บันทึกข้อความ

ส่วนราชการ สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี โทร. ๐ ๓๘๒๘ ๕๕๑๑ ต่อ ๒๔๖๗ - ๘

ที่ ชบ ๐๐๓๓/ ๑ ๑๒๐๒ **วันที่** ๑๗ กุมภาพันธ์ ๒๕๖๙

เรื่อง แจ้งรายชื่อผู้ผ่านการคัดเลือกที่ได้รับอนุมัติและติดประกาศให้มีโอกาสทักท้วงเป็นเวลา ๓๐ วัน และจัดส่งผลงานทางวิชาการ

เรียน ผู้อำนวยการโรงพยาบาลพัทยาปัทมคุณ ผู้อำนวยการโรงพยาบาลพนัสนิคม ผู้อำนวยการโรงพยาบาลชุมชนทุกแห่ง สาธารณสุขอำเภอทุกอำเภอ และหัวหน้ากลุ่มงานในสังกัดสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี

ด้วยสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี ได้ดำเนินการตรวจสอบคุณสมบัติและเอกสารประกอบการคัดเลือกบุคคลที่จะเข้ารับการประเมินผลงานเพื่อแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่ง ประเภทวิชาการ ระดับชำนาญการพิเศษ จำนวน ๑ ราย ซึ่งผู้บังคับบัญชาพิจารณาเห็นชอบ และเสนอผู้ว่าราชการจังหวัดชลบุรี อนุมัติบุคคลและประกาศรายชื่อผู้ผ่านการคัดเลือกบุคคลฯ แล้ว ตามประกาศจังหวัดชลบุรี ลงวันที่ ๑๗ กุมภาพันธ์ พ.ศ. ๒๕๖๙ ดังบัญชีรายละเอียดแนบท้ายนี้ จึงขอให้หน่วยงานติดประกาศรายชื่อผู้ผ่านการประเมินบุคคลฯ ให้ผู้ผ่านการประเมินบุคคล เพื่อเลื่อนระดับสูงขึ้น จัดส่งผลงานประเมินตามจำนวนและเงื่อนไขที่คณะกรรมการประเมินผลงานกำหนด ภายใน ๑๘๐ วัน นับแต่วันที่ประกาศรายชื่อผู้ที่ผ่านการประเมินบุคคล หากพ้นระยะเวลาดังกล่าวแล้ว ผู้ที่ผ่านการประเมินบุคคลยังไม่ส่งผลงานจะต้องขอรับการประเมินบุคคลใหม่ อนึ่ง หากมีผู้ใดจะทักท้วงให้ทักท้วงได้ ภายใน ๓๐ วัน นับตั้งแต่วันประกาศ

จึงเรียนมาเพื่อทราบและดำเนินการต่อไป

(นายกฤษณ์ สกุลแพทย์)
นายแพทย์สาธารณสุขจังหวัดชลบุรี

ประกาศจังหวัดชลบุรี
เรื่อง รายชื่อผู้ที่ผ่านการประเมินบุคคลเพื่อแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งประเภทวิชาการ ระดับชำนาญการพิเศษ
สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี

ตามหนังสือสำนักงาน ก.พ. ที่ นร ๑๐๐๖/ว ๕ ลงวันที่ ๒๒ มีนาคม ๒๕๖๗ ได้กำหนดหลักเกณฑ์และวิธีการประเมินบุคคลเพื่อเลื่อนขึ้นแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งในตำแหน่งระดับควบ และมีผู้ครองตำแหน่งนั้นอยู่ โดยให้ผู้มีอำนาจสั่งบรรจุตามมาตรา ๕๗ หรือผู้ที่ได้รับมอบหมายเป็นผู้ประเมินบุคคล ตามหลักเกณฑ์และวิธีการที่ อ.ก.พ. กรม กำหนด นั้น

จังหวัดชลบุรี ได้คัดเลือกข้าราชการผู้ผ่านการประเมินบุคคลที่จะเข้ารับการประเมินผลงานเพื่อแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งในระดับที่สูงขึ้น (ตำแหน่งระดับควบ) จำนวน ๑ ราย ดังนี้

ลำดับที่	ชื่อ-สกุล	ตำแหน่งที่ได้รับการคัดเลือก	ส่วนราชการ
๑	นายสมเกียรติ ลีลาพันธ์ไพบูลย์	นายแพทย์ชำนาญการพิเศษ (ด้านเวชกรรม)	สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี โรงพยาบาลบ้านบึง กลุ่มงานการแพทย์

รายละเอียดแนบท้ายประกาศนี้

ทั้งนี้ ให้ผู้ผ่านการประเมินบุคคลเพื่อเลื่อนระดับสูงขึ้น จัดส่งผลงานประเมินตามจำนวนและเงื่อนไขที่คณะกรรมการประเมินผลงานกำหนด ภายใน ๑๘๐ วัน นับแต่วันที่ประกาศรายชื่อผู้ที่ผ่านการประเมินบุคคล หากพ้นระยะเวลาดังกล่าวแล้ว ผู้ผ่านการประเมินบุคคลยังไม่ส่งผลงานจะต้องขอรับการประเมินบุคคลใหม่ อนึ่ง หากมีผู้ใดจะทักท้วงให้ทักท้วงได้ ภายใน ๓๐ วัน นับตั้งแต่วันประกาศ

ประกาศ ณ วันที่ ๑๒ กุมภาพันธ์ พ.ศ. ๒๕๖๙

(นายพงศ์ธสิษฐ์ ปิจนันท์)
รองผู้ว่าราชการจังหวัดชลบุรี ปฏิบัติราชการแทน
ผู้ว่าราชการจังหวัดชลบุรี

บัญชีรายละเอียดแนบท้ายประกาศจังหวัดชลบุรี
เรื่อง รายชื่อผู้ที่ผ่านการประเมินบุคคลเพื่อแต่งตั้งให้ดำรงตำแหน่งประเภทวิชาการ ระดับชำนาญการพิเศษ
สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี

ลำดับ	ชื่อ - สกุล	ส่วนราชการ/ตำแหน่งเดิม	ตำแหน่งเลขที่	ส่วนราชการ/ตำแหน่งที่ได้รับการคัดเลือก	ตำแหน่งเลขที่	หมายเหตุ
		สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี โรงพยาบาลบ้านบึง กลุ่มงานการแพทย์		สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี โรงพยาบาลบ้านบึง กลุ่มงานการแพทย์		
๑	นายสมเกียรติ ลีลาพันธ์ไพบูลย์	นายแพทย์ชำนาญการ (ด้านเวชกรรม)	๒๒๘๕๔	นายแพทย์ชำนาญการพิเศษ (ด้านเวชกรรม)	๒๒๘๕๔	เลื่อนระดับ
	ชื่อผลงานส่งประเมิน	การพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง: การศึกษาย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์โรงพยาบาลบ้านบึง Machine Learning Prediction of Rapid eGFR Decline in Chronic Kidney Disease: A Retrospective Study at Ban Bueng Hospital				๘๕%
	ชื่อแนวคิดในการพัฒนางาน	แนวทางการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมเพื่อการลดน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มีภาวะน้ำหนักเกิน โรงพยาบาลบ้านบึง				
	รายละเอียดเค้าโครงผลงาน "แนบท้ายประกาศ"					

ส่วนที่ 2 ผลงานที่เป็นผลการปฏิบัติงานหรือผลสำเร็จของงาน

1. เรื่อง การพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง: การศึกษาย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์โรงพยาบาลบ้านบึง (Machine Learning Prediction of Rapid eGFR Decline in Chronic Kidney Disease: A Retrospective Study at Ban Bueng Hospital)

2. ระยะเวลาดำเนินการ 4 เดือน (กรกฎาคม – ตุลาคม 2568) โดยเก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วยนอก โรงพยาบาลบ้านบึง (ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2562 – 30 มิถุนายน 2568)

