

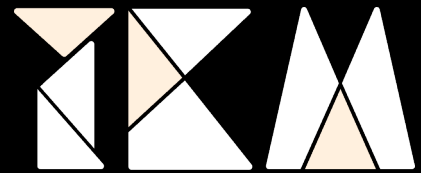
NCKU × IKM

個人進度報告

葉家任

@ 2022/06





進度一覽

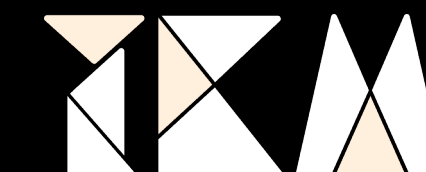
01 推薦系統Survey

02 論文規劃

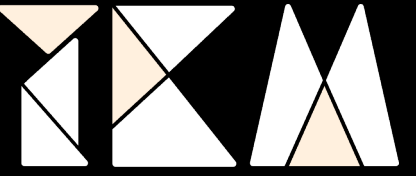
03 AI應用與工具

01 推薦系統Survey

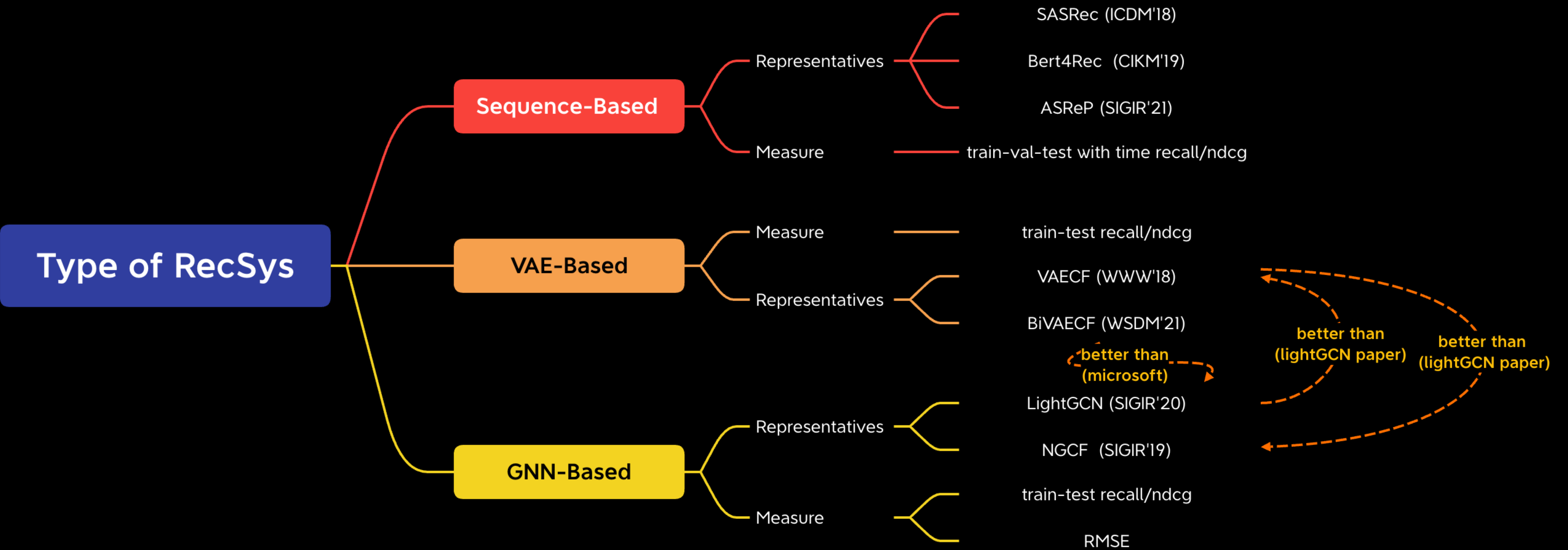


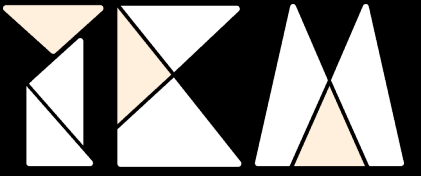


1-1 SOTA 模型探討



推薦系統種類





GNN-Based **vs** VAE-Based (1)

