JIT Mahasarakham University, Thailand
http://jit.it.msu.ac.th

Journal of Applied Informatics and Technology, 4(2), 87-98

Review Article

ประสิทธิภาพของเทคนิคเหมืองข้อมูลสำหรับพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง

The Efficiency of Data Mining Technique for the Prognosis of Cerebrovascular Disease

กิตติศักดิ์ ขำจิตร[1], ดารภา ใจคุ้มเก่า[1], วัชรพงษ์ ภูมิรัง[1], อาทิตยา สัตนาโค[1] และอนุพงศ์ สุขประเสริฐ[2*]
Kittisak Kumjit[1], Darapa Jaikoomkao[1], Watcharaphong Phumirang[1],
Artitaya Sattanako[1] and Anupong Sukprasert[2*]

[1] นิสิตระดับปริญญาตรีสาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะการบัญชีและการจัดการ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม มหาสารคาม
[2] อาจารย์ประจำสาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะการบัญชีและการจัดการ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
[1] Undergraduate students, Mahasarakham Business School, Mahasarakham University, Mahasarakham
[2] Lecturer at Mahasarakham Business School, Mahasarakham University, Mahasarakham
* Corresponding Author Anupong Sukprasert, anupong.s@acc.msu.ac.th

Received:
7 March 2022
Revised:
22 March 2022
Accepted:
27 April 2022

คำสำคัญ:

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ, เทคนิคเหมืองข้อมูล, โรคหลอดเลือดในสมอง

Keywords:

Efficiency Comparison, Data Mining Technique, Cerebrovascular Disease

บทคัดย่อ: งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคเหมืองข้อมูล และหาเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดในการสร้างตัวแบบสำหรับพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง โดยข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นข้อมูลผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมอง จำนวน 5,110 ราย ซึ่งเป็นข้อมูลที่ได้จากโรงพยาบาลคลินิกซานการ์โลส ประเทศสเปน ซึ่งได้ถูกรวบรวมไว้ในเว็บไซต์ www.kaggle.com จากนั้นผู้วิจัยได้นำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์ตามกระบวนการมาตรฐานของการทำเหมืองข้อมูล (CRISP-DM) โดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลจำนวน 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมองที่เหมาะสมที่สุด โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยตัวชี้วัดทั้ง 3 ค่า ได้แก่ ค่าความแม่น (Accuracy) ค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) และค่าความไว (Sensitivity) ผลการวิจัยพบว่า เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคที่มีความเหมาะสมที่สุดในการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมองในครั้งนี้ โดยให้ค่าความแม่น เท่ากับ 95.11% ค่าวัดประสิทธิภาพโดยรวม เท่ากับ 97.49% และค่าความไว เท่ากับ 99.98%

Abstract: The purpose of this research is to compare the efficiency of data mining techniques to find the suitable model for prognosis of cerebrovascular disease. The 5110 patients with cerebrovascular disease was used in this research. The data was collected from Clínico San Carlos Hospital, Spain via www.kaggle.com. The data was analyzed in 4 different techniques of data mining consisting of (1) Naïve Bayes, (2) Deep Learning, (3) Decision Tree, and (4) Random Forest to simulate cerebrovascular disease prediction. The efficiency of data classification was compared in 3 different criteria which are accuracy, f-measure, and sensitivity to determine the most appropriate simulation for prognosis. The result suggested that the Deep Learning technique was the most appropriate technique to simulate prognosis of cerebrovascular disease with 95.11% of accuracy, 97.49% of f-measure, and 99.98% of sensitivity.