3. ความรู้ ความชำนาญงาน หรือความเชี่ยวชาญและประสบการณ์ที่ใช้ในการปฏิบัติงาน

1) ปัจจัยเสี่ยงและการดำเนินโรคไตเรื้อรัง

การดำเนินโรคของ CKD มีความหลากหลาย ตั้งแต่คงที่เป็นเวลาหลายปีจนถึงทรุดลงอย่างรวดเร็ว โดยค่า eGFR (estimated glomerular filtration rate) คือการวัดปริมาณเลือดที่ไตสามารถกรองได้ต่อนาที (มิลลิลิตร/นาที/1.73 ตารางเมตร) ใช้เป็นตัวชี้วัดสำคัญในการวินิจฉัยและจัดระยะโรคไตเรื้อรัง การติดตามการเสื่อมของไต การกำหนดการรักษา รวมถึงการประเมินความเสี่ยงเชิงพยากรณ์ ซึ่งตามแนวทาง KDIGO 2024 กำหนด “การดำเนินโรคแบบรวดเร็ว” หมายถึงการมีค่า eGFR ลดลง ≥ 5 มิลลิลิตร/นาที/1.73 ตารางเมตร/ปี (Levin et al., 2024) งานวิจัยได้มีการรวบรวมข้อมูลปัจจัยเสี่ยงที่สัมพันธ์กับการดำเนินโรค CKD โดยเฉพาะส่งผลต่อการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR (rapid eGFR decline) ได้แก่ ค่าพื้นฐานของ eGFR ระดับโปรตีน/อัลบูมินในปัสสาวะ (albuminuria/proteinuria) อายุ โรคเบาหวานและการควบคุมระดับน้ำตาล ความดันโลหิตสูง ภาวะโลหิตจาง และภาวะหัวใจและหลอดเลือด (Aekplakorn et al., 2021; Krisanapan et al., 2023) สอดคล้องกับผลการศึกษาย้อนหลังในประเทศไทยพบว่า ผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานมีโอกาสเกิด rapid decline 2.48 เท่า (adjusted OR = 2.48, 95% CI 1.66 – 3.70) การใช้ NSAIDs มีโอกาสเกิด 1.44 เท่า (adjusted OR = 1.44, 95% CI 1.01–2.07) และการใช้ ACE inhibitors มีโอกาสเกิด 1.28 เท่า (adjusted OR = 1.28, 95% CI 1.03–1.76) (Phongphithakchai et al., 2023) นอกจากนี้การศึกษาในผู้ป่วยเบาหวานยังพบว่า ระดับฮีโมโกลบินที่ต่ำเพิ่มความเสี่ยงการลดลงของ eGFR ถึง 0.69 เท่า (OR = 0.69, 95% CI 0.47–0.99) (Hirano et al., 2023) และการศึกษาร่วมข้อมูลหลายกลุ่ม (CKD Prognosis Consortium) แสดงว่าการมี albuminuria ร่วมกับการลดลงของ eGFR เพิ่มความเสี่ยงต่อการตายและเหตุการณ์หัวใจและหลอดเลือดอย่างมีนัยสำคัญ (Aekplakorn et al., 2021)

สรุปได้ว่า ปัจจัยเสี่ยงสำคัญต่อการเกิด rapid eGFR decline มีปัจจัยร่วมหลายปัจจัย ได้แก่ อายุ โรคร่วมโดยเฉพาะโรคเบาหวานชนิดที่ 2 ความดันโลหิตสูง อัลบูมิน/โปรตีนในปัสสาวะ ภาวะโลหิตจาง (Hb ต่ำ) และการใช้ยาที่อาจเป็นพิษต่อไต (เช่น NSAIDs) ดังนั้นการระบุปัจจัยเสี่ยงและกลุ่มผู้ป่วย จึงมีความสำคัญต่อการคัดกรอง การจัดการผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง และการกำหนดมาตรการป้องกันที่เหมาะสม ช่วยให้สามารถติดตามผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงได้อย่างใกล้ชิด ชะลอการเสื่อมของไต ลดภาวะแทรกซ้อน และส่งเสริมคุณภาพชีวิตในระยะยาว

2) การประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง

ทศวรรษที่ผ่านมา การใช้ ML เพื่อพยากรณ์การดำเนินโรคไตเพิ่มขึ้น งานทบทวนอย่างเป็นระบบและเมตาอะนาลิซิสรายงานว่าแบบจำลองเอ็นซอมเบิลให้สมรรถนะเหนือกว่าสถิติแบบดั้งเดิม โดยมีค่า AUC (Area Under the ROC Curve) รวม~ 0.82 สำหรับการทำนายการดำเนินโรค CKD และ 0.87 เมื่อพิจารณาอัลกอริทึม ML รายตัว โดย AUC คือพื้นที่ใต้เส้น ROC ที่บ่งชี้ความสามารถของแบบจำลองในการแยกแยะผู้มีเหตุการณ์จากไม่มีเหตุการณ์ โดยค่ายิ่งใกล้ 1 แสดงการจำแนกที่ดียิ่งขึ้น จึงใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Wang et al., 2023) งานวิจัยล่าสุดได้ใช้วิธี ML ในการทำนายโรคไตเรื้อรัง (CKD) และผลลัพธ์ที่เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงของ eGFR ซึ่งมีการสรุปวิธีการและประสิทธิภาพแบบจำลองหลายชนิดในงานของ Islam และคณะ (Islam et al., 2023) พบว่าแบบจำลองต้นไม้เชิงรวม (ensemble) และ XGBoost มักให้ผลการทำนาย

ที่ดีในหลายชุดข้อมูล และงานวิจัยนี้รายงานว่า XGBoost สามารถพยากรณ์ความเสี่ยงการลดลงของ eGFR ระยะ 1 ปีในผู้ป่วยเบาหวานชนิดที่ 2 ที่มี CKD ได้อย่างแม่นยำ (AUC ~ 0.91) และเมื่อประยุกต์แนวทาง predictive modeling คัดเลือกตัวแปรสำคัญเพียง 30% จากตัวแปรทั้งหมด แบบจำลองยังคงรักษาความแม่นยำในการทำนายสูงมาก (accuracy ~ 0.983; precision, recall, F1-score = 0.98) ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องร่วมกับการวิเคราะห์เชิงทำนาย (predictive modeling) สามารถช่วยคัดกรองปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการลดลงของ eGFR ได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยตัวแปรสำคัญส่วนใหญ่เป็นตัวชี้วัดทางห้องปฏิบัติการ เช่น ฮีโมโกลบิน ความถ่วงจำเพาะของปัสสาวะ อัลบูมิน น้ำตาลในเลือด ซีรั่มครีเอตินิน และโพแทสเซียม นอกจากนี้ยังพบรายงานที่เปรียบเทียบคลาสิไฟเออร์หลายชนิดและพบว่า XGBoost ให้ความแม่นยำและ F1-score สูงมาก (Wu et al., 2025) ในมิติของข้อมูลระยะยาว งานวิจัยในสหรัฐใช้วิธี random forest survival กับผู้ใหญ่กว่าแสนราย สามารถทำนายการลดลงของ eGFR >30% ภายใน 5 ปีด้วย AUC ~ 0.85 และพบว่าสโลปของ eGFR เป็นตัวทำนายสำคัญลำดับต้น (Xiao et al., 2019)

3) วิธีการเรียนรู้ของเครื่องขั้นสูงและข้อมูลตามเวลา

การศึกษาขนาดใหญ่ที่ใช้คุณลักษณะทางห้องปฏิบัติมากกว่า 80 ตัวแปรร่วมกับแบบจำลองเอ็นซอมเบิล พบว่ามีสมรรถนะที่ดีในการทำนายการลดลงของ eGFR ร้อยละ 40 หรือภาวะไตวาย (Saito et al., 2024) อย่างไรก็ตาม การเปรียบเทียบแบบจำลอง 9 แบบ ชี้ว่าแบบจำลองเชิงเส้น เช่น Logistic Regression และ Elastic Net ให้ค่า AUC เฉลี่ยมากกว่า 0.87 ซึ่งสูงที่สุดในภาพรวม สะท้อนว่าความซับซ้อนของแบบจำลองไม่ได้หมายถึงความแม่นยำที่เหนือกว่าเสมอไป (Zhu et al., 2023) ขณะเดียวกัน การบูรณาการข้อมูลเชิงเวลาช่วยเพิ่มศักยภาพของการพยากรณ์ โดยการใช้ survival random forest แสดงให้เห็นถึงความทนทานต่อความแปรปรวนและความเหมาะสมต่อข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นและมีปฏิสัมพันธ์ซับซ้อน (Xiao et al., 2019)

4) แบบจำลองสำหรับประชากรไทยและการประยุกต์ใช้เชิงระบบและเครื่องมือช่วยตัดสินใจ

งานวิจัยด้านการพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์โรคไตเรื้อรังในบริบทไทยยังมีจำกัด แม้จะมีการสร้างแบบจำลองความเสี่ยง CKD ระยะ 3 ในผู้ป่วยเบาหวานชนิดที่ 2 ที่แสดงผลการจำแนกและการปรับเทียบที่ดี [18] แต่ความแตกต่างทางระบาดวิทยา เช่น สัดส่วนโรคไตจากเบาหวานที่สูง และการพบ CKDu ในชุมชนเกษตร ยังคงท้าทายต่อการสร้างแบบจำลองที่เหมาะสม (Raihan et al., 2023) นอกจากนี้ การนำไปใช้จริงยังมีข้อจำกัดจากความไม่ครบถ้วนของข้อมูล เช่น การตรวจ UACR ที่ไม่ครอบคลุม ส่งผลต่อการประเมินด้วย KFRE ขณะที่ความพยายามพัฒนาเครื่องมือ เช่น เว็บแอปพลิเคชันโดยใช้วิธีเอ็นซอมเบิล แม้แสดงศักยภาพ แต่ยังต้องการการตรวจสอบภายนอกและการยกระดับคุณภาพข้อมูลเพื่อสนับสนุนการใช้งานเชิงคลินิกอย่างแท้จริง

