การพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวาน ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น

Development of Analysis Model of Kidney Disease in Diabetic Patients using Multilayer Perceptron Neural Network Technique

อัครพล วุฒิเสลา* และ วงกต ศรีอุไร
Akarapol Woottisera* and Wongkot Sriurai

ภาควิชาคณิตศาสตร์ สถิติ และคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี
Department of Mathematics, Statistics and Computer Faculty of Science Ubon Ratchathani University
*E-mail: Akarapol.wo64@ubu.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น ข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกเป็นข้อมูลผู้ป่วยโรคเบาหวานจำนวน 3,317 เรคคอร์ด ระหว่างปี พ.ศ. 2562-2565 จากสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดอำนาจเจริญ ซึ่งข้อมูลประกอบไปด้วยข้อมูลทั่วไปของผู้ป่วย ได้แก่ อายุ น้ำหนัก ข้อมูลโรคประจำตัว ข้อมูลใช้ยาในกลุ่ม NSAIDs ข้อมูลการตรวจโปรตีนในปัสสาวะ ข้อมูลระดับความเสื่อมทางไต ข้อมูลค่าความดันโลหิตสูงสุด ข้อมูลค่าความดันโลหิตต่ำสุด ข้อมูลความเข้มข้นของเม็ดเลือดแดง และข้อมูลระดับน้ำตาลสะสมในเลือด ข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำมาปรับความสมดุลด้วยวิธี SMOTE โดยได้เพิ่มจำนวนข้อมูลตั้งแต่ 50% ถึง 300% ร่วมกับการจำแนกข้อมูล ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยวิธี 10-fold cross validation พบว่าแบบจำลองที่สร้างด้วยเทคนิค SMOTE ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น ให้ ประสิทธิภาพในการจำแนกข้อมูลสูงสุด โดยมีค่าความถูกต้องเท่ากับ 98.45% ค่าความแม่นยำเท่ากับ 98.50% และค่าระลึกเท่ากับ 98.50% จากผลการวิจัยสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองนี้สามารถนำไปใช้พยากรณ์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตใน ผู้ป่วยโรคเบาหวานได้

คำสำคัญ: วิเคราะห์ความเสี่ยง โรคไต การปรับความสมดลของข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น

Abstract

The objective of this research is to develop a model to analyze the risk of kidney disease in diabetic patients with multi-layer perceptron neural network techniques. The data used to classify diabetic patients 3,317 records between 2019-2022 from the Amnatcharoen province Health Office. The data includes general patient information such as age, weight, congenital disease data, drug use in the NSAIDs group, urine protein examination data, estimated glomerular filtration rate, maximum blood pressure data, minimum blood pressure data, red blood cell monitoring data, and blood glucose monitoring data. These data will be adjusted to SMOTE method increased the amount of data from 50% to 300% together with data classification using multi-layer perceptron artificial neural network. The results of the model performance evaluation using the 10-fold cross validation method found that models created with SMOTE techniques

combined with multi-layer perceptron artificial neural networks provided the highest level of effectiveness with an accuracy of 98.45%, precision of 98.50% and recall of 98.50%. The results of the study show that the model could be used for forecasting the risk of kidney disease of diabetic patients.

Keywords: Risk Analysis, Kidney Disease, Data Imbalance, Multilayer Perceptron Neural Network

