography reports

were processed. The automated system identified the main diagnosis with 86.7% accuracy and additional diagnoses with 88.0% accuracy. The average processing time was 12.3 seconds per report, compared with 84 seconds for manual entry, saving 87.7 seconds per report ($p < 0.001$). The system exhibited a major error rate (process failure) of only 0.997% and a minor error rate (data extraction with issues) of 9.9%. The developed system proves to be an accurate, efficient, and reliable method for automatically creating a specialized CHD patient registry from existing clinical reports. This approach presents a viable solution to overcome resource limitations and enhance clinical data management within the context of the Thai public health system.

Keywords: Congenital heart disease; Health information systems; Data extraction; Optical character recognition; Artificial intelligence; Natural language processing; Hospital administration; Thailand

Received: 29 September 2025, Revised: 25 October 2025, Accepted: 30 November 2025

Correspondence: Paradorn Chan-On, Department of Pediatrics, Udon Thani Hospital, 33 Popniyom Road, Mueang Udon Thani District, Udon Thani 41000 Thailand, Tel.: 042 215 100, email: oat_tuk@yahoo.com

การพัฒนาระบบดึงข้อมูลจากรายงานการตรวจคลื่นสะท้อนหัวใจ เพื่อสร้างฐานข้อมูลโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดโดยอัตโนมัติ

ภราดร จันทรอ่อน

กลุ่มงานกุมารเวชกรรม โรงพยาบาลอุดรธานี อุดรธานี

บทคัดย่อ

โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด (Congenital Heart Disease - CHD) เป็นภาวะที่พบได้บ่อยในเด็กในประเทศไทย แต่การจัดการข้อมูลทางคลินิกยังคงกระจุกกระจายอยู่ในระบบที่แยกส่วนและไม่มีมาตรฐาน การสร้างทะเบียนข้อมูลผู้ป่วย (disease registries) ด้วยตนเองนั้นต้องใช้ทรัพยากรและเวลาเป็นจำนวนมาก การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อแก้ไขปัญหาที่โดยอาศัยการเปลี่ยนแปลงทางดิจิทัล (digital transformation) ในการพัฒนาและประเมินระบบอัตโนมัติสำหรับสร้างทะเบียนผู้ป่วยโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดจากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง (echocardiography reports) กระบวนการสกัดข้อมูลอัตโนมัติ (automated data extraction workflow) ได้รับการพัฒนาขึ้นโดยใช้ N8N เป็นแพลตฟอร์มหลักในการเชื่อมต่อระบบ (integration platform) ระบบจะประมวลผลรายงานผลการตรวจหัวใจ ในรูปแบบไฟล์ภาพ โดยเริ่มจากการแปลงภาพเป็นข้อความด้วยเทคโนโลยีการรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition - OCR) จากนั้น ปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (agentic AI) ซึ่งขับเคลื่อนด้วยแบบจำลอง ChatGPT-4o จะทำการสกัดข้อมูลทางคลินิกที่สำคัญ โดยแปลงข้อความที่ไม่มีโครงสร้างให้เป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างในรูปแบบ JSON ตามชุดคำสั่งที่ได้รับการออกแบบมาโดยเฉพาะ ข้อมูลที่มีโครงสร้างนี้จะถูกนำเข้าสู่อะดัมส์ Google Sheet ซึ่งทำหน้าที่เป็นฐานข้อมูลทะเบียนผู้ป่วยโดยอัตโนมัติ โดยประเมินความแม่นยำ (accuracy) ด้วยการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของระบบกับข้อมูลที่ตรวจสอบด้วยตนเองโดยกุมารแพทย์โรคหัวใจ และประเมินประสิทธิภาพ (efficiency) ด้วยการเปรียบเทียบระยะเวลาที่ใช้ในการประมวลผล

อัตโนมัติกับระยะเวลาที่ใช้ในการป้อนข้อมูลด้วยตนเอง ผลการวิจัยพบว่าจำนวนภาพรายงานผลการตรวจหัวใจทั้งสิ้น 301 รายงานระบบอัตโนมัติสามารถระบุการวินิจฉัยหลัก (main diagnosis) ได้อย่างถูกต้อง (Accuracy) ถึง 86.67% และการวินิจฉัยเพิ่มเติม (additional diagnoses) 88.00% ระบบใช้เวลาประมวลผลเฉลี่ยเพียง 12.33 วินาทีต่อรายงาน ซึ่งน้อยกว่าเวลาเฉลี่ยของการลงข้อมูลเอง 87.66 วินาทีต่อรายงานอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.001$) ระบบมีอัตราความผิดพลาดร้ายแรง (major error) ซึ่งทำให้กระบวนการทำงานไม่สำเร็จเพียง 0.997% และมีอัตราความผิดพลาดเล็กน้อย (minor error) ซึ่งยังคงสามารถสกัดข้อมูลได้แม้มีปัญหาเกิดขึ้น อยู่ที่ 9.9% ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้พิสูจน์ให้เห็นว่าเป็นวิธีการที่แม่นยำ มีประสิทธิภาพ และเชื่อถือได้สำหรับการสร้างทะเบียนผู้ป่วยเฉพาะทางด้านโรคหัวใจพิการแต่กำเนิดโดยอัตโนมัติจากรายงานทางคลินิกที่มีอยู่เดิม แนวทางนี้จึงเป็นทางเลือกที่เป็นไปได้สำหรับแก้ปัญหาข้อจำกัดด้านทรัพยากรและปรับปรุงการจัดการข้อมูลทางคลินิกในบริบทระบบสาธารณสุขของไทย

