Data Mining
Fall, 2022

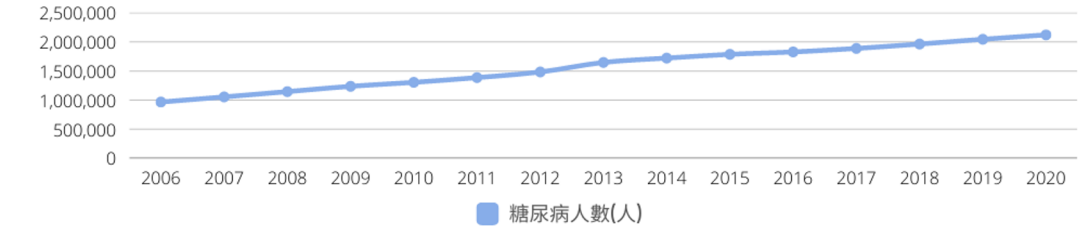
Diabetic Patients' Re-admission within 30 days Prediction

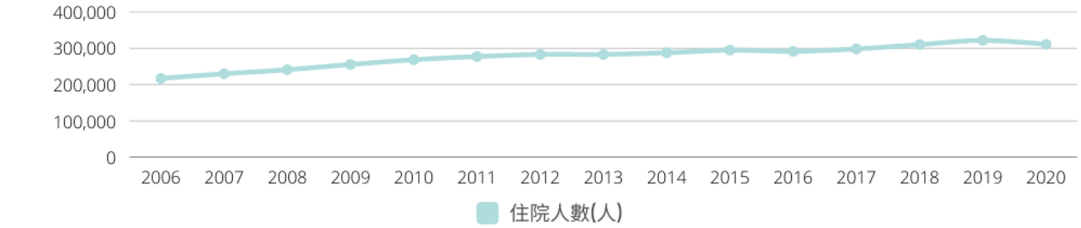
Team 16:
411551024 陳敏楨　411551030 吳羽佳
310581002 鄭乃心　0886007　李雅文

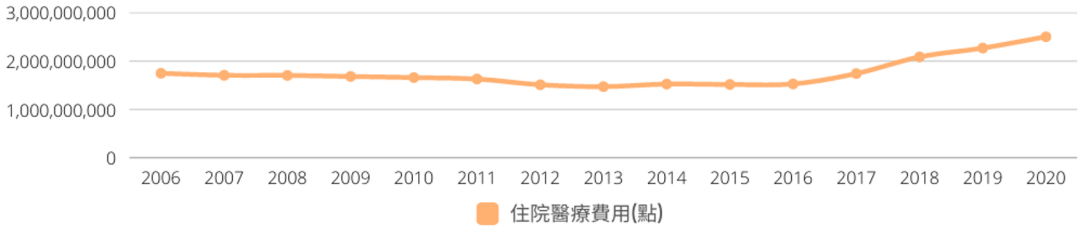
Report Date: 20221221

Background

資料來源:台灣衛生福利部 / 資料整理:本計畫







2,123,802

約212萬人

311,235

約31萬人

2,503,774,906

約25億元

Motivation and Research Aims

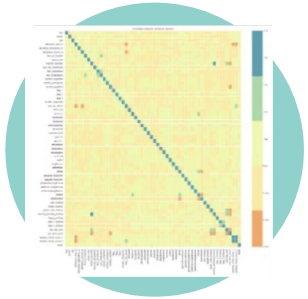
- **糖尿病住院人數多,住院費用高**

1	2	3
健保每年在糖尿病患者的住院費用需支出20多億。(不含門診、急診、藥品)	如果糖尿病患者在住院期間未受妥善照護，可能導致住院時間變長、重覆住院，進而使得醫療費用提高。	**病患是否妥善被照護呢**

