

出國報告（出國類別：開會）

# 油田開發及管理相關研討會 出國人員報告書

服務機關：台灣中油股份有限公司

姓名職稱：朱正文 石油開採工程師

派赴國家：加拿大

出國期間：108年9月28日至10月4日

報告日期：108年10月21日



## 摘要

本出國案目的是配合 108 年度石油基金獎勵研究發展計劃「尼日 Agadem 斷塊油田開發生產研究」之執行，參加石油工程協會在加拿大卡加利舉辦之 2019 年年度技術大會及展覽(SPE Annual Technical Conference and Exhibition, ATCE)。此次出國主要目的是了解國際最新研究及趨勢，以及國際最新石油開發及管理技術。出國會議參與領域包括油田生產機制與能力評估、生產模擬、鑽井工程、完井工程、生產工程。期許能藉此次會議提升本研究對尼日 Agadem 礦區油田鑽井、完井、生產工程及油田生產技術程度，此外也可向國外油公司或研究單位學習在傳統油氣礦區上，如何利用最新技術提升油田開發生產管理方法降低成本或提升效率，並就現地開發及生產之經驗進行交流，提升本公司對油田開發及管理之掌握度，並且有助於本年度及未來研究工作之推展。

# 油田開發及管理相關研討會

## 目次

摘要.....	2
壹、 目的 .....	4
貳、 過程 .....	5
參、 具體成效 .....	9
肆、 心得及建議 .....	36

## 壹、目的

本出國計畫是 108 年度石油基金獎勵研究發展計畫「尼日 Agadem 斷塊油田開發生產研究」所編列，希望藉由參與國際研討會之機會，蒐集資料及文獻、累積經驗和拓展國際視野。從 SPE 所舉辦的年度技術大會之論文發表，可了解目前新穎的油田開發及管理領域技術，包含油田生產機制與能力評估、生產模擬、鑽井工程、完井工程、生產工程技術，對於未來開發及管理油田生產都很有幫助，並藉此將新觀念及新知識引進本公司，增進油田開發管理之能力，提供日後礦區生產開發管理規畫之依據。為配合 108 年度石油基金獎勵研究發展計畫「尼日 Agadem 斷塊油田開發生產研究」之執行，參加該研討會除了能拓展本所油田生產能力評估，針對已鑽之探勘或佐證井，根據礦區原油基本特性、井下地質和試油氣等報告、岩石基本物性分析和鑽完井工程資料，進行單井產能評估，了解特定單井的生產能力以作為新鑽開發井產能估算之依據。

除此之外，鑽井、完井及生產工程評估研究也是本所研究發展內容，鑽井、完井及生產工程之相關研究，於會議內皆有相關之內容發表。期望藉由參加此類技術會議之機會與了解國際最新技術，以及和專家學者研討，快速了解新技術，並應用於本公司未來油氣田之開發及管理規劃及執行。

## 貳、過程

本次出國共為期七天，自 108 年 9 月 28 日從桃園機場出發，於當地時間 9 月 29 日抵達加拿大卡加利 BMO Centre at Stampede Park 會場並報到，9 月 30 日至 10 月 2 日參加年度技術大會及展覽，會期總共三天。論文發表是從每日早上八點開始，至下午五點結束，而展覽會時間則是從上午九點半至下午四點半。每天同時舉辦 9 個不同研究領域之論文發表，同時間舉辦其他不同的主題式演講，邀請各領域之專家前共同討論當前熱門議題。簡易行程如表 1 所示。於會議期間(9/30 至 10/2，共三天)，每天早上八點前往會場，並前往會議室聆聽研究論文發表，參與之議程內容詳見第八頁介紹，並利用休息時間前往展覽廳認識及參觀各家廠商之設備及型錄，參加者可依需求自行於各攤位進行技術考察、意見諮詢甚至尋求商業合作機會；以及了解廠商的展品以及公司業務內容，另外參加關於自動化鑽井設備的專題演講(第七項)。於 10 月 2 日會議結束後隨即前往機場，並於當晚搭機返台。

表 1、出國行程

日期	地點	工作內容
9/28	桃園-加拿大溫哥華 - 卡加利	啟程
9/29~10/2	卡加利	參加 SPE ATCE 研討會
10/3~10/4	卡加利-溫哥華-桃園	返程

