

NURSING NEXT >>>

Enhancing Patient Care in the Age of AI

Assit.Prof.Pichaya Thongpo
Ramathibodi School of Nursing
Faculty of Medicine Ramatibodi Hospital
Mahidol University



SCOPE OF CONTENT

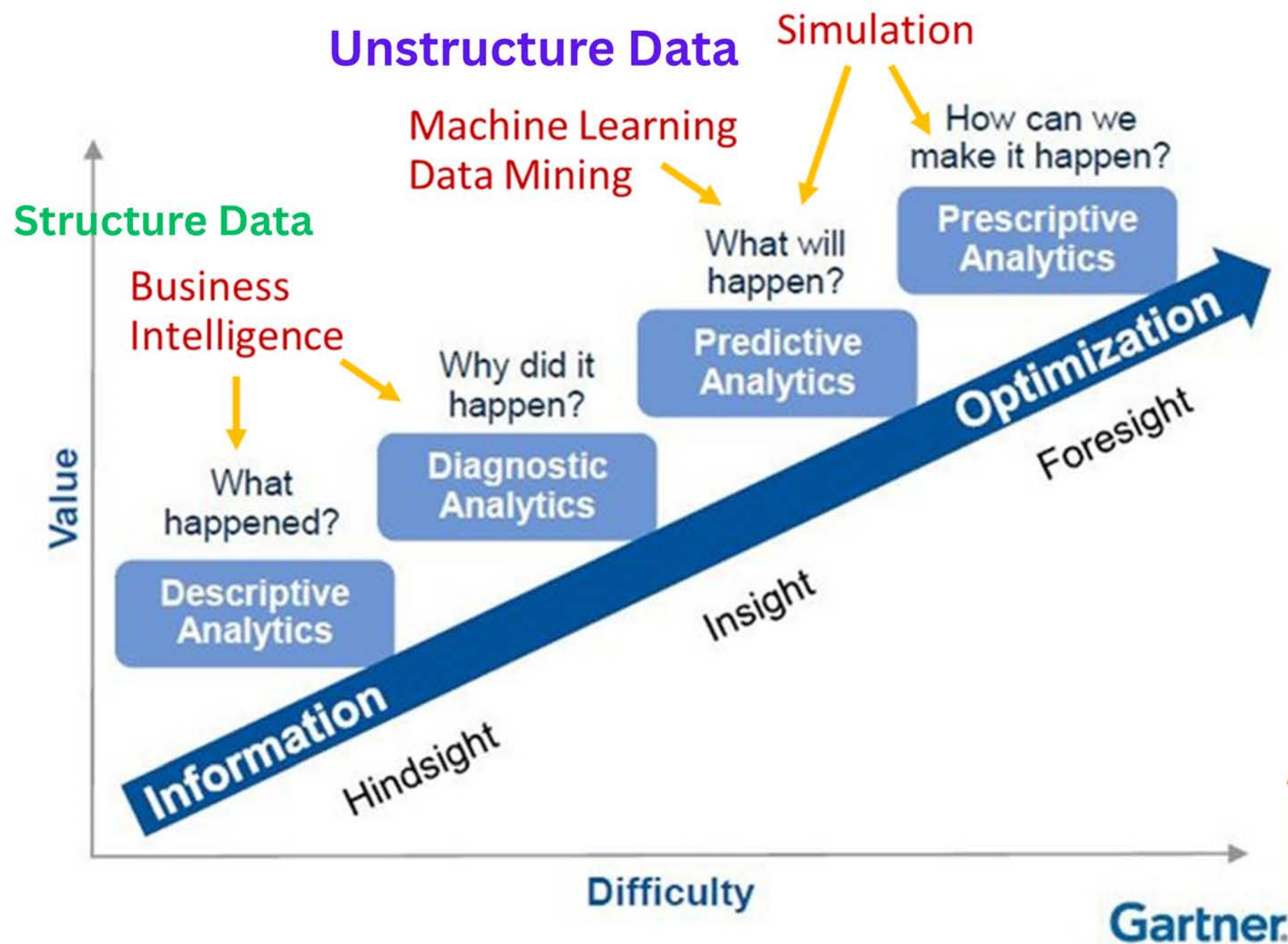
01 THE AI REVOLUTION IN NURSING CARE

02 CURRENT APPLICATIONS OF AI IN NURSING PRACTICE

03 CHALLENGES AND ETHICAL CONSIDERATIONS

04 THE FUTURE NURSE: AI LITERACY REQUIREMENTS



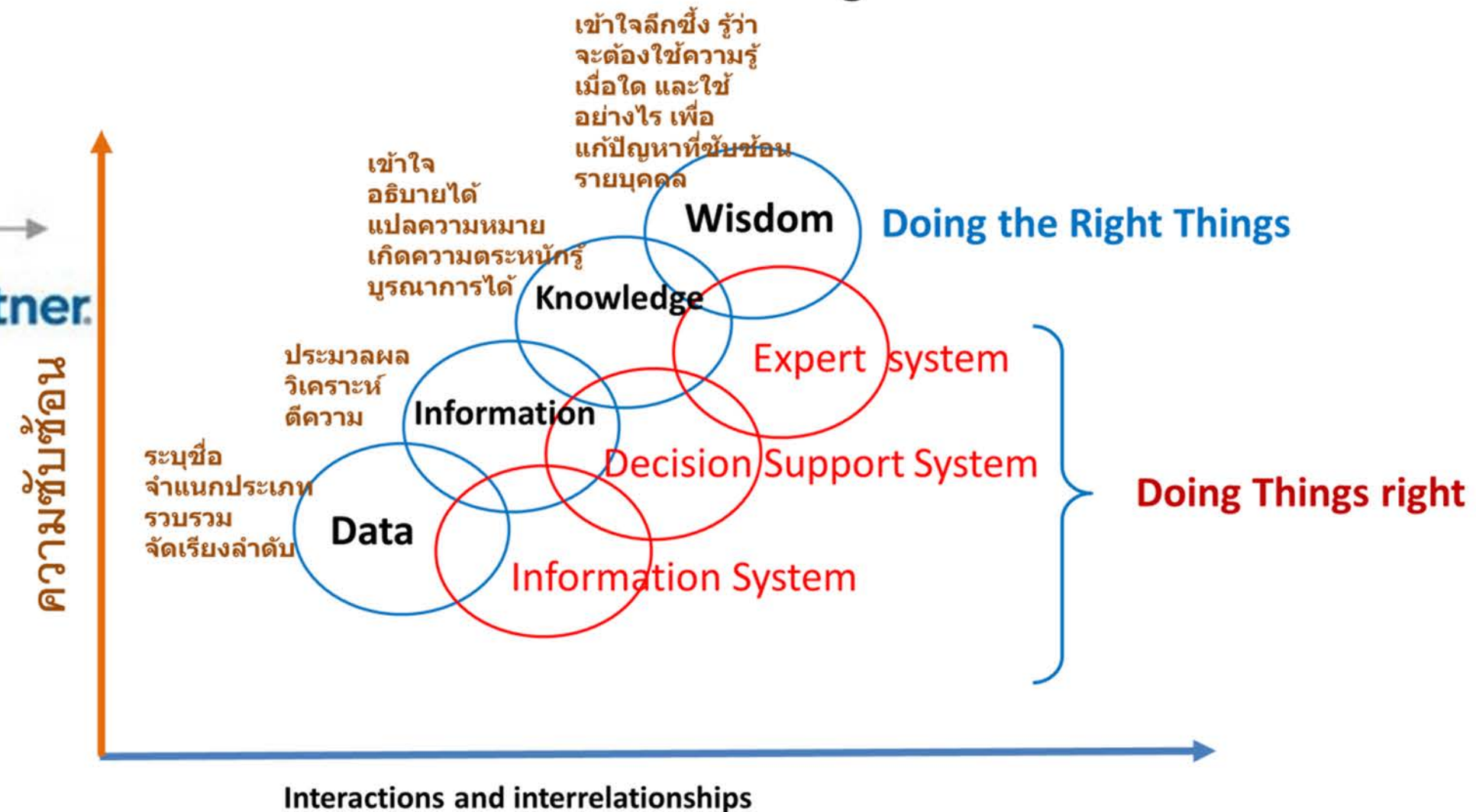


<https://www.wealthengine.com/resources/blogs/business-intelligence-vs-predictive-analytics-vs-prescriptive-analytics>

Nursing Informatics



Data – Information – Knowledge - Wisdom



Descriptive analytics

- เป็นการวิเคราะห์เพื่ออธิบายลักษณะพื้นฐานของข้อมูลที่เก็บรวบรวมมา โดยมุ่งเน้นการสรุปและนำเสนอข้อมูลในรูปแบบที่เข้าใจง่าย
 - โดยทั่วไป เราบรรยายลักษณะของข้อมูลโดยการพิจารณา **shape, central tendency** และ **variation/dispersion**
 - **Shape: Histogram**
 - **Central tendency: Mean, Median, Mode**
 - **Variation/Dispersion: Range, Standard Deviation, Variance, Coefficient of Variation**

ค่าสถิติที่ใช้

Diagnostic analytics

- เป็นการวิเคราะห์เพื่อหาสาเหตุหรือปัจจัยที่อยู่เบื้องหลังปรากฏการณ์หรือแนวโน้มที่พบในข้อมูลเชิงพรรณนา โดยมุ่งเน้นการเปรียบเทียบ, การหาความสัมพันธ์, และการระบุปัจจัยที่มีอิทธิพล

ตัวอย่างการวิเคราะห์

- เปรียบเทียบระดับความพึงพอใจของผู้ป่วยที่ได้รับการดูแลจากพยาบาลที่มีประสบการณ์แตกต่างกัน
- วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างระยะเวลารอคอยในการรับยากับความพึงพอใจของผู้ป่วย
- ระบุปัจจัยที่อาจส่งผลกระทบต่อระยะเวลารอคอยในการรับยา เช่น จำนวนเภสัชกร, ระบบการจ่ายยา

—สถิติเชิงเปรียบเทียบ (Comparative Statistics):

- **T-test:** เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของสองกลุ่ม
- **ANOVA (Analysis of Variance):** เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของสามกลุ่มขึ้นไป
- **Chi-square test:** ทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเชิงคุณภาพสองตัว

—สถิติสหสัมพันธ์ (Correlation Statistics):

- **Pearson correlation coefficient:** วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรเชิงปริมาณสองตัว
- **Spearman's rank correlation coefficient:** วัดความสัมพันธ์เชิงอันดับระหว่างตัวแปรสองตัว
- การวิเคราะห์การถดถอย (**Regression Analysis**) เบื้องต้น: อาจใช้เพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและระบุตัวแปรที่อาจมีอิทธิพลต่อผลลัพธ์

Predictive analytics

–เป็นการวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลในอดีตและเทคนิคทางสถิติหรือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อคาดการณ์แนวโน้มหรือเหตุการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต

–การวิเคราะห์การถดถอย (**Regression Analysis**):

- **Linear Regression**: ทำนายตัวแปรเชิงปริมาณตามตัวแปรอื่น ๆ
- **Logistic Regression**: ทำนายความน่าจะเป็นของผลลัพธ์เชิงคุณภาพ (เช่น เกิด/ไม่เกิด)
- **Time Series Analysis**: วิเคราะห์ข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาเพื่อคาดการณ์แนวโน้มในอนาคต (เช่น **ARIMA**, **Exponential Smoothing**)

–**Machine Learning Algorithms**:

- **Decision Trees และ Random Forests**: ใช้สร้างแบบจำลองการทำนายตามกฎเกณฑ์
- **Support Vector Machines (SVM)**: ใช้สำหรับการจำแนกและการถดถอย
- **Neural Networks**: แบบจำลองที่ซับซ้อนสำหรับการเรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมากและทำนายผลลัพธ์ที่ซับซ้อน

–**Evaluation Metrics** สำหรับโมเดลการทำนาย:

- **Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE)**: วัดความแม่นยำของการทำนายตัวแปรเชิงปริมาณ
- **Accuracy, Precision, Recall, F1-score, AUC**: วัดประสิทธิภาพของการจำแนกตัวแปรเชิงคุณภาพ

Prescriptive analytics

–เป็นการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนที่สุด โดยต่อยอดจากการวิเคราะห์เชิงทำนาย เพื่อแนะนำแนวทางปฏิบัติ หรือการตัดสินใจที่ดีที่สุดในการแก้ไขปัญหหรือบรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้ มักใช้เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพ (Optimization) และการจำลองสถานการณ์ (Simulation)

ตัวอย่างการวิเคราะห์

- วิเคราะห์เพื่อหาแนวทางการจัดสรรตารางเวรของพยาบาลอย่างไรให้มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยคำนึงถึงจำนวนผู้ป่วย, ความเชี่ยวชาญของพยาบาล, และค่าใช้จ่าย
- จำลองสถานการณ์การใช้ยาปฏิชีวนะต่างๆ ในการรักษาโรคติดเชื้อ เพื่อหาแนวทางการรักษาที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดและมีผลข้างเคียงน้อยที่สุด

Tools for Forecast Analysis



- Moving Average
- Random Walk Model
- Linear Trend Model
- AR Model
- Model with predictor

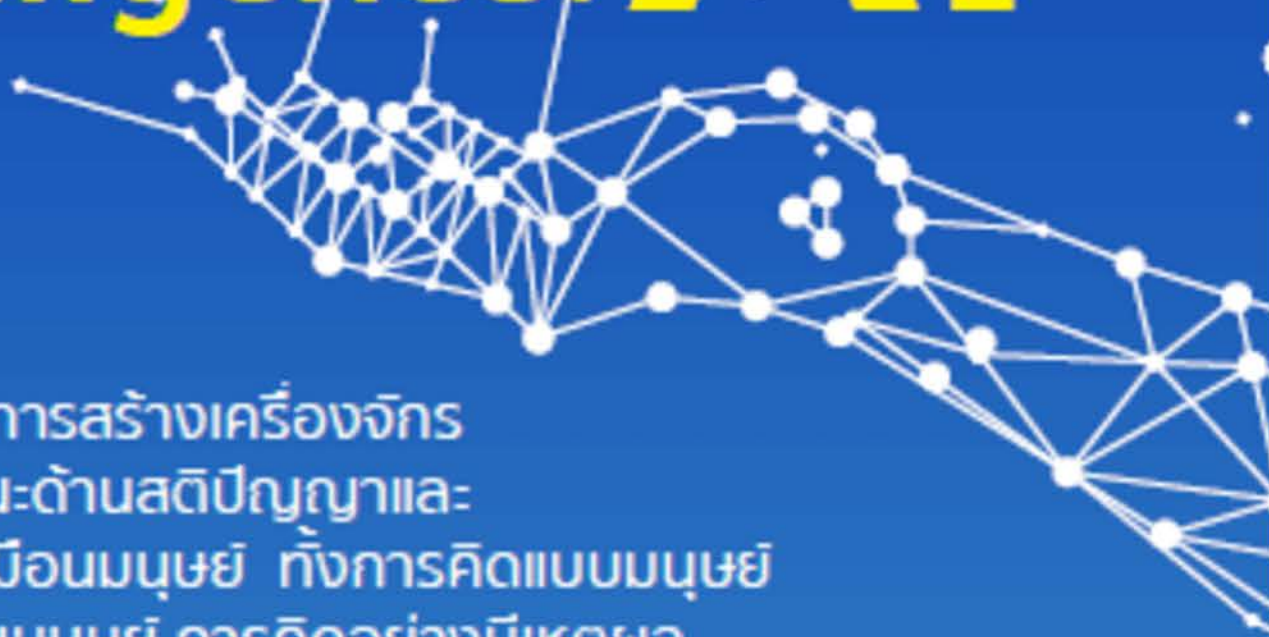


SMART CITY THAILAND



Digital Transformation in Healthcare

Artificial Intelligence: AI



คือ เทคโนโลยีการสร้างเครื่องจักร
ให้มีคุณลักษณะด้านสติปัญญาและ
ความฉลาดเหมือนมนุษย์ ทั้งการคิดแบบมนุษย์
การกระทำแบบมนุษย์ การคิดอย่างมีเหตุผล
และการกระทำอย่างมีเหตุผล

AI

ปัญญาประดิษฐ์



ทำให้เครื่องจักร "ฉลาด" แบบคน

DL

การเรียนรู้เชิงลึก



เครื่องจักร "เลียนแบบสมองคน"

ML

การเรียนรู้ของเครื่อง



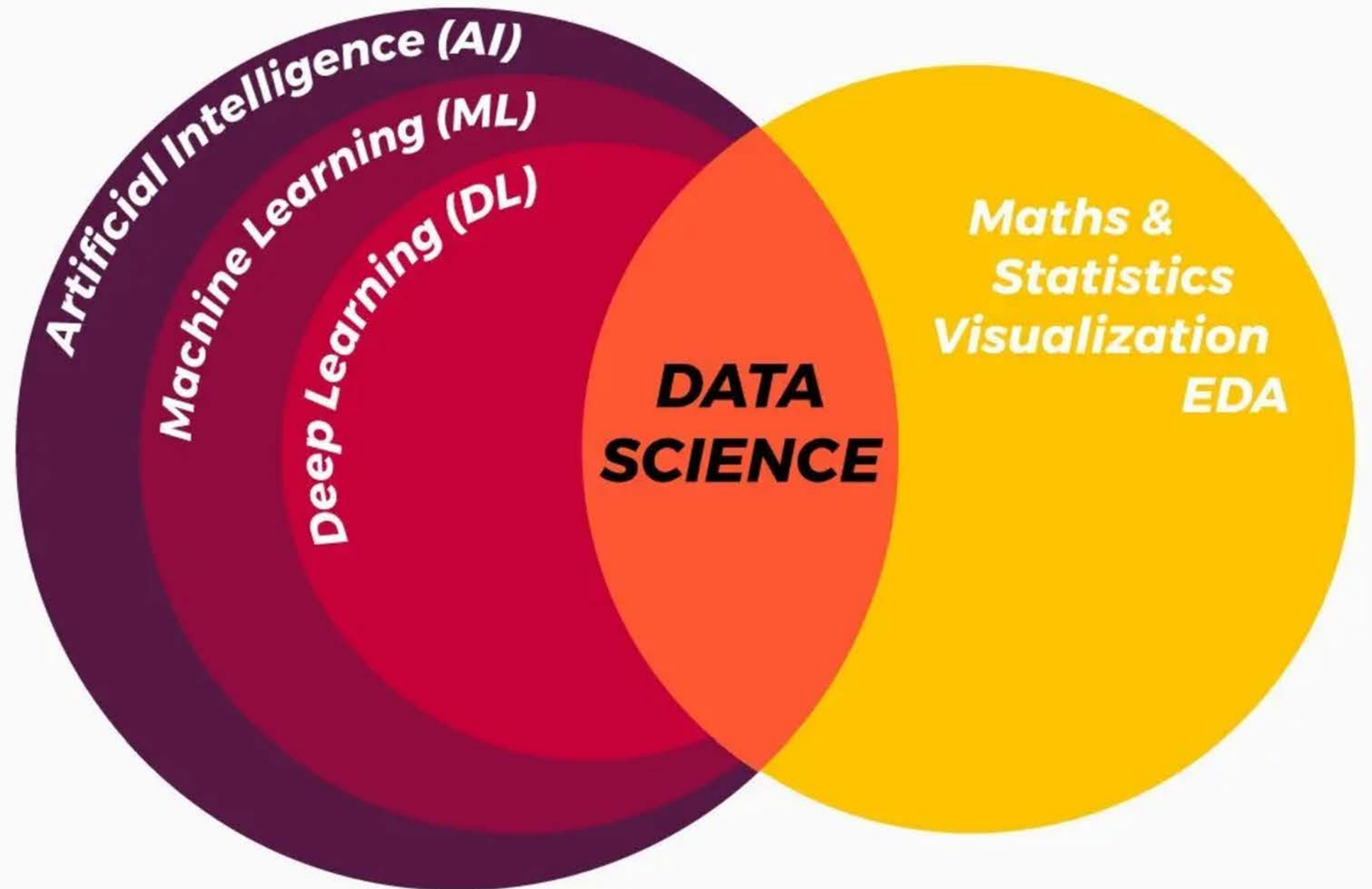
เครื่องจักร "เรียนรู้จากข้อมูล"

GEN AI

ปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างสรรค์



สร้างผลงานใหม่ๆ



Artificial Intelligence

Umbrella term but also used in basic AI applications such as

- robot programming
- search algorithms
- Boolean logic
- other applications.

Deep Learning

ML subset.

- Image recognition
- Speech to text
- Identify molecular structure in drug research

AI

ML

DL

LLMs

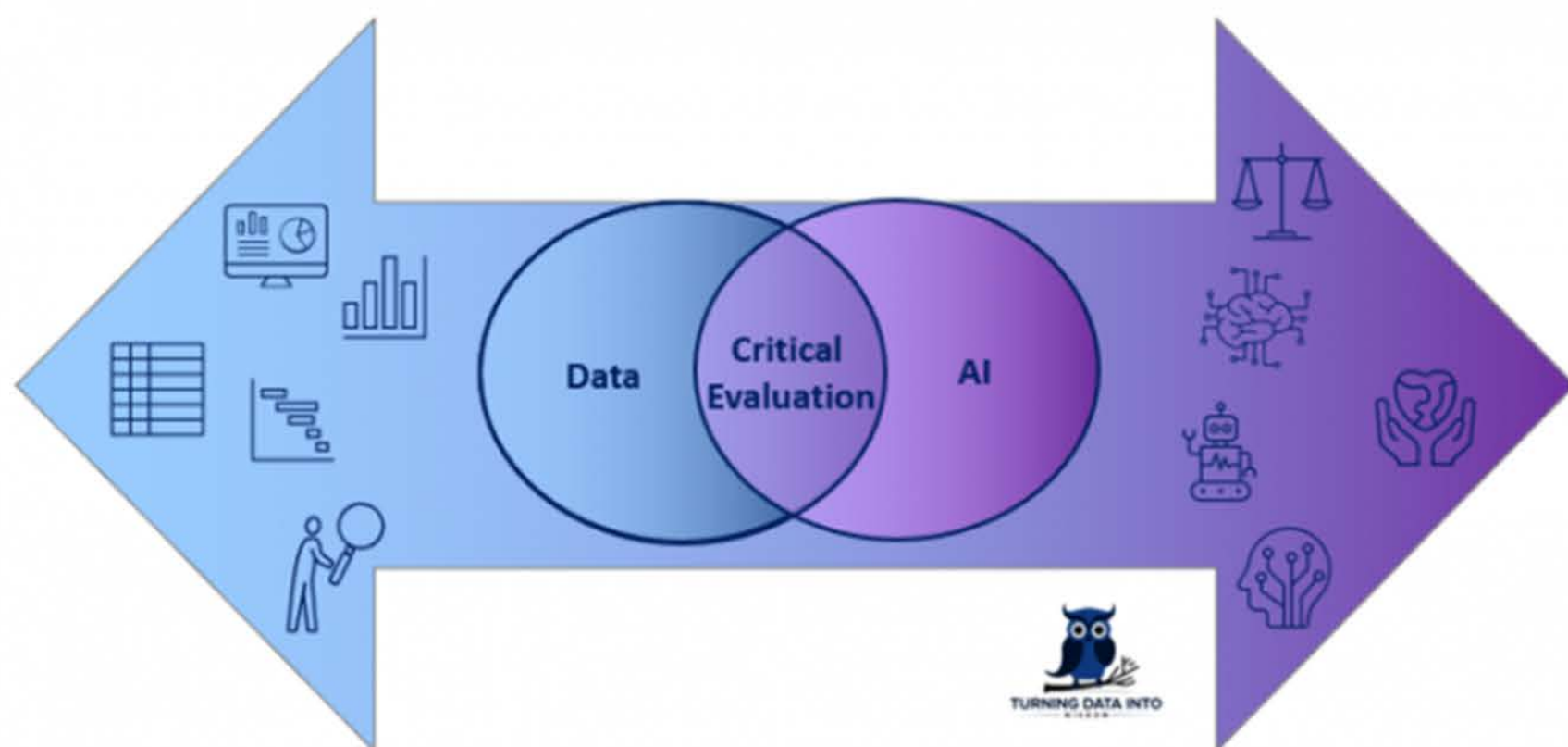
Machine Learning

AI subset.