คำสำคัญ: โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด; ระบบสารสนเทศสาธารณสุข; การสกัดข้อมูล; การรู้จำอักขระด้วยแสง; ปัญญาประดิษฐ์; การประมวลผลภาษาธรรมชาติ; การบริหารโรงพยาบาล; ประเทศไทย

วันที่รับต้นฉบับ: 29 กันยายน 2568, วันที่แก้ไข: 25 ตุลาคม 2568, วันที่ตอบรับ: 30 พฤศจิกายน 2568

บทนำ

โรคหัวใจพิการแต่กำเนิด (Congenital Heart Disease - CHD) เป็นความพิการแต่กำเนิดที่พบบ่อยที่สุดในเด็ก โดยมีอุบัติการณ์ทั่วโลกอยู่ที่ 8-10 รายต่อทารกเกิดมีชีวิต 1,000 คน [1] ในประเทศไทย การวินิจฉัยและการดูแลรักษาผู้ป่วย CHD ส่วนใหญ่จะรวมศูนย์อยู่ที่โรงพยาบาลระดับตติยภูมิ [2]

ผู้สนับสนุนประสานงาน: ภราดร จันทรอ่อน กลุ่มงานกุมารเวชกรรม โรงพยาบาลอุดรธานี อุดรธานี 33 ถ.พะเยานิยม ต.หมากแข้ง อ.เมือง จ.อุดรธานี 41000, โทร.: 042 215 100, email: oat_tuk@yahoo.com

เนื่องจากความซับซ้อนของโรคและข้อจำกัดด้านทรัพยากรในสถานพยาบาลระดับอื่น อย่างไรก็ตาม การจัดการข้อมูลทางคลินิกภายในโรงพยาบาลเหล่านี้มักกระจุกกระจายอยู่ในระบบที่แยกส่วนจากกัน (siloeled systems) ทำให้ไม่สามารถรวบรวมข้อมูลเพื่อการวิจัย การพัฒนาคุณภาพ และการวางแผนระบบสาธารณสุขได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าประเทศที่มีรายได้สูงจะมีการจัดตั้งทะเบียนผู้ป่วย CHD ระดับชาติแล้วก็ตาม [3-5] แต่ระบบเหล่านั้นถูกนำไปใช้ในสภาพแวดล้อมที่มีโครงสร้างพื้นฐานด้านข้อมูลที่สมบูรณ์ ซึ่งเป็นบริบทที่แตกต่างจากประเทศที่มีรายได้ปานกลางอย่างประเทศไทย

วิธีการดั้งเดิมในการสร้างทะเบียนข้อมูลผู้ป่วยผ่านการป้อนข้อมูลด้วยตนเองนั้นต้องใช้ทรัพยากรสูงมากและไม่เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมการทำงานที่มีภาระงานสูงของระบบสาธารณสุขไทย อย่างไรก็ตามการเกิดขึ้นของแพลตฟอร์มการทำงานอัตโนมัติแบบ low-code และปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (agentic artificial intelligence - AI) ได้นำเสนอแนวทางใหม่ในการพัฒนาระบบดังกล่าวให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นและลดความซับซ้อนทางเทคนิค [6] ความก้าวหน้าล่าสุดในสาขาการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (Natural Language Processing - NLP) ได้แสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการสกัดข้อมูลที่มีโครงสร้างจากรายงานทางการแพทย์ที่ไม่มีโครงสร้าง [7] โดยมีงานวิจัยที่สามารถสกัดค่าการวัดต่างๆ จากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูงด้วยเทคนิค text mining ได้อย่างมีความไว (sensitivity) สูง และมีความน่าเชื่อถือระหว่างผู้ประเมินในระดับสมบูรณ์แบบ (perfect inter-rater reliability) ในการแปลงรายงานเชิงพรรณนาให้เป็นรูปแบบที่มีโครงสร้าง [7-9] นอกจากนี้ แบบจำลองที่ซับซ้อนยิ่งขึ้นยังสามารถสร้างบทสรุปของรายงานที่มีคุณภาพเทียบเท่ากับบทสรุปที่เขียนโดยแพทย์โรคหัวใจได้ [8]

แม้จะมีความก้าวหน้าดังกล่าว แต่ยังคงมีช่องว่างทางการวิจัยที่สำคัญในบริบทของประเทศไทย ปัจจุบันยังไม่มีการศึกษาใดที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบอัตโนมัติเพื่อสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD จากรายงานผลการตรวจหัวใจในเด็กของโรงพยาบาลศูนย์ในประเทศไทยที่มีทรัพยากรจำกัดโดยเฉพาะ ซึ่งระบบดังกล่าวจะสามารถช่วยลดภาระงานด้านธุรการของบุคลากรทางการแพทย์และสนับสนุนการวางแผนทรัพยากรในระยะยาวได้

การศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว โดยมีเป้าหมายเพื่อจะพัฒนาระบบอัตโนมัติ สำหรับสกัดข้อมูลจากรายงานผลการตรวจหัวใจ เพื่อนำมาสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD รวมถึงการประเมินความแม่นยำและประสิทธิภาพของระบบ เมื่อเปรียบเทียบกับกรลงข้อมูลด้วยตัวเอง

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Szekér และคณะ [7] ได้ทำการศึกษากการสกัดข้อมูลตัวอักษร(text-mining) จาก echocardiography reports จำนวนกว่า 20,000 รายงาน พบว่าสามารถสกัดข้อมูลพารามิเตอร์ที่สำคัญ 12 รายการได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีค่าความไวเฉลี่ย (sensitivity) อยู่ที่ 90.4%

Tim Dong และคณะ [8] ได้ใช้ Natural Language Processing System เพื่อสกัดข้อมูลทั้งข้อมูลจาก echocardiography reports ทั้งข้อมูลต่อเนื่อง (continuous data) และข้อมูลชนิดแยกส่วน (discrete data) จำนวน 135,062 รายงาน เพื่อนำมาเก็บข้อมูลในรูปแบบ structured data โดยได้ค่าความ

เข้ากันได้ของข้อมูล (intra-class correlation score) เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับกรอ่านโดยอายุรแพทย์โรคหัวใจเท่ากับ 100%

Wencheng Sun และคณะ [9] ได้ทำการทบทวนวรรณกรรมในเรื่องการนำเทคนิค Named-Entity Recognition - NER) และการสกัดความสัมพันธ์ (Relation Extraction - RE) มาใช้ในการรวบรวมข้อมูล unstructured data จาก electronic medical record (EMR) ให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำข้อมูลไปใช้ประโยชน์ต่อไปได้

Federico Lorenzo Barra และคณะ[10] นำเสนอแนวทางการพัฒนานวัตกรรมกระบวนการทำงานอัตโนมัติที่ขับเคลื่อนด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (AI-driven agentic workflow) ที่มีจุดเด่นที่สำคัญคือ การเอื้อให้แพทย์ที่ไม่มีความเชี่ยวชาญด้าน Artificial intelligence โดยตรง สามารถออกแบบผังการทำงาน (work flow) ที่ซับซ้อนได้

และสุดท้าย C.-J. Chao และคณะ[11] ได้ศึกษาการใช้แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models - LLMs) ในการสรุปรายงานผลการตรวจหัวใจโดยอัตโนมัติ พบว่า EchoGPT ซึ่งเป็นแบบจำลอง Llama-2 ที่ผ่านการปรับจูนมาอย่างดี สามารถสร้างบทสรุปที่มีคุณภาพสูงที่สุด และมีคุณภาพเทียบเท่ากับรายงานที่สร้างโดยแพทย์

วิธีการดำเนินการวิจัย

รูปแบบการศึกษา การศึกษานี้เป็นการวิจัยเชิงวิเคราะห์กึ่งทดลอง (analytic, quasi-experimental study) โดยมีการออกแบบการวิจัยแบบเปรียบเทียบก่อนและหลังการใช้ระบบ (pre-post implementation comparison design)

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง ประชากรที่ศึกษาคือผู้ป่วยเด็กอายุต่ำกว่า 18 ปีทั้งหมดที่เข้ารับการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง ณ โรงพยาบาลอุดรธานี

การคำนวณขนาดตัวอย่าง (Sample Size Calculation) การคำนวณขนาดตัวอย่างเพื่อประเมินความถูกต้อง (Accuracy) ของระบบ ใช้สูตรดังต่อไปนี้ :

$$n = \frac{Z^2 * p(1 - p)}{e^2}$$

โดยกำหนดค่าตัวแปรดังนี้:

n = ขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ต้องการ

Z = ค่า Z-score ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% (กำหนดค่าเท่ากับ 1.96)

p = สัดส่วนความถูกต้องที่คาดหวัง อ้างอิงจากงานวิจัยก่อนหน้า [7] (0.904)

e = ความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (Margin of Error) (กำหนดค่าเท่ากับ 0.05)

จากการคำนวณ พบว่าขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ต้องการคือ 133.4 จึงกำหนดขนาดกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการศึกษาเป็น 134 ตัวอย่าง

การพัฒนากระบวน (System Development)

กระบวนการทำงานอัตโนมัติได้รับการออกแบบโดยใช้ n8n ซึ่งเป็นแพลตฟอร์ม automation แบบ open-source และ low-code ที่ช่วยให้สามารถเชื่อมต่อแอปพลิเคชันและบริการต่างๆ เข้าด้วยกันผ่าน visual, node-based interface[10] สถาปัตยกรรมของระบบประกอบด้วยกระบวนการ 4 ขั้นตอนหลักดังนี้:

