

แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำ การดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

Artificial Intelligence Platform on Semantic Knowledge Base for Recommending Elderly with Chronic Diseases Care

ณัฐพล คุ่มใหญ่โต¹ เกรียงศักดิ์ เตมีย์¹ และปราโมทย์ สิทธิจักร^{2*}

Nattapon Kumyaito¹, Kreangsak Tamee¹ and Pramote Sittijuk^{2*}

¹ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

¹Department of Computer science and information technology,
Faculty of Science, Naresuan University

²สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะบริหารธุรกิจและการบัญชี มหาวิทยาลัยพิษณุโลก

²Major of Information technology, Faculty of Business and Accounting, Phitsanulok University

*Corresponding author: pramotes@plu.ac.th

Received: November 1, 2022

Revised: January 3, 2023

Accepted: January 9, 2023

บทคัดย่อ

ผู้สูงอายุเจ็บป่วยด้วยโรคเรื้อรังเพิ่มขึ้นจำนวนมาก รวมทั้งปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาเพื่อดูแลสุขภาพ มักมุ่งเน้นในฝั่งการประมวลผลที่ทำนายได้เพียงผลลัพธ์เชิงจำแนกการเป็นโรค และความเสี่ยงต่อการเกิดโรค จึงนำไปสู่วัตถุประสงค์ของการวิจัย (1) เพื่อพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมาย เพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ และ (2) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ ผลการพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ แบ่งออกเป็น 5 ส่วน ได้แก่ ส่วนติดต่อผู้ใช้งานเพื่อนำเข้าค่าทางสุขภาพ อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกอาการความผิดปกติของโรคด้วยการฝึกสอนจากชุดข้อมูลออนไลน์เกี่ยวกับโรคหัวใจ และโรคหลอดเลือดสมอง ฐานความรู้ออนโทโลยีจำนวน 33 โหนด แบ่งเป็น 4 ชั้นความรู้ ฐานกฎเชิงความหมาย จำนวน 6 ส่วน และส่วนแสดงผลการแนะนำการดูแลสุขภาพตามผลการจำแนกอาการโรค การพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ใช้เทคนิคการสร้างโมเดลการจำแนกโรคด้วยแมชชีนเลิร์นนิงที่เชื่อมประสานการประมวลผลกับฐานความรู้เชิงความหมายด้วยออนโทโลยีที่ผ่านการสกัดจากแพทย์ผู้เชี่ยวชาญ เพื่อสร้างคำแนะนำจากผลการทำนายที่เป็นอัตโนมัติจากข้อมูลภาวะสุขภาพที่ตรวจวัดจากเซนเซอร์ของอุปกรณ์ไอโอที อุปกรณ์การแพทย์ทั่วไปที่ส่งค่าแบบบลูทูธ และการนำเข้าผ่านหน้าจอโปรแกรม โดยแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์สามารถจำแนกอาการด้วยอัลกอริทึมต้นไม้การตัดสินใจ ได้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุด คิดเป็น 100% และการแนะนำข้อมูลการดูแลรักษาโรคด้วยฐานความรู้เชิงความหมาย สามารถให้ผลลัพธ์ได้อย่างถูกต้องครอบคลุม โดยมีค่า F-measure เท่ากับ 92.3%

คำสำคัญ: แพลตฟอร์ม ปัญญาประดิษฐ์ ฐานความรู้เชิงความหมาย โรคเรื้อรัง ผู้สูงอายุ

Abstract

Most elderly people have increasingly suffered from chronic diseases. Artificial Intelligence--AI is often developed for treating the elderly's health care in the backend tier in a form of classifying the results of being diseased and the risk of disease. This limitation leads to two proposed research objectives: (1) to develop the AI platform on the semantic knowledge base (AISKB) for recommending the elderly with chronic disease care and (2) to assess the AISKB's performance. The results of developing the AISKB can be classified into five parts: the user interfaces for inserting health values, the machine learning in classifying symptoms and diseases by training from the online health disease and stroke dataset, the semantic knowledge base with 33 nodes and 4 knowledge layers, the semantic rules with 6 parts, and displaying the elderly health categorization recommendation according to the disease and symptom classification results. AISKB was developed using machine learning techniques for building disease classification models and connecting with the extracted ontology and semantic knowledge base from specialist doctors. It can provide automatic health care recommendations based on the elderly's health states measured from IoT health sensors, medical Bluetooth devices, and user input via user interfaces. AISKB can classify symptoms and diseases with a decision tree algorithm that has a maximum average accuracy of 100 percent. The health care recommendation with semantic knowledge base has correct and comprehensive results with an F-measure of 92.3%.

Keywords: platform, Artificial Intelligence, Semantic Knowledge Base, chronic disease, elderly



บทนำ

ปัญหาด้านสุขภาพของผู้สูงอายุจากการเจ็บป่วยด้วยโรคเรื้อรัง เพิ่มมากขึ้นไปพร้อม ๆ กับการเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากร ซึ่งส่งผลกระทบต่อผู้ดูแลเป็นอย่างมาก ทั้งจากภาวะของโรค อาการข้างเคียง และภาวะแทรกซ้อนต่าง ๆ ทั้งนี้โรคเรื้อรัง เป็นกลุ่มของโรคที่มีระยะเวลาการเจ็บป่วยนาน ส่งผลให้ผู้สูงอายุเกิดความเจ็บป่วย ทุพพลภาพ มีคุณภาพชีวิตลดลง และเสียชีวิตก่อนวัยอันควรจำนวนมากขึ้นทุกปี รวมถึงส่งผลต่อสภาพจิตใจของผู้ดูแลและครอบครัวที่อาจทรุดโทรมตามมา และจากสถิติการเสียชีวิตของผู้สูงอายุทั่วโลก ส่วนใหญ่คิดเป็น 70% เสียชีวิตจากการเจ็บป่วยด้วยโรคหัวใจ โรคหลอดเลือดสมอง โรคมะเร็ง โรคเบาหวาน และโรคปอดเรื้อรัง (World Health Organization, 2021) ในพื้นที่จังหวัดพิษณุโลก ซึ่งเป็นพื้นที่เป้าหมายทางการวิจัย มีจำนวนผู้สูงอายุจำนวนมากประสบปัญหาสุขภาพด้วยโรคหัวใจ และโรคหลอดเลือดสมอง ซึ่งต้องอาศัยการดูแลแบบเข้าถึงและต่อเนื่อง และข้อมูลทางสถิติ

พบว่า โรคหลอดเลือดสมองเป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับ 1 ของประชาชนในพื้นที่ และมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นเรื่อย ๆ และมีจำนวนสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานที่กระทรวงสาธารณสุขกำหนดไว้คือ ไม่เกินร้อยละ 7 (Sodaprom & Wannaratvigit, 2021) ผู้สูงวัยเหล่านี้ต้องมีการดูแลและตรวจติดตามอาการ ความรุนแรงของโรคอย่างต่อเนื่อง อย่างไรก็ตามพบว่า ในปัจจุบันนี้ประสบปัญหาเกี่ยวกับบุคลากรทางการแพทย์ และสาธารณสุขมีจำนวนไม่เพียงพอต่อจำนวนผู้สูงวัยที่ประสบปัญหาสุขภาพในแต่ละพื้นที่ โดยเฉพาะพื้นที่ห่างไกล (NESDC, 2021) ซึ่งต้องอาศัยการดูแลแบบเข้าถึงและต่อเนื่อง รวมทั้งขาดการจัดเก็บรวบรวมข้อมูลองค์ความรู้และเทคโนโลยี ซึ่งจะช่วยเหลือประโยชน์ต่ออาสาสมัครสาธารณสุข หรืออาสาสมัครผู้ดูแล (care giver) นำมาใช้ประเมิน และคาดการณ์ระดับความรุนแรงของอาการโรค รวมทั้งการให้คำแนะนำการบำบัดรักษา

ปัญญาประดิษฐ์ (AI--Artificial Intelligence) ถูกนำมาใช้ในการทำนาย/จำแนกอาการผิดปกติและระดับความเสี่ยงในการเกิดโรคหัวใจและโรคหลอดเลือดสมอง ด้วยการใช้ความสามารถของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง (ML--Machine Learning) ทั้งแบบมีผู้สอน (SL--Supervised Learning) และแบบไม่มีผู้สอน (USL--Unsupervised Learning) ทั้งนี้ ML จะเป็นประโยชน์ต่อการรักษาเชิงรุกของแพทย์ สามารถประมวลผลเพื่อทำความเข้าใจในรูปแบบพฤติกรรมและปัจจัยเสี่ยงของแต่ละบุคคลที่มีความซับซ้อน เพื่อทำนายผลลัพธ์ที่สามารถใช้วางแผนตัดสินใจในการรักษาของแพทย์ได้ (Yilmaz & Yagin, 2022) และนำไปสู่การสร้างวิธีการทำนายเชิงให้คำแนะนำที่มีความเหมาะสมกับแต่ละบุคคล ให้ได้รับแนวทางการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมสุขภาพให้ดีขึ้น (Lamchom & Saengai, 2022)