- Anomaly detection as in fraud prevention.
- Predictive analytics as in forecasting

Large Language Models

- Chat GPT, BERT, T5
- Trained on enormous datasets

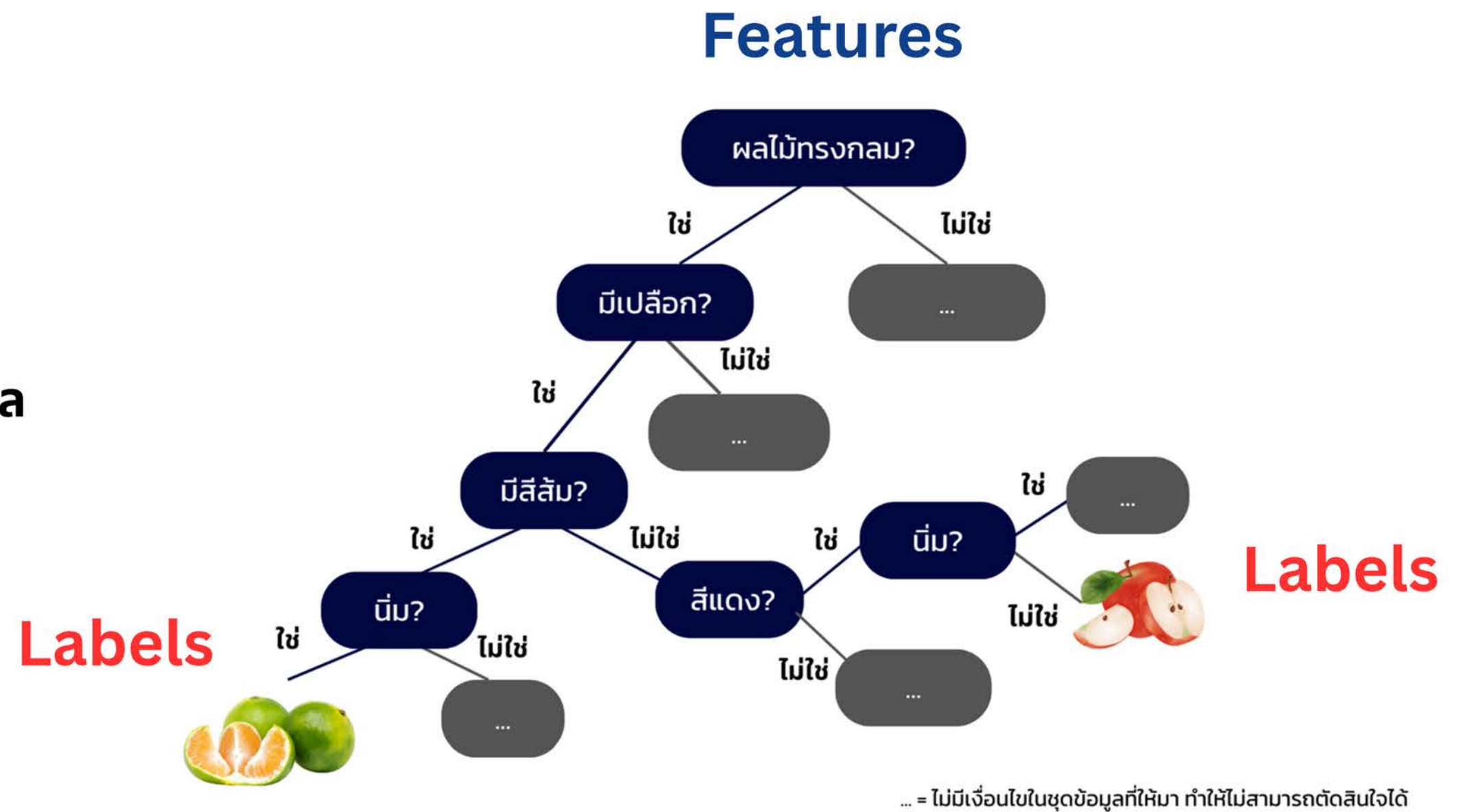
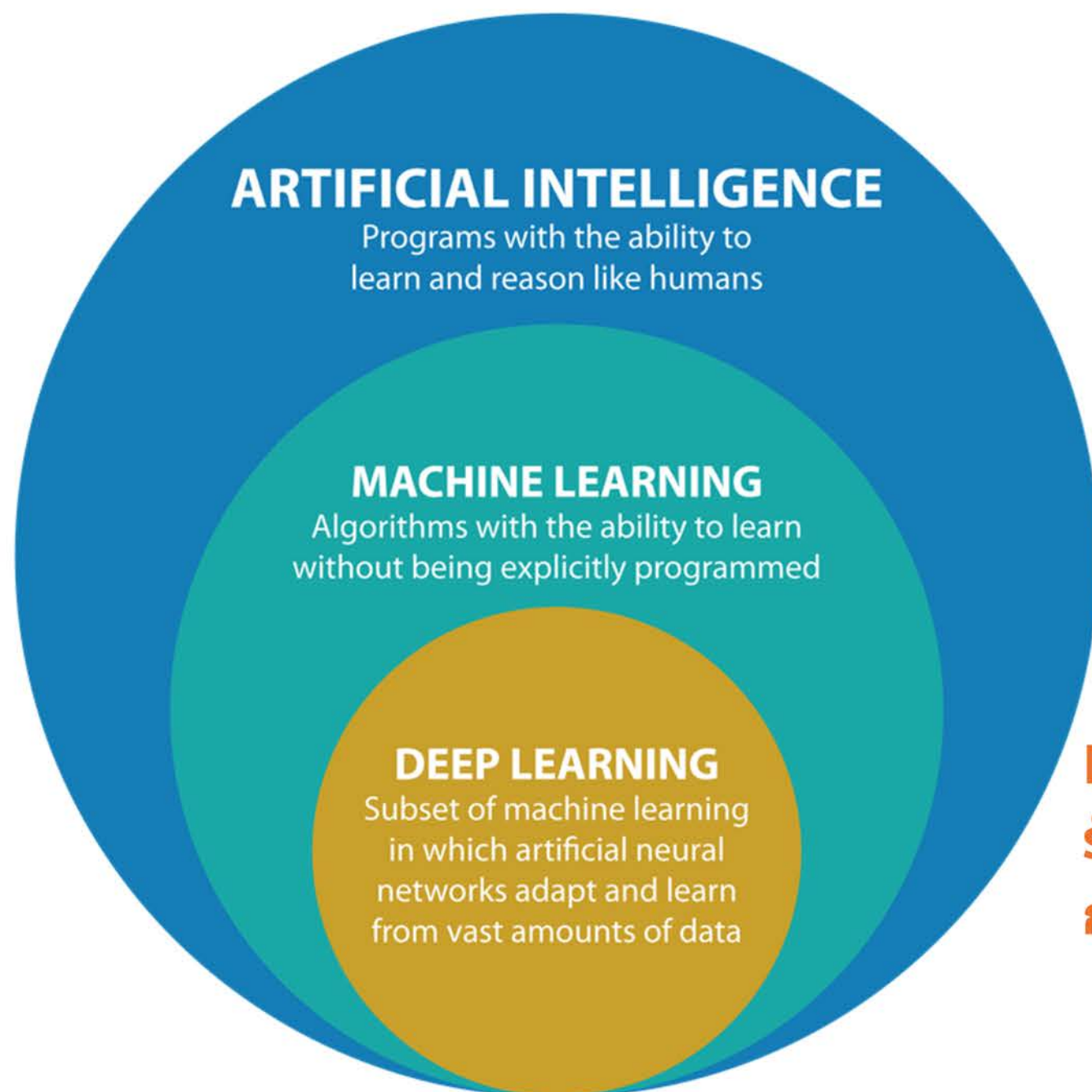


หลักการทำงานของ AI

รับข้อมูล วิเคราะห์ข้อมูล และประมวลผล ผ่านการใช้คำพูด ข้อความ หรือการกระทำต่างๆ เพื่อให้ได้ผลตอบกลับมาให้เกิดประโยชน์ ตรงกับจุดประสงค์ของผู้ใช้งาน สามารถใช้คาดการณ์สถานการณ์ที่จะเกิดขึ้นต่อไปในอนาคตได้ การทำงานของระบบ จะถูกเขียนโปรแกรมขึ้นมา โดย เน้นไปที่ทักษะการรับรู้ต่างๆ ดังนี้

1. การเรียนรู้ (Learning) โดยจะเน้นไปที่การรับข้อมูล และสร้างกฎสำหรับการเปลี่ยนเป็นข้อมูลที่น่าไปใช้ได้จริง ซึ่งกฎนั้นเรียกว่า อัลกอริทึม (Algorithms) คือ กระบวนการแก้ปัญหาที่อธิบายเป็นขั้นตอนไว้อย่างชัดเจน
2. การใช้เหตุผล (Reasoning) เน้นการตัดสินใจเลือกอัลกอริทึมที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ
3. การแก้ไขข้อผิดพลาด (Self-correction) ในส่วนนี้จะได้รับการออกแบบเพื่อปรับแต่งอัลกอริทึมให้วิเคราะห์ได้อย่างละเอียด เพื่อรับประกันว่าจะได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุด
4. การมีความคิดสร้างสรรค์ (Creativity) เป็นส่วนที่ใช้เครือข่ายประสาทเทียม อิงตามกฎ วิธีทางสถิติ และเทคนิคอื่นๆ เพื่อให้สามารถสร้างภาพใหม่ๆ เพลงใหม่ หรือแนวคิดใหม่ๆ ได้

AI -โปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่มีฟังก์ชันที่สามารถทำงานได้เหมือนกับมนุษย์ และสามารถเลียนแบบการทำการกิจกรรมของมนุษย์ได้ เช่น การเรียนรู้ การวางแผน และการแก้ไขปัญหาลักษณะต่างๆ เป็นตัวช่วยมนุษย์ในการคิด ซึ่งจะเน้นไปในเรื่องของการประมวลผล และวิเคราะห์ข้อมูลต่างๆ



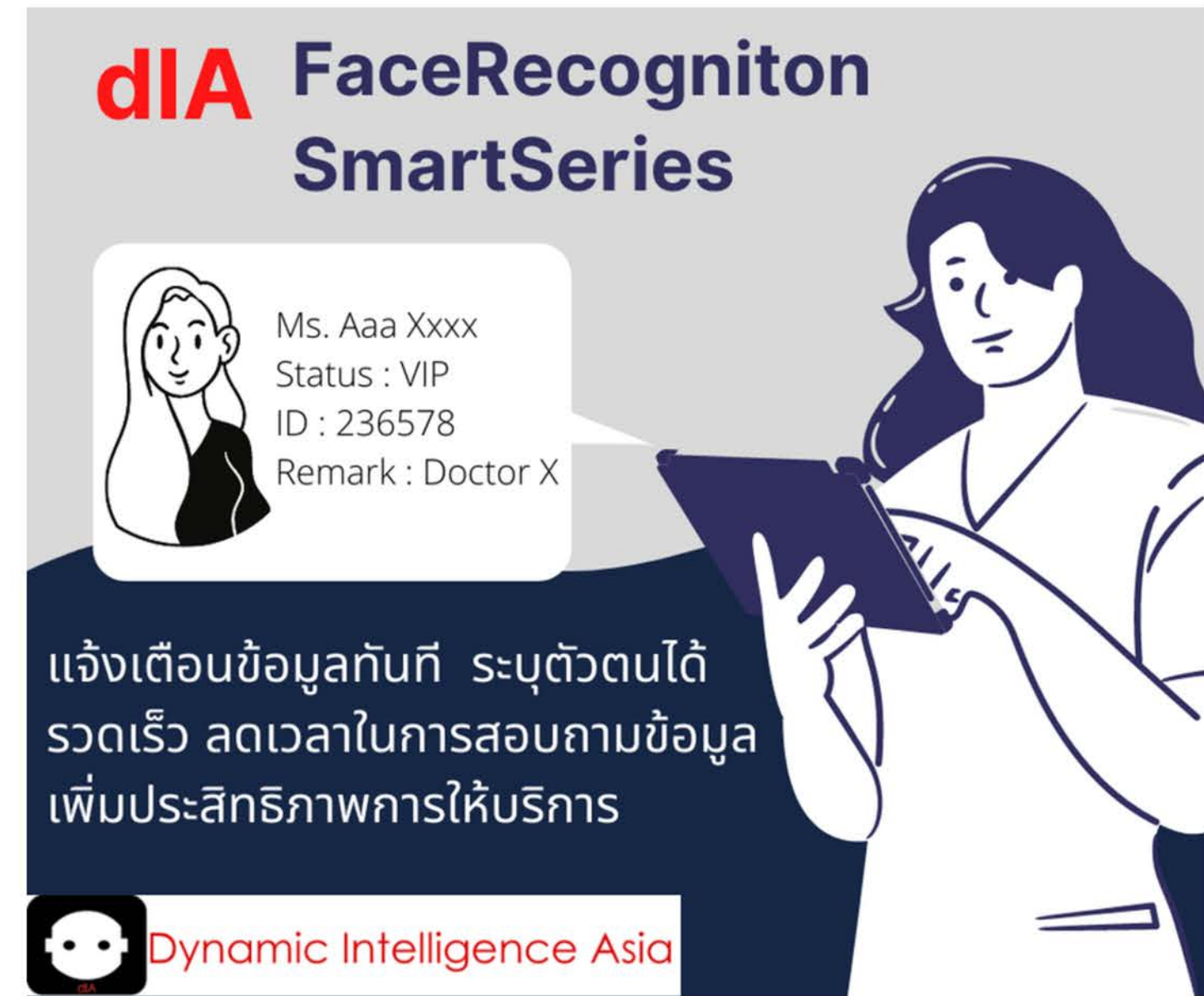
Machine Learning คือ การที่คอมพิวเตอร์หรือระบบสามารถเรียนรู้ได้ด้วยตนเอง โดยใช้ข้อมูล และมนุษย์ไม่ต้องคอยมานั่งเขียนโปรแกรมหรือคำสั่งใด ๆ เพิ่มเติม เรียกว่า “สมอง” ของ AI ที่ช่วยในแสดงผลต่าง ๆ ที่เราเห็นกันในปัจจุบัน

Deep Learning (DL) คือ วิธีการเรียนรู้เพื่อหาคำตอบ โดยการแยกข้อมูลต่างๆ ที่ได้รับมาทั้งหมด แล้วนำมาประมวลผล หาจุดแตกต่างและจุดเด่นของข้อมูลนั้นๆ โดยกรองข้อมูลออกเป็นชั้นๆ หลังจากนั้นสรุปผลของข้อมูลออกมาเป็น Output

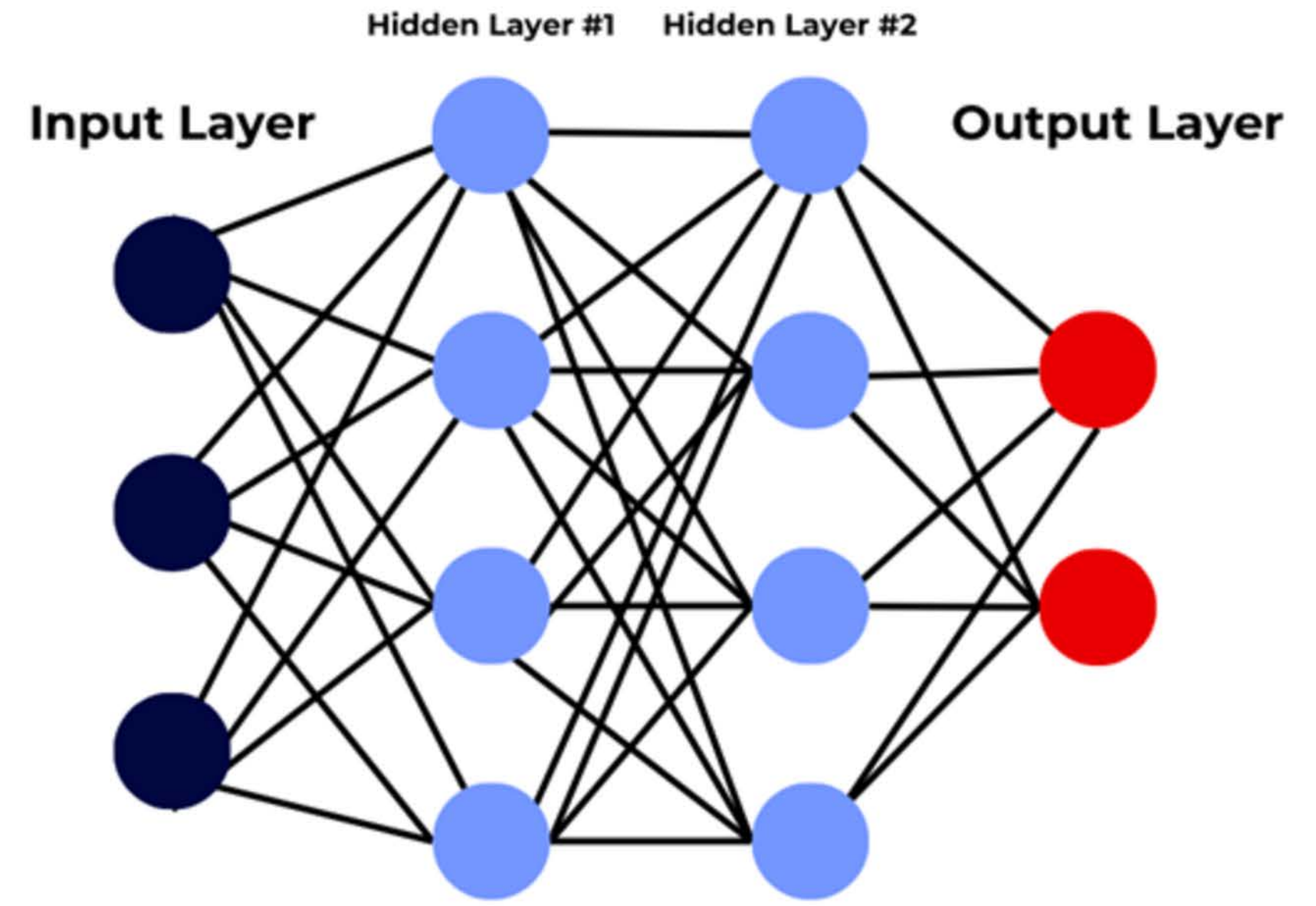
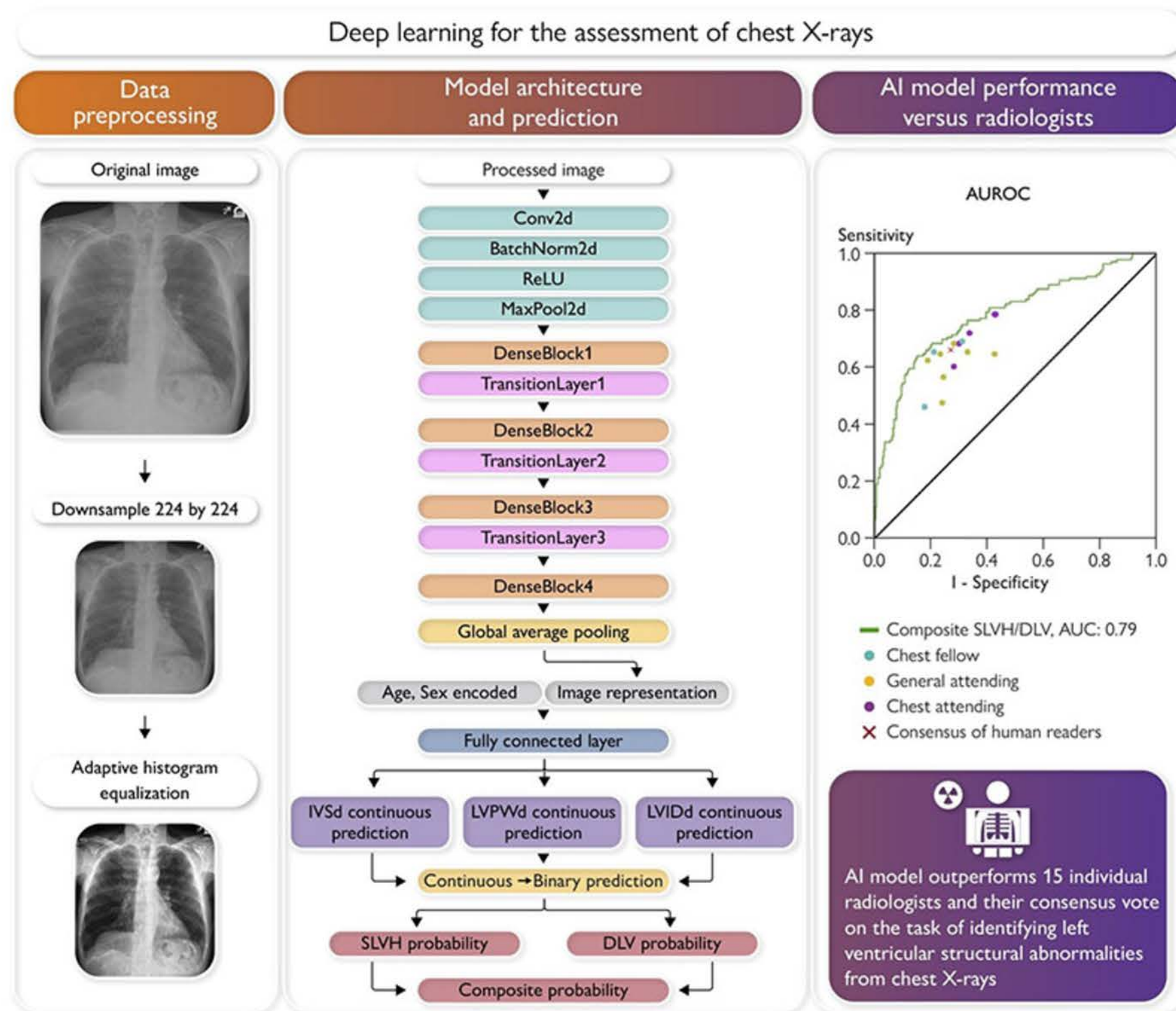
Deep Learning

ทำงานคล้ายกับสมองมนุษย์ ที่มีเซลล์ประสาทที่เชื่อมต่อกันหลายเซลล์ และทำงานร่วมกัน เพื่อเรียนรู้และประมวลผล Deep Learning มีระบบหรือซอฟต์แวร์ที่เชื่อมต่อกัน และทำงานร่วมกันภายในคอมพิวเตอร์ (Module Software) เรียกว่า **Node** ใช้การคำนวณมาประมวลผลของข้อมูลที่ซับซ้อน

- สามารถแยกแยะใบหน้าของคนได้
- สามารถแยกวัตถุที่ไม่ใช่คน แยกแยะสิ่งมีชีวิต อย่างเช่น แยกนกออกจากปลา หรือแยกสิ่งไม่มีชีวิต อย่างเช่นแยกหมอนออกจากเตียง
- สามารถแยกเสียงและสำเนียงภาษาพูดให้เป็นภาษาเขียนได้
- ช่วยแยกการแต่งกาย แยกเพื่อให้รู้ว่า ใครแต่งตัวสไตล์เดียวกันบ้าง และนำเสนอข้อมูลว่ามีเสื้อผ้าสไตล์นี้อยู่ที่ไหนบ้าง
- ใช้ Deep Learning (DL) สำหรับรถยนต์ เพื่อตรวจจับป้ายจราจรหรือคนเดินเท้า
- ใช้ในทางการแพทย์ เพื่อตรวจหาเซลล์มะเร็ง



First AI Deep Learning Tool to Detect Heart Failure on Chest X-Rays Outperforms Radiologists



Deep learning model utilization for mortality prediction in mechanically ventilated ICU patients

Respiratory failure is a significant indicator of mortality prediction compared to other related respiratory dysfunction diseases

Table 1
Features category table. Demographic: Age. Disease severity: SAPS II. Diagnosis: Respiratory dysfunction, Respiratory failure, CHF, Diabetes, Malignancy. Laboratory results: Maximum hemoglobin (g/dl), Minimum lactate (mmol/L), Minimum BUN (mg/dl), Minimum PaO2 (mmHg), Maximum PaCO2 (mmHg), Minimum PaCO2 (mmHg). Others: Vent Duration (Hour).

