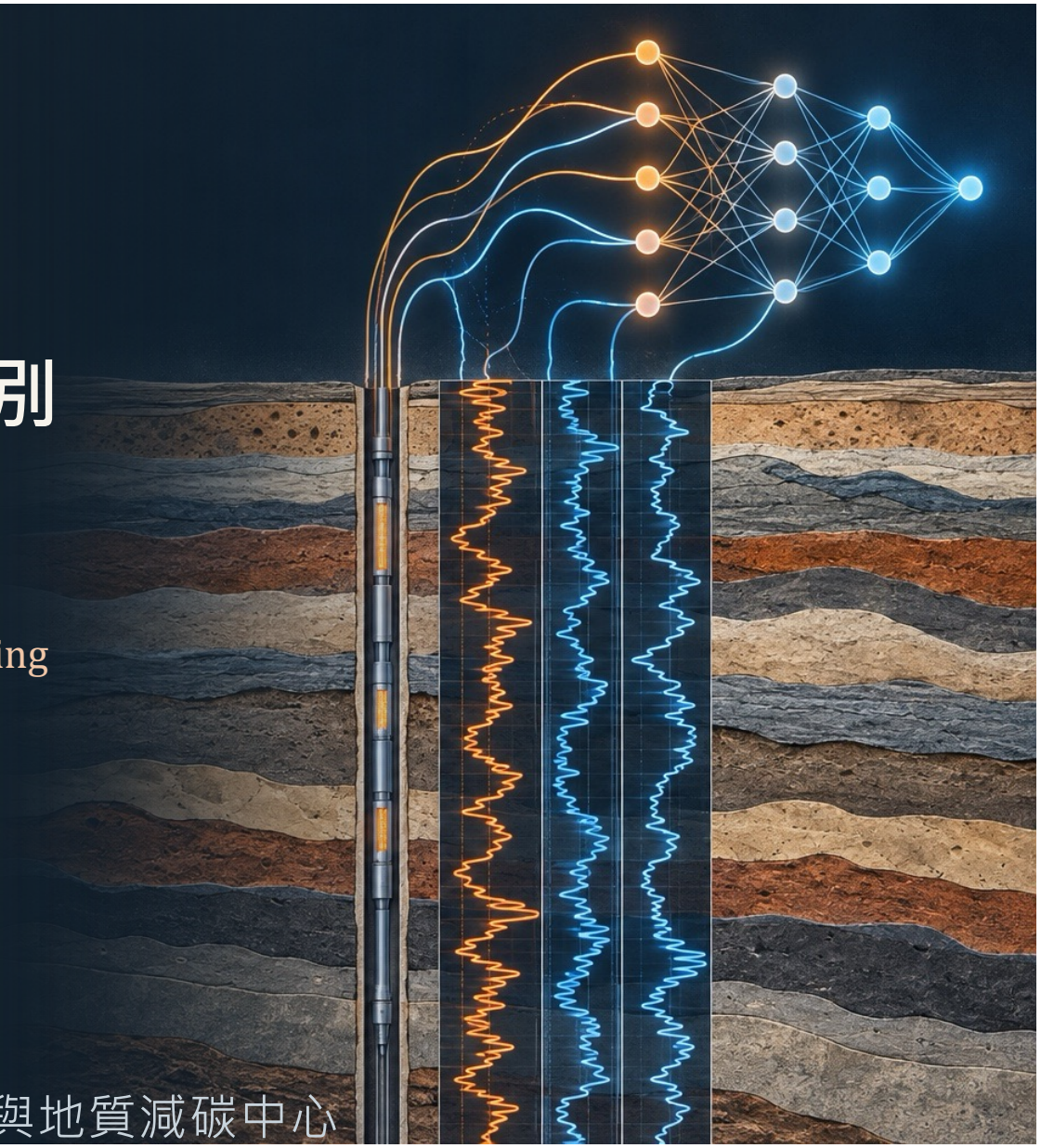
新興地質調查技術經驗分享會 · 經濟部地質調查及礦業管理中心

基於機器學習的常規井測資料隱含特徵識別與解釋精度提升中的應用

ML × ML ── Machine Learning × Modern Logging



吳泓昱(Hung-Yu Wu)

國立成功大學工學院資源循環與地質減碳中心

開場

ML × ML:一個找規律,一個給事實

資料驅動

Machine Learning 機器學習

- 從大量樣本中找出不易察覺的多變量規律
- 擅長分類、回歸、補值與加速計算
- 需要可靠的標註,也需要獨立的驗證設計



Modern Logging 現代井測

- 在井下直接量測岩層與流體的物理響應
- 常規曲線(GR、電阻率、聲波、密度)最普及
- 解釋仍大量仰賴單一曲線的經驗式

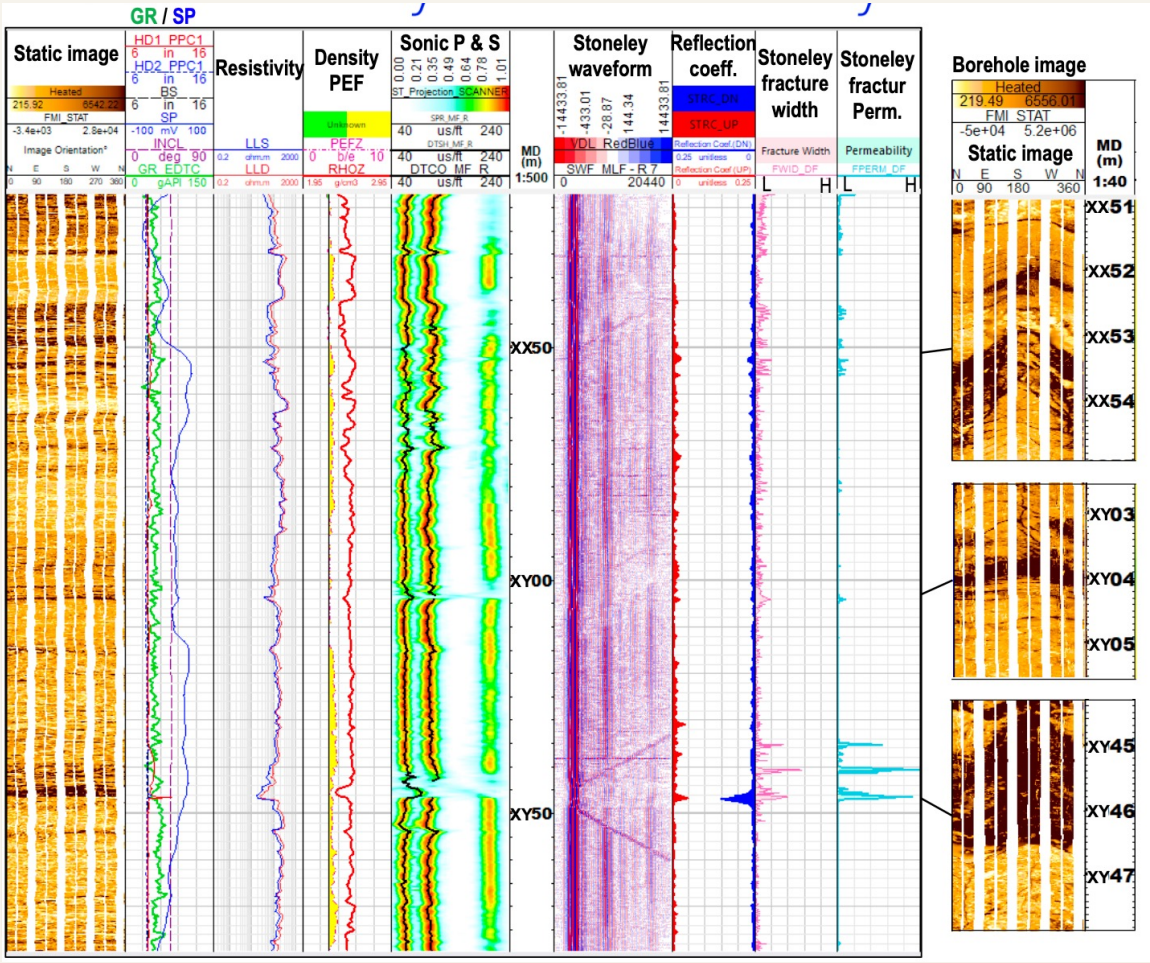
讓機器學習幫常規井測分析出更多資訊但不能取代井測

解釋精度能不能提升,需先看驗證（資料）是否屬實

常規井測(最被低估):