การใช้ ML แบบ SL มักมุ่งเน้นในการออกแบบระบบอัจฉริยะเพื่อวินิจฉัยโรคจากข้อมูลสุขภาพทางอิเล็กทรอนิกส์ โดยใช้อัลกอริทึม ML อาทิ Multilayer Perceptron--MLP Support Vector Machine--SVM Random Forest--RF Naïve Bayes--NB K-nearest neighbor--KNN และ Decision Tree--DT ในการจำแนกคลาสคำตอบทางสุขภาพ เช่น การทำนายภาวะการเกิดโรคเบาหวาน เป็นต้น (Boukhatem, Youssef & Nassif, 2022) เมื่อทำการศึกษาทบทวนถึงช่องว่างของการนำเสนอวิธีการพัฒนา AI ทางการแพทย์ ที่ปรากฏหลักฐานจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้องส่วนใหญ่ พบว่า AI มักถูกสร้างเพื่อดำเนินการเฉพาะในฝั่งการประมวลผลส่วนหลัง (back end) ที่เข้าถึงและจับต้องได้ยาก รวมทั้งรองรับการทำนายเพียงผลลัพธ์เชิงจำแนกเพื่อระบุว่าบุคคลใด ๆ เป็นโรค และมีความเสี่ยงต่อการเกิดโรคหรือไม่ โดยไม่สามารถขยายผลเชื่อมโยงไปยังกลไกในการให้คำแนะนำการดูแลสุขภาพแก่ผู้ป่วยที่ต้องการค้นหาวิธีการดูแลรักษาโรคเบื้องต้นด้วยตนเอง ทั้งนี้การนำ ML มาประยุกต์ใช้ร่วมกับฐานความรู้เชิงความหมาย (SKB--Semantic Knowledge Base) ด้วยออนโทโลยี จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายและแนะนำข้อมูลที่มีความแม่นยำเพิ่มมากขึ้น เนื่องจากจะช่วยจัดเตรียมโครงสร้างชุดข้อมูลอย่างเป็นระบบ หมดห่วง รวมทั้งสามารถรองรับการอธิบายคลาสดำเนินเชิง

ความหมายเพิ่มเติม ซึ่งการบูรณาการดังกล่าว สามารถพัฒนาทั้งในรูปแบบการสร้างออนโทโลยีเพื่อช่วยจัดระบบโครงสร้างเชิงความหมายบนชุดข้อมูล (dataset) เพื่อส่งเข้าไปฝึกสอนด้วย ML ทั้งนี้จะช่วยทำให้กระบวนการสร้างโมเดลเพื่อการจำแนกมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น และส่งผลให้มีความแม่นยำในการจำแนกผลลัพธ์สูงขึ้นตามมา (Ayranci et al., 2022) อีกแนวทางหนึ่งในการหลอมรวมการประมวลผลของ ML และออนโทโลยี จะทำการสกัดกฎที่สร้างขึ้นด้วยอัลกอริทึม ML เช่น แผนผังต้นไม้การตัดสินใจ แล้วนำเข้าไปยังออนโทโลยี จากนั้นดำเนินการคิวรีด้วยกฎเชิงความหมาย SWRL เพื่อแสดงผลลัพธ์จากการอนุมานและให้การตัดสินใจขั้นสุดท้ายไปยังผู้ใช้ (Massari, Sabouri, Mhammediand & Gherabi, 2022) ซึ่งในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้ ได้สร้างขึ้นตอนวิธีการประมวลผลร่วมกันระหว่าง ML กับ SKB ที่สร้างด้วย ออนโทโลยี ที่มีความแตกต่างจากสองวิธีที่กล่าวมา โดยจะนำผลการทำนายจากอัลกอริทึม ML เกี่ยวกับคลาสดำเนินการของอาการโรค ที่อาจเกิดขึ้นกับผู้สูงอายุ ร่วมกับการดึงข้อมูลภาวะสุขภาพที่ตรวจพบความผิดปกติ และพฤติกรรมความเสี่ยงทางสุขภาพต่าง ๆ ที่มีความเกี่ยวข้องในเชิงความหมาย นำส่งเข้าสู่การอนุมาน/สืบค้นองค์ความรู้คำแนะนำการดูแลสุขภาพที่เป็นประโยชน์ ให้บริการให้แก่ผู้ป่วยสูงอายุ ที่ส่วนใหญ่มีความต้องการเข้าถึงข้อมูล และใช้งานระบบที่ง่าย (Tanhan, 2016) รวมทั้งญาติผู้ดูแลได้เข้าถึงผ่านแพลตฟอร์มบนเครือข่ายอินเทอร์เน็ต ซึ่งแพลตฟอร์มนี้จะช่วยในการเฝ้าระวังและแจ้งเตือนการทวีความรุนแรงของอาการโรคเรื้อรังล่วงหน้า และนำไปสู่การช่วยเหลืออัตราการเสียชีวิตกระทันหันในผู้สูงอายุ

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมาย เพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ
2. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. การจำแนกอาการโรคเรื้อรังด้วย ML และการพัฒนาดิจิทัลแพลตฟอร์ม สามารถนำเสนอผลการศึกษาทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

Shashwith, Prasad, Reddy, Krishna and Ramesh (2022) พัฒนาและทดสอบระบบเพื่อทำนายโรคหัวใจด้วย ML ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด โดยใช้ชุดข้อมูล UCI Machine Learning ในการสร้างโมเดลการจำแนกผลการวิจัย พบว่า อัลกอริทึม Random Forest เป็นอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีค่าความถูกต้อง 90.16%

Bora, Gutta and Hadaegh (2022) ใช้อัลกอริทึม ML ในการทำนายโรคหัวใจ โดยใช้ชุดข้อมูล UCI Machine Learning ประกอบด้วยแอตทริบิวต์ 14 รายการ จำนวน 303 ตัวอย่างข้อมูล จำแนกเป็น 13 คุณลักษณะ และชุดข้อมูลจาก Kaggle ประกอบด้วยแอตทริบิวต์ 11 รายการ จำนวน 1,190 ตัวอย่างข้อมูล โดยทั้งสองชุดข้อมูลได้กำหนดคลาสคำตอบ คือ เป็นโรคหัวใจ และไม่เป็นโรคหัวใจ ผลการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม ML ต่าง ๆ พบว่า สำหรับชุดข้อมูลหัวใจ UCI อัลกอริทึม SVM ให้ความแม่นยำในการทำนายสูงสุด เท่ากับ 92% และชุดข้อมูล Kaggle อัลกอริทึม Random Forest ให้ความแม่นยำในการทำนายสูงสุด เท่ากับ 94.12% และผลการทดสอบกับชุดข้อมูลที่ถูกรวมทั้งสองชุดข้อมูลเข้าด้วยกัน พบว่า อัลกอริทึม Random Forest ให้ความแม่นยำในการทำนายสูงสุด เท่ากับ 93.31%

Janruang et al. (2022) พัฒนาดิจิทัลแพลตฟอร์มเพื่อเพิ่มศักยภาพการจัดการความรู้และนวัตกรรมเพื่อการพัฒนาเศรษฐกิจฐานราก ซึ่งแบ่งฟังก์ชันการทำงานออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่ ส่วนงานหลังบ้าน (back end) และส่วนงานหน้าบ้าน (front end) รวมทั้งมีการแบ่งสิทธิ์สำหรับผู้ใช้งาน เพื่อเข้าถึงฟังก์ชันการทำงาน และข้อมูลสารสนเทศต่าง ๆ ที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์และตอบโต้ความต้องการที่แตกต่างกันเฉพาะกลุ่มบุคคล และองค์กร ซึ่งแพลตฟอร์มดิจิทัลจะช่วยให้เกิดระบบการบูรณาการร่วมกันของคน ความรู้ กระบวนการ ผลิตภัณฑ์ และนวัตกรรม

Sailasya and Kumari (2021) ใช้ชุดข้อมูล

Kaggle กับอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องต่าง ๆ ในการทำนายโรคหลอดเลือดสมอง ได้แก่ logistic regression, decision tree random forest K-nearest neighbor support vector machine และ naive Bayes พบว่า naive Bayes มีความแม่นยำสูงสุดเท่ากับ 82%

2. การสร้างออนโทโลยีในการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรัง และการบูรณาการกับ ML สามารถนำเสนอผลการศึกษาทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

Massari et al. (2022) นำเสนอวิธีการใช้ออนโทโลยีในการทำนายและอธิบายอาการของ Covid-19 และทำการรวมออนโทโลยี และ ML ในกฎของอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจที่ใช้สร้างเหตุผลเชิงความหมายในออนโทโลยี ผลการวิจัยพบว่า ประสิทธิภาพที่สร้างขึ้นจากการรวมออนโทโลยี และ ML มีความแม่นยำกว่าการใช้เพียงอัลกอริทึม ML โดยมีความแม่นยำสูงถึง 97.4%

Larentis et al. (2021) พัฒนาออนโทโลยีเพื่อเป็นตัวแทนของความรู้ในการดูแลรักษาโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง โดยใช้โปรแกรม Protégé 5.5.0 ในการสร้างออนโทโลยีด้วย Web Language OWL และกำหนดกฎ SWRL เพื่อกำหนดสัจพจน์ และการจัดหมวดหมู่ของโหนดความรู้ที่ถูกต้องเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพในการอนุมานความรู้ ร่วมกับการใช้คำสั่งสอบถามข้อมูลด้วยภาษา SPARQL ซึ่งทำให้ได้ผลลัพธ์คำแนะนำที่มีการเชื่อมโยงไปยังข้อมูลความรู้ที่เกี่ยวข้องตามขอบเขตความสนใจของผู้ป่วยที่แท้จริง และสามารถช่วยในการศึกษา/เรียนรู้การดูแลโรคไม่ติดต่อเรื้อรังด้วยตนเองอย่างมีประสิทธิภาพ