5) การคัดเลือกอัลกอริทึม

การเรียนรู้ของเครื่องโดยเฉพาะอัลกอริทึมเอนแซมเบิล (Random Forest และ gradient boosting) เหมาะกับข้อมูลเชิงตารางที่ซับซ้อน สามารถรองรับตัวแปรจำนวนมากและความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้น จึงให้สมรรถนะการพยากรณ์สูงในงาน CKD หลายชิ้น (Aekplakorn et al., 2021; Cha'on et al., 2022; Krisanapan et al., 2023) โดย Random Forest มีข้อเด่นด้านความเสถียรและการตีความผลลัพธ์ ขณะที่ XGBoost มีความสามารถในการเรียนรู้เชิงอนุกรมร่วมกับการใช้เทคนิค regularization เพื่อเพิ่มความแม่นยำ (Aekplakorn et al., 2021) ทั้งนี้ การเลือกไม่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (deep learning) เนื่องจากขนาดข้อมูลปานกลางและข้อจำกัดด้านการตีความซึ่งสำคัญต่อการนำไปใช้ทางคลินิก (Ong-Ajyooth et al., 2009) การเลือกอัลกอริทึมจึงควรพิจารณาความสมดุลระหว่างสมรรถนะ ความสามารถตีความผล และความเหมาะสมต่อชนิดข้อมูล ในบริบทข้อมูลเวชระเบียน

6) การจัดการข้อมูลที่ไม่สมดุลกันโดยใช้เทคนิค Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)

ในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่มีการกระจายของชั้น (class) ไม่สมดุล เช่น ผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังที่มีจำนวนน้อยกว่าผู้ป่วยกลุ่มอื่น การใช้เทคนิค SMOTE เป็นวิธีที่เพิ่มจำนวนตัวอย่างของกลุ่มน้อย (minority class) โดยการสร้างตัวอย่างใหม่ที่สังเคราะห์ขึ้นช่วยให้แบบจำลองเรียนรู้กลุ่มข้อมูลน้อยได้ดีขึ้นและลดอคติของแบบจำลองต่อกลุ่มข้อมูลใหญ่ที่อาจเกิดจากการมีข้อมูลไม่สมดุล (Seo & Kim, 2018)

7) การตีความผลของแบบจำลอง ML และความจำเป็นของความโปร่งใส (Interpretability)

แม้ ML จะให้สมรรถนะสูง แต่การประยุกต์ใช้ในทางคลินิกจำเป็นต้องสามารถตีความผลเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจทางการรักษา เครื่องมืออธิบายแบบจำลอง เช่น SHAP ช่วยแจกแจงอิทธิพลของตัวแปรทั้งในระดับรายบุคคลและระดับกลุ่ม เพิ่มความโปร่งใสและความเชื่อมั่นในการใช้แบบจำลองทางคลินิก (Ingsathit et al., 2010)

สรุป จากการทบทวนวรรณกรรมชี้ว่าการใช้ Machine Learning ในการพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วย CKD ยังคงจำกัด โดยเฉพาะในบริบทเวชระเบียนผู้ป่วยนอกที่มีการติดตามซ้ำหลายครั้ง งานศึกษานี้จึงพัฒนาและเปรียบเทียบ Random Forest และ XGBoost ร่วมกับการปรับสมดุลของข้อมูลด้วย SMOTE และการอธิบายผลด้วย SHAP เพื่อสร้างตัวพยากรณ์ rapid eGFR decline บนข้อมูลเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของโรงพยาบาล ซึ่งคาดว่าจะช่วยคัดกรองผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงได้แม่นยำขึ้น

4. สรุปสาระสำคัญ ขั้นตอนการดำเนินงาน และเป้าหมายของงาน

4.1 สรุปสาระสำคัญ

บทคัดย่อ

ความเป็นมาและวัตถุประสงค์: โรคไตเรื้อรัง (CKD) เป็นภาระสำคัญในไทย การลดลงของ eGFR อย่างรวดเร็วสัมพันธ์กับภาวะแทรกซ้อนและไตวาย การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและตรวจสอบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์จริงเพื่อทำนายการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR วิธีการ: การศึกษาแบบย้อนหลังในผู้ป่วยนอกโรคไตเรื้อรัง ระยะ 1–5 ที่โรงพยาบาลบ้านบึง (ต.ค. 2562 – มิ.ย. 2568) โดยมีผล eGFR ≥ 2 ครั้งห่างกัน ≥ 365 วัน ผลลัพธ์ “เสื่อมเร็ว” ตามแนวคิด KDIGO: eGFR ลด ≥ 30% ภายใน 12 เดือน หรือสโลป ≤ − 5 mL/min/1.73 m2/ปี โดยใช้ตัวแปรประชากร โรคร่วม และผลตรวจทางห้องปฏิบัติการ เปรียบเทียบแบบจำลอง Random Forest และ XGBoost แบ่งข้อมูลแบบ stratified 80/20 ใช้น้ำหนักคลาส ทั้งแบบดั้งเดิมและหลังปรับสมดุลข้อมูลด้วย SMOTE; การประเมินใช้ AUC-ROC ความแม่นยำถ่วงสมดุล F1 ความไว/ความจำเพาะ และการปรับเทียบความแม่นยำ ผลการศึกษา: รวม 28,153 ครั้งรับบริการจากผู้ป่วย 3,520 ราย พบการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR 4,319 ครั้ง (15.34 %) แบบจำลองทั้งหมดให้ AUC สูง (0.913–0.921) โดยแบบจำลอง XGBoost ที่ใช้ SMOTE ให้สมดุลสมรรถนะดีที่สุด (AUC = 0.921, balanced accuracy = 0.774, recall = 0.593, F1 = 0.644 sensitivity 59.3%, specificity 95.5%) ในขณะที่ การใช้ SMOTE เพิ่มความไวของการตรวจจับเหตุการณ์ ปัจจัยทำนายสำคัญได้แก่ ครีอะตินีน BUN/อิเล็กโทรไลต์ (ใน Random Forest) และโรคเบาหวาน ความดันโลหิตสูง ไขมันในเลือดสูง (ใน XGBoost) ข้อสรุปและนัยทางคลินิก: ML โดยเฉพาะ XGBoost (SMOTE) ที่ปรับสมดุลข้อมูล สามารถคัดกรองจำแนกผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังที่เสี่ยงต่อการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ได้แม่นยำ อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ต้องมีการตรวจสอบภายนอกและประเมินผลเชิงคลินิกก่อนขยายนำไปใช้จริงในระบบบริการ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

โรคไตเรื้อรัง (Chronic Kidney Disease; CKD) เป็นปัญหาสาธารณสุขสำคัญทั่วโลก มีความชุกประมาณ 8–13% ในปี 2023 โรคไตวายระยะสุดท้ายที่ต้องการการบำบัดทดแทนไตมีจำนวนผู้ป่วยทั่วโลกประมาณ 4.59 ล้านคน ซึ่งเพิ่มขึ้นจากปี 1990 ที่มีจำนวน 2.9 ล้านคน (Francis et al., 2024) ขณะที่รายงานข้อมูล CKD ประเทศไทยรายงานความชุกผู้ป่วยสูงถึง 17.5% และมากที่สุดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ (22.2%) สะท้อนบริบทระบาดวิทยาที่เฉพาะ เช่น ความชุกของเบาหวาน (11.6%) ความดันโลหิตสูง (24.7%) รวมถึงปัจจัยเสี่ยงเชิงพื้นที่ ได้แก่ โรคไตเรื้อรังไม่ทราบสาเหตุในชุมชนเกษตรกรรมและรูปแบบการบริโภคที่มีโซเดียมและฟอสเฟตสูง (Sansuk & Sornlorm, 2024) การดำเนินโรคของ CKD จึงมีความหลากหลาย ตั้งแต่คงที่เป็นเวลาหลายปีจนถึงทรุดลงอย่างรวดเร็ว งานวิจัยระดับโลกรายงานความชุกการเสื่อมของหน้าที่ไตอย่างรวดเร็วประมาณ 10–25% ขึ้นกับลักษณะของประชากร (Cha'on et al., 2022; Krisanapan et al., 2023) ขณะที่ในประเทศไทยพบการเสื่อมของหน้าที่ไตอย่างรวดเร็วมีความชุก 10–15%ในกลุ่มผู้ป่วย CKD และเบาหวาน (Aekplakorn et al., 2021; Ong-Ajyooth et al., 2009; Zaman et al., 2021)

โรงพยาบาลบ้านบึงเป็นโรงพยาบาลชุมชน ระดับ M2 ขนาด 120 เตียง จากข้อมูลปี พ.ศ.2565 – 2567 มีผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังเข้ารับบริการจำนวน 2,292, 2,663 และ 2,903 คน ตามลำดับ แบ่งเป็น ระยะที่ 1 จำนวน 343 (14.97%), 346 (12.99%) และ 360 (12.40%) คน ตามลำดับ ระยะที่ 2 จำนวน 412 (17.98%), 479 (17.99%) และ 524 (18.05%) คน ตามลำดับ ระยะที่ 3 จำนวน 1,100 (47.99%), 1,304 (48.97%) และ 1,448 (49.88%) คน ตามลำดับ ระยะที่ 4 จำนวน 298 (13.00%), 372 (13.97%) และ 406 (13.99%) รายตามลำดับ ระยะ 5 จำนวน 139 (6.06%), 162 (6.08%) และ 165 (5.68%) คน ตามลำดับ (โรงพยาบาลบ้านบึง, 2568) จากข้อมูลผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นโดยเฉพาะผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังระยะที่ 2 - 4 จึงเป็นความท้าทายในการชะลอความรุนแรงของโรคไม่ให้เข้าสู่ระยะสุดท้าย

ปัจจุบันการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning; ML) เป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการบูรณาการข้อมูลคลินิกเพื่อพยากรณ์ความเสี่ยงของโรคไตเรื้อรัง มีการใช้งาน ML หลายประเภทในการทำนาย CKD โดยเฉพาะวิธีเอนเซมเบิล เช่น XGBoost ที่มีความแม่นยำสูง (AUC 0.85–0.92) อย่างไรก็ดี แบบจำลองส่วนใหญ่พัฒนาจากประชากรตะวันตกซึ่งมีลักษณะต่างจากผู้ป่วยไทย ทั้งอายุที่เริ่มป่วยน้อยกว่า สัดส่วนโรคไตจากเบาหวานสูงกว่า และความไวทางพันธุกรรมแตกต่าง (Cha'on et al., 2022) ซึ่งการระบุผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงสูงมีความสำคัญต่อการจัดการและป้องกันความเสื่อมของไตอย่างรวดเร็ว

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง เปรียบเทียบแบบจำลองหลายชนิด โดยใช้ข้อมูลจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของโรงพยาบาลบ้านบึง

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาการเกิดการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง
2. เพื่อพัฒนาและทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจากข้อมูลเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์จริงของผู้ป่วย
3. เพื่อประเมินและเปรียบเทียบสมรรถนะของ Random Forest และ XGBoost ในการทำนาย rapid eGFR decline
4. เพื่อศึกษาผลกระทบของการใช้ SMOTE ในการจัดการปัญหาข้อมูลไม่สมดุล (class imbalance) ต่อความแม่นยำของแบบจำลอง
5. เพื่อศึกษาปัจจัยทำนายสำคัญวิเคราะห์และจัดอันดับปัจจัยทางคลินิกและห้องปฏิบัติการที่มีความสำคัญในการพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR

วิธีการศึกษา

การศึกษานี้เป็น Retrospective cohort Study โดยเก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วยนอก โรงพยาบาลบ้านบึง ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2562 – 30 มิถุนายน 2568

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร: ผู้ป่วยนอกโรคไตเรื้อรังระยะ 1-5 อายุ ≥18 ปีที่มารับบริการโรงพยาบาลบ้านบึง

กลุ่มตัวอย่าง: ผู้ป่วยนอกโรคไตเรื้อรังระยะ 1-5 อายุ ≥18 ปี ที่มารับบริการช่วง 1 ตุลาคม 2562 – 30 มิถุนายน 2568

เกณฑ์คัดเข้า:

1. ผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัยว่าเป็นโรคไตเรื้อรังระยะ 1-5
2. อายุ ≥18 ปี
3. มีผล eGFR อย่างน้อย 2 ครั้ง ห่างกันไม่น้อยกว่า 365 วัน

เกณฑ์คัดออก: ได้รับการฟอกเลือดก่อนเริ่มติดตาม

การพิทักษ์สิทธิกลุ่มตัวอย่าง

งานวิจัยนี้ได้ขอและผ่านการพิจารณารับรองจากคณะกรรมการจริยธรรมวิจัยในมนุษย์ สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดชลบุรี หนังสือรับรองเลขที่ 084/2568

4.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data collection)

เก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วยนอก โรงพยาบาลบ้านบึง ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2562 – 30 มิถุนายน 2568 คัดเลือกผู้ป่วยที่วินิจฉัย CKD ระยะ 1–5 มีค่า eGFR อย่างน้อย 2 ครั้ง และอายุ ≥18 ปี ตัดกรณีที่ได้รับการฟอกเลือดก่อนเริ่มติดตามหรือมีระยะติดตาม <12 เดือน โดยรวมได้ผู้ป่วย 3,520 ราย มารับบริการทั้งหมดจำนวน 28,153 ครั้ง

คัดเลือกตัวแปรตาม 3 เกณฑ์คือ ความสมเหตุสมผลทางชีวภาพ ความพร้อมใช้ในเวชปฏิบัติ และมีข้อมูลครบ >50% โดยรวม 26 ตัวแปร แบ่งเป็น 1) ข้อมูลประชากร เพศ อายุ ความดันโลหิต BMI รอบเอว 2) โรคร่วม เบาหวาน ความดันโลหิตสูง ไขมันในเลือด เก๊าท์ โรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง โรคหัวใจและหลอดเลือด และการติดเชื้อในกระแสเลือด 3) ประวัติการใช้ยา NSAIDs และ (4) ผลห้องปฏิบัติการ HbA1c, FBS, LDL, triglyceride, uric acid, BUN, creatinine, eGFR, urine albumin/microalbumin, UACR, hemoglobin, potassium, sodium ตัวชี้วัดผลลัพธ์คือการลดลงของ eGFR ≥5 mL/min/1.73 m^2/ปี (rapid eGFR decline)

การเตรียมข้อมูล (Data Cleansing/Data Preprocessing)

ตรวจจับและจัดการค่าผิดปกติโดยเทียบกับช่วงค่าทางสรีรวิทยาที่เป็นไปได้ใน 17 ตัวแปรสำคัญ ได้แก่ อายุ: 0 –110 ปี (พบค่าผิดปกติ 1 ค่า อายุ 142 ปี) BMI ความดันเฉลี่ยของหลอดเลือด (MAP): 40 – 200 มม.ปรอท (พบค่าผิดปกติ 54 ค่า) ครีเอตินินในซีรัม (Creatinine: 0.1–20 มก./ดล. (พบค่าผิดปกติ 29 ค่า) ยูเรียไนโตรเจนในเลือด (BUN): 1–200 มก./ดล. (พบค่าผิดปกติ 2 ค่า) ตัวแปรทางห้องปฏิบัติการอื่นตรวจเทียบตามเกณฑ์คลินิกมาตรฐานรวมค่าผิดปกติที่ถูกตั้งให้เป็นค่าว่างเพื่อทำการทดแทนภายหลังทั้งสิ้น 105 ค่า (จัดเป็นข้อผิดพลาดการบันทึกและกำหนดเป็นค่าว่างเพื่อคงข้อมูลตัวแปรอื่นในการวิเคราะห์)

สำรวจข้อมูลสูญหายและการทดแทน(Misssing Data Handling) ใช้การแทนค่ามัธยฐานสำหรับตัวแปรเชิงต่อเนื่องที่มีข้อมูลสูญหายไม่เกิน 50%

การจัดแนวเชิงเวลา: อายุถูกบันทึกเป็นอายุ ณ ปี 2568 สำหรับทุกครั้งรับบริการจำเป็นต้องย้อนคำนวณปีเกิดและคำนวณอายุใหม่ตามวันที่รับบริการแต่ละครั้ง โดยมีการปรับค่าเฉลี่ย 2.6 ปี ซึ่งส่งผลต่อการจัดชั้นความเสี่ยงโดยเฉพาะในผู้สูงอายุ

การทดสอบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดการฝึก (Training Set) 80% (กลุ่ม eGFR คงที่=19,067; กลุ่ม eGFR ลดลงอย่างรวดเร็ว = 3,455) และชุดทดสอบ (Test Set) 20% (กลุ่ม eGFR คงที่=4,767; กลุ่ม eGFR ลดลงอย่างรวดเร็ว = 864) ใช้การสุ่มแบ่งแบบรักษาสัดส่วน (stratified) ตามสถานะผลลัพธ์ โดยใช้ Train-test-split เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างถูกต้อง จัดการข้อมูลไม่สมดุลในชุดฝึกโดยใช้ SMOTE เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากข้อมูลมีกลุ่ม eGFR ลดลงอย่างรวดเร็ว 15.3% สร้างความไม่สมดุลระดับปานกลาง จึงมีการใช้ SMOTE เพื่อ Oversampling แบบสร้างข้อมูลสังเคราะห์ เพื่อ balance class ก่อน train แบบจำลอง ML อีกครั้ง เพื่อช่วยเพิ่ม sensitivity/recall ข้อมูลในชุดฝึก คัดเลือกอัลกอริทึม เปรียบเทียบวิธีแบบเอนเซมเบิล 4 วิธี ได้แก่ 1) Random Forest (Original) 2) Random Forest with SMOTE 3) XGBoost(Original) และ4) XGBoost with SMOTE

การวิเคราะห์ข้อมูล

ข้อมูลเชิงปริมาณ วิเคราะห์ด้วย จำนวน ร้อยละ ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้ค่า AUC-ROC, balanced accuracy, recall, F1 score, sensitivity/specificity

5. ผลสำเร็จของงาน (เชิงปริมาณ/คุณภาพ)

