PSUMJ
PSU MEDICAL JOURNAL

Original Article

การพัฒนาระบบการให้รหัสโรคและหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอก โรงพยาบาลสงขลานครินทร์: การศึกษาย้อนหลัง

Development of an Automated ICD Coding System for Outpatients at Songklanagarind Hospital: A Retrospective Study

สรณีย์ ศุภรพิพัฒน์, วท.ม.[1], พงศ์ศักดิ์ ด่านเดชา, พ.บ.[2]

Saranee Supornpipat, M.Sc.[1], Phongsak Dandecha, M.D.[2]

[1]โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา 90110 ประเทศไทย
[2]สาขาวิชาอายุรศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา 90110 ประเทศไทย
[1]Songklanagarind Hospital, Faculty of Medicine, Prince of Songkla Univerisity, Hat Yai, Songkhla 90110, Thailand.
[2]Department of Internal Medicine, Faculty of Medicine, Prince of Songkla Univerisity, Hat Yai, Songkhla 90110, Thailand.

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์: เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอกโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ โดยใช้เทคนิค rule-based เพื่อแก้ไขปัญหาการปฏิเสธการจ่ายเงินจากกองทุนสุขภาพเนื่องจากความผิดพลาดในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการ

วัสดุและวิธีการ: การศึกษาย้อนหลังใช้ข้อมูล outpatient visit summary จากโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ปีพ.ศ. 2566 จำนวน 49,497 แฟ้ม ที่ไม่ผ่านเงื่อนไขการจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพโดยการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ (hospital information system: HIS) แบ่งเป็น Train dataset 24,748 แฟ้ม และ evaluate dataset 24,749 แฟ้ม พัฒนาระบบอัตโนมัติด้วยเทคนิค rule-based ประกอบด้วยฐานข้อมูลรหัสโรค รหัสหัตถการ คลังกฎ และกฎการจับคู่ ประเมินประสิทธิภาพด้วย Spearman's rank correlation coefficient, confusion matrix, accuracy, sensitivity, false positive rate (FPR) และ area under the curve (AUC)

ผลการศึกษา: ระบบมี accuracy ร้อยละ 84.42 ค่า sensitivity ร้อยละ 65.53 และ AUC ร้อยละ 81.74 ค่า Spearman's rho 0.8517 แสดงความสอดคล้องสูงระหว่างรหัสที่ให้โดยระบบอัตโนมัติและผู้เชี่ยวชาญ ระบบสามารถให้รหัสได้ 57,870 รหัส จากทั้งหมด 117,295 รหัส ลดการติดเงื่อนไขได้มากกว่า 20,000 visit และทำให้เวชระเบียนไม่ถูกปฏิเสธหรือชะลอการจ่ายชดเชยเป็นจำนวนเงินมากกว่าร้อยละ 50 ของค่ารักษาพยาบาลรวม (เฉพาะแฟ้มที่ไม่ผ่านเงื่อนไขการจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพโดยการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์)

Corresponding author: Phongsak Dandecha, M.D.
Department of Internal Medicine, Faculty of Medicine, Prince of Songkla Univerisity,
Hat Yai, Songkhla 90110, Thailand.
E-mail: dphongsa@medicine.psu.ac.th
doi: 10.31584/psumj.2026281538
https://he01.tci-thaijo.org/index.php/PSUMJ/

PSU Med J 2026;6(1):15-24
Received 6 August 2025
Revised 24 September 2025
Accepted 7 December 2025
Published online 17 April 2026

สรุป: ระบบการให้รหัสโรคและหัตถการอัตโนมัติด้วยเทคนิค rule-based มีประสิทธิภาพสูง สามารถลดภาระงาน เพิ่มประสิทธิภาพ และลดความผิดพลาดในการให้รหัส เหมาะสำหรับใช้เป็นเครื่องมือช่วยในการให้รหัสโรคและหัตถการสำหรับผู้ป่วยนอก โดยเฉพาะในกรณีที่มีปริมาณงานจำนวนมาก

คำสำคัญ: การใช้กฎเป็นหลัก; การให้รหัส ICD อัตโนมัติ; ฐานความรู้; ผู้ป่วยนอก

ABSTRACT

Objective: To develop and evaluate the performance of an automatic disease and procedure coding system for outpatients at Songklanagarind Hospital using rule-based techniques. This system aims to address the problem of payment rejections from health funds due to errors in disease and procedure coding.

Material and Methods: This retrospective study utilized 49,497 outpatient visit summaries from Songklanagarind Hospital in 2023 that did not meet the payment conditions set by health funds, as evaluated by the hospital information system (HIS). Data were divided into a training dataset (24,748 records) and an evaluation dataset (24,749 records). The automatic coding system was developed using rule-based techniques, comprising disease code databases, procedure code databases, a rule repository, and a matching rules engine. System performance was assessed using Spearman's rank correlation coefficient, confusion matrix, accuracy, sensitivity, false positive rate (FPR), and area under the curve (AUC).

Results: The system achieved an accuracy of 84.42%, a sensitivity of 65.53%, and an AUC of 81.74%. Spearman's rho was 0.8517, indicating high concordance between codes assigned by the automatic system and those assigned by experts. The system was able to assign 57,870 codes out of a total of 117,295 codes, To ensure the record is not rejected or subjected to reimbursement delays exceeding 50% of the total medical expenses (specifically for cases that do not meet the payment criteria of the health insurance fund, as assessed by the hospital information system [HIS]).

Conclusion: The rule-based automated disease and procedure coding system demonstrates high performance, effectively reducing workload, increasing efficiency, and minimizing coding errors. It is suitable as an assistive tool for coding outpatient cases, particularly when processing large volumes of data.