- **出院N天後再住院 (e.g., 30天)**

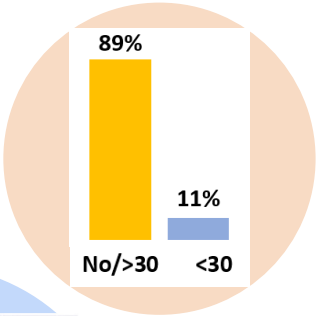
  - 為病人住院是否獲得妥善醫療照護的衡量指標。若病人出院N天後再住院，表示醫院對住院病人的照護可能需再加強。
  - 藉由此指標，可以督促醫院更深入瞭解原因，並提升住院病人的醫療照護品質。

Challenge



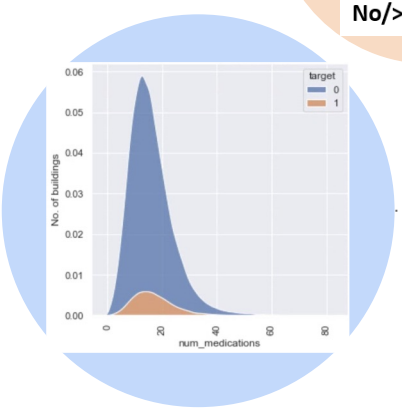
3. Feature Selection

特徵數多
關聯性不強



2. Imbalance

資料嚴重不平衡
89% : 11%
（No / >30 : <30）



1. Pattern

資料過於均勻
沒有明顯的pattern

Problem Description

- **使用臨床資料集訓練機器學習模型，用以糖尿病患者出院 30 天再住院之預測。**

- **Input**：資料集包含人口統計學、相關的基本資料（例如：科別、檢驗次數、付款人與保險）、血糖的數值與指標、ICD-9 code、住院及用藥紀錄等欄位。

- **Process**：使用皮爾遜積差相關係數找到與 Label 較相關的特徵，並以 Apriori 演算法與決策樹找出糖尿病患者與再住院相關變數之間的關聯及再住院的風險群。選擇 5 種機器學習模型進行 ensemble。

- **Output**：預測糖尿病病人是否30天再住院，並得到再住院的關聯規則與高低風險群。可用於出院前準備，預警醫事人員找出可能尚未被完全診療的高危糖尿病患者，藉此減少可能產生的後續醫療照護支出與社會成本。

Target Performance

Previous Studies

- 參考過去的研究 [1,2,3]，AUROC 介於 [0.5, 0.7) 。

Target I

- AUROC: 0.75 up
- Precision: 0.70 up
- Recall: 0.60 up
- F1 score: 0.65 up

Target II

- 找出再住院的關聯規則
- 分析再住院的高低風險群

[1] Mingle, D. (2017). Predicting diabetic readmission rates: moving beyond Hba1c. *Current Trends in Biomedical Engineering & Biosciences*, *7*(3), 555707.
[2] Shang, Y., Jiang, K., Wang, L., Zhang, Z., Zhou, S., Liu, Y., ... & Wu, H. (2021). The 30-days hospital readmission risk in diabetic patients: predictive modeling with machine learning classifiers. *BMC medical informatics and decision making*, *21*(2), 1-11.
[3] Using Machine Learning to Predict Hospital Readmission for Patients with Diabetes with Scikit-Learn, https://towardsdatascience.com/predicting-hospital-readmission-for-patients-with-diabetes-using-scikit-learn-a2e359b15f0

Data Description

下載來源

Kaggle

https://www.kaggle.com/datasets/saurabhtayal/diabetic-patients-readmission-prediction

原始資料來源

130家 美國醫院

收集時間

1999年~2008年，共10年

欄位數量

50項

資料筆數

101,766筆

Data Description (Cont.)