เชิงคุณภาพ

จากการศึกษาย้อนหลังได้ข้อมูลผู้ป่วย 3,520 ราย มารับบริการรวม 28,153 ครั้ง พบการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR จำนวน 4,319 ครั้ง (15.34 %) แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องทั้งหมดให้ความแม่นยำสูง (AUC = 0.913–0.921) โดยแบบจำลอง XGBoost ที่ใช้ SMOTE ให้สมดุลสมรรถนะดีที่สุด (AUC = 0.921, balanced accuracy = 0.774, recall = 0.593, F1 = 0.644 sensitivity 59.3%, specificity 95.5%) ในขณะที่การใช้ SMOTE เพิ่มความไวของการตรวจจับเหตุการณ์ ปัจจัยทำนายสำคัญได้แก่ ครีอะตินีน BUN/อิเล็กโทรไลต์ (ใน Random Forest) และโรคเบาหวาน ความดันโลหิตสูง ไขมันในเลือดสูง (ใน XGBoost) ข้อสรุปและนัยทางคลินิก : การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) โดยเฉพาะ XGBoost with SMOTE ที่ปรับสมดุลข้อมูลสามารถคัดกรองจำแนกผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังที่เสี่ยงต่อการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ได้แม่นยำ อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ต้องมีการตรวจสอบภายนอกและประเมินผลเชิงคลินิกก่อนขยายนำไปใช้จริงในระบบบริการ

เชิงปริมาณ

ดำเนินการวิจัย เรื่องการพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง: การศึกษาย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์โรงพยาบาลบ้านบึง (Machine Learning Prediction of Rapid eGFR Decline in Chronic Kidney Disease: A Retrospective Study at Ban Bueng Hospital) จำนวน 1 เรื่อง ระยะเวลา 4 เดือน (กรกฎาคม – ตุลาคม 2568)

6. การนำไปใช้ประโยชน์/ผลกระทบ

การนำไปใช้ประโยชน์ทางคลินิก

1. แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ที่สร้างและพัฒนาขึ้นจากชุดข้อมูลของผู้ป่วยจริง นำไปใช้เป็นเครื่องมือช่วยคัดกรองผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังกลุ่มเสี่ยงสูงที่เสี่ยงต่อการลดลงของ eGFR อย่างรวดเร็วได้ เหมาะสำหรับการคัดกรองเชิงรุก ช่วยระบุผู้ป่วยที่ต้องการการดูแลเข้มข้น และสามารถบูรณาการเข้ากับขั้นตอนการทำงานปัจจุบันได้

2. จากผลการวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปรทำนายนำไปใช้ในการพัฒนาแนวทางการดูแลแบบเชิงรุกเพิ่มความถี่ในการติดตามผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงสูง จัดการปัจจัยเสี่ยงอย่างเข้มข้น ได้แก่ การควบคุมระดับน้ำตาลในเลือด ความดันโลหิต และไขมันในเลือด หลีกเลี่ยงยาที่มีพิษต่อไต โดยเฉพาะ NSAIDs ในกลุ่มผู้ป่วยเสี่ยง เป็นต้น

3. บูรณาการเข้ากับระบบระบบสารสนเทศโรงพยาบาล (Hospital Information System:HIS) ที่มีอยู่ในโรงพยาบาล HOSxP เพื่อนำไปสู่การพัฒนาเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางคลินิกที่บูรณาการกับ HIS โดยจัดทำ Dashboard แบบ Real – time Web/Mobile Application: พัฒนาแอปพลิเคชันที่ใช้งานง่ายสำหรับแพทย์และพยาบาล ที่ให้คำแนะนำแบบเรียลไทม์ในผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยง

ผลกระทบต่อระบบสุขภาพ (Healthcare System Impact)

เหมาะสมกับโรงพยาบาลชุมชนและปฐมภูมิ เนื่องจากใช้ตัวแปรมาตรฐานที่มีอยู่ในระบบ HIS ทั่วไป ช่วยลดภาระการรักษาในระยะยาวด้วยการชะลอการเสื่อมของไตสู่ระยะสุดท้าย ลดค่าใช้จ่ายด้านการฟอกไตและการปลูกถ่ายไต

7. ความยุ่งยากและซับซ้อนในการดำเนินการ

การศึกษาครั้งนี้เก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วยนอกโดยดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลตามรหัสโรค ICD-10 ย้อนหลังตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2562 – 30 มิถุนายน 2568 มีข้อมูลจำนวนมาก ทำให้ได้ข้อมูลขนาดใหญ่ จึงต้องใช้ Google Colab รันโค้ด Python ก่อนนำมาสร้างและพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง หลังจากดึงข้อมูลแล้วพบว่าข้อมูลอายุถูกบันทึกเป็นอายุ ณ ปี 2568 สำหรับทุกครั้งรับบริการจำเป็นต้องย้อนคำนวณปีเกิดและคำนวณอายุใหม่ตามวันที่รับบริการแต่ละครั้ง เนื่องจากอายุมีความสำคัญต่อการจัดกลุ่มเสี่ยงโดยเฉพาะในผู้สูงอายุ นอกจากนี้ในการดึงข้อมูลแต่ละครั้งของการมารับบริการจะมีผล eGFR 1 ค่า จึงต้องมีการนำค่า eGFR แต่ละครั้งของการมารับบริการ มาคำนวณผลต่างของ eGFR ใน 1 ปี เพื่อระบุผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงที่มีการดำเนินโรคแบบรวดเร็ว หรือมีการลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง ที่มีค่าผลต่าง eGFR ลดลง ≥ 5 มิลลิลิตร/นาที/1.73 ตารางเมตร/ปี

8. ปัญหาและอุปสรรคในการดำเนินการ

การศึกษาครั้งนี้เป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลจากเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วยนอกย้อนหลัง ปัญหาและอุปสรรคที่สำคัญในการดำเนินการคือ คุณภาพของข้อมูล พบว่าข้อมูลสูญหาย (Missing Data) โดยเฉพาะตัวแปรสำคัญบางตัวมีข้อมูลสูญหายสูงมาก เช่น UACR สูญหาย 97.5% และ LDL สูญหาย 99.9% ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของแบบจำลอง นอกจากนี้ยังพบข้อมูลมูลที่มีค่าผิดปกติที่พบจากการตรวจจับ เช่น อายุ 142 ปี น้ำหนัก 500 กิโลกรัม สูง 50 เซนติเมตร BMI 208.11 kg/m² เป็นต้น จัดเป็นข้อผิดพลาดการบันทึก จึงต้องมีการตรวจสอบและจัดการค่าผิดปกติโดยเทียบการมารับบริการครั้งก่อนและเทียบกับช่วงค่าทางสรีรวิทยาที่เป็นไปได้ ซึ่งการสร้างและพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อพยากรณ์นี้ คุณภาพของข้อมูลมีความสำคัญเป็นอย่างมากเนื่องจากเป็นชุดข้อมูลที่จะนำไปฝึกแบบจำลอง ก่อนทดสอบผลความแม่นยำของแบบจำลองในการพยากรณ์การลดลงอย่างรวดเร็วของ eGFR ในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง และเนื่องจากเป็นการสร้างและพัฒนาแบบจำลองโดยใช้ชุดข้อมูลจากโรงพยาบาลเดียว จึงต้องมี External Validation ก่อนนำไปขยายผล

9. ข้อเสนอแนะ

ควรมีควบคุมกำกับตรวจสอบคุณภาพของข้อมูล สุ่มตรวจการนำเข้าข้อมูลในระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของโรงพยาบาล และเมื่อมีการดึงข้อมูลออกมาจากระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วย ควรมีตรวจสอบคุณภาพข้อมูล ทำความสะอาดข้อมูล ตรวจจับและจัดการค่าผิดปกติเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีคุณภาพครบถ้วนก่อนนำไปใช้ และจากการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องในครั้งนี้ที่มาจากการฝึกโดยใช้ชุดข้อมูลผู้ป่วยจากโรงพยาบาลเดียว จึงควรมีการทำ External Validation ด้วยก่อนนำไปขยายผลในวงกว้าง ใช้ชุดข้อมูลจากโรงพยาบาลอื่นๆ ในหลายศูนย์ (multicenter) มาประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่พัฒนาขึ้นและทดสอบในการใช้งานจริง ประเมินผลการใช้งานจริงในคลินิก ติดตามผลลัพธ์ทางคลินิก (prospective study) เพื่อยืนยันประสิทธิภาพและประเมินผลลัพธ์ทางคลินิก

10. การเผยแพร่ผลงาน

ผลงานวิจัยได้รับการเผยแพร่ในงานประชุมระดับชาติด้านเวชสารสนเทศครั้งที่ 14 และการประชุมวิชาการสมาคมเวชสารสนเทศไทยประจำปี 2568 “ นวัตกรรมเทคโนโลยีดิจิทัลเพื่อขับเคลื่อนบริการสุขภาพ :ระบบนิเวศการดูแลแบบเชื่อมโยง” ในรูปแบบการนำเสนอด้วยวาจา (Oral Presentation) เมื่อวันที่ 19 - 21 พฤศจิกายน 2568 ณ โรงแรมแกรนด์ ริชมอนด์ นนทบุรี