บทนำ

จากสถานการณ์โรคในปัจจุบันมีโรคไม่ติดต่อเรื้อรัง 5 โรค ส่งผลกระทบต่อปัญหาด้านสุขภาพคนไทย โรคดังกล่าวได้แก่ โรคความดันโลหิตสง โรคหัวใจ โรคหลอดเลือดสมอง โรคมะเร็ง และอีกหนึ่งโรคที่มีความสำคัญอย่างยิ่งคือ โรคเบาหวาน (ณภัทร, 2563) และภาวะแทรกซ้อนของโรคเบาหวานที่เกิดขึ้น มีผลกระทบทางสังคมมากมาย ทั้งการเสียชีวิต ทุพพลภาพของประชากร หากไม่ได้รับการดูแลรักษาที่รวดเร็วเหมาะสม จะส่งผลให้เกิดภาวะแทรกซ้อนอื่นตามมา โดยเฉพาะโรคไตเรื้อรัง (Chronickidney disease) หากผู้ป่วยได้รับการคัดกรอง ค้นพบตั้งแต่ระยะเริ่มตน ความรุนแรง ที่จะเกิดขึ้นได้สามารถให้การดูแลรักษา ควบคุมปัจจัยเสี่ยง ป้องกัน โรคไตที่เกิดจากภาวะแทรกซ้อนของโรคเบาหวาน (ณัฐชัยและเกรียง, 2560) เป็นผลมาจากการที่น้ำตาลในเลือดสูงกว่าระดับปกติทำให้มีการเปลี่ยนแปลงของการไหลเวียนเลือดที่ไต และยังทำให้มีการเปลี่ยนแปลงที่เนื้อไตโดยตรงด้วยการเปลี่ยนแปลงทั้งสองอย่างนี้ทำให้เกิดพยาธิสภาพ (อนัญญาและคณะ, 2565) ซึ่งนำไปสู่การมีโปรตีนในปัสสาวะและภาวะไตวายที่สุด นอกจากนั้นปัจจัยด้านพันธุกรรมก็มีบทบาทเสริมให้เกิดภาวะแทรกซ้อนทางไตด้วย ในระยะเริ่มต้นนั้นผู้ป่วยจะยังไม่มีอาการแสดงอะไรเป็นพิเศษ แต่หากไม่ได้รับการดูแลรักษาอย่างเหมาะสม ไตก็จะเสื่อมลงเรื่อย ๆ

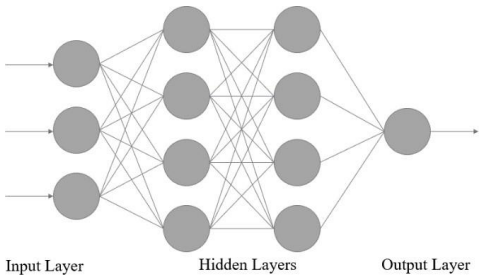
ในปัจจุบันการคัดกรองผู้ป่วยเบาหวานดำเนินการโดยแพทย์ พยาบาล และเจ้าหน้าที่เฉพาะทาง ต้องทำการคัดกรองข้อมูลเบื้องต้นก่อนนำไปสู่การรักษาคนไข้ ซึ่งแพทย์ พยาบาล และเจ้าหน้าที่เฉพาะทางมีจำนวนน้อย ทำให้ผู้ป่วยลดโอกาสได้รับการรักษาตนเอง เพื่อลดปัญหาการคัดกรองผู้ป่วยเบาหวานที่มีภาวะแทรกซ้อนโรคไต ควรมีระบบแจ้งเตือนความเสี่ยงเกิดขึ้นกับผู้ป่วยโรคไตในกลุ่มผู้ป่วยเบาหวาน จะทำให้ผู้ป่วยได้รับการรักษาได้อย่างรวดเร็วและทันเวลามากขึ้น

จากปัญหาข้างต้นผู้วิจัยจึงมุ่งเน้นที่จะพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้นโดยหลังจากที่ได้แบบจำลองเรียบร้อยแล้วผู้วิจัยจะนำแบบจำลองที่ได้ไปพัฒนาเป็นระบบประเมินความเสี่ยงการเกิดสภาวะแทรกซ้อนโรคไตของผู้ป่วยโรคเบาหวานโดยระบบนำเสนอในรูปแบบเว็บแอปพลิเคชัน ทำให้ผู้ป่วยได้รับการประเมินจากข้อมูลการคัดกรองได้อย่างรวดเร็วและทันเวลา ลดภาระงานอำนวยความสะดวกให้แพทย์ พยาบาล และเจ้าหน้าที่เฉพาะทาง ซึ่งยังทำให้ผู้ป่วยได้รับการรักษาได้อย่างรวดเร็วยิ่งขึ้น