### 一、 SPE年度技術研討會會議簡介

今年的技術大會包含 57 個研究主題，涵蓋油氣田生產開發技術及規劃管理、

鑽井工程及完井工程、開發生產以及資源永續利用等議題，總共發表 300 多篇文章，相當緊湊密集。會期中，本著了解油田開發及管理領域技術，積極參與包含油田生產機制與能力評估、生產模擬、鑽井工程、完井工程、生產工程技術等領域之論文發表，並期待藉此將新觀念及新知識引進本公司。油田開發及管理包含了開發、鑽井、完井、生產管理與銷售，是一件相當複雜的工作，在評估期間除了面對複雜且大量的資料處理與分析外，更需要整合不同領域的工作團隊共同進行，尤其近年來新興的 AI 科技，無論哪個公司所提供的評估流程，都顯示跨領域整合分析的及導入 AI 技術之重要性，此外使用神經網絡迴圈(RNN)軟體技術以及深度學習軟體加強既有的技術，可增進油田開發管理之能力，提供日後礦區生產開發管理規畫之依據。



圖 1 會場入口標示

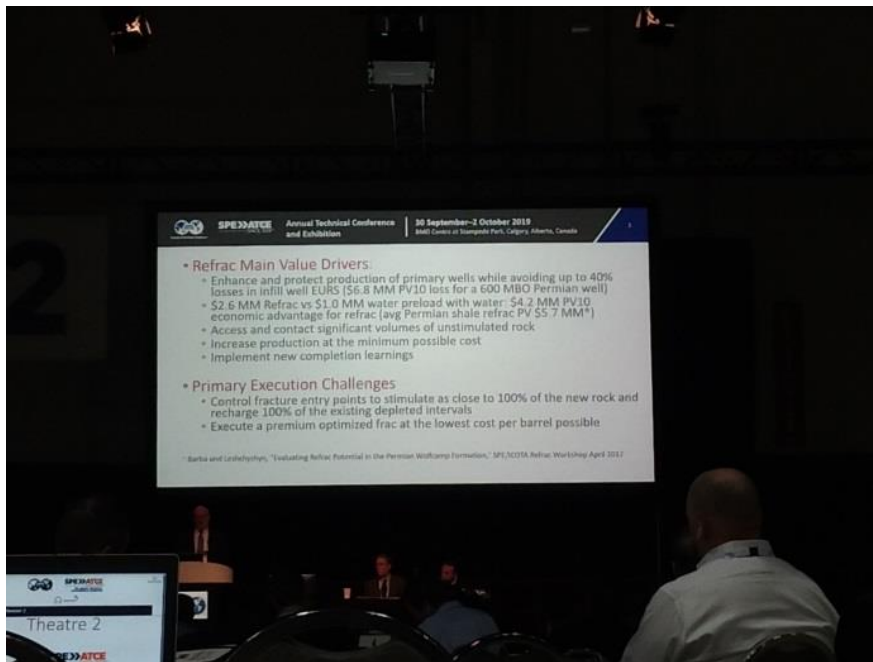


圖 2 論文發表現場

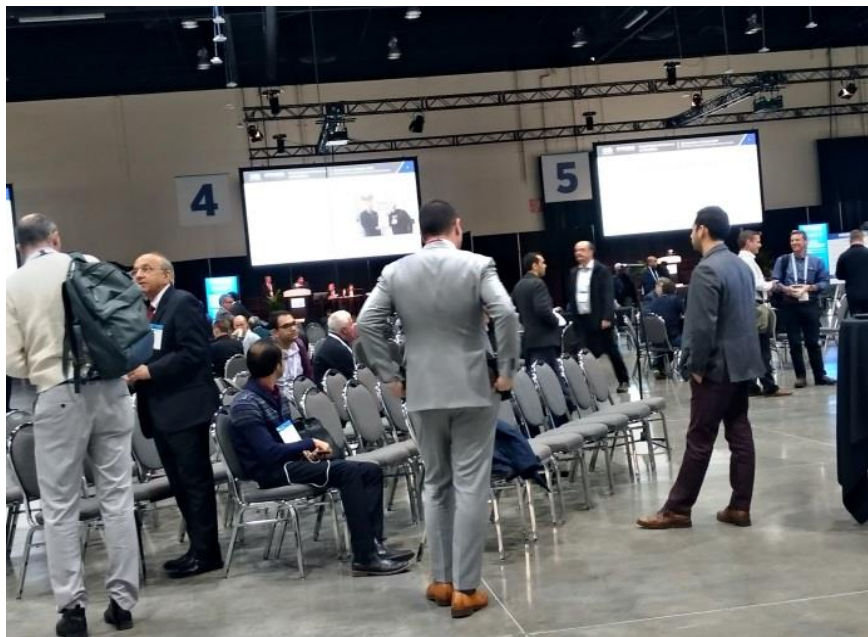


圖 3 論文發表現場

## 二、 SPE年度技術研討會議程介紹

本次會議中與「尼日 Agadem 斷塊油田開發生產研究」石油基金計畫相關之主題眾多，與會任務主要集中在包含油田生產機制與能力評估、生產模擬、鑽井工程、



完井工程、生產工程技術，對於未來開發及管理油田生產都很有幫助，並藉此將新觀念或新知識引進本公司。因同時間有 9 場論文進行發表，因此僅有一位石油開採工程師前往的情況下，僅能篩選與公司近年業務較相關的議題並擇一聆聽，以下為參與之論文發表及專題演講：

- (一)油層監控新技術(Novel Technology for Reservoir Monitoring)；
- (二)鑽探的下一個模式(Drilling' s Next Models)；
- (三)世界上的完井案例(A World of Completion Case History)；
- (四)更好、更快、更安全的鑽井(Drilling-Better, Faster, Safer)；
- (五)在上游石油和天然氣產業中導入人工智能和機器學習  
(Operationalizing Artificial Intelligence and Machine Learning in  