1. บทนำ

โรคหลอดเลือดในสมอง (Cerebrovascular Disease หรือ Stroke) เป็นโรคที่พบได้บ่อยที่สุดของโรคระบบประสาท ซึ่งสาเหตุเกิดจากการแตก ตีบ อุดตันของเส้นเลือดในสมอง ทำให้เนื้อสมองบริเวณนั้นเกิดการตายเนื่องจากการขาดเลือดไปเลี้ยง ทำให้การทำหน้าที่ของสมองส่วนนั้นลดลง และความผิดปกติของการไหลเวียนเลือดที่ไปเลี้ยงสมอง โดยที่หลอดเลือดอาจมีการอุดตัน ตีบ หรือแตก อาการมักเกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว และอยู่นานเกิน 24 ชั่วโมง โรคหลอดเลือดสมองแบ่งตามลักษณะของพยาธิสรีรวิทยาออกเป็น 2 ประเภท คือ โรคหลอดเลือดในสมองที่เกิดจากการขาดเลือด (Ischemic Stroke) และโรคหลอดเลือดในสมองที่เกิดจากเลือดออก (Hemorrhagic Stroke) เมื่อหลอดเลือดที่ไปเลี้ยงสมองเกิดตีบ ตัน หรือแตกจะก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงในเนื้อสมองเป็นผลจากการขาดเลือด ออกซิเจน และกลูโคส จะทำให้มีการเปลี่ยนแปลงของเมตะบอลิซึมรวมทั้งสูญเสียการทำงานของ Blood Brain Barrier พบว่าความรุนแรงของโรคจะขึ้นอยู่กับขนาด และบริเวณของสมองที่ขาดเลือด และระยะเวลาของการขาดเลือด ซึ่งสมองจะทนต่อภาวการณ์ขาดเลือดได้ในช่วงเวลาหนึ่ง และจะเสียการทำงานอย่างถาวรเมื่อขาดเลือดนานกว่า 3-6 ชั่วโมง อาการของผู้ป่วยจึงขึ้นอยู่กับตำแหน่งของสมองด้านที่มีพยาธิสภาพ อาการที่เกิดขึ้นทันทีทันใด ได้แก่ อาการอ่อนแรงของกล้ามเนื้อบริเวณหน้า แขน หรือขาอ่อนแรง และเป็นซีกใดซีกหนึ่ง เดินเซ หรือเสียการทรงตัว พูดจาสับสน พูดไม่ชัด การมองเห็นภาพไม่ชัดอาจเป็น ข้างเดียว หรือสองข้าง หรือมีอาการปวดศีรษะรุนแรง โดยไม่ทราบสาเหตุ และกว่าผู้ป่วยจะมีอาการคงที่จะใช้เวลาประมาณ 1-14 วัน อาจจะกลายเป็นอัมพาตทันที รู้สึกตัวแต่มีกล้ามเนื้อแขนขาข้างที่เป็นจะอ่อนปวกเปียก อาจไม่รู้สึกตัวร่วมด้วย และจากการศึกษาของกูลาริก พบว่า เมื่อสมองส่วนนั้นได้รับอันตราย มีการสูญเสียการทำหน้าที่ของสมอง อาการที่พบจะขึ้นอยู่กับขนาดและตำแหน่งของพยาธิสภาพที่เกิดขึ้น ถ้าตำแหน่งของโรคอยู่ซีกขวาที่เป็นสมองเดิน จะทำให้พูดไม่ได้ กลืนลำบาก สูญเสียการรับความรู้สึกซีกซ้าย อัมพาตของซีกซ้าย การรับรู้ลดลงโดยเฉพาะสิ่งใหม่ๆ ถ้าตำแหน่งของโรคอยู่ซีกซ้ายจะทำให้พูดไม่ชัด สูญเสียความรู้สึก อัมพาตของซีกขวา อารมณ์เปลี่ยนแปลง (สำนักงานพัฒนานโยบายสุขภาพระหว่างประเทศ, 2560) ซึ่งโรคหลอดเลือดในสมองถือเป็นปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญปัญหาหนึ่งของประชากรโลก จากรายงานขององค์การอนามัยโลกพบว่า โรคหลอดเลือดในสมองเป็นสาเหตุการตาย 10 อันดับแรกทั่วโลก และเป็นสาเหตุการตายอันดับที่ 3 ของประเทศสหรัฐอเมริกา และจะมีจำนวน 5.7 ล้านคนในแต่ละปีซึ่งจะเพิ่มมากขึ้นเป็น 6.3 ล้านคนในปี ค.ศ. 2015 และ 7.8 ล้านคน

ในปี ค.ศ. 2030 สำหรับในประเทศไทยพบว่า โรคหลอดเลือดในสมองเป็นสาเหตุการตายอันดับที่ 4 โดยมีผู้เสียชีวิตด้วยโรคนี้ถึง 11,663 คนในปี พ.ศ. 2562 และคิดเป็นอัตราการตายถึง 18.9 รายต่อประชากร 100,000 คน และในปี พ.ศ. 2563 มีอัตราการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง ในประชากรไทยเท่ากับ 77.4 รายต่อประชากร 100,000 คน แม้ว่าโรคหลอดเลือดในสมองจะมีอัตราการเกิดโรคสูงในกลุ่มอายุ 45 ปีขึ้นไปแต่ปัจจุบันพบว่า โรคหลอดเลือดในสมองเกิดในผู้ที่มีอายุตั้งแต่ 30 ปีขึ้นไปซึ่งในปัจจุบันโรคหลอดเลือดในสมองเป็นสาเหตุการตายที่สำคัญ อันดับที่ 3 รองจากโรคหัวใจ และโรคมะเร็ง อุบัติการณ์จะสูงขึ้นตามอายุ โดยเฉพาะผู้ที่มีอายุเกิน 65 ปี และจากสถิติผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองรายใหม่ที่พบในโรงพยาบาลนครนายกในปี พ.ศ. 2563 พบว่ามีจำนวน 337 รายต่อปี และโดยเฉลี่ย 28 รายต่อเดือน (รัตนพร สายตรี และคณะ, 2562)

จากปัญหาข้างต้น ผู้วิจัยจึงให้ความสำคัญในการนำทฤษฎีการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) ซึ่งเป็นกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลนั้นๆ และในปัจจุบันการทำเหมืองข้อมูลได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายประเภท เช่น การพยากรณ์ผู้ป่วยเพื่อพยากรณ์การณ์การอุบัติของโรคต่างๆ มาวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์โอกาสการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง โดยสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการการทำเหมืองข้อมูล สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลทั้งหมด 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ในการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์โอกาสการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง โดยการแบ่งข้อมูลด้วยสำหรับการสร้างแบบจำลอง (Training set) และการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง(Testing set) ด้วยเทคนิค 10-fold cross validation และใช้เกณฑ์สำหรับการวัดประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลทั้ง 3 ค่า ได้แก่ ค่าความแม่น (Accuracy) ค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) และค่าความไว(Sensitivity) เพื่อหาตัวแบบที่มีความเหมาะสมสำหรับการคัดกรองผู้ป่วยที่มีโอกาสการเกิดโรคหลอดเลือดในสมองต่อไป

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง

2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้สำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง

3. ขอบเขตงานวิจัย

3.1 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมองที่มารับบริการในปี พ.ศ. 2563 ของโรงพยาบาลคลินิกซานการ์โลส ประเทศสเปน เป็นเวลา 1 ปี จำนวน 5,110 ระเบียน 12 แอตทริบิวต์ ที่ได้ถูกรวบรวมไว้ในเว็บไซต์ https://www.kaggle.com และจัดเก็บอยู่ในไฟล์ชื่อ healthcare-dataset-stroke-data.csv (Rahman, 2564)