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

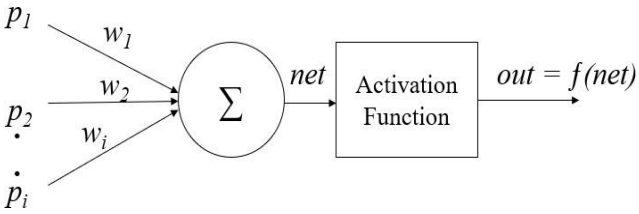
1. โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Association rule)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (Multi-layer perceptron neural network) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบหลาย ๆ ชั้น (Hidden layer) ใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนโดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบมีผู้สอน (Supervise) และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back propagation) การฝึกฝนกระบวนการส่งค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward pass) การสงผ่านย้อนกลับ (Backward pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นข้อมูลเข้า และจะส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้น ส่วนการย้อนกลับนั่นค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับให้สอดคล้องกับกฎการแก้ไขข้อผิดพลาด (Error-correction) จนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก (Njoud et al., 2020; ชนม์รัตน์, 2562)



ภาพที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น

แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยประมวลผลเชื่อมโยงกันหลายๆตัวในลักษณะขนาน คล้ายคลึงกับการเชื่อมต่อของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ ชดสัญญาณข้อมูลอินพุต (xi) เข้ามายังตัวเซลล์โดยมีค่าถ่วงน้ำหนัก (wi) แล้วมาคำนวณฟังก์ชนการแปลง (Sigmoid function) จากนั้นจะถูกตัดสินด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) แล้วส่งออกมาเอาต์พุต เพื่อดำเนินการอื่นต่อไป



ภาพที่ 2 จำลองเซลล์ประสาท 1 หน่วย

$$n = \sum_{i=1}^{k} w_i p_i \qquad (1)$$

n คือ ค่าผลรวมของผลคูณข้อมูลเข้า P_i กับน้ำหนัก (W_i)

i คือ จำนวนเข้ามูลเข้าหรือค่าน้ำหนัก

net คือ ผลลัพธ์ก่อนคำนวนฟังก์ชันกระตุ้น

f(net) คือ ผลลัพธ์

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \qquad (2)$$

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง มีหลายมาตรวัดให้เลือกใช้งาน สำหรับงานวิจัยนี้ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ซึ่งหาได้จากการพิจารณาตาราง Confusion matrix (Kim and Kang, 2017)