การรับข้อมูลเข้าในรูปแบบภาพ (Image Input): ระบบจะรับรายงานผลการตรวจหัวใจ ในรูปแบบไฟล์ภาพ โดยการถ่ายรูปจากโทรศัพท์มือถือเพื่อนำเข้าสู่ระบบ แนวทางนี้ถูกเลือกใช้โดยเฉพาะเพื่อให้สอดคล้องกับนโยบายความมั่นคงปลอดภัยทางไซเบอร์ของโรงพยาบาลที่จำกัดการส่งไฟล์ข้อความดิจิทัลไปยังเครือข่ายภายนอกโดยตรง วิธีการนี้ยังช่วยเพิ่มความสามารถในการปรับใช้ของระบบดิจิทัล(digital interoperability)[12] เนื่องจากสามารถประมวลผลรายงานได้โดยไม่ขึ้นอยู่กับรูปแบบของเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของแต่ละโรงพยาบาล

การรู้จำอักขระด้วยแสง (Optical Character Recognition - OCR): ระบบจะรับรายงานในรูปแบบภาพและใช้ OCR engine เพื่อแปลงให้เป็นข้อความที่เครื่องคอมพิวเตอร์สามารถอ่านได้ในรูปแบบที่ยังไม่มีโครงสร้าง(unstructured text) ขั้นตอนนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการแปลงเวชระเบียนที่เป็นกระดาษหรือรูปภาพให้เป็นข้อมูลดิจิทัล [13-14] และความแม่นยำของขั้นตอนนี้ถือเป็นรากฐานสำคัญของการสกัดข้อมูลในลำดับถัดไป

การสกัดข้อมูลด้วยปัญญาประดิษฐ์เชิงตัวแทน (Agentic AI-Powered Information Extraction): ข้อความที่ไม่มีโครงสร้างจะถูกประมวลผลโดย Agentic AI ซึ่งในการศึกษานี้เลือกใช้แบบจำลอง ChatGPT-4o AI agent[10, 21-22] ได้รับการออกแบบให้ทำหน้าที่เป็น "expert extraction algorithm" ผ่านชุดคำสั่ง (prompt) ที่ถูกสร้างขึ้นอย่างเฉพาะเจาะจง เพื่อสั่งให้ AI ทำการคัดเลือกและดึงข้อมูลทางคลินิกที่ต้องการ และแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบ JSON ที่มีโครงสร้าง

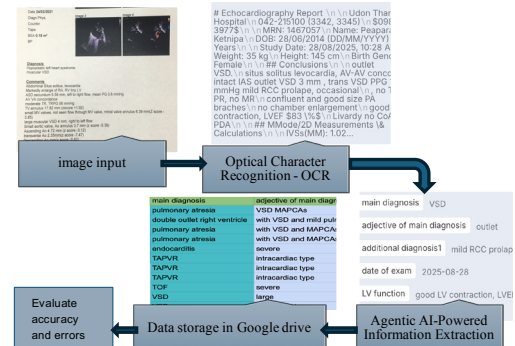
JSON (JavaScript Object Notation): คือรูปแบบมาตรฐานสำหรับการแลกเปลี่ยนข้อมูลที่มีมนุษย์สามารถอ่านเข้าใจได้ง่ายและมีขนาดเล็ก [15] โครงสร้างของ JSON ประกอบด้วยคู่ของ "คีย์" (key) และ "ค่า" (value) ซึ่งทำให้เหมาะอย่างยิ่งสำหรับการแปลงข้อมูลจากข้อความธรรมดาให้เป็นข้อมูลที่มีโครงสร้างที่ชัดเจน ในโครงการนี้ AI จะจัดระเบียบข้อมูลที่สกัดได้ เช่น "main diagnosis": "VSD" ให้อยู่ในรูปแบบ JSON เพื่อให้ง่ายต่อการประมวลผลและจัดเก็บในขั้นตอนถัดไป

การออกแบบและหลักการการทำงานของชุดคำสั่ง (Prompt Design and Rationale): ชุดคำสั่งเป็นหัวใจสำคัญในการควบคุมพฤติกรรมของ AI ให้ทำงานได้อย่างแม่นยำและสม่ำเสมอ โดยได้รับการออกแบบมาเพื่อกำหนดบทบาท, กฎเกณฑ์, และรูปแบบผลลัพธ์ที่ชัดเจน การออกแบบ prompt มีหลักการดังนี้[16]:

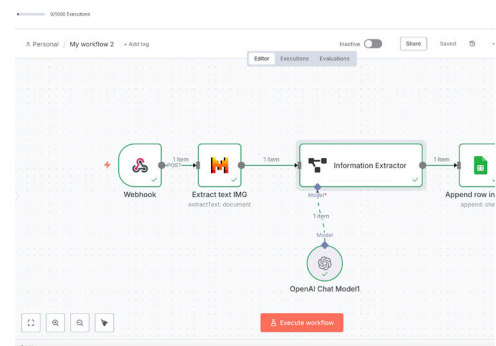
กำหนดบทบาท (Role Assignment): ประโยคแรก "You are an expert extraction algorithm" เป็นการกำหนดให้ AI ทำหน้าที่เป็นผู้ผู้เชี่ยวชาญด้านการสกัดข้อมูลโดยเฉพาะ เพื่อให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำสูง

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



รูปที่ 1 ภาพรวมของ system development และรูปตัวอย่าง



รูปที่ 2 ภาพในระบบการทำงาน(canvas) ของโปรแกรม N8N ที่ใช้งานวิจัยนี้

การกำหนดตรรกะเฉพาะทางคลินิก (Specific Clinical Logic): มีการใส่กฎเกณฑ์เฉพาะทางคลินิกเข้าไปโดยตรง เช่น "If present, pulmonary atresia or PA usually be main diagnosis" เพื่อช่วยให้ AI สามารถจัดลำดับความสำคัญของการวินิจฉัยได้อย่างถูกต้องตามหลักการแพทย์

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

รายละเอียดของ prompt ที่ใช้ในงานวิจัยนี้

"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."