Keywords: automated ICD; knowledge base; outpatients; rule-based

บทนำ

การให้รหัสโรคและรหัสหัตถการที่ถูกต้องมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อระบบสุขภาพ เนื่องจากส่งผลโดยตรงต่อการเบิกจ่ายค่ารักษาพยาบาล การวางแผนทรัพยากร และการวิเคราะห์ข้อมูลทางระบาดวิทยา[1] ในประเทศไทย การปฏิเสธการจ่ายเงินจากกองทุนสุขภาพเนื่องจากความผิดพลาดในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการเป็นปัญหาสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อสถานะทางการเงินของโรงพยาบาล โดยเฉพาะในกรณีผู้ป่วยนอกที่มีปริมาณมากและมีความหลากหลายของการวินิจฉัยโรค

ปัจจุบัน การให้รหัสโรคและรหัสหัตถการส่วนใหญ่ทำโดยบุคลากรทางการแพทย์ ซึ่งมีข้อจำกัดหลายประการ ทั้งในด้านเวลา ค่าใช้จ่าย และความเสี่ยงต่อความผิดพลาด[2,3] การขยายตัวของรหัสในระบบ ICD ทำให้การให้รหัสเป็นกระบวนการที่ใช้เวลามากและมีความแม่นยำลดลง[4] ความผิดพลาดในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการมีหลายรูปแบบ เช่น การไม่มีรหัสโรคหลัก การใช้รหัสโรคหลักที่ไม่ถูกต้อง การใช้รหัสที่ไม่เฉพาะเจาะจง หรือการให้รหัสที่ไม่สอดคล้องกับการวินิจฉัยและการรักษาปัญหาเหล่านี้อาจเกิดจากการขาดความรู้ความเข้าใจใน

หลักการให้รหัส ความซับซ้อนของระบบการให้รหัส ICD-10 และ ICD-9-CM และภาระงานมากของบุคลากรทางการแพทย์

การพัฒนาระบบอัตโนมัติเพื่อช่วยในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการเป็นแนวทางสำคัญในการแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้น ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา วงการวิชาการได้นำเสนอวิธีการหลากหลายในการพัฒนาระบบการให้รหัสอัตโนมัติ ครอบคลุมตั้งแต่เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ไปจนถึงการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning)[5] insurance claim processing and research. The current scenario of assigning codes is a manual process which is very expensive, time-consuming and error prone. In recent years, many researchers have studied the use of natural language processing (NLP) แม้ว่าการเรียนรู้เชิงลึกจะเป็นแนวทางที่ได้รับความนิยมแต่ก็มีข้อจำกัดในการจัดการกับความซับซ้อนของงานนี้ วิธีการที่อิงความรู้ (knowledge-based methods) ควรได้รับการผสมผสานเข้าด้วยกันเพื่อพัฒนาระบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ทั้งยังเน้นย้ำความสำคัญของการมีส่วนร่วมจากผู้ให้รหัสที่เป็นมนุษย์ในกระบวนการพัฒนา เพื่อให้มั่นใจว่าระบบอัตโนมัติจะตอบสนองความต้องการในทางปฏิบัติและสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้จริงในสภาพแวดล้อมการทำงาน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การใช้เทคนิค rule-based ซึ่งสามารถนำความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญมาสร้างเป็นกฎเกณฑ์ในการให้รหัสที่ถูกต้องแม่นยำ[4] การผสมผสานโมเดลภาษาเชิงบริบท (contextual language model) คือโมเดล BioBERT เป็นเวอร์ชันเสริมประสิทธิภาพของโมเดล BERT ร่วมกับวิธีการประมวลผลก่อนแบบอิงกฎ (Rule-based Preprocessing) สามารถยกระดับประสิทธิภาพในการให้รหัส ICD-10 ได้เหนือกว่าโมเดลทันสมัยอื่น ๆ

มีการวิจัยที่พัฒนาอัลกอริทึมแบบ rule-based สำหรับการจับคู่การวินิจฉัยโรคในภาษาเยอรมันกับรหัส ICD-10 โดยพบว่าสามารถให้ความแม่นยำได้สูงถึงร้อยละ 82[1] ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของวิธีการนี้ในการประยุกต์ใช้กับงานเฉพาะทาง สำหรับกรณีที่มีการใช้ภาษาอังกฤษในการบันทึกศัพท์ทางการแพทย์ ระบบที่ถูกพัฒนามีความยืดหยุ่นสามารถปรับแก้ได้โดยการสร้างฐานข้อมูลคำที่มีความหมายเหมือนกันสำหรับแต่ละรหัสโรค ICD-10 ครอบคลุมทั้งภาษาเยอรมัน ภาษาอังกฤษ และสามารถขยายรองรับภาษาอื่น ๆ ได้เมื่อมีการพัฒนาต่อไป โดยอัลกอริทึมจะทำการจับคู่ข้อความที่เป็นคนละภาษากับคำในฐานข้อมูลนั้น และแปลงเป็นรหัส ICD-10 ที่สอดคล้องกัน ตัวอย่างเช่น โรค “LE-artiges Arzneimittelexanthem auf ein neues Zytostatikum” (ภาษาเยอรมัน) เชื่อมโยงกับ “LE-like drug rash to a new cytostatic drug” (ภาษาอังกฤษ) และถูกเข้ารหัสด้วยรหัสเดียวกันคือ L27.0

โรงพยาบาลสงขลานครินทร์เป็นโรงพยาบาลระดับตติยภูมิขั้นสูงในภาคใต้ของประเทศไทย และให้บริการผู้ป่วยนอกจำนวนมากในแต่ละวัน การพัฒนาระบบการให้รหัสโรคและหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอกจึงมีความสำคัญต่อการเพิ่มประสิทธิภาพในการให้บริการและการเบิกจ่ายค่ารักษาพยาบาล