曲線	主要反映
GR 自然伽瑪	泥質含量、岩性
SP 自然電位	地層水、滲透層
電阻率(深/淺)	流體性質、侵入帶
聲波 DT	孔隙度、力學性質
密度 RHOB	孔隙度、岩性
中子 NPHI	孔隙度、含氣指示

經驗式多為單一曲線　　曲線缺失或品質差
響應重疊、一值多解　　標註稀少



Lai et al. 2024

主軸

隱含特徵:藏在曲線之間的資訊

第一段 · 分類

多條曲線的聯合型態

同一深度 GR、電阻率、孔隙度曲線的組合

→ 判識油、氣、水層

第二段 · 回歸

曲線之間的相依關係

以同深度的其他曲線為輸入

→ 重建缺測或品質不佳的井段

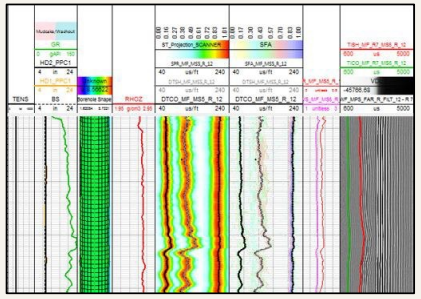
第三段 · 反演

連結井與井的物理定律

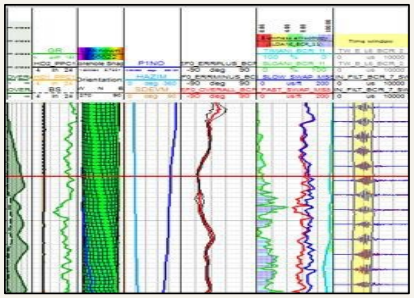
以質量與能量守恆約束神經網路

→ 由井溫、井壓推估 T、p、滲透率的候選場(研究中)

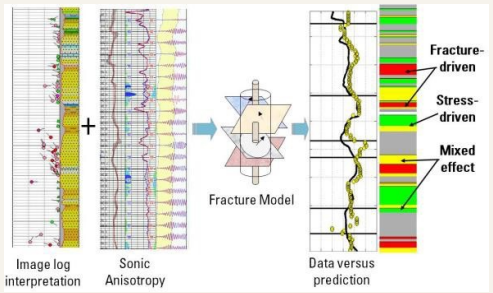
P&S slowness



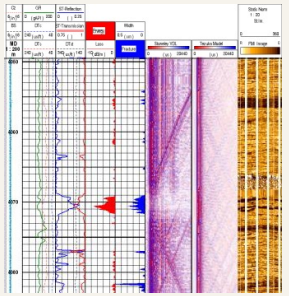
Dipole Anisotropy



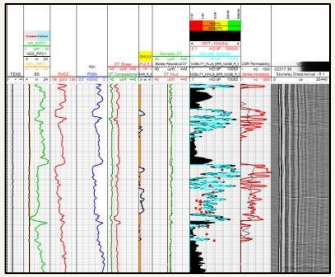
Fracture Analysis



Stoneley Fracture



Stoneley Permeability



資料驅動

SVM — 從標註學分類

→

資料補遺

集成學習 — 從曲線學曲線

→

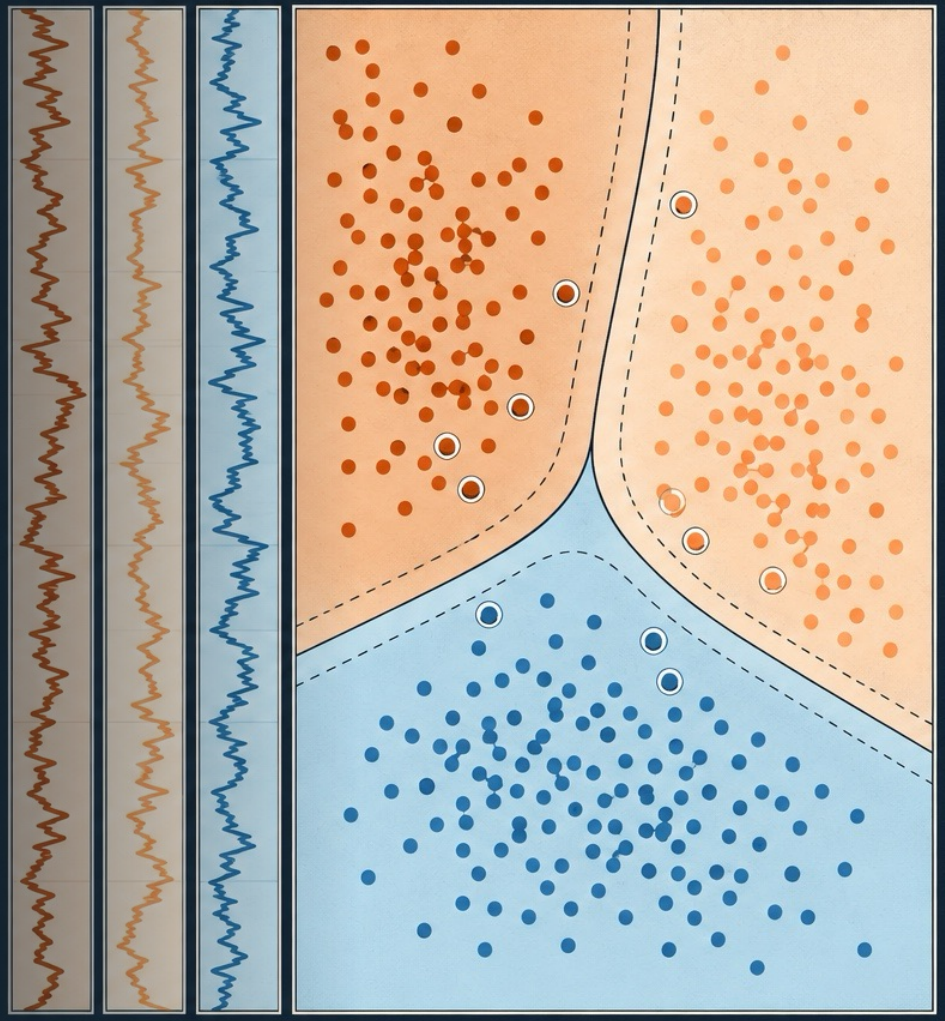
物理約束

PINN — 從方程學場

From large scale geological model to On-site high-resolution analysis

第一段

從油氣分析出發: SVM 判識油、氣、水層



第一段 · SVM

方法:線性 SVM 與八二法則

資料 QC
剔除無效值

→

正規化
數值尺度一致化

→

線性 SVM
線性核、soft margin、交叉驗證

→

八二法則
80/20 隨機切分 × 5 次平均

→

混淆矩陣
recall(稱「對比率」)

為什麼選 SVM

- 樣本少、維度中等時泛化穩定
- 核技巧可處理線性與非線性邊界
- Otchere 2021:資料有限時 SVM 整體優於 ANN

曲線組合因井而異(公開圖所示)

