การวินิจฉัยแยกภาวะ septic shock ออกจาก septicaemia จากบันทึกเวชระเบียนโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์

โดย ผศ. นพ. ปิยพงษ์ คำริน, นพ. ณรงค์ศักดิ์ แตงอ่อน, และ น้องเพียว

# Objective

1. วินิจฉัยแยกภาวะ septic shock ออกจาก septicaemia โดยใช้ machine learning models
2. วิเคราะห์คำสำคัญในบันทึกเวชระเบียนที่ใช้แยกภาวะ septic shock ออกจาก septicaemia

# Abstract

Septic shock เป็นภาวะวิกฤต ที่ต้องวินิจฉัยแยกจาก septicaemia งานวิจัยนี้ ได้ใช้ ปัญญาประดิษฐ์ ในการช่วยวินิจฉัยแยกภาวะ shock โดยใช้ข้อมูลจากเวชระเบียนและ วิเคราะห์ปัจจัยที่ใช้ในการวินิจฉัยภาวะ shock ซึ่งปัญญาประดิษฐ์ สามารถสร้างโมเดลที่ใช้แยกผู้ป่วยที่มีภาวะ shock ออกจากผู้ป่วยที่มี septicaemia ได้ถูกต้องสูงสุดร้อยละ 82 และ แสดงเงื่อนไง และ แผนภูมิ จากปัจจัยทางการแพทย์ต่าง ๆ ที่ใช้สนับสนุนในการตัดสินใจ

# Introduction

Septic shock เป็นภาวะวิกฤต ที่ต้องอาศัยการวินิจฉัยอย่างรวดเร็วเพื่อการรักษาที่เหมาะสม ในปัจจุบัน การวินิจฉัย septic shock จากผู้ป่วยที่มีภาวะ septicaemia ใช้เกณฑ์การวินิจฉัย เช่น SOFA score, SIRS score ในการตัดสินใจ อย่างไรก็ตาม การใช้เกณฑ์การวินิจฉัยดังกล่าวเพียงอย่างเดียว อาจจะไม่ยืดหยุ่นพอในในการวินิจฉัยแยกโรคในระดับผู้ป่วยแต่ละราย เนื่องจากผู้ป่วยแต่ละคนมีปัจจัยพื้นฐาน ความเจ็บป่วย และความรุนแรงของโรคที่แตกต่างกัน

ในปัจจุบัน ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลในหลากหลายสาขาโดยเฉพาะการวินิจฉัยแยกโรคทางการแพทย์ ปัญญาประดิษฐ์ สามารถเรียนรู้ตรรกะที่ใช้ในการวินิจฉัยแยกโรคจากข้อมูลตัวอย่างที่ได้รับการวินิจฉัยแล้ว แล้วนำองค์ความรู้ดังกล่าว มาวินิจฉัยโรคในผู้ป่วยรายใหม่

ด้วยเทคโนโลยีดังกล่าว จึงเป็นที่มาในการวิจัยในการหาปัจจัย และ ความสัมพันธ์ของปัจจัยดังกล่าว ในการช่วยวินิจฉัยแยกภาวะ septic shock ออกจาก septicaemia ในระดับบุคคล

# Materials and Methods

โดยการวินิจฉัยแยกภาวะ septic shock ออกจาก septicaemia นั้นจะใช้ machine learning models ช่วยในการตัดสินใจ โดยทำการฝึก machine learning models ให้เรียนรู้จากข้อมูลผู้ป่วย ที่ได้ระบุ septic shock และ septicaemia เรียบร้อยแล้ว เพื่อสร้างองค์ความรู้ และ แนวทางการวินิจฉัยแยกโรคโดยอัตโนมัติ โดยขั้นตอนดังกล่าวแบ่งเป็น 4 ลำดับดังนี้

1. ดึงข้อมูลผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัย septic shock และ septicaemia จากบันทึกสรุปเวชระเบียน
2. คัดแยกคำสำคัญออกจากบันทึกสรุปเวชระเบียน
3. เลือกเฉพาะปัจจัยที่สำคัญที่ช่วยในการวินิจฉัยแยกโรค
4. ฝึก machine learning models ให้เรียนรู้แนวทางการวินิจฉัยแยกโรค