3.2 ปัจจัยในการวิเคราะห์ผู้ป่วยหลอดเลือดในสมองในประเทศสเปน คือ โรคความผิดปกติทางร่างกายและพฤติกรรม มีจำนวน 8 แอตทริบิวต์ ได้แก่ รหัสผู้ป่วย (ID) เพศ (Gender) อายุ (Age) ความดันโลหิต (Hypertension) โรคหัวใจ (Heart_disease) ค่าดัชนีที่ใช้วัดความสมดุลของน้ำหนักตัว (BMI) สถานะการสูบบุหรี่ของผู้ป่วย (Smoking_status) และผลสรุปหลอดเลือดสมอง (Stroke)

3.3 เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์ คือ เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูล 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ

(Decision Tree) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest)

3.4 โปรแกรมที่ใช้ในงานวิจัย คือ โปรแกรม RapidMiner Studio สำหรับการเตรียมข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง (อนุพงศ์ สุขประเสริฐ, 2563)

4. แนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือ กระบวนการที่กระทำกับข้อมูลจำนวนมากเพื่อค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลนั้น ในปัจจุบันการทำเหมืองข้อมูลได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานหลายประเภท ทั้งในด้านธุรกิจที่ช่วยในการตัดสินใจของผู้บริหาร ในด้านวิทยาศาสตร์และการแพทย์รวมทั้งในด้านเศรษฐกิจและสังคม การทำเหมืองข้อมูลเปรียบเสมือนวิวัฒนาการหนึ่งในการจัดเก็บและตีความหมายข้อมูล จากเดิมที่มีการจัดเก็บข้อมูลอย่างง่าย มาสู่การจัดเก็บในรูปแบบฐานข้อมูลที่สามารถดึงข้อมูลสารสนเทศมาใช้จนถึงการทำเหมืองข้อมูลที่สามารถค้นพบความรู้ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูล (ชณิดาภา บุญประสม และจรัญ แสนราช, 2561) ประเภทข้อมูลที่ใช้ทำเหมืองข้อมูลเทคนิคในการทำเหมืองข้อมูลมีดังนี้

4.1 กฎความสัมพันธ์ (Association Rule) เป็นการแสดงความสัมพันธ์ของเหตุการณ์หรือวัตถุที่เกิดขึ้นพร้อมกัน ตัวอย่างของการประยุกต์ใช้กฎเชื่อมโยง เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลการขายสินค้าโดยเก็บข้อมูลจากระบบ ณ จุดขาย (Point of Sales: POS) หรือร้านค้าออนไลน์ แล้วพิจารณาสินค้าที่ผู้ซื้อมักจะซื้อพร้อมกัน เช่น ถ้าพบว่าคนที่ซื้อเทปวิดีโอมักจะซื้อเทปกาวด้วย ร้านค้าก็อาจจะจัดร้านให้สินค้าสองอย่างอยู่ใกล้กันเพื่อเพิ่มยอดขาย (อนุพงศ์ สุขประเสริฐ, 2563)

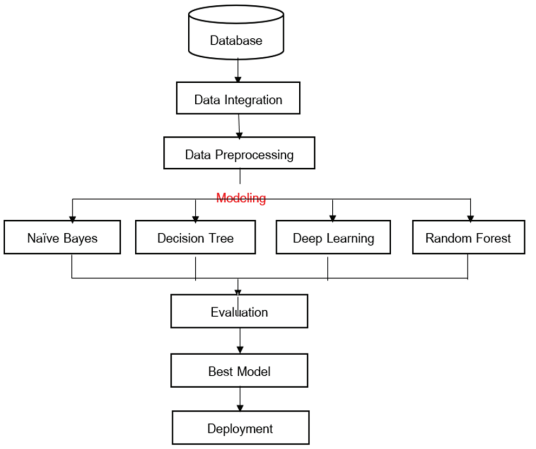
4.2 การจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification) เป็นการหากฎเพื่อระบุประเภทของวัตถุจากคุณสมบัติของวัตถุ เช่น หาความสัมพันธ์ระหว่างผลการตรวจร่างกายต่างๆ กับการเกิดโรค โดยใช้ข้อมูลผู้ป่วยและการวินิจฉัยของแพทย์ที่เก็บไว้ เพื่อนำมาช่วยวินิจฉัยโรคของผู้ป่วย หรือการวิจัยทางการแพทย์ ในทางธุรกิจจะใช้เพื่อดูคุณสมบัติของลูกค้าที่จะก่อหนี้ดีหรือหนี้เสีย เพื่อประกอบการพิจารณาการอนุมัติเงินกู้

4.3 การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) เป็นการแบ่งข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกันออกเป็นกลุ่ม เช่นการแบ่งกลุ่มผู้ป่วยที่เป็นโรคเดียวกันตามลักษณะอาการ เพื่อนำไปใช้ประโยชน์ในการวิเคราะห์หาสาเหตุของโรค โดยพิจารณาจากผู้ป่วยที่มีอาการคล้ายคลึงกัน

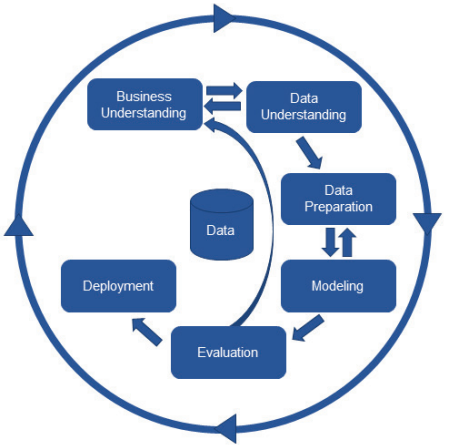
4.4 การสร้างมโนภาพ (Visualization) เป็นการสร้างภาพคอมพิวเตอร์กราฟิกที่สามารถนำเสนอข้อมูลได้อย่างครบถ้วนแทนการใช้ข้อความนำเสนอข้อมูลที่ อาจพบข้อมูลที่ซ้อนเร้นเมื่อดูข้อมูลชุดนั้นด้วยจินตทัศน์ (อนุพงศ์ สุขประเสริฐ, 2563)

5. วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีกรอบแนวคิดสำหรับการสร้างตัวแบบในการการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง โดยการใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล เพื่อให้ทราบลักษณะการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง และเพื่อหาแนวทางการรักษาผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมองโดยแพทย์ผู้เชี่ยวชาญรักษาโดยตรง โดยมีขั้นตอนการดำเนินงาน ตามกระบวนการมาตรฐานในการทำเหมืองข้อมูล ดังภาพประกอบ 1



ภาพประกอบ 1 ขั้นตอนการดำเนินงาน



ภาพประกอบ 2 กระบวนการมาตรฐานการทำเหมืองข้อมูล

6. กระบวนการมาตรฐานในการทำเหมืองข้อมูล (Cross Standard Process for Data Mining)

วิธีการดำเนินงานวิจัยสำหรับการแบ่งกลุ่มผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมองโดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล โดยอ้างอิงตามกระบวนการมาตรฐานในการทำเหมืองข้อมูล (CRISP-DM) ทั้ง 6 ขั้นตอน

6.1 การทำความเข้าใจเกี่ยวกับธุรกิจ (Business Understanding) ผู้วิจัยได้ศึกษาข้อมูลเกี่ยวกับการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง พบปัญหาที่เกิดขึ้นจริงเกี่ยวกับเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง คือ ผู้ที่ป่วยโรคหลอดเลือดในสมอง ไม่ทราบว่าลักษณะของอาการที่จะการเกิดโรคหลอดเลือดในสมองมีลักษณะอาการใดบ้างที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง สำหรับงานวิจัยนี้จึงจัดทำขึ้นเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์โอกาสการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง เพื่อหาแนวทางป้องกันให้กับผู้ที่มีโอกาสเสี่ยงเป็นโรคหลอดเลือดในสมอง เพื่อลดการสูญเสียที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

6.2 การทำความเข้าใจเกี่ยวกับข้อมูล (Data Understanding) งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลจริงเกี่ยวกับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมอง ที่เข้ารับการรักษา ณ โรงพยาบาลคลินิกซานการ์โลส ประเทศสเปน ประจำปี พ.ศ. 2563 จำนวน 5,110 แถว และมีจำนวน 12 แอตทริบิวต์ ได้แก่ รหัสผู้ป่วย เพศ อายุ ความดันโลหิตสูง การเป็นโรคหัวใจ สถานะแต่งงาน ประเภทงานของผู้ป่วย ประเภทที่อยู่อาศัยของผู้ป่วย ระดับน้ำตาลในเลือด ค่าดัชนีที่ใช้ชี้วัดความสมดุลของน้ำหนักตัว สถานะการสูบบุหรี่ของผู้ป่วย สรุปผลโรคหลอดเลือดสมอง และได้ถูกรวบไว้ในเว็บไซต์ www.kaggle.com ซึ่งจัดเก็บอยู่ในรูปแบบไฟล์ CSV (Rahman, 2564)

6.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) เป็นการเตรียมข้อมูลก่อนนำไปวิเคราะห์ในงานวิจัย ได้แบ่งขั้นตอนการเตรียมข้อมูลออกเป็น 4 ขั้นตอน

6.3.1 การคัดเลือกข้อมูล (Data Selection) ผู้วิจัยได้ตัดแอตทริบิวต์ที่ไม่สามารถอธิบายค่าข้อมูลอื่นๆ ได้ ซึ่งได้แก่ แอตทริสถานะแต่งงาน (ever_married) และแอตทริบิวต์ ประเภทที่อยู่อาศัยของผู้ป่วย (Residence) ซึ่งจะเหลือแอตทริบิวต์ที่ใช้ในการวิเคราะห์ทั้งหมดมีจำนวน 10 แอตทริบิวต์ จำนวน 5,110 ระเบียน

6.3.2 การกลั่นกรองข้อมูล (Data Cleaning) หลังจากสำรวจข้อมูล (Explore Data) พบว่ามีข้อมูลที่ไม่ทราบค่าเกิดขึ้นในแอตทริบิวต์ค่า

ตาราง 1 แสดงแอตทริบิวต์ (Attribute) ที่ใช้ในการวิเคราะห์

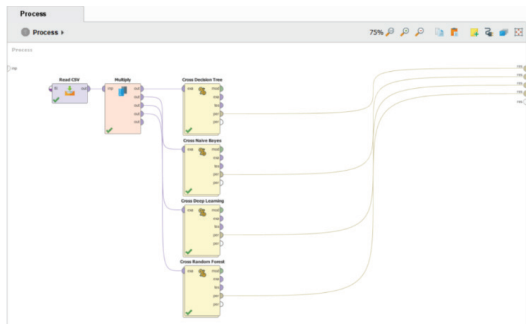
No.	Name	Data Type	Description
1	Id (ID)	Integer	รหัสผู้ป่วย
2	Gender	binominal	เพศ
3	Age	Integer	อายุ
4	Hypertension	binominal	ความดันโลหิตสูง
5	heart_disease	binominal	เป็นโรคหัวใจ
6	work_type	polynominal	ประเภทงานของผู้ป่วย
7	avg_glucose_level	real	ระดับน้ำตาลในเลือด
8	bmi	real	ค่าดัชนีที่ใช้ชี้วัดความสมดุลของน้ำหนักตัว
9	smoking_status	polynominal	สถานะการสูบบุหรี่ของผู้ป่วย
10	stroke (Label)	binominal	สรุปผลโรคหลอดเลือดสมอง