Category	Features	Category	Features
Demographic	Age (years)	Laboratory results	Maximum hemoglobin (g/dl)
Disease severity	SAPS II		Minimum lactate (mmol/L)
Diagnosis	Respiratory dysfunction		Minimum BUN (mg/dl)
	Respiratory failure		Minimum PaO2 (mmHg)
	CHF		Maximum PaCO2 (mmHg)
	Diabetes		Minimum PaCO2 (mmHg)
	Malignancy	Others	Vent Duration (Hour)

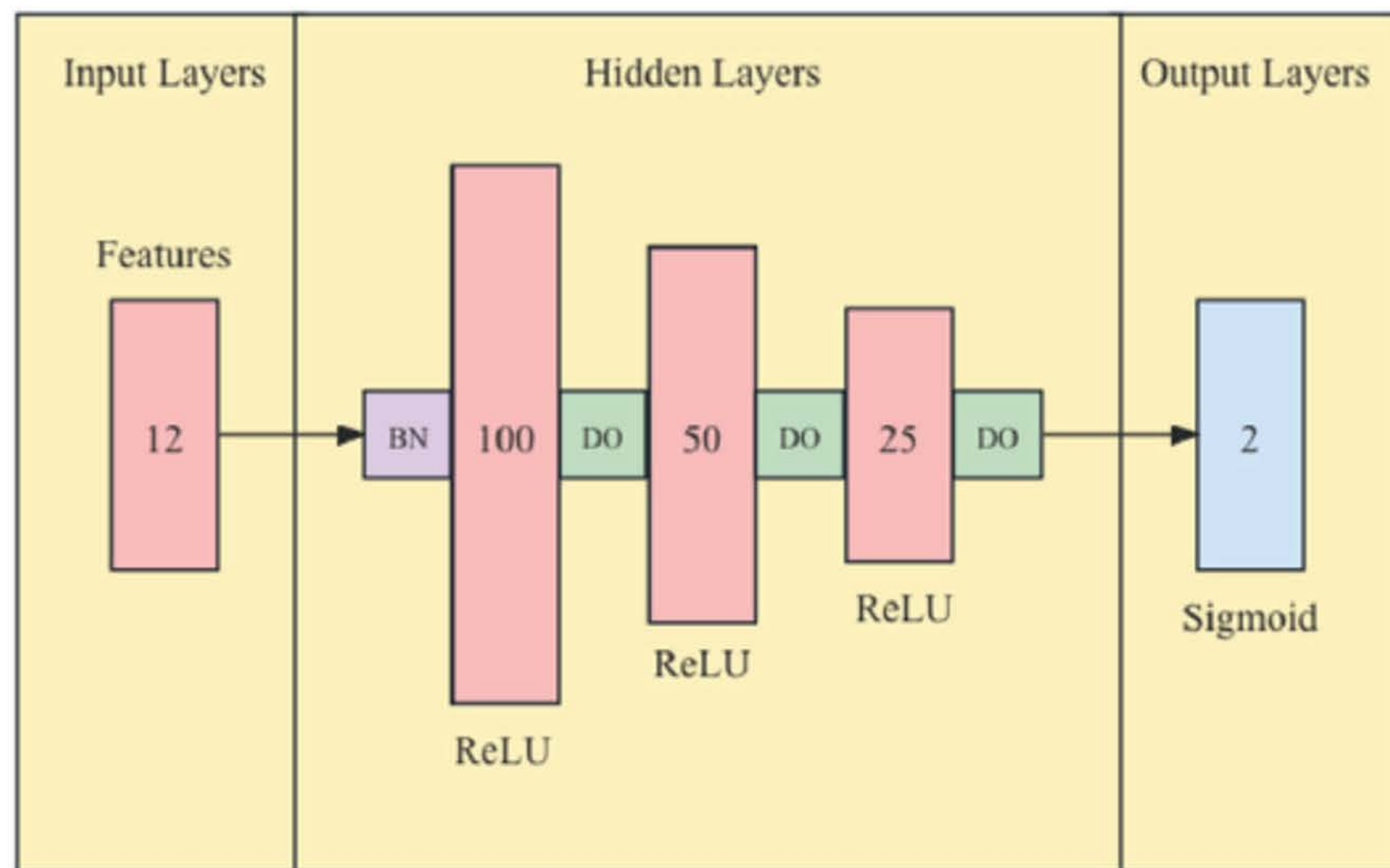


Fig. 2. Neural network architecture op-level. This figure shows the details of the neural network architecture.

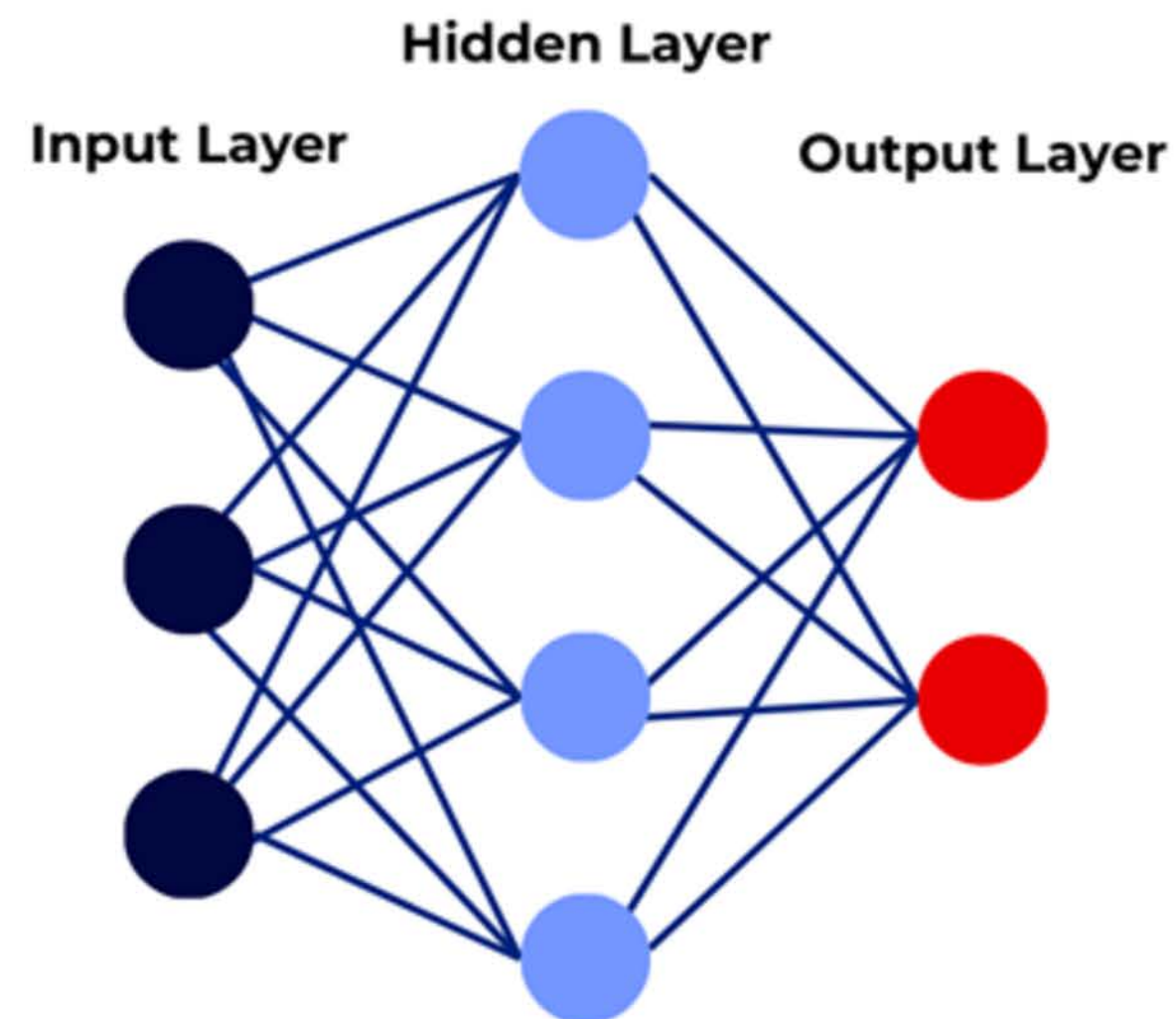


Table 5

Evaluation metrics and confidence interval for seven models. We used a total of seven different models, KNN, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Bagging, XGBoost, and SVM. The evaluation metrics included AUROC, AUROC 95% CI and accuracy score.

Models	AUROC	AUROC 95% CI	Accuracy
KNN	0.605	[0.578–0.634]	0.809
Logistic Regression	0.851	[0.829–0.871]	0.783
Decision Tree	0.623	[0.595–0.652]	0.809
RF	0.809	[0.784–0.833]	0.860
Bagging	0.765	[0.734–0.794]	0.845
XGBoost	0.854	[0.832–0.872]	0.876
SVM	0.851	[0.828–0.874]	0.881

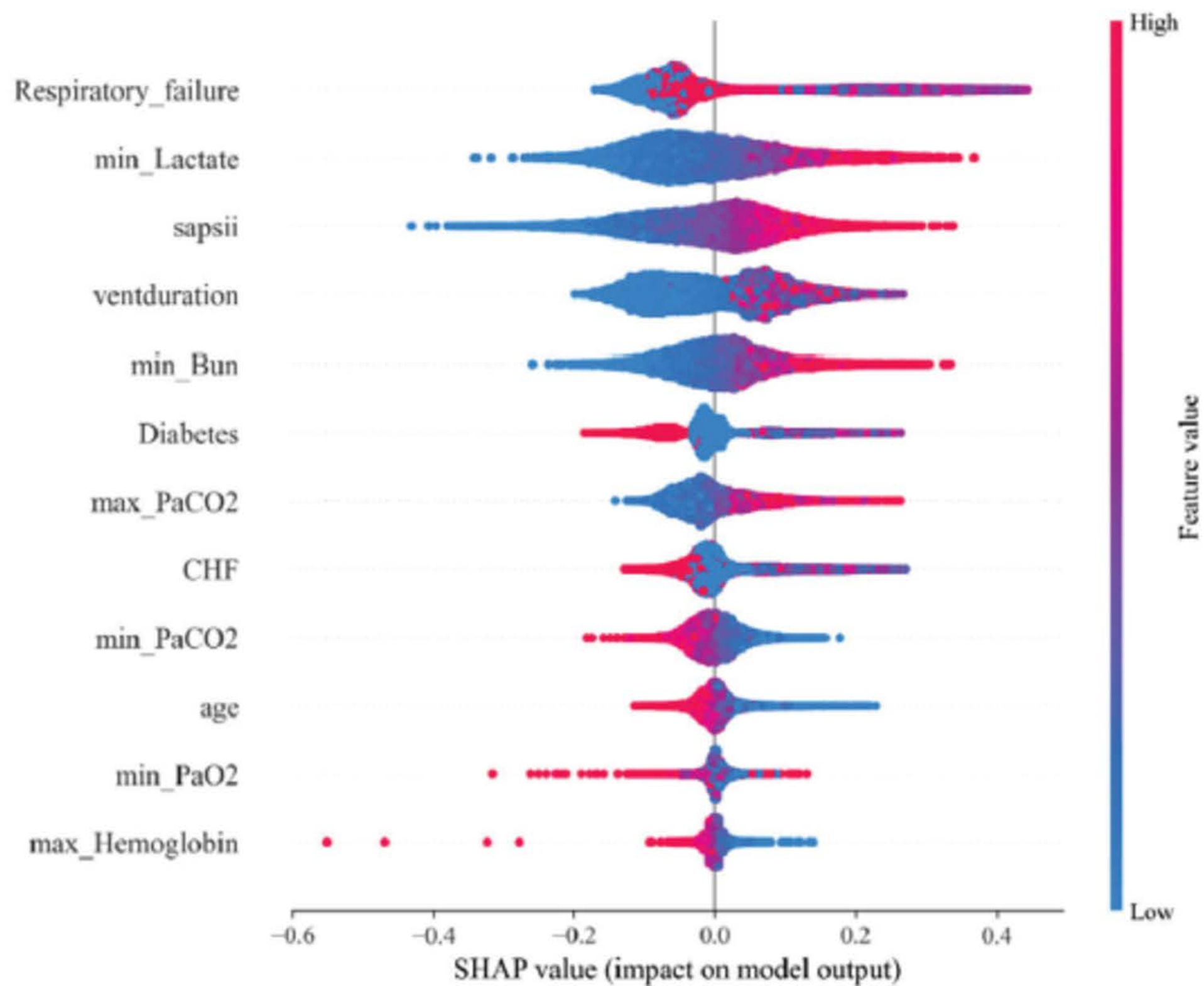


Fig. 10. SHAP value based on neural network model for the test set. Predictors: Respiratory failure, diabetes, age, SAPS II Score, maximum hemoglobin, minimum lactate, CHF, vent duration, minimum bun, minimum PaCO₂, maximum PaCO₂, minimum PaO₂.

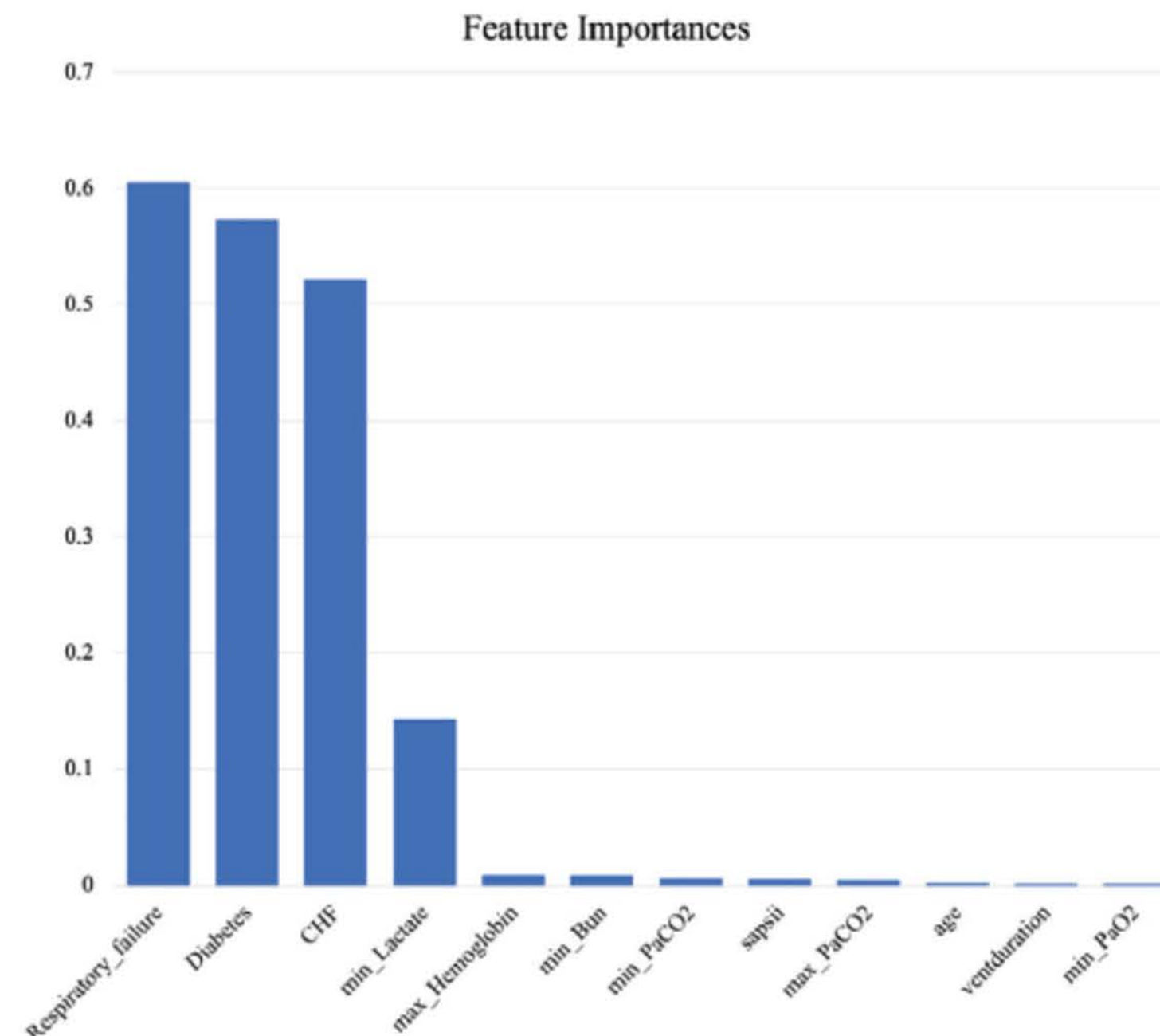
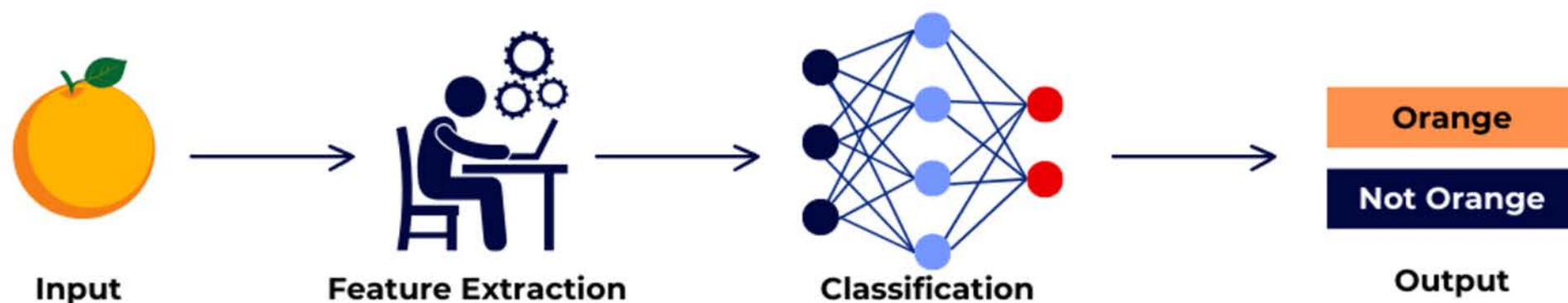


Fig. 11. Feature importance is based on Neural Network model for the test set. Predictors: Respiratory failure, diabetes, age, SAPS II Score, maximum hemoglobin, minimum lactate, CHF, vent duration, minimum bun, minimum PaCO₂, maximum PaCO₂, minimum PaO₂.

Deep Learning กับ Machine Learning แตกต่างกันอย่างไ?

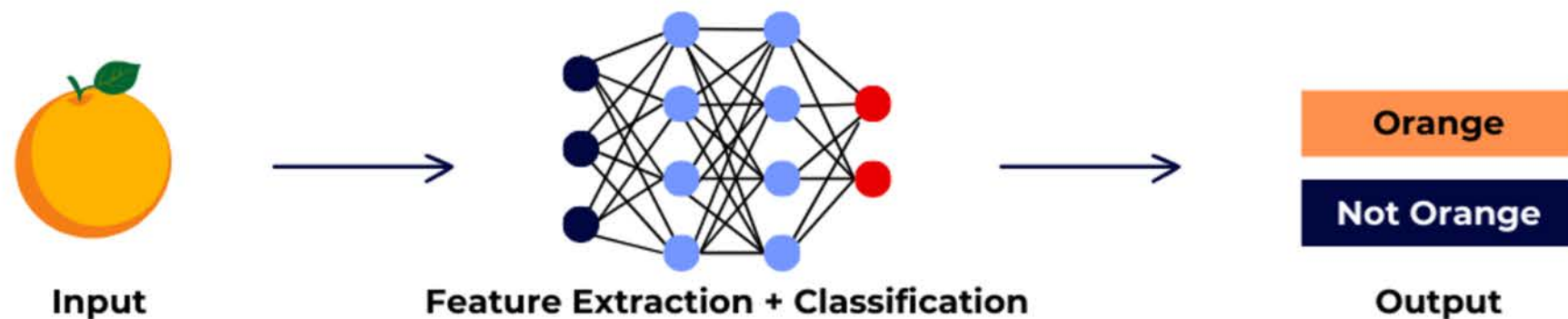
Machine Learning



Machine Learning

ต้องกำหนด **Feature** ของข้อมูล รวมไปถึงคำสั่งจากมนุษย์ในการทำงานหรือประมวลผลของข้อมูล ในขณะที่ **Deep Learning** สามารถทำงานได้เองโดยไม่ต้องอาศัยคำสั่งของมนุษย์

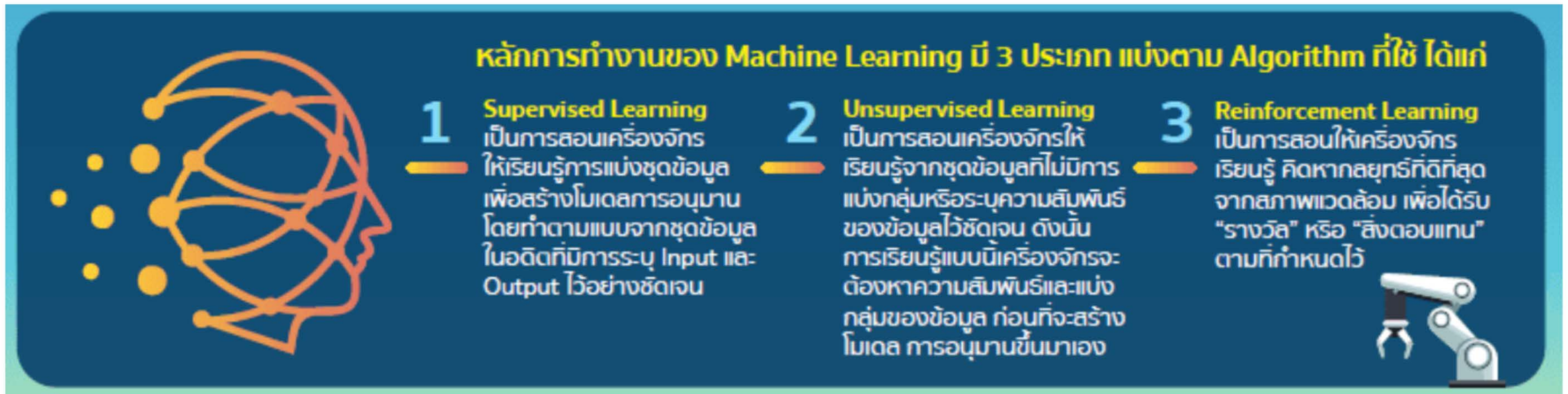
Deep Learning



Deep Learning

- เรียนรู้ข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้างได้ โดยไม่จำเป็นต้องกำหนดคุณลักษณะของข้อมูลหรือ **Feature** มาก่อน
- วิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนและสามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพได้มากกว่า เพราะใช้ **Deep Neural Networks** ในการวิเคราะห์ข้อมูล