### ดึงข้อมูลผู้ป่วยที่ได้รับการวินิจฉัย septic shock และ septicaemia จากบันทึกสรุปเวชระเบียน

ตัวอย่างการทดลอง ได้จาก บันทึกสรุปเวชระเบียน (discharge summary) จำนวน 4,255 ตัวอย่าง จากฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ ของ โรงพยาบาลมหาราชนครเชียงใหม่ แบ่งเป็น ผู้ป่วยที่มีภาวะ septicaemia ร่วมกัน septic shock 1,960 คน และ ผู้ป่วยที่มีภาวะ septicaemia อย่างเดียว 2,295 คน ในปี 2560

*“Female 78 years old &lt;br/&gt;\*\*\* present with Shock from UTI &lt;br/&gt; 2 days leg edema receive diuretic and muscle relaxant &lt;br/&gt; 1 days feel epigastric discomfort while watching TV &lt;br/&gt; went to community hospital EKG : AF rate 46 /min repeat EKG : ST-T change treat with &lt;br/&gt; Enoxaparin 12 mg sc and ASA gr V Follow up EKG : new RBBb refer onLevophed + adrenaline&lt;br/&gt; Septic work up : leukocytosis UA 50-100…”*

ตัวอย่างบันทึกสรุปเวชระเบียน

### คัดแยกคำสำคัญออกจากบันทึกสรุปเวชระเบียน

1. Tokenization

เป็นการตัดคำจากประโยคโดยใช้ช่องว่างระหว่างคำ โดยแต่ละคำจะเรียกว่า feature ตัวอย่างเช่นในตัวอย่างบันทึกสรุปเวชระเบียนจะได้ชุดคำดังนี้

[Female, 78, years, old, &lt;br/&gt;\*\*\*,….]

1. Lower case

จากนั้นเปลี่ยนตัวอักษรทุกตัวเป็นตัวพิมพ์เล็ก

[female, 78, years, old, &lt;br/&gt;\*\*\*,….]

1. SOFA and SIRS criteria extraction

ใช้ regular expression ในการดึงข้อมูล blood pressure, respiratory rate, temperature, PaO2, platelet, white blood cell count, serum creatinine (ไม่แสดงรายละเอียดในที่นี้)

1. Remove stop words

ตัดคำเชื่อมในภาษาอังกฤษ ที่ไม่มีความสำคัญต่อการวินิจฉัยแยกโรคออก เช่น a, an, the, and, are, is เป็นต้น

1. Lemmatization and Stemming

Lemmatization คือการเปลี่ยนคำให้เป็นคำที่เป็นรากศัพท์ (สนใจ grammar) เช่น studies เป็น study

Stemming คือการตัด prefix หรือ suffix ของคำออก ให้เหลือแต่คำตั้งต้น (ไม่สนใจ grammar) เช่น studies เป็น studi

1. Remove non-relevant features

เรียงลำดับ feature จากค่า Pearson correlation ระหว่าง feature กับ septic shock และ septicaemia แล้วเลือก 100 feature แรก

จากนั้น พิจารณาเลือกบาง feature ที่ไม่มีความหมายทางคลินิก ใน 100 คำแรกออก (ตัวอย่าง feature ที่สำคัญในตารางที่ 1)

1. Target class

หมายถึง เป้าหมายของการใช้แยกกลุ่ม ในที่นี้มีสองแบบ คือ

1. septicaemia with shock หมายถึง มีคำว่า septicaemia และ shock ปรากฏใน 1 ใน 3 ของโรคที่วินิจฉัยในผู้ป่วยรายนั้น

2. septicaemia without shock หมายถึง มีคำว่า septicaemia แต่ไม่มี shock ปรากฏใน 1 ใน 3 ของโรคที่วินิจฉัยในผู้ป่วยรายนั้น