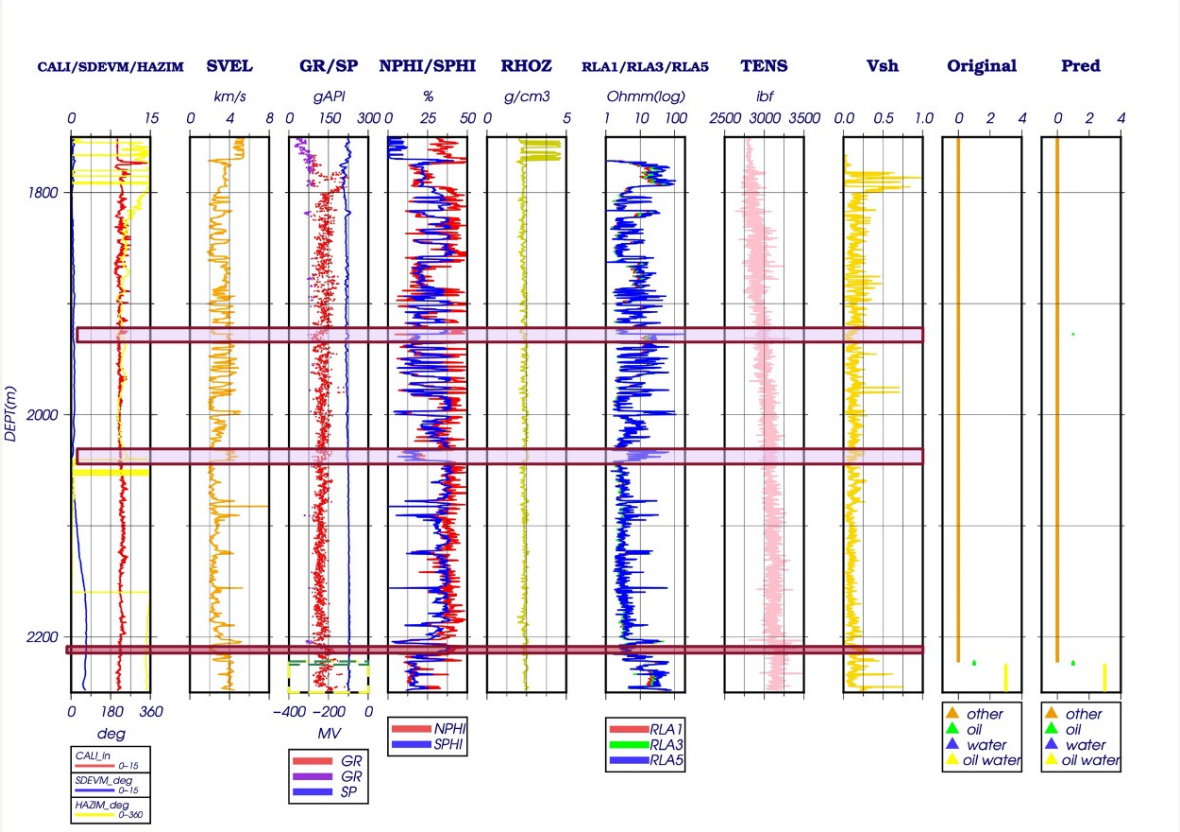
井	組合圖中的曲線
M-4	SVEL、GR/SP、NPHI/SPHI、RHOZ、RLA1/3/5、TENS
Mb-2	SVEL、GR/SP、NPHI、RHOB、TVR0/3/9、TENS

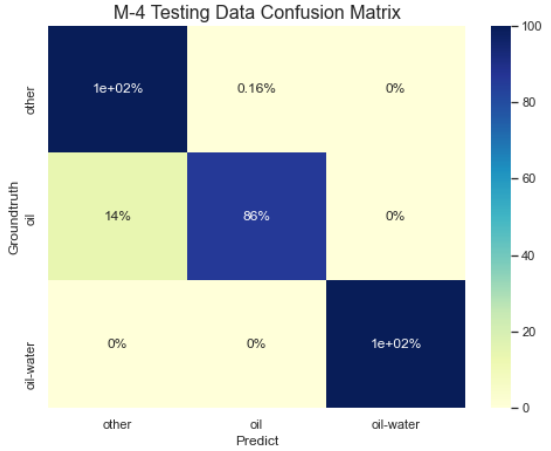
不同井、不同年代的曲線名稱與組合不一致 → 特徵無法跨井直接對齊

標註只覆蓋部分井段 → 模型若找到真正的新產層,反而會被算成「錯誤」

第一段 · SVM

成果:油層 recall 約 86%

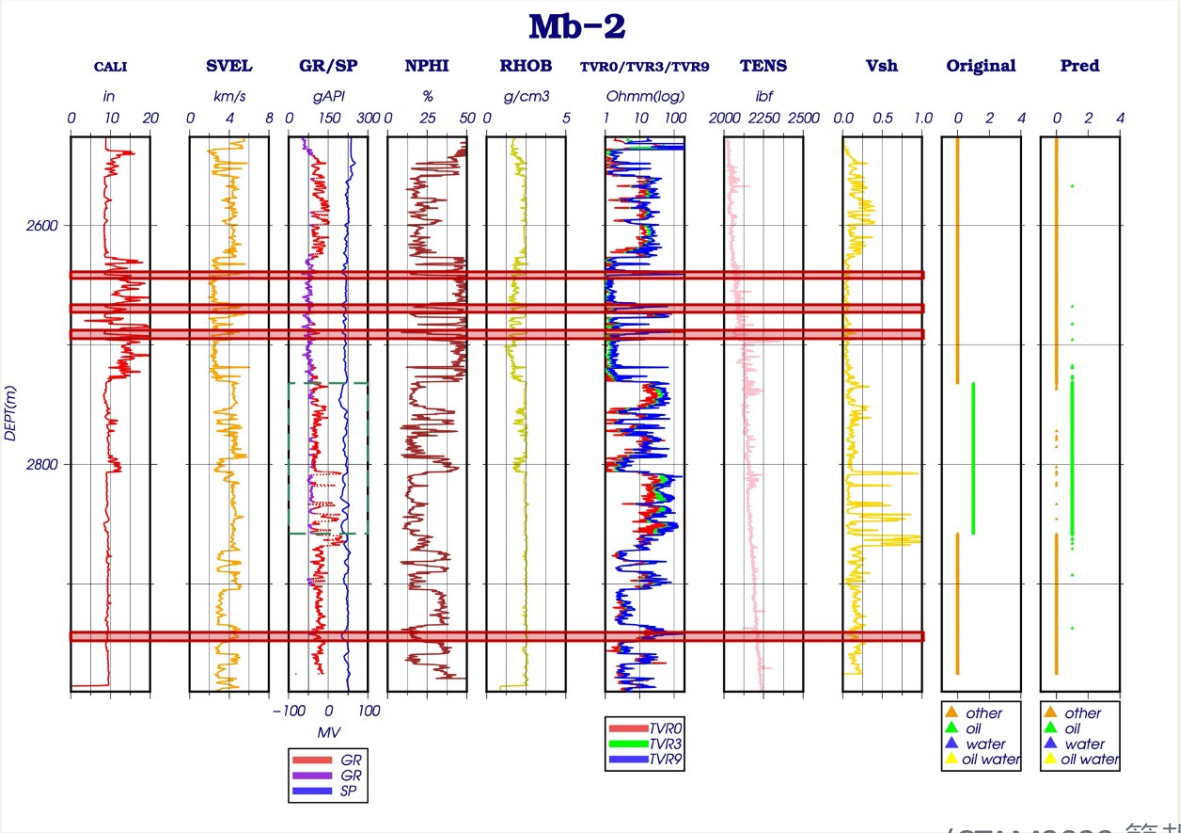


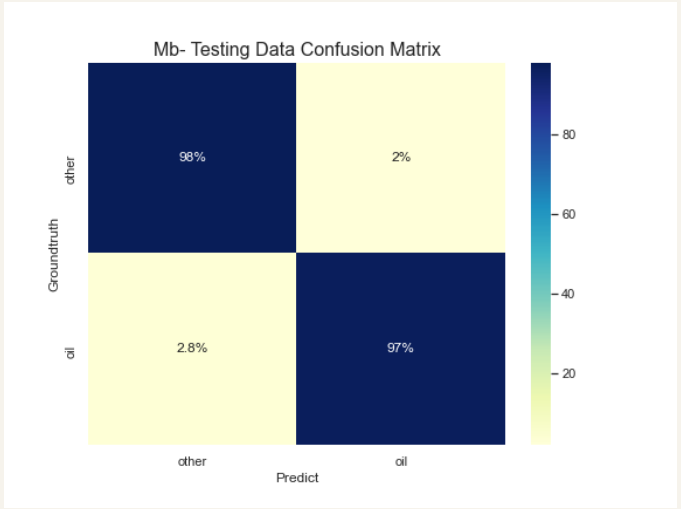


- 一般地層、油水層近 100%
- **油層 86%**(混淆矩陣)
- 注意:油層占比很小(見 Original 欄);公開矩陣只有 recall,未附樣本數與 precision

(CTAM2022 簡報)