หลักการทำงานของ Machine Learning

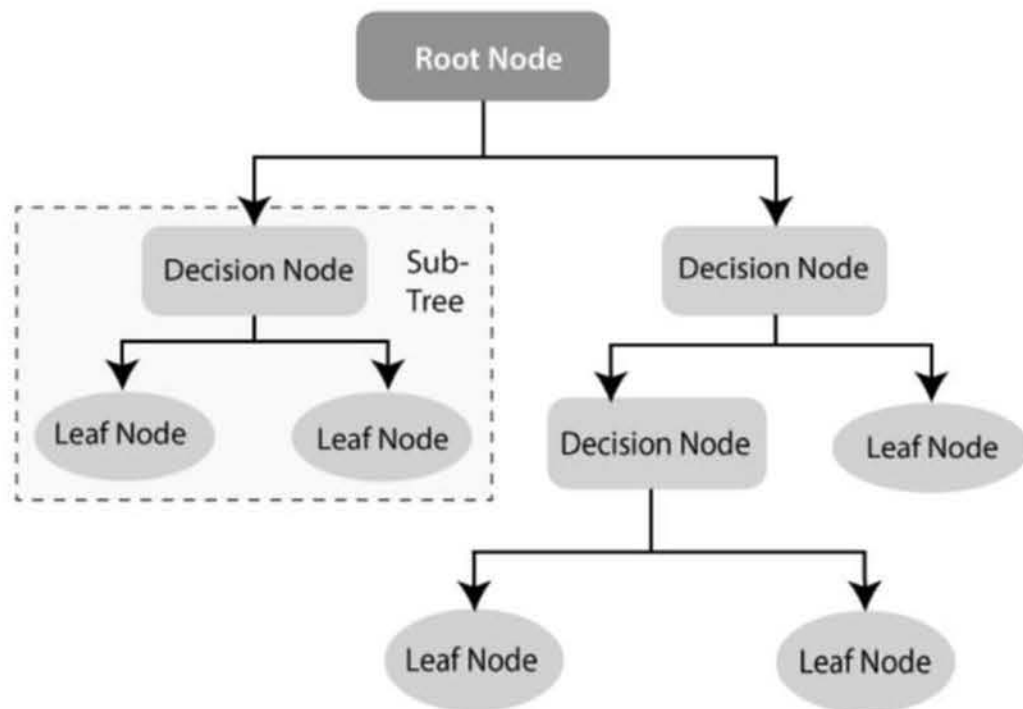


AI Model

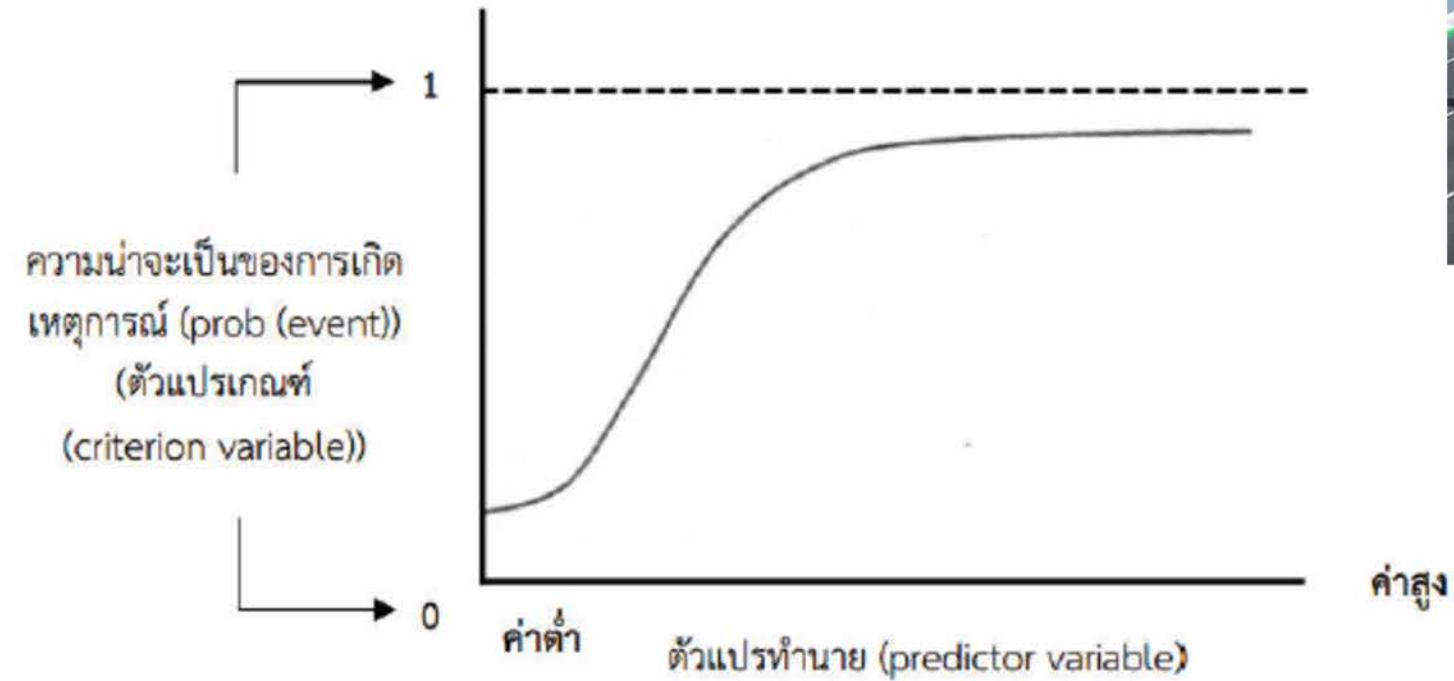


ChatGPT

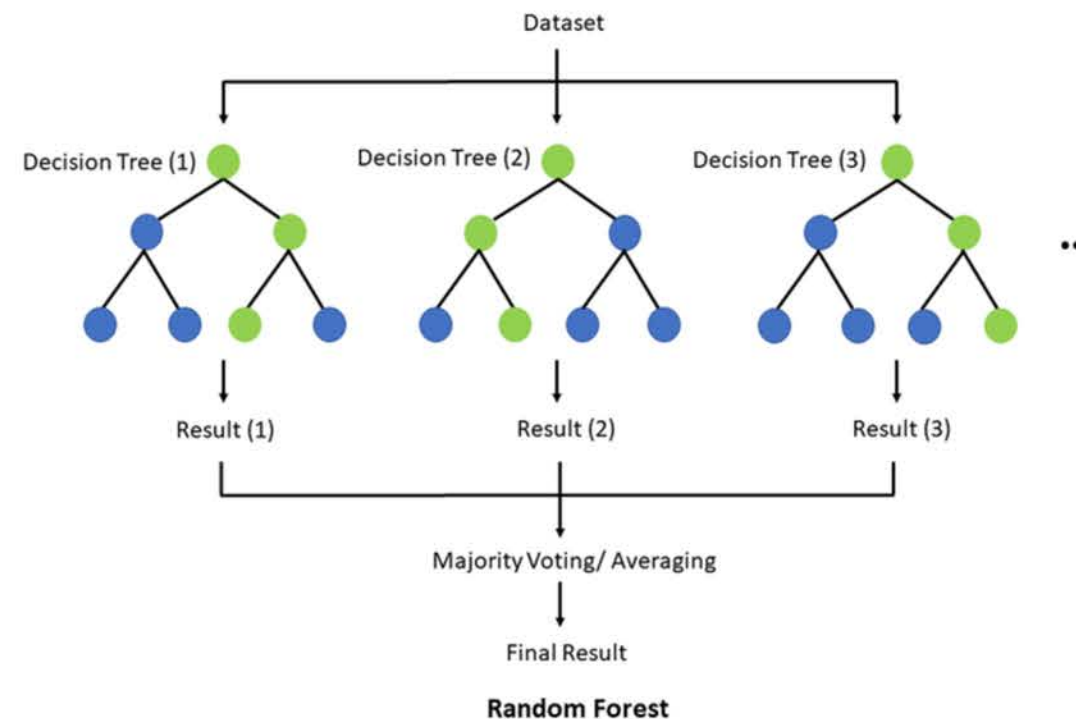
โมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM)



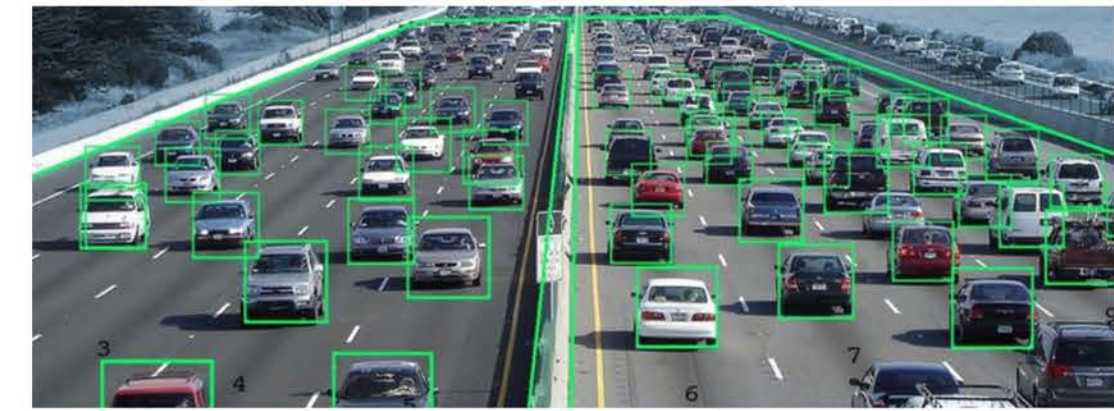
Decision Tree



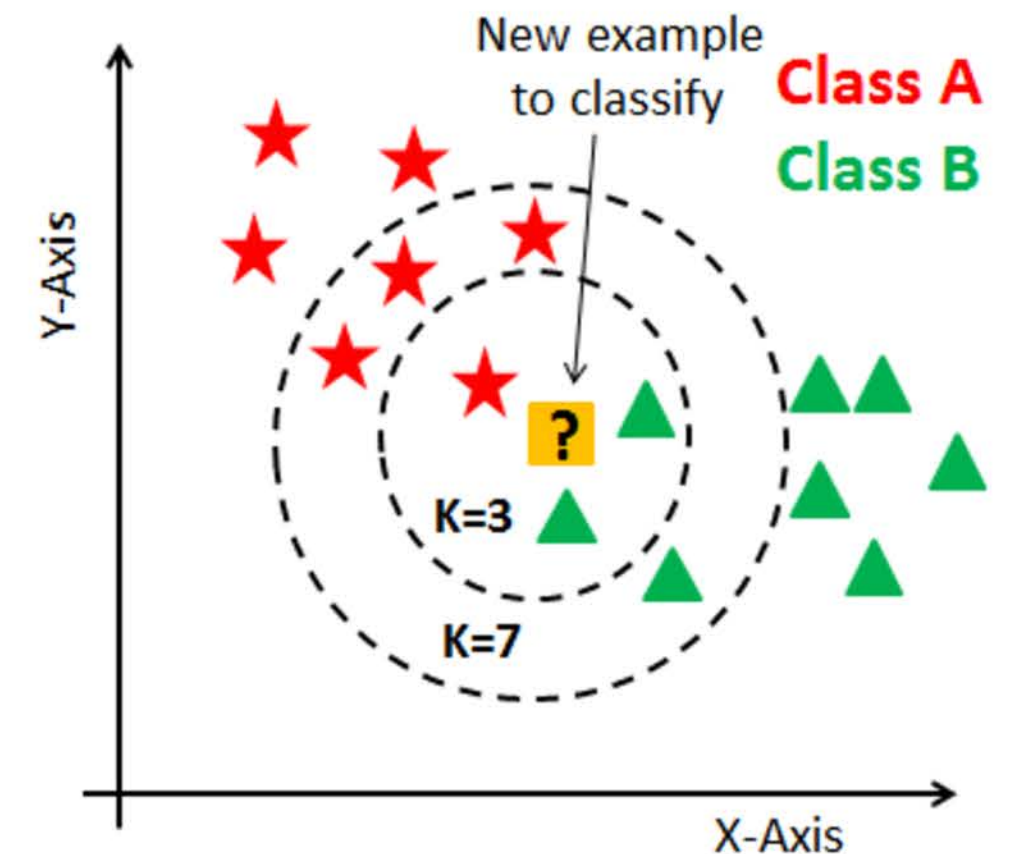
การถดถอยแบบลอจิสติก



Random Forest



Deep Neuron Network



K-nearest Neighbors (kNN)

การใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อหาปัจจัยเสี่ยงต่อการให้เลือด
ในผู้ป่วยกระดูกสะโพกหักที่ได้รับการผ่าตัดข้อสะโพกเทียม
Machine Learning Risk Factors for Blood Transfusion
After Hip Arthroplasty in Fracture Neck Femur Patients

พลสันต์ สันธณพิพัฒน์กุล พ.บ.,
วว. ออร์โธปิดิกส์
กลุ่มงานศัลยกรรมกระดูก
โรงพยาบาลสมุทรสาคร
จังหวัดสมุทรสาคร

Polasan Santanapipatkul M.D.,
Dip., Thai Board of Orthopaedics
Division of Orthopaedic Surgery
Samutsakorn Hospital
Samut Sakorn

- ศึกษาข้อมูลจากเวชระเบียนผู้ป่วยที่สะโพกหักและได้รับการผ่าตัดข้อสะโพกเทียมที่โรงพยาบาล จำนวน 232 คน
- ศึกษาปัจจัยเสี่ยงต่อการให้เลือดในผู้ป่วยที่มีกระดูกสะโพกหักและได้รับการผ่าตัดเปลี่ยนข้อเทียม โดยนำข้อมูลมาสร้างเป็น โมเดลเพื่อใช้ในการประเมินความเสี่ยงในผู้ป่วยรายอื่นๆ ว่ามี โอกาสได้รับเลือดหลังผ่าตัดหรือไม่

Factor	Total (n = 232)	Transfusion (n = 88)	Nontransfusion (n = 144)	P value
Gender*				.03
Male	78 (100)	57 (73.1)	21 (26.9)	
Female	154 (100)	31 (20.1)	123 (79.9)	
Age (yr)†median (range)	75 (40,94)	73 (41,88)	75 (57,89)	.59
BMI (kg/m2)‡mean (SD)	23.9 (3.7)	21.02 (3.5)	25.32 (3.6)	.28
ASA*				.009
II	31 (100)	0 (0)	31 (100)	
III	195 (100)	85 (43.6)	110 (56.4)	
IV	6 (100)	3 (33.3)	3 (66.7)	

* chi-square, † Ranksum, ‡ independent t test, § Fischer exact test, แสดงค่าเป็นจำนวน (ร้อยละ) ยกเว้นระบุเป็นอย่างอื่น

demographic data

Factor	Total (n = 232)	Transfusion (n = 88)	Nontransfusion (n = 144)	P value
Gender*				.03
Male	78 (100)	57 (73.1)	21 (26.9)	
Female	154 (100)	31 (20.1)	123 (79.9)	
Age (yr)†median (range)	75 (40,94)	73 (41,88)	75 (57,89)	.59
BMI (kg/m2)‡mean (SD)	23.9 (3.7)	21.02 (3.5)	25.32 (3.6)	.28
ASA*				.009
II	31 (100)	0 (0)	31 (100)	
III	195 (100)	85 (43.6)	110 (56.4)	
IV	6 (100)	3 (33.3)	3 (66.7)	

* chi-square, † Ranksum, ‡ independent t test, § Fischer exact test, แสดงค่าเป็นจำนวน (ร้อยละ) ยกเว้นระบุเป็นอย่างอื่น

Factor	Total (n = 232)	Transfusion (n = 88)	Nontransfusion (n = 144)	P value
Co-morbidity*				
DM	41 (100)	17 (41.5)	24 (58.5)	.77
HT	131 (100)	52 (40)	79 (60)	.24
CKD	40 (100)	35 (88.5)	5 (12.5)	.03
MI	13 (100)	6 (46.2)	7 (53.8)	.27
CVA	14 (100)	8 (57.1)	6 (42.9)	.43
Hb‡, mean (SD)	11.94 (1.7)	11.01 (1.6)	12.4 (1.6)	.001*
Hct‡, mean (SD)	35.78 (4.3)	33.02 (4.1)	37.13 (4.2)	.001*
Garden Classification§				.43
I	0 (0)	0 (0)	0 (0)	
II	49 (100)	10 (20.4)	39 (80.9)	
III	162 (100)	71 (48.1)	91 (51.9)	
IV	21 (100)	6 (28.6)	15 (71.4)	
Duration (day)†, median (range)	3 (1,15)	3 (1,15)	3 (1,9)	.089

* chi-square, † Ranksum, ‡ independent t test, § Fischer exact test, แสดงค่าเป็นจำนวน (ร้อยละ) ยกเว้นระบุเป็นอย่างอื่น

perioperative, and postoperative

Factor	Total (n = 232)	Transfusion (n = 88)	Nontransfusion (n = 144)	P value
Type of anesthesia*				.17
GA	93 (100)	50 (53.7)	43 (46.3)	
SB	139 (100)	38 (27.3)	101 (72.7)	
Operative time (min)†	60 (25,140)	55 (25,105)	55 (45,100)	.25
median (range)				
Intraoperative blood loss (cc)†median (range)	150 (20,900)	260 (30,700)	180 (20,800)	.01*
Type of prosthesis*				
Cemented bipolar	46 (100)	40 (86.9)	6 (13.1)	.0001*
Cementless bipolar	168 (100)	40 (24.8)	128 (75.2)	.058*
Cementless THA	18 (100)	8 (44.5)	10 (55.5)	.44
Postoperative anticoagulant*	79 (100)	36 (45.6)	43 (54.4)	.31
Transamine used*	31 (100)	6 (19.4)	25 (80.6)	.53
Postoperative NSAIDs*	106 (100)	33 (31.1)	73 (68.9)	.42
Length of stay†median (range)	8 (5,72)	7 (7,63)	7 (5,43)	.10

* chi-square, † Ranksum, ‡ Independent t test, § Fischer exact test, แสดงค่าเป็นจำนวน (ร้อยละ) ยกเว้นระบุเป็นอย่างอื่น

Multivariate logistic regression

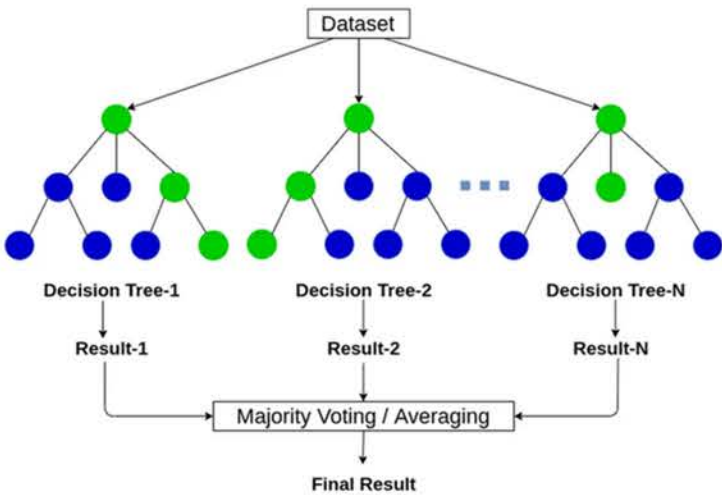
Factor	OR	95%CI	P value
Gender			
Male	1.98	1.12–2.74	.02*
Femle	0.87	0.78–1.26	.52
Age	0.99	0.67–1.96	.2
BMI	0.96	0.94–1.23	.1
ASA	0.80	0.69–0.93	.6
Underlying disease			
DM	1.05	0.46–1.36	.920
HT	0.89	0.85–2.36	.64
MI	1.12	0.091–1.31	.052
CKD	3.67	3.40–7.50	.022*
CVA	0.86	0.64–2.15	.748
Hb (Pre-op)	1.14	0.84–1.23	.25

Multivariate logistic regression

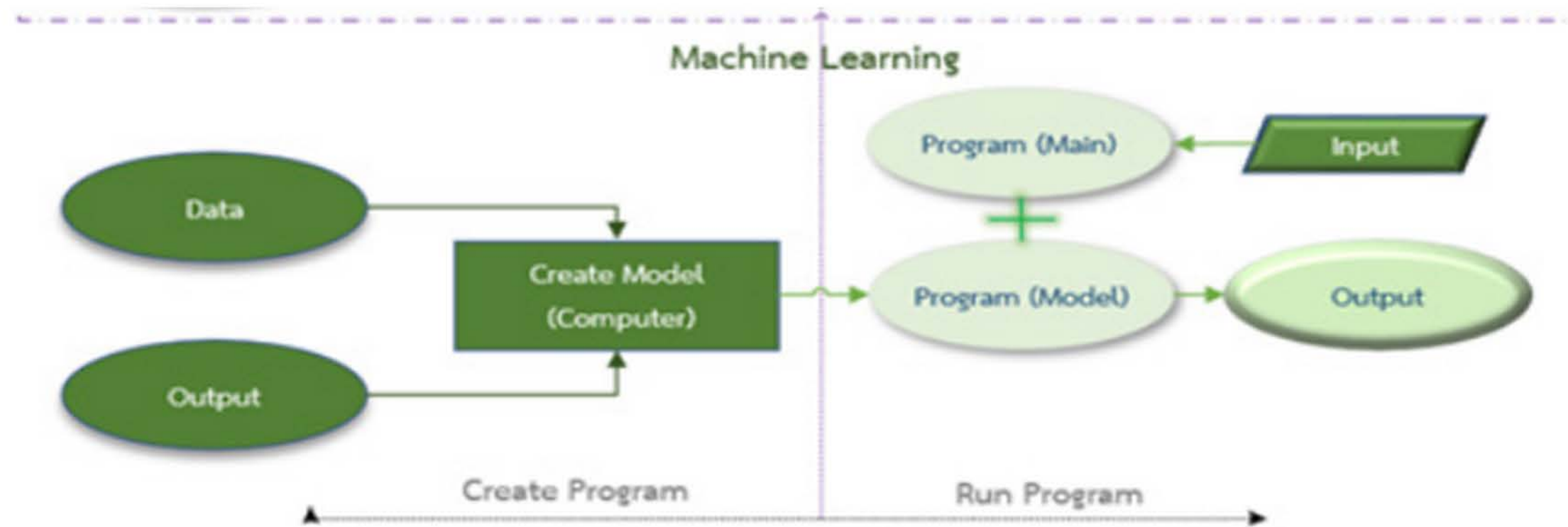
Factor	OR	95%CI	P value
Type of Anesthesia			
GA	0.83	0.41–1.65	.602
SB	0.33	0.87–2.62	.31
Type of prosthesis			
Cemented bipolar	2.1	1.58–2.63	.03*
Cementless bipolar	0.48	0.29–2.13	.20
Cementless THA	1.01	0.41–3.82	.38
Transamine used			
Pre-op	0.58	0.34–2.98	.053
Post-op	0.27	0.03–2.47	.25
Post-op anticoagulant	0.53	0.84–1.55	.35
Post-op NSAIDs	0.51	0.20–1.27	.15
Length of stay	0.98	0.96–1.13	.29

* chi-square, † Ranksum, ‡ independent t test, § Fischer exact test

Random Forest



การสร้างโมเดลข้อมูล



1. เลือกเพศชาย (male) ชาย = 1 หญิง = 0, โรคไต (CKD) เป็น = 1 ไม่เป็น = 0, โรคหัวใจขาดเลือด (IHD) เป็น = 1 ไม่เป็น = 0, ชนิดของ prosthesis แบบใช้ cement (cemented) เป็น = 1 ไม่เป็น = 0, ASA (I = 1, II = 2, III = 3, IV = 4) เป็น feature ที่สามารถเป็นตัวแทน ของข้อมูลทั้งหมดได้
2. นำมาสร้างเป็น data model โดยใช้ Random Forest classifier แล้วมา plot ROC curve (receiver operating characteristic curve)
3. ให้โมเดลพยากรณ์