# Result

จำนวนผู้ป่วยที่ใช้ในการทดลอง

ภาพที่ 1: Feature (ข้อมูลที่ใช้ในการพิจารณาการวินิจฉัยแยกโรค)

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Features | No | Features | No | Features | No | Features | No | Features |
| 1 | shock | 21 | med | 41 | acidosis | 61 | ft3 | 81 | bma |
| 2 | na | 22 | lungs | 42 | echo | 62 | hemodynamic | 82 | cloxacillin |
| 3 | pale | 23 | ua | 43 | sec | 63 | hypovolemic | 83 | tracheostomy |
| 4 | heart | 24 | serum | 44 | lpm | 64 | chemo | 84 | fine |
| 5 | rr | 25 | aki | 45 | imp | 65 | iii | 85 | wbc= |
| 6 | pr | 26 | hydrocortisone | 46 | central | 66 | ft4 | 86 | gross |
| 7 | septic | 27 | iv | 47 | male | 67 | cardiogenic | 87 | cr\_value |
| 8 | bp | 28 | g/s | 48 | consult | 68 | set | 88 | cirrhosis |
| 9 | levophed | 29 | ward | 49 | cvp | 69 | atn | 89 | creatinine |
| 10 | soft | 30 | baseline | 50 | lavage | 70 | sub | 90 | anc |
| 11 | nss | 31 | jx | 51 | start | 71 | cpr | 91 | access |
| 12 | hco3 | 32 | sound | 52 | cast | 72 | muddy | 92 | h/d |
| 13 | murmur | 33 | drop | 53 | febrile | 73 | empirical | 93 | plt\_value |
| 14 | edema | 34 | line | 54 | meropenem | 74 | lft | 94 | wbc\_value |
| 15 | blood | 35 | bun/cr | 55 | crrt | 75 | advice | 95 | segment |
| 16 | load | 36 | sls2 | 56 | nephron | 76 | aml | 96 | pao2\_value |
| 17 | regular | 37 | u/d | 57 | metabolic | 77 | airway | 97 | ceftazidine |
| 18 | abd | 38 | rt | 58 | neutropenia | 78 | lt. | 98 | bp\_value |
| 19 | drip | 39 | stable | 59 | yr | 79 | subicu | 99 | temp\_value |
| 20 | er | 40 | sputum | 60 | secretion | 80 | ugih | 100 | rr\_value |

ตารางที่ 1: ปัจจัยที่สำคัญ 100 อันดับแรก ที่ช่วยวินิจฉัยแยกโรค

### ตัวอย่างของเคสที่ใช้ในการฝึก machine learning models

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | septic | bp | er | load | line | nss | levophed | …………………………… | Target class |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | …………………………………. | no\_shock |
| 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | …………………………………. | shock |
| 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | …………………………………. | no\_shock |
| 4 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | …………………………………. | no\_shock |

0 = ไม่มีคำนี้ปรากฏในสรุปเวชระเบียนในเคสนั้นม 0 = มีคำนี้ปรากฎในสรุปเวชระเบียนในเคสนั้น

### Prediction results of machine Learning models

|  |  |
| --- | --- |
| Machine learning models | Overall accuracy |
| ZeroR | 54% |
| Naïve Bayes | 79% |
| Logistic | 82% |
| JRip rules | 79% |
| J48 decision tree | 79% |

ในการทดลองนี้เราจะแสดงเฉพาะ Machine learning model ที่แสดงวิธีการตัดสินแยกโรค เพื่อให้ง่ายต่อการเข้าใจกระบวนการการตัดสินใจ และ แสดง เฉพาะ overall accuracy เพื่อแสดงประสิทธิภาพโดยภาพรวมในการวินิจฉัยแยกโรค

Overall accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)

## JRip rules

JRip rules จะสร้างกฎ เพื่อจะใช้ในการตัดสินใจ (คล้ายกับ guideline) โดยกฎที่ JRip สร้าง ออกมาดังนี้

