เว็บแอพพลิเคชั่นสำหรับตรวจประเมินระยะของโรคในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

Web Application for Screening and Evaluation of Chronic Kidney Disease Using Artificial Intelligence Technology

สกุนา ช่างปู่[1] , ศนิ บุญญกุล[2]

[1] หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมชีวการแพทย์ คณะวิทยาลัยวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยรังสิต

[2] ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมชีวการแพทย์ คณะวิทยาลัยวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยรังสิต

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้วัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์โอกาสการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน 2) ศึกษาแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ระยะการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน และ 3) พัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นสำหรับตรวจประเมินระยะของโรคในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ตามหลักการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ประเภท การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ผลการวิจัยพบว่าอัลกอริทึมที่เหมาะสมคือ อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) และนำมาพัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นด้วยภาษา Python โดยใช้ข้อมูลผู้ป่วยโรคเบาหวานจำนวน 1,528 คน จากคณะแพทยศาสตร์ วชิรพยาบาล แบบจำลองที่ได้มีค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 0.9760, ค่าความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 0.9726, ค่าความระลึก (Recall) เท่ากับ 0.9530, ค่าความถ่วงดุล (F1 -Score) เท่ากับ 0.9627, ตัววัดประสิทธิภาพโดยใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under an ROC Curve : AUCs) เท่ากับ 0.9701 ผลการประเมินเว็บแอพพลิเคชั่น มีค่าเฉลี่ยในภาพรวมเท่ากับ 4.45 อยู่ในระดับมาก

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง, การเรียนรู้แบบมีผู้สอน, โรคไตเรื้อรัง, โรคเบาหวาน

ABSTRACT

The objectives of this research were 1) to study the comparison of the efficiency of the model used to analyze the likelihood of chronic kidney disease in diabetic patients, 2) to study a model to analyze the stage of chronic kidney disease of diabetic patients, and 3) to develop a web application for assessing the stage of disease in patients with chronic kidney disease using artificial intelligence technology based on the principle of Machine Learning type and Supervised Learning. It was found that the appropriate algorithm was the algorithm supports vector machines and can be used to develop web applications by using Python with dataset of 1,528 diabetic patients from the Faculty of Medicine Vajira Hospital. The model has an accuracy at 0.9760, precision at 0.9726, recall at 0.9530, F1 -Score at 0.9627, and AUCs at 0.9701. Web Application Assessment's average overall result is at 4.45, at a high level

Keywords: Machine Learning: ML, Supervised Learning: SL, Chronic kidney disease: CKD, Diabetes

1. บทนำ

โรคไต คือ ภาวะที่ไตถูกทำลายโดยเฉพาะจุดที่เป็นเนื้อไต ซึ่งส่งผลกระทบให้ประสิทธิภาพการทำงานลดลง ไม่ว่าจะเรื่อง การรักษาสมดุลของเหลวในร่างกาย, การควบคุมน้ำและแร่ธาตุต่าง ๆ ในเลือด, การกำจัดของเสียออกจากเลือด, การกำจัดยาและพิษออกจากร่างกาย และการหลั่งฮอร์โมนเข้าสู่กระแสเลือด เป็นต้น ทั้งหมดล้วนเป็นผลมาจากอาการโรคไตวาย ทำให้ไตไม่สามารถกลับมาทำงานได้ดีดังเดิม ทั้งนี้สำหรับผู้ป่วยที่มีอาการไตวายเรื้อรัง เริ่มแรกจะไม่ค่อยแสดงอาการใด ๆ ให้เห็น ทว่าหากเราไม่หมั่นตรวจเช็กร่างกายหรือสังเกตความผิดปกติ และเลือกที่จะปล่อยไว้ไม่ทำการรักษา ไตจะเสื่อมสภาพลงจนเข้าสู่ไตวายเรื้อรังระยะสุดท้าย มีของเสียคั่งอยู่ในกระแสเลือด ซึ่งต้องทำการรักษาด้วยวิธีการบำบัดทดแทนไต อาทิเช่น การฟอกเลือด ล้างไตทางช่องท้อง หรือรักษาด้วยการปลูกถ่ายไต เป็นต้น (ผศ.นพ.ณัฐพล อาภรณ์สุจริตกุล Online) ปัจจุบันสถานการณ์โรคไตถือเป็นปัญหาใหญ่ทั่วโลก ทำให้องค์การอนามัยโลกได้ออกมาเตือนประเทศสมาชิกให้ลดการบริโภคเกลือลง 30% เนื่องจากเป็นสิ่งที่ก่อให้เกิดโรคความดันโลหิตสูง หลอดเลือดสมอง หัวใจขาดเลือด และโรคไต อีกทั้งการลดบริโภคเค็มจะช่วยประหยัดค่ารักษาพยาบาลของภาครัฐได้ปีละหลายหมื่นล้านบาท ในส่วนของประเทศไทยมีคนประมาณ 22 ล้านคนที่ป่วยสัมพันธ์กับการรับประทานเค็ม คนไทยส่วนใหญ่บริโภคเกลือและโซเดียม เฉลี่ยประมาณ 3,600 มก./วัน มากเกิน 2 เท่าของปริมาณที่ร่างกายควรได้รับ ซึ่งองค์การอนามัยโลกให้คำแนะนำไว้ไม่เกิน 2,000 มก./วัน โดยมาจากการบริโภคอาหารในชีวิตประจำวัน อาหารสำเร็จรูป ขนมขบเคี้ยว รวมทั้งการกินยา อาหารเสริม และสมุนไพรต่างๆ ทำให้เสี่ยงต่อการเกิดโรคไตมากยิ่งขึ้น "คนไทยส่วนใหญ่นิยมกินเค็ม โดยเฉพาะภาคใต้บริโภคสูงกว่าภาคอื่นๆ ทั้งประเทศเรามีผู้ป่วยโรคไต 8 ล้านคน ความดันโลหิตสูง 13 ล้านคน โรคหัวใจ อัมพฤกษ์ อัมพาต รวมทั้งสิ้น 25 ล้านคน ผู้ป่วยเบาหวาน 5 ล้านคน อัตราตายในโรคหัวใจพบปีละ 4 หมื่นคน แนวแนมโน้มปัจจุบันผู้ป่วยโรคไตมีอายุเฉลี่ยน้อยลงเรื่อย ๆ เนื่องจากการบริโภคอาหารที่มีความเค็มสูง ทานอาหารสำเร็จรูป ขนมกรุบกรอบมากขึ้น" (รศ.นพ.สุรศักดิ์ กันตชูเวสศิริ 2564)