11. ผู้มีส่วนร่วมในผลงาน

1) นายสมเกียรติ ลีลาพันธ์ไพบูลย์ สัดส่วนของผลงาน ร้อยละ 85
2) นางสาวสุคนธ์ทิพย์ กุลประยงค์ สัดส่วนของผลงาน ร้อยละ 15

ขอรับรองว่าผลงานดังกล่าวเป็นความจริงทุกประการ

(ลงชื่อ) .....ผู้ขอประเมิน
(นายสมเกียรติ ลีลาพันธุ์ไพบูลย์)
ตำแหน่งนายแพทย์ชำนาญการ (ด้านเวชกรรม)
วันที่ 3 เดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2569

9. ข้อเสนอแนะ

ควรมีควบคุมกำกับตรวจสอบคุณภาพของข้อมูล สุ่มตรวจการนำเข้าข้อมูลในระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ของโรงพยาบาล และเมื่อมีการดึงข้อมูลออกมาจากระบบเวชระเบียนอิเล็กทรอนิกส์ผู้ป่วย ควรมีตรวจสอบคุณภาพข้อมูล ทำความสะอาดข้อมูล ตรวจจับและจัดการค่าผิดปกติเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีคุณภาพครบถ้วนก่อนนำไปใช้ และจากการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องในครั้งนี้ที่มาจากการฝึกโดยใช้ชุดข้อมูลผู้ป่วยจากโรงพยาบาลเดียว จึงควรมีการทำ External Validation ด้วยก่อนนำไปขยายผลในวงกว้าง ใช้ชุดข้อมูลจากโรงพยาบาลอื่นๆ ในหลายศูนย์ (multicenter) มาประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่พัฒนาขึ้นและทดสอบในการใช้งานจริง ประเมินผลการใช้งานจริงในคลินิก ติดตามผลลัพธ์ทางคลินิก (prospective study) เพื่อยืนยันประสิทธิภาพและประเมินผลลัพธ์ทางคลินิก

10. การเผยแพร่ผลงาน

ผลงานวิจัยได้รับการเผยแพร่ในงานประชุมระดับชาติด้านเวชสารสนเทศครั้งที่ 14 และการประชุมวิชาการสมาคมเวชสารสนเทศไทยประจำปี 2568 “ นวัตกรรมเทคโนโลยีดิจิทัลเพื่อขับเคลื่อนบริการสุขภาพ :ระบบนิเวศการดูแลแบบเชื่อมโยง” ในรูปแบบการนำเสนอด้วยวาจา (Oral Presentation) เมื่อวันที่ 19 - 21 พฤศจิกายน 2568 ณ โรงแรมแกรนด์ ริชมอนด์ นนทบุรี

11. ผู้มีส่วนร่วมในผลงาน

1) นายสมเกียรติ ลีลาพันธุ์ไพบูลย์ สัดส่วนของผลงาน ร้อยละ 85
2) นางสาวสุคนธ์ทิพย์ กุลประยงค์ สัดส่วนของผลงาน ร้อยละ 15

ขอรับรองว่าผลงานดังกล่าวเป็นความจริงทุกประการ

(ลงชื่อ) .....ผู้ขอประเมิน
(นายสมเกียรติ ลีลาพันธุ์ไพบูลย์)
ตำแหน่งนายแพทย์ชำนาญการ (ด้านเวชกรรม)
วันที่ 3 เดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2569

ขอรับรองสัดส่วนการดำเนินการข้างต้นเป็นความจริงทุกประการ

รายชื่อผู้มีส่วนร่วมในผลงาน	ลายมือชื่อ
นายสมเกียรติ ลีลาพันธุ์ไพบูลย์	
นางสาวสุคนธ์ทิพย์ กุลประยงค์	

ได้ตรวจสอบแล้วขอรับรองว่าผลงานดังกล่าวข้างต้นถูกต้องตรงกับความเป็นจริงทุกประการ

(ลงชื่อ) .....

(นายศรัณยพงศ์ รุ่นประพันธ์)

(ตำแหน่ง) นายแพทย์ชำนาญการพิเศษ (ด้านเวชกรรม)

หัวหน้ากลุ่มงานการแพทย์ โรงพยาบาลบ้านบึง

วันที่ ....4....เดือน....กุมภาพันธ์....พ.ศ....2569....

(ลงชื่อ).....

(นางแววดาว พิมลธเรศ)

(ตำแหน่ง) ผู้อำนวยการโรงพยาบาลบ้านบึง

วันที่ ....4....เดือน....กุมภาพันธ์....พ.ศ....2569....

(ลงชื่อ).....

(.....(นายกฤษณ์ สกุลแพทย์).....)

(ตำแหน่ง).....นายแพทย์สาธารณสุขจังหวัดชลบุรี.....

วันที่ .....เดือน....ก.พ.....พ.ศ.....

แบบเสนอแนวคิดการพัฒนาหรือปรับปรุงงาน
(ระดับชำนาญการพิเศษ)

1. เรื่อง แนวทางการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมเพื่อการลดน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มีภาวะน้ำหนักเกิน โรงพยาบาลบ้านบึง

2. หลักการและเหตุผล

ทั่วโลกกำลังเผชิญกับปัญหาโรคอ้วน (Obesity disease) โดยองค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO, 2025) ได้กำหนดนิยามของภาวะน้ำหนักเกินคือค่าดัชนีมวลกาย (BMI) ≥ 25 kg/m2 และโรคอ้วนคือภาวะที่มีค่าดัชนีมวลกาย (BMI) ≥ 30 kg/m2 จากรายงานของสมาพันธ์โรคอ้วนโลก (World Obesity Federation) โดยข้อมูลล่าสุดในปี พ.ศ. 2567 ประเมินว่ามีผู้ใหญ่เป็นโรคอ้วนประมาณ 880 - 890 ล้านคน และเด็กหรือวัยรุ่น (อายุ 5-19 ปี) อีกประมาณ 159-160 ล้านคน และคาดการณ์ปี พ.ศ. 2568 ว่าจำนวนผู้ใหญ่ที่เป็นโรคอ้วนสูงถึง 1.01 พันล้านคน ปีพ.ศ.2573 คาดว่าจะเพิ่มเป็น 1.13 พันล้านคน (เพิ่มขึ้นกว่า 115% เมื่อเทียบกับปี 2553) และปี พ.ศ. 2578 คาดว่าประชากรโลกกว่า 1.53 พันล้านคน จะเป็นโรคอ้วนและหากรวมกลุ่มที่มีภาวะน้ำหนักเกิน (Overweight) ด้วย จะมีจำนวนสูงถึง 4 พันล้านคน หรือเกินกว่าครึ่งหนึ่งของประชากรโลก (51%) แม้ว่าโรคอ้วนอยู่ในวาระระดับโลก เป็นเป้าหมายสำคัญที่เคยกำหนดโดยองค์การอนามัยโลก (WHO) ในปี 2556 และ 2558 ในการป้องกันไม่ให้ความชุกของโรคอ้วนในผู้ใหญ่และเด็กเพิ่มขึ้นภายในปี 2568 นั้น พบว่าไม่ประสบผลสำเร็จ เนื่องจากมีหลายปัจจัยสำคัญที่เกี่ยวข้อง ประชาคมโรคอ้วนระดับโลกจึงได้กำหนดวิสัยทัศน์ร่วมกัน (North Star) เพื่อมุ่งมั่นที่จะขับเคลื่อนเป้าหมายระดับโลกอีกครั้ง โดยการป้องกันและจัดการโรคอ้วนเพื่อช่วยชีวิตและปรับปรุงคุณภาพชีวิต เป้าหมายหลักที่ World Obesity Federation มุ่งสนับสนุนคือเป้าหมายของ UN/WHO ปี 2573 ซึ่งรวมถึงการลดอัตราการเสียชีวิตก่อนวัยอันควรจากโรคไม่ติดต่อ (NCDs) ลงหนึ่งในสาม ผ่านการป้องกัน การรักษาและการยับยั้งการเพิ่มขึ้นของโรคอ้วนทั้งในเด็กและผู้ใหญ่ (*World Obesity Atlas* 2025 | *World Obesity Federation*, n.d.) ปัจจุบันคนไทยมีภาวะอ้วนเป็นลำดับที่ 2 ของเอเชีย รองจากมาเลเซีย พบอุบัติการณ์โรคอ้วนในประเทศไทยเพิ่มขึ้นมากกว่าร้อยละ 30 หรือมีผู้ป่วยด้วยโรคอ้วนกว่า 20 ล้านคน คิดเป็น 1 ใน 3 คนของประชากรและมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นทุกปี จึงทำให้โรคอ้วนเป็นเรื่องใหญ่กว่าที่คิดมาก ดังนั้นการลดอัตราผู้ป่วยโรคอ้วนจึงเป็นความท้าทายครั้งใหญ่ด้านการแพทย์และสาธารณสุขของไทย ประกอบกับประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุซึ่งเป็นกลุ่มวัยที่เป็นโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง รวมถึงคนรุ่นใหม่มีแนวโน้มของการเป็นโรคอ้วนและมีน้ำหนักเกินมาตรฐานสูงขึ้นทุกปี นอกจากนี้โรคอ้วนยังเป็นสาเหตุสำคัญของการเสียชีวิตก่อนวัยอันควรจากโรคไม่ติดต่อ (Non-Communicable Diseases: NCDs) เช่น เบาหวาน และโรคหัวใจ ประมาณ 1.6 ล้านคนต่อปี (*World Obesity Atlas* 2025 | *World Obesity Federation*, n.d.) ในประเทศไทยโรคอ้วนและภาวะน้ำหนักเกินเป็นปัจจัยเสี่ยงสำคัญของโรคไม่ติดต่อเรื้อรังเช่นเดียวกัน เช่น เบาหวานชนิดที่ 2 ความดันโลหิตสูง และภาวะเมตาบอลิค โรคเหล่านี้มีผลกระทบต่อการเข้าถึงการบริการสุขภาพและคุณภาพชีวิตของประชากร รวมถึงส่งผลกระทบให้เกิดการสูญเสียค่าใช้จ่ายในการรักษาโรค เป็นภาระของครอบครัวและประเทศ