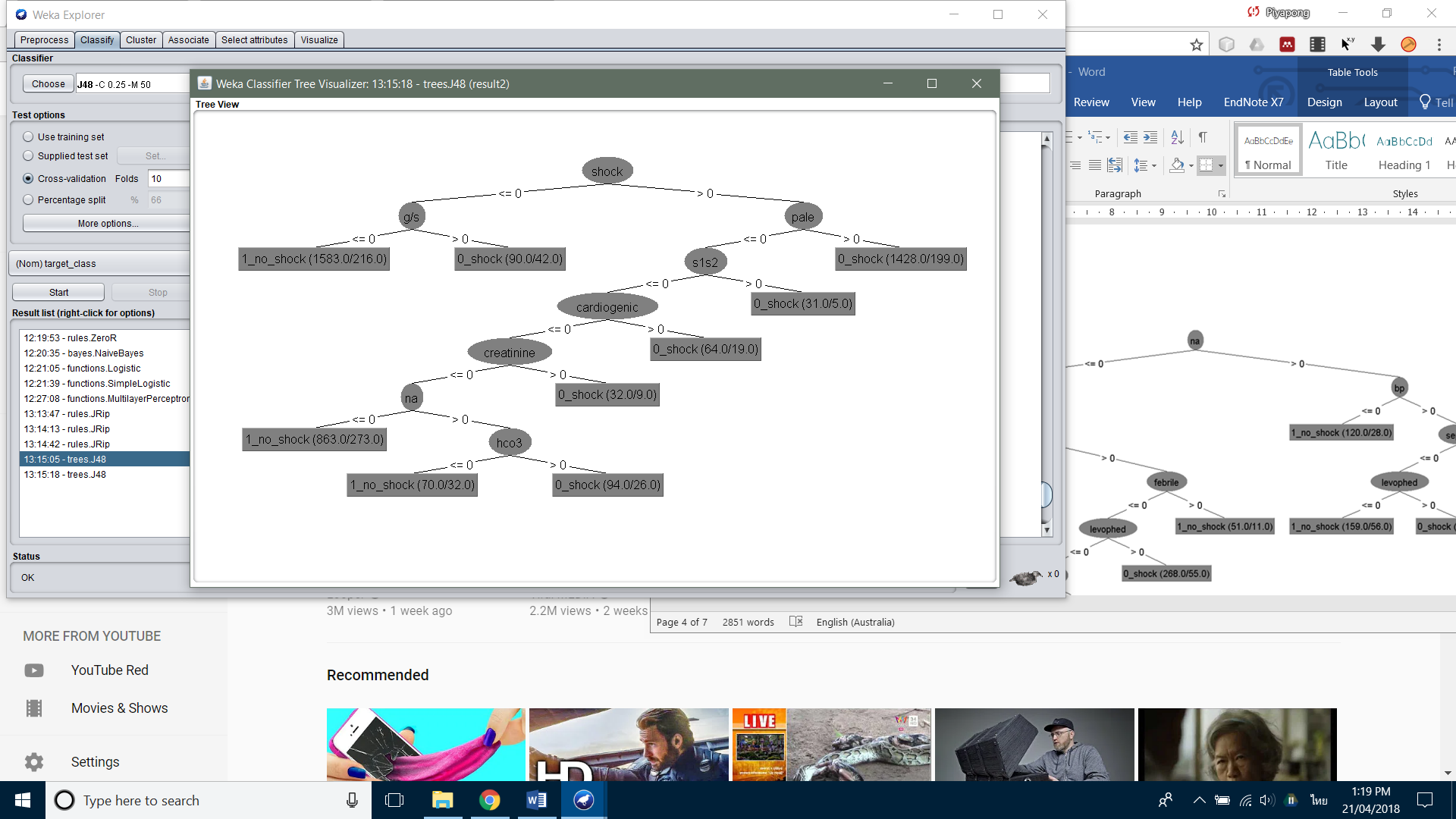
|  |
| --- |
| (na >= 1) and (levophed >= 1) => target\_class=shock (848.0/104.0)  (pale >= 1) and (septic >= 1) and (hco3 >= 1) and (plt\_value >= 10) and (ward >= 1) => target\_class=shock (43.0/0.0)  (shock >= 1) and (pale >= 1) => target\_class=0\_shock (1428.0/199.0)  (shock >= 1) and (heart >= 1) and (rr\_value >= 21) and (metabolic <= 0) => target\_class=0\_shock (38.0/2.0)  (shock >= 1) and (na >= 1) and (rr\_value >= 18) => target\_class=0\_shock (67.0/15.0)  (bp >= 1) and (med >= 1) and (nss >= 1) and (blood >= 1) and (subicu <= 0) => target\_class=0\_shock (42.0/4.0)  (shock >= 1) and (cr\_value >= 2) and (pr >= 1) => target\_class=0\_shock (23.0/5.0)  (shock >= 1) and (heart >= 1) and (abd >= 1) and (lpm <= 0) => target\_class=0\_shock (26.0/5.0)  (shock >= 1) and (u/d >= 1) and (nss >= 1) and (line <= 0) => target\_class=0\_shock (53.0/19.0)  (bp >= 1) and (na >= 1) and (med >= 1) and (heart >= 1) and (iii <= 0) => target\_class=0\_shock (51.0/9.0)  (shock >= 1) and (cardiogenic >= 1) => target\_class=0\_shock (49.0/18.0)  (bp >= 1) and (heart >= 1) and (male >= 1) and (yr >= 1) and (abd >= 1) => target\_class=0\_shock (24.0/5.0)  => target\_class=1\_no\_shock (2454.0/440.0) |