ตัวอย่างการใช้งาน

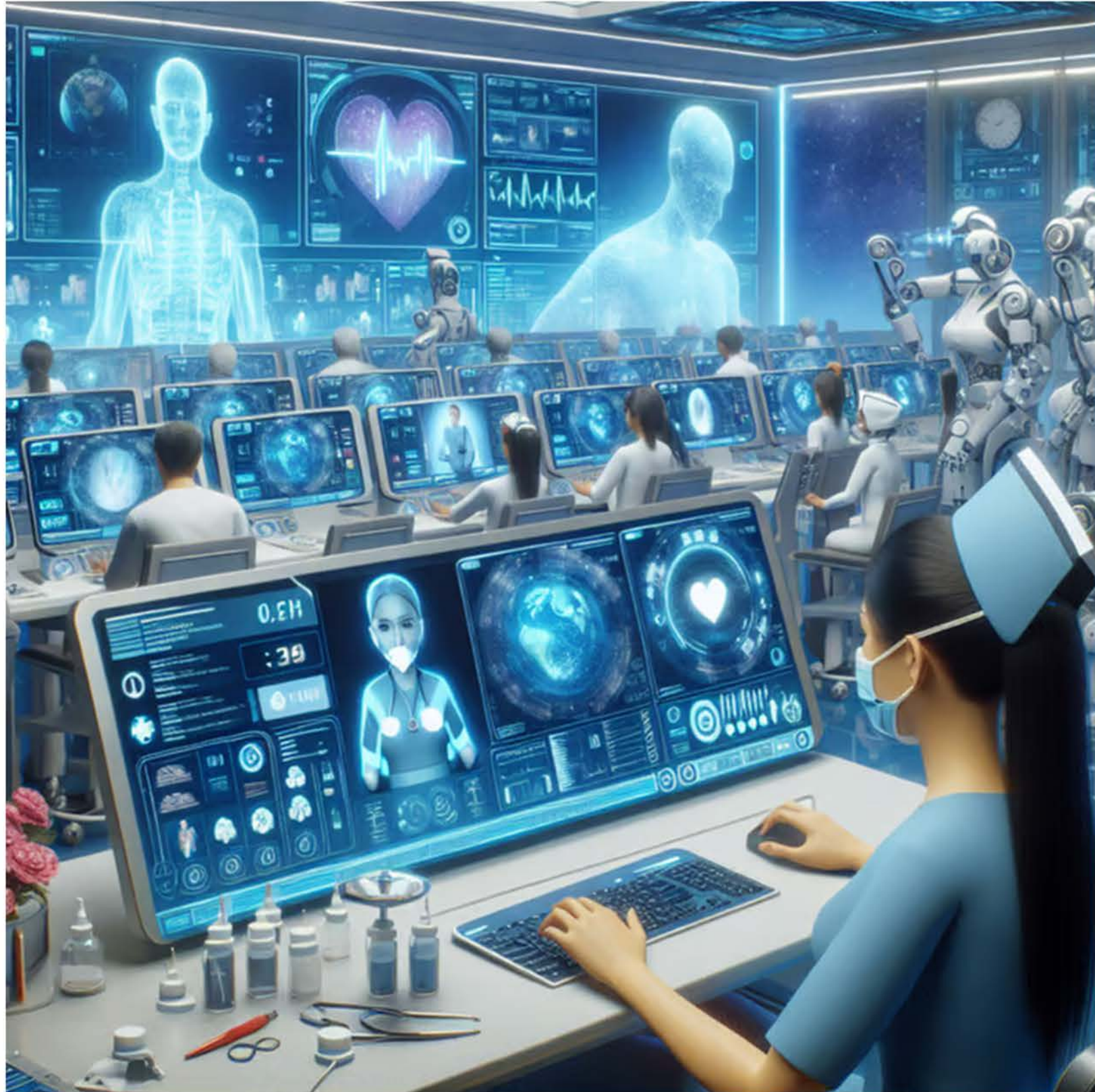
ผู้ป่วยหญิงอายุ 84 ปี, มีโรคประจำตัวคือ CKD, ใส่ prosthesis cemented, ASA III



```
mydata=([[0,1,0,1,3]])  
array = model.predict(mydata)  
print('Patient need not tranfusion') if array[0] == 0 else print ('Patient may need transfusion')
```

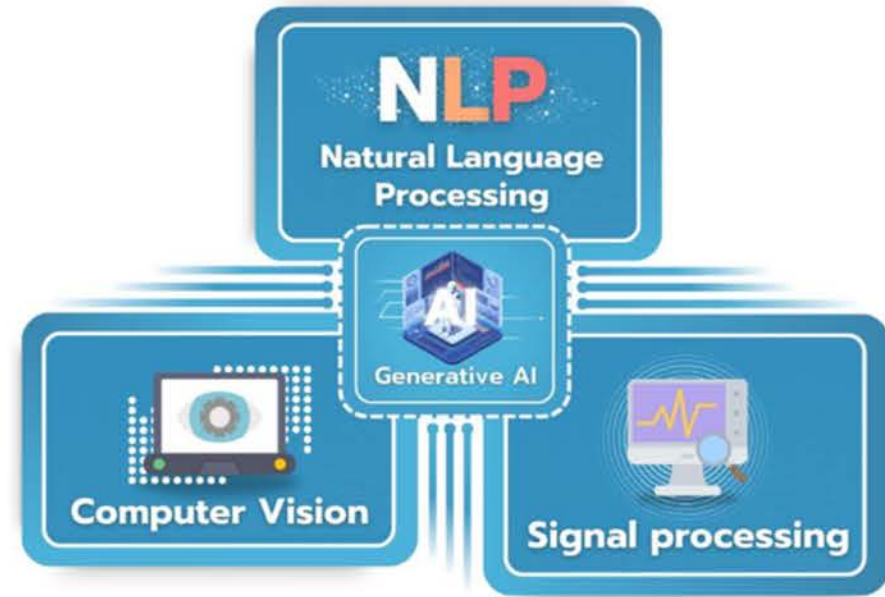
Embracing AI in Healthcare:

Enabling Nurses to be Nurses



- AI ทำให้งานประจำเป็นระบบอัตโนมัติ ลดงานเอกสาร/ งานธุรการ ที่เป็น non-nursing
- AI เชื่อมต่อกับอุปกรณ์และระบบสารสนเทศโรงพยาบาล สนับสนุนการตัดสินใจ แจ้งเตือน ลดข้อผิดพลาด
- ทบทวนและปรับปรุงผลลัพธ์การดูแลผู้ป่วย เพิ่มความปลอดภัย

Current applications of AI in nursing practice



1. **Clinical Decision Support System - Assessment & Diagnosis**
2. **Workflow Optimization**
3. **Personalized Care Plan and Management**
4. **Medication management & error reduction**
5. **Remote Monitoring and Telehealth**



Clinical Decision Support System - Assessment & Diagnosis

เครื่องวัดรูม่านตาNeurOptics® NPi®



Portable Handheld Device for
Glaucoma Screening and Diagnosis



<https://www.ipi-singapore.org/tech-offers/175301/portable-handheld-device-for-glaucoma-screening-and-diagnosis.html>

A cluster-randomized controlled trial of a nurse-led artificial intelligence assisted prevention and management for delirium (AI-AntiDelirium) on delirium in intensive care unit: Study protocol

- the Clinical Practice Guidelines for the Prevention and Management of Pain, Agitation/Sedation, Delirium, Immobility, and Sleep Disruption in Adult Patients in the ICU (PADIS guidelines)
- the use of the ABCDEF bundle approach for minimizing modifiable risk factors to decrease the onset of ICU delirium. (A) assess, prevent, and manage pain; (B) both spontaneous awakening trials and spontaneous breathing trials; (C) choice of analgesia and sedation; (D) delirium assessment, prevention, and management; (E) early mobility and exercise; and (F) family engagement and empowerment.
- To reduce the incidence of ICU delirium and improve adherence to the ABCDEF bundle among ICU nurses, our research team developed the Artificial Intelligence Assisted Prevention and Management for Delirium (AI-AntiDelirium) platform based on the PADIS guidelines and the principles of system design.
- The AI-AntiDelirium tool consists of 4 functional modules: the delirium assessment module, the delirium risk factors assessment module, the nursing care plan module, and the care activity checklist module

	STUDY PERIOD				
	Enrolment	Allocation	Post-allocation		Close-out
TIMEPOINT	-t ₁	0	t ₁ (baseline)	t ₂ (post-intervention)	t ₃ (discharge from the hospital)
ENROLMENT:					
Eligibility screen	X				
Informed consent	X				
Allocation		X			
INTERVENTIONS:					
AI-AntiDelirium					
The PADIS guidelines (Implementation Version)					
ASSESSMENTS:					
Demographics questionnaire	X	X			
Incidence of ICU delirium			X	X	X
Duration of ICU delirium				X	X
Length of ICU stay				X	X
Length of hospital stay					X
ICU mortality				X	
In-hospital mortality					X
Cognitive function				X	
Activities of daily living				X	
Adverse events			X	X	X

Fig 1. Schedule of enrolment, interventions, and assessments. AI-AntiDelirium: the Artificial Intelligence Assisted Prevention and Management for Delirium, PADIS guideline: the Pain, Agitation, Delirium, Immobility, and Sleep (PADIS) Guidelines.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298793.g001>

Table 1. Interventions targeting risk factors.

Risk Factor	Intervention
Hearing impairment	• Speak loudly, slowly, and patiently • Assist patients in wearing hearing aids correctly
Visual impairment	• Remind family members to bring eyeglasses to the ICU at next visit • Assist patients in wearing eyeglasses correctly
Pain	• Provide non-pharmacological interventions, such as distraction and relaxation therapy • Use analgesics as prescribed
Use of anesthesia or sedatives	• Adjust sedative dose according to RASS and maintain light sedation (RASS score ≥ -2) • Implement spontaneous awakening trial
Mechanical ventilation	• Conduct spontaneous breathing trials as prescribed • Monitor patient's respiratory status
Indwelling catheter	• Remove catheter as soon as possible • Conduct timed urination
Infection	• Reduce invasive surgery • Avoid unnecessary catheterization • Advise doctors to remove catheter as soon as possible
Immobility	• Level 0: Advise patients to rest in bed and restrict activity • Level 1: Help patients perform passive range-of-motion exercises, 10 times for each joint • Level 2: Help patients perform active range-of-motion exercises in bed for 10–20 min • Level 3: Help patients sit on bedside for 20 min; • Level 4: Assist patients to stand still at the bedside for 5–10 min • Level 5: Assist patients to walk along the aisle for 5–10 min
Sleep deprivation	• Reduce duration of sleep during the day by 1 or 2 hours • Assist patients to wear earplugs or anti-noise equipment • Assist patients in wearing eye masks
No visits by family members	• Encourage family visits

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298793.t001>

Delirium Diagnosis



Tools

Items

Results

Risk Factors Assessment



Risk Factors

Results

History



Checklist

Reminder

History

Nursing Checklist



Care Plan

Results

History

Nursing Care Plan

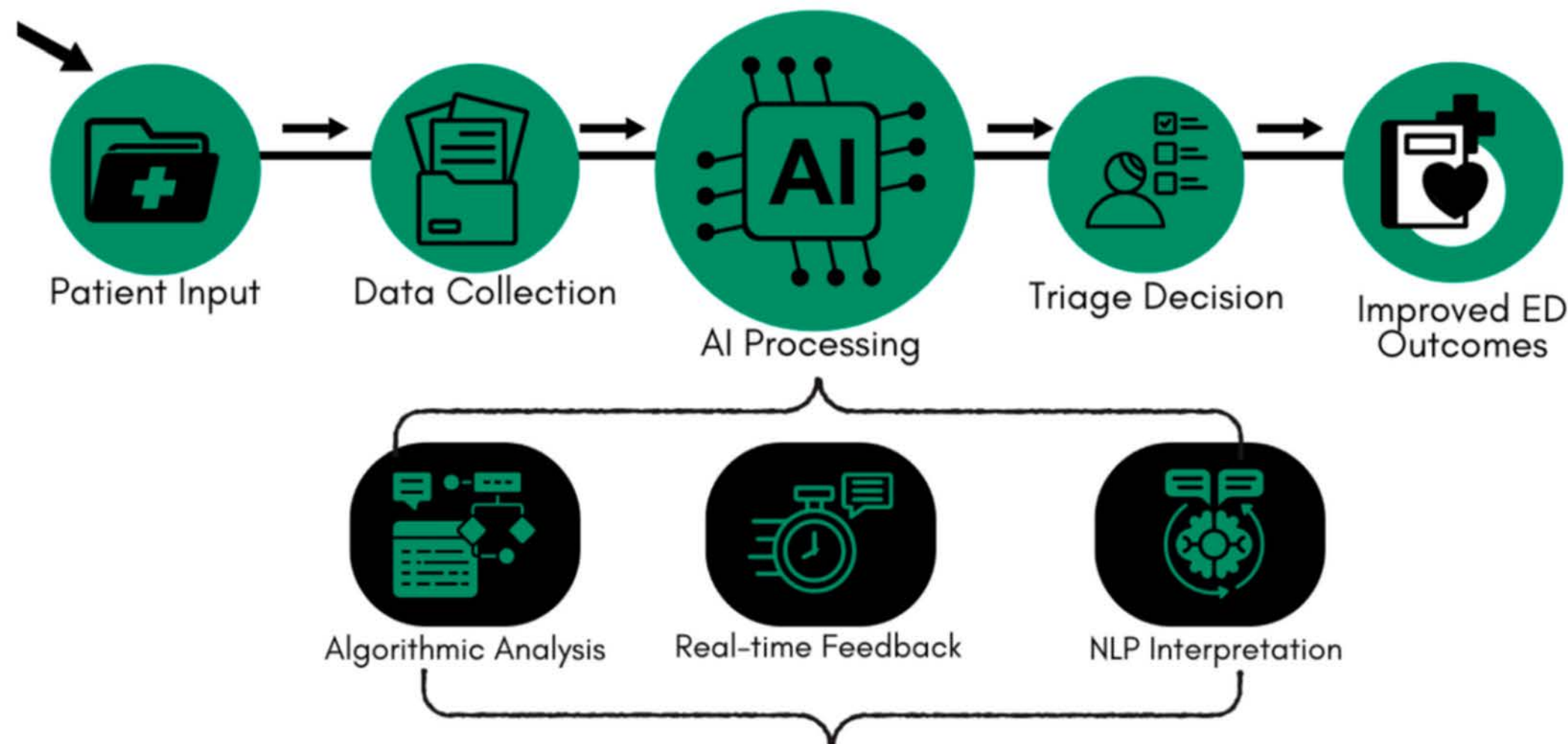
Innovative AI Applications in Healthcare: Shaping the Future of Triage and Patient Management

International Journal of Medical Informatics 197 (2025) 105838



AI-driven triage in emergency departments: A review of benefits, challenges, and future directions

Adebayo Da'Costa^a, Jennifer Teke^{b,c}, Joseph E. Origbo^d, Ayokunle Osonuga^e, Eghosasere Egbon^f, David B. Olawade^{b,g,h,i,*}



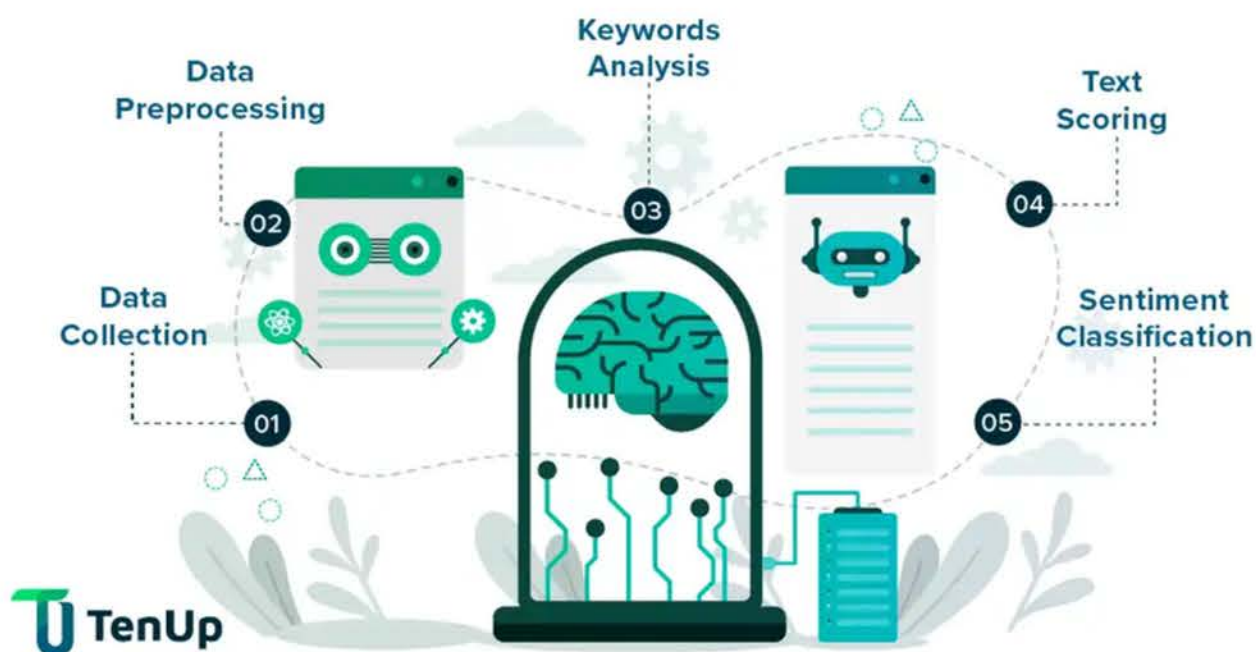
Types of AI triage models

- Data-Driven AI: These learn from large sets of clinical data to find patterns and predict risks. They get better over time as they see more cases.
- Model-Driven AI: These use fixed rules based on medical guidelines to make sure decisions follow standard care

Applications of AI and Machine Learning in Emergency Dispatch



**Sentiment Analysis Process
Using Deep Learning**

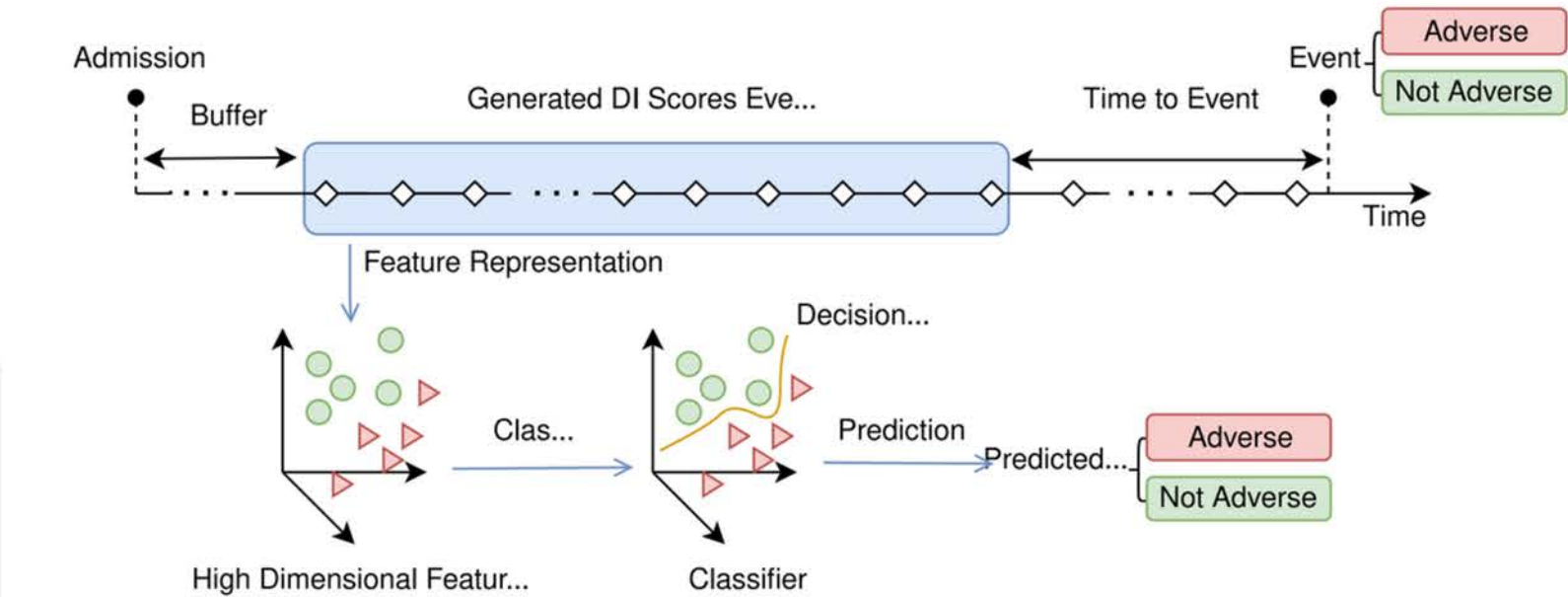
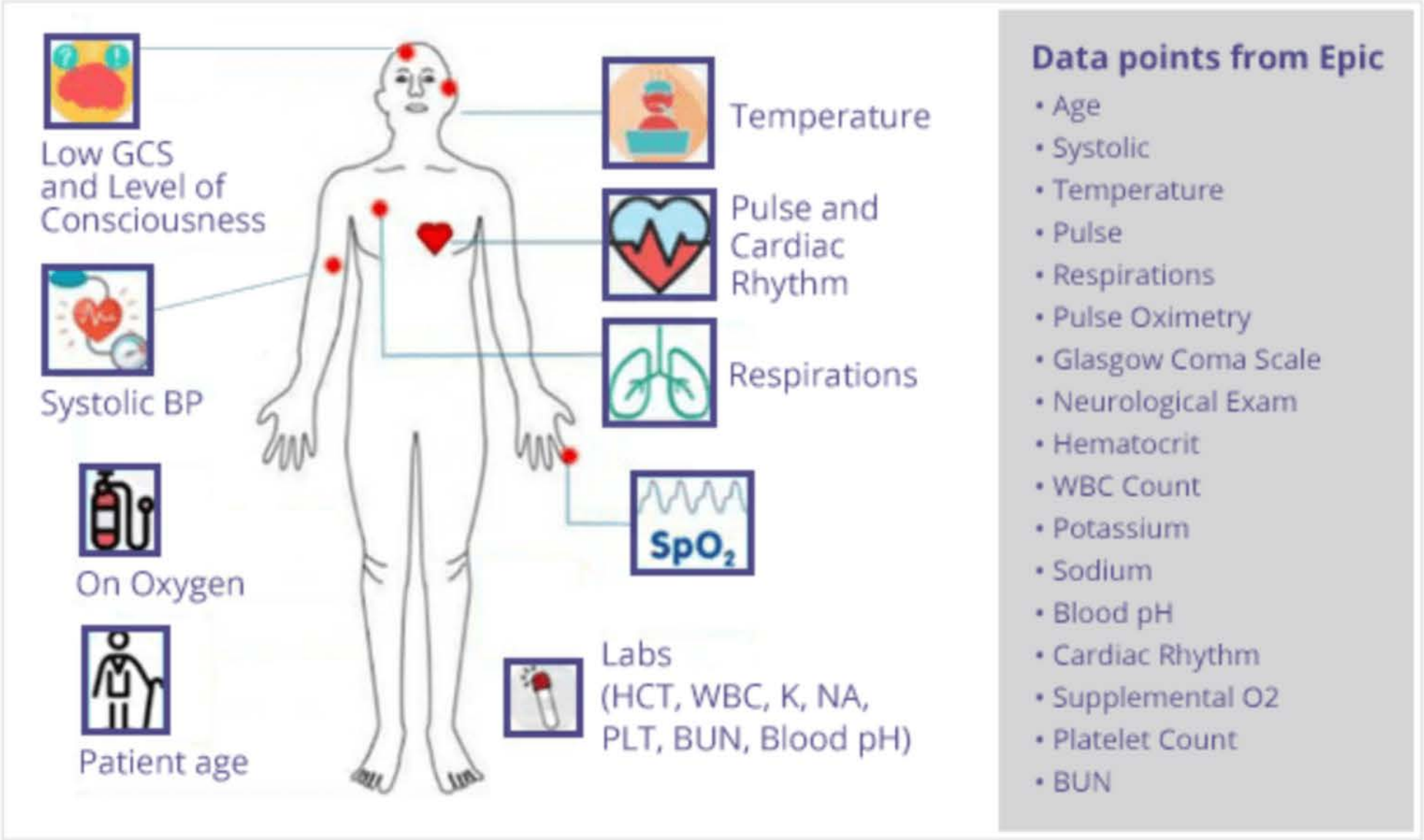


- Analyzing Callers' Words and Emotional States
- Automated Call Routing and Triage
- Predictive Analytics for Emergency Response
 - Integration with Wearable Health Monitors
- Enhanced Communication and Coordination
 - Real-Time Mapping and Data Sharing
 - Improving Interagency Collaboration
- Accuracy and Real-Time Tracking
- Language Translation and Accessibility
- Integration with IoT and Smart City Infrastructure

Novel machine learning model to improve performance of an early warning system in hospitalized patients: a retrospective multisite cross-validation study

Hojjat Salehinejad,^{a,b,*} Anne M. Meehan,^c Parvez A. Rahman,^a Marcia A. Core,^d Bijan J. Borah,^{a,f} and Pedro J. Caraballo^{c,e,f}

^aKern Center for the Science of Health Care Delivery, Mayo Clinic, Rochester, MN, USA
^bDepartment of Artificial Intelligence and Informatics, Mayo Clinic, Rochester, MN, USA
^cDepartment of Medicine, Mayo Clinic, Rochester, MN, USA
^dDepartment of Information Technology, Mayo Clinic, Rochester, MN, USA
^eDepartment of Quantitative Health Sciences, Mayo Clinic, Rochester, MN, USA



Proposed machine learning model for adverse event prediction using the longitudinal deterioration index (DI) scores.