การตรวจเช็คและประเมินปัจจัยเสี่ยงในการเกิดโรคและการประเมินสุขภาพเป็นการป้องกันก่อนการเกิดโรค ซึ่งย่อมดีกว่าการรักษา หรือหากพบการเกิดโรคในระยะแรกๆ ก็จะไม่สูญเสียโอกาสในการรักษา ที่ผ่านมาการตรวจประเมินสุขภาพจำเป็นต้องเข้าสู่ระบบบริการทางการแพทย์ที่มีข้อจำกัดทั้งด้านบุคลากรทางการแพทย์กระบวนการให้บริการที่ไม่สะดวก อีกทั้งสัดส่วนจำนวนบุคลากรทางการแพทย์กับผู้ป่วยหรือผู้รับบริการก็ยังเป็นอัตราส่วนที่ไม่เพียงพอที่จะให้บริการได้อย่างมีประสิทธิภาพ หากเราสามารถตรวจประเมินปัจจัยเสี่ยงหรือทำนายการเกิดโรคระยะการเกิดโรคในเบื้องต้นได้ก่อนก็จะเป็นผลดีต่อสุขภาพและลดความหนาแน่นของระบบบริการทางการแพทย์ ด้วยความก้าวหน้าของเทคโนโลยียุคใหม่ ทั้งในด้านเครื่องมืออุปกรณ์ที่มีความสามารถสูงขึ้น การจัดเก็บและเข้าถึงข้อมูลจำนวนมากในระยะเวลาที่รวดเร็ว ประสิทธิภาพในการทำงานของเครื่องอิเล็กทรอนิกส์ที่มีความฉลาดมากขึ้น จนกลายเป็นสิ่งที่เราเรียกกันว่าปัญญาประดิษฐ์ หรือ Artificial Intelligence และได้ถูกนำมาใช้ในกิจกรรมต่างๆ ของมนุษย์ การนำปัญญาประดิษฐ์มาใช้เป็นการออกแบบขั้นตอนวิธี หรืออัลกอริทึม (Algorithm) การสร้างแบบจำลอง (Model) รวมถึงเขียนชุดคำสั่งเพื่อควบคุมการทำงานและสร้างการเรียนรู้ให้เครื่องอิเล็กทรอนิกส์ (Machine Learning) ตามระดับความซับซ้อนของผลลัพธ์ที่ต้องการ จากปัญหาและความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีที่กล่าวมา จึงทำให้เกิดแนวคิดในการพัฒนาระบบวิเคราะห์และทำนายความเสี่ยงการเกิดโรคไตเรื้อรัง โดยใช้ ปัญญาประดิษฐ์ หรือ Artificial Intelligence ที่จะสามารถวิเคราะห์และทำนายโอกาสที่จะเกิดโรคไตเรื้อรัง และในรายที่เป็นโรคไตเรื้อรังอยู่แล้ว ผู้ป่วยจะมีภาวะเสี่ยงที่จะเป็นไตวายระยะสุดท้ายเร็วขึ้นเท่าไหร่ เพื่อช่วยวิเคราะห์และทำนายผลว่าปัจจัยอะไรที่ทำให้ผู้ป่วยมีค่าอัตราการ

กรองของไตลดลง และให้แพทย์ทราบว่าผู้ป่วยมีความเสี่ยงที่จะเป็นโรคไตเรื้อรังในระยะใด รวมทั้งสามารถแจ้งกับผู้ป่วยและเตรียมการรักษาได้ทันท่วงที ทำให้ผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังมีการชะลอความเสื่อมของไต ไม่ให้มีความเสี่ยงเป็นไตวายระยะสุดท้าย โดยพัฒนาให้อยู่ในรูปแบบของเว็บแอพพลิเคชั่น

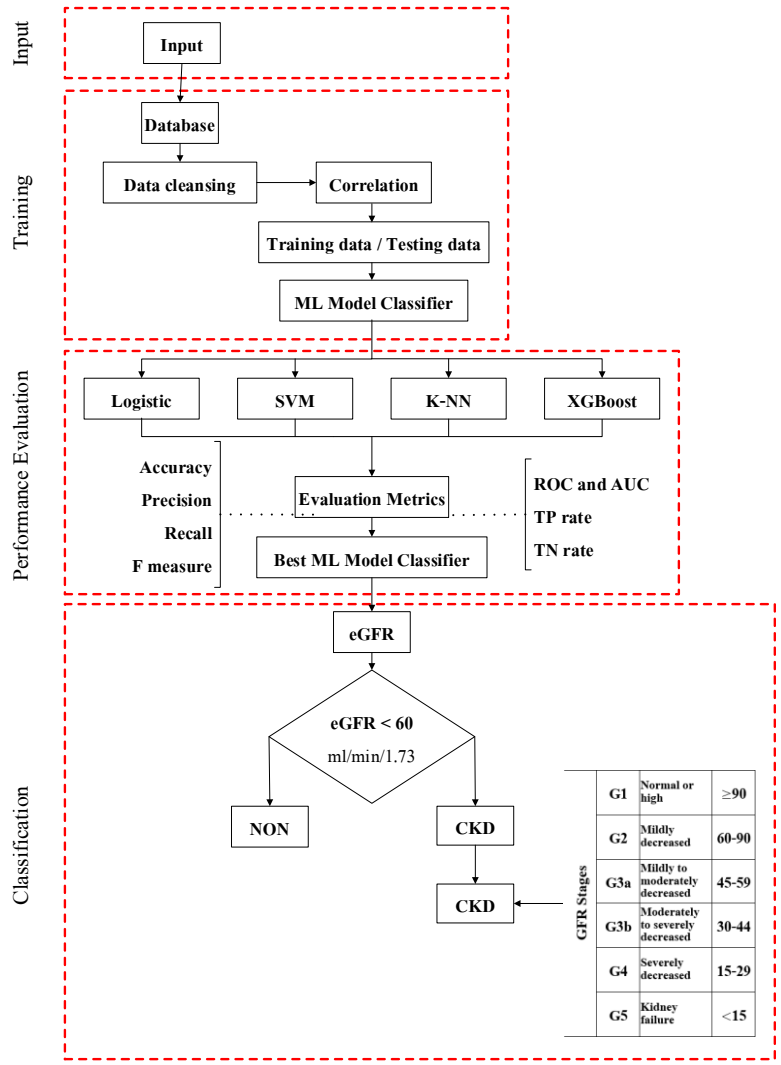
2. วัตถุประสงค์การวิจัย

2.1 ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์โอกาสการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน

2.2 ศึกษาแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ระยะการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน

2.3 พัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นสำหรับตรวจประเมินระยะของโรคในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

3. การดำเนินการวิจัย



รูปที่ 3.1 แสดงการดำเนินการวิจัย

จากรูปที่ 3.1 แสดงระบบวิเคราะห์และทำนายความเสี่ยง โรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน โดยเริ่มจากการนำข้อมูลสุขภาพของผู้ป่วยส่งเข้าสู่เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ประเภท การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งประกอบด้วย อัลกอริทึม 1.การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติค (Logistic Regression) 2.วิธีการซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine Model : SVM) 3.วิธีการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด (K-Nearest Neighbor : K-NN) 4.เอ็กซ์ทรีมกาเดียนบูทติ้ง (eXtreme Gradient Boosting : XGBoost) โดยอัลกอริทึมทั้งหมดใช้ค่าพารามิเตอร์มาตรฐานมาทำการเรียนรู้ แล้วทำการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง การประเมินความสามารถของแบบจำลอง ใช้วิธีการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล โดยพิจารณาจาก Confusion Matrix คือ การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างค่าการทำนายและค่าจริงของ อัลกอรึทึมในรูปแบบตาราง ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) ค่าความถ่วงดุล (F1 -Score) ตัววัดประสิทธิภาพโดยใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under an ROC Curve : AUCs) ซึ่งเป็นวิธีที่เป็นมาตรฐานในการทดสอบแบบจำลองด้านการเรียนรู้ของเครื่องประเภทการเรียนรู้แบบมีผู้สอน การทำนายผลระบบจะการทำนายการเกิดโรคไตเรื้อรังและระยะของโรคไตเรื้อรังในอนาคตของผู้ป่วยเบาหวาน โดยมีเกณฑ์การวิเคราะห์ถ้าผู้ป่วยเบาหวานมีระดับอัตราการกรองของไตมากกว่า 60 มิลลิตร/นาที/1.73ตารางเมตร ระบบจะถือผู้ป่วยเบาหวานไม่เป็นโรคไตเรื้อรัง แต่ถ้าระดับอัตราการกรองของไตต่ำกว่า 60 มิลลิตร/นาที/1.73 ตารางเมตร จะถือว่าผู้เบาหวานเป็นโรคไตเรื้อรัง และระบบจะวิเคราะห์ว่าผู้ป่วยอยู่ในระยะใดจากระดับอัตราการกรองของไตตามตารางที่ 3.1 และนำแบบจำลองที่ดีที่สุดไปพัฒนาเป็นเว็บแอพพลิเคชั่นสำหรับตรวจประเมินระยะของโรคในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง

ตารางที่ 3.1 ตารางอัตราการกรองของไต

eGFR Stage	G1	Normal or high	≥ 90 ml/min/1.73 m^2
	G2	Mildly decreased	60 - 90 ml/min/1.73 m^2
	G3a	Mildly to moderately decreased	45 – 59 ml/min/1.73 m^2
	G3b	Moderately to severely decreased	30 – 44 ml/min/1.73 m^2
	G4	Severely decreased	15 – 29 ml/min/1.73 m^2
	G5	Kidney failure	< 15 ml/min/1.73 m^2

(ที่มา : http://www.rajavithi.go.th/rj/wp-content/uploads/2017/05/2.BKI_.pdf)

3.1 กำหนดกลุ่มจำนวนประชากร

ประชากรเป้าหมายที่ใช้ในงานวิจัยคือข้อมูลผู้ป่วยเบาหวานและข้อมูลผู้ป่วยโรคไตเรื้อรังที่รักษาในคณะแพทยศาสตร์วชิรพยาบาล มหาวิทยาลัยนวมินทราธิราช ระยะเวลาเก็บข้อมูล 10 ปี จำนวน 1,528 คน

3.2 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

เป็นข้อมูลของผู้ป่วยโรคเบาหวาน และข้อมูลผู้ป่วยเบาหวานที่เป็นโรคไตเรื้อรัง ประกอบด้วยข้อมูลดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 แสดงข้อมูลที่นำเข้าระบบสำหรับการวิเคราะห์

ลำดับ	ข้อมูล	ความหมาย
1	eGFR (mi/min/1.73 m2)	อัตราการกรองของไต (ml/min/1.73 m2)
2	Age (Year)	อายุ (ปี)
3	Duration (Year)	ระยะเวลาที่ผู้ป่วยเป็นโรคมาแล้วกี่ปี (ปี)
4	BMI (kg/m2)	ดัชนีมวลกาย (kg/ m2)
5	SBP (mmHg)	ความดันสูงสุดของหัวใจห้องล่างบีบตัว (mmHg)
6	HDL (mg/DL)	ไขมันชนิดดี (mg/dL)
7	DBP (mmHg)	ความดันเลือดที่ต่ำที่สุดขนาดหัวใจห้องล่างคลายตัว (mmHg)
8	FBS (mg/DL)	การตรวจระดับน้ำตาลในเลือดหลังจากอดอาหาร 8 ชั่วโมง (mg/dL)
9	HbA1C (%)	การตรวจระดับน้ำตาลในเลือดตลอดระยะเวลา 2 – 3 เดือนที่ผ่านมา (%)
10	CHO (mg/DL)	คอเลสเตอรอล (dL)
11	TG (mg/DL)	ไขมันในเลือด (mg/dL)
12	LDL (mg/DL)	ไขมันชนิดไม่ดี (mg/dL)
13	CKD and Non-CKD	ผู้ป่วยเบาหวานเป็นโรคไตเรื้อรังหรือไม่

3.3 การพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์

3.3.1 การทำความสะอาดข้อมูล โดยการแทนที่ค่าว่างด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูล

3.3.2 การทดสอบแบบจำลองจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของระบบ (Training dataset) 70% และข้อมูลสำหรับการทดสอบของระบบ (Testing dataset) 30% ของข้อมูลทั้งหมด