โรงพยาบาลบ้านบึงเป็นโรงพยาบาลชุมชนขนาด M2 120 เตียง ปี พ.ศ.2566-2568 มีผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังเข้ารับบริการในโรงพยาบาลบ้านบึง ทั้งหมดจำนวน 12,587 , 12,534 และ 13,784 คน ตามลำดับ ซึ่งเป็นผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มีค่าดัชนีมวลกาย ≥ 25.00 kg/m2 จำนวน 5,356 , 5,410 และ 6,108 ราย ตามลำดับ คิดเป็นร้อยละ 42.55 , 43.16 และ 44.31 ตามลำดับ (โรงพยาบาลบ้านบึง, 2568) จากข้อมูลแสดงให้เห็นว่าผู้ป่วยมีโรคประจำตัวกลุ่มโรคไม่ติดต่อเรื้อรังและมีภาวะน้ำหนักเกินที่มีค่าดัชนีมวลกาย ≥ 25.00 kg/m2 ร่วมด้วยมีแนวโน้มสูงขึ้นทุกปี ซึ่งสุขภาพของผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังเป็นสิ่งที่สำคัญ หากไม่สามารถควบคุมน้ำหนักได้ในระยะยาวนำไปสู่การควบคุมให้โรคอยู่ในระยะสงบได้ยาก รวมถึงอาจนำไปสู่การเกิดโรคร่วมที่เพิ่มมากขึ้นด้วย จากสถานการณ์ผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มีภาวะน้ำหนักเกินของโรงพยาบาลบ้านบึงที่มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น

อย่างชัดเจนนี้ การจัดการลดโรคอ้วนในกลุ่มผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มารับบริการ จึงเป็นสิ่งที่ท้าทายระบบการดูแลผู้ป่วยของโรงพยาบาล จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการออกแบบโปรแกรมการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมลดน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง โรงพยาบาลบ้านบึง เพื่อให้ผู้ป่วยมีคุณภาพชีวิตที่ดีขึ้น

3. บทวิเคราะห์/ แนวความคิด/ ข้อเสนอ และข้อจำกัดที่อาจเกิดขึ้นและแนวทางแก้ไข

จากสภาพปัญหาที่พบและความสำคัญข้างต้น ผู้ป่วยส่วนใหญ่อยู่ในวัยทำงานและผู้สูงอายุ เมื่อวิเคราะห์พฤติกรรมสุขภาพของกลุ่มผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังของโรงพยาบาลบ้านบึง พบว่าสาเหตุสำคัญสำหรับผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังของโรงพยาบาลบ้านบึงที่มีภาวะน้ำหนักเกินและโรคอ้วนร่วมด้วย คือ การขาดการออกกำลังกายหรือกิจกรรมทางกายอย่างต่อเนื่อง พฤติกรรมการรับประทานอาหารที่มีพลังงานสูง การใช้ชีวิตเร่งรีบในการบริโภคอาหาร การเลือกซื้ออาหารรับประทานนิยมเลือกซื้ออาหารสำเร็จรูป ที่สะดวกในการบริโภคภายในเวลาที่จำกัด การเข้าถึงอาหารได้ตลอด 24 ชั่วโมง นำไปสู่การเกิดภาวะน้ำหนักเกินและโรคอ้วน ซึ่งหากไม่สามารถควบคุมน้ำหนักได้ในระยะยาวนำไปสู่การควบคุมให้โรคอยู่ในระยะสงบได้ยาก รวมถึงอาจนำไปสู่การเกิดโรคร่วมที่เพิ่มมากขึ้นด้วย

ผู้จัดทำตระหนักและเห็นความสำคัญของปัญหาดังกล่าว จึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาโปรแกรมปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการลดน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง โรงพยาบาลบ้านบึง โดยมุ่งเน้นการพัฒนาทักษะส่วนบุคคลของผู้ป่วยในการรับรู้และความสามารถในการดูแลตนเองเรื่องการควบคุมอาหารและการออกกำลังกาย สอดคล้องกับแผน ปี 2568 – 2570 ของสมาพันธ์โรคอ้วนโลก (World Obesity Federation) ซึ่งมีชื่อว่า "OBESITY IN 2025: AT THE ROOTS OF HEALTH" กำหนดเป้าหมายเชิงกลยุทธ์เพื่อจัดการกับโรคอ้วนทั่วโลก แผนงานนี้มุ่งเน้นที่การขับเคลื่อนเป้าหมายระดับโลกของสหประชาชาติและองค์การอนามัยโลก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการป้องกันและรักษาโรคอ้วนเพื่อปรับปรุงคุณภาพชีวิตของประชาชน โดยใช้เสาหลักหลักสี่ประการ ได้แก่ การสนับสนุน การรวมกลุ่ม การศึกษาและฝึกอบรม ข้อมูลและหลักฐาน ดำเนินการตามกลยุทธ์หลัก เพื่อให้ผู้ป่วยกลุ่มโรคไม่ติดต่อเรื้อรังสามารถลด ควบคุมน้ำหนักได้ และมีคุณภาพชีวิตที่ดีขึ้น (*World Obesity Atlas 2025 | World Obesity Federation*, n.d.)

ข้อจำกัดที่อาจเกิดขึ้นคือ การดำเนินโปรแกรมการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมเพื่อลดน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังอาจไม่บรรลุผลตามเป้าหมายอย่างเต็มที่ เนื่องจากผู้ป่วยส่วนใหญ่อยู่ในวัยทำงานและผู้สูงอายุมีข้อจำกัดด้านเวลา ภาระงาน และภาระครอบครัว ส่งผลให้การเข้าร่วมกิจกรรมและการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมอย่างต่อเนื่องเป็นไปได้ยาก ประกอบกับพฤติกรรมการบริโภคอาหารพลังงานสูง การเลือกอาหารสำเร็จรูป และสภาพแวดล้อมที่เอื้อต่อการเข้าถึงอาหารตลอดเวลา เป็นปัจจัยเชิงโครงสร้างที่ยากต่อการควบคุมในระดับบุคคล รวมถึงความแตกต่างด้านอายุ โรคร่วม และแรงจูงใจของผู้ป่วย อาจทำให้การใช้แนวทางเดียวกันไม่สามารถตอบสนองต่อผู้ป่วยทุกกลุ่มได้อย่างเท่าเทียม

แนวทางแก้ไขและข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย ผู้จัดทำเห็นควรยกระดับการดำเนินงานสู่การพัฒนาเป็นระบบบริการเชิงรุกด้านการควบคุมน้ำหนักในผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง โดยบูรณาการการทำงานแบบสหสาขาวิชาชีพ เชื่อมโยงกับนโยบายของโรงพยาบาล และส่งเสริมการมีส่วนร่วมของครอบครัวและเครือข่ายสุขภาพในชุมชน จัดตั้งคลินิกโรคอ้วน ออกแบบโปรแกรมการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมให้มีความยืดหยุ่นและสามารถปรับใช้ตามบริบทของผู้ป่วยแต่วัยแต่ละกลุ่มโรค พร้อมทั้งจัดผู้รับผิดชอบ มีการกำหนดกิจกรรมชัดเจนรายสัปดาห์ ทำกลุ่ม การกำกับติดตาม การกระตุ้นความรู้และการส่งเสริมกำลังใจอย่างต่อเนื่อง ให้คำปรึกษารายบุคคล มีระบบติดตามและประเมินผลที่เป็นมาตรฐาน เพื่อให้กลุ่มผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังของโรงพยาบาลบ้านบึงที่มีภาวะอ้วน (BMI ≥ 25.00 kg/m2) ปรับเปลี่ยนพฤติกรรมสามารถปฏิบัติตัวหรือมีพฤติกรรมในการดูแลตนเองได้อย่างถูกต้องเหมาะสม เกิดผลลัพธ์ด้านสุขภาพที่ชัดเจน สามารถขยายผลและพัฒนาเป็นต้นแบบของโรงพยาบาลชุมชนได้อย่างยั่งยืน