ดัชนีที่ใช้ชี้วัดความสมดุลของน้ำหนักตัว (bmi) ที่มีค่าเป็น “N/A” และในแอตทริบิวต์สถานะการสูบบุหรี่ของผู้ป่วย (smoking_status) ที่มีค่าเป็น “Unknown” ผู้วิจัยได้กำหนดให้ค่า “N/A” และ “Unknown” นี้เป็นค่าสูญหาย และไม่นำค่าสูญหายมาใช้วิเคราะห์ในครั้งนี้

6.3.3 กำหนดหน้าที่ให้กับแอตทริบิวต์รหัสผู้ป่วย (ID) ให้มีหน้าที่เป็น “ID” เพื่อใช้ระบุกับข้อมูลที่มีความเป็นเอกลักษณ์ หรือไม่ซ้ำกับข้อมูลในแถวอื่นๆ ดังนั้น “รหัสผู้ป่วย”จึงไม่ได้ใช้สำหรับการวิเคราะห์ในครั้งนี้ และกำหนดหน้าที่ให้กับแอตทริบิวต์สรุปผลโรคหลอดเลือดสมอง (stroke) ให้มีหน้าที่เป็น “Label”เพื่อใช้ระบุกับข้อมูลที่เป็นคลาสคำตอบ

6.3.4 การแปลงรูปข้อมูล (Data Transformation) งานวิจัยนี้บันทึกข้อมูลจัดเก็บในโปรแกรม Microsoft Excel อยู่ในรูปไฟล์นามสกุล .CSV ดังแสดงในตาราง 1 เพื่อนำไปใช้วิเคราะห์ข้อมูลต่อไป

6.4 การสร้างแบบจำลอง (Modeling) ขั้นตอนนี้จะทำการแบ่งข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองและทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลโดยใช้เทคนิค 10-fold cross validation ด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio ในการสร้างแบบจำลองและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในแต่แบบจำลอง ดังแสดงในภาพประกอบ 3



ภาพประกอบ 3 แสดงขั้นตอนการสร้างโมเดลการวัดประสิทธิภาพโมเดล

สำหรับเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย ประกอบด้วย 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ซึ่งมีรายละเอียด ดังนี้

6.4.1 เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) เป็นเทคนิคที่ใช้ทฤษฎีความน่าจะเป็นตามกฎของเบย์ (Bayes' Theorem) (รุ่งโรจน์ บุญมา และ นิเวศ จิระวิชิตชัย, 2562) เพื่อหาสมมติฐานใดน่าจะถูกต้องที่สุด โดยใช้ความรู้ก่อนหน้า (Prior Knowledge) ได้แก่ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าสำหรับสมมติฐานหนึ่งๆ ร่วมกับข้อมูล เช่น ความน่าจะเป็นที่สังเกตได้สำหรับสมมติฐานหนึ่งๆ เพื่อหาสมมติฐานที่ดีที่สุด การเรียนรู้แบบเบย์อาศัยหลักการของการคำนวณความน่าจะเป็นของแต่ละสมมติฐาน ในที่นี่คือคลาสเป้าหมายหรือผลลัพธ์การทำนายโดยการเรียนรู้แบบเบย์เป็นการเรียนรู้เพิ่มได้ เนื่องจากตัวอย่างใหม่ที่ได้มาถูกนำมาปรับเปลี่ยนการแจกแจงซึ่งมีผลต่อการเพิ่มหรือลดความน่าจะเป็นทำให้มีการเรียนรู้ที่เปลี่ยนไป วิธีการนี้ตัวแบบจะถูกปรับเปลี่ยนไปตามตัวอย่างใหม่ที่ได้โดยผนวกกับความรู้เดิมที่มี ซึ่งการทำนายค่าคลาสเป้าหมายของตัวอย่างใช้ความน่าจะเป็นมากที่สุดของทุกสมมติฐานจากทฤษฎีของเบย์ เราสามารถคำนวณความน่าจะเป็นของสมมติฐานต่างๆ โดยใช้สมการ ดังสมการ (1)

$$P(h|D) = \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)}$$

เมื่อ

P(h) คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของสมมติฐาน h

P(D) คือ ความน่าจะเป็นก่อนหน้าของชุดข้อมูลตัวอย่าง D

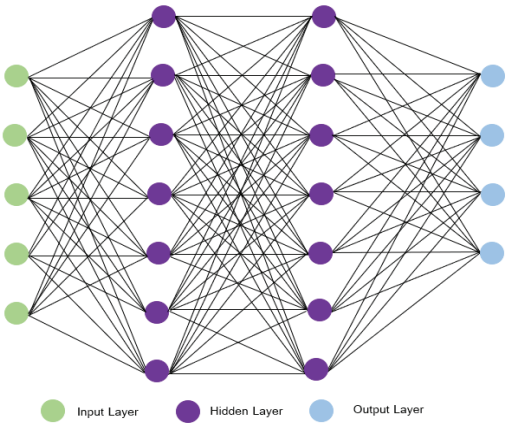
P(h|D) คือ ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนของสมมติฐาน h ภายใต้ข้อมูล D

P(D|h) คือ ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไขของชุดข้อูมล D ภายใตสมมติฐาน h