3.3.3 การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

วิธีการวิเคราะห์ความถูกต้องในงานวิจัยนี้พิจารณาจาก ค่าความถูกต้อง โดยการคำนวณค่าจากตาราง Confusion Matrix ดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 Confusion Matrix

		Predicted	
Actual		Non-CKD	CKD
	Non-CKD	True Nagative (TN)	False Positive(FP)
	CKD	False Nagative (FN)	True Positive(TP)

True Positive (TP) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่าจริง และค่าจริงบอกว่ามันจริง

True Negative (TN) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่าไม่จริง และค่าจริงบอกว่ามันไม่จริง

False Positive (FP) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่าจริง และค่าจริงบอกว่าไม่จริง

False Negative (FN) คือ สิ่งที่แบบจำลองทำนายว่าไม่จริง และค่าจริงบอกว่าจริง

ซึ่งสามารถนำมาคำนวณเป็นค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าความระลึก (Recall) และ ค่าความถ่วงดุล (F1-score) ดังนี้

1. ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เป็นการวัดความถูกต้องโดยรวมของแบบจำลองการทำนายระหว่างค่าจริงและค่าการทำนายได้ถูกต้องใกล้เคียงกับค่าจริงทั้งหมด โดยคำนวณได้จากสมาการที่ 1

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP+TN}}{\text{TP+TN+FP+}FN} \qquad (1)$$

2. ค่าความแม่นยำ (Precision) เป็นการวัดความแม่นยำโดยวัดจากความซ้ำเดิมของแบบจำลองการทำนายที่ทำนายได้ถูกต้องตรงกับค่าจริงโดยคำนวณได้จากสมาการที่ 2

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \qquad (2)$$

3. ค่าความระลึก (Recall) เป็นการวัดความครอบคลุม ซึ่งหมายถึงอัตราส่วนของการวัดค่าการพยากรณ์ได้ถูกต้องตรงกับค่าจริงจากจำนวนของค่าจริงทั้งหมด โดยครอบคลุมคำตอบที่มีทั้งหมดได้มากน้อยเพียงใด โดยคำนวณได้จากสมาการที่ 3

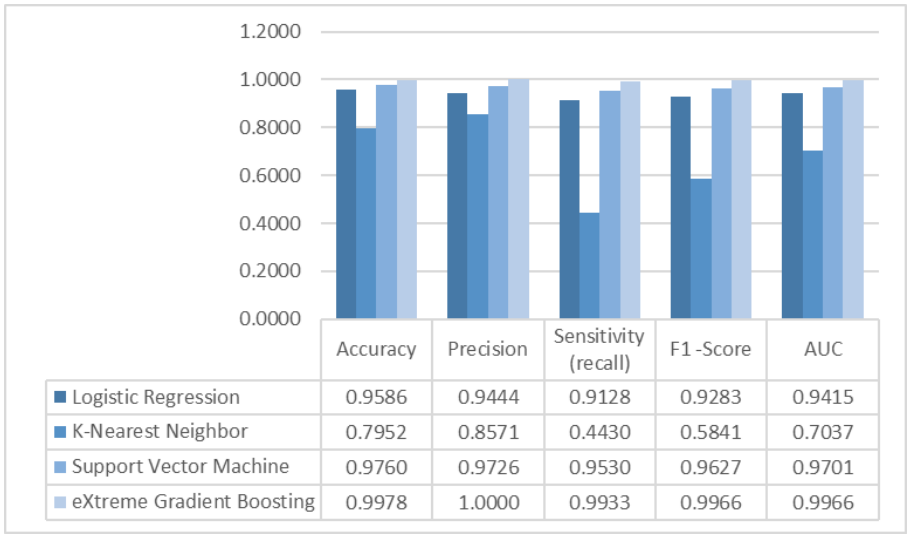
$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \qquad (3)$$

4. ค่าความถ่วงดุล (F1-Score) คือการวัดค่าประสิทธิภาพโดยเฉลี่ยของค่า F1 เป็นการวัดค่าเฉลี่ยการทำนาย ระหว่างค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าความระลึก (Recall) โดยคำนวณได้จากสมาการที่ 4

$$\text{F1} - \text{Score} = \left(\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}\right) \qquad (4)$$

4. ผลการวิจัย

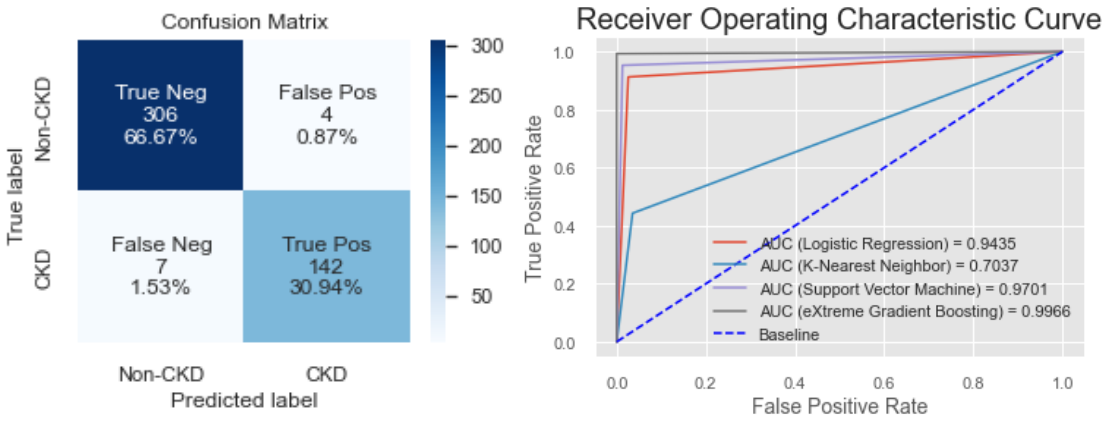
4.1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์โอกาสการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน



	Accuracy	Precision	Sensitivity (recall)	F1 -Score	AUC
Logistic Regression	0.9586	0.9444	0.9128	0.9283	0.9415
K-Nearest Neighbor	0.7952	0.8571	0.4430	0.5841	0.7037
Support Vector Machine	0.9760	0.9726	0.9530	0.9627	0.9701
eXtreme Gradient Boosting	0.9978	1.0000	0.9933	0.9966	0.9966