ตารางที่ 1 แสดงตาราง Confusion matrix

	Predict: No	Predict: Yes
Actual: No	TN	FP
Actual: Yes	FN	TP

TP คลาสเป้าหมายคือ Yes และโมเดล ทำนายว่า Yes

FN คลาสเป้าหมายคือ Yes และโมเดล ทำนายว่า No

TN คลาสเป้าหมายคือ No และโมเดล ทำนายว่า No

FP คลาสเป้าหมายคือ No และโมเดล ทำนายว่า Yes

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

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

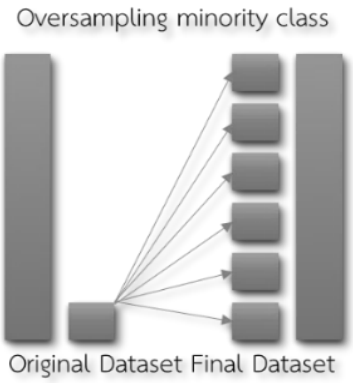
$$Recall = TP/(TP + FN) \quad (5)$$

2. การปรับความไม่สมดุลของข้อมูล

การจำแนกประเภทข้อมูลที่ไม่สมดุลเป็นปัญหาสำคัญในการทำเหมืองข้อมูล เนื่องจากการทำเหมืองข้อมูลด้วยข้อมูลที่ไม่สมดุลทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลลดลง ซึ่งมีข้อมูลคลาสส่วนใหญ่ และคลาสส่วนน้อยปะปนกันอยู่ ข้อมูลคลาสส่วนใหญ่นั้นจะมีคุณสมบัติบางประการที่บดบังคุณสมบัติของข้อมูลคลาสส่วนน้อย ทำให้การจำแนกประเภทข้อมูลนั้นไม่สามารถจำแนกได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การสุ่มเพิ่ม (Oversampling) (Tom, 2022) เป็นเทคนิคที่เพิ่มคลาสส่วนน้อยให้มีจำนวนใกล้เคียงกับคลาสส่วนมาก ซึ่งผลการเพิ่มจำนวนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มคลาสส่วนน้อยให้มีจำนวนใกล้เคียงหรือเท่ากับจำนวนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มคลาสส่วนมาก ทำให้เพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลโดยเทคนิคที่นิยมใช้ในงานวิจัย Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

วิธีของ Nur et al. (2562) เป็นเทคนิคที่เข้ามาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูลที่ไม่สมดุล จากข้อมูลในแต่ละคลาสนั้นมีจำนวนที่แตกต่างกันมาก ทำให้ผลลัพธ์ในการจำแนกข้อมูลจะตกไปอยู่กลุ่มคลาสจำนวนมาก ดังนั้นการใช้เทคนิค SMOTE จึงเป็นวิธีเพิ่มจำนวนข้อมูลคลาสส่วนน้อยให้มีจำนวนมากขึ้น โดยอาศัยการกระจายของกลุ่มข้อมูล ทำให้ข้อมูลเกิดความสมดุลมากขึ้น โดยการสุ่มค่าข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มข้อมูลน้อยขึ้นมา 1 ค่า หลังจากนั้นพิจารณาค่าข้อมูลใกล้เคียงอีกจำนวน K ค่า แล้วคำนวณค่าระยะทางระหว่างค่าที่สุ่มกับค่าข้อมูลใกล้เคียงแต่ละค่าเพื่อหาค่าระยะทางน้อยที่สุด



ภาพที่ 3 การทำงานแบบสุ่มเพิ่ม

วิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้คือการพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้นร่วมกับการปรับความไม่สมดุลของข้อมูลที่มี ซึ่งมีขั้นตอนการวิจัยดังนี้ (1) รวบรวมและเตรียมข้อมูล (2) การปรับความไม่สมดุลข้อมูลด้วยวิธี SMOTE (3) สร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น (4) วัดประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยวิธี 10-fold cross validation (5) สรุปผลวิจัย

1. รวบรวมและเตรียมข้อมูล

งานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลผู้ป่วยโรคเบาหวานที่มารับการรักษาที่โรงพยาบาล ภายในจังหวัดอำนาจเจริญ ซึ่งเป็นข้อมูลจากสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดอำนาจเจริญ ระหว่าง พ.ศ. 2562-2565 จำนวน 3,317 ราย โดยเก็บข้อมูลของผู้ป่วย เช่น อายุ, น้ำหนัก, ข้อมูลมีโรคประจำตัวในกลุ่มความดัน โรคไตอักเสบ โรคนิ่วใน ทางเดินปัสสาวะ, ข้อมูลใช้ยาในกลุ่ม NSAIDs, ข้อมูลการตรวจโปรตีนในปัสสาวะ, ข้อมูลระดับความเสื่อมทางไต, ข้อมูลค่าความดันโลหิตสูงสุด, ข้อมูลค่าความดันโลหิตต่ำสุด, ข้อมูลการตรวจดูความเข้มข้นของเม็ดเลือดแดง, และข้อมูลการตรวจระดับน้ำตาลสะสมในเลือด

กระบวนการ Preprocessing คือ การปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ (1) Data Selection คือ การเลือกข้อมูลที่ต้องการ โดยผู้วิจัยได้ทำการสอบถามแพทย์ที่ทำการรักษาโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานถึงข้อมูลที่ต้องการ (2) Data Cleaning คือ การทำความสะอาดข้อมูล โดยกำจัดข้อมูลที่ไม่ต้องการหรือไม่ถูกต้องออกไป (3) Data Transformation คือ การแปลงข้อมูลให้เหมาะสมกับอัลกอริทึมที่เลือกใช้ ผู้วิจัยได้ทำการแปลงข้อมูลตัวเลขให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมสามารถใช้งานกับแบบจำลอง จากนั้นนำเข้าสู่กระบวนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม Weka มีจำนวน 10 แอตทริบิวท์ และคลาสเป้าหมายแบ่งออกเป็นระดับความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยเบาหวาน 5 ระดับ