ตัวอย่างการแปลผล

shock (848.0/104.0) หมายถึง บันทึกของเคสที่ไม่ปรากฏคำว่า “na” และ “levophed” ถูกวินิจฉัยว่าเป็น septicaemia with shock ทั้งสิ้น 952 เคส (ถูกต้อง 848 เคส ไม่ถูกต้อง 104 เคส)

## J48 decision tree

J48 decision tree สร้างแผนผังต้นไม้ ในการวินิจฉัยแยกโรค



ตัวอย่างการแปลผล

1\_no\_shock(1583.0ฝ261.0) หมายถึง บันทึกของเคสที่ไม่ปรากฏคำว่า “g/s” และ “shock” ถูกวินิจฉัยว่าเป็น septicaemia without shock ทั้งสิ้น 1,799 เคส (ถูกต้อง 1,583 เคส ไม่ถูกต้อง 216 เคส)

## logistic

ใช้ logistic regression เพื่อทำนาย septic shock ซึ่งจะให้ค่า Coefficients และ Odd ratios จากการวิเคราะห์ดังนี้

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Features | Coefficients | Odd ratios | Features | Coefficients | Odd ratios | Features | Coefficients | Odd ratios | Features | Coefficients | Odd ratios | Features | Coefficients | Odd ratios |
| abd | 0.44 | 1.56 | cloxacillin | -1.12 | 0.33 | heart | 0.57 | 1.78 | murmur | 0.41 | 1.51 | sputum | -0.14 | 0.87 |
| access | -0.49 | 0.61 | consult | -0.30 | 0.74 | hemodynamic | -0.02 | 0.98 | na | 0.66 | 1.93 | stable | 0.10 | 1.10 |
| acidosis | 0.01 | 1.01 | cpr | 0.13 | 1.14 | hydrocortisone | 0.66 | 1.94 | nephro | 0.08 | 1.08 | start | -0.15 | 0.86 |
| advice | 0.08 | 1.08 | creatinine | 0.28 | 1.32 | hypovolemic | 0.20 | 1.22 | neutropenia | -0.50 | 0.60 | sub | 0.30 | 1.35 |
| airway | 0.58 | 1.79 | crrt | 0.39 | 1.48 | iii | -0.19 | 0.82 | nss | 0.53 | 1.70 | subicu | -0.69 | 0.50 |
| aki | 0.24 | 1.27 | cvp | -0.41 | 0.67 | imp | 0.07 | 1.08 | pale | 0.72 | 2.05 | tft | -0.26 | 0.77 |
| aml | 0.39 | 1.47 | drip | 0.13 | 1.14 | iv | -0.08 | 0.92 | pr | 0.22 | 1.25 | tracheostomy | -0.24 | 0.78 |
| anc | 0.10 | 1.10 | drop | 0.01 | 1.01 | jx | -0.23 | 0.80 | regular | -0.13 | 0.88 | u/d | 0.34 | 1.41 |
| atn | -0.26 | 0.77 | echo | 0.35 | 1.42 | lavage | 0.43 | 1.53 | rr | 0.29 | 1.33 | ua | -0.20 | 0.82 |