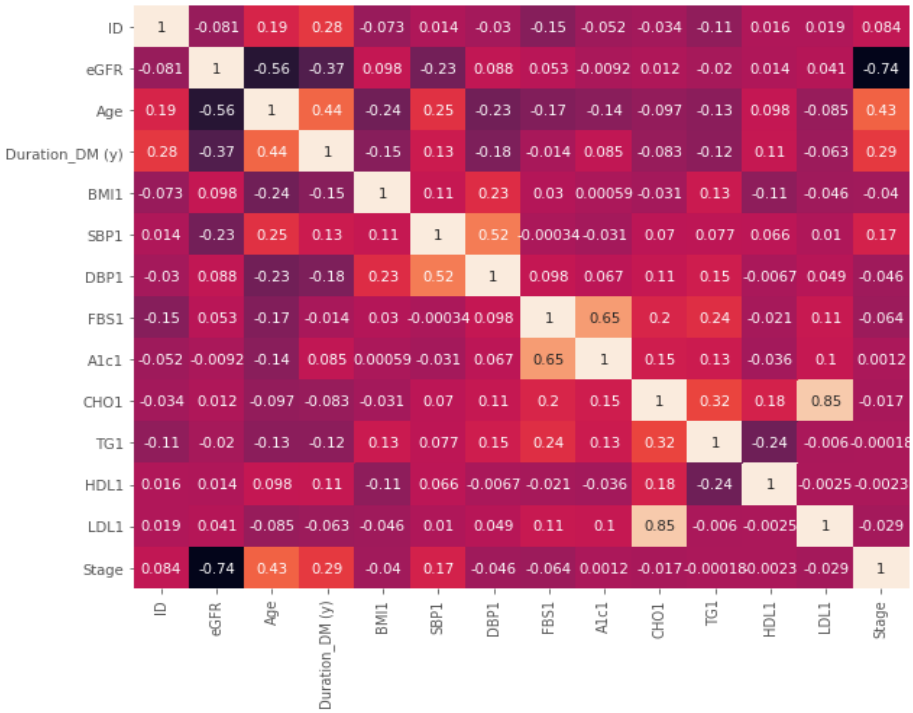
รูปที่ 4.1 แสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากรูปที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งหมด 4 อัลกอริทึม จะเห็นว่าอัลกอริทึมที่ให้ผลได้ดีที่สุดและไม่ Overfitting คืออัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine)ได้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) เท่ากับ 0.9760 และค่าตัววัดประสิทธิภาพโดยใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under an ROC Curve : AUCs) เท่ากับ 0.9701 ซึ่งผลการทดลองเมื่อเปรียบเทียบกับตาราง Confusion Matrix จะเห็นว่า % ในการสูญเสีย False Negative เพียง 1.53% หรือจำนวนผู้ป่วยโรคเบาหวานที่ทำนายว่า ไม่เป็น โรคไตเรื้อรัง แต่จริงๆ เป็นโรคไตเรื้อรัง จำนวน 7 คน ดังรูปที่ 4.2



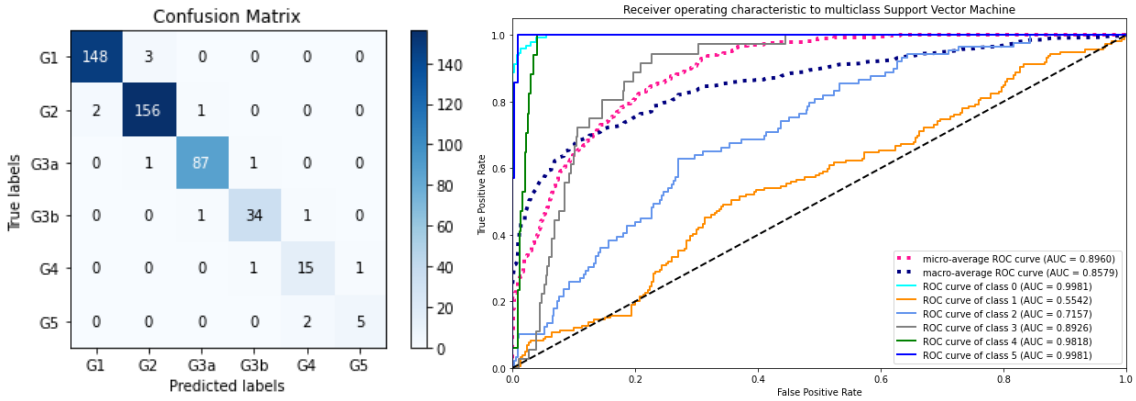
รูปที่ 4.2 Confusion Matrix และ ROC Curve

4.2 ผลการสร้างแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ระยะการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวาน



รูปที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูล (Correlation)

จากรูปที่ 4.3 แสดงถึงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เป็นตัวบ่งชี้ถึงความสัมพันธ์นี้ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์นี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1.0 ถึง + 1.0 ซึ่งหากมีค่าใกล้ -1.0 นั้นหมายความว่าตัวแปรทั้งสองตัวมีความสัมพันธ์กันในเชิงตรงกันข้ามอย่างมาก หากมีค่าใกล้ +1.0 นั้นหมายความว่า ตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์กันโดยตรงอย่างมาก และหากมีค่าเป็น 0 นั้นหมายความว่า ตัวแปรทั้งสองตัวไม่มีความสัมพันธ์ต่อกัน รวมถึงเลือกใช้ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ต่อการวิเคราะห์ระยะการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวานตามทฤษฎีทางการแพทย์ ซึ่งในที่นี้กำหนดให้ Stage คือ Class ได้แก่ ระยะที่ G1 G2 G3a G3b G4 และG5 พบว่า Feature ที่สำคัญ 3 อันดับแรกของการทำนายผล ได้แก่ อัตราการกรองของไต (eGFR) ที่ค่า 0.74 อายุ (Age) ที่ค่า 0.43 และระยะเวลาที่ผู้ป่วยเป็นโรคมาแล้วกี่ปี (Duration) ที่ค่า 0.29



รูปที่ 4.4 Confusion Matrix และ ROC Curve ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน โดยแบ่งคลาสเป็น 6 กลุ่ม