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของระบบการให้รหัสโรคและหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอกโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ โดยใช้เทคนิค rule-based ซึ่งมีความเหมาะสมกับงานการให้รหัสทางการแพทย์ที่มีความซับซ้อนและต้องใช้ความเชี่ยวชาญสูง[4] ผลการศึกษานี้จะเป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาระบบการให้รหัสโรคและหัตถการที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งจะช่วยลดความผิดพลาดในการเบิกจ่ายและเพิ่มรายได้ให้กับโรงพยาบาล รวมทั้งเป็นต้นแบบสำหรับการพัฒนาระบบในโรงพยาบาลอื่น ๆ ได้ เนื่องจากประเทศไทยใช้มาตรฐานเดียวกัน โดยรหัสโรคอ้างอิงจาก ICD-10-2016-WHO และ ICD-10-TM-2016 ส่วนรหัสหัตถการใช้ ICD-9-CM-2015

วัสดุและวิธีการ

รูปแบบการวิจัย

การศึกษานี้เป็นการวิจัยแบบย้อนหลัง (retrospective study) ดำเนินการที่โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์โดยใช้ข้อมูลจาก outpatient visit summary ของโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ในผู้ป่วยที่ข้ารับบริการตั้งแต่ 1 มกราคม 2566 ถึง 31 ธันวาคม 2566 ที่ไม่ผ่านเงื่อนไขการจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพโดยการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ (hospital information system: HIS) จำนวน 49,497 แฟ้ม โดยแบ่งเป็น Train dataset จำนวน 24,748 และ evaluate dataset จำนวน 24,749 แฟ้ม ข้อมูลเหล่านี้ถูกรวบรวมจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ (HIS) มีการบันทึกรหัสโรคและรหัสหัตถการโดยแพทย์ผู้ทำการรักษา

ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยประกอบด้วย (1) การรวบรวมข้อมูล outpatient visit summary จากโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ ปีพ.ศ. 2566 จำนวน 49,497 แฟ้ม ที่ไม่ผ่านเงื่อนไข แล้วแบ่งข้อมูลด้วยเทคนิค shuffled-train test split เป็น train dataset 24,748 แฟ้ม และ evaluate dataset 24,749 แฟ้ม (2) การรวบรวมข้อมูลเงื่อนไขการปฏิเสธการจ่ายเงินจากกองทุนสุขภาพและข้อมูลความผิดพลาดที่ส่งผลกระทบทางการเงิน (3) พัฒนาระบบการให้รหัสอัตโนมัติตามกระบวนการ SDLC ด้วยเทคนิค rule-based โดยเขียนโปรแกรมซึ่งประกอบด้วยฐานข้อมูลรหัสโรค รหัสหัตถการ คลังกฎ (rule repository) และกฎการจับคู่ (mapping rules) จัดเก็บในรูปแบบฐานข้อมูล (database) (4) การทดสอบและประเมินผลระบบด้วย evaluate dataset วิเคราะห์ความแม่นยำด้วย Spearman's rank correlation coefficient, confusion matrix, accuracy, sensitivity, false positive rate (FPR) และ area under the curve (AUC)

ผลการศึกษา

ความผิดพลาดด้านรหัสโรคและรหัสหัตถการ แสดงดังตารางที่ 1 จัดกลุ่มได้เป็น 3 ประเภทหลัก ได้แก่ ความผิดพลาดด้านความสมบูรณ์ของข้อมูล (การขาดหายของรหัสโรคหลักและข้อมูลไม่ครบถ้วน) ความผิดพลาดด้านความถูกต้องของรหัส ได้แก่ การใช้รหัสที่ไม่ถูกต้อง รหัสดอกจัน และรหัสล้าสมัย (รหัสโรคหรือหัตถการที่ไม่ได้ประกาศใช้งาน หรือถูกยกเลิกและไม่สามารถนำไปใช้ในระบบเบิกจ่ายกองทุนสุขภาพ) และความผิดพลาดด้านการปฏิบัติตามหลักเกณฑ์ (การลำดับรหัสไม่เหมาะสม รหัสขัดแย้งกับข้อมูลผู้ป่วย และการไม่ปฏิบัติตามหลักการสรุปโรค)

การจำแนกความผิดพลาดในการให้รหัสหัตถการ แสดงดังตารางที่ 2 ครอบคลุมปัญหาตั้งแต่ความสมบูรณ์ของข้อมูล (การไม่มีรหัสหัตถการและความไม่สอดคล้องกับค่าใช้จ่าย) ความถูกต้องของรหัสตามมาตรฐาน (รหัสไม่ตรงมาตรฐานและไม่ครบถ้วน) ความสอดคล้องทางคลินิก (ความไม่สัมพันธ์กับการรักษา รหัสโรค และข้อมูลผู้ป่วย) ความเหมาะสมและความเฉพาะเจาะจง (รหัสไม่เฉพาะเจาะจง ไม่เหมาะสมกับสถานพยาบาล และไม่สอดคล้องกับเวลา) ไปจนถึงปัญหาการซ้ำซ้อนของข้อมูล การจำแนกประเภทความผิดพลาดนี้จะเป็นพื้นฐานสำคัญในการพัฒนาระบบตรวจสอบและแก้ไขข้อผิดพลาด

ตารางที่ 3 แสดงการกระจายของกลุ่มโรคหลัก (principle diagnosis: PDx) ตามระบบการจำแนกโรคสากล ICD-10 ของผู้ป่วยนอกที่มารับบริการที่โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ ระหว่างวันที่ 1 มกราคม 2566 ถึง 31 ธันวาคม 2566 โดยเฉพาะแฟ้มที่ไม่ผ่านเงื่อนไขการจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพตามการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ จำนวนทั้งสิ้น 49,497 แฟ้ม จากข้อมูลพบว่า กลุ่มโรคที่มีสัดส่วนสูงสุด 3 อันดับแรก ได้แก่ ปัจจัยที่มีผลต่อสถานะสุขภาพ (Z00-Z99) คิดเป็นร้อยละ 32.16 (15,916 แฟ้ม) โรคหัวใจและหลอดเลือด (I00-I99) คิดเป็นร้อยละ 17.80 (8,808 แฟ้ม) และการบาดเจ็บและการเป็นพิษ (S00-T98) คิดเป็นร้อยละ 16.85 (8,342 แฟ้ม) ตามลำดับ ในขณะที่กลุ่มโรคที่มีสัดส่วนต่ำสุด ได้แก่ ภาวะที่เกิดในระยะปริกำเนิด (P00-P96) โรคเกี่ยวกับการตั้งครรภ์คลอด (O00-O99) และรหัสเพื่อวัตถุประสงค์พิเศษ (U00-U99) ซึ่งมีสัดส่วนน้อยกว่าร้อยละ 0.1 ของข้อมูลทั้งหมด