| baseline | 0.15 | 1.16 | edema | 0.03 | 1.04 | levophed | 0.39 | 1.47 | rt | 0.28 | 1.33 | ugih | -0.48 | 0.62 |
| blood | 0.53 | 1.70 | empirical | -0.05 | 0.95 | line | 0.16 | 1.17 | s1s2 | 0.05 | 1.06 | ward | 0.04 | 1.04 |
| bma | -0.23 | 0.80 | er | 0.20 | 1.22 | load | -0.09 | 0.91 | sec | 0.15 | 1.16 | wbc= | -2.36 | 0.09 |
| bp | 0.10 | 1.11 | febrile | -0.23 | 0.79 | lpm | 0.04 | 1.05 | secretion | 0.28 | 1.33 | yr | 0.28 | 1.32 |
| bun/cr | -0.24 | 0.78 | fine | -0.33 | 0.72 | lt. | 0.20 | 1.22 | segment | 0.03 | 1.03 | bp\_value | 0.00 | 1.00 |
| cardiogenic | 0.93 | 2.54 | ft3 | 2.00 | 7.41 | lungs | -0.23 | 0.79 | septic | 0.54 | 1.72 | rr\_value | 0.00 | 1.00 |
| cast | -0.19 | 0.82 | ft4 | -0.92 | 0.40 | male | 0.43 | 1.53 | serum | 0.16 | 1.17 | temp\_value | 0.00 | 1.00 |
| ceftazidime | -0.27 | 0.76 | g/s | 0.61 | 1.84 | med | 0.45 | 1.57 | set | -0.15 | 0.86 | pao2\_value | 0.00 | 1.00 |
| central | -0.37 | 0.69 | gross | 0.18 | 1.19 | meropenem | -0.16 | 0.85 | shock | 1.39 | 4.02 | plt\_value | 0.00 | 1.00 |
| chemo | -0.60 | 0.55 | h/d | -0.37 | 0.69 | metabolic | -0.30 | 0.74 | soft | -0.16 | 0.86 | wbc\_value | 0.00 | 1.00 |
| cirrhosis | 0.04 | 1.05 | hco3 | 0.36 | 1.44 | muddy | -0.05 | 0.95 | sound | -0.07 | 0.94 | cr\_value | 0.00 | 1.00 |

จากกฎการตัดสินใจที่ได้จาก machine learning models ทั้งสามโมเดล สามารถสรุปได้ว่า เมื่อมีคำสำคัญใดปรากฏในบันทึกสรุปเวชระเบียนแล้ว ผู้ป่วยรายนั้นจะมีแนวโน้มที่จะเป็น หรือไม่เป็น septic shock ในอัตราความถูกต้องประมาณ ร้อยละ 80 (ดีขึ้น เทียบกับการวินิจฉัยแบบสุ่ม ที่ร้อยละ 54)

# Discussion

คำที่มีความสำคัญที่สุดในการแยกผู้ป่วยที่มาภาวะ shock ออกจากผุ้ป่วยที่มีภาวะ septicaemia อย่างเดียว คือ shock ซึ่งมีความสัมพันธ์กันโดยตรง อย่างไรก็ตาม แม้จะไม่พิจารณา shock ในการวินิฉัยแยกโรค ความแม่นยำในการแยกกลุ่มไม่ได้ลดลงมากแต่อย่างใด (ลดลง 1%)

เกณฑ์การวินิจฉัย เช่น SOFA score, SIRS score (feature ที่ลงท้ายด้วย \_value) มีบทบาทในการแยกกลุ่มน้อยกว่าที่ควรจะเป็น เนื่องจากมีข้อมูลไม่เพียงพอ