การจัดเก็บข้อมูล (Data Storage): หลังจากที่ AI แปลงข้อมูลเป็นรูปแบบ JSON ที่มีโครงสร้างแล้ว ระบบจะทำการแยกวิเคราะห์ (parse) ข้อมูล JSON นั้น และนำค่า (value) ของแต่ละคีย์ (key) ไปบันทึกเป็นแถวใหม่ในฐานข้อมูลโดยอัตโนมัติ ซึ่งในการศึกษานี้ใช้ Google Sheet เป็นฐานข้อมูลสำหรับทะเบียนผู้ป่วย CHD

การวิเคราะห์ข้อมูล

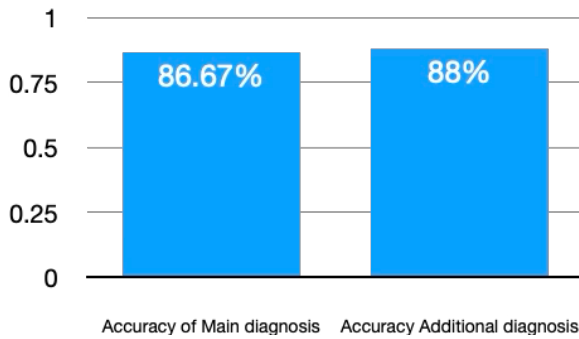
ความแม่นยำ (Accuracy) ของการวินิจฉัยหลักและวินิจฉัยเพิ่มเติมที่สกัดโดยระบบได้รับการตรวจสอบโดยกุมารแพทย์โรคหัวใจ (เป็นอิสระ ไม่ได้อยู่ในคณะผู้วิจัย) โดยจะเปรียบเทียบ Main Diagnosis และ Additional Diagnosis ที่ได้จาก echocardiography report กับ Main Diagnosis และ Addition diagnosis ที่ได้จากระบบ automated extraction ให้คะแนน

1 คะแนนเมื่อกุมารแพทย์โรคหัวใจประเมินว่าผล Main Diagnosis ถูกต้อง และให้ 0 คะแนนเมื่อผลของ Main diagnosis ที่ได้ไม่ถูกต้อง แล้วนำมาคิดรวมเป็นค่าร้อยละของความถูกต้อง (Accuracy Percentage) และตรวจสอบ Additional diagnosis ด้วยวิธีเดียวกัน ประสิทธิภาพ (Efficiency) ถูกวัดโดยการเปรียบเทียบเวลาประมวลผลเฉลี่ยต่อรายงานของระบบกับเวลาเฉลี่ยของการป้อนข้อมูลด้วยตนเอง ความน่าเชื่อถือของระบบ (Reliability) ได้รับการประเมินโดยการบันทึกความผิดพลาดร้ายแรง (หมายถึงการที่ไม่สามารถดำเนินการ extract ข้อมูลออกมาได้เลย) และเล็กน้อย (หมายถึงสามารถ extract ข้อมูลออกมาเก็บไว้ที่ฐานข้อมูลได้ แต่ไม่สามารถเก็บสำเนาไว้ได้) เป็นจำนวนครั้ง หากด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมด แสดงผลในรูปร้อยละข้อมูลเชิงปริมาณ ได้รับการวิเคราะห์โดยใช้สถิติเชิงพรรณนา และใช้สถิติทดสอบ two-sample t-test เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของเวลาในการประมวลผล โดยใช้โปรแกรม Stata for Mac 17 BE (Stata Corp.) คิดค่านัยยะสำคัญทางสถิติเมื่อ p-value น้อยกว่า 0.05

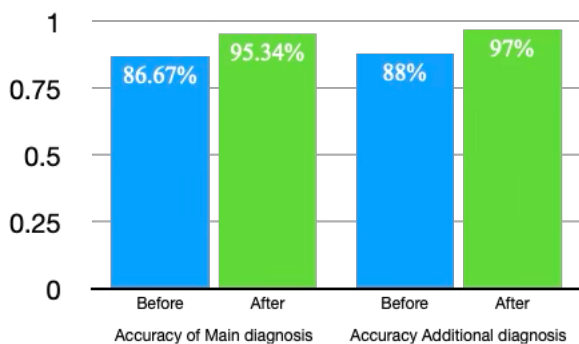
การวิจัยนี้ได้รับการรับรองจริยธรรมจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยโรงพยาบาลอุดรธานี เลขที่ 95/2568