ความน่าจะเป็นที่ h เกิดก่อน และ D เกิดตามมาความ น่าจะเป็นที่ D และ h เกิดร่วมกัน โดยใช้สมการ เนอีฟเบย์ ดังสมการ (2)

$$P(h|D) = \frac{P(h \cap D)}{P(D)} \quad (2)$$

6.4.2 เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคในกลุ่มโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ที่มีโครงสร้างขนาดใหญ่ประกอบด้วยนิวรอนและชั้นซ่อนจำนวนมากเป็นอัลกอริทึมที่ถูกสร้างขึ้นมาเพื่อการเรียนรู้ของเครื่องจักรแต่ระดับ Hidden Layer ของการเรียนรู้เชิงลึกมีมากกว่า ANN ซึ่ง แต่ละเลเยอร์จะเปรียบเสมือนประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) จำนวนมากที่มีหน้าที่ในการประมวลผลโดยเลเยอร์แรกสุดจะทำหน้าที่ในการรับข้อมูล (Input Layer) และส่งข้อมูลที่ประมวลผลเสร็จแล้วไปยังเลเยอร์สุดท้าย (Output Layer) การส่งข้อมูลแบบนี้มีข้อดีคือแต่ละเลเยอร์อาจทำให้มีค่าถ่วงน้ำหนัก(Weight) ค่าความเอนเอียงของข้อมูล (Bias) และวิธีการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ (Activation Function) เป็นอิสระต่อกันถ้าป้อนข้อมูลเข้าไปให้กับโมเดลมากเท่าไหร่แต่ละเลเยอร์ก็จะสามารถสกัดคุณลักษณะที่มีความซับซ้อนมากขึ้นทำให้ระบบสามารถตัดสินใจได้ใกล้เคียงกับมนุษย์มากยิ่งขึ้น (สมศักดิ์ ศรีสวการย์ และสมัย ศรีสวย, 2563) ดังภาพประกอบ 4



ภาพประกอบ 4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชิงลึก

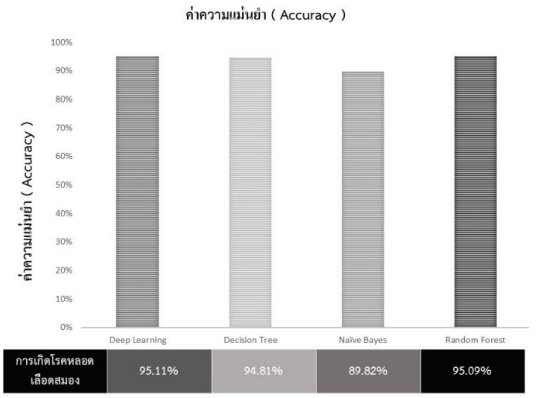
6.4.3 เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) เป็นเทคนิคในกลุ่มการจำแนกประเภทข้อมูล ซึ่งจะจำลองลักษณะกิ่งก้านของต้นไม้จะประกอบด้วยโหนดแทนคุณลักษณะ และโหนดล่างสุดแทนหมวดหมู่การสร้างกิ่งสาขาจะพิจารณาจากค่าความจริงของคุณลักษณะ โดยค่าที่ใช้จะมาจากการคำนวณจากค่า Information Gain การสร้างต้นไม้ตัดสินใจ C4.5 ใช้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกน (Gain Ratio) เพื่อเลือกคุณลักษณะที่จะใช้เป็นรากหรือโหนด ถ้าให้ชุดข้อมูล M ประกอบด้วยค่าที่เป็นไปได้ คือ $\{m_1, m_2, ..., m_n\}$ และให้ความน่าจะเป็นที่จะเกิดค่า m_1 มีค่าเท่ากับ $P(m_i)$ จะได้ว่าค่าเกนสารสนเทศ (Information Gain) ของ M เขียนแทนด้วย I(M) (เดช ธรรมศิริ และพยุง มีสัจ, 2556) คำนวณได้ดังสมการ (3)

$$I(M) = \sum_{i=1}^{n} -P(m_i) \log_2 P(m_i) \quad (3)$$

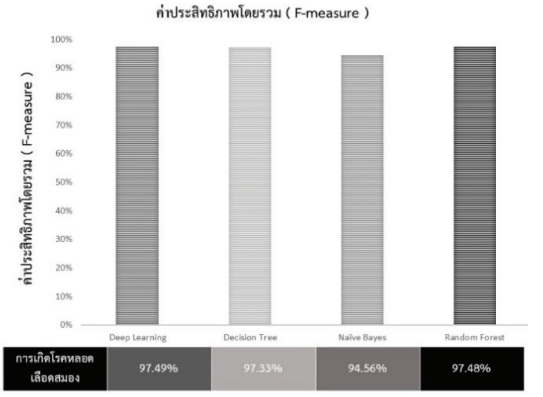
คำนวนค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกน (Gain ratio) ได้จาก Gain Ratio = Gain – Split Information ท้ายสุดจึงเลือกค่า Gain ratio สูงสุดเป็นคุณลักษณะเริ่มต้น และเลือกคุณสมบัติถัดไปตามค่า Gain ratio น้อยลงตามลำดับ (วัชรีวรรณ จิตต์สกุล และ สุนันฑา สดสี, 2560)

6.4.4 เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) เป็นอัลกอริทึมประเภท หนึ่งของอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจที่มีลักษณะแบบ Unpruned หรือ Regression Trees ซึ่งถูกสร้างจากการนำข้อมูลไปสุ่มเลือกตัวอย่างข้อมูล หลักการของ Random Forest คือ สร้าง model จาก Decision Tree หลายๆ model (ตั้งแต่ 10 model ถึง มากกว่า 1000 model) โดยแต่ละ model จะได้รับ data set ไม่เหมือนกัน ซึ่งเป็น subset ของ data set ทั้งหมด ตอนทำ prediction ก็ให้แต่ละ Decision Tree ทำ prediction แต่ละตัว และคำนวณผล prediction ด้วยการ vote output ที่ถูกเลือกโดย Decision Tree มากที่สุด หรือ หาค่าเฉลี่ยจาก output ของแต่ละ Decision Tree (กรณี regression) Decision Tree แต่ละ model ใน Random Forest ถือว่าเป็น weak learner เป็น model ที่ไม่เก่งเท่าไหร่ แต่เมื่อนำเอาแต่ละ Decision Tree มาทำการพยากรณ์ร่วมกัน ก็จะได้ model ที่มีความเก่ง และแม่นยำมากกว่า Decision Tree ที่ทำการพยากรณ์แบบเดี่ยว (ปิยวรรณ นิลถนอม และคณะ, 2563)