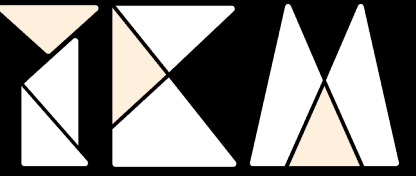
Dataset	Gowalla		Yelp2018		Amazon-Book	
Method	recall	ndcg	recall	ndcg	recall	ndcg
NGCF	0.1570	0.1327	0.0579	0.0477	0.0344	0.0263
Mult-VAE	0.1641	0.1335	0.0584	0.0450	0.0407	0.0315
GRMF	0.1477	0.1205	0.0571	0.0462	0.0354	0.0270
GRMF-norm	0.1557	0.1261	0.0561	0.0454	0.0352	0.0269
LightGCN	0.1830	0.1554	0.0649	0.0530	0.0411	0.0315

No.2

No.1

Performance Comparison from LightGCN paper

<https://arxiv.org/pdf/2002.02126.pdf>



GNN-Based **vs** VAE-Based (2)

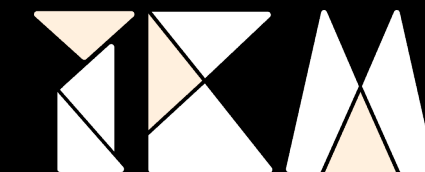


Algo	MAP	nDCG@k	Precision@k	Recall@k
ALS	0.004732	0.044239	0.048462	0.017796
BiVAE	0.146126	0.475077	0.411771	0.219145
BPR	0.132478	0.441997	0.388229	0.212522
FastAI	0.025503	0.147866	0.130329	0.053824
LightGCN	0.088526	0.419846	0.379626	0.144336
NCF	0.107720	0.396118	0.347296	0.180775
SAR	0.110591	0.382461	0.330753	0.176385
SVD	0.012873	0.095930	0.091198	0.032783

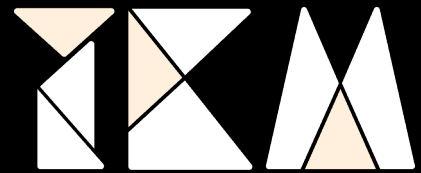
No.1

No.2

Performance Comparison from Microsoft Recommenders Repository

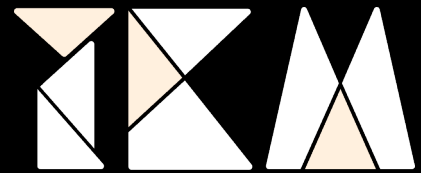


1-2 **Sequence-Based** 模型探討



lightGCN 與 VaeCF 等 CF-Based 的缺點

- 只考慮 user 與 item 之間的graph，透過找出 user 與item 的相似度來進行推薦。
- 但其並沒有專注於探討 user 購買 item 時，可能會存在的時間順序關係 -> 因此才出現 Sequence-Based 推薦系統。
- e.g. 在永豐或玉山信用卡預測的推薦上，發現只要對原始的用戶商品評分乘以考量到時間關係的權重，就可以得到提升的準確率(永豐資料集上提升15%)

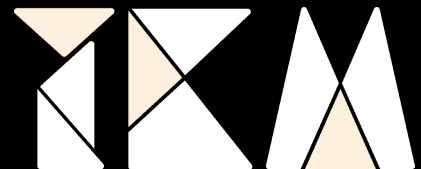


Sequence-Based Metrics

- 把購買行為序列中的最後一個 item 當作 test set
- 把最後一個 item 前的 item 當作 validation set
- 使用 NDCG or Recall 作為衡量基準 (每次猜中為1，沒中為0)

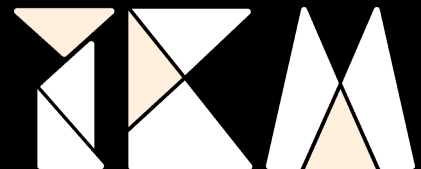
SOTA

- Bert4Rec, CIKM'19
- ASRep, SIGIR'21 : Augmenting Sequential Recommendation with Pseudo-Prior Items via Reversely Pre-training Transformer



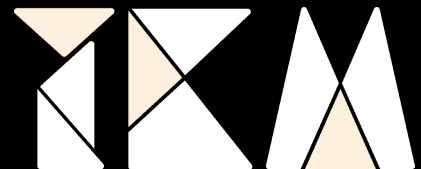
Bert4Rec

- 跟 **NLP** 基本無關
- 結構與訓練方式與 BERT 相同，訓練任務目標類似 **Masked Language Model**，但把 word 換成 item，讓模型去預測 [MASK] 可能是哪個 item
- Inference 階段，是從隨機或熱門的 item 中採樣用戶沒有買過的 item，用 Bert 去預測這些 items 中哪些商品最有可能出現在行為序列後。
- 在預測用戶下一個購買的商品上，擁有高於 GNN 或 VAE 等的準確率