4. ผลที่คาดว่าจะได้รับ

4.1 โรงพยาบาลบ้านบึงมีโปรแกรมปรับเปลี่ยนพฤติกรรมสุขภาพเพื่อลดน้ำหนักผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง โรงพยาลบ้านบึง ที่เป็นข้อมูลเชิงประจักษ์ได้รับการพิสูจน์อย่างเป็นระบบ

4.2 ผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังที่มีภาวะน้ำหนักเกินโรงพยาบาลบ้านบึงได้รับการส่งเสริมสุขภาพและป้องกันโรคตามโปรแกรมปรับเปลี่ยนพฤติกรรมสุขภาพเพื่อลดน้ำหนักผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังได้อย่างถูกต้อง ไม่เกิดภาวะแทรกซ้อนและไม่เกิดผลข้างเคียงจากการลดน้ำหนัก

4.3 มีข้อมูลเชิงประจักษ์ที่สามารถเป็นแนวทางในการเรียนรู้ร่วมกันในการต่อยอดงานวิจัยเพื่อพัฒนาโปรแกรมการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมสำหรับผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง

5. ตัวชี้วัดความสำเร็จ

5.1 ผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังมี BMI ลดลงจากเดิม ≥ 5% kg/m^2 80% ขึ้นไป

5.2 ผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรังโรงพยาบาลบ้านบึง พบอุบัติการณ์เกิดภาวะแทรกซ้อนหรือผลข้างเคียงจากการลดน้ำหนักเป็น 0

(ลงชื่อ) ..... ผู้ขอประเมิน
(นายสมเกียรติ ลีลาพันธุ์ไพบูลย์)
ตำแหน่งนายแพทย์ชำนาญการ (ด้านเวชกรรม)
วันที่ 3 เดือน กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2569

เอกสารอ้างอิง

โรงพยาบาลบ้านบึง. (2568). สถิติรายงานผู้ป่วยโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง.

Aekplakorn, W., Chariyalertsak, S., Kessomboon, P., Assanangkornchai, S., Taneepanichskul, S., Neelapaichit, N., Chittamma, A., & Kitiyakara, C. (2021). Women and other risk factors for chronic kidney disease of unknown etiology in Thailand: National Health Examination V Survey. *Scientific reports,* 11(1), 21366.

Cha'on, U., Tippayawat, P., Sae-Ung, N., Pinlaor, P., Sirithanaphol, W., Theeranut, A., Tungsanga, K., Chowchuen, P., Sharma, A., & Boonlakron, S. (2022). High prevalence of chronic kidney disease and its related risk factors in rural areas of Northeast Thailand. *Scientific reports,* 12(1), 18188.

Francis, A., Harhay, M. N., Ong, A. C. M., Tummalapalli, S. L., Ortiz, A., Fogo, A. B., Fliser, D., Roy-Chaudhury, P., Fontana, M., Nangaku, M., Wanner, C., Malik, C., Hradsky, A., Adu, D., Bavanandan, S., Cusumano, A., Sola, L., Ulasi, I., Jha, V., American Society of, N., European Renal, A., & International Society of, N. (2024, 2024/07/01). Chronic kidney disease and the global public health agenda: an international consensus. *Nature Reviews Nephrology,* 20(7), 473-485. https://doi.org/10.1038/s41581-024-00820-6

Hirano, D., Unoki-Kubota, H., Imasawa, T., Yamamoto-Honda, R., Kajio, H., Yamashita, S., Fukazawa, Y., Seki, N., Noda, M., & Kaburagi, Y. (2023). Independent risk factors of rapid glomerular filtration rate decline in patients with type 2 diabetes with preserved kidney function and normoalbuminuria: A multicenter cohort study. *Journal of Diabetes Investigation,* 14(7), 874-882.

Ingsathit, A., Thakkinstian, A., Chaiprasert, A., Sangthawan, P., Gojaseni, P., Kiattisunthorn, K., Ongaiyooth, L., Vanavanan, S., Sirivongs, D., & Thirakhupt, P. (2010). Prevalence and risk factors of chronic kidney disease in the Thai adult population: Thai SEEK study. *Nephrology Dialysis Transplantation,* 25(5), 1567-1575.

Islam, M. A., Majumder, M. Z. H., & Hussein, M. A. (2023). Chronic kidney disease prediction based on machine learning algorithms. *Journal of pathology informatics,* 14, 100189.

Krisanapan, P., Tangpanithandee, S., Thongprayoon, C., Pattharanitima, P., & Cheungpasitporn, W. (2023, Apr 21). Revolutionizing Chronic Kidney Disease Management with Machine Learning and Artificial Intelligence. *J Clin Med,* 12(8). https://doi.org/10.3390/jcm12083018

Levin, A., Ahmed, S. B., Carrero, J. J., Foster, B., Francis, A., Hall, R. K., Herrington, W. G., Hill, G., Inker, L. A., Kazancıoğlu, R., Lamb, E., Lin, P., Madero, M., McIntyre, N., Morrow, K., Roberts, G., Sabanayagam, D., Schaeffner, E., Shlipak, M., Shroff, R., Tangri, N., Thanachayanont, T., Ulasi, I., Wong, G., Yang, C.-W., Zhang, L., Robinson, K. A., Wilson, L., Wilson, R. F., Kasiske, B. L., Cheung, M., Earley, A., & Stevens, P. E. (2024, 2024/04/01/). Executive summary of the KDIGO 2024 Clinical Practice Guideline for the Evaluation and Management of Chronic Kidney Disease: known knowns and known unknowns. *Kidney International,* 105(4), 684-701. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.kint.2023.10.016

Ong-Ajyooth, L., Vareesangthip, K., Khonputsa, P., & Aekplakorn, W. (2009). Prevalence of chronic kidney disease in Thai adults: a national health survey. *BMC nephrology,* 10(1), 35.

Phongphithakchai, A., Chantana, J., Dandecha, P., Wongpraphairot, S., & Boonsrirat, U. (2023). Identifying Predictors for Rapid Kidney Function Deterioration among Chronic Kidney Disease Patients in Thailand Settings of Real-life Practice. *The Open Urology & Nephrology Journal,* 16(1).

Raihan, M. J., Khan, M. A.-M., Kee, S.-H., & Nahid, A.-A. (2023, 2023/04/17). Detection of the chronic kidney disease using XGBoost classifier and explaining the influence of the attributes on the model using SHAP. *Scientific reports,* 13(1), 6263. https://doi.org/10.1038/s41598-023-33525-0

Saito, H., Yoshimura, H., Tanaka, K., Kimura, H., Watanabe, K., Tsubokura, M., Ejiri, H., Zhao, T., Ozaki, A., Kazama, S., Shimabukuro, M., Asahi, K., Watanabe, T., & Kazama, J. J. (2024, 2024/01/19). Predicting CKD progression using time-series clustering and light gradient boosting machines. *Scientific reports,* 14(1), 1723. https://doi.org/10.1038/s41598-024-52251-9

Sansuk, J., & Sornlorm, K. (2024). Spatial associations between chronic kidney disease and socio-economic factors in Thailand. *Geospatial Health,* 19(1).

Seo, J.-H., & Kim, Y.-H. (2018). Machine-learning approach to optimize smote ratio in class imbalance dataset for intrusion detection. *Computational Intelligence and Neuroscience,* 2018(1), 9704672.

Wang, L., Xu, X., Zhang, M., Hu, C., Zhang, X., Li, C., Nie, S., Huang, Z., Zhao, Z., & Hou, F. F. (2023). Prevalence of chronic kidney disease in China: results from the sixth China chronic disease and risk factor surveillance. *JAMA internal medicine,* 183(4), 298-310.

World Health Organization: WHO. (2025). Obesity and overweight. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight

World Obesity Atlas 2025 | *World Obesity Federation*. (n.d.). World Obesity Federation. https://www.worldobesity.org/resources/resource-library/world-obesity-atlas-2025

Wu, J., Gao, Q., Tian, M., Tan, S., Dong, J., & Wei, H. (2025). Explainable machine learning prediction of 1-year kidney function progression among patients with type 2 diabetes mellitus and chronic kidney disease: a retrospective study. *QJM: An International Journal of Medicine*, hcaf101.

Xiao, J., Ding, R., Xu, X., Guan, H., Feng, X., Sun, T., Zhu, S., & Ye, Z. (2019). Comparison and development of machine learning tools in the prediction of chronic kidney disease progression. *Journal of translational medicine,* 17(1), 119.

Zaman, S. B., Gupta, R. D., Pramual, P., Khan, R. K., Sujimongkol, C., Hossain, N., Haider, M. R., Karim, M. N., Kibria, G. M., & Islam, S. M. S. (2021). The burden of chronic kidney disease among people with diabetes by insurance schemes: Findings from a primary referral hospital in Thailand. *Diabetes Epidemiology and Management,* 4, 100026.

Zhu, Y., Bi, D., Saunders, M., & Ji, Y. (2023, 2023/12/13). Prediction of chronic kidney disease progression using recurrent neural network and electronic health records. *Scientific reports,* 13(1), 22091. https://doi.org/10.1038/s41598-023-49271-2