Sittijuk, Sanchana, Market and Thanadechopol (2019) ศึกษาและรวบรวมข้อมูลองค์ความรู้เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัยและแนะนำการดูแลสุขภาพผู้ป่วยติดเตียงในกลุ่มโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง จากหนังสือและตำราทางการแพทย์ และการรวบรวมข้อมูลองค์ความรู้จากผู้เชี่ยวชาญ โดยใช้เทคนิคเดลไฟล์ เพื่อนำมาสร้างฐานความรู้เชิงความหมายด้วยออนโทโลยี จำนวนทั้งหมด 93 โหนด แบ่งออกเป็น 4 ระดับชั้น ครอบคลุมในการให้คำแนะนำในด้านการตรวจติดตามอาการโรค การแนะนำการดูแลสุขภาพในกลุ่มโรคที่เกิดร่วม การแนะนำโภชนาการ การออกกำลังกายและการทำกายภาพบำบัด สร้างฐานกฎเชิงความหมาย (SWRL

rules) ในการอนุมานและแนะนำการดูแลรักษาตามอาการโรคและเฉพาะบุคคล มีจำนวน 15 ฐานกฎ เพื่อประมวลผลร่วมกับกลไกการทำงานของ Machine Learning ด้วย weighted nearest neighbor algorithm พบว่า ระบบสามารถทำนายอาการแพ้ติดเชื้อ และการเกิดผลกดทับมีความแม่นยำสูงสุดเท่ากับ 84% และระบบสามารถสืบค้นและให้คำแนะนำการดูแลสุขภาพผู้ป่วยติดเตียงได้อย่างถูกต้องและครบถ้วน โดยได้ค่า F-measure เท่ากับ 97%

3. องค์ความรู้ในการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุสามารถนำเสนอผลการศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังนี้

Archanupab (2010) นำเสนอความรู้ในการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ สรุปได้ว่า โรคหัวใจและหลอดเลือดในผู้สูงอายุ มักเกิดจากการที่หัวใจขาดเลือดไปหล่อเลี้ยง หรือหลอดเลือดหัวใจตีบ จนส่งผลทำให้เกิดภาวะหัวใจล้มเหลวได้ ทั้งนี้จึงต้องมีการตรวจวัดอัตราการเต้นของหัวใจว่าเต้นเร็ว หรือเต้นผิดปกติหรือไม่ มีการติดตามค่าความดันโลหิตอย่างต่อเนื่อง และมีการสอบถามอาการจุกแน่นและบิรัดที่หน้าอกร่วมด้วย ทั้งนี้เมื่อตรวจพบอาการ ก็ควรแนะนำการดูแลและป้องกัน เช่น การควบคุมอาหาร การควบคุมน้ำหนักตัว การออกกำลังกาย การควบคุมอาการโรคความดันโลหิตสูง การพักผ่อน และคลายความเครียดให้แก่ผู้ป่วย สำหรับการตรวจติดตามและแนะนำการดูแลรักษาโรคหลอดเลือดสมองในผู้สูงอายุ จะมีการตรวจวัดสุขภาพเบื้องต้นเช่นเดียวกับโรคหัวใจและหลอดเลือด แต่จะแตกต่างกันตรงที่ต้องมีการตรวจวัดและสอบถามเพิ่มเติมเกี่ยวกับอาการบ่งบอกความรุนแรงของโรค ได้แก่ ความไวในการโต้ตอบของข้อไขกว่าปกติ การหายใจเข้าหรือไม่สม่ำเสมอ รวมทั้งติดตามภาวะแทรกซ้อนต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นหลังจากผู้ป่วยอยู่ในภาวะติดเตียง ได้แก่ การเกิดแผลกดทับ การสำลักอาหารและไปอุดกั้นทางเดินหายใจ และปอดอักเสบ เป็นต้น ทั้งนี้เมื่อตรวจพบอาการ ก็ควรแนะนำการดูแลและป้องกัน เช่น การรับประทานอาหารตามหลักโภชนาการ และมีไขมันต่ำ การพลิกตัวและดูแลแผลกดทับ และการทำกายภาพบำบัดในท่าทางต่าง ๆ เป็นต้น

วิธีดำเนินการวิจัย

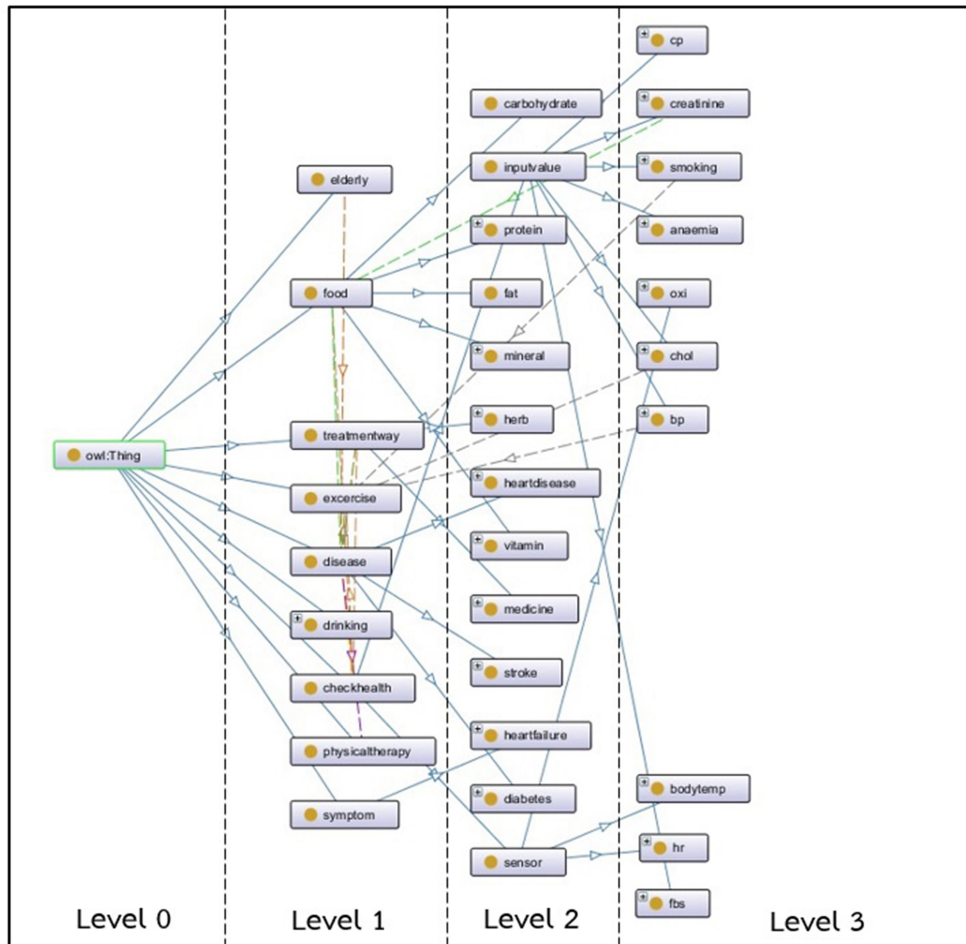
1. การสร้างฐานความรู้เชิงความหมายออนโทโลยีเพื่อการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ

ออนโทโลยีเพื่อสนับสนุนการให้คำแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังถูกสร้างขึ้นจากการศึกษาบททบทวนงานวิจัยของ Sittijuk et al. (2019) ที่ทำการสร้างออนโทโลยีสำหรับตัวแทนอัจฉริยะใน 6 กลุ่มโรค โดยออนโทโลยีนี้ผ่านการตรวจทานความถูกต้องจากแพทย์ พยาบาล และนักกายภาพบำบัด จำนวน 20 คน เป็นที่เรียบร้อยแล้ว ในงานวิจัยนี้ได้ทำการคัดเลือกเฉพาะโครงสร้างของโหนดความรู้และความสัมพันธ์เฉพาะ 2 กลุ่มโรค และ 1 อาการ ได้แก่ โรคหัวใจ โรคหลอดเลือดสมอง และภาวะหัวใจล้มเหลว เพื่อนำมาใช้งาน รวมทั้งการศึกษาโครงสร้างของชุดข้อมูลการทำนายโรคจากแหล่งออนไลน์ คือ UCI Machine Learning และ Kaggle เพื่อนำคุณลักษณะและคลาสคำตอบมาสร้างโหนดความรู้และนิยามความหมายเพิ่มเติมลงบนออนโทโลยี ซึ่งทำให้ได้ออนโทโลยีที่มีประสิทธิภาพและสอดคล้องกับโครงสร้างของชุดข้อมูลต่าง ๆ ดังภาพ 1