ตารางที่ 2 ชุดข้อมูล

แอตทริบิวท์	ความหมาย: ค่าข้อมูล
Age	อายุคนไข้(ปี)
Weight	น้ำหนักตัว(กก.)
Disease	มีโรคประจำตัวในกลุ่ม ความดัน โรคไตอักเสบ โรคนิ่วในทางเดินปัสสาวะ 0=ไม่มี 1=มี
Drug NSAIDs	ได้รับยากลุ่มยาแก้อักเสบชนิดหนึ่ง 0=ไม่ได้รับ 1=ได้รับ
Urine albuminuria	การตรวจโปรตีนในปัสสาวะ 0=negative 1=trace 2=positive
eGFR	ค่าการทำงานของไต eGFR (มล./นาที/1.73 ตารางเมตร)
SBP	ค่าความดันโลหิตสูงที่สุด (มม. ปรอท)
DBP	ค่าความดันโลหิตต่ำที่สุด (มม. ปรอท)
Hematocrit	ค่าความเข้มข้นของเม็ดเลือดแดงที่อัดแน่นในปริมาตรเลือดทั้งหมด (เปอร์เซ็นต์)
HbA1C	ระดับน้ำตาลสะสมในเลือด (เปอร์เซ็นต์)
Class	ระดับความเสี่ยง A = ความเสี่ยงต่ำ (< 10 %) B = ปานกลาง (10 - <20%) C = สูง (20 - <30%) D = สูงมาก (30 - <40%) E = สูงอันตราย (>40%)

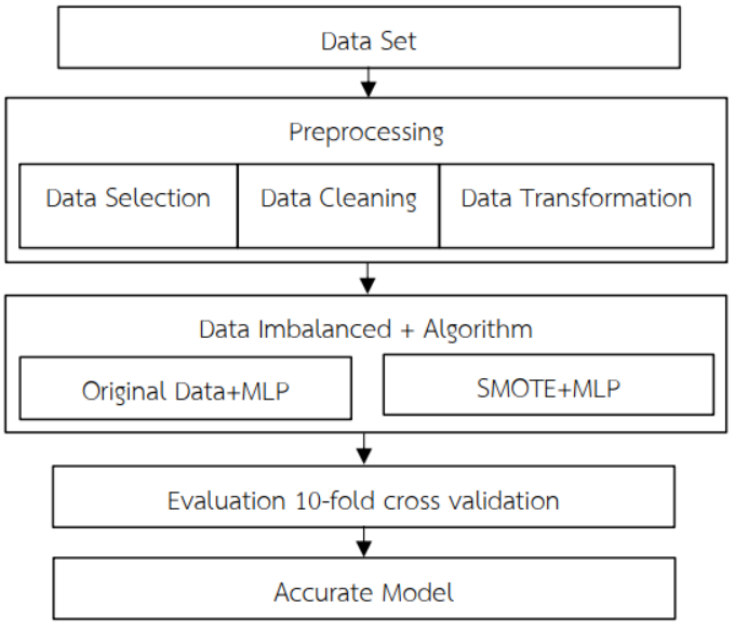
2. การปรับความไม่สมดุลข้อมูลด้วยวิธี SMOTE