ผลการวิจัย

มีผล echocardiography reports ในการศึกษานี้ทั้งสิ้น 301 ฉบับ เมื่อเปรียบเทียบกับผลการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ (gold standard review) ระบบอัตโนมัติมีความแม่นยำ (Accuracy percentage) 86.67% สำหรับการวินิจฉัยหลัก และ 88.00% สำหรับการวินิจฉัยเพิ่มเติม โดยเมื่อวิเคราะห์ถึงรูปแบบที่ทำให้ระบบผิดพลาด พบว่า ในการวินิจฉัยโรคที่ประกอบด้วยพยาธิสภาพหลาย ๆ ตำแหน่ง ระบบจะพยายามดึงเอาตำแหน่งของพยาธิสภาพนั้นๆ มาเป็น Main diagnosis ยกตัวอย่างเช่น โรค Rheumatic heart disease ซึ่งมีพยาธิสภาพที่ลิ้นหัวใจ mitral และ aortic valve รั่ว (regurgitation) ระบบจะให้คำวินิจฉัยหลักเป็น Mitral valve regurgitation อีกกรณีหนึ่งคือ โรคหัวใจที่ได้ผ่านการรักษาหลักไปแล้ว แต่หลงเหลือพยาธิสภาพเล็กน้อยบางอย่างอยู่ ระบบจะดึงเอาพยาธิสภาพเล็กน้อยนั้นๆ มาเป็นคำวินิจฉัยหลัก เช่น ผู้ป่วย Patent Ductus Arteriosus(PDA) เมื่อได้รับการรักษาโดยการผ่าตัดปิดไปแล้ว ผล echocardiography report จึงไม่รายงานว่ามี PDA เหลืออยู่ ระบบจึงเอาพยาธิสภาพเล็กน้อยที่เจอได้(เช่น mild tricuspid valve regurgitation หรือ mild pulmonary valve regurgitation)มาเป็นคำวินิจฉัยหลักแทน เป็นต้น ซึ่งในภายหลัง เมื่อได้ปรับปรุง prompt เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว พบว่าค่าความแม่นยำ (Accuracy)เพิ่มขึ้น



รูปที่ 3 ค่าความถูกต้องโดยรวมของการลงข้อมูล



รูปที่ 4 ค่าความถูกต้องของข้อมูล ก่อนและหลังการแก้ไข prompt

ระบบแสดงให้เห็นถึงการปรับปรุงประสิทธิภาพอย่างมีนัยสำคัญ เวลาเฉลี่ยในการประมวลผลรายงานหนึ่งฉบับโดยอัตโนมัติคือ 12.33 วินาที เทียบกับค่าเฉลี่ย 1.40 นาที (84 วินาที) สำหรับการบันทึกด้วยตนเอง ซึ่งคิดเป็นส่วนต่างของเวลาเฉลี่ยที่ 87.66 วินาที ต่อรายงานอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.001$) ในส่วนความผิดพลาดของระบบจากการทำงานทั้งหมด 301 ครั้ง อัตราความผิดพลาดร้ายแรงอยู่ที่ 0.997% และอัตราความผิดพลาดเล็กน้อยอยู่ที่ 9.9%

อภิปรายผล

การศึกษานี้ประสบความสำเร็จในการพัฒนาระบบอัตโนมัติสำหรับสร้างทะเบียนผู้ป่วย CHD จากรายงานผลการตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง ซึ่งเป็นระบบแรกในโรงพยาบาลรัฐของไทยที่พิสูจน์แล้วว่ามีความแม่นยำและประสิทธิภาพสูง จุดแข็งเชิงระเบียบวิธีที่สำคัญคือการออกแบบให้ระบบรับข้อมูลเข้าเป็นไฟล์ภาพผ่าน OCR แทนการดึงข้อมูลโดยตรง แนวทางปฏิบัตินี้ไม่เพียงแต่สอดคล้องกับข้อจำกัดด้านความปลอดภัยทางไซเบอร์ของโรงพยาบาล แต่ยังทำให้ระบบมีความยืดหยุ่นสูงสามารถข้ามผ่านปัญหาการเชื่อมต่อระหว่างระบบ (digital interoperability) [12] และนำไปปรับใช้กับโรงพยาบาลอื่นได้ง่ายโดยไม่ขึ้นอยู่กระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์เดิม