Upstream Oil and Gas)；
- (六)作業程序和專案管理(Process and Project Management)；
- (七)專題演講：「井建設過程的自動化：我們走了多遠；我們如何走得更遠；  
這值得嗎？」(Automation of the Well Construction Process : How Far  
Have We Gone ; How Can We Go Further; Is it Worth it? )；
- (八)建模和井測的新進展(New Developments in Modeling and Well  
testing)。

## 參、具體成效

基於本所未來研究發展領域以及加強油田開發管理之能力，整理此次研討會中的四篇報告內容以及與廠商接洽之內容作為具體成效報告，此四篇文獻分別為第一篇，人工智慧應用在傳統油田生產方法中的抽油桿泵浦方法。第二篇，將不同成分的泥漿進行薄膜試驗後得到泥餅，並測量其滲透率及孔隙率。第三篇，機器學習應用在成熟油田預測注水增產情況下之生產曲線。第四篇，對非傳統油氣田進行自動判別由於鄰井壓裂產生之干擾對生產井之影響。

### 一、參加研究論文發表演講

#### 1. SPE-196159-MS

Artificial Intelligence Applied in Sucker Rod Pumping Wells: Intelligent Dynamometer Card Generation, Diagnosis, and Failure Detection Using Deep Neural Networks.

作者：Yi Peng, PetroChina Riped

第一篇文章之題目為人工智慧應用於使用抽油桿方法的油田：使用深度神經網絡的智能生成測力機卡(Dynamometer Card)，以及診斷故障。由於抽油桿泵浦方法(Sucker Rod Pump)為傳統油田主流的生產方法，若是要提升公司對傳統油田的生產管理，可以試著研究如何將人工智慧導入此種方法內進行故障診斷，以增加油田生產之效率以及掌握。以下為該篇文章之整理。

本研究主旨為利用深度學習(Deep Learning)的新技術連結以判斷傳統油田生產方式之抽油桿泵浦方法中測力機卡與電功率(Electric Power)之關係。該生產方法之設備也就是俗稱的磕頭機。