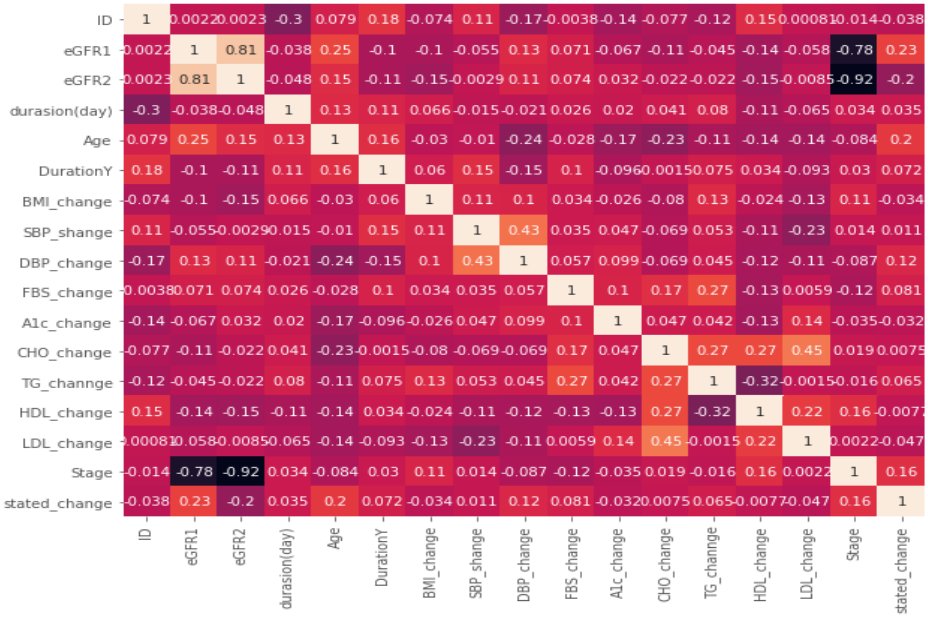
จากรูปที่ 4.4 แสดงค่า Confusion matrix ประสิทธิภาพการทำนายของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน โดยแบ่ง Class เป็น 6 กลุ่ม เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของการทำนายในแต่ละระยะของโรค พบว่า ระยะที่ G1 สามารถทำนายได้ถูกต้อง 148 จาก 151 คน ระยะที่ G2 ทำนายได้ถูกต้อง 156 จาก 159 คน ระยะที่ G3a ทำนายได้ถูกต้อง 87 จาก 89 คน ระยะที่ G3b ทำนายได้ถูกต้อง 34 จาก 36 คน ระยะที่ G4 ทำนายได้ถูกต้อง 15 จาก 17 คน และระยะที่ G5 ทำนายได้ถูกต้อง 5 จาก 7 คน และค่าตัววัดประสิทธิภาพโดยใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under an ROC Curve : AUCs) โดยกราฟแสดงความสัมพันธ์ การทำนายถูกต้องไปทางแกนตั้ง (Y) และถ้าทำนายผิดไปแนวแกนนอน (X) และถ้าค่า AUCs มีค่าเข้าใกล้ 1 จะแสดงว่า Class นั้นมีประสิทธิภาพที่ดี โดยระยะที่ G1 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.9981 ระยะที่ G2 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.5542 ระยะที่ G3a ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.7157 ระยะที่ G3b ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.8926 ระยะที่ G4 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.9818 ระยะที่ G5 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.9981

สรุปออกมาเป็น Classification report สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน ได้ดังแสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 Classification report ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน

	precision	recall	f1-score	support
G1	0.9867	0.9801	0.9834	151
G2	0.9750	0.9811	0.9781	159
G3a	0.9775	0.9775	0.9775	89
G3b	0.9444	0.9444	0.9444	36
G4	0.8333	0.8824	0.8571	17
G5	0.8333	0.7143	0.7692	7
accuracy			0.9695	459
macro avg	0.9251	0.9133	0.9183	459
weighted avg	0.9695	0.9695	0.9694	459

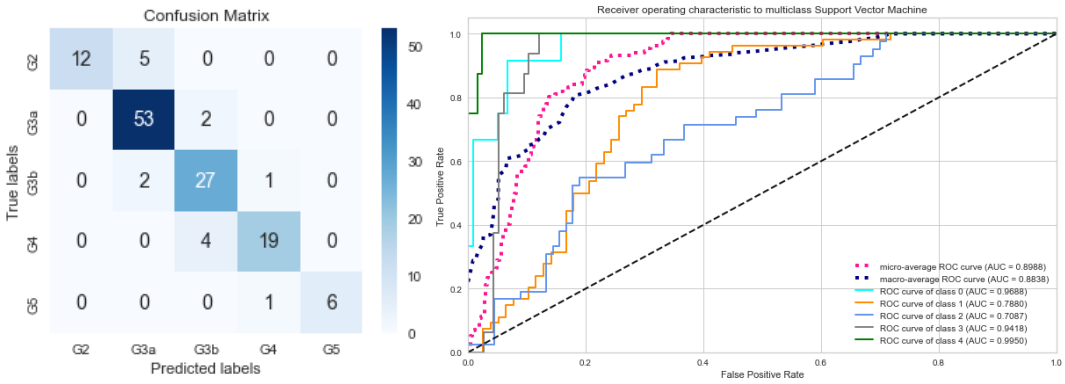
ผลการสร้างแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายการเกิดโรคไตเรื้อรังและระยะของโรคไตเรื้อรังในอนาคตของผู้ป่วยเบาหวาน



รูปที่ 4.5 แสดงความสัมพันธ์ของข้อมูล (Correlation)

จากรูปที่ 4.5 แสดงถึงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เป็นตัวบ่งชี้ถึงความสัมพันธ์นี้ ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์นี้จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1.0 ถึง + 1.0 ซึ่งหากมีค่าใกล้ -1.0 นั้นหมายความว่าตัวแปรทั้งสองตัวมีความสัมพันธ์กันในเชิงตรงกันข้ามอย่างมาก หากมีค่าใกล้ +1.0 นั้นหมายความว่า ตัวแปรทั้งสองมีความสัมพันธ์กันโดยตรงอย่างมากและหากมีค่าเป็น 0 นั้นหมายความว่า ตัวแปรทั้งสองตัวไม่มีความสัมพันธ์ต่อกัน รวมถึงเลือกใช้ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ต่อการวิเคราะห์ระยะการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวานตามทฤษฎีทางการแพทย์ ซึ่งในที่นี้

กำหนดให้ eGFR2 คือ Class ได้แก่ ระยะที่ G2 G3a G3b G4 และG5 พบว่า Feature ที่สำคัญ 3 อันดับแรกของการทำนายผล ได้แก่ อัตราการกรองของไต (eGFR) ที่ค่า 0.81 อายุ (Age), ดัชนีมวลกาย (BMI), ไขมันชนิดดี (HDL) ที่ค่า 0.15 และระยะเวลาที่ผู้ป่วยเป็นโรคมาแล้วกี่ปี (Duration) ที่ค่า 0.11