ตารางที่ 1 ตัวอย่างรายการความผิดพลาดด้านการรหัสโรค

ประเภทความผิดพลาด	คำอธิบาย
ไม่มีรหัสโรคหลัก (PDx)	ไม่พบรหัสโรคหลักในข้อมูลผู้ป่วย (201)
รหัสโรคหลักไม่ถูกต้อง (Invalid PDx)	ใช้รหัสโรคหลักที่ไม่ถูกต้อง เช่นรหัสที่เป็นหัวข้อใหญ่แทนที่จะใช้รหัสย่อยที่เหมาะสม (337)
รหัสดอกจัน (*)	ใช้รหัสโรคที่ไม่สามารถเป็นโรคหลักได้ (รหัสดอกจัน *)
ข้อมูลรหัสโรคไม่ครบถ้วน	ตัวเลขในรหัสโรคไม่ครบทุกตำแหน่งหรือขาดรายละเอียดสำคัญ เช่น ชนิดหรือตำแหน่งของโรค (337)
ใช้รหัสโรคที่ล้าสมัย	ไม่ปรับปรุงรหัสโรคให้ตรงตามที่กำหนด ทำให้เกิดการปฏิเสธการเบิกจ่าย
การลำดับรหัสโรคไม่เหมาะสม	ไม่ลำดับรหัสโรคตามความสำคัญหรือตามหลักเกณฑ์ที่กำหนด
รหัสโรคด้อยคุณภาพ	ใช้รหัสที่ไม่สามารถระบุชนิดหรือรายละเอียดของโรคได้ชัดเจนเช่น ไม่ระบุชนิดของการบาดเจ็บ
รหัสขัดแย้งกับข้อมูลอื่น	เช่น รหัสโรคที่ไม่เหมาะสมกับเพศหรืออายุของผู้ป่วย
รหัสโรคไม่เหมาะสม	เป็นกรณีอุบัติเหตุ แต่ไม่มีรหัสการวินิจฉัยที่เป็นการบาดเจ็บ หรือมีแต่ใช้ไม่ได้ (230) ใช้รหัสสาเหตุการบาดเจ็บเป็นรหัสโรคหลัก (A10)
รหัสโรคไม่ตรงตามหลักการ	ให้รหัสโรคไม่สัมพันธ์ หรือไม่สอดคล้องตามหลักการสรุปโรค (808)

PDx=principle diagnosis

ตารางที่ 2 ตัวอย่างรายการความผิดพลาดด้านการรหัสหัตถการ

ประเภทความผิดพลาด	คำอธิบาย
ไม่มีรหัสหัตถการ	ไม่พบข้อมูลรหัสหัตถการในกรณีที่มีการทำหัตถการ
รหัสหัตถการไม่ตรงกับ ICD-9-CM	รหัสหัตถการที่บันทึกไม่ตรงกับมาตรฐาน ICD-9-CM (804)
รหัสหัตถการไม่สอดคล้องกับการรักษา	รหัสหัตถการไม่สัมพันธ์กับการรักษาที่ให้ เช่นกรณีเคมีบำบัด
รหัสหัตถการไม่ครบถ้วน	ตัวเลขในรหัสหัตถการไม่ครบทุกตำแหน่งตามมาตรฐาน
รหัสหัตถการซ้ำซ้อน	มีการบันทึกรหัสหัตถการเดียวกันซ้ำในการรักษาครั้งเดียวกัน
รหัสหัตถการไม่สัมพันธ์กับรหัสโรค	รหัสหัตถการที่บันทึกไม่สอดคล้องกับการวินิจฉัยโรค
รหัสหัตถการไม่เฉพาะเจาะจง	ใช้รหัสหัตถการที่ไม่ระบุรายละเอียดเฉพาะของหัตถการที่ทำ
รหัสหัตถการไม่เหมาะสมกับสถานพยาบาล	ใช้รหัสหัตถการที่เกินขีดความสามารถของสถานพยาบาล
รหัสหัตถการขัดแย้งกับข้อมูลผู้ป่วย	รหัสหัตถการไม่เหมาะสมกับเพศ อายุหรือสภาวะของผู้ป่วย
รหัสหัตถการไม่สอดคล้องกับเวลา	รหัสหัตถการที่บันทึกไม่สัมพันธ์กับระยะเวลาที่ผู้ป่วยอยู่ในโรงพยาบาล
มีค่าใช้จ่ายหมวด 11 (ค่าหัตถการ) แต่ไม่มีรหัสหัตถการ	มีค่าใช้จ่ายหมวด 11 (ค่าหัตถการ) แต่ไม่มีรหัสหัตถการ

ตารางที่ 3 การกระจายของกลุ่มโรคหลัก (principle diagnosis: PDx)