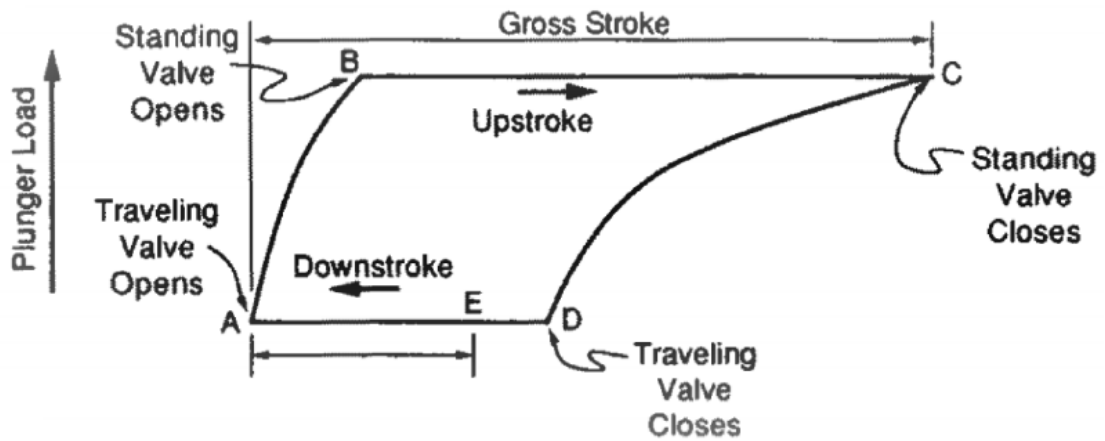


圖 4 典型的測力機卡圖形

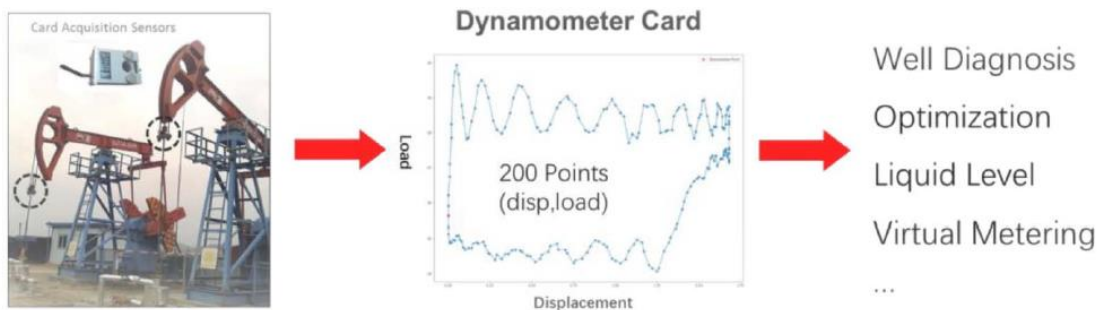


圖 5 測力機卡測量位置及記錄方式

本研究根據 PetroChina 在中國數百口井的測力機卡與電功率的紀錄資料，提供給深度學習判斷彼此之間之轉換關係，如圖 6 所示。並提供深度學習建構之模型，如圖七所示。