รูปที่ 4.6 Confusion Matrix และ ROC Curve ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน โดยแบ่งคลาสเป็น 5 กลุ่ม

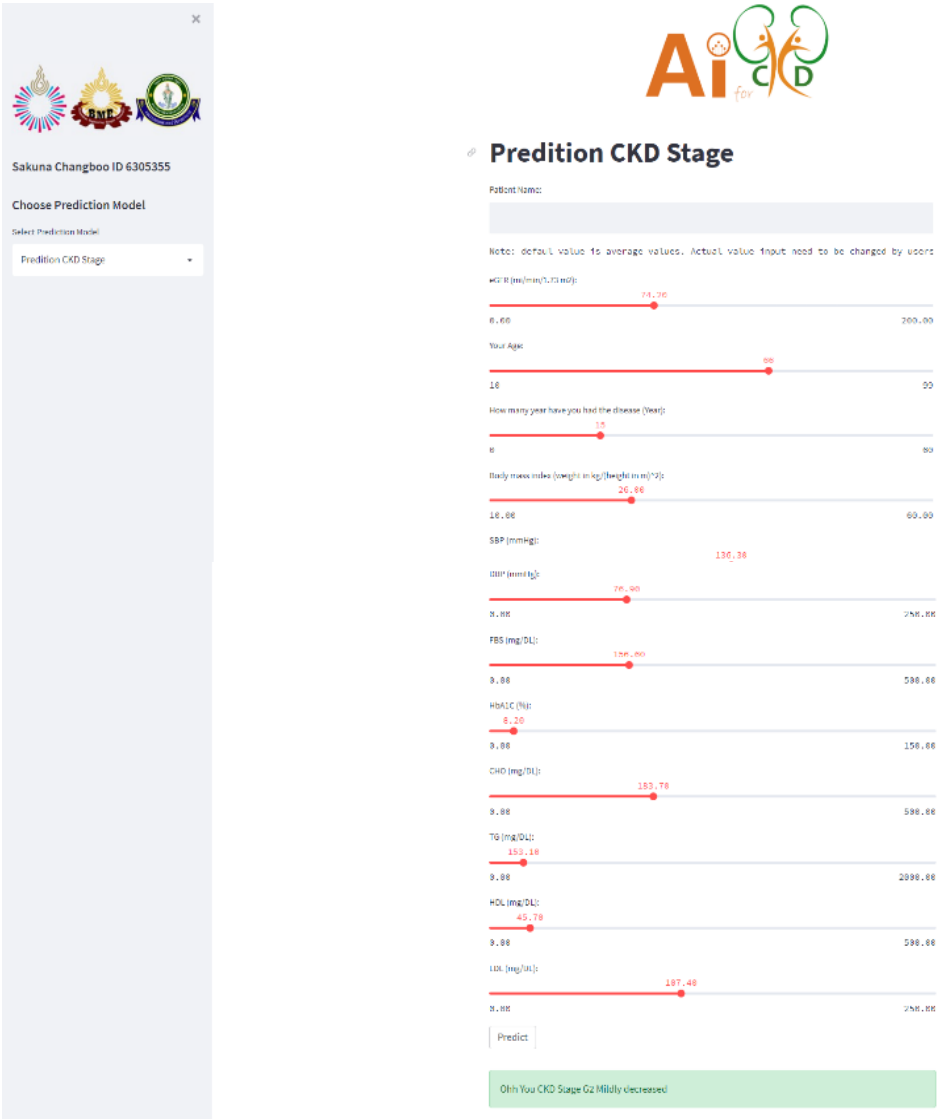
จากรูปที่ 4.6 แสดงค่า Confusion matrix ประสิทธิภาพการทำนายของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน โดยแบ่ง Class เป็น 5 กลุ่ม เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของการทำนายในแต่ละระยะของโรค พบว่า ระยะที่ G2 ทำนายได้ถูกต้อง 12 จาก 17 คน ระยะที่ G3a ทำนายได้ถูกต้อง 53 จาก 55 คน ระยะที่ G3b ทำนายได้ถูกต้อง 27 จาก 31 คน ระยะที่ G4 ทำนายได้ถูกต้อง 19 จาก 23 คน และระยะที่ G5 ทำนายได้ถูกต้อง 6 จาก 7 คน และค่าตัววัดประสิทธิภาพโดยใช้พื้นที่ใต้กราฟ (Area Under an ROC Curve : AUCs) โดยกราฟแสดงความสัมพันธ์ การทำนายถูกต้องไปทางแกนตั้ง (Y) และถ้าทำนายผิดไปแนวแกนนอน (X) และถ้าค่า AUCs มีค่าเข้าใกล้ 1 จะแสดงว่า Class นั้นมีประสิทธิภาพที่ดี โดย ระยะที่ G2 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.9688 ระยะที่ G3a ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.7880 ระยะที่ G3b ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.7087 ระยะที่ G4 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.9418 ระยะที่ G5 ได้ค่า AUCs เท่ากับ 0.99 สรุปออกมาเป็น Classification report สำหรับอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน ได้ดังแสดงในตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 Classification report ของอัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีน

	precision	recall	f1-score	support
G2	1.0000	0.7059	0.8276	17
G3a	0.8833	0.9636	0.9217	54
G3b	0.8182	0.9000	0.8571	30
G4	0.9048	0.8261	0.8636	23
G5	1.0000	0.8571	0.9231	7
accuracy			0.8864	132
macro avg	0.9213	0.8505	0.8786	132
weighted avg	0.8935	0.8864	0.8849	132

4.1 ผลการพัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นสำหรับตรวจประเมินระยะของโรคในผู้ป่วยโรคไตเรื้อรัง โดยใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

การพัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นโดยใช้อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวคเตอร์แมชชีนเข้ามาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลและทำนายผลลัพธ์การเกิดโรคไตเรื้อรังและระยะของโรคไตเรื้อรังในอนาคต จากข้อมูลของผู้ป่วยเบาหวาน ผลการพัฒนาเว็บแอพพลิเคชั่นแสดงดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 แสดงตัวอย่างหน้าจอเว็บแอพพลิเคชั่น