名稱(英文)	名稱(中文)	型態	值域	缺值	說明
encounter_id	住院識別碼	Numerical		None	共101,766筆
patient_nbr	患者識別碼	Numerical		None	共71,518人，其中3萬多人超過1次住院
race	種族	Categorical	5 類	2.23%	種族：白人、亞洲人、黑人、西班牙裔人
gender	性別	Categorical	3 類	0% (3筆)	性別：男、女、未知/無效
age	年齡	Categorical	10 類	None	各類間相差10歲：[0,10]、…、[90,100]
weight	體重	Numerical	9 類	96.86%	以磅為單位，各類間相差25磅
admission_type_id	住院類型	Categorical	8 類	5.20%	住院的類型，例如緊急、選擇性、新生兒…
discharge_disposition_id	出院後的安置地點	Categorical	29 類	3.63%	出院後去的地方，例如回家、另一家醫院…
admission_source_id	入院來源	Categorical	26 類	6.66%	住院的來源，例如醫生轉診、急診室…
time_in_hospital	住院天數	Numerical	1 ~ 14天	None	從住院到出院間的天數
payer_code	付款人代碼	Categorical	17類	39.56%	付款人代碼，例如藍十字、健保和自付
medical_specialty	醫療專業	Categorical	72類	49.08%	醫療專業，例如心臟病學、內科、…、外科
num_lab_procedures	檢驗次數	Numerical	1 ~ 132次	None	住院期間進行實驗室檢查的次數

Data Description (Cont.)

名稱(英文)	名稱(中文)	型態	值域	缺值	說明
num_procedures	程序次數	Numerical	0 ~ 6次	None	住院期間進行的程序次數(實驗室檢查除外)
num_medications	用藥次數	Numerical	1 ~ 81次	None	在住院期間管理的不同藥物名稱的數量
number_outpatient	門診次數	Numerical	0 ~ 42次	None	在住院前一年患者的門診次數
number_emergency	急診次數	Numerical	0 ~ 76次	None	在住院前一年患者的急診次數
number_inpatient	住院次數	Numerical	0 ~ 21次	None	在住院前一年患者的住院次數
diag_1	初步診斷	Categorical		0.02% (21筆)	初步診斷 (編碼為 ICD9 的前三個數字)
diag_2	輔助診斷	Categorical		0.35% (358筆)	輔助診斷 (編碼為 ICD9 的前三個數字)
diag_3	額外的輔助診斷	Categorical		1.40% (1,423筆)	額外的輔助診斷 (編碼為 ICD9 的前三位數字)
number_diagnoses	診斷次數	Numerical	1 ~ 16次	None	輸入到系統的診斷次數
max_glu_serum	血糖	Categorical	4 類	94.75%	>200, >300, Norm, None
A1Cresult	糖化血色素	Categorical	4 類	83.28%	>7, >8, Norm, None
change	改變糖尿病用藥	Categorical	2 類	None	糖尿病藥物是否有發生改變(劑量或藥物)
diabetesMed	使用糖尿病用藥	Categorical	2 類	None	是否有使用糖尿病藥物

Data Description (Cont.)

名稱(英文)	名稱(中文)	型態	值域	缺值	說明
metformin	二甲雙胍	Categorical	4 類	None	
repaglinide	瑞格列奈	Categorical	4 類	None	
nateglinide	那格列奈	Categorical	4 類	None	
chlorpropamide	氯磺丙脲	Categorical	4 類	None	
glimepiride	格列美脲	Categorical	4 類	None	糖尿病的藥物名稱，其欄位裡的值若為： • 「up」代表劑量增加 • 「down」代表劑量減少 • 「steady」代表劑量不變 • 「no」代表沒有開此糖尿病藥物處方
acetohexamide	醋磺己脲	Categorical	4 類	None	
glipizide	格列吡嗪	Categorical	4 類	None	
glyburide	格列本脲	Categorical	4 類	None	
tolbutamide	甲苯磺丁脲	Categorical	4 類	None	
pioglitazone	吡格列酮	Categorical	4 類	None	
rosiglitazone	羅格列酮	Categorical	4 類	None	
acarbose	阿卡波糖	Categorical	4 類	None	
miglitol	米格列醇	Categorical	4 類	None	