成果2 :模型與人工判讀的薄層部分相符





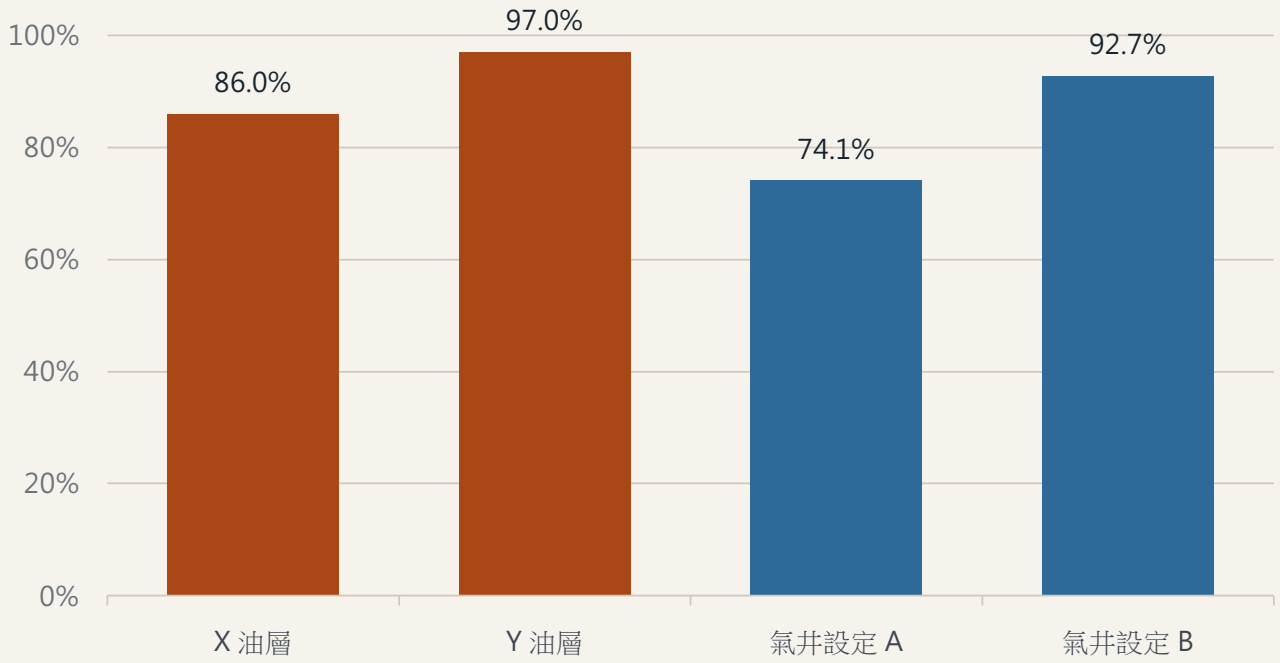
- **油層 97%**、一般地層 98%(僅 recall,未附樣本數與 precision)
- 主要產油層厚度大於 100 m
- 紅框:人工判讀之疑似薄油層(2640、2670、2690、2950 m)
- 模型在部分紅框處亦標為油層 — 皆待試驗確認

(CTAM2022 簡報)

第一段 · SVM

總覽:油井表現較好,氣井受資料品質限制

公開發表的結果(單井內 80/20 隨機切分)



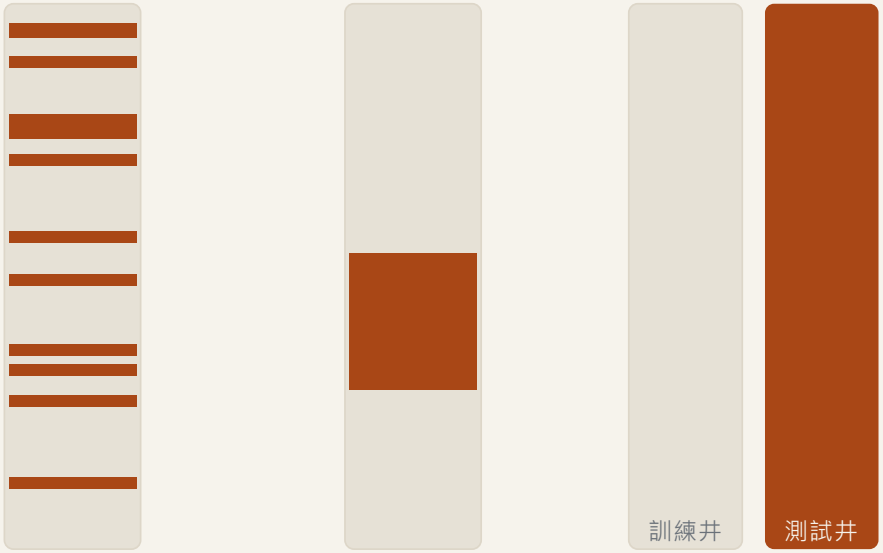
CTAM2022 結論

怎麼讀

- 17 口油井:多能標定油層與水層深度
- 19 口生產井:部分資料缺失或地層複雜,對比率較低
- 氣井設定 B 加入水層資訊,但類別數、深度窗與曲線組合也不同 → 兩者不能直接比較