6.5 การประเมินผล (Evaluation) สำหรับการประเมินผลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง ได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ด้วยวิธี Cross Validation คือ ส่วนสำหรับสร้างตัวแบบ (training set) และส่วนสำหรับการทดสอบ (testing set) โดยมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน (10-fold cross validation) วัดค่าประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูล ด้วย ค่าความแม่น (Accuracy) ค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) และค่าความไว (Sensitivity) โดยมีผลการทดสอบประสิทธิภาพแสดงจากภาพประกอบ 5-7 ดังนี้



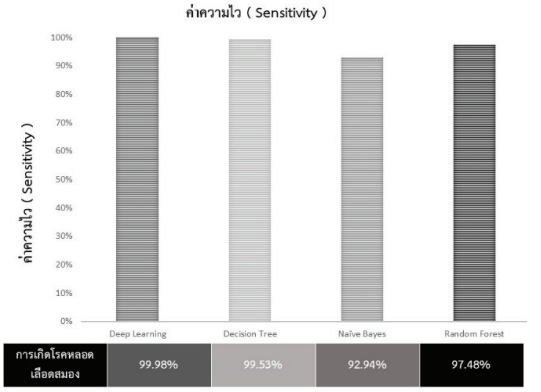
ภาพประกอบ 5 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าความแม่น (Accuracy)



ภาพประกอบ 6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure)

จากภาพประกอบ 5 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าความแม่น (Accuracy) โดยใช้เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naive Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และ เทคนิคเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ในการพยากรณ์การเกิดโรคผลปรากฏว่าในข้อมูลการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง พบว่า เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสามารถสร้างแบบจำลองได้ค่าความแม่น ในการพยากรณ์สูงที่สุดเท่ากับ 95.11% เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจให้ค่าความแม่น เท่ากับ 94.81% เทคนิค เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม ให้ค่าความแม่น เท่ากับ 95.09% และคือเทคนิคนาอีฟเบย์ ให้ค่าความแม่น เท่ากับ 89.82% ตามลำดับ

จากภาพประกอบ 6 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) โดยใช้เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naive Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และ เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ในการพยากรณ์การเกิดโรคผลปรากฏว่าในข้อมูลการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง พบว่า เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก สามารถสร้างแบบจำลองได้ค่าประสิทธิภาพโดยรวม ในการพยากรณ์สูงที่สุดเท่ากับ 97.49%



ภาพประกอบ 7 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าความไว (Sensitivity)

เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ให้ค่าประสิทธิภาพโดยรวม เท่ากับ 97.33% เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม ให้ค่าประสิทธิภาพโดยรวม เท่ากับ 97.48% และน้อยที่สุดคือเทคนิคนาอีฟเบย์ ให้ค่าประสิทธิภาพโดยรวม เท่ากับ 94.56%

ภาพประกอบ 7 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าความไว (Sensitivity) โดยใช้เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naive Bayes) เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ในการพยากรณ์การ

เกิดโรคผลปรากฏว่าในข้อมูลการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง พบว่า เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก สามารถสร้างแบบจำลองที่ค่าความไว ในการพยากรณ์สูงที่สุด เท่ากับ 99.98% เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ ให้ค่าความไว เท่ากับ 99.53% เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม ให้ค่าความไว เท่ากับ 97.48% และน้อยที่สุดคือเทคนิคนาอีฟเบย์ ให้ค่าความไว เท่ากับ 97.48%

6.5 การนำไปใช้งาน (Deployment)

เมื่อทำการวิเคราะห์ตามกระบวนการมาตรฐานในการทำเหมืองข้อมูลทั้ง 5 ขั้นตอนแล้ว พบว่าเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคที่มีความเหมาะสมที่สุดในการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดสมอง เนื่องจากในการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ค่าความแม่น (Accuracy) ของเทคนิค 3 เทคนิคมีความใกล้เคียงกัน ได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก ให้เท่าความแม่นเท่ากับ 95.17% เทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) ให้ค่าความแม่นเท่ากับ 95.09% และเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ให้ค่าความแม่นเท่ากับ 94.81% ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือกเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก เนื่องจากเมื่อเปรียบเทียบกับสองเทคนิคแล้วค่าประสิทธิภาพไม่ต่างกันมาก เนื่องจากเป็นเทคนิคที่ไม่มีความซับซ้อนในการวิเคราะห์และอ่านผลลัพธ์ได้ง่าย จึงเหมาะสำหรับการนำไปใช้สร้างตัวแบบในการพยากรณ์ การพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดสมองต่อไป

7. สรุปผล

จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง ครั้งนี้ ใช้ชุดข้อมูลจริงเกี่ยวกับผู้ป่วยโรคหลอดเลือดในสมองของประเทศสเปน จากเว็บไซต์ www.kaggle.com ศึกษาประสิทธิภาพของมาวิเคราะห์ตามกระบวนการมาตรฐานในการทำเหมืองข้อมูล (CRISP-DM) โดยใช้เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูล 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (DeepLearning) เทคนิคนาอีฟเบย์ (Naïve Bayes) เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) และเทคนิคต้นไม้แบบสุ่ม (Random Forest) นำมาสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมองและทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลทั้ง 4 เทคนิคนี้ด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพทั้ง 3 ค่า ได้แก่ ค่าความแม่น (Accuracy) ค่า ประสิทธิภาพโดยรวม (F-measure) และค่าความไว (Sensitivity) ซึ่งผลของการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของตัวแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง ดังแสดงในตาราง 2