ผลการศึกษาพบว่า การใช้ Machine learning models มีความสามารถใช้การวินิจฉัยแยกภาวะ septic shock และ septicaemia ได้ โดยมีความแม่นยำ ถึงร้อยละ 80 ผลการศึกษานี้มีความสอดคล้องกับผลการศึกษาที่เกี่ยวข้อง 2 เรื่องคือ High-performance detection and early prediction of septic shock for alcohol-use disorder patients ของ Jacob Calvert และคณะ โดยพัฒนา Machine learning models ที่มีชื่อว่า InSight วินิจฉัยและคาดการณ์ภาวะ septic shock ซึ่งมีความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 90 และผลการศึกษา Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial ของ David W Shimabukuro และคณะ ที่ใช้ Machine learning models ที่มีชื่อว่า MLA วินิจฉัยภาวะ sepsis โดยมีความแม่นยำสูงถึงร้อยละ 88 โดยทั้งสองการศึกษานี้พบว่า Machine learning มีความแม่นยำในการวินิจฉัยภาวะ Sepsis และ Septic shock สูงกว่าระบบคะแนนช่วยในการวินิจฉัยภาวะดังกล่าวที่นิยมใช้ในปัจจุบัน ได้แก่   
Modified Early Warning Score (MEWS), the Simplified Acute Physiology Score (SAPS II), Systemic Inflammatory Response Syndrome (SIRS) และ Sequential Organ Failure Assessment (SOFA)

Machine learning models ทั้ง 3 แบบ สามารถวิเคราะห์นำ Features ออกมาจากเวชระเบียนของผู้ป่วย โดยได้ Features ที่ตรงกับเกณฑ์การวินิจฉัยโดยใช้ระบบคะแนนที่ใช้ในปัจจุบันดังกล่าว ได้แก่ RR > 20 และ Cr => 2 ซึ่งพบใน MEWS, SOFA และ SIRS นอกจากนี้ยังมี Features ที่อาจสัมพันธ์กับเกณฑ์การวินิจฉัยโดยใช้ระบบคะแนน เช่น BP, Drop , Platelets , HCO3 , Lactate ,WBC , Hemodynamic , Hypovolemia , PaO2 , Creatinine (Cr), High RR และ Low Temp เป็นต้น อย่างไรก็ตามเนื่องจาก Machine learning models วิเคราะห์ features จากสรุปเวชระเบียนหลังจากการจำหน่ายผู้ป่วย ซึ่งประกอบไปด้วยส่วนการตรวจร่างกาย การส่งตรวจทางห้องปฏิบัติการ การวินิจฉัย และการรักษา ดังนั้นจึงมี Features ที่ Machine learning models ใช้ในการวิเคราะห์ มาจากส่วนการวินิจฉัย และการรักษาด้วย เช่น Septic , Levophed , Ward , Med , Meropenem , Nss , Hydrocortisone , Line , CPR และ Sub เป็นต้น ซึ่งอาจจะผิดจากจุดประสงค์ของการศึกษาที่ต้องการให้ Machine learning models วินิจฉัยแยกภาวะดังกล่าวก่อนวินิจฉัยและการรักษาโดยแพทย์

ยังพบ Features ที่สัมพันธ์กับทางคลินิก แต่ไม่มีความสำคัญต่อการวินิจฉัยแยกภาวะ เช่น Features คำย่อที่แสดงถึงการตรวจร่างกาย abd, pr , heart , s1s2 , airway, edema และ Features คำย่อที่แสดงถึงผลทางห้องปฏิบัติการ aki , anc , baseline , ft3 , serum sodium เป็นต้น

ถึงแม้ว่าจะมีกระบวนการ Remove non-relevant features ตัด features ที่ไม่เกี่ยวข้องกับทางคลินิกแล้ว แต่ก็ยังพบ Features ที่ไม่มีสัมพันธ์กับทางคลินิก และเกณฑ์การวินิจฉัยเลย เช่น Male , Lt. , Rt. , Gross , IMP และ advice