Development of an early-warning system for high-risk patients for suicide attempt using deep learning and electronic health records

Le Zheng^{1,2}, Oliver Wang³, Shiyong Hao^{1,2}, Chengyin Ye⁴, Modi Liu³, Minjie Xia³, Alex N. Sabo^{5,6}, Liliana Markovic^{5,6}, Frank Stearns³, Laura Kanov³, Karl G. Sylvester⁷, Eric Widen³, Doff B. McElhinney^{1,2}, Wei Zhang⁸, Jiayu Liao^{9,10} and Xu

Key Predictors

- **Mental health disorders** (depression, bipolar, anxiety)
- **Substance abuse**
- **Impulse control disorders**
- **Socioeconomic factors** (unemployment, low income)
- **Age-related differences:**
 - <25: pain-related and physiological disorders
 - 25–54: prior attempts, personality disorders, substance abuse

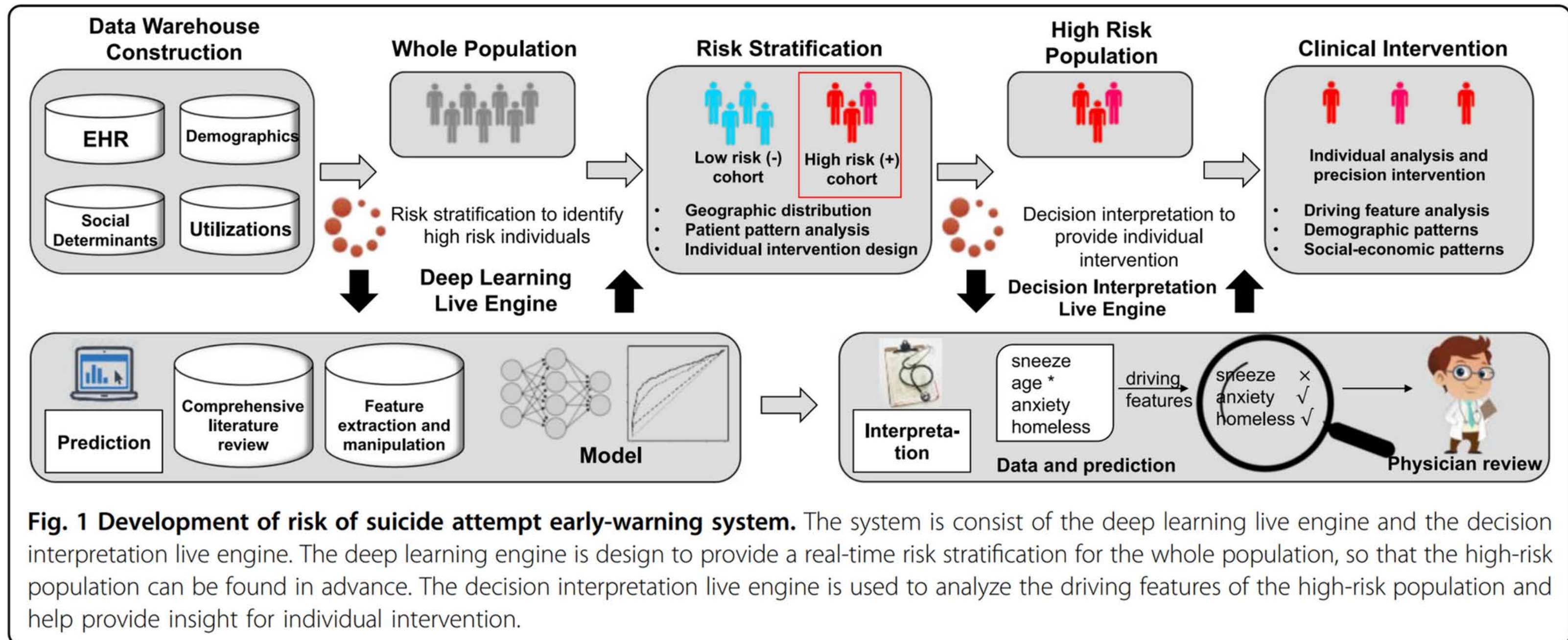


Fig. 1 Development of risk of suicide attempt early-warning system. The system is consist of the deep learning live engine and the decision interpretation live engine. The deep learning engine is design to provide a real-time risk stratification for the whole population, so that the high-risk population can be found in advance. The decision interpretation live engine is used to analyze the driving features of the high-risk population and help provide insight for individual intervention.

Digital wound assessment platform

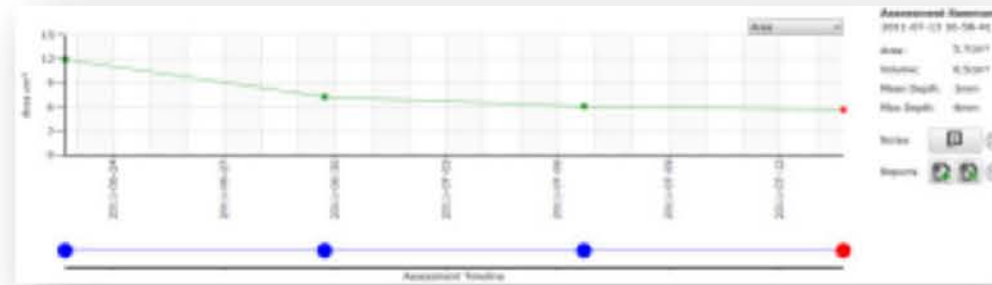
Silhouette Wound Assessment



1. Capture
Photograph wounds using SilhouetteStar

2. Measure

Review images, draw wound boundaries, generate measurements using SilhouetteConnect, including area, depth, volume and % area reduction



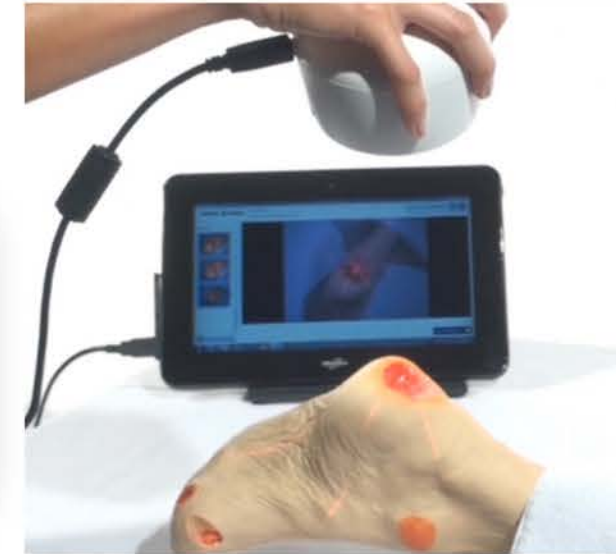
4. Results

View wound progress graph and wound assessment report

3. Record

Enter clinical notes

Wound Appearance	
Epithelializing (stand) (%)	8%
Granulating (%)	64%
Sleege (%)	46%
Necrotic (%)	8%
Hypergranulating (%)	0%
Underlying structures	☐ Fascia ☐ Muscle ☐ Tendon ☐ Ligament ☐ Bone
Underlying structures: Other	



Images

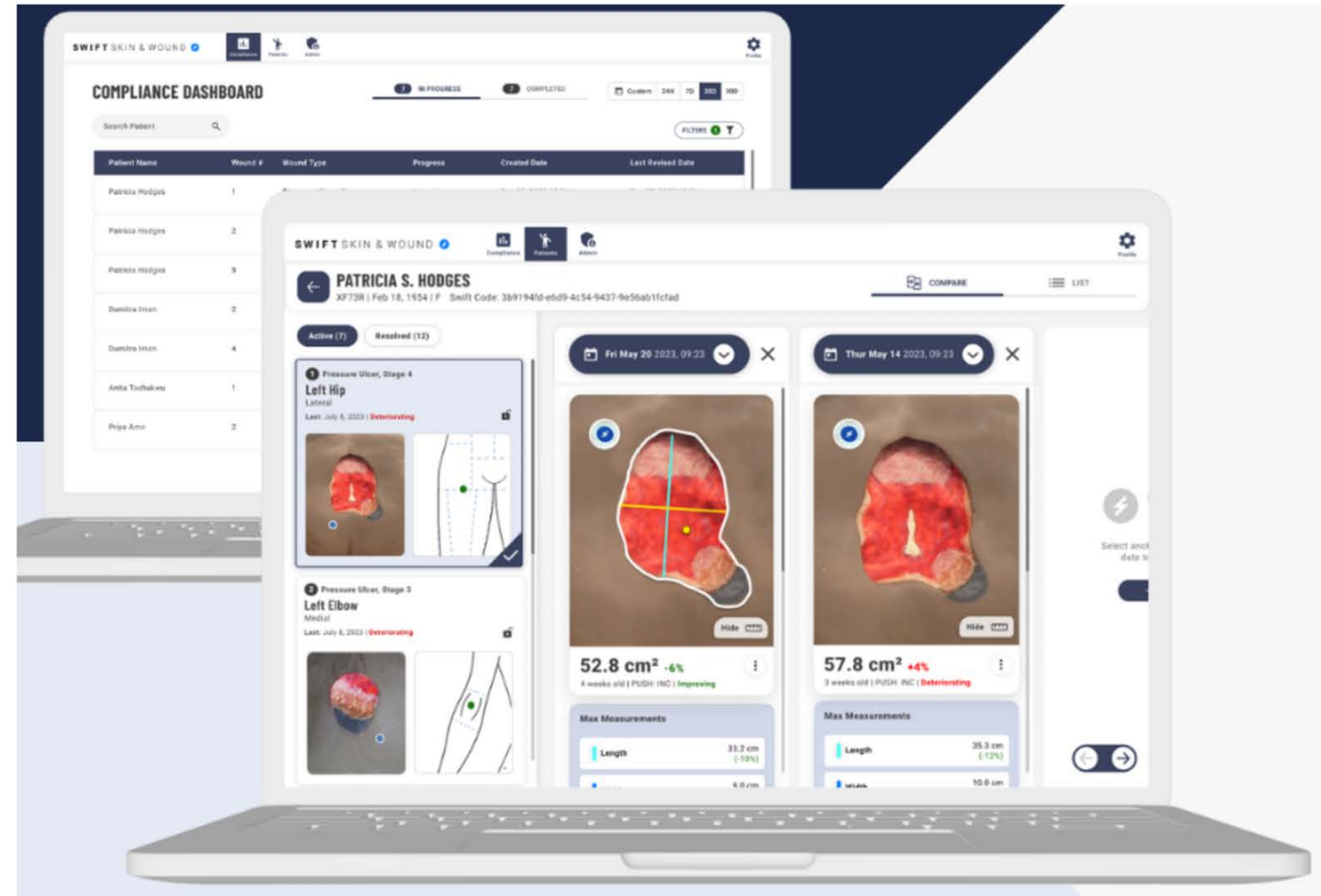
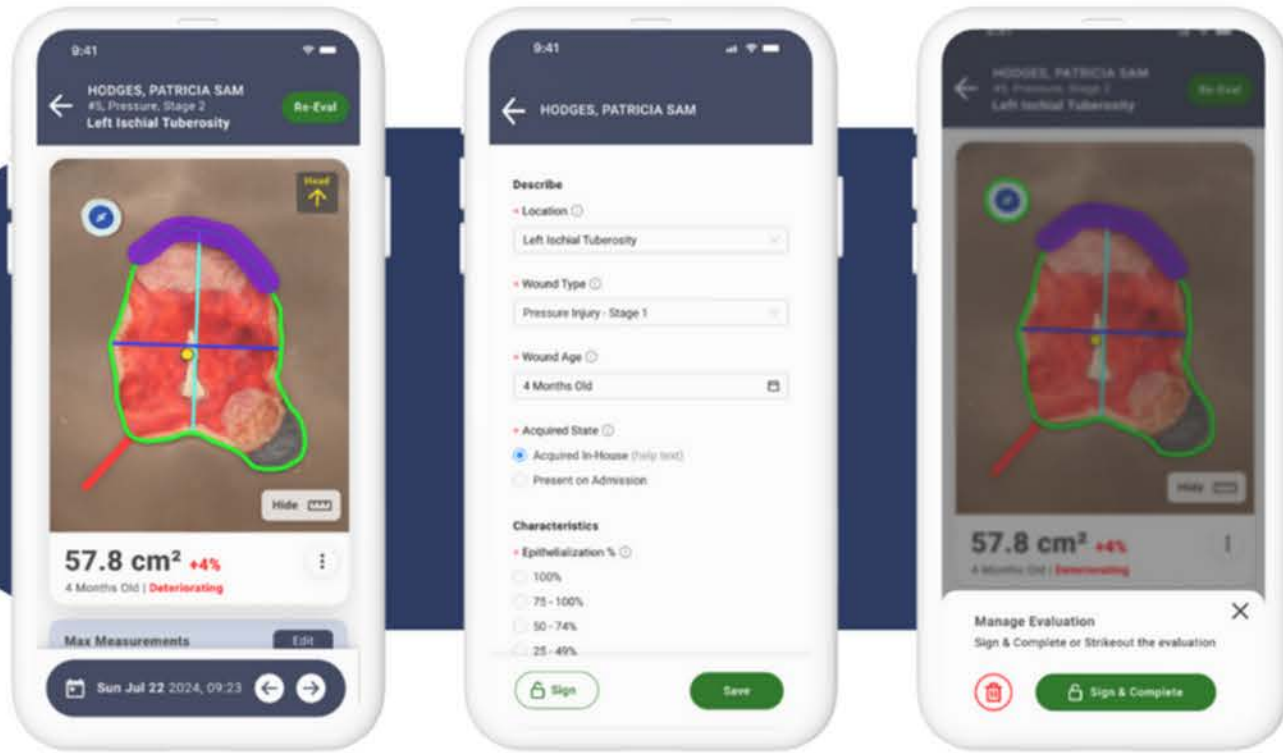
Measurements

Clinical notes

A screenshot of the SilhouetteCentral web application interface. The top header shows 'aranz SilhouetteCentral' and user information. The main content area is divided into three sections: 'Wound Details', 'Images', and 'Notes'. The 'Wound Details' section includes a table of 'Visit' and 'Assessment' data. The 'Images' section shows a wound image with a green outline and a red 'A' in the bottom right corner. The 'Notes' section contains a table with columns for 'Patient', 'Visit', and 'Wound'. The table contains several rows of data.

AI-Powered Wound Care Management

SWIFT 

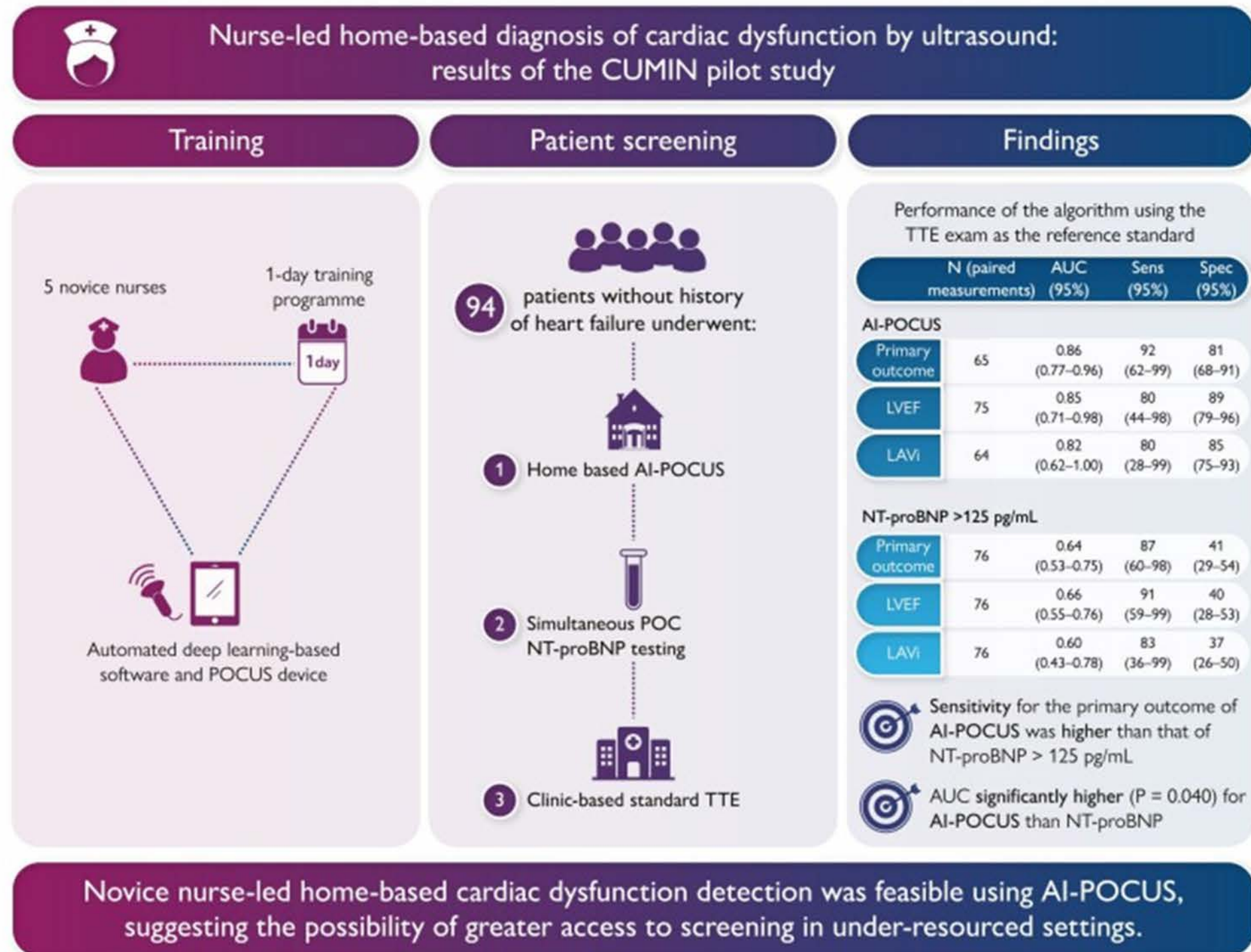


1 Mohammed HT, Bartlett RL, Babb D, Fraser RDJ, Mannion D. A time motion study of manual versus artificial intelligence methods for wound assessment. PLoS One. 2022 Jul 28;17(7):e0271742. doi: 10.1371/journal.pone.0271742. PMID: 35901189; PMCID: PMC9333325.

Point-of-care device and deep learning algorithms



the Torso-One cardiac probe and the Kosmos Bridge tablet with AI TRIO POCUS device

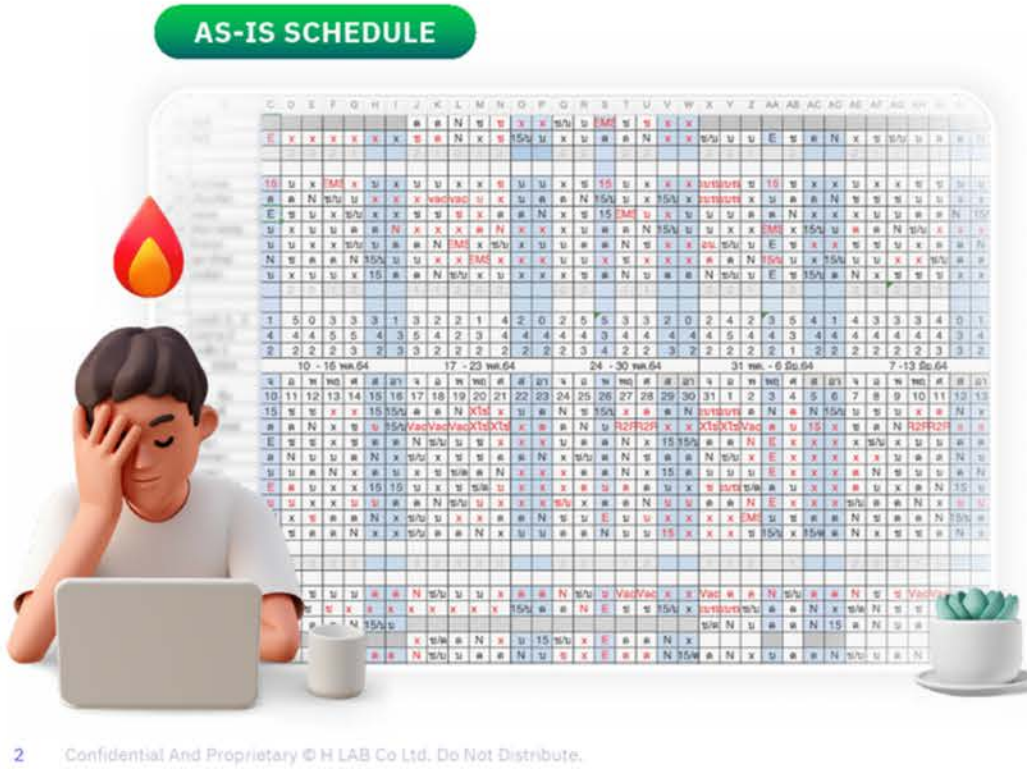


Tromp J, Sarra C, Nidhal B, Mejdi BM, Zouari F, Hummel Y, Mzoughi K, Kraiem S, Fehri W, Gamra H, Lam CSP, Mebazaa A, Addad F. Nurse-led home-based detection of cardiac dysfunction by ultrasound: results of the CUMIN pilot study. Eur Heart J Digit Health. 2023 Dec 12;5(2):163-169. doi: 10.1093/ehjdh/ztad079. PMID: 38505488; PMCID: PMC10944680.