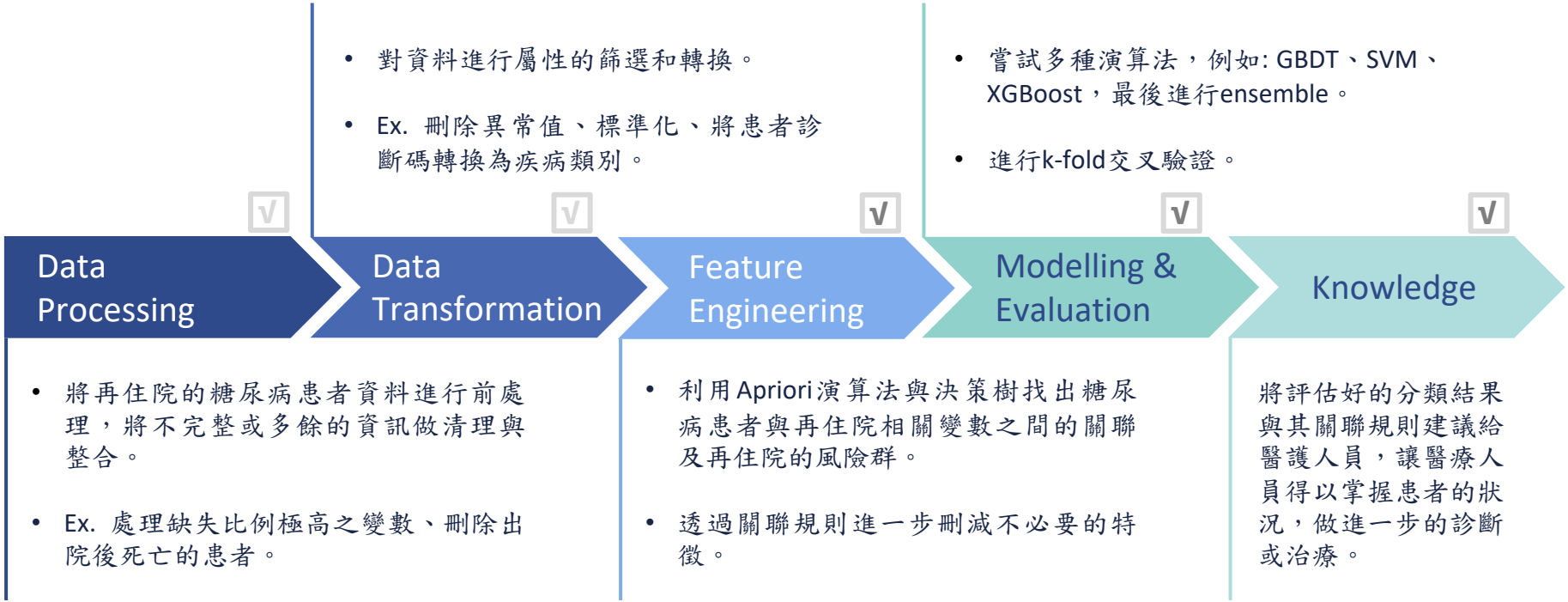
Data Description (Cont.)

名稱(英文)	名稱(中文)	型態	值域	缺值	說明
troglitazone	曲格列酮	Categorical	4 類	None	糖尿病的藥物名稱，其欄位裡的值若為： • 「up」代表劑量增加 • 「down」代表劑量減少 • 「steady」代表劑量不變 • 「no」代表沒有開此糖尿病藥物處方
tolazamide	妥拉磺脲	Categorical	4 類	None	
examide	醋酸己脲	Categorical	4 類	None	
citoglipton	西格列汀	Categorical	4 類	None	
insulin	胰島素	Categorical	4 類	None	
Glyburide-metformin	格列本脲二甲雙胍	Categorical	4 類	None	
glipizide-metformin	格列吡嗪二甲雙胍	Categorical	4 類	None	
glimepiride-pioglitazone	格列美脲吡格列酮	Categorical	4 類	None	
metformin-rosiglitazone	二甲雙胍羅格列酮	Categorical	4 類	None	
metformin-pioglitazone	二甲雙胍吡格列酮	Categorical	4 類	None	
readmitted	Y值，再次住院	Categorical	3 類	None	No，＞30天，＜30天