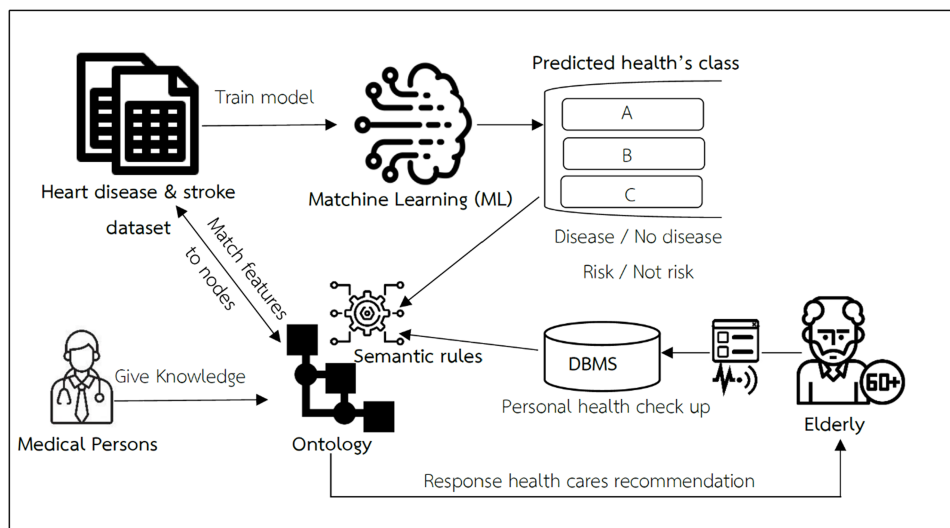
จากภาพ 1 ออนโทโลยีเพื่อการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ ประกอบด้วย 33 โหนดความรู้ แบ่งความรู้เป็น 4 ระดับชั้น โดยสามารถอธิบายรายละเอียดของโครงสร้างความรู้ในแต่ละชั้นโดยสรุป ดังนี้ ชั้นความรู้ที่ 0 คือ โหนดความรู้หลัก ชั้นความรู้ที่ 1 รวบรวมความรู้เกี่ยวกับวิธีการตรวจวัดสุขภาพ การตรวจพบเหตุการณ์ความเสี่ยง วิธีการรักษา และการดูแลตนเองตามหลักโภชนาการ (Agapito et al., 2018) การออกกำลังกาย (Spoladore et al., 2022) และการทำกายภาพบำบัด (Samal et al., 2021) ชั้นความรู้ที่ 2 รวบรวมความรู้ที่เป็นรายละเอียดย่อย ๆ ของโหนดความรู้ในชั้นที่ 1 โดยมีโหนดความรู้ที่สำคัญ ได้แก่ การเชื่อมต่อกับเซนเซอร์วัดค่าสุขภาพพื้นฐาน (Ahmed et al., 2022) การแนะนำให้ควบคุมอาหารไขมันสูง และการรับประทานอาหาร 5 หมู่ รวมทั้งคำแนะนำในการใช้สมุนไพรไทยบำบัดอาการ และชั้นความรู้ที่ 3 รวบรวมความรู้ที่เป็นรายละเอียดย่อย ๆ ของโหนดความรู้ในชั้นที่ 2 ที่นำเสนอความรู้เกี่ยวกับค่าทางสุขภาพ และค่าพฤติกรรมความเสี่ยงต่าง ๆ ที่ต้องตรวจวัดจากการนำเข้ามาผ่านเซนเซอร์ และผ่านการกรอกข้อมูลโดยอาสาสมัครสาธารณสุข (อสม.)

โดยเครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาออนโทโลยีในขั้นตอนนี้ คือ โปรแกรม Protégé เวอร์ชัน 5.5.0

2. สถาปัตยกรรม และขั้นตอนวิธีการประมวลผลร่วมกันของการเรียนรู้ของเครื่อง และออนโทโลยีเพื่อแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ



ภาพ 1 ออนโทโลยีเพื่อการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ



ภาพ 2 สถาปัตยกรรมการทำงานในภาพรวมของแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

จากภาพ 2 ออนโทโลยีถูกสร้างจากองค์ความรู้จากบุคลากรทางการแพทย์ร่วมกับการใช้คุณลักษณะต่างๆ ของชุดข้อมูลออนไลน์เกี่ยวกับโรคหัวใจและโรคหลอดเลือดสมอง จากนั้นทำการผสานคุณลักษณะต่างๆ ของชุดข้อมูลเข้ากับโครงสร้างของออนโทโลยีในส่วนของ ML จะทำการสร้างโมเดลการจำแนกอาการโรคจากชุดข้อมูลดังกล่าว แล้วส่งคลาสคำตอบ ร่วมกับค่าทางสุขภาพที่มีการตรวจติดตามจากผู้สูงอายุด้วยการกรอกข้อมูลผ่าน User interface และการตรวจวัดด้วย Sensor ทางสุขภาพ ที่มีค่าความผิดปกติ ส่งเข้ามารวมกันเพื่อสอบถามไปยังกฎการอนุมานเชิง

ความหมายที่สร้างขึ้น เพื่อสร้างคำแนะนำการดูแลสุขภาพที่เหมาะสมกับอาการโรค และความผิดปกติที่ตรวจพบกลับไปยังผู้สูงอายุ ญาติผู้ดูแลหรือ อสม. เพื่อนำคำแนะนำไปใช้ดูแลตนเองที่เข้าถึงได้ผ่านเว็บแอปพลิเคชันที่จะทำให้เกิดความสะดวกสบายในการเข้าถึงระบบ (Ashfaq et al., 2022)

ขั้นตอนวิธีการประมวลผลร่วมกันของการเรียนรู้ของเครื่อง และออนโทโลยีเพื่อแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ สามารถแสดงด้วยโค้ดรหัสเทียม (pseudo code) ดังภาพ 3

```
MLModel = "Initial Classification ML are MLP, SVM, RF, KNN, and DT"
Dataset = "Source of UCI Machine Learning or Kaggle"
Ontology = "Owl File"
Newdata = "Personal health check up results via UIs and Sensors"
PredictedClass, AbnormalHealth = TrainModel_Predicted(MLModel, Dataset, Newdata)
HealthCaresRecommend = Match_Recommend([PredictedClass, AbnormalHealth],
Ontology)

TrainModel_Predicted(MLModel, Dataset, Newdata) :
    TrainedModel = Train(MLModel, Dataset)
    PredictedClass = Predicted(TrainedModel, Newdata)
    HealthCriteria = "Normal health criteria of PredictedClass"
    AbnormalHealth = PersonalHealthCheckUp(Newdata, HealthCriteria)
    Return PredictedClass, AbnormalHealth

PersonalHealthCheckUp(Newdata, HealthCriteria) :
    If(Newdata <> HealthCriteria) :
        AbnormalHealth = GetFeatureName(Newdata)
    Return AbnormalHealth

Match_Recommend(Predicted, Ontology) :
    While(Keyword in Predicted) :
        While(Class in Ontology) :
            If(Keyword == Class) :
                HealthCaresRecommend = SemanticRules(Class)
    Return HealthCaresRecommend
```

ภาพ 3 Pseudo code ขั้นตอนวิธีการประมวลผลร่วมกันของการเรียนรู้ของเครื่องและออนโทโลยีเพื่อแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ

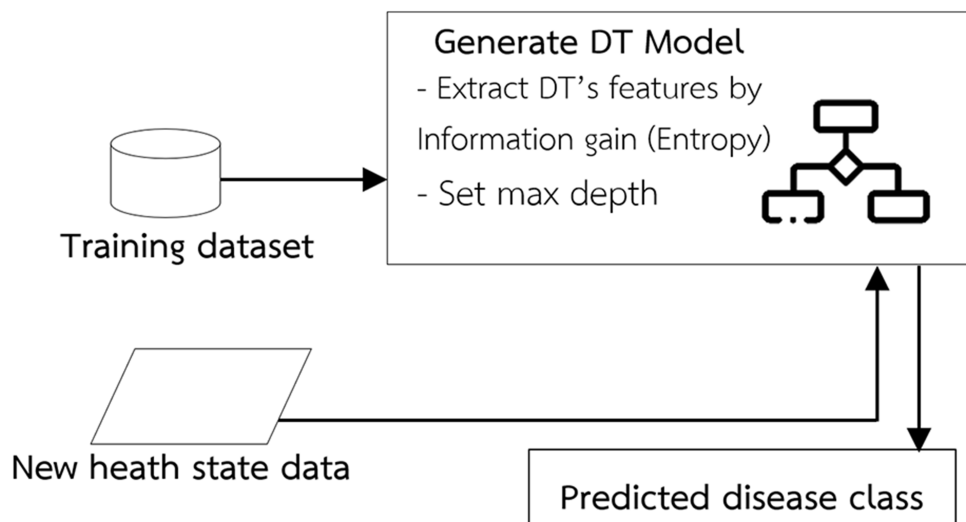
จาก Pseudo code ภาพ 3 สามารถอธิบายได้ดังนี้

1. ฟังก์ชัน TrainModel_Predicted() (ตรวจสอบการสะกดคำ) สร้างโมเดล ML ในการจำแนกข้อมูล จากชุดข้อมูลออนไลน์ UCI Machine Learning or Kaggle เพื่อทำการจำแนกชื่ออาการโรคจากข้อมูลผลการตรวจสุขภาพของผู้สูงอายุแต่ละราย จากนั้นจะทำการนำค่าผลตรวจสุขภาพต่าง ๆ ไปตรวจสอบกับเกณฑ์สุขภาพตามหลักการแพทย์ เพื่อระบุคุณลักษณะภาวะสุขภาพที่ผิดปกติด้วยฟังก์ชัน PersonalHealthCheckUp() (ตรวจสอบการสะกดคำ) จากนั้นทำการส่งค่ากลับไปเพื่อแสดงคำแนะนำการดูแลสุขภาพด้วยฟังก์ชัน Match_Recommend() (ตรวจสอบการสะกดคำ)

2. ฟังก์ชัน Match_Recommend() (ตรวจสอบการสะกดคำ)

ทำการผสมผสานชื่ออาการโรค และคุณลักษณะภาวะสุขภาพที่ผิดปกติที่จำแนกได้ด้วย ML ที่ถูกเรียกว่า Keyword กับโครงสร้าง Class บนออนโทโลยี เพื่อส่งไปอนุมานความรู้เพื่อการแนะนำการดูแลสุขภาพผ่าน Semantic Rules ที่สร้างขึ้นด้วยภาษา Semantic Rule Language--SWRL และแสดงผลคำแนะนำการดูแลสุขภาพที่เหมาะสมกับอาการโรคให้แก่ผู้ใช้ต่อไป

โดยมีตัวอย่างการสร้างกฎ SWRL ในการอนุมานความรู้เพื่อให้คำแนะนำการดูแลสุขภาพผู้สูงอายุที่เป็นโรคเรื้อรัง ดังภาพ 5



ภาพ 4 ขั้นตอนการสร้างโมเดลและทำนายด้วย DT

```
elderly(?e) ^ disease(?d) ^ hasDisease(?e, ?d) ^ checkhealth(?ch) ^ hasCheckHealth(?d, ?ch) ^  
food(?f) ^ hasFood(?ch, ?f) ^ drinking(?dk) ^ cancel(?ch, ?dk) ^ exercise(?ec) ^  
hasExercise(?d, ?ec) ^ herb(?h) ^ hasTreatment(?ch, ?h) ^ foodmenu(?fm) ^ hasIngredient(?fm, ?f) ^  
hasIngredient(?fm, ?h) -> sqwrl:select(?e, ?d, ?ch, ?dk, ?f, ?ec, ?h, ?fm)
```