Scheduling Pains

Workflow Optimization

AS-IS SCHEDULE



REQUIREMENT EXAMPLES

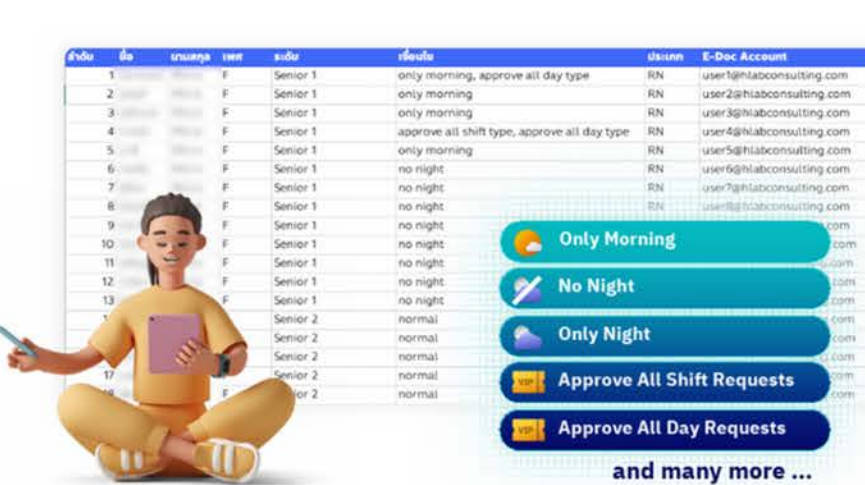
- CONSECUTIVE SHIFTS**
Consecutive night shifts ≤ 3 , and day off is needed once reaching limit
- INTER-DAYS SHIFTS**
No night shift followed by morning shift in the following day
- INTRA-DAY SHIFTS**
No afternoon shift followed by night shift within a day

2 Confidential And Proprietary © H LAB Co Ltd. Do Not Distribute.

ระบบ AI ช่วยจัดเวรแพทย์/พยาบาล Cortex Shift by H-LAB

Features

Staff Preference Setting



ลำดับ	ชื่อ	ประเภท	เพศ	ระดับ	เงื่อนไข	สถานะ	E-Doc Account
1		F	Senior 1	only morning, approve all day type	RN	user1@hlabconsulting.com	
2		F	Senior 1	only morning	RN	user2@hlabconsulting.com	
3		F	Senior 1	only morning	RN	user3@hlabconsulting.com	
4		F	Senior 1	approve all shift type, approve all day type	RN	user4@hlabconsulting.com	
5		F	Senior 1	only morning	RN	user5@hlabconsulting.com	
6		F	Senior 1	no night	RN	user6@hlabconsulting.com	
7		F	Senior 1	no night	RN	user7@hlabconsulting.com	
8		F	Senior 1	no night	RN	user8@hlabconsulting.com	
9		F	Senior 1	no night	RN	user9@hlabconsulting.com	
10		F	Senior 1	no night	RN	user10@hlabconsulting.com	
11		F	Senior 1	no night	RN	user11@hlabconsulting.com	
12		F	Senior 1	no night	RN	user12@hlabconsulting.com	
13		F	Senior 1	no night	RN	user13@hlabconsulting.com	
14		F	Senior 1	normal	RN	user14@hlabconsulting.com	
15		F	Senior 2	normal	RN	user15@hlabconsulting.com	
16		F	Senior 2	normal	RN	user16@hlabconsulting.com	
17		F	Senior 2	normal	RN	user17@hlabconsulting.com	
18		F	Senior 2	normal	RN	user18@hlabconsulting.com	

Only Morning
No Night
Only Night
Approve All Shift Requests
Approve All Day Requests
and many more ...

STAFF PREFERENCE SETTING

- AS-IS SOLUTIONS**
System cannot recognize nor accept individual working preference
- CORTEX SHIFT**
System recognize and accept individual multi-preferences setting



Features

Shift Request / Swap Platform

Staff Scheduling

เปิดรับคำขอ
บันทึกการเปลี่ยนแปลง

SHIFT REQUEST/EXCHANGE

- AS-IS SOLUTIONS**
Shift requests/exchanges occur in separate systems, thus causing data disintegration and non-updated schedules
- CORTEX SHIFT**
Shift requests/exchanges exist in one single platform, which provides real-time-updated schedules

Revolutionizing Infusion Nursing with AI: Trends and Innovations

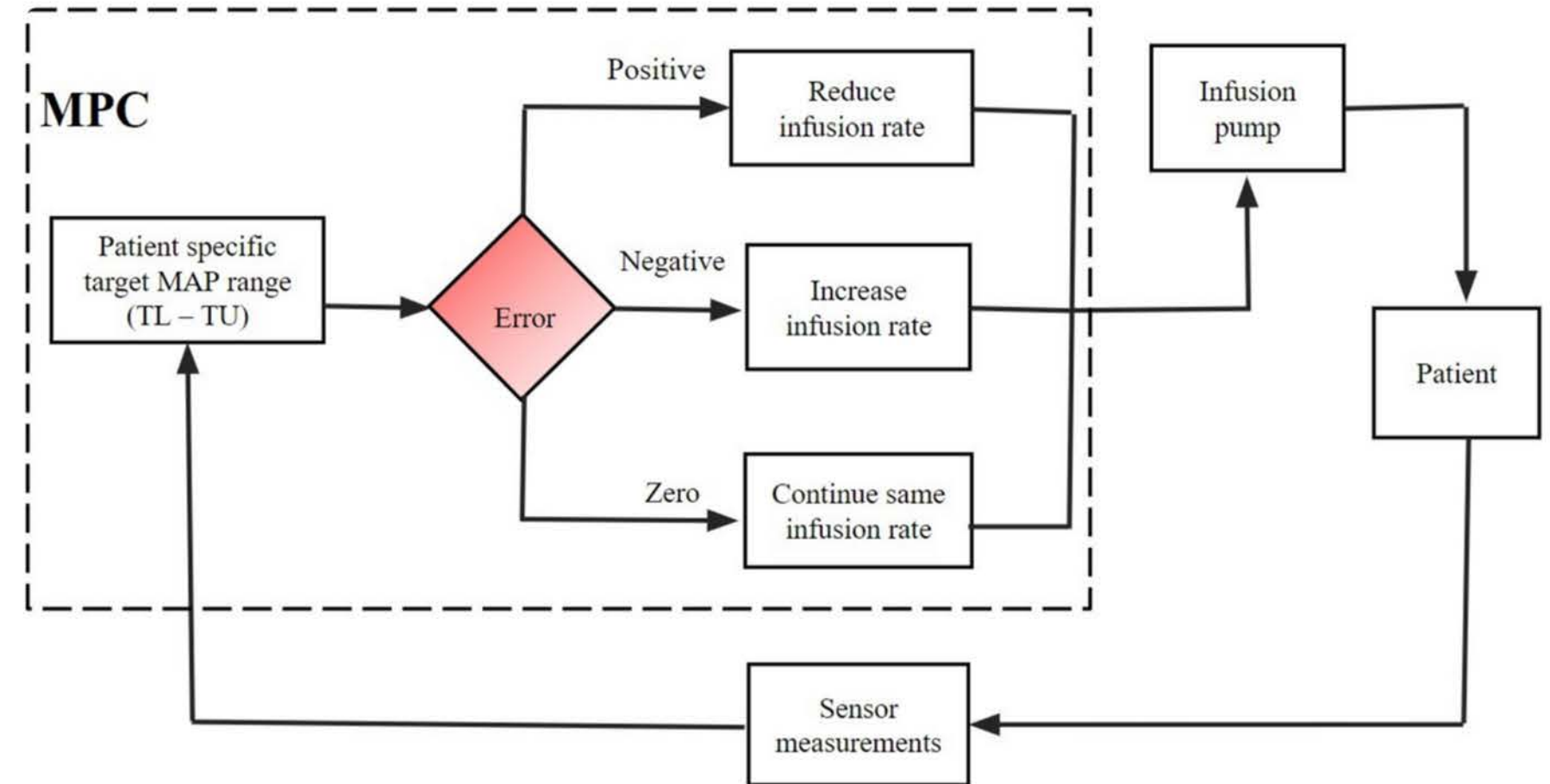


Smart Infusion Pumps and AI Integration

- **Advanced Features of AI-powered Smart Pumps**
- **Real-time Monitoring and Automated Dose Adjustments**
- **Predictive Maintenance and Error Prevention Capabilities**
- **Telehealth Integration in Infusion Services**

AI-Powered Medication Management

Towards Precision Dosing: AI – Enhanced Model Predictive Control Closed Loop Infusion Pump for ICUs



Article

A Novel and Low-Cost Cloud-Enabled IoT Integration for Sustainable Remote Intravenous Therapy Management

Chiang Liang Kok ^{1,*} , Chee Kit Ho ², Teck Kheng Lee ³ , Zheng Yuan Loo ¹, Yit Yan Koh ¹ and Jian Ping Chai ¹

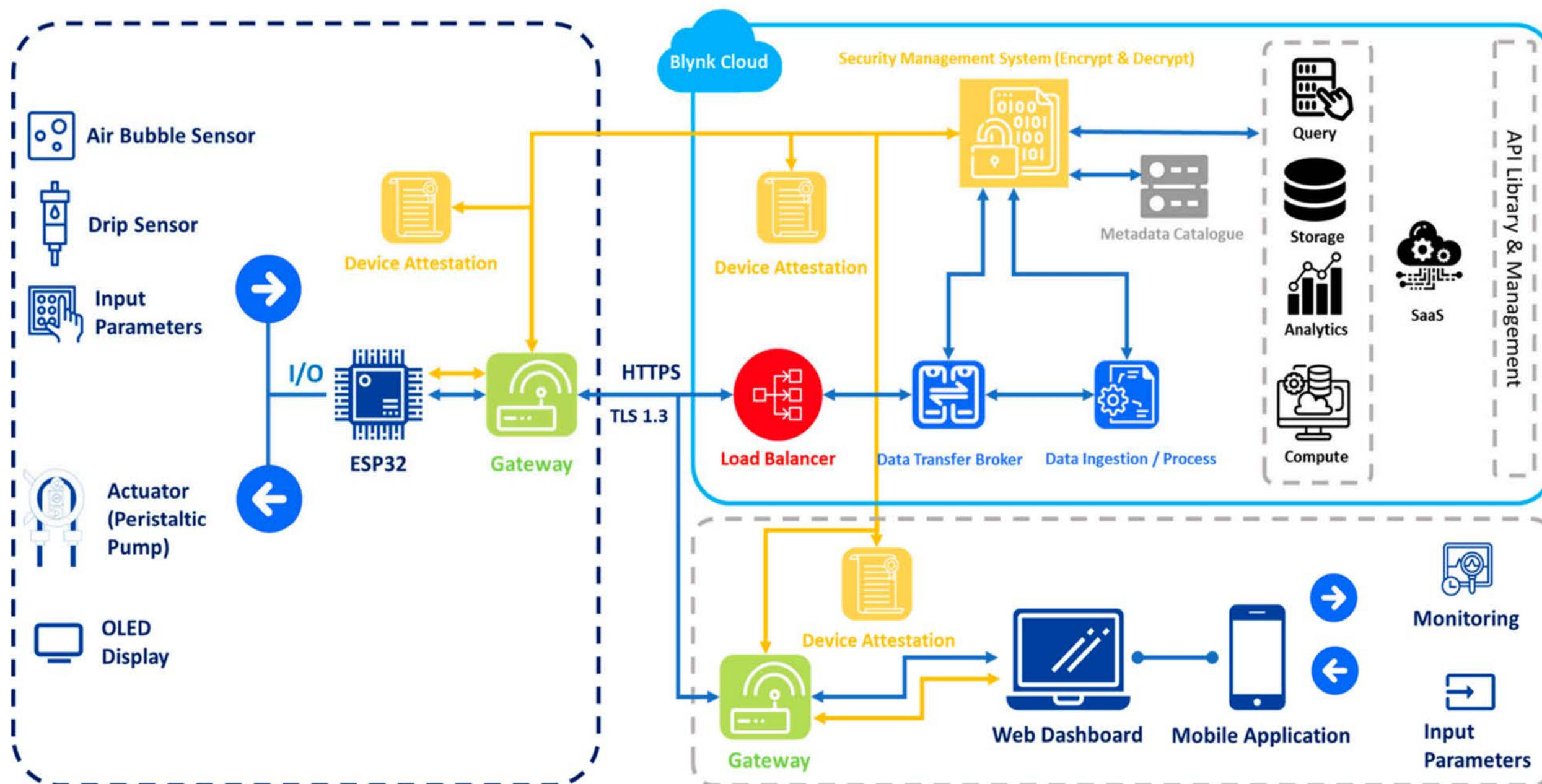


Figure 15. IoT architecture for the infusion pump.

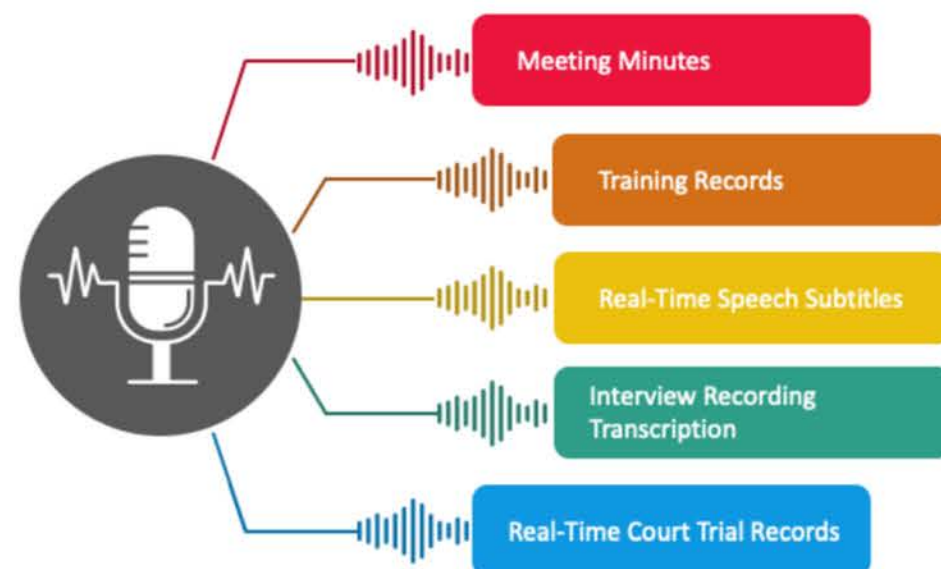
Voice Recognition Tools for Nursing Charting

Dragon Medical One



**cloud-
based, fast,
and highly
accurate.**

SPEECH RECOGNITION Automatic Speech Recognition System



M*Modal Fluency Direct



**Designed for both
nurses and
physicians, with
deep EHR
integration**

- Record assessments while at the bedside
- Update charts during rounds
- Add notes between tasks
- Dictate handoff reportsSome systems even let you use voice commands to navigate electronic health records—no mouse or keyboard needed

6 Nurse AI Robots That Are Changing Healthcare in 2025

1. Moxi

2. Robot Nurse Bear

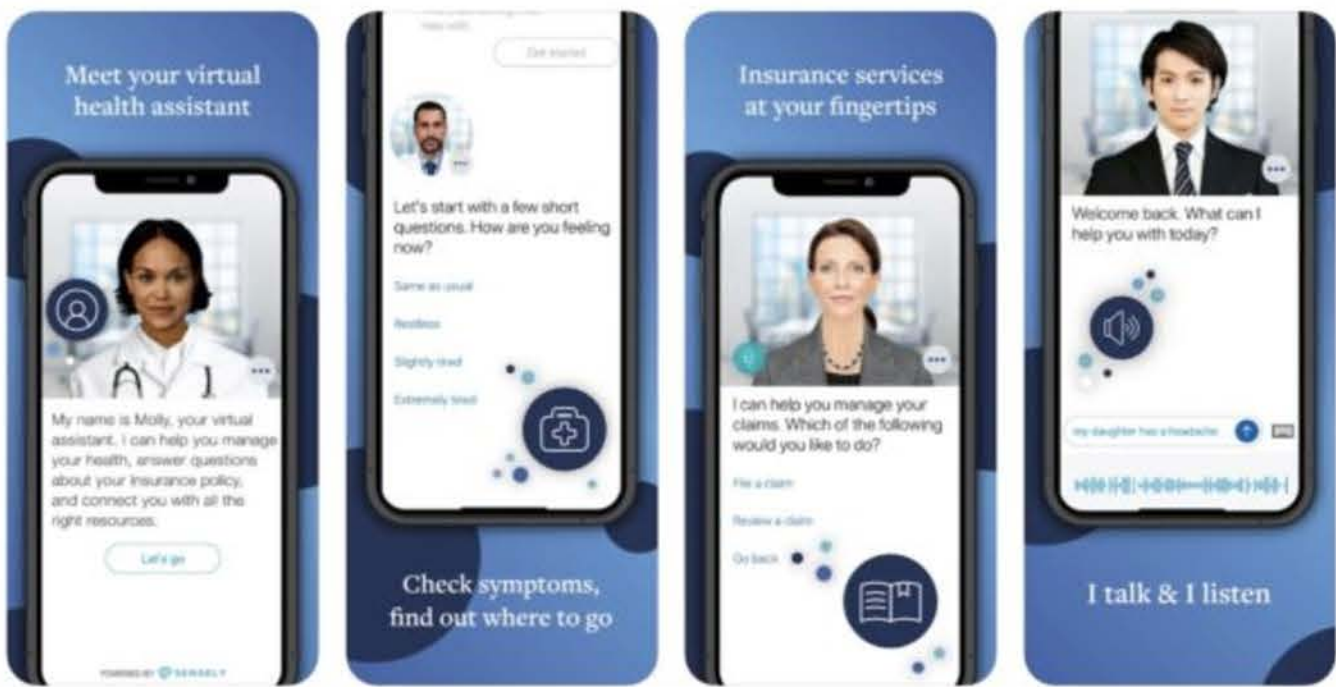
3. Robot Dinsow

4. TUG

5. Robot Paro

6. Robot Pepper





Sensely

Sensely Corporation

- triage and symptom checking
- education about self-care and wellness
- assessing health risk
- monitoring of chronic diseases
- mood tracking and basic mental health assistance

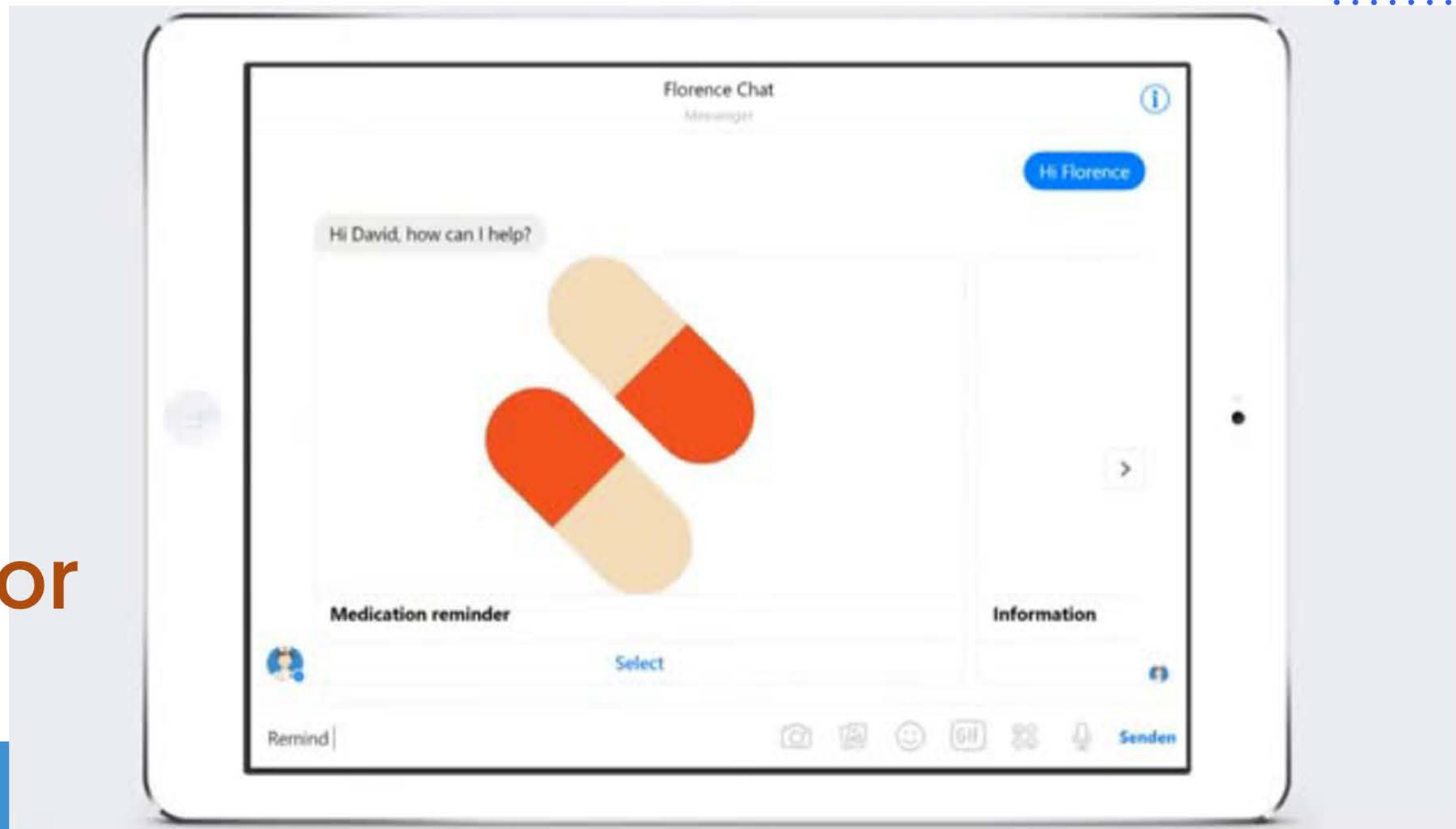


AI Nursing
Chatbot
Examples





AI Nursing Chatbot for Patient Compliance



FLORENCE
YOUR HEALTH ASSISTANT
ON FACEBOOK MESSENGER

WWW.FLORENCE.CHAT

- Send automated medication reminders and notifications to patients' devices - **Medication Reminder Chatbot**
- Virtual healthcare educators, providing patients with valuable information about their conditions, treatment plans, and potential side effects- **Diabetes Management Chatbot**
- Assist patients in scheduling appointments, sending reminders, and following up - **Post-Surgery Recovery Chatbot**
- Monitor and data analysis - **Heart Failure Monitoring Chatbot**

Challenges and Ethical Considerations

Nurse as a Validator and Ethical Gatekeeper



- Technical challenges
- Fairness
- Privacy and Data Security
- Algorithmic Bias
- De-skilling - AI Overreliance
- Accountability - Human VS AI decision making
- Work implication

Your Brain on ChatGPT: Accumulation of Cognitive Debt when Using an AI Assistant for Essay Writing Task

June 2025

DOI: [10.48550/arXiv.2506.08872](https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.08872)

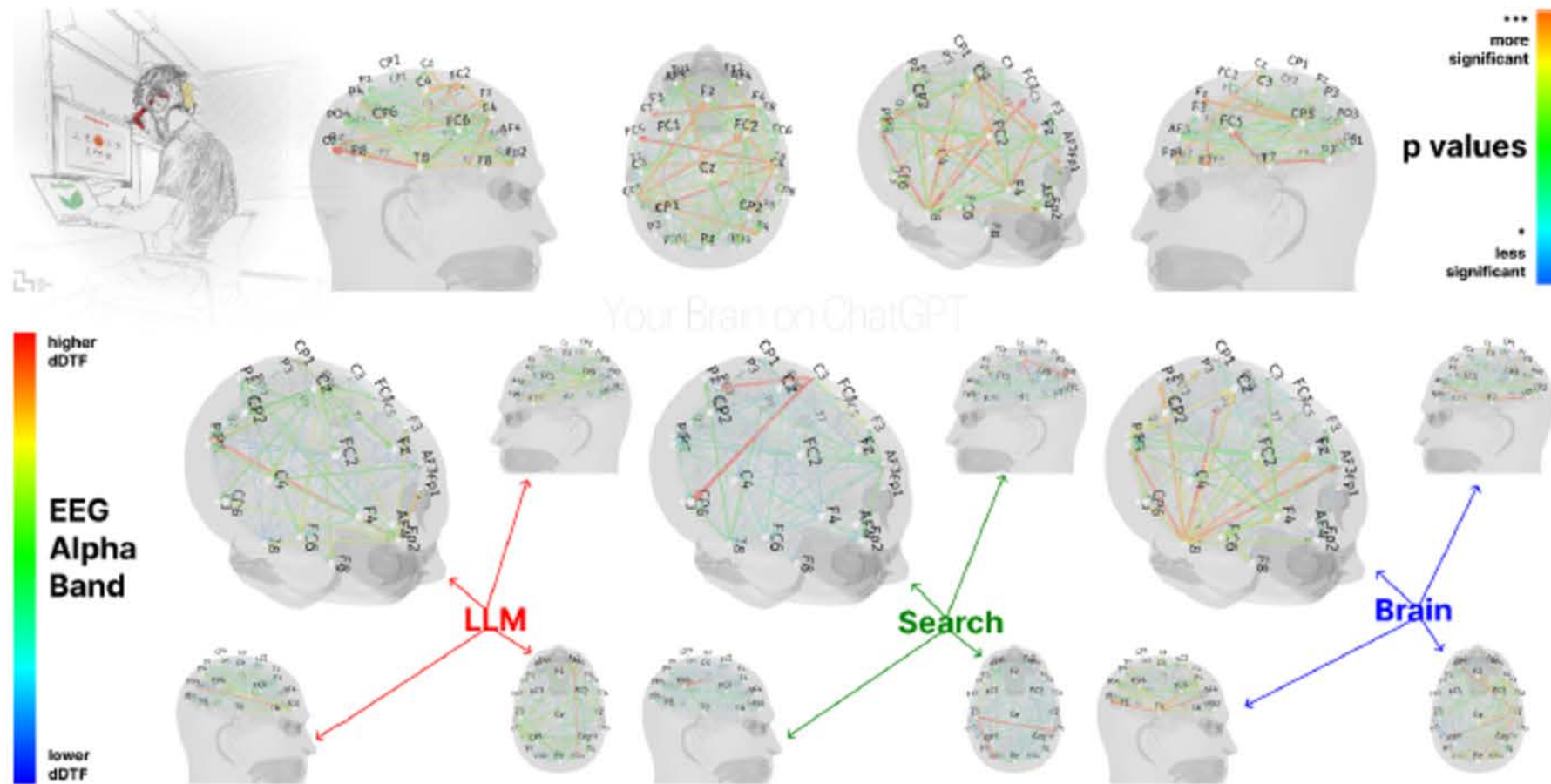


Figure 1. The dynamic Direct Transfer Function (dDTF) EEG analysis of Alpha Band for groups: LLM, Search Engine, Brain-only, including p-values to show significance from moderately significant (*) to highly significant (***).