ตาราง 2 การเปรียบเทียบค่าทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง

เทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูล	ค่าทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล		
	Accuracy	F-measure	Sensitivity
Naïve Bayes	89.82%	94.56%	92.94%
Decision Tree	94.81%	97.33%	99.53%
Random Forest	95.09%	97.48%	99.96%
Deep Learning*	95.17%	97.52%	99.99%

* เทคนิคที่มีความเหมาะสมสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง

จากตาราง 2 พบว่า เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เป็นเทคนิคที่มีความเหมาะสมที่สุดในการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง โดยให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุด เท่ากับ 95.17% ค่าประสิทธิภาพโดยรวมเท่ากับ 97.52% และค่าความไว เท่ากับ 99.99% จึงสรุปได้ว่าเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก มีความเหมาะสมในการนำสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์โอกาสการเกิดโรคหลอดเลือดในสมอง เพราะสามารถจัดการกับข้อมูลที่มีหลายตัวแปรได้เป็นอย่างดี เป็นเทคนิคที่ไม่มีความซับซ้อนในการวิเคราะห์ อ่านผลลัพธ์ได้ง่าย และมีประสิทธิภาพน่าเชื่อถือมากที่สุด

8. ข้อเสนอแนะ

1. ชุดข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลผู้ป่วยที่ได้มาจากประเทศสเปน ซึ่งถ้าหากนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์ความเสี่ยงโรคโรคหลอดเลือดในสมองกับผู้ป่วยในประเทศไทยก็อาจจะไม่เหมาะสม ดังนั้นจึงต้องศึกษาข้อมูลลักษณะประชากรของผู้ป่วยในประเทศไทย

2. ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ในครั้งนี้ยังมีน้อยจำนวนเกินไป และค่า accuracy มีค่าที่สูงมาก จึงมีข้อจำกัดเกี่ยวกับ แอตทริบิวต์ ที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งผลสรุปของงานวิจัยไม่สามารถไปใช้กับข้อมูลที่มี แอตทริบิวต์ อื่นๆ นอกเหนือจากนี้ได้

3. การเตรียมข้อมูลมีความสำคัญมากในการทำเหมืองข้อมูล ผู้วิจัยควรศึกษาข้อมูลให้ครบถ้วนและทำความเข้าใจในข้อมูล ความสำคัญของแอทริบิวต์ต่างๆ ที่มีความสำคัญในการนำมาวิเคราะห์ข้อมูลในการทำเหมืองข้อมูล การผสานข้อมูลเข้าด้วยกันและจัดทำข้อมูลให้เป็นกลุ่มเดียวกัน

9. เอกสารอ้างอิง

ชณิดาภา บุญประสม และจรัญ แสนราช. (2561). การวิเคราะห์การทำนายการลาออกกลางคันของนักศึกษาระดับปริญญาตรีโดยใช้เทคนิควิธีการทำเหมืองข้อมูล. *วารสารวิชาการครุศาสตร์อุตสาหกรรม พระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 9*(1), 142-151.

เดช ธรรมศิริ และพยุง มีสัจ. (2556). การจำแนกข้อมูลด้วยวิธีแบบร่วมกันตัดสินใจจากพื้นฐานของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนร่วมกับการเลือกตัวแทนที่เหมาะสมด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม. *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 21*(2), 293-303.

ปิยวรรณ นิลถนอม, ธนพร มาลัย และสายชล สินสมบูรณ์ทอง. (2563). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายผลการแปลงข้อมูลในการจำแนกด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล. *Thai Journal of Science and Technology, 1*(10), 14-25.

รุ่งโรจน์ บุญมา และ นิเวศ จิระวิชิตชัย. (2562). การจำแนกประเภทผู้ป่วยโรคเบาหวานโดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลและการเลือกคุณลักษณะจากความสัมพันธ์ของข้อมูล. *วารสารวิชาการซายน์เทค, 3*(2), 11-19.

รัตนพร สายตรี, ปุญญพัฒน์ ไชยเมล์ และสมเกียรติยศ วรเดช. (2562). ความสามารถในการประกอบกิจวัตรประจำวันของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง. *วารสารวิชาการสาธารณสุขชุมชน, 5*(2), 1-13.

วัชรีวรรณ จิตต์สกุล และ สุนันฑา สดสี. (2560). การวิเคราะห์การจำแนกข้อความด้วยการเปรียบเทียบความเสถียรของอัลกอริทึม. *ศรีปทุมปริทัศน์ ฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีเหนือ, 9*, 19-31.

สมศักดิ์ ศรีสวการย์ และสมัย ศรีสวย. (2563). การวิเคราะห์เหมืองความคิดเห็นโดยใช้เทคนิคการสกัดคำ. *วารสารวิชาการการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีสารสนเทศ, 6*(2), 95-104.

สำนักงานพัฒนานโยบายสุขภาพระหว่างประเทศ. (2560). *รายงานภาระโรคและการบาดเจ็บของประชากรไทย พ.ศ. 2557*. สืบค้น 5 ตุลาคม 2564, สืบค้นจาก http://bodthai.net/download/รายงานภาระโรคและการบาด/

อนุพงศ์ สุขประเสริฐ. (2563). *คู่มือการทำเหมืองข้อมูลด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio*. พิมพ์ครั้งที่ 3. สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะการบัญชีและการจัดการ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม: มหาสารคาม.

Rahman, M. (2564). *Stroke Prediction Dataset*. [ออนไลน์] 2564. [สืบค้น วันที่ 25 กันยายน 2564]จาก https://www.kaggle.com/fedesoriano/stroke-prediction-dataset/version/1.