ความแม่นยำในการวินิจฉัยที่มากกว่า 86% เมื่อเปรียบเทียบกับการศึกษาก่อนหน้านี้ของ S. Szekér [7] ที่ได้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ 90.4% ถือเป็นผลลัพธ์ที่น่าพอใจ และสามารถปรับปรุงให้ดียิ่งขึ้นได้อีกผ่านการปรับแก้ชุดคำสั่ง AI อย่างต่อเนื่อง ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงความสามารถในการปรับตัวของระบบ ผลกระทบที่สำคัญที่สุดคือการลดระยะเวลาในการป้อนข้อมูลลงอย่างมาก โดยประหยัดเวลาได้เกือบ 90 วินาทีต่อรายงาน การใช้แพลตฟอร์มแบบ low-code เช่น n8n มีความน่าสนใจเป็นพิเศษ เนื่องจากการทำให้การพัฒนากระบวนการอัตโนมัติที่ซับซ้อนเป็นเรื่องที่เข้าถึงได้ง่ายขึ้น [6,16] ช่วยให้ทีมแพทย์สามารถมีส่วนร่วมในการสร้างเครื่องมือได้โดยไม่ต้องจำเป็นต้องมีความเชี่ยวชาญด้านการเขียนโปรแกรมในระดับลึก แนวทางนี้สามารถเร่งการเปลี่ยนแปลงทางดิจิทัลในสถานพยาบาลที่ขาดทรัพยากรด้านเทคโนโลยีสารสนเทศที่ครอบคลุม [12] นอกจากนี้ อัตราความผิดพลาดร้ายแรงของระบบที่น้อยกว่า 1% ยังเป็นการตอกย้ำถึงความน่าเชื่อถือทางเทคนิคสำหรับการนำไปใช้งานจริงในกระบวนการทำงานทางคลินิก [19]

การศึกษานี้มีข้อจำกัดหลายประการ ประการแรกการออกแบบการวิจัย ณ สถานพยาบาลแห่งเดียว (single-center design) อาจจำกัดความสามารถในการอ้างอิงผลไปยังบริบทอื่น (generalizability) ประการที่สอง ประสิทธิภาพของระบบอาจแตกต่างกันไปเมื่อใช้แบบจำลอง AI ที่แตกต่างกัน [17-18] สุดท้าย การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่การตรวจสอบความถูกต้องทางเทคนิค การศึกษาวิจัยในอนาคตควรประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ปลายทางและผลกระทบทางคลินิก พัฒนาส่วนติดต่อผู้ใช้ (front-end) ที่ใช้งานง่าย และจัดการกับประเด็นด้านธรรมาภิบาลข้อมูล (data governance) [20] เช่น ความเป็นส่วนตัวของข้อมูลผู้ป่วย

สรุปผลการวิจัย

ระบบสกัดข้อมูลอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นในโครงการนี้เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ แม่นยำ และประสิทธิผลสำหรับการสร้างทะเบียนผู้ป่วยเฉพาะทางด้านโรคหัวใจพิการแต่กำเนิด ด้วยการแปลงรายงานที่ไม่มีโครงสร้างให้เป็นฐานข้อมูลที่มีโครงสร้างโดยมีการแทรกแซงจากมนุษย์น้อยที่สุด ระบบนี้จึงเป็นทางออกที่ปฏิบัติได้จริงสำหรับปัญหาการจัดการข้อมูลทางคลินิกที่กระจุกกระจายและต้องใช้ทรัพยากรมากในประเทศไทย การประหยัดเวลาได้อย่างมีนัยสำคัญและความน่าเชื่อถือที่สูงแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์และระบบอัตโนมัติเพื่อยกระดับสารสนเทศศาสตร์ทางคลินิกในประเทศกำลังพัฒนา

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอแสดงความขอบคุณ นายแพทย์ณัฐพงษ์ จิรัฐติภักดิ์ ซึ่งเป็นผู้ประเมินความถูกต้องของการลงข้อมูลโรคหัวใจเด็ก

ในระหว่างการเตรียมผลงานชิ้นนี้ ผู้เขียนได้ใช้แบบจำลองภาษาขนาดใหญ่ Gemini 2.5 pro และ ChatGPT version 5.0 ในเดือนกันยายน พ.ศ. 2568 โดยใช้เพื่อช่วยปรับปรุงร่างต้นฉบับ การจัดรูปแบบเอกสารอ้างอิง และการแก้ไขและขัดเกลาภาษา หลังจากใช้เครื่องมือนี้ ผู้เขียนได้ตรวจสอบและแก้ไขเนื้อหาตามความจำเป็น และรับผิดชอบต่อนเนื้อหาของสิ่งพิมพ์นี้อย่างเต็มที่