- AI ไม่ใช่สิ่งเลวร้าย...ควรใช้ให้ถูกวิธี โดยเน้นเอามาช่วยงานเสริมความคิด ไม่ใช่ใช้มันคิดแทนทั้งหมด
- ควรเริ่มต้นจากไอเดียของตนเอง แล้วใช้ AI เป็นผู้ช่วยในการต่อยอด จะมีประโยชน์มากกว่า

Nataliya Kosmyna¹
MIT Media Lab
Cambridge, MA

Eugene Hauptmann
MIT
Cambridge, MA

Ye Tong Yuan
Wellesley College
Wellesley, MA

Jessica Situ
MIT
Cambridge, MA

Xian-Hao Liao
Mass. College of Art
and Design (MassArt)
Boston, MA

Ashly Vivian Beresnitzky
MIT
Cambridge, MA

Iris Braunstein
MIT
Cambridge, MA

Pattie Maes
MIT Media Lab
Cambridge, MA

- ผลวิจัย พบว่า 83% ของผู้ใช้งาน จำสิ่งที่ตัวเองเขียนเมื่อไม่กี่นาทีก่อนไม่ได้
- สะท้อนว่า AI อาจทำให้สมองเราทำงานน้อยลง ทั้งด้านความจำและความคิดลึกซึ้ง โดยเฉพาะเมื่อใช้งาน AI ตั้งแต่เริ่มต้นโดยไม่ผ่านการไตร่ตรอง
- ผลกระทบอาจลุกลามถึงทักษะการเรียนรู้และการทำงาน จนผู้ใช้สูญเสียความคิดสร้างสรรค์ ความรู้สึกเป็นเจ้าของงาน และความสามารถในการสื่อสาร

The future nurse: AI literacy requirements



AI Literacy

ทักษะความสามารถของมนุษย์ในการเข้าใจ ใช้งาน วิเคราะห์ และประเมินเทคโนโลยี AI ได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีวิจารณญาณ รวมถึงความเข้าใจถึงผลกระทบของ AI ต่อสังคมและจริยธรรม

- 1. ความเข้าใจพื้นฐาน AI
- 2. การใช้เครื่องมือและแอปพลิเคชัน AI ได้อย่างมีประสิทธิภาพในชีวิตประจำวันและการทำงาน
- 3. การประเมิน AI อย่างมีวิจารณญาณ ประเมินความน่าเชื่อถือของข้อมูลและผลลัพธ์ที่ได้จาก AI ตั้งคำถามและตรวจสอบอคติ (bias) ที่อาจเกิดขึ้นในระบบ AI
- 4. ตระหนักถึงจริยธรรมและผลกระทบจากการใช้ AI
- 5. การสร้างสรรค์ AI การพัฒนานวัตกรรม, การออกแบบผลิตภัณฑ์, หรือการสร้างงานศิลปะ

Design and validation of the AI literacy questionnaire: The affective, behavioural, cognitive and ethical approach

Davy Tsz Kit Ng¹  | Wenjie Wu² | Jac Ka Lok Leung³  |

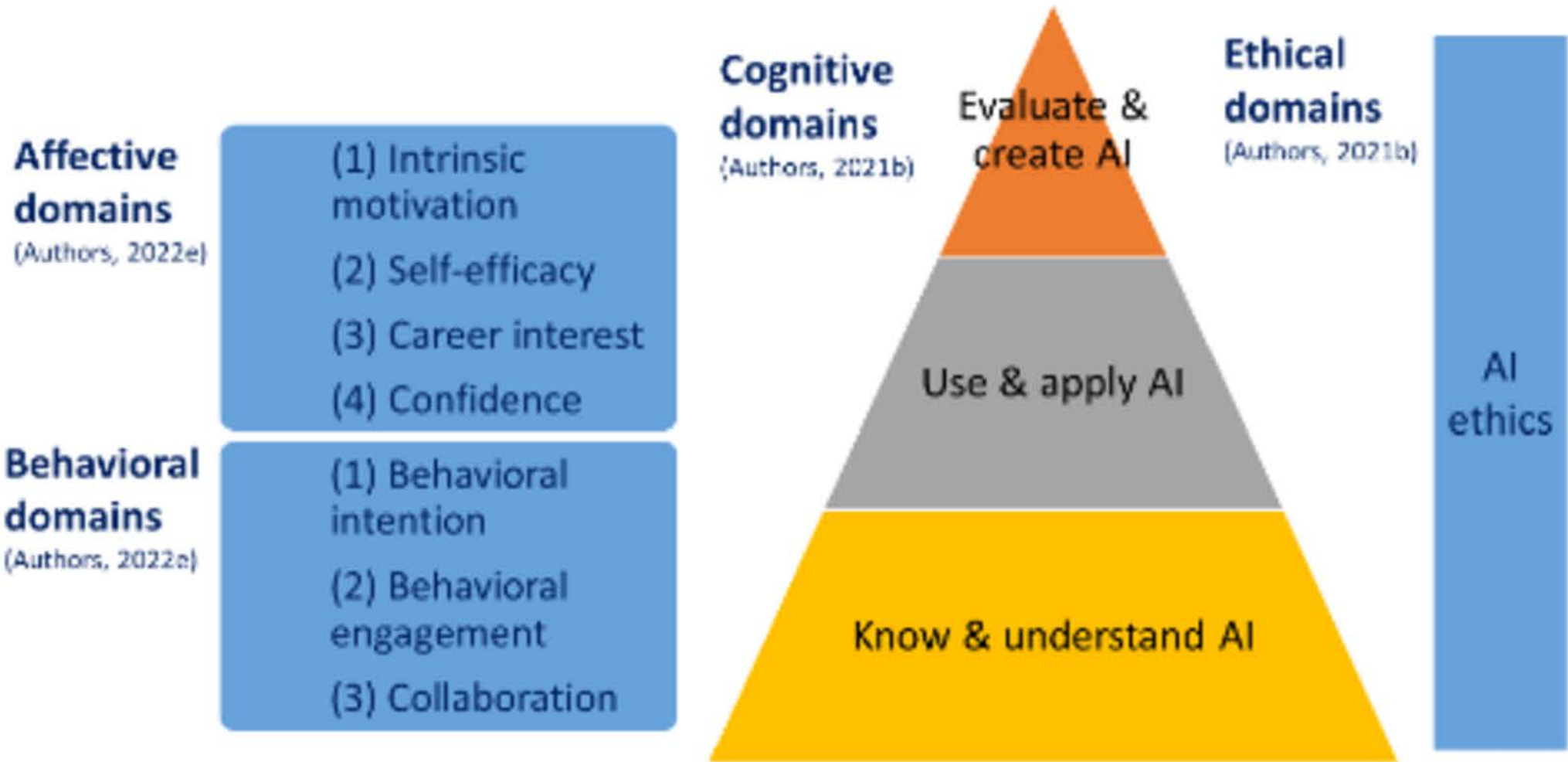
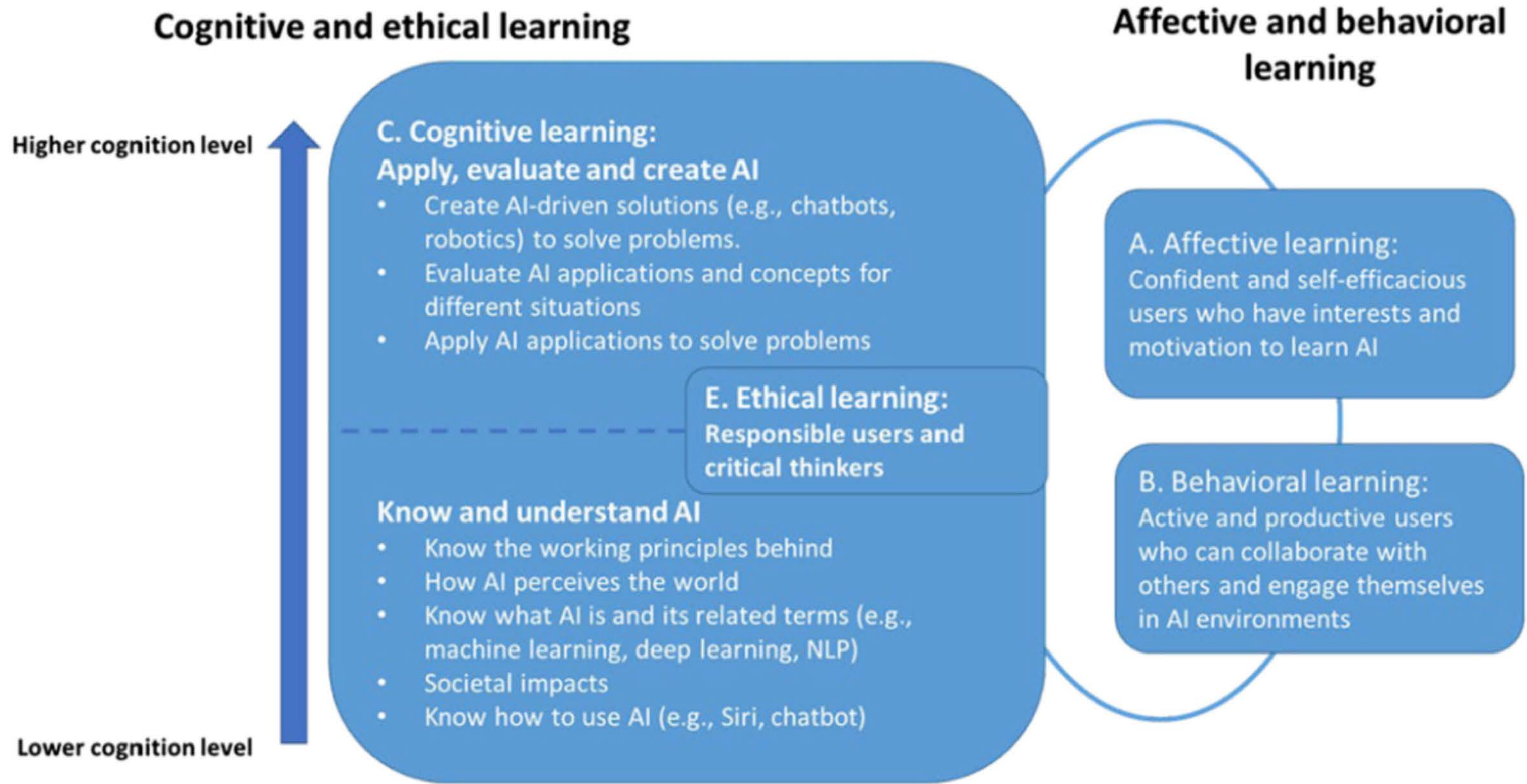


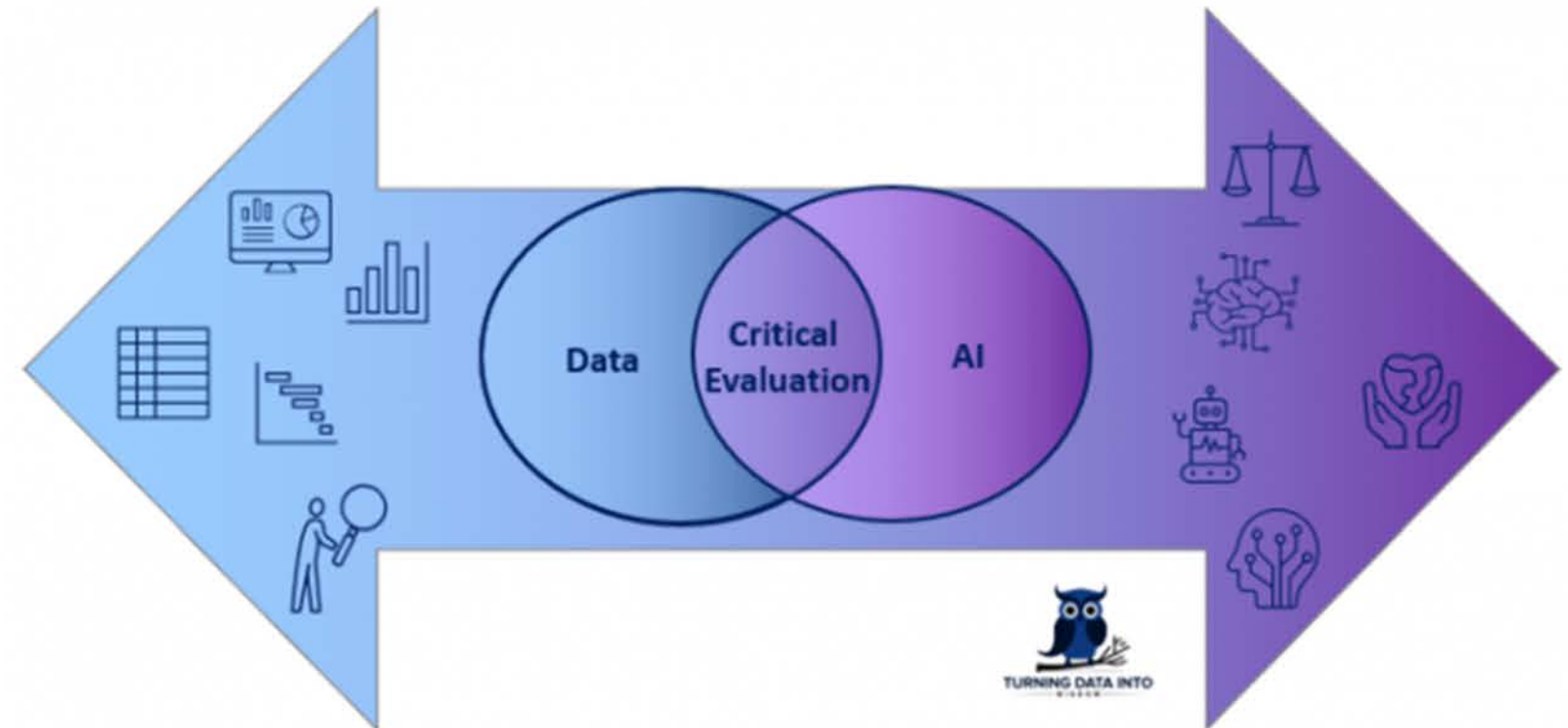
FIGURE 1 The ABCE framework.

Conceptual framework of AI literacy.



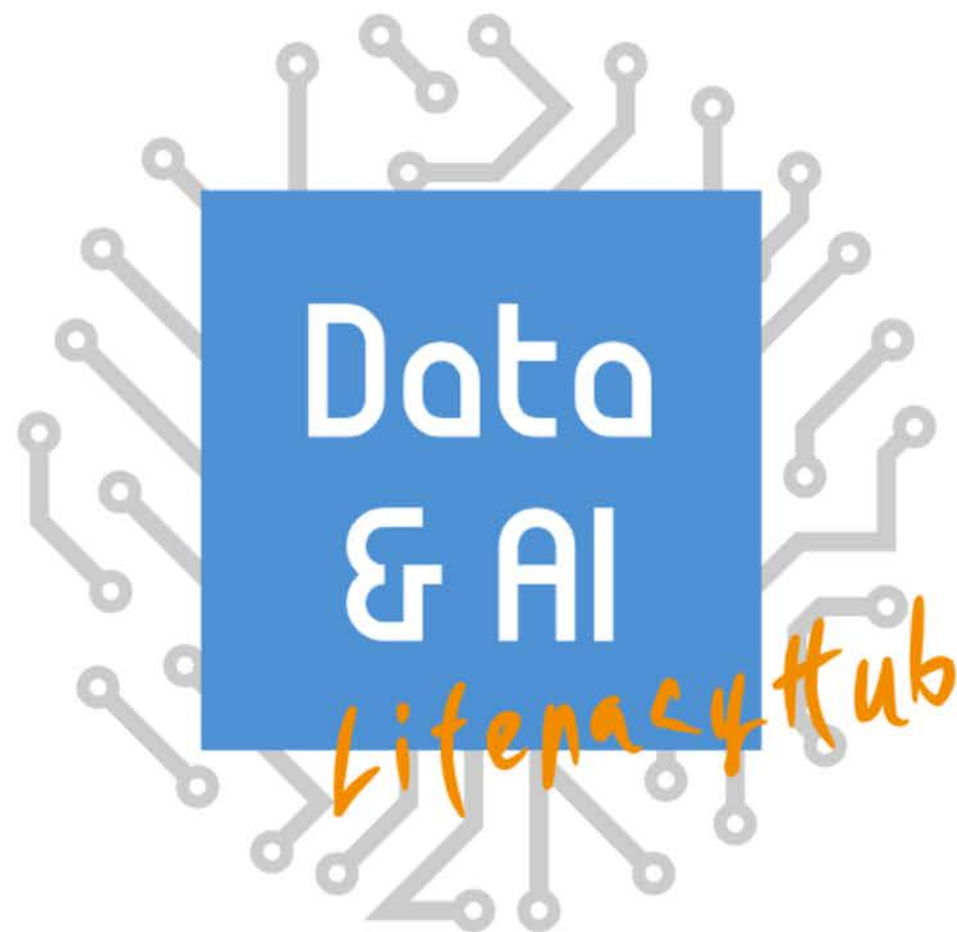
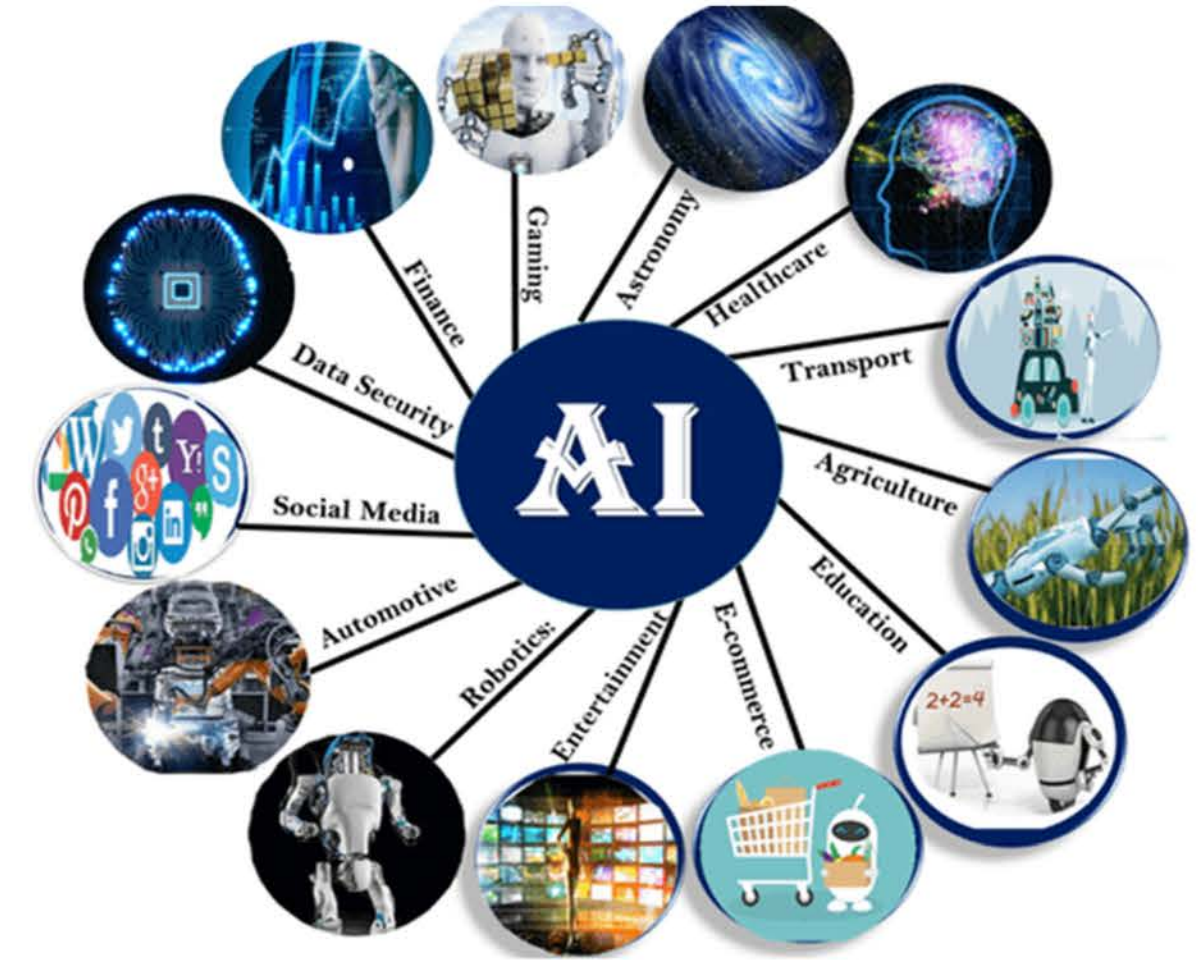
การประเมิน AI อย่างมีวิจารณญาณ

1. ความเข้าใจในแหล่งที่มาของข้อมูล
2. การตระหนักถึงอคติ (Bias)
3. การเข้าใจข้อจำกัด
4. การตรวจสอบความถูกต้อง
5. การเข้าใจกระบวนการ
6. การพิจารณาความเหมาะสมของการใช้ AI
7. การตั้งคำถาม กับผลลัพธ์ที่ได้จาก AI
8. การประเมินผลกระทบ
9. การตระหนักถึงการเปลี่ยนแปลง
10. การสร้างความสมดุล



Nursing Next: Enhancing Patient Care in the Age of AI

- AI เป็นเครื่องมือในการสร้างสรรค์และแก้ปัญหาเป็นทักษะสำคัญที่จะช่วยให้พยาบาลใช้ประโยชน์จาก AI ได้อย่างเต็มที่
- AI ไม่ใช่เพียงเครื่องมือที่ทำงานแทนพยาบาล แต่เป็นตัวช่วยที่สามารถขยายขีดความสามารถของพยาบาลให้สร้างสรรค์สิ่งใหม่ๆ ที่เหนือกว่าที่เคยเป็นมา



Critical
Thinking

คิด
วิเคราะห์
แยกแยะ



Thanks you for attention

Assist.Pichaya Thongpo

Pichaya.tho@Mahidol.edu