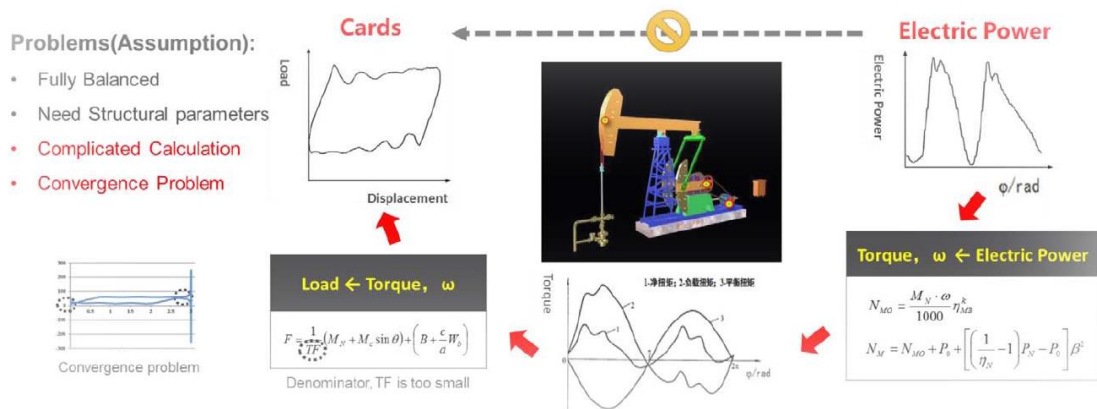


圖 6 測力機卡(Dynamometer Card)與電功率(Electric Power)之轉換關係

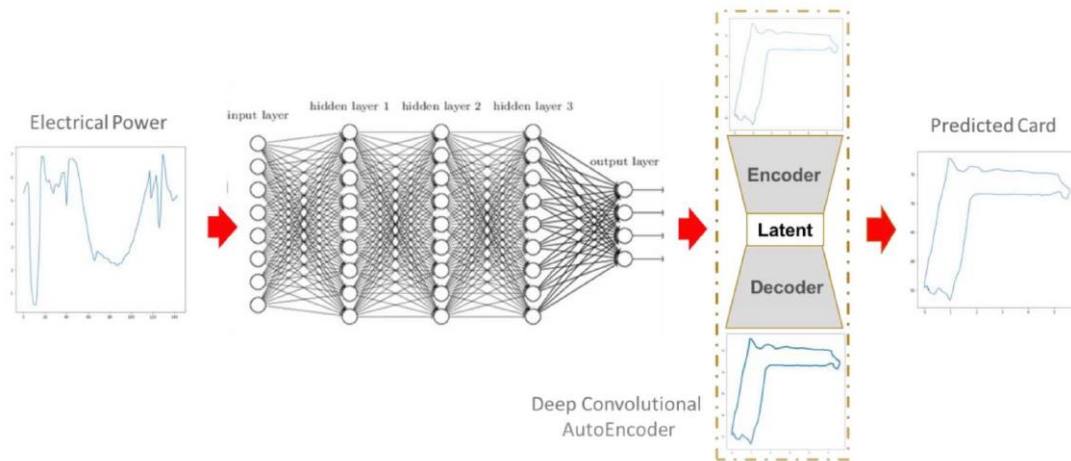


圖 7 深度學習模型建構(電功率圖轉換成預測之測力機卡圖形)

首先蒐集大量的測力機卡(Dynamometer Card)與電功率(Electric Power)數據，再將測力機卡(Dynamometer Card)與電功率(Electric Power)之轉換方式建立工作流程，爾後建立適當的深度學習程式架構，最後將不同的測力機卡(Dynamometer Card)圖形與對應之工作情況建立提供給程式判讀。驗證方式則是將隨意取得之電功率圖形放入訓練好之程式模擬對應之測力機卡，再與真實對應之測力機卡圖形做對比。

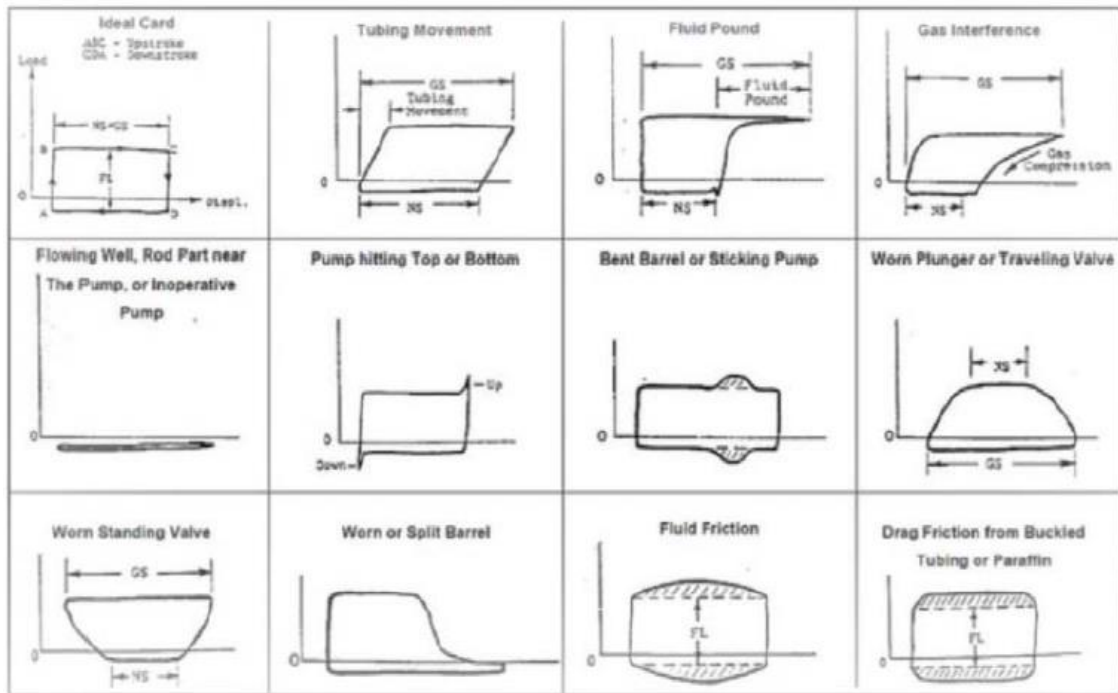


圖 8 不同測力機卡圖形對應之不同情況