Environment

項目	說明
作業系統 (OS)	Windows 10
程式語言	Python
工具	Jupyter Notebook
函式庫	scikit-learn

Analysis Workflow



Data Processing | Feature Selection | Modelling & Evaluation | Knowledge

Row Data

由於出院後死亡者不可能再次入院，故刪除這些資料

New Features

根據現有特徵延伸出更多重要特徵，如來院次數、住院次數等

Missing Data

類別型資料具有缺失值，使用 KNN model 進行缺失值填補

Data Processing | Feature Selection | Modelling & Evaluation | Knowledge

Feature Transformation

例如，把主診斷、次診斷等代碼根據 ICD-9-CM 轉換成九大疾病類型

Encoding

針對類別型資料使用 Frequency Encoding 而非 One Hot Encoding

Noise & Outliers

使用 IsolationForest 為每筆資料進行異常評分，作為新特徵加入訓練資料

Data Processing | **Feature Selection** | Modelling & Evaluation | Knowledge

Correlation

利用皮爾遜積差相關係數，找到與 Label 較相關的特徵。

Apriori

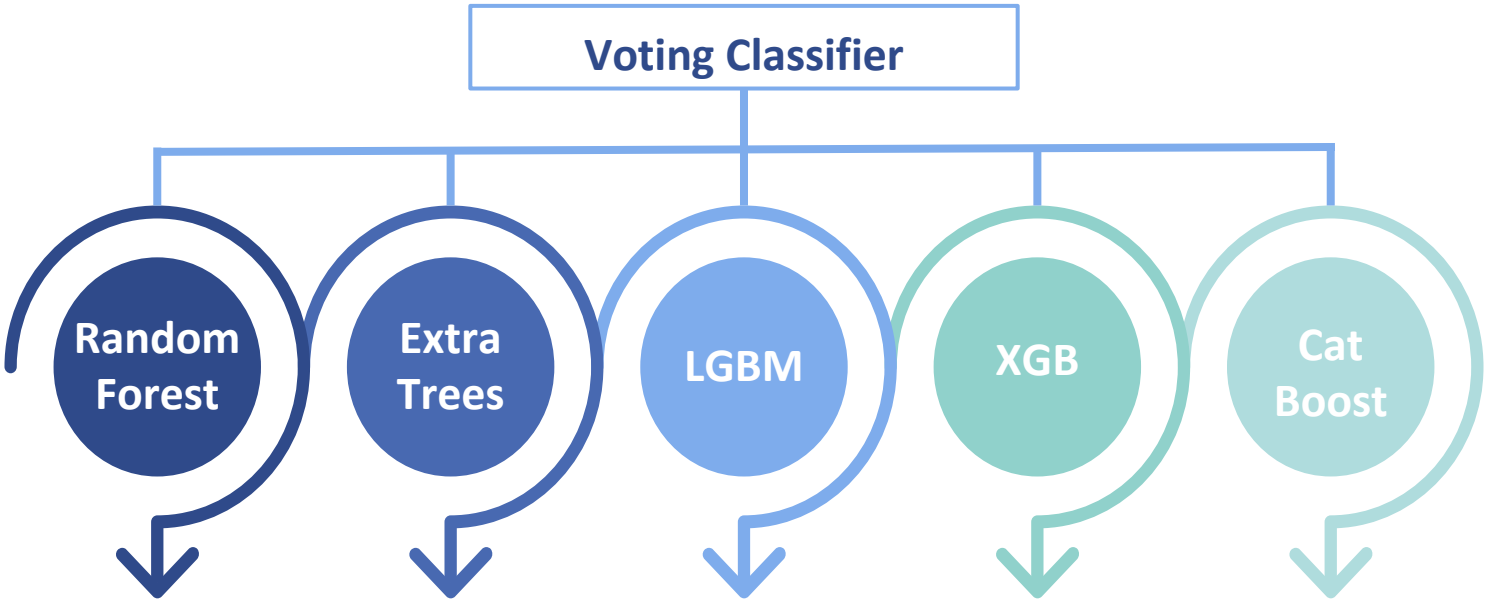
利用 Apriori 演算法找出 30天內再住院患者中，重要的藥物及診斷代碼