ข้อมูลที่ได้ผ่านการเตรียมความสมบูรณ์แล้ว ปรากฏว่ามีความ ไม่สมดุลของคลาสระดับความเสี่ยงการเกิดโรคไตในผู้ป่วยเบาหวาน จากนั้นทำการปรับความไม่สมดุลของข้อมูล โดยวิธี SMOTE โดยได้เพิ่มจำนวนข้อมูล 50% ถึง 300% ในการทดลองกำหนดค่า K เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนถึง 5 พบว่า ค่าที่ให้ ประสิทธิภาพสูงสุดคือ K = 5 ส่วนค่า RandomSeed เท่ากับ 1 เป็นค่าที่ให้ประสิทธิภาพสูงที่สุด ข้อมูลที่นำมาใช้ทั้งหมด จำนวน 3,317 เรคคอร์ด นำมาแบ่งออกเป็นแต่ละคลาสได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 381, E = 800 เรคคอร์ด เริ่มทำการทดสอบ SMOTE เพิ่มจำนวนข้อมูล 50% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 571, E = 800 เรคคอร์ด เพิ่มจำนวนข้อมูล 100% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 762, E = 800 เรคคอร์ด เพิ่มจำนวนข้อมูล 150% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 952, E = 800 เรคคอร์ด

เพิ่มจำนวนข้อมูล 200% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 1143, E = 800 เรคคอร์ด เพิ่มจำนวน ข้อมูล 250% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 1333, E = 800 เรคคอร์ด เพิ่มจำนวนข้อมูล 300% จะได้ A = 790, B = 679, C = 667, D = 1524, E = 800 เรคคอร์ด จากนั้นวัดประสิทธิภาพด้วย 10-fold cross validation ให้ประสิทธิภาพสูงสุดโดยวิธี SMOTE คือเพิ่มจำนวนข้อมูล 250%

3. สร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนหลายชั้น

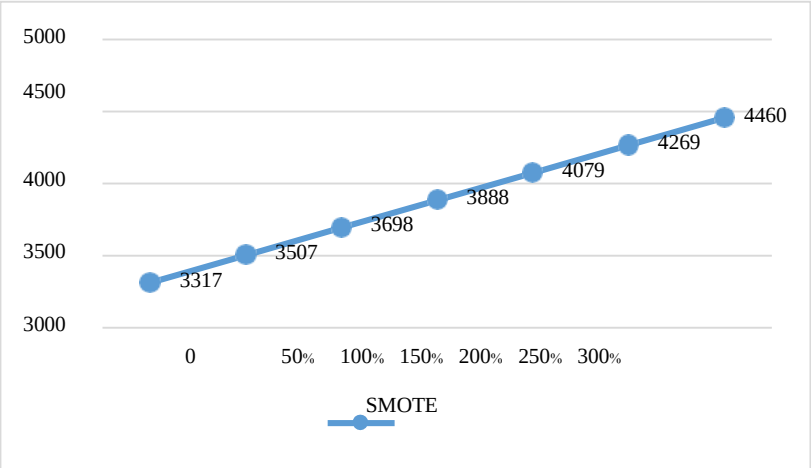
ข้อมูลที่ผ่านกระบวนการปรับสมดุลข้อมูลเสร็จแล้วนั้น จะถูกนำเข้าสู่การเรียนรู้เพื่อทำการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์ เซฟตรอนหลายชั้น ในการทดลองผู้วิจัยได้กำหนดค่าที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองได้แก่ ค่า hidden layer กำหนดตั้งแต่ 1-4 ค่าระยะเวลาการสอน (Training time) เท่ากับ 500 ค่า learning rate เท่ากับ 0.3 ค่า momentum เท่ากับ 0.2 จากนั้นวัดประสิทธิภาพด้วยวิธี 10-fold cross validation



ภาพที่ 4 ภาพสถาปัตยกรรมแบบจำลองวิเคราะห์ความเสยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวาน

ผลการวิจัย

1. ผลการพัฒนาแบบจำลอง การพัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้นร่วมกับวิธี SMOTE เพื่อปรับความไม่สมดุลของข้อมูล ผลการเพิ่มจำนวนข้อมูลดังภาพที่ 5 โดยข้อมูลตั้งต้นมีจำนวน 3,317 เรคคอร์ด ข้อมูลถูกเพิ่มขึ้นด้วยวิธี SMOTE ทำให้ข้อมูลมีจำนวนถึง 4,460 เรคคอร์ด