ภาพ 5 กฎ SWRL ในการอนุมานความรู้คำแนะนำการดูแลสุขภาพผู้สูงอายุที่เป็นโรคเรื้อรัง

จากภาพ 5 กฎ SWRL จะทำการสร้างเหตุผลเพื่ออนุมานความรู้การดูแลสุขภาพของผู้สูงอายุในภาพรวมที่เป็นโรคเรื้อรังต่าง ๆ ที่ครอบคลุม 6 ส่วน ได้แก่ (1) ควรมีการตรวจวัดค่าสุขภาพ (2) เมื่อพบค่าทางสุขภาพที่ผิดปกติ จะต้องละเว้นพฤติกรรมเสี่ยง (3) การรับประทานอาหารตามหลักโภชนาการ (4) การออกกำลังกายที่เหมาะสมกับโรค (5) การใช้สมุนไพรในการบำบัดอาการโรคเบื้องต้น และ (6) การแนะนำเมนูอาหารที่ดีต่อสุขภาพที่ใช้สมุนไพรเป็นส่วนผสม

โดยเครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ในขั้นตอนนี้ ได้แก่ ภาษา Python เพื่อพัฒนาอัลกอริทึม ML ทำงานบนฐานความรู้เชิงความหมาย และสร้าง API เพื่อให้บริการแก่เว็บแอปพลิเคชันที่พัฒนาด้วยภาษา PHP ในการเชื่อมประสานการประมวลผล และดึงข้อมูล รวมทั้งพัฒนาระบบจัดการฐานข้อมูลโดยใช้โปรแกรม MySQL เพื่อรวบรวมข้อมูลผลการตรวจวัดค่าสุขภาพของผู้สูงอายุ

3. การประเมินประสิทธิภาพของแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

กำหนดวิธีการทดสอบ และประเมินประสิทธิภาพของแพลตฟอร์ม จำแนกได้ 2 ส่วน ดังนี้

3.1 วิธีการทดสอบ และประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกอาการความผิดปกติของโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

ทำการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องทั้ง 4 ชนิด ดังนี้

1) Neural network ตั้งค่าพารามิเตอร์ hidden_layer_sizes = (3,3), activation='relu', optimizer = 'adam' และวนรอบฝึกสอนโมเดล จำนวน 500 รอบ

2) SVM ตั้งค่าพารามิเตอร์ kernel='linear' และการกำหนดระยะขอบในการจำแนกข้อมูล (C=1.0)

3) KNN ตั้งค่าพารามิเตอร์ ที่ k=3

4) Decision tree ตั้งค่าพารามิเตอร์ criterion="entropy" และ max_depth=3

โดยอัลกอริทึม ML ต่าง ๆ จะทำการประมวลผลกับชุดข้อมูลทางการแพทย์ออนไลน์ 3 แหล่งข้อมูลในการทำนายผลลัพธ์โดยชุดข้อมูลต่าง ๆ ได้อธิบายคุณลักษณะที่เกี่ยวกับอายุ เพศ อาชีพ สถานะภาพสมรส/โสด/หย่าร้าง พฤติกรรมการสูบบุหรี่ อาการผิดปกติที่ตรวจพบ และผลตรวจทางห้องปฏิบัติการ ทั้งนี้ชุดข้อมูลโรคหัวใจ ประกอบด้วย 13 คุณลักษณะ และมี 2 คลาสคำตอบ ได้แก่ เป็นโรคหัวใจ และไม่เป็นโรคหัวใจ ชุดข้อมูลภาวะหัวใจล้มเหลว ประกอบด้วย 11 คุณลักษณะ และมี 2 คลาสคำตอบ ได้แก่ เกิดภาวะหัวใจล้มเหลว และไม่เกิดภาวะหัวใจล้มเหลว และชุดข้อมูลโรคหลอดเลือดสมอง ประกอบด้วย 11 คุณลักษณะ และมี 2 คลาสคำตอบ ได้แก่ เป็นโรคหลอดเลือดสมอง และไม่เป็นโรคหลอดเลือดสมอง (Noh & Cho, 2022) โดยกำหนดอัตราส่วนเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 70% และชุดข้อมูลทดสอบ 30% (Sitka, Wiczorek & Woźniak, 2022) แล้วทำการกรองเฉพาะรายการตัวอย่างข้อมูลที่เป็นของบุคคลที่มีอายุ ≥ 60 ปี เพื่อนำมาใช้งาน ได้แก่ ชุดข้อมูลทำนายการเกิดโรคหัวใจ (จำนวนทั้งหมด 309 รายการ แบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 216 รายการ และชุดข้อมูลทดสอบ 93 รายการ) ชุดข้อมูลทำนายการเกิดภาวะหัวใจล้มเหลว (จำนวนทั้งหมด 170 รายการ แบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 119 รายการ และชุดข้อมูลทดสอบ 51 รายการ) และชุดข้อมูลการทำนายการเกิดโรคหลอดเลือดสมอง (จำนวนทั้งหมด 1,304 รายการ แบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน 912 รายการ และชุดข้อมูลทดสอบ 392 รายการ) รวม Training set ที่ใช้สร้างโมเดลของทั้ง 3 โรค/อาการ จำนวนทั้งหมด 1,247 รายการ และ Test set จำนวนทั้งหมด 536 รายการ แล้วทำการคำนวณหาประสิทธิภาพในการจำแนกคำตอบของอัลกอริทึมแต่ละแบบ โดยใช้เทคนิคคอนฟิวชันเมตริกซ์ (Jupalle et al., 2022) ดังวิธีการในตาราง 1 โดยทำการทดสอบรันอัลกอริทึม ML ต่าง ๆ เพื่อวัดค่าที่เกี่ยวข้อง จำนวน 3 ครั้ง พบว่า ในภาพรวม ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของค่า Accuracy Precision Recall และ F-Measure ที่วัดได้ มีค่าเฉลี่ยอยู่ระหว่าง 0.00–0.577

จากตาราง 1 รายการผลลัพธ์ที่ทำนายได้ถูกต้อง และผิดพลาดจะถูกนำมาคำนวณประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ดังสมการที่ 1–6 (Jupalle et al., 2022)

ตาราง 1

เทคนิคคอนฟิวชันแมทริกซ์เพื่อคำนวณค่าความแม่นยำในการจำแนกโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

	แท้จริง “เป็นโรค”	แท้จริง “ไม่เป็นโรค”
ทำนายว่า “เป็นโรค”	TP (True Positive)	FP (False Positive)
ทำนายว่า “ไม่เป็นโรค”	FN (False Negative)	TN (True Negative)

$$TP\ rate = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$FP\ rate = \frac{FP}{(TN+FP)} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+TN+FN)} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (5)$$

$$F-Measure = \frac{(2\ Recall*Precision)}{(Recall+Precision)} \quad (6)$$

3.2 วิธีการทดสอบ และประเมินประสิทธิภาพการสืบค้นข้อมูลคำแนะนำการดูแลรักษาโรคด้วยฐานความรู้เชิงความหมาย

ทำการศึกษาทบทวนตำราทางการแพทย์ที่ให้ความรู้ในการดูแลสุขภาพผู้สูงอายุ เพื่อกำหนดคำสำคัญในการสืบค้น (SK--Searching Keyword) คือ โรคหัวใจ (heart disease) และโรคหลอดเลือดสมอง (stroke) และคำสำคัญที่เป็นคำเป้าหมาย (TK--Target keyword) ที่ควรค้นพบ/มีอยู่ในคำแนะนำการดูแลสุขภาพ 5 ด้าน ได้แก่ ด้านการตรวจวัดค่าสุขภาพ ด้านการลดละเลิกพฤติกรรมเสี่ยง ด้านโภชนาการอาหาร ด้านการออกกำลังกาย และด้านการใช้สมุนไพรเพื่อบำบัดรักษาด้วยตนเองเบื้องต้น โดยมีเกณฑ์ในการทดสอบ 3 เหตุการณ์ ได้แก่ จำนวน TK ที่สืบค้นได้ และถูกต้องตามความสนใจ (A) จำนวน TK ที่ถูกต้องตาม

ความสนใจ แต่ไม่ถูกสืบค้น (B) และจำนวน TK ที่สืบค้นได้ แต่ไม่ถูกต้องตามความสนใจ (C) จากนั้นนำค่าต่าง ๆ มาคำนวณประสิทธิภาพในการสืบค้นคำแนะนำด้วยฐานความรู้เชิงความหมายด้วยค่า Precision และ Recall ดังสมการที่ 7-8 และหาค่า F-Measure ดังสมการที่ 6

$$Precision = \frac{A}{(A+C) \times 100\%} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{A}{(A+B) \times 100\%} \quad (8)$$

ผลการวิจัย

1. ผลการพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ โดยสามารถนำเสนอ User interface ในฟังก์ชันการทำงานที่สำคัญต่าง ๆ ดังนี้

ภาพ 6 แสดงข้อมูลผู้สูงอายุที่อยู่ในการดูแลของเจ้าหน้าที่ในหน่วยงานสุขภาพ/อสม. ซึ่งจะเชื่อมโยงไปยังฟังก์ชันการนำเข้าผลตรวจวัดค่าทางสุขภาพ การทำนายโรคหัวใจ ภาวะหัวใจล้มเหลว และโรคหลอดเลือดสมอง และการเรียกดูคำแนะนำเชิงความหมายเพื่อการดูแลสุขภาพเบื้องต้นที่เหมาะสมกับโรค/อาการ โดยฟังก์ชันการทำงานในหน้าจอนี้ จะเชื่อมต่อกับอัลกอริทึม ML เพื่อจำแนกคลาสคำตอบของโรค/อาการ และส่งคลาสคำตอบ และค่าพารามิเตอร์ทางสุขภาพที่เกี่ยวข้องไปสืบค้นคำแนะนำการดูแลสุขภาพที่เหมาะสมกับบุคคล ซึ่งรวบรวมไว้ในออนโทโลยี