Decision Tree

利用決策樹，嘗試找出重要的規則

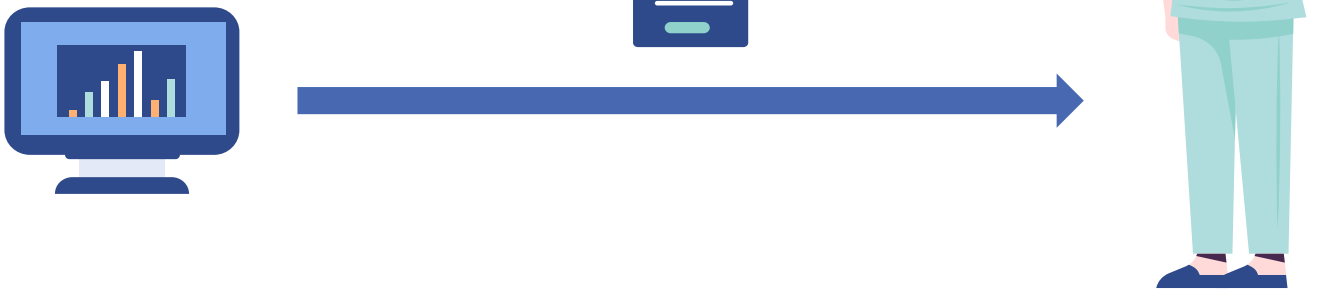
Data Processing | Feature Selection | **Modelling & Evaluation** | Knowledge

Random Undersampling → Training set: 80% / Testing set: 20%



Data Processing | Feature Selection | Modelling & Evaluation | Knowledge

將評估好的分類結果與規則建議給醫護人員，
讓醫療人員得以掌握患者的狀況，做進一步的診斷或治療。



Evaluation Metrics

01. Confusion Matrix

		Actual	
		30 天再住院	非 30 天再住院
Predicted	30 天再住院	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	非 30 天再住院	False Negative (FN)	True Negative (TN)

02. Area Under the Receiver Operating Characteristic (AUROC)

- Receiver operator characteristic curve (ROC curve)下的面積，False positive rate (FPR)為X軸、True positive rate (TPR) 為Y軸。
- 表示分類模型的預測能力。

Evaluation Metrics (Cont.)