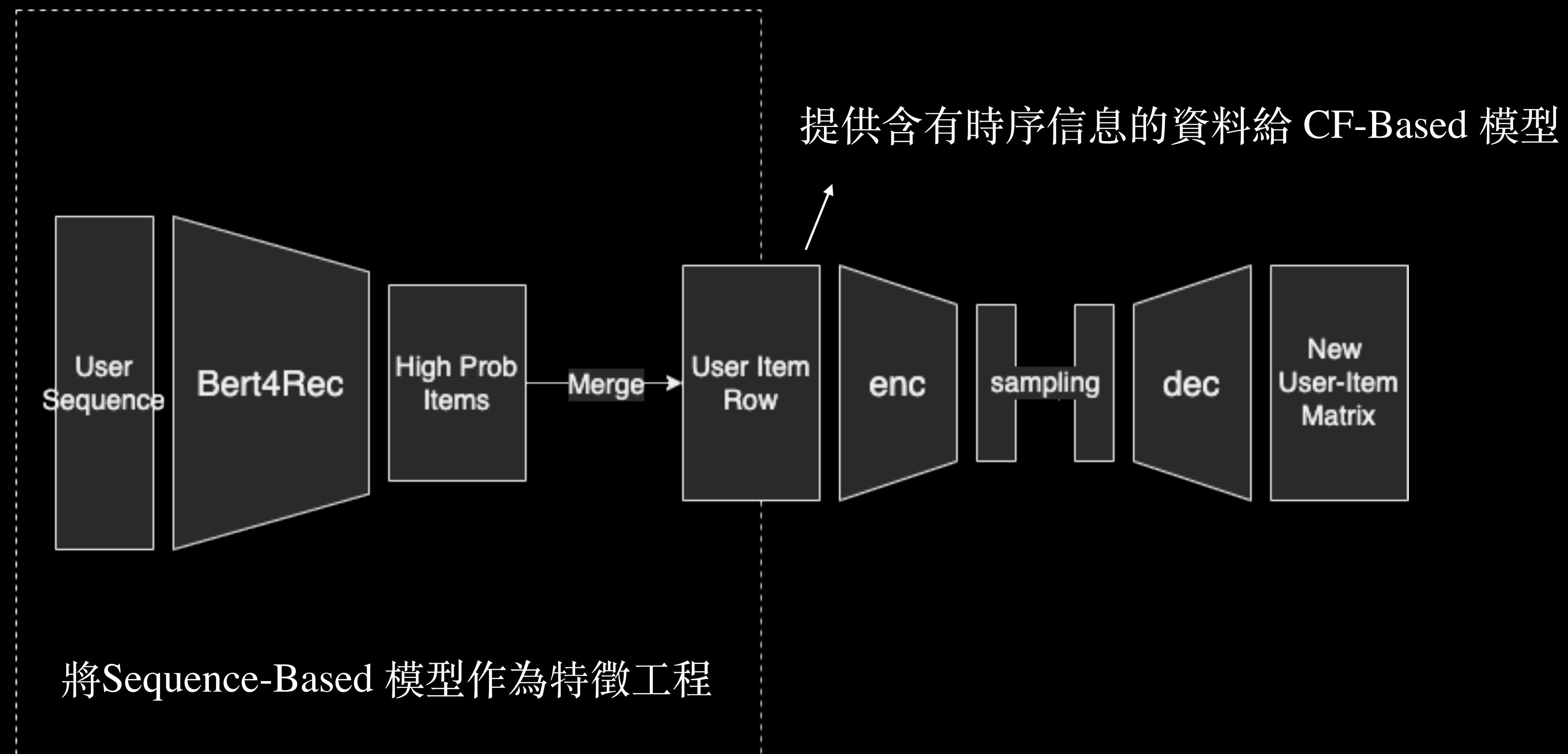


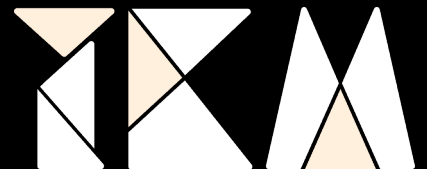
02 目前論文研究方向

是否有方法將CF-Based 與 Sequence-Based 的優點整合？



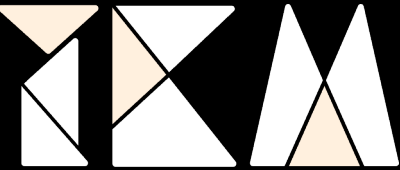
2-1 實驗構想





2-2 Survey 目標

- ASRep: Augmenting Sequential Recommendation with Pseudo-Prior Items via Reversely Pre-training Transformer, SIGIR'21
- Sequential Recommendation with Graph Neural Networks, SIGIR'21
- Global-Local Item Embedding for Temporal Set Prediction, RecSys'21



03 AI 應用與工具

2022-06-17T10:47:13+07:00

宏達電股東會 王雪紅：逐步改善營運 積極拓展元宇宙生態系

AI SUMMARY

length 136

王雪紅表示，已逐步完成企業重組、改善營運績效，一路走來，秉持透過科技讓人類未來生活更美好，也得到越來越多認同，這也是促使公司持續向前的最大原動力。王雪紅說，VIVE 是品牌，代表活潑的生命、Verse 代表生命的篇章，在 VIVERSE 裡的生活，解決時間和空間的限制。

RELATED ITEM

宏達電

CONTENT

length 796

宏達電 (2498-TW) 今 (17) 日召開股東會，董事長王雪紅致詞提到，逐步完成企業轉型與營運改善，隨著下一個社交互動和內容消費時代來臨，宏達電也從 VIVE Reality 邁出新的一步，打造元宇宙世界 VIVERSE，並積極拓展生態系。王雪紅表示，已逐步完成企業重組、改善營運績效，一路走來，秉持透過科技讓人類未來生活更美好，也得到越來越多認同，這也是促使公司持續向前的最大原動力。

2022-06-17T08:41:02+07:00

〈台積電技術論壇〉5奈米CoW及WoW技術支援 2023年完成

AI SUMMARY