จากภาพ 7 ฟังก์ชันการนำเข้าค่าความดันโลหิตและอัตราการเต้นของหัวใจ และแสดงผลการบันทึก และตรวจสอบความผิดปกติของภาวะสุขภาพตามเงื่อนไขทางการแพทย์ด้วย Rule base แล้วนำค่าไปใช้ในการทำนายผลความผิดปกติของโรค/อาการด้วยกลไกของอัลกอริทึม ML บนฐานความรู้เชิงความหมาย ทั้งนี้การนำเข้าค่าตรวจวัดทางสุขภาพต่าง ๆ จะสามารถนำเข้าจากอุปกรณ์เซนเซอร์ IoT ที่ได้พัฒนาขึ้น รวมถึงอุปกรณ์การแพทย์ที่ส่งค่าผ่าน Bluetooth และการกรอกข้อมูลผ่าน User Interface นี้ได้อีกด้วย



แสดงข้อมูลผู้สูงอายุที่ดูแล/ติดตามอาการป่วย เพิ่มข้อมูล						
ลำดับ	ชื่อ นามสกุล	อายุ (ปี)	ที่อยู่/เบอร์โทรอาการป่วย	การติดตามอาการ/ภาวะสุขภาพอาการ/ภาวะสุขภาพผิดปกติพบ	การแจ้งเตือน (ID)	คำแนะนำการดูแลสุขภาพ
1	นางสมหมาย รักดี	68	---	สูงอายุ เบาหวาน มะเร็ง	การแจ้งเตือน (ID)	ทำนายการเป็นโรคหัวใจและหลอดเลือด
2	นางนกนกกาญจน์ ศรีนิ	65	---	สูงอายุ อัมพาต	การแจ้งเตือน (ID)	ทำนายการเกิดโรคหลอดเลือดสมองอุดตัน
3	นายกร นาคดี	77	---	สูงอายุ	การแจ้งเตือน (ID)	ทำนายการเกิดโรคหัวใจและหลอดเลือด

Copyrights © 2022 All Rights Reserved By NU and PLU

สำหรับผู้ดูแลผู้ป่วย

ภาพ 6 หน้าจอแสดงข้อมูลผู้สูงอายุที่ได้รับการดูแล/ติดตามภาวะสุขภาพ

ประวัติการตรวจวัดค่าสุขภาพ/ติดตามอาการ

ตรวจติดตามอาการ นางสมหมาย รักดี (โรคที่เป็น : สูงอายุ, เบาหวาน,)

วัดความดันโลหิตและอัตราการเต้นหัวใจ ***บันทึกผลแล้ว

ความดันโลหิตส่วนบน (SYS) 140 ความดันโลหิตส่วนล่าง (DIA) 90 อัตราการเต้นหัวใจ (ครั้ง/นาที) 87 บันทึก

ประเภทการตรวจ	ผลตรวจ	วันที่ตรวจ	เวลาตรวจ
อัตราการเต้นหัวใจ (ครั้ง/นาที)	87 (อัตราเต้นของหัวใจปกติ)	11/09/2565	08:30:08
ความดันโลหิตส่วนล่าง (DIA)	90 (ระดับความดันส่วนล่างปกติ)	11/09/2565	08:30:08
ความดันโลหิตส่วนบน (SYS)	140 (ระดับความดันส่วนบนปกติ)	11/09/2565	08:30:08
อัตราการเต้นหัวใจ (ครั้ง/นาที)	100 (อัตราเต้นของหัวใจปกติ)	14/07/2565	09:23:54
ความดันโลหิตส่วนล่าง (DIA)	89 (ระดับความดันส่วนล่างปกติ)	14/07/2565	09:23:54
ความดันโลหิตส่วนบน (SYS)	165 (ความดันส่วนบนสูงระดับ 2)	14/07/2565	09:23:54

ภาพ 7 หน้าจอนำเข้าข้อมูลผลการตรวจวัดค่าสุขภาพของผู้สูงอายุโดย อสม.

จากภาพ 7 ฟังก์ชันการนำเข้าค่าความดันโลหิต และอัตราการเต้นของหัวใจ และแสดงผลการบันทึก และตรวจสอบความผิดปกติของภาวะสุขภาพตามเงื่อนไขทางการแพทย์ด้วย Rule base แล้วนำค่าไปใช้ในการทำนายผลความผิดปกติของโรค/อาการด้วยกลไกของอัลกอริทึม ML บนฐานความรู้เชิงความหมาย ทั้งนี้การนำเข้าค่าตรวจวัดทางสุขภาพต่าง ๆ จะสามารถนำเข้าจากอุปกรณ์เซนเซอร์ IoT ที่ได้พัฒนาขึ้น รวมถึงอุปกรณ์การแพทย์ที่ส่งค่าผ่าน Bluetooth และการกรอกข้อมูลผ่าน User Interface นี้ได้อีกด้วย

จากภาพ 8 ฟังก์ชันการนำเข้าผลการตรวจสุขภาพจากห้องปฏิบัติการทางการแพทย์ (คลื่นไฟฟ้าหัวใจ) จากนั้นระบบจะทำการแสดงประวัติการบันทึกข้อมูล แล้วนำ

ค่าไปใช้ในการทำนายผลความผิดปกติของโรค/อาการด้วยกลไกของอัลกอริทึม ML บนฐานความรู้เชิงความหมาย ทั้งนี้การออกแบบส่วนรับข้อมูลผลตรวจทางสุขภาพจากห้องปฏิบัติการบนหน้าจอนี้ ได้ถูกออกแบบไว้อย่างสอดคล้องกับ Feature ต่าง ๆ ตามโครงสร้างของชุดข้อมูลโรคหัวใจและหลอดเลือด ภาวะหัวใจล้มเหลว และโรคหลอดเลือดสมอง

จากภาพ 9 ฟังก์ชันการแสดงผลการทำนายการเกิดโรคหัวใจ ภาวะหัวใจล้มเหลว และโรคหลอดเลือดสมอง ในผู้สูงอายุ ด้วยอัลกอริทึม Decision Tree ที่ให้ผลความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์สูงสุด ดังผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำนายในตาราง 2 โดยที่ฟังก์ชันการทำงานในส่วนนี้ จะแสดงผลว่า ผู้สูงอายุในรายที่สนใจ

จะมีโอกาสเป็นโรค หรือพบอาการผิดปกติหรือไม่ จากผลสุขภาพต่าง ๆ ที่ Input เข้าสู่กระบวนการประมวลผลในโมเดล Decision Tree

จากภาพ 10 ผลการทำนายการเป็นโรคต่าง ๆ จะถูกส่งร่วมกับค่าตรวจวัดสุขภาพที่ผิดปกติ เพื่อสืบค้นคำแนะนำเชิงความหมายในการดูแลสุขภาพที่เหมาะสมกับอาการ/โรคของผู้สูงอายุ เช่น ผู้สูงอายุได้รับการทำนายว่า “เป็นโรคหัวใจ” และพบว่า “ความดันโลหิตสูง” ร่วมกับ “ไขมันในเลือดสูง” จะทำการแนะนำให้รับประทานปลา และสมุนไพรที่มีประโยชน์ ได้แก่ ขิง ขมิ้น และกระเทียม โดยสามารถนำ “ปลา” “ขิง ขมิ้น” และ “กระเทียม” มาใช้ปรุงเมนูอาหารตามหลักโภชนาการที่ดีจากวัตถุดิบเหล่านี้ ได้แก่ “ปลาผัดขอส” และ “ปลานึ่ง” ซึ่งการแนะนำการดูแลสุขภาพด้วยแพลตฟอร์มนี้ จะให้ข้อมูลสารสนเทศที่

เหมาะสมเฉพาะบุคคล เนื่องจากได้มีการส่งข้อมูลคลาสคำตอบโรค/อาการที่ทำนายได้ ร่วมกับค่าพารามิเตอร์ของภาวะสุขภาพที่ตรวจวัดได้ ณ ปัจจุบัน และข้อมูลพื้นฐานส่วนบุคคล เช่น เพศ อายุ และค่า BMI ของผู้สูงอายุ ไปผสมกับฐานกฎเชิงความหมายเพื่อการอนุมานผลลัพธ์ ซึ่งจะช่วยให้การแสดงผลคำแนะนำมีประโยชน์กับผู้สูงอายุแต่ละบุคคลอย่างแท้จริง

2. ผลการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกอาการความผิดปกติของโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ จำแนกได้ 2 ส่วน ดังนี้

2.1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกการเกิดโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

ตารางติดตามอาการ นางสาวสมหมาย รักษ์ (โรคที่เป็น : สูงอายุ, เบาหวาน)

ผลการตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจขณะพัก "" อันที่จริงแล้ว

เลือก

เลือก
normal
showing probable or definite left ventricular hypertrophy by Estes' criteria
having ST-T wave abnormality (T wave inversions and/or ST elevation or depression of > 0.05 mV)