CTAM2022

未來展望: 由點到層到跨井



隨機抽點

鄰近深度幾乎相同
→ 近似內插

整段遮蔽

看不到遮蔽段的鄰近點
→ 較接近真實缺測

盲井

完全沒看過的井
→ 真正的泛化能力

第一段 · 國際對照

國際經驗:SVM 是起點,不是上限

岩性序列 · 合成資料

點級 → 序列模型

- SVM 單獨 macro F1 83.05%
- SVM + BiGRU-CRF **94.02%**
- CRF 捕捉地層上下的轉換關係

Liu 2021

滲透率 · Volve 油田

SVM 不是最佳

- 隨機森林 R^2 **0.88**
- SVM R^2 0.64
- 線性迴歸 0.47 最差

Asimiea & Ebere 2023

地熱鑽井 · Utah FORGE

增量學習即時更新

- 以新深度段資料重新訓練舊模型
- 漏失辨識準確率約 50% → **81–95%**
- 輸入:地面鑽井參數與其衍生屬性,非電纜測井

Kiran 2022

在這些資料與任務上:加入深度序列資訊、以新增深度資料更新,都帶來明顯提升 ── SVM 適合當基準線

第二段

從判識到補遺:
用其他曲線重建缺測井段



第二段 · 曲線補遺

問題:缺失段的資訊未知

缺測從哪裡來

- 儀器故障或該趟次未下工具
- 擴孔、井況差導致讀值失真
- 不同年代、廠商的測井組合不一致
- 結果:岩性、流體、孔隙度評估在缺段中斷

目標 1

RXOZ

- 沖洗帶電阻率(MCFL)
- 用於判定層界、岩性
- 與油氣含量估算

目標 2

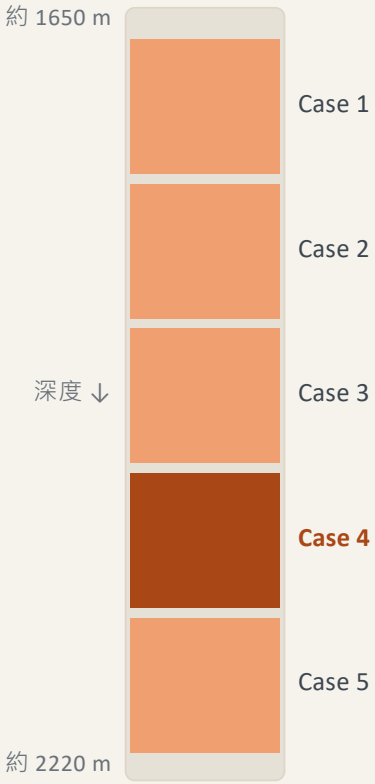
RM_HRLT

- 泥漿電阻率(HRLT)
- 反映泥漿性質
- 與井壁穩定、井下狀況

目標:只用同一深度的其他曲線,把整段缺測補回來

第二段 · 曲線補遺

設計:整段遮蔽,模擬單一曲線缺測



遮蔽測試井

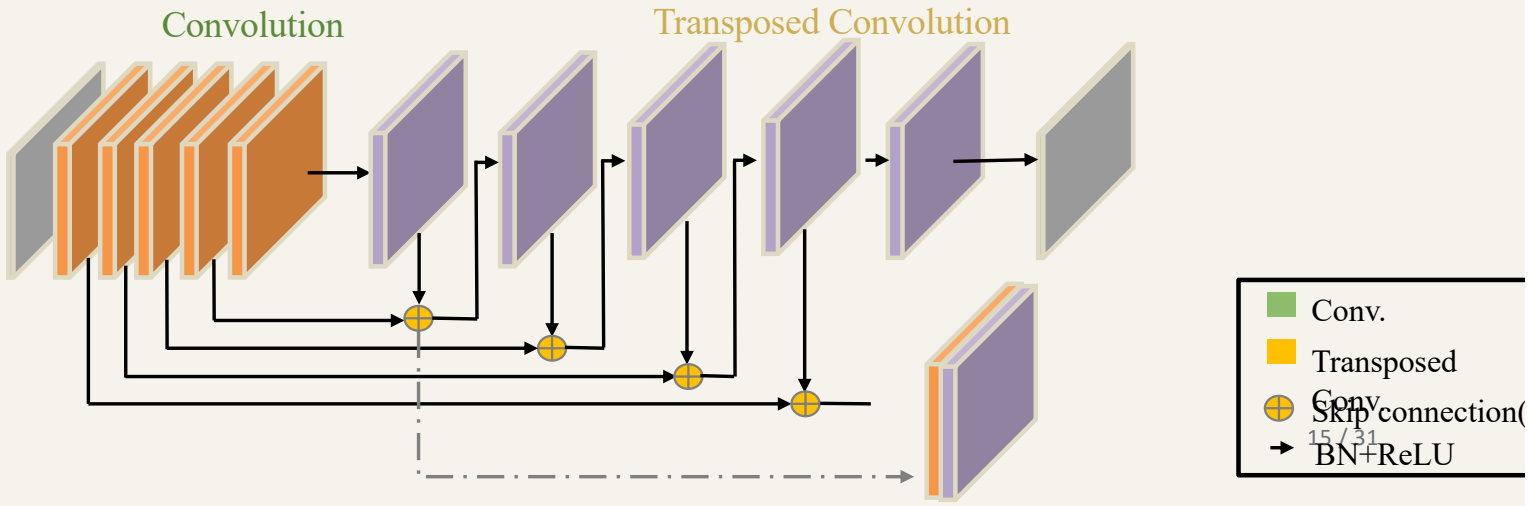
常規取樣間距約 0.15 m(半英尺)

遮蔽段

5 段、各約 100 m(Case 1–5),每次只遮蔽一段

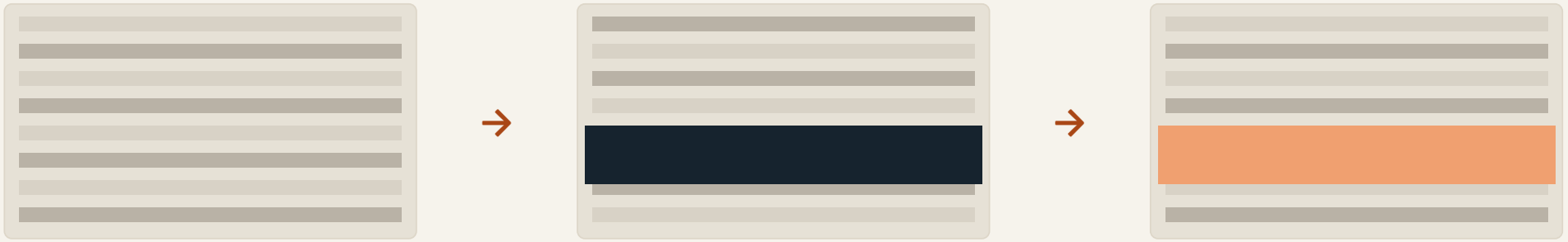
與真實缺測的差別

只遮蔽目標曲線,其餘曲線仍可用;整串儀器缺測尚未測



第二段 · 另一條路

把井測當成影像來修補



深度序列 × 多條曲線　　重排成影像 + 遮罩　　影像修補網路補回

另一條路

影像修補

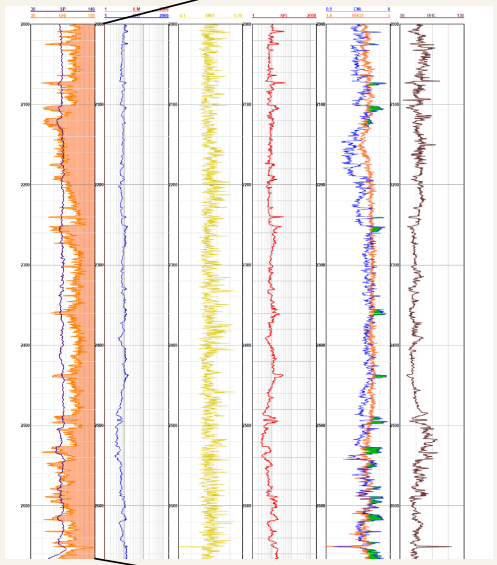
- 把多條曲線的深度序列重排成 2D 多通道影像,以影像修補網路補回遮罩區
- 可能的設計風險:依重排方式,深度鄰接可能被打散;岩石物理關係未被明確利用

本研究採用

逐深度、多曲線的監督式回歸

- 輸入:同一深度上的其他曲線,直接利用曲線之間的統計關係
- 以整段遮蔽驗證 — 結果見下一頁
- 兩種做法都沒有明確的物理約束,物理一致性需另驗

把井測當成影像來修補



GRI

$$\begin{bmatrix} 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ 64.44 \\ \vdots \\ 101.81 \\ 101.81 \\ 101.81 \\ 101.81 \\ 101.81 \\ 108.68 \\ 109.54 \\ 109.54 \\ 110.39 \end{bmatrix}$$

$1 \times N^2$

Reshape

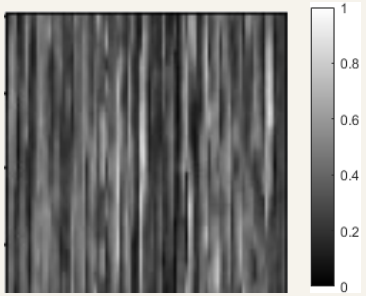
$$\begin{bmatrix} 64.44 & 91.49 & \dots & 74.43 & 70.49 \\ 64.44 & 90.05 & \dots & 75.08 & 71.77 \\ 64.44 & 88.62 & \dots & 75.73 & 73.04 \\ 64.44 & 92.77 & \dots & 75.83 & 73.95 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 86.51 & 103.18 & \dots & 80.38 & 108.68 \\ 87.18 & 102.02 & \dots & 76.98 & 109.54 \\ 87.85 & 104.22 & \dots & 73.58 & 109.54 \\ 89.67 & 104.19 & \dots & 72.04 & 110.39 \end{bmatrix}$$

Normalization [0,1]

$$\begin{bmatrix} 0.1498 & 0.3680 & \dots & 0.2304 & 0.1986 \\ 0.1498 & 0.3565 & \dots & 0.2357 & 0.2089 \\ 0.1498 & 0.3449 & \dots & 0.2409 & 0.2192 \\ 0.1498 & 0.3784 & \dots & 0.2417 & 0.2265 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0.3279 & 0.4623 & \dots & 0.2784 & 0.5067 \\ 0.3333 & 0.4665 & \dots & 0.2510 & 0.5136 \\ 0.3387 & 0.4707 & \dots & 0.2236 & 0.5136 \\ 0.3534 & 0.4705 & \dots & 0.2111 & 0.5205 \end{bmatrix}$$

$N \times N$

Image

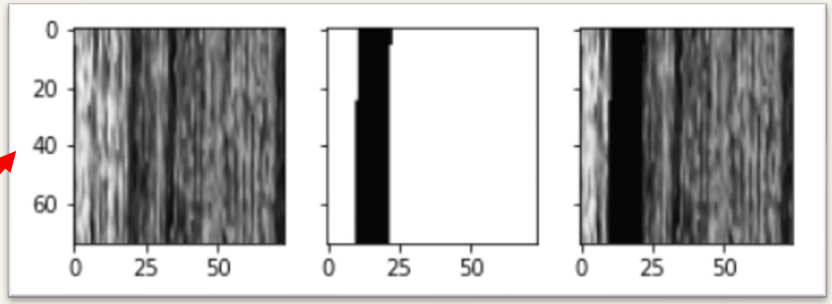


$N \times N$

Lin. (2021).