*因涉及不平衡資料集，故採用 weighted average 作為參考標準。

03. Accuracy

模型的正確的分類率

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

05. Recall

真實再住院的病患中，有多少被預測出來

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

04. Precision

被預測為再住院患者中，有多少為真實再住院

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

06. F1 score

Precision 與 Recall 的調和平均數

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

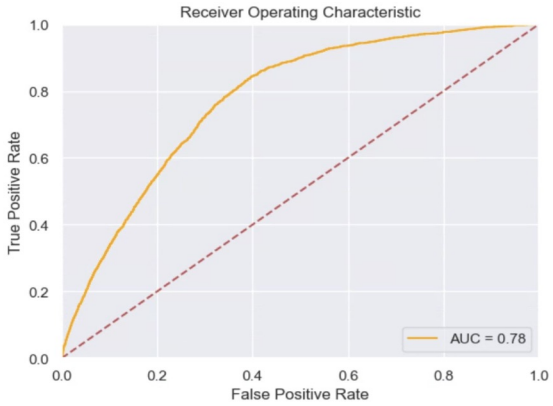
Analysis Results

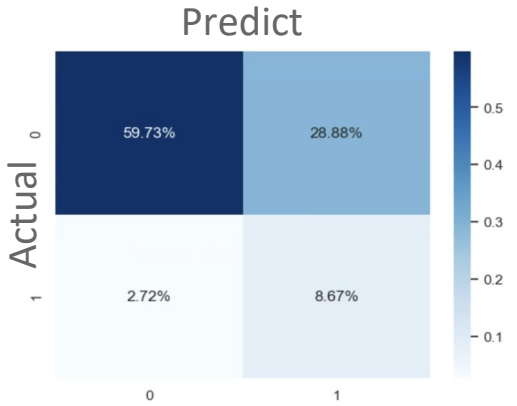
Baseline

- 隨機森林的初步實驗結果：AUROC = 0.66。

Our Method:

- AUROC = 0.78
- F1 score (weighted avg) = 0.74
- Precision (weighted avg) = 0.87
- Recall (weighted avg) = 0.68





[1] Mingle, D. (2017). Predicting diabetic readmission rates: moving beyond Hba1c. *Current Trends in Biomedical Engineering & Biosciences*, *7*(3), 555707.
[2] Shang, Y., Jiang, K., Wang, L., Zhang, Z., Zhou, S., Liu, Y., ... & Wu, H. (2021). The 30-days hospital readmission risk in diabetic patients: predictive modeling with machine learning classifiers. *BMC medical informatics and decision making*, *21*(2), 1-11.
[3] Using Machine Learning to Predict Hospital Readmission for Patients with Diabetes with Scikit-Learn, https://towardsdatascience.com/predicting-hospital-readmission-for-patients-with-diabetes-using-scikit-learn-a2e359b15f0

Analysis Results (Cont.)

Top-12 Important Feature		
名稱 (英文)	名稱 (中文)	說明
num_lab_procedures	檢驗次數	住院期間進行實驗室檢查的次數
medical_specialty	醫療專科	醫療專業，例如心臟病學、內科、外科等
isolation_forest_score	異常值分數	該筆資料的離群程度
payer_code	付款人代碼	付款人代碼，例如藍十字、健保和自付
num_medications	用藥次數	在住院期間管理的不同藥物名稱的數量
patient	住院次數	該患者這幾年間總共住院幾次
discharge_disposition_id	出院後的安置地點	出院後去的地方，例如回家、另一家醫院…
time_in_hospital	住院天數	從住院到出院間的天數
number_inpatient	住院次數	在住院前一年患者的住院次數
diag_2	次診斷	次診斷 (編碼為 ICD9 的前三個數字)
diag_1	主診斷	主診斷 (編碼為 ICD9 的前三個數字)
diag_3	額外的次診斷	額外的次診斷 (編碼為 ICD9 的前三位數字)

Analysis Results (Cont.)

medicine

再住院患者中，insulin (胰島素)、metformin (二甲雙胍)、glipizide (格列本脲)、glyburide (格列本脲) 出現頻率與支持度較其他藥物來的高。