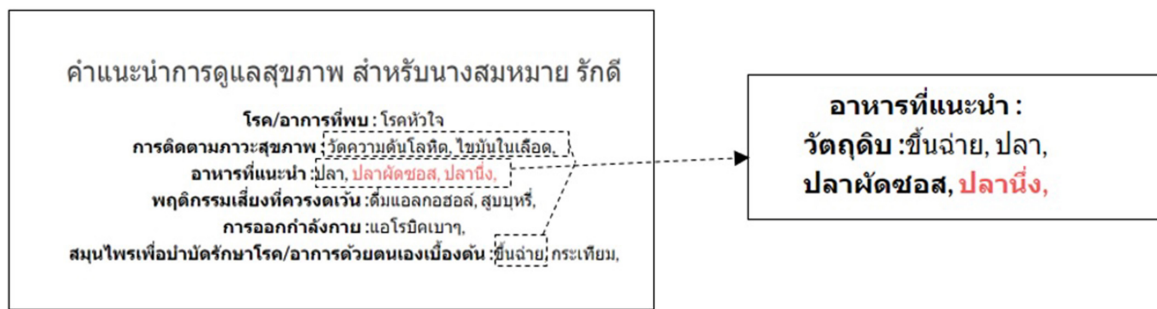
ประเภทการตรวจ	ผลตรวจ	วันที่ตรวจ	เวลาตรวจ
ผลการตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจขณะพัก	1 normal	11/09/2565	08:31:17
ผลการตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจขณะพัก	2 having ST-T wave abnormality (T wave inversions and/or ST elevation or depression of > 0.05 mV)	08/07/2565	06:36:19
ผลการตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจขณะพัก	2 having ST-T wave abnormality (T wave inversions and/or ST elevation or depression of > 0.05 mV)	07/07/2565	09:37:21

ภาพ 8 หน้าจอนำเข้าข้อมูลผลการตรวจวัดค่าสุขภาพของผู้สูงอายุจากห้องปฏิบัติการทางการแพทย์

Prediction type: เป็นโรคหัวใจและหลอดเลือดหรือไม่
features = sex, age, trestbps, chol, fbs, restecg, thalach, exang, oldpeak, slope, ca, thal, cp
clases= no disease, disease

ข้อมูลภาวะสุขภาพของผู้สูงอายุ : นางสาวสมหมาย รักษ์
sex = 0, age = 67, trestbps = 140, chol = 230, fbs = 98, restecg = 1, thalach = 87, exang = 1, oldpeak = 12, slope = 1, ca = 2, thal = 0, cp = 4,
ผลการทำนาย : เป็นโรคหัวใจ

ภาพ 9 หน้าจอแสดงผลการทำนายการเกิดโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง



ภาพ 10 หน้าจอแสดงคำแนะนำเชิงความหมายในการดูแลโรคเรื้อรังในผู้สูงอายุ

ตาราง 2

ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในการจำแนกการเกิดโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุ

ค่าประสิทธิภาพ	อัลกอริทึม/กรณีที่ใช้ทดสอบ											
	Neural network				SVM		KNN (k=3)				Decision Tree	
	โรคหัวใจ	ภาวะหัวใจล้มเหลว	โรคหลอดเลือดสมอง	โรคหัวใจ	ภาวะหัวใจล้มเหลว	โรคหลอดเลือดสมอง	โรคหัวใจ	ภาวะหัวใจล้มเหลว	โรคหลอดเลือดสมอง	โรคหัวใจ	ภาวะหัวใจล้มเหลว	โรคหลอดเลือดสมอง
TP rate	18	21	23	32	14	46	26	4	8	42	18	60
FP rate	19	30	1	0	6	0	12	15	13	0	0	0
TN rate	38	0	338	61	26	346	50	18	318	51	33	332
FN rate	18	0	30	0	5	0	5	14	53	0	0	0
Accuracy	60%	41%	92%	100%	78%	100%	82%	43%	83%	100%	100%	100%
Precision	49%	41%	96%	100%	70%	100%	68%	21%	38%	100%	100%	100%
Recall	50%	100%	43%	100%	74%	100%	84%	22%	13%	100%	100%	100%
F-Measure	49%	58%	60%	100%	72%	100%	75%	22%	20%	100%	100%	100%

จากตาราง 2 หากพิจารณาจากค่า Accuracy อัลกอริทึม Decision Tree สามารถจำแนกโรคหัวใจ ภาวะหัวใจล้มเหลว โรคหลอดเลือดสมอง ได้ถูกต้องสูงสุด เฉลี่ยคิดเป็น 100% $(100+100+100/3)$ รองลงมาคือ SVM สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 92.67% $(100+78+100/3)$ KNN สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 69% $(82+43+83/3)$ และ Neural network สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 64% $(60+41+92/3)$ หากพิจารณาจากค่า F-Measure อัลกอริทึม Decision Tree สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้อง

สูงสุด เฉลี่ยคิดเป็น 100% $(100+100+100/3)$ เช่นเดียวกัน รองลงมาคือ SVM สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 91% $(100+72+100/3)$ Neural network สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 56% $(49+58+60/3)$ และ KNN สามารถจำแนกโรค/อาการได้ถูกต้องเฉลี่ย 39% $(75+22+20/3)$

2.2 ผลการประเมินประสิทธิภาพของการสืบค้นข้อมูลคำแนะนำการดูแลสุขภาพโรคด้วยฐานความรู้เชิงความหมาย

จากตาราง 3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพการสืบค้นข้อมูลคำแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุด้วยฐานความรู้เชิงความหมาย มีค่า F-Measure เท่ากับ 92.3% โดยมีค่าสำคัญที่อยู่ในความสนใจ แต่ไม่ถูกสืบค้นในด้านการลดละเลิกพฤติกรรมเสี่ยง ได้แก่ อาหารที่มีคุณค่าทางโภชนาการน้อย (junk food) และอาหารไขมันสูง

(high-fat food) และด้านการใช้สมุนไพรเพื่อบำบัดรักษาด้วยตนเองเบื้องต้น คือ กระจับแดง (red okra) จากผลที่พบว่า มีบางข้อมูลไม่ถูกสืบค้นขึ้นมาให้คำแนะนำ ได้นำไปสู่การปรับปรุงโหนดความรู้เพิ่มเติมในออนโทโลยี เพื่อให้เนื้อหาความรู้มีความครอบคลุมมากยิ่งขึ้น

ตาราง 3

ประสิทธิภาพของการสืบค้นข้อมูลคำแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุด้วยฐานความรู้เชิงความหมาย

หัวข้อการสืบค้นคำแนะนำ/คำสำคัญ	คำสั่ง SPARQL	ประสิทธิภาพในการสืบค้นข้อมูล (จำนวน TK ที่ค้นพบ/ไม่พบ)		
		A	B	C
1. ด้านการตรวจวัดค่าสุขภาพ (Target keyword เช่น อัตราการเต้นหัวใจ (hr) ไขมันในเลือด (chol) และค่าความดันโลหิต (bp) เป็นต้น)	SELECT ?x ?y WHERE { ?x node:hasCheckHealth ?y. FILTER(?x = node:heartdisease ?x=node:stroke) }	8 (cp, chol, bp, hr, oxi, body temp, smoking, heart disease)	0	0
2. ด้านการลดละเลิกพฤติกรรมเสี่ยง (Target keyword เช่น พฤติกรรมการสูบบุหรี่ (smoking) และการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ (alcohol) เป็นต้น)	SELECT ?x ?y ?z WHERE { ?x node:hasCheckHealth ?y. ?y node:cancel ?z FILTER(?x = node:heartdisease ?x=node:stroke) }	2 (smoking, alcohol)	2 (junk food, high-fat food)	0
3. ด้านโภชนาการอาหาร (Target keyword เช่น เนื้อปลา (fish) ผัก (vegetable) และผลไม้ (fruit) เป็นต้น)	SELECT ?x ?y ?z WHERE { ?x node:hasCheckHealth ?y. ?y node:hasFood ?z FILTER(?x = node:heartdisease ?x=node:stroke) }	3 (fish, fruit, vegetable)	0	0
4. ด้านการออกกำลังกาย (Target keyword เช่น แอโรบิก (soft aerobic) แกว่งแขน (arm swing) และการยืดเหยียดกล้ามเนื้อ (stretching) เป็นต้น)	SELECT ?x ?y WHERE { ?x node:hasExercise ?y FILTER(?x = node:heartdisease ?x=node:stroke) }	3 (soft aerobic, arm swing, stretching)	0	0

ตาราง 3 (ต่อ)

หัวข้อการสืบค้นคำ แนะนำ/คำสำคัญ	คำสั่ง SPARQL	ประสิทธิภาพในการสืบค้นข้อมูล (จำนวน TK ที่ค้นพบ/ไม่พบ)		
		A	B	C
5. ด้านการใช้สมุนไพร เพื่อบำบัดรักษาด้วย ตนเองเบื้องต้น (Target keyword เช่น กระเทียม (garlic) ใบ แมงลัก (hairy basil) และกระเจี๊ยบแดง (red okra) เป็นต้น)	SELECT ?x ?y ?z WHERE { ?x node:hasCheckHealth ?y.?y node:hasTreatment ?z FILTER(?x = node:heartdisease ?x=node:stroke) }	2 (garlic, hairy basil)	1 (red okra)	0
Sum	-	18	3	0
Precision	-		100%	
Recall	-		85.7%	
F-Measure	-		92.3%	