第二段 · 另一條路

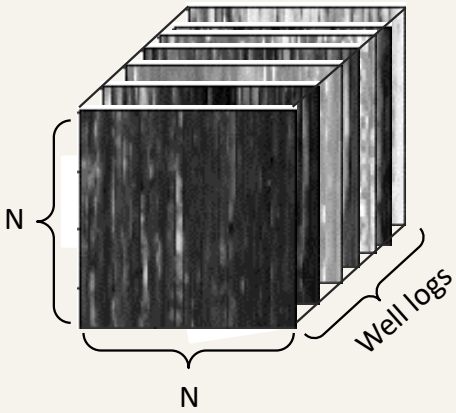
把井測當成影像來修補



K-well

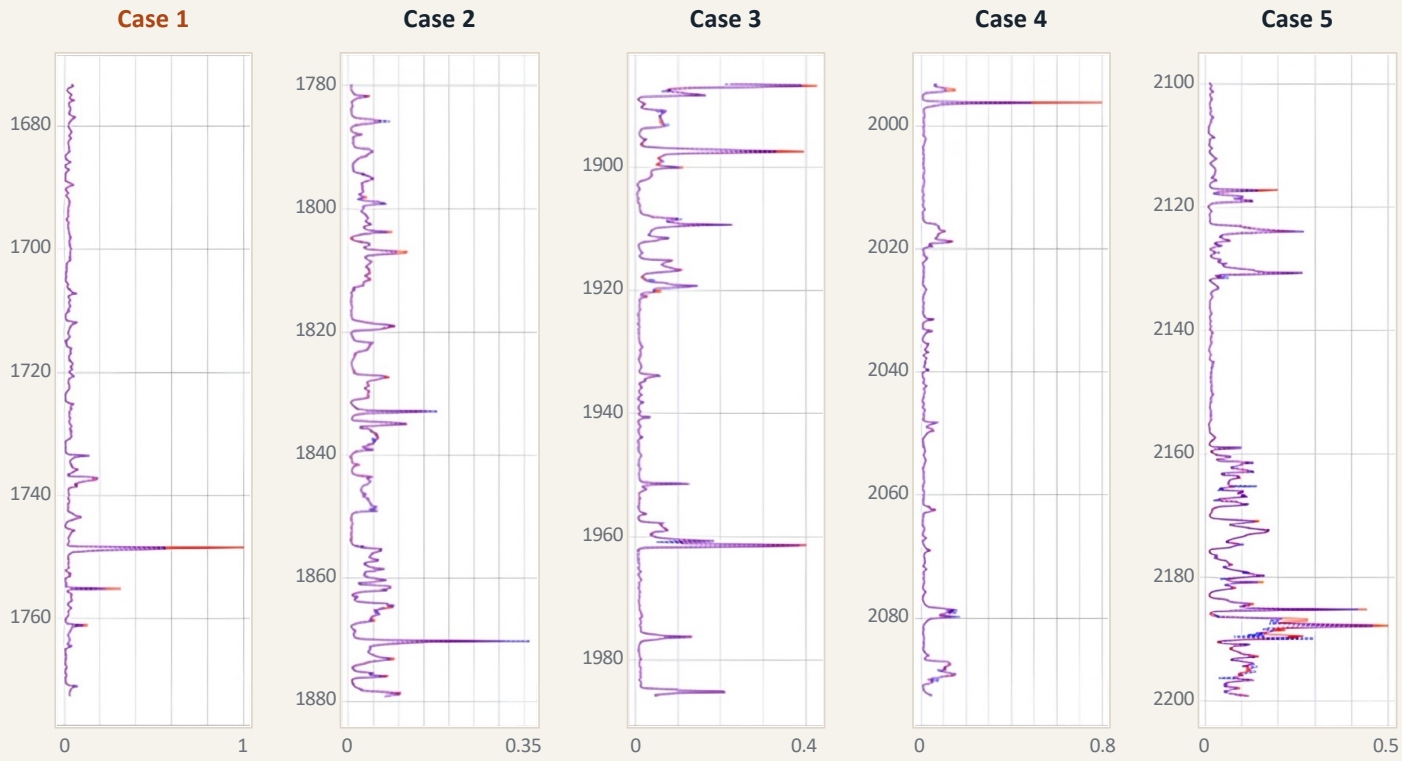
BHC CNL GRI ILD ILM

PEF SFL SP RHOZ



第二段 · 結果

RXOZ 重建:尖峰位置吻合,振幅不一定相符

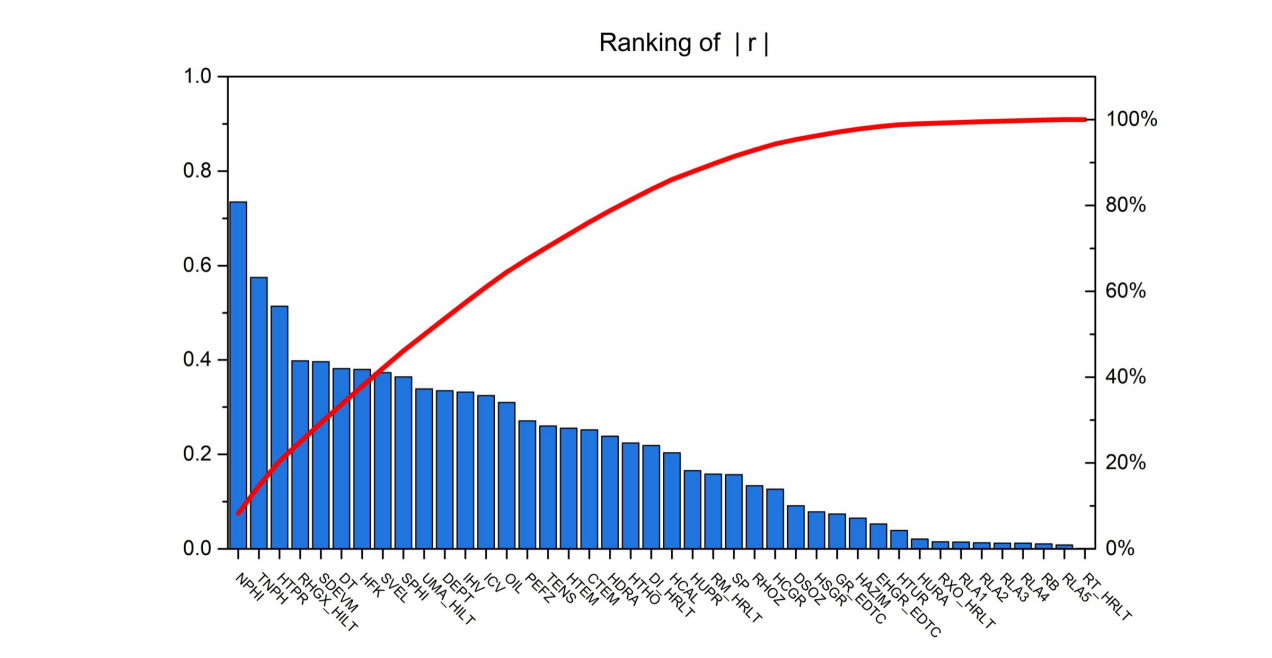


深度 m ↓ · 橫向為正規化值(各段刻度不同) · 紅 = 實測、藍虛線 = 重建

- 五段的尖峰位置**大致吻合**
- 最大尖峰多偏低(約 1748 m),也有偏高(約 1868 m)
- 此處為單井 X8;兩井合併見原圖右欄
- RM_HRLT 尖峰多數未重建(r ≈ 0.62)

第二段 · 教訓

隱含特徵的雙面刃:相關不等於物理



前七名:NPHI、TNPH、HTPR、RHGX_HILT、SDEVM(井斜)、DT、HFK;前半段另有 DEPT(深度)、OIL(旗標)、TENS(張力)、HTEM/CTEM(儀器溫度)

- 高相關 ≠ 有物理意義:可能只是**深度或測井趟次的代理**
- 同族 RXO_HRLT 原始 |r| 幾乎為 0:可能被離群值或非線性遮蔽(待散布圖確認)
- 做法:先 QC → 依物理篩選 → 儀器與井況通道另做對照

第二段 · 落地

補遺曲線是模型,不是量測

標記

清楚標示「重建」

- 方法、輸入曲線、訓練井段一起記錄
- 不可與實測曲線混存

不確定度

附上可信區間

- 集成離散度或分位數迴歸
- 本專案尚未完成(待補)