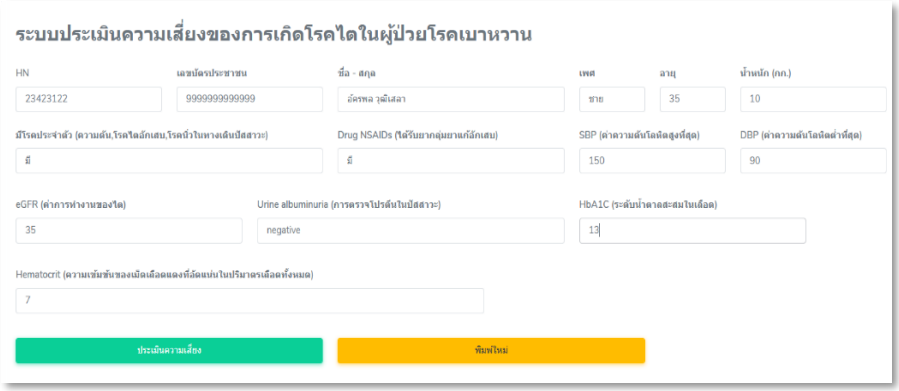
ภาพที่ 5 จำนวนข้อมูลที่เพิ่มด้วยวิธี SMOTE

ตารางที่ 3 ผลประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

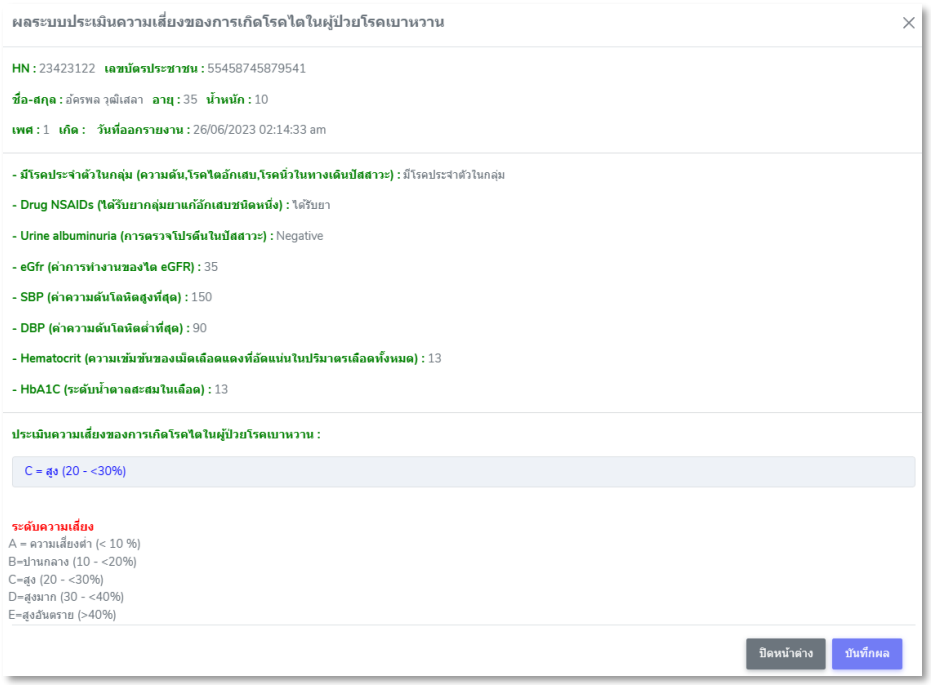
Model	ค่า Hidden Layer	Precision (%)	Recall (%)	Accuracy (%)
Original data +	1	79.80	80.60	80.58
MLP	2	92.00	91.50	91.46
	3	96.00	96.00	96.02
	4	98.20	98.20	98.16
SMOTE + MLP	1	85.30	81.50	81.47
	2	93.20	93.20	93.16
	3	95.40	95.30	95.26
	4	98.50	98.50	98.45