การอภิปรายผล

แพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาขึ้น จะเป็นเครื่องมือที่ช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงเพื่อใช้ประโยชน์ โมเดลการทำนายโรคเรื้อรังได้อย่างเป็นรูปธรรม ได้แก่ โรคหัวใจ โรคหลอดเลือดสมอง และภาวะหัวใจล้มเหลวที่ อาจเกิดขึ้นเฉียบพลันกับผู้สูงอายุ และระบบมีความแตกต่างจากงานวิจัยส่วนใหญ่ที่มุ่งเน้นการพัฒนาขั้นตอนวิธีการสร้างโมเดลการทำนายและวัดประสิทธิภาพเฉพาะในส่วนหลัง (backend) เท่านั้น การสร้างโมเดลการทำนายโรคในงานวิจัยนี้ ถูกสร้างด้วย อัลกอริทึม Decision Tree ที่ผ่านการทดสอบเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ แล้วให้ความแม่นยำสูงสุด ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Ahmad et al. (2022) ที่นำเสนอแบบจำลองการทำนายโรคหัวใจ โดยใช้ผลตรวจวัดทางสุขภาพ และค่าสัญญาณชีพต่าง ๆ ของร่างกาย และทำการวัดความถูกต้องในการทำนาย ซึ่งพบว่า อัลกอริทึม Decision Tree มีค่า Accuracy เท่ากับ 99.6% ซึ่งสูงกว่าอัลกอริทึม NN SVM และ KNN ซึ่งงานวิจัยดังกล่าว ไม่ได้มีการพัฒนาแพลตฟอร์มให้ผู้ใช้งานเข้าถึงได้สะดวกผ่านเว็บหรือแอปพลิเคชัน ฐานความรู้ออนโทโลยี ฐานกฎการอนุมานและสืบค้นความรู้ ถูกสร้างขึ้น

จากองค์ความรู้ในตำรา และประสบการณ์ของบุคลากรทางการแพทย์จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ร่วมกับการสังเคราะห์โครงสร้างของคุณลักษณะของชุดข้อมูลออนไลน์ที่นำมาใช้ในการสร้างโมเดลการทำนายร่วมด้วย และการประมวลผลเชิงความหมายจะสามารถรองรับการสร้างการอนุมานความรู้ เพื่อสื่อไปถึงคำแนะนำที่เป็นประโยชน์ได้อย่างครอบคลุมตามความสนใจ และสามารถเจาะลึกการสืบค้นลงไปในในชั้นความรู้ต่าง ๆ ในรูปแบบ Meta data รวมทั้งสามารถรองรับการสร้างความสัมพันธ์ได้ทั้งในระดับคลาสความรู้ และในระดับคำสำคัญต่าง ๆ ในเนื้อหาความรู้ และออนโทโลยีสามารถรองรับการสกัด/รวมข้อมูลองค์ความรู้ข้ามแพลตฟอร์ม/ระบบฐานข้อมูล ซึ่งจะช่วยให้ได้ฐานความรู้คำแนะนำที่สามารถทำงานเชื่อมต่อกับส่วน ML ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ข้อเสนอแนะในการนำนวัตกรรมไปใช้ประโยชน์

งานวิจัยและพัฒนาแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์บนฐานความรู้เชิงความหมายเพื่อการแนะนำการดูแลรักษาโรคเรื้อรังของผู้สูงอายุในครั้งนี้ จะสามารถนำไปขยายผลแก่

โรงพยาบาล และโรงพยาบาลส่งเสริมสุขภาพตำบล (รพ.สต.) ในการนำนวัตกรรมนี้ไปใช้ในการตรวจวินิจฉัยโรค ที่อาจจะเกิดขึ้นในผู้สูงอายุ เพื่อให้สามารถรับรู้ก่อนเกิดโรค และให้

คำแนะนำการดูแลสุขภาพในมุมมองแพทย์ทางเลือกที่เป็นประโยชน์ ไปยังผู้สูงอายุ และญาติผู้ดูแลได้แบบเรียลไทม์



References

- Ahmed, S., Ghada, K., & Mohamed, B. (2022). A unified ontology-based data integration approach for the internet of things. *International Journal of Electrical and Computer Engineering; Yogyakarta*, 12(2), 2097-2107. <http://doi.org/10.11591/ijece.v12i2.pp2097-2107>
- Ahmad, G. N., Shafiullah; Fatima, H., Abbas, M., Rahman, O., Imdadullah, & Alqahtani, M. S. (2022). Mixed machine learning approach for efficient prediction of human heart disease by identifying the numerical and categorical features. *Applied Sciences*, 12(15), 7449. <https://doi.org/10.3390/app12157449>.
- Agapito, G., Simeoni, M., Calabrese, B., Caré, I., Lamprinoudi, T., Guzzi, P. H., Pujia, A., Fuiano, G., & Cannataro, M. (2018). DIETOS: A dietary recommender system for chronic diseases monitoring and management. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 153, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.10.014>
- Archanupab, S. (2010). The common disease treatment: Diseases with caring, treating and preventing (2nd ed.). Bangkok: Holistic Publishing CO.,LTD. (in Thai)
- Ashfaq, Z., Mumtaz, R., Rafay, A., Zaidi, S. M. H., Saleem, H., Mumtaz, S., Shahid, A., Poorter, E. D., & Moerman, I. (2022). Embedded AI-Based Digi-Healthcare. *Applied Sciences*, 12(1), 519. <https://doi.org/10.3390/app12010519>.
- Ayranci, P., Lai1, P., Phan, N., Hu, H., Kolinowski, A., Newman, D., & Dou, D. (2022). OnML: An ontology-based approach for interpretable machine learning. *Journal of Combinatorial Optimization*, 44, 770–793. <https://doi.org/10.1007/s10878-022-00856-z>
- Bora, N., Gutta, S., & Hadaegh, A., (2022). Using machine learning to predict heart disease. *Wseas Transactions on Biology and Biomedicine*, 19, 1-9. doi: 10.37394/23208.2022.19.1
- Boukhatem, C., Youssef, H. Y., & Nassif, A. B. (2022). Heart disease prediction using machine learning. *2022 advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET) 21-24 February 2022* (pp. 1-6). Dubai: IEEE doi: 10.1109/ASET53988.2022.9734880
- Janruang, J., Saejueng, E., Phonsri, W., T.Siriwattana, S., Karnka, S., Nareejun, K., Malasri, K., Suwannasopa, D., Loatong, P., & Sinumporn, S. (2022). Adding Potential of knowledge management and innovation to local economic development through digital platform for Rajamangala University of Technology Isan. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 16(2), 172–185. (in Thai)

- Jupalle, H., Kouser, S., Bhatia, A., Alam, N., Nadikattu, R., Reddy, & Whig, P. (2022). Automation of human behaviors and its prediction using machine learning. *Microsyst Technol*, 28, 1879–1887. <https://doi.org/10.1007/s00542-022-05326-4>.
- Larentis, A. V., Neto, E. G. D. A., Barbosa, J. L. V., Barbosa, D. N. F., Leithardt, V. R. Q., & Correia, S. D. (2021). Ontology-based reasoning for educational assistance in noncommunicable chronic diseases. *Computers*, 10(10), 1-23. <https://doi.org/10.3390/computers10100128>
- Lamchom, R., & Saengai, A. (2022). The development of social media to health education for personnel in science and technology, Pibulsongkram Rajabhat University. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 16(1), 127–136. (in Thai)
- Massari, H. E., Sabouri, Z., Mhammediand, S., & Gherabi, N., (2022). Diabetes prediction using machine learning algorithms and ontology, diabetes prediction using machine learning algorithms and ontology. *Journal of ICT Standardization*, 10(2). 319-338. <https://doi.org/10.13052/jicts2245-800X.10212>
- Noh, Y. D., & Cho, K. C. (2022). Heart disease prediction using decision tree with Kaggle Dataset. *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 27(5), 21-28. <https://doi.org/10.9708/jksci.2022.27.05.021>
- Office of the National Economic and Social Development Council (NESDC). (2021). *Country reformation plan on public health*. Bangkok: NESDC. (in Thai)
- Samal, L., Fu, H. N., Camara, D. S., Wang, J., Bierman, A. S., & Dorr, D. A. (2021). Health information technology to improve care for people with multiple chronic conditions. *Health services research*, 56(Suppl 1), 1006–1036. <https://doi.org/10.1111/1475-6773.13860>
- Sailasya, G., & Kumari, G. L. A. (2021). Analyzing the performance of stroke prediction using ML classification algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 12, 539–545. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120662
- Shashwith, P., Prasad, B. S., Reddy, S. K., Krishna, N. A., & Ramesh, K. (2022). Heart disease prediction by using machine learning algorithms. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, 4(6), 3434-3437. <https://citly.me/OYay7>
- Sitka, J., Wieczorek, M., & Woźniak, M. (2022). Recurrent neural network model for high-speed train vibration prediction from time series. *Neural Comput & Applic*, 34, 13305–13318. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-06949-4>
- Sittijuk, P., Sanchana, W., Market, K., & Thanadechopol, T. (2019). *Portable intelligent telemedicine representative to support measurement and advice on health care for bedridden patients in chronic non-communicable diseases*. Nonthaburi: Health Systems Research Institute. (in Thai)

- Sodaprom, D., & Wannaratvigitt, C. (2021). Factors in fluencing preventive behaviors for cerebrovascular disease among elderly risk group in the Aranyik Town Municipality, Mueang Phitsanulok District, Phitsanulok Province. *The Journal of Prapokklao Nursing College*, 32(2), 98–111. (in Thai)
- Spoladore, D., Colombo, V., Arlati, S., Mahroo, A., Trombetta, A., & Sacco, M. (2022). An ontology-based framework for a telehealthcare system to foster healthy nutrition and active lifestyle in older adults. *Electronics*, 10(17), 2129. <https://doi.org/10.3390/electronics10172129>
- Tanhan, P. (2016). Mobile phone application development for older adults. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 10(3), 55–62. (in Thai)
- World Health Organization. (2021). World health statistics 2021: Monitoring health for the SDGs, sustainable development goals. Switzerland: World Health Organization
- Yilmaz, R., & Yagin, F. H., (2022). Early detection of coronary heart disease based on machine learning methods. *Medical records-international medical journal*, 1(4), 1-6. doi: 10.37990/medr.1011924