length 178

晶圓代工龍頭台積電 (2330-TW)(TSM-US) 於美國當地時間 16 日舉辦 2022 年北美技術論壇，會中揭示 3DIC 技術最新成果及推出 6 奈米 e 超低功耗平台。台積電表示，支援 CoW 及 WoW 技術的 7 奈米晶片已量產，5 奈米技術支援預計 2023 年完成。台積電 2020 年技術論壇揭示 12 奈米 e 技術，奠基於此項技術成功，正在開發下世代 6 奈米 e 技術，主要提供邊緣人工智慧及物聯網裝置所要求的運算能力及能源效率。

CONTENT

length 681

晶圓代工龍頭台積電 (2330-TW)(TSM-US) 於美國當地時間 16 日舉辦 2022 年北美技術論壇，會中揭示 3DIC 技術最新成果及推出 6 奈米 e 超低功耗平台。台積電表示，支援 CoW 及 WoW 技術的 7 奈米晶片已量產，5 奈米技術支援預計 2023 年完成。台積電 2020 年技術論壇揭示 12 奈米 e 技術，奠基於此項技術成功，正在開發下世代 6 奈米 e 技術，主要提供邊緣人工智慧及物聯網裝置所要求的運算能力及能源效率。台積電表示，6 奈米 e 技術將以台積電先進的 7 奈米製程為基礎，其邏輯密度可望較 12 奈米 e 多 3 倍，將成為台積電超低功耗平台的一環，此平台完備的組合涵蓋邏輯、射頻、類

PREDICT

FIN

NEWS

TOPICS

PREDICT

Search

AAPL

Search

Train



Model Detail

PARAM	VALUE
batch_size	32
bidirect	false
dropout	0.010004475370315244
hidden_size	24
learning_rate	0.001465399336603373

Future Predict



Backtest Result

Accuracy
51%

<http://140.116.245.105:58888/admin/dashboard>

3-2 應用工具



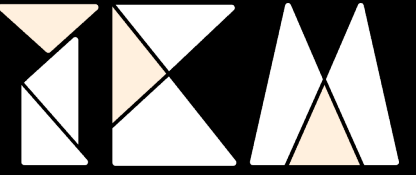
Pytorch Lightning

減少冗長程式碼 + 快速紀錄實驗數據



Ray

分散式訓練 + 自動參數最佳化



THANK YOU