用途分級

篩選可用,定量另驗

- 層位對比、初步篩選可用
- 飽和度、力學參數需另行驗證

下一步

聲波與密度重建

- Miah 等人(孟加拉盆地泥質砂岩):DT 是預測 UCS 最重要的特徵
- 對本場址 UCS 的效益待測

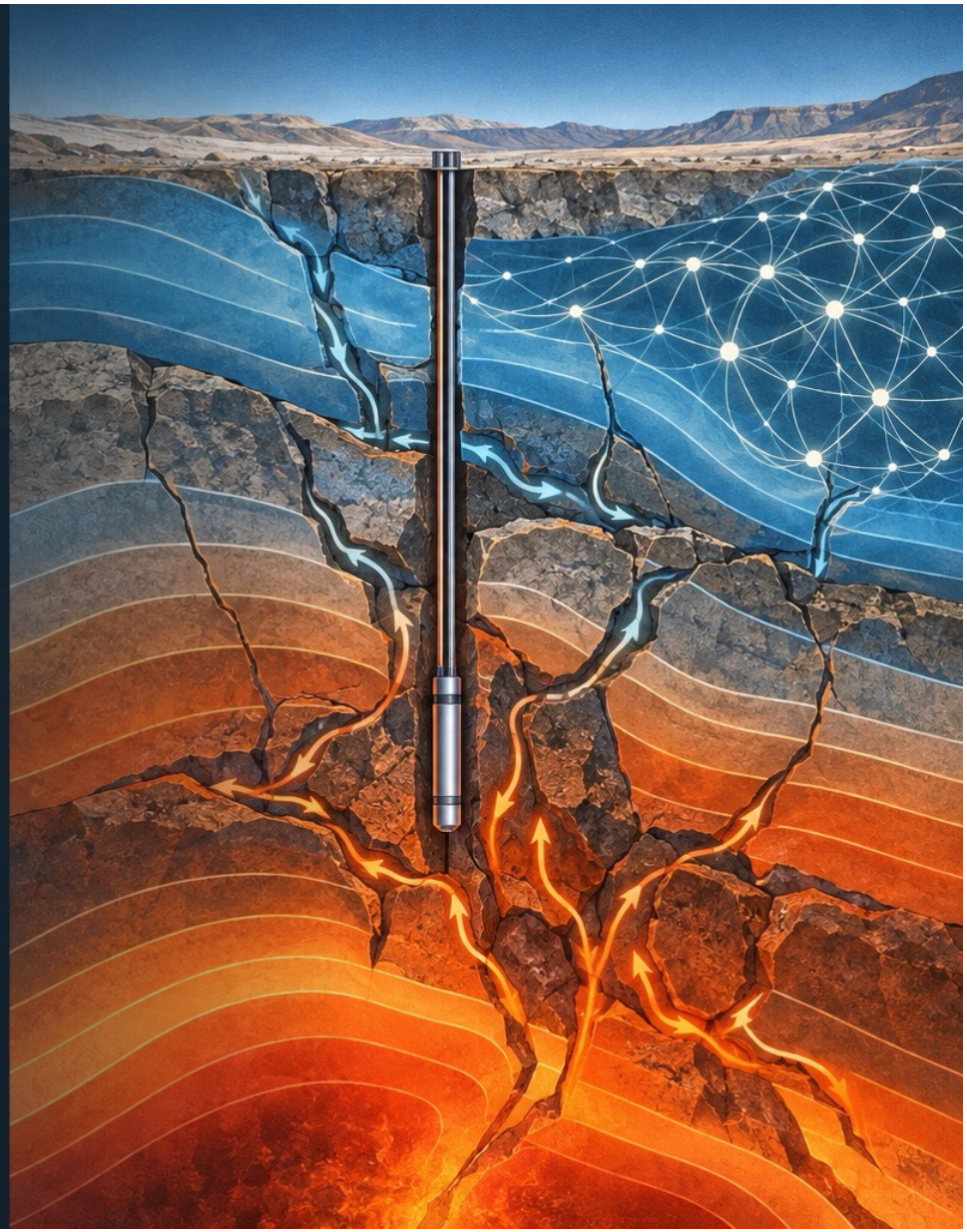
Miah et al. 2020

AI 可以補曲線,但不能替你下井量測

第三段

從資料驅動到物理約束: PINN 評估地熱儲集層

研究規劃與初步試驗



第三段 · PINN

為什麼地熱需要物理約束

地熱探勘的資料現實

- 井少、深、成本高
- 井與井之間沒有直接資料
- 高溫與裂隙控制熱液流動
- 純資料驅動模型的**外推能力有限**

PINN:把方程寫進損失函數

$$L = w_d \cdot L_{觀測} + w_p \cdot L_{方程} + w_b \cdot L_{邊界}$$

- L_觀測:井溫、井壓與預測值的差
- L_方程:質量與能量守恆的殘差(自動微分)
- L_邊界:地表溫度、底部熱源、側邊條件
- 以殘差「約束」而非保證 — 收斂後仍須逐項驗證

國際進展:PINN 反演地熱系統自然狀態

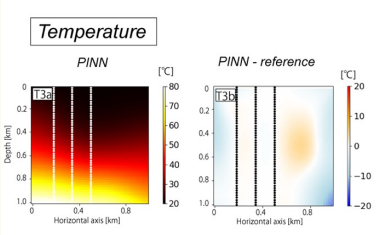
2023 · Applied Energy

反演地熱系統自然狀態

2D 合成模型;

MT 電阻率模型可補充滲透率觀測

Ishitsuka & Lin

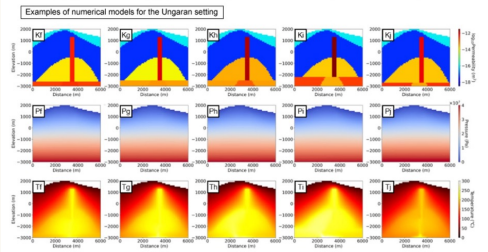


2024 · Geothermal Energy

遷移學習帶入先驗知識

推估未被觀測的地熱構造

Shima et al.



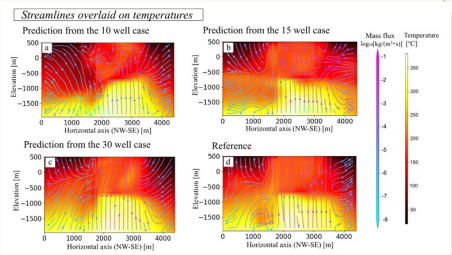
2025 · JGR: MLC

三維模型 + 同化 MT 資料

可靠且實用的自然狀態逆推:

三維建模並同化大地電磁資料

Ishitsuka et al

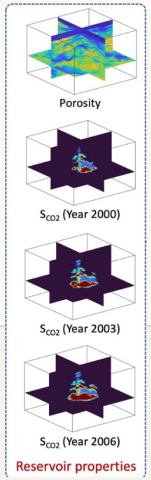


2023 · JGR Solid Earth

可微分物理聯合反演

地球物理資料聯合反演,用於地質碳封存監測

Liu et al.