หน้าจอหลักของระบบแสดงดังรูปที่ 4.5 เมื่อผู้ใช้เข้าสู่หน้าหน้าจอ ซึ่งมีคำถามทั้งหมด 13 ข้อ ต้องทำการใส่ข้อมูลทุกข้อจากนั้นระบบจะประมวลผลและแสดงผลลัพธ์การวิเคราะห์การเกิดโรคไตเรื้อรังและระยะของโรคไตเรื้อรังในอนาคตของผู้ป่วยเบาหวาน

ผลการประเมินเว็บแอพพลิเคชั่น

ผลการประเมินเว็บแอพพลิเคชั่นโดยผู้ใช้งาน คือ ผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์และผู้เกี่ยวข้อง จำนวน 6 คน ในการประเมินมีหัวข้อในการประเมิน 6 ด้าน ได้แก่ 1) ด้านความสวยงามของเว็บแอพพลิเคชั่น ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.33 อยู่ในระดับมาก 2) ด้านการอำนวยความสะดวกภายในเว็บแอพพลิเคชั่น ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.00 อยู่ในระดับมาก 3) ด้านประโยชน์จากการทำนายโรคของเว็บแอพพลิเคชั่น ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.83 อยู่ในระดับมากที่สุด 4) ด้านความรวดเร็วในการตอบสนองการใช้งาน ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.33 อยู่ในระดับมาก 5) ด้านความชัดเจนของข้อมูล ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.83 อยู่ในระดับมากที่สุด 6) ด้านความพึงพอใจในการใช้งาน ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.50 อยู่ในระดับมากที่สุด มีค่าเฉลี่ยในภาพรวมเท่ากับ 4.47 อยู่ในระดับมาก

5. การอภิปรายผล

จากการวิจัยทำให้ได้อัลกอริทึมที่เหมาะสมในการสร้างเป็นแบบจำลองเพื่อนำมาพัฒนาเป็นเว็บแอพพลิเคชั่นโดยเว็บที่ได้จะสามารถอำนวยความสะดวกให้ผู้ใช้งานได้เป็นอย่างดีและนอกจากนี้ยังสามารถทำงานได้บนอุปกรณ์ทั้ง สมาร์ทโฟน คอมพิวเตอร์

6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอผลการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ทำนายความเสี่ยงการเกิดโรคไตเรื้อรังของผู้ป่วยเบาหวานโดยใช้ข้อมูลทางคลีนิคของผู้ป่วยซึ่งข้อมูลดังกล่าวยังสามารถใช้ทำนายโรคอื่นๆได้อีกหากจัดระบบข้อมูลให้ดีจะเพิ่มความสามารถในการทำนายโรคของผู้ป่วยได้เพิ่มขึ้นหรืออาจทำนายโรคอื่นๆด้วยในคราวเดียวกัน

เอกสารอ้างอิง

กชรัตน์ วิภาสธวัช,กมล โฆษิตรังสิกุลม,กฤษณพงศ์ มโนธรรม,การญจนา ตั้งนรารัชชกิจ,กำธร ลีลามะลิ,กิตติ์รวี กฤษฎิ์เมธาภาคย์ม,อังคนีย์ ชนะกุล.(2562). ตำราโรคไตเรื้อรัง A TEXTBOOK OF CHRONIC KIDNEY DISEASE. พิมพ์ครั้งที่ 2 กรุงเทพฯ: เท็กซ์ แอนด์ เจอร์นัล พับลิเคชั่น จำกัด

นายฉลอง สีแก้วสิ่ว.(2012) ความรู้เบื้องต้นเกี่ยวกับสถิติ (Basic Statistics). สืบค้น 10 สิงหาคม 2564,จาก https://sites.google.com/site/mystatistics01/chapter1/basic-theory

นายฉลอง สีแก้วสิ่ว.(2012) สมการการถดถอย Analysis คืออะไร. สืบค้น 11 สิงหาคม 2564,จาก https://sites.google.com/site/mystatistics01/สมการการถดถอย-correlation-analysis/สมการการถดถอย-analysis

Echouffo-Tcheugui JB, Kengne AP (2012) Risk Models to Predict Chronic Kidney Disease and Its Progression. [online]. สืบค้น 11 สิงหาคม 2563,จาก https://journals.plos.org/plosmedicine/article?id=10.1371/journal.pmed.1001344.

Tangri N, Stevens LA, Griffith J, Tighiouart H, Djurdjev O, et al. (2011). (2019) A predictive model for progression of chronic kidney disease to kidney failure. JAMA 305: 1553–1559. Taylor Forgarty. สมการการถดถอย or Classification? Linear or Logistic?. [online]. สืบค้น 8 กันยายน 2563,จาก

https://towardsdatascience.com/สมการการถดถอย-or-classification-linear-or-logistic-f093e8757b9cscikit-learn Machine Learning in Python. Logistic สมการการถดถอย. Chapter 1.1.1.[online]. สืบค้น 14 กันยายน 2563, จาก https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-สมการการถดถอย

arnondora. (2019). feature selection machine learning. สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://arnondora.in.th/feature-selection-machine-learning

Chalermkiatsakul, P. (2018). Supervised Learning คืออะไร? ทำงานยังไง?.สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://phuri.medium.com/supervised-learning-%E0%B8%84%E0%B8%B7%E0%B8%AD%E0%B8%AD%E0%B8%B0%E0%B9%84%E0%B8%A3-%E0%B8%97%E0%B8%B3%E0%B8%87%E0%B8%B2%E0%B8%99%E0%B8%A2%E0%B8%B1%E0%B8%87%E0%B9%84%E0%B8%87-1c0e411a40a2

Latysheva, N. (2016). Implementing Your Own k-Nearest Neighbor Algorithm Using Python.สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://www.kdnuggets.com/2016/01/implementing-your-own-knn-using-python.html

Navlani, A. (2018). Support Vector Machines with Scikit-learn. สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://www.datacamp.com/community/tutorials/svm-classification-scikit-learn-python#svm

Pathak, M. (2019). Using XGBoost in Python.สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://www.datacamp.com/community/tutorials/xgboost-in-python

Vijite, P. (2018). ประเภทของ Machine Learning.สืบค้น 15 กันยายน 2564, จาก https://medium.com/coeffest/%E0%B8%9B%E0%B8%A3%E0%B8%B0%E0%B9%80%E0%B8%A0%E0%B8%97%E0%B8%82%E0%B8%AD%E0%B8%87-machine-learning-f3159fee7b56