เอกสารอ้างอิง

- [1] J. I. E. Hoffman and S. Kaplan, "The incidence of congenital heart disease," J Am Coll Cardiol, vol. 39, no. 12, pp. 1890-1900, Jun. 2002.
- [2] ควรหาเวช ณ., "โรคหัวใจแต่กำเนิดในทารกแรกเกิดและเด็กเล็กที่พบบ่อยในทางเวชปฏิบัติ", Thai J Pediatr, ปี 64, ฉบับที่ 2, น. 1-14, มิ.ย. 2025.
- [3] C. Nicholson, G. Strange, J. Ayer, M. Cheung, L. Grigg, R. Justo, et al., "A national Australian congenital heart disease registry; methods and initial results," International Journal of Cardiology Congenital Heart Disease, vol. 17, p. 100538, Sep. 2024.
- [4] L. Watelle, L. O. Roy, J. Lauzon-Schnitka, G. Newell, A. Dumas, A. Nadeau, et al., "The Quebec congenital heart disease registry: A model of prospective databank to facilitate research in congenital cardiology," CJC Pediatric and Congenital Heart Disease, vol. 3, no. 2, pp. 57-66, Apr. 2024.
- [5] L. M. Silva, I. M. Kuipers, F. Van Den Heuvel, R. Mendes, R. M. F. Berger, I. M. Van Beynum, et al., "KinCor, 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, vol. 24, no. 11, pp. 628-639, Nov. 2016.
- [6] CipherNutz, "N8N Healthcare Automation: How It Works to Improve Workflows," CipherNutz, 7 Aug. 2025. [Online]. Available: <https://ciphernutz.com/blog/n8n-healthcare-automation>. [Accessed: 28-Sep-2025]
- [7] S. Szekér, G. Fogarassy, and M. Vathy-Fogarassy, "A general text mining method to extract echocardiography measurement results from echocardiography documents," Artificial Intelligence in Medicine, vol. 143, p. 102584, Sept. 2023, doi: 10.1016/j.artmed.2023.102584.
- [8] T. Dong, N. Sunderland, A. Nightingale, D. P. Fudulu, J. Chan, B. Zhai, A. Freitas, M. Caputo, A. Dimagli, S. Mires, M. Wyatt, U. Benedetto, and G. D. Angelini, "Development and Evaluation of a Natural Language Processing System for Curating a Trans-Thoracic Echocardiogram (TTE) Database," Bioengineering (Basel), vol. 10, no. 11, p. 1307, Nov. 2023, doi: 10.3390/bioengineering10111307.z
- [9] W. Sun, Z. Cai, Y. Li, F. Liu, S. Fang, and G. Wang, "Data Processing and Text Mining Technologies on Electronic Medical Records: A Review," J Healthc Eng, vol. 2018, p. 4302425, 2018, doi: 10.1155/2018/4302425.
- [10] F. L. Barra et al., "From prompt to platform: an agentic AI workflow for healthcare simulation scenario design," Adv Simul, vol. 10, no. 1, p. 29, May 2025, doi: 10.1186/s41077-025-00357-z.
- [11] C.-J. Chao et al., "Evaluating large language models in echocardiography reporting: opportunities and challenges," Eur Heart J Digit Health, vol. 6, no. 3, pp. 326-339, May 2025, doi: 10.1093/ehjdh/ztae086.
- [12] M. Fernandez et al., "Interoperability in universal healthcare systems: insights from Brazil's experience integrating primary and hospital health care data," Front. Digit. Health, vol. 7, Aug. 2025, doi: 10.3389/fdgth.2025.1622302.
- [13] P. Batra, N. Phalnikar, D. Kurmi, J. Tembhurne, P. Sahare, and T. Diwan, "OCR-MRD: performance analysis of different optical character recognition engines for medical report digitization," Int. j. inf. tecnol., vol. 16, no. 1, pp. 447-455, Jan. 2024, doi: 10.1007/s41870-023-01610-2.
- [14] D. Gifu, "AI-backed OCR in Healthcare," Procedia Computer Science, vol. 207, pp. 1134-1143, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.09.169.

- [15] "JSON-Based Patient Data Architecture: A Novel Approach to Healthcare Information Storage in Salesforce CRM | Request PDF," ResearchGate. Accessed: Sept. 28, 2025. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/389204038_JSONBased_Patient_Data_Architecture_A_Novel_Approach_to_Healthcare_Information_Storage_in_Salesforce_CRM
- [16] R. Patil, T. F. Heston, and V. Bhuse, "Prompt Engineering in Healthcare," *Electronics*, vol. 13, no. 15, p. 2961, Jan. 2024, doi: 10.3390/electronics13152961.
- [17] R. K. Garg, V. L. Urs, A. A. Agarwal, S. K. Chaudhary, V. Paliwal, and S. K. Kar, "Exploring the role of ChatGPT in patient care (diagnosis and treatment) and medical research: A systematic review," *Health Promot Perspect*, vol. 13, no. 3, pp. 183–191, Sept. 2023, doi: 10.34172/hpp.2023.22.
- [18] T. Zayas-Cabun, S. N. Haque, and N. Kemper, "Identifying Opportunities for Workflow Automation in Health Care: Lessons Learned from Other Industries," *Applied Clinical Informatics*, vol. 12, pp. 686–697, July 2021, doi: 10.1055/s-0041-1731744.
- [19] B. K. Baurasien et al., "Medical Errors and Patient Safety: Strategies for Reducing Errors Using Artificial Intelligence," *IJHS*, vol. 7, no. S1, pp. 3471–3487, 2023, doi: 10.53730/ijhs.v7nS1.15143.
- [20] "The Significance of Data Governance in Healthcare - A Case Study in a Tertiary Care Hospital," *Proceedings of the International Conference on Health Informatics*, 2014, doi: 10.5220/0004738101780187
- [21] M. Javaid, A. Haleem, and R. P. Singh, "ChatGPT for healthcare services: An emerging stage for an innovative perspective," 2023.
- [22] R. K. Garg, V. L. Urs, A. A. Agarwal, S. K. Chaudhary, V. Paliwal, and S. K. Kar, "Exploring the role of ChatGPT in patient care (diagnosis and treatment) and medical research: A systematic review," *Health Promot Perspect*, vol. 13, no. 3, pp. 183–191, Sept. 2023, doi: 10.34172/hpp.2023.22.