ข้อมูลทั่วไป	ความถี่	ร้อยละ	ร้อยละสะสม
กลุ่มโรค (โรคหลัก: PDx)			
Z00-Z99 - ปัจจัยที่มีผลต่อสถานะสุขภาพ	15,916	32.16	32.16
I00-I99 - โรคหัวใจและหลอดเลือด	8,808	17.80	49.95
S00-T98 - การบาดเจ็บและการเป็นพิษ	8,342	16.85	66.80
E00-E90 - โรคต่อมไร้ท่อ	5,458	11.03	77.83
K00-K93 - โรคระบบย่อยอาหาร	1,941	3.92	81.75
M00-M99 - โรคกล้ามเนื้อและกระดูก	1,843	3.72	85.48
A00-B99 - โรคติดเชื้อ	1,766	3.57	89.04
C00-D48 - เนื้องอกและมะเร็ง	1,048	2.12	91.16
H00-H59 - โรคตา	841	1.70	92.86
N00-N99 - โรคไตและทางเดินปัสสาวะ	733	1.48	94.34
J00-J99 - โรคระบบหายใจและปอด	616	1.24	95.59
L00-L99 - โรคผิวหนัง	580	1.17	96.76
G00-G99 - โรคระบบสมอง	527	1.06	97.82
R00-R99 - อาการและอาการแสดงผิดปกติ	457	0.92	98.75
F00-F99 - โรคจิตและพฤติกรรม	232	0.47	99.21
H60-H95 - โรคหู	175	0.35	99.57
D50-D89 - โรคเลือด	118	0.24	99.81
Q00-Q99 - ความพิการแต่กำเนิด	83	0.17	99.97
O00-O99 - โรคเกี่ยวกับการตั้งครรภ์ คลอด	10	0.02	99.99
U00-U99 - รหัสเพื่อวัตถุประสงค์พิเศษ	2	0.01	100.00
P00-P96 - ภาวะที่เกิดในระยะปริกำเนิด	1	0.00	100.00

การกระจายของประเภทความผิดพลาดในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการของผู้ป่วยนอกจากข้อมูลทั้งหมด 49,497 แฟ้ม พบว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นมากที่สุดคือกรณีบาดเจ็บที่ไม่มีรหัสสาเหตุการบาดเจ็บ (ร้อยละ 36.6) ตามด้วยการใช้รหัสโรคที่ล้าสมัย (ร้อยละ 19.24) และรหัสโรคหลักไม่ถูกต้อง (ร้อยละ 14.17) โดยความผิดพลาด 5 อันดับแรกรวมกันคิดเป็นร้อยละ 93.2 ของความผิดพลาดทั้งหมด ดังตารางที่ 4 แสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดส่วนใหญ่มีสาเหตุหลักเพียงไม่กี่ประเภท

ตารางที่ 4 การกระจายของประเภทความผิดพลาดในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการ

ข้อมูลทั่วไป	ความถี่	ร้อยละ	ร้อยละสะสม
ประเภทความผิดพลาดที่เกี่ยวกับรหัสโรค รหัสหัตถการ			
กรณีบาดเจ็บ ไม่มีรหัสสาเหตุการบาดเจ็บ	18,118	36.60	36.60
ใช้รหัสโรคที่ล้าสมัย	9,524	19.24	55.85
รหัสโรคหลักไม่ถูกต้อง	7,013	14.17	70.01
รหัสโรคไม่ตรงตามหลักการ ใช้รหัสดอกจัน	6,838	13.81	83.83
ใช้รหัสสาเหตุการบาดเจ็บ เป็นรหัสโรคหลัก	4,636	9.37	93.20
การลำดับรหัสโรคไม่เหมาะสม	1,686	3.41	96.60
ไม่มีรหัสหัตถการกรณีทำหัตถการ	881	1.78	98.38
ไม่มีรหัสโรคหลัก	801	1.62	100.00

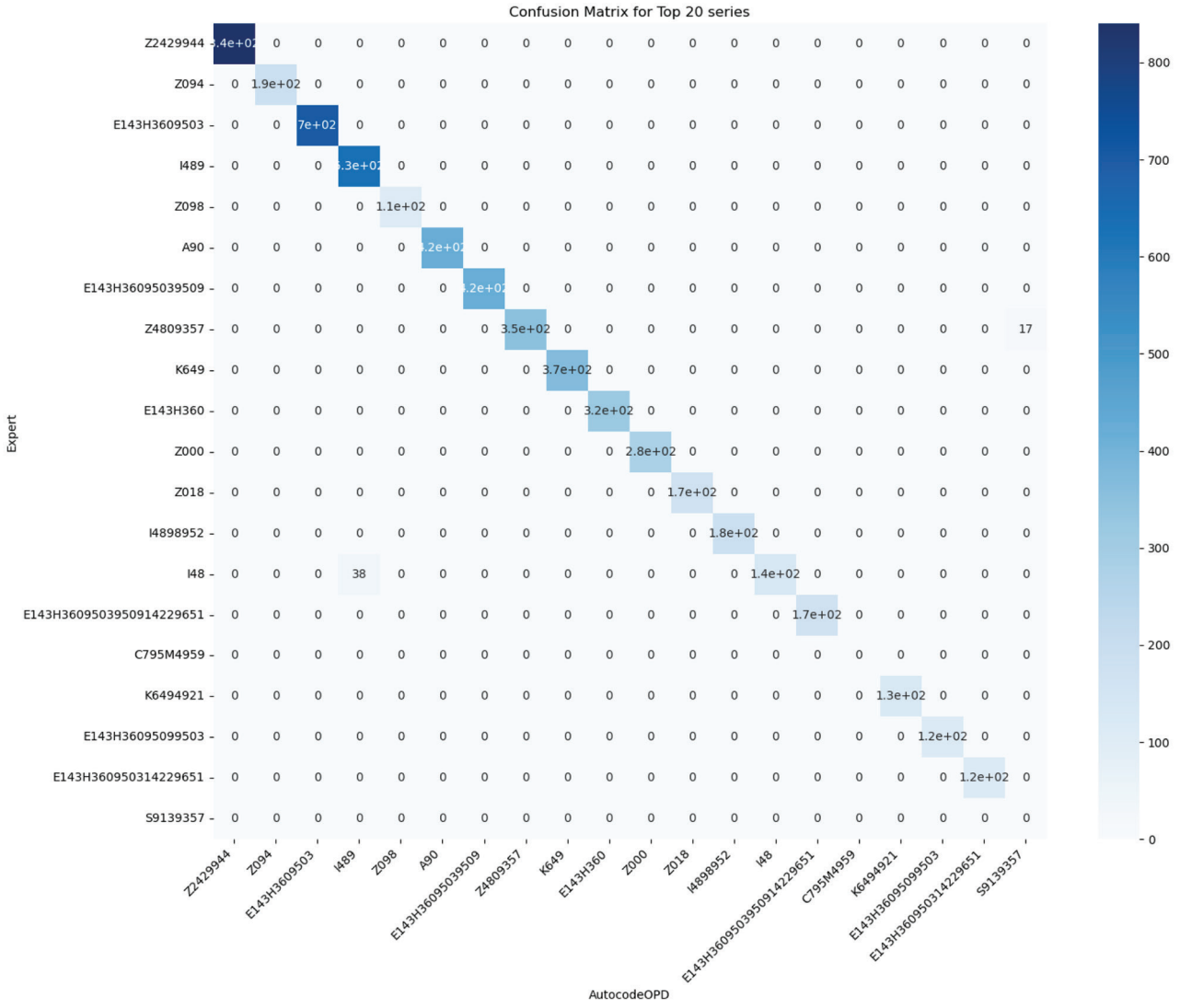
รูปที่ 1 แสดงแผนภาพชุดรหัส Top 20 ในระบบให้รหัสอัตโนมัติ เทียบกับชุดรหัสที่ได้จากผู้เชี่ยวชาญ (expert) แต่ละชุดรหัสที่มีการทำนายที่ถูกต้องแสดงในแนวทแยงของเมทริกซ์ พบว่า ชุดรหัสที่มีสัดส่วนสูงสุด 3 อันดับแรก ได้แก่ชุดรหัส Z429944 มีความถูกต้องสูงสุดที่ประมาณ 840 ครั้ง รองลงมาคือชุดรหัส E143H3609503 ที่ประมาณ 701 ครั้ง และรหัส A90 ที่ประมาณ 425 ครั้ง ส่วนใหญ่การทำนายมีความแม่นยำสูงเนื่องจากค่าที่อยู่นอกแนวทแยงมีค่าเป็น 0

การประเมินประสิทธิภาพของระบบการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการอัตโนมัติแสดงในตารางที่ 5 ตารางที่ 6 และรูปที่ 2 พบว่าระบบมีความแม่นยำโดยรวมสูงที่ร้อยละ 84.42 และมีอัตราการทำนายบวกผิดพลาดต่ำเพียงร้อยละ 2.03 ซึ่งแสดงถึงความน่าเชื่อถือของระบบในการจำแนกกรณีต่าง ๆ อย่างไรก็ตาม ระบบมีค่าความไว (sensitivity) ในระดับปานกลางที่ร้อยละ 65.51 หมายความว่าสามารถตรวจพบกรณีที่ต้องแก้ไขรหัสได้ประมาณ 6 ใน 10 กรณี ในขณะที่ค่า AUC ที่ร้อยละ 81.74 แสดงถึงประสิทธิภาพโดยรวมของระบบในระดับค่อนข้างดี โดยระบบแสดงจุดแข็งในการควบคุมข้อผิดพลาดประเภท false positive และมีศักยภาพในการแยกแยะระหว่างกรณีที่ต้องแก้ไขและไม่ต้องแก้ไขรหัสได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วิจารณ์

การศึกษานี้ประเมินประสิทธิภาพของระบบให้รหัสโรคและรหัสหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอก โดยใช้ confusion matrix, receiver operating characteristic curve (ROC Curve) และ AUC บนข้อมูล evaluate dataset จำนวน 24,748 แฟ้ม ผลลัพธ์บ่งชี้ว่าระบบมี accuracy ร้อยละ 84.42, sensitivity ร้อยละ 65.51 และ AUC ร้อยละ 81.74 ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Sitaru[1] ซึ่งพัฒนาอัลกอริทึม rule-based จับคู่การวินิจฉัยกับ ICD-10 ในภาษาเยอรมัน และได้ accuracy สูงถึงร้อยละ 82 และผลงานของ Chen[4] ที่ผสมผสานโมเดลภาษาเชิงบริบทกับวิธีการ rule-based ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการให้อัตโนมัติของรหัส ICD-10 ได้ดีกว่าโมเดล machine learning อย่างเดียวนอกจากนั้น การวิเคราะห์ Spearman's rank correlation coefficient พบว่า rho เท่ากับ 0.8517 แสดงถึงความสอดคล้องสูงระหว่างรหัสที่ได้จากระบบอัตโนมัติและผู้เชี่ยวชาญ เป็นข้อยืนยันถึงความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของระบบที่พัฒนาขึ้นนี้อย่างไรก็ตาม ค่า sensitivity ที่อยู่ในระดับปานกลางแสดงให้เห็นข้อจำกัดที่สำคัญของระบบ rule-based กล่าวคือ ระบบที่อาศัยกฎที่สกัดจากความรู้และประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญอาจยังไม่สามารถรองรับกรณีที่มีลักษณะซับซ้อนหรือมีความหลากหลายของข้อมูลสูงได้อย่างครอบคลุมเพียงพอ

ข้อจำกัดที่สำคัญของงานวิจัยนี้คือ การใช้ข้อมูลจากโรงพยาบาลสงขลานครินทร์เพียงแห่งเดียว อาจทำให้ยังไม่สามารถสรุปได้อย่างชัดเจนว่าหากนำผลการศึกษานี้ไปใช้กับโรงพยาบาลประเภทอื่นหรือในพื้นที่ที่มีลักษณะแตกต่างกันจะให้ผลลัพธ์เช่นเดียวกันหรือไม่ นอกจากนี้ แม้การเลือกแฟ้มข้อมูลที่ไม่ผ่านเกณฑ์การจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพตามการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์จะช่วยให้เห็นปัญหาสำคัญที่เกิดขึ้นจริง แต่การเน้นเฉพาะกลุ่มนี้อาจทำให้ผลการศึกษายังไม่สะท้อนภาพรวมของทั้ง