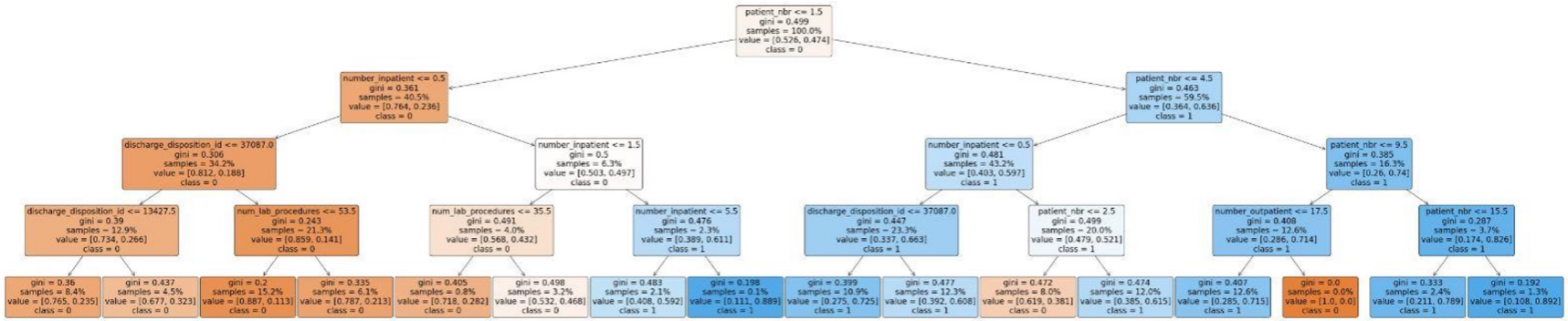
support({'insulin'}) = 0.57
support({'metformin'}) = 0.17
support({'glipizide'}) = 0.13
support({'glyburide'}) = 0.1
support({'glipizide', 'metformin'}) = 0.13
support({'insulin', 'metformin'}) = 0.1
support({'glyburide', 'insulin'}) = 0.1
support({'glipizide', 'insulin'}) = 0.1
support({'glipizide', 'insulin', 'metformin'}) = 0.1

diagnosis

再住院患者中，診斷結果為 Circulatory (循環系統) 出問題的頻率與支持度較其他疾病來的高。

support({'[diag_2] Circulatory'}) = 0.32
support({'[diag_1] Circulatory'}) = 0.31
support({'[diag_3] Circulatory'}) = 0.29
support({'[diag_3] Other diseases'}) = 0.27
support({'[diag_1] Circulatory', '[diag_3] Circulatory'}) = 0.29
support({'[diag_3] Circulatory',
'[diag_3] Other diseases'}) = 0.27
support({'[diag_1] Circulatory', '[diag_3] Circulatory',
'[diag_3] Other diseases'}) = 0.27

Analysis Results (Cont.)



Discussion

1. 相較於使用 Oversampling，使用 Undersampling 可以獲得更好的 F1-score 和 AUROC。推測是因為兩類別的資料彼此特徵差異不大，Oversampling 無法更好的產生新的少數類資料點。同時，Undersampling 雖然可以提升 Recall 和 F1-score，但也可能丟失重要資料。

2. 在三個診斷代碼特徵中，次診斷代碼比主診斷代碼重要性更高，推測是由於這個資料集未記錄糖尿病的細分類，以及所用藥物的影響。

3. Ensemble 的 5個 model 目前幾乎都是用 default 的參數，之後可以嘗試用 grid search 找到更好的 performance。

Limitation

1. 部分特徵缺失值很多，不易補值。

2. 主診斷代碼與次診斷代碼、輔助代碼應該要不一樣，但是有部份資料中存在主診斷代碼、次診斷代碼、輔助代碼部分重疊的情形，無法辨識其原因。

3. 本次主題為糖尿病30天再入院預測，但依據美國糖尿病學會的分類標準，糖尿病區分為五大類，此資料集並無沒有提供更進一步的說明。（*影響藥物、處置、病人特徵的分析）

4. 特徵中有二十幾種藥物，由於非醫學背景，只能透過資料分析及網路查詢得知少數內容。

Conclusion

1. 從模型的重要特徵可以發現一些模式，例如住院天數、住院次數、診斷代碼、用藥次數、檢驗次數、出院安置地點都是用於確定再入院機率的主要特徵。

2. 與參考的文獻相比，我們加入了以下操作並更進一步提升了模型的預測能力。
   - 新增特徵：異常值分數、患者入院次數以及其他重要特徵的合併
   - 更完善的缺失值填補方法，如填補後的付款人代碼顯示了重要的特性
   - 特徵篩選
   - Ensemble model

3. 我們的方法有超過 Baseline Model，並且與目前相關的研究有相等甚至更好的結果。

Thank you for your attention!

411551024 陳敏楨　411551030 吳羽佳
310581002 鄭乃心　0886007　李雅文

Q A