研究方向:2D 合成驗證 → 遷移學習 → 3D 與 MT 資料同化 ── 都需要井溫、井壓與 MT 資料

第三段 · 路線圖

路線圖:MT + 井測 + PINN 聯合

1

尺度化與正演驗證

無因次化;以 PDE 正演合成真值

2

MT 基準

SimPEG 正演與反演

3

岩石物理耦合

T → 電阻率(Archie 型,需孔隙率等假設)

4

公開基準

Utah FORGE

5

臺灣場址

與探勘井資料結合

井測在 PINN 裡的角色(規劃)

井溫

軟約束 → 硬約束

目前為加權軟約束;規劃讓井點預測直接等於觀測

偶極聲波

剪波異向性

假設岩石物理關係後,提供電阻率異向性的方向約束

FMI 影像

最大水平應力方向

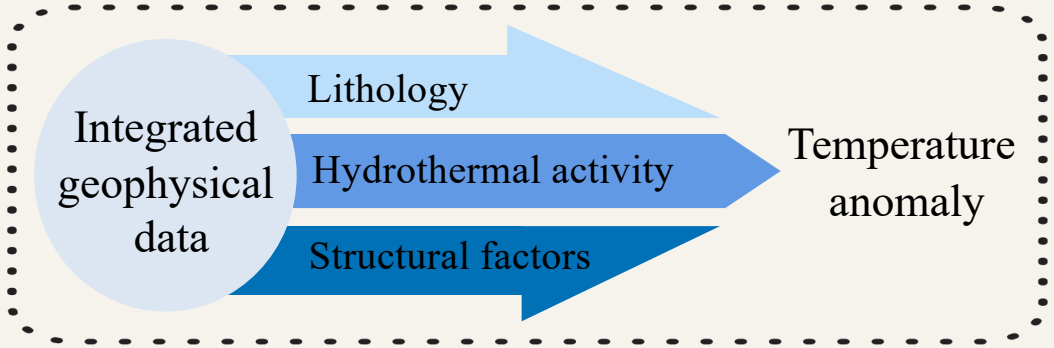
先辨識 breakout / 誘發張裂縫,再與異向性主軸比對

第三段 · PINN

Research Project

/Using Machine Learning to Predict Temperature from integrating multiple geophysical data A Comparative Study of Different Models/

A. Motivation



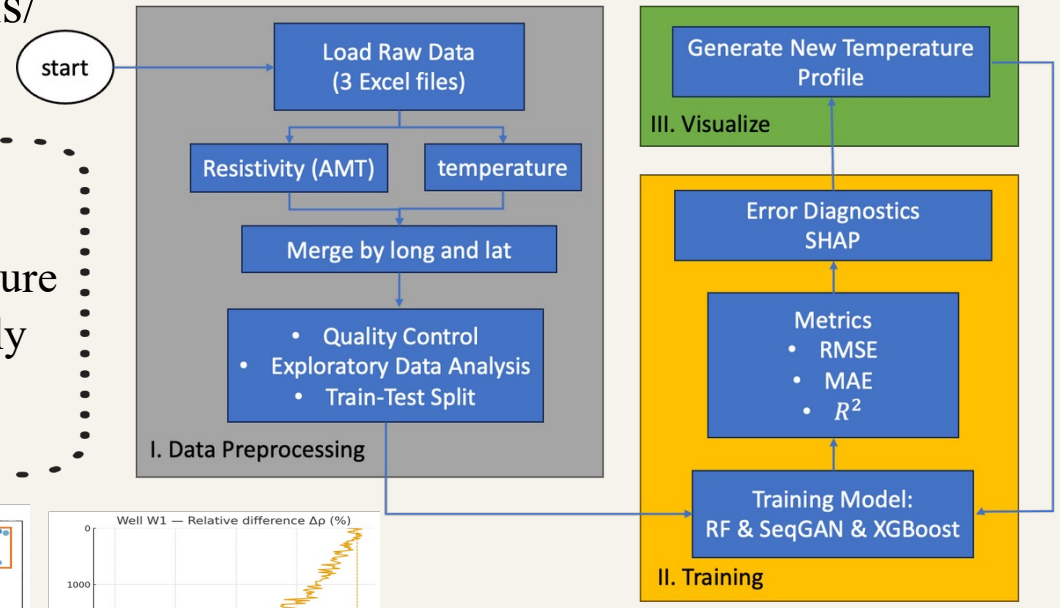


Figure1, Project Progress Flowchart

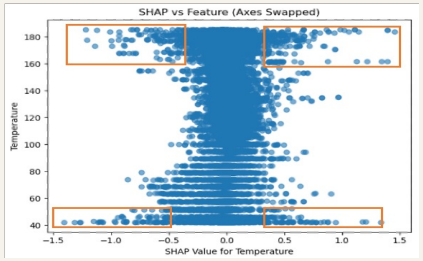


Figure2, SHAP value

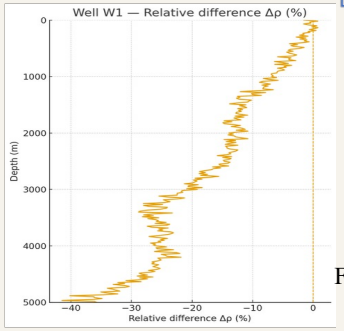


Figure3, SHAP vs Feature(Temperature)

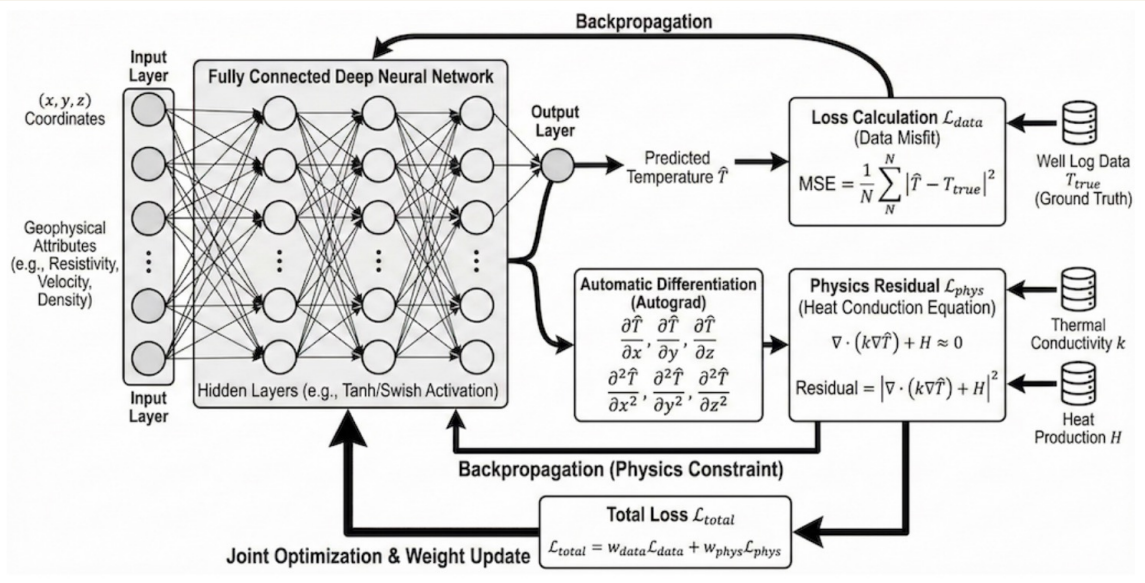
Figure4, Depth-dependent resistivity residual after training

→ Identifying the mechanisms driving thermal profile anomalies

→ Improving the interpretative accuracy and confidence of geothermal potential evaluations

第三段 · PINN

Geophysics-Informed Neural Network(GINN)



Abandoning standard scalar equations

- Tensorized Heat Conduction for Heterogeneous Strata

*Thermal conductivity (k) is formulated as a directional Anisotropic Tensor and automatically optimized as a learnable parameter.

- Coupled Physical Logic:
  During neural network feature learning, a composite physical identification logic is established to target hydrothermal fracture zones:

$$\text{Sweet Spot} = \text{Low Resistivity}_{(\text{MT})} \cap \text{Low Velocity}_{(\text{Seismic})} \cap \text{Low Density}_{(\text{Gravity})}$$

B. Future Work & Final Deliverables

1. High-resolution 3D continuous thermal field model
2. Validating predictions against existing borehole data and transferring to other high-potential geothermal sites
3. Benchmarking prediction discrepancies across different algorithms

建議 AI 可以補曲線、跑模擬,但沒辦法替你下井量測

1. **以井測探知地層下的高解析度資訊，並帶「身分證」入庫**
   曲線 + 儀器、趟次、深度基準(MD/TVD)、品質旗標;並統整曲線清單、格式與取用條件

2. **標註連同覆蓋範圍保存**
   DST、MDT、岩心與「未試驗井段」一起記錄,避免以模擬結果取代現實

3. **建立受控存取的盲井基準**
   曲線清單、MD/TVD 與趟次、留出井、評分規則與取用條件 — 讓不同團隊的模型可以驗證

4. **物理約束需要聯合資料**
   同一場址同時取得井溫、MT 與井測 → 井測資料與地物探勘資料的整合是關鍵

5. **井測是知道井孔下真實地球物理參數的唯一方法**
   沒有真實資料，就沒有基準去驗證模擬與模型。

Machine Learning 讓 Modern Logging 多說話,
但不能代替它說話