รูปที่ 1 Heat map แสดงชุดรหัส international classification of diseases (ICD) จำนวนสูงสุด 20 รายการ

ตารางที่ 5 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบ

ตัวชี้วัด	ค่าที่ได้	การแปลผล
True positive (TP)	6,767	จำนวนกรณีที่ระบบให้รหัสอัตโนมัติแก้ไขรหัสได้ถูกต้องตรงกับผู้เชี่ยวชาญ
False positive (FP)	293	จำนวนกรณีที่ระบบเลือกแก้ไขรหัสแต่ได้รหัสผิด ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบแล้วต้องแก้ไขเป็นรหัสอื่น
False negative (FN)	3,562	จำนวนกรณีที่ระบบเลือกแก้ไขรหัส ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบแล้วว่าได้รหัสเดิม
True negative (TN)	14,127	จำนวนกรณีที่ไม่เข้าเงื่อนไข rule based ระบบเลือกไม่แก้ไขรหัส

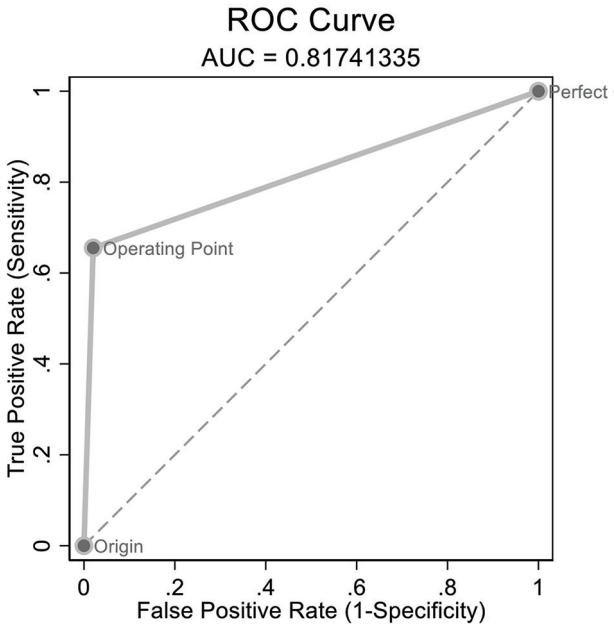
ระบบ อย่างไรก็ตาม ผลลัพธ์และประสิทธิภาพของระบบ แสดงให้เห็นถึงศักยภาพในการแก้ไขปัญหาได้ในกลุ่มเป้าหมายที่สำคัญ หากมีการนำระบบนี้ไปปรับใช้กับโรงพยาบาลหรือในสถานการณ์ที่แตกต่างกัน ควรมีการประเมินเพิ่มเติมเพื่อให้แน่ใจว่าระบบจะยังคงมีประสิทธิภาพและแม่นยำเหมาะสมกับแต่ละบริบท ทั้งนี้ หากจะนำโปรแกรมไปใช้ร่วมกับระบบสารสนเทศโรงพยาบาลอื่น จำเป็นต้องปรับให้สอดคล้องกับโครงสร้างฐานข้อมูลของ HIS ในแต่ละแห่งด้วย

ข้อเสนอแนะที่สำคัญ คือควรทดสอบระบบในโรงพยาบาลอื่น ปรับปรุงฐานความรู้ให้รองรับสถานการณ์ที่หลากหลายมากยิ่งขึ้น รวมถึงพิจารณาใช้เทคนิค machine learning หรือ deep learning ผสมกับ rule-based เพื่อเพิ่ม sensitivity และการจำแนกเคสซับซ้อน ตลอดจนควรศึกษาเกี่ยวกับความพึงพอใจและภาระงานของบุคลากรหลังใช้งานระบบอัตโนมัตินี้ เพื่อส่งเสริมการนำไปใช้จริงและการพัฒนาในระดับประเทศต่อไป

ตารางที่ 6 ตัวชี้วัดประสิทธิภาพของระบบ

ตัวชี้วัด	ค่าที่ได้	ร้อยละ	การแปลผล
Accuracy	0.8442	84.42	ความแม่นยำโดยรวมสูงมาก
Sensitivity (TPR)	0.6551	65.51	อัตราการตรวจพบที่ถูกต้องปานกลาง
False positive rate	0.0203	2.03	อัตราการทำนายบวกผิดพลาดต่ำมาก
Specificity/true negative rate (TNR)	0.9797	97.97	อัตราการทำนายลบถูกต้องสูงมาก
Area under the curve (AUC)	0.8174	81.74	ประสิทธิภาพโดยรวมดี

TPR=true positive rate



รูปที่ 2 ROC Curve แสดงประสิทธิภาพของระบบในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการ

สรุป

การศึกษานี้ได้พัฒนาระบบการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการอัตโนมัติสำหรับผู้ป่วยนอกโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ โดยใช้เทคนิค rule-based พบว่าให้ผลสอดคล้องกับงานวิจัยก่อนหน้าที่พบว่าการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการให้รหัสได้[6] tenth version (ICD-10 ระบบมีประสิทธิภาพสูง ให้ความแม่นยำสูง และจำแนกผิดพลาดต่ำ ระบบนี้ช่วยลดภาระงาน ลดความผิดพลาดการให้รหัส ลดการไม่จ่ายเงินจากกองทุน เพิ่มคุณภาพข้อมูลทางการแพทย์ นอกจากนี้ การใช้เทคนิค rule-based ยังช่วยให้ระบบมีความยืดหยุ่นและสามารถปรับใช้กับบริบทของโรงพยาบาลที่มีความซับซ้อนของการรักษาพยาบาลได้เป็นอย่างดีระบบที่พัฒนาขึ้นนี้มีข้อได้เปรียบในแง่ของการใช้งานจริง เนื่องจากใช้เทคนิค rule-based สามารถปรับแต่งและอธิบายได้ง่ายกว่าโมเดลอื่น เช่น เทคนิค deep learning[7]