ข้อมูลผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง พบว่าการจำแนกขอมูลด้วยการแบ่งข้อมูล 10-fold cross validation ของชุดข้อมูล SMOTE + MLP + ค่า Hidden Layer 4 มีค่าความถูกต้องสูงสด ความแม่นยำ (Precision) เท่ากับ 98.50% และค่าระลึก (Recall) เท่ากับ 98.50%

2. ผลการพัฒนาต้นแบบระบบ ระบบประเมินความเสี่ยงต่อการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวาน สามารถประเมินระดับความเสี่ยงในการเกิดโรคไตจากข้อมูลผู้ป่วยได้ ผ่านทางเว็บแอปพลิเคชัน ที่ให้บริการผ่านระบบเครือข่ายอินเทอร์เน็ต และแสดงผลการวิเคราะห์



ภาพที่ 6 การกรอกข้อมูลในการจำแนกข้อมูลผู้ป่วย



ภาพที่ 7 ผลการวิเคราะห์ความเสี่ยง

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์พัฒนาแบบจำลองวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วยโรคเบาหวานด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น ทำการปรับความไม่สมดุลของข้อมูลด้วยวิธี SMOTE จากนั้นจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซฟตรอนแบบหลายชั้น จากนั้นวัดประสิทธิภาพด้วย 10-fold cross validation ผลการวิจัยสรุปได้ว่า ขนาดชุดข้อมูลที่เหมาะสม หลังจากทำการปรับความไม่สมดุลของข้อมูลคือ 250% มีค่าความถูกต้องการจำแนกสูงสุด 98.45% ค่าความแม่นยำ 98.50% และค่าระลึก 98.50% ดังนั้นแบบจำลองนี้จึงสามารถนำไปพัฒนาเป็นระบบวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคไตในผู้ป่วย โรคเบาหวาน เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจของแพทย์ ทำให้ผู้ป่วยได้รับการประเมินจากข้อมูลการคัดกรองได้อย่างรวดเร็ว ทันเวลา และอำนวยความสะดวกให้แพทย์ พยาบาล

เอกสารอ้างอิง

ชนม์รัตน์ ตติยะวรนันท์. (2562). การประยุกต์ใช้ โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการรู้จำภาษามือไทย. *ENGINEERING TRANSACTIONS, 23*(1), 51-57.

ณภัทร แพชัยภูมิ. (2563). การรับรู้ความเสี่ยงต่อการเกิดโรคไตเรื้อรังจากเบาหวาน ในผู้ป่วยเบาหวานชนิดที่ 2. *วารสารการพยาบาลและการดูแลสุขภาพ, 38*(1), 23-31.

ณัฐชัย ศรีสวัสดิ์ และเกรียง ตั้งสง่า. (2560). โรคไตวายเฉียบพลัน. *วารสารกรมการแพทย์, 42*(6), 64-68.

อนัญญา คูอาริยะกุล, สุปราณี หมื่นยา, กุลชญา คูอาริยะกุล, กัญญารัตน์ ผึ่งบรรหาร และพีระนันท์ จีระยิ่งมงคล. (2565). ปัจจัยทำนายพฤติกรรมการดูแลตนเองของผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูงเพื่อป้องกันโรคไตเรื้อรัง. *วารสารพยาบาลกระทรวงสาธารณสุข, 32*(3), 13-24.

Kim, J. K., and Kang, S. (2017). Neural network-based coronary heart disease risk prediction using feature correlation analysis. *Journal of Healthcare Engineering*, *2017*.

Njoud, A. A., Hajra, F. S. and Nuha, R. K. (2020). Neural network and support vector machine for the prediction of chronic. *Computer in Biology Medicine, 109*(1), 101-111.

Nur, F., Siti, S. Y., Nurulhuda, F. M. A. and Siti, M. S. (2019). Handing class imbalance in credit card fraud using resample. *Methods International Journal of Advance Computer Science and Application, 9*(11), 390-396.

Tom, F. (2022, June 27). *Learning from imbalanced classes*. https://www.kdnuggets.com /2016/08/ learning-from-imbalanced-classes.html