ผลการศึกษายังพบว่า Machine learning model ชนิด JRIP RULES ซึ่งมี Features ที่ตรงกับเกณฑ์การวินิจฉัยในปัจจุบันมากที่สุด คือ Cr=>2 และ RR > 20 ใช้วิธีการสร้าง Model แบบ Criteria ซึ่งเป็น Model ที่มักจะใช้ในการวินิจฉัยในปัจจุบัน และ Machine learning model ชนิด J48 DECISION TREE ซึ่งมี ความแม่นยำของ Features ที่สัมพันธ์กับเกณฑ์การวินิจฉัยและกระบวนการรักษาในปัจจุบันมากที่สุด คือ bp, septic, levophed, cardiogenic และ creatinine ใช้วิธีการสร้าง Model แบบ Tree decision โดยเป็น models ที่ใช้ Algorithm เหมือนกับ Machine learning ชื่อ InSight และ MLA ของการศึกษาที่ได้กล่าวข้างต้น

จากการอภิปรายข้างต้นจะเห็นว่า Machine Learning Models ทั้งสามแบบสร้างผลลัพธ์ที่สามารถแยกภาวะ Septicaemia และ Septic shock ได้อย่างน่าพอใจ แต่หากพิจารณาถึงกระบวน ที่ Machine learning ใช้นั้น พบว่ามีความสัมพันธ์ทางคลินิกและเกณฑ์การวินิจฉัยเพียงส่วนน้อยเท่านั้น ซึ่งหากต้องการพัฒนาให้ Machine learning ช่วยแพทย์ในการตัดสินใจวินิจฉัยแยกภาวะดังกล่าว ได้ดี อาจจะต้องเพิ่มการศึกษาและพัฒนาต่อในข้อดังต่อไปนี้

ควรนำค่าของ Features ให้ Machine learning ได้นำมาวิเคราะห์ ซึ่งการศึกษานี้พบว่า Machine learning ไม่สามารถวิเคราะห์ค่าของ Features ได้ดีนัก เช่น WBC=3

ควรตัดส่วนของการวินิจฉัยและการรักษาออกจากข้อมูลที่ให้แก่ Machine learning เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ได้แค่ การตรวจร่างกาย และผลทางห้องปฏิบัติการณ์เท่านั้น ซึ่งเป็นสถานการณ์จริงในที่ใช้การตัดสินใจวินิจฉัยผู้ป่วย

ควรเพิ่มความสามารถในการตัด Features ที่ไม่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัย และทางคลินิกที่ไม่มีความสำคัญ เช่น Features แสดงการตรวจร่างกายและผลห้องปฏิบัติการที่ไม่มีค่ามาด้วย

โดยทางทีมงานคาดว่า หากมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง จะทำให้เราสามารถสร้าง Machine learning ที่ติดตามประมวลผลได้อย่างทันที (real-time monitoring) เหมือน MLA และสามารถคาดการณ์การวินิจฉัยภาวะแทรกซ้อนได้ล่วงหน้าอย่างแม่นยำเหมือน InSight ของต่างประเทศ โดยใช้ข้อมูลที่ของผู้ป่วยของเราเอง ทำให้มีความจำเพาะต่อกลุ่มประชากรเดียวกันมากกว่า อันจะช่วยแพทย์ในตัดสินใจอย่างทันท่วงทีและวางแผนการรักษาที่เหมาะสมให้กับผู้ป่วยของเราต่อไป

# Conclusion

ปัญญาประดิษฐ์ สามารถสร้างโมเดลที่ใช้แยกผู้ป่วยที่มีภาวะ shock ออกจากผู้ป่วยที่มี septicaemia ได้ถูกต้องสูงสุดร้อยละ 82 ซึ่งสามารถนำไปต่อยอดเพื่อใช้ในการใช้งานทางคลินิกได้หลายแบบ เช่น ระบบที่ช่วยแพทย์คัดกรองผู้ป่วยที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดภาวะ shock หรือ ช่วยแพทย์ในการวินิจฉัยแยกโรคอื่น ๆ เป็นต้น