เมื่อคำนวณจากข้อมูลจริงในปี 2566 พบว่าระบบให้รหัสอัตโนมัติเพิ่มคุณค่าในการส่งมอบข้อมูลให้โรงพยาบาลสงขลานครินทร์ได้จำนวน 57,870 รหัสโรคและหัตถการ (จากทั้งสิ้น 117,295 รหัส) ลดการติดเงื่อนไขได้มากกว่า 20,000 visit และทำให้เวชระเบียนไม่ถูกปฏิเสธหรือชะลอการจ่ายชดเชยเป็นจำนวนเงินมากกว่าร้อยละ 50 ของค่ารักษาพยาบาลรวม (เฉพาะแฟ้มที่ไม่ผ่านเงื่อนไขการจ่ายเงินของกองทุนสุขภาพโดยการประเมินจากระบบสารสนเทศโรงพยาบาลสงขลานครินทร์)

ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้มีศักยภาพในการนำมาใช้เป็นเครื่องมือช่วยในการให้รหัสโรคและรหัสหัตถการสำหรับผู้ป่วยนอกได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในกรณีที่มีปริมาณงานจำนวนมาก อย่างไรก็ตาม ในบางกรณีที่มีความซับซ้อนหรือต้องการความแม่นยำสูงเป็นพิเศษ การมีผู้เชี่ยวชาญเข้ามาร่วมตรวจสอบและให้รหัสยังคงมีความสำคัญ ซึ่งสะท้อนถึงรูปแบบการทำงานแบบผสมผสานที่เหมาะสม โดยใช้ระบบอัตโนมัติช่วยลดภาระงานในกรณีทั่วไป และให้ผู้เชี่ยวชาญดูแลกรณีที่ต้องการความเชี่ยวชาญเฉพาะ

ผลการศึกษานี้สนับสนุนการนำเทคโนโลยีอัตโนมัติมาประยุกต์ใช้ในระบบสาธารณสุข ควบคู่ไปกับการใช้ความเชี่ยวชาญของบุคลากรทางการแพทย์ ระบบอัตโนมัติช่วยลดภาระงานในกรณีทั่วไป และให้ผู้เชี่ยวชาญดูแลกรณีที่ต้องการความเชี่ยวชาญเฉพาะ การพัฒนาระบบนี้จึงเป็นก้าวสำคัญในการยกระดับประสิทธิภาพการทำงานในระบบสาธารณสุขและเป็นต้นแบบสำหรับการพัฒนาระบบในโรงพยาบาลอื่น ๆ ต่อไป[8–10]

เอกสารอ้างอิง

1. Sitaru S, Nhan F, Gasteiger C, Rueckert D, Biedermann T, Zink A. Digitalising the past decades: automated ICD-10 coding of unstructured free text dermatological diagnoses. BMC Health Serv Res 2024;24:1297.
2. Chen PF, Wang SM, Liao WC, Kuo LC, Chen KC, Lin YC, et al. Automatic ICD-10 Coding and Training System: Deep Neural Network Based on Supervised Learning. JMIR Medical Informatics 2021;9:e23230.
3. Venkatesh KP, Raza MM, Kvedar JC. Automating the overburdened clinical coding system: challenges and next steps. NPJ Digit Med 2023;.6:16.
4. Chen PF, Chen KC, Liao WC, Lai F, He TL, Lin SC, et al. Automatic international classification of diseases coding system: deep contextualized language model with rule-based approaches. JMIR Med Inform 2022;10:e37557.
5. Kaur R, Ginige JA, Obst O. A Systematic literature review of automated ICD coding and classification systems using discharge summaries [homepage on the Internet]. arXiv; 2021 [cited 2025 Mar 25]. Available from: http://arxiv.org/abs/2107.10652
6. Diao X, Huo Y, Zhao S, Yuan J, Cui M, Wang Y, et al. Automated ICD coding for primary diagnosis via clinically interpretable machine learning. Int J Med Inform 2021;153:104543.
7. Oberste L, Finze N, Hoffmann P, Heinzl A. Supporting the billing process in outpatient medical care: automated medical coding through machine learning. ECIS 2022 Research Papers [homepage on the Internet]. 2022; [cited 2025 Jun 5]. Available from: https://aisel.aisnet.org/ecis2022_rp/136
8. Gruson D, Magalhaes T, Ruszanov A, Granaldi C, Bernardini S, Buttigieg SC. Hyperautomation in healthcare: perspectives from a joint IFCC – EHMA session. Electron J Int Fed Clin Chem Lab Med 2023;34:284–6.
9. Hazarika I. Artificial intelligence: opportunities and implications for the health workforce. Int Health 2020;12:241–5.
10. Samah T, Samar M. Investigating the key trends in applying artificial intelligence to health technologies: a scoping review. PLoS One 2025;20:e0322197.
11. Zhao Z, Lu W, Peng X, Xing L, Zhang W, Zheng C. Automated ICD coding via contrastive learning with back-reference and synonym knowledge for smart self-diagnosis applications. IEEE transactions on consumer electronics 2024;70:6042–53.

12. Zhou T, Cao P, Chen Y, Liu K, Zhao J, Niu K, et al. Automatic ICD coding via interactive shared representation networks with self-distillation mechanism. In: Zong C, Xia F, Li W, Navigli R, editors. Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers) [homepage on the Internet]. Online: Association for computational linguistics; 2021 [cited 2025 Mar 25]. Available from: https://aclanthology.org/2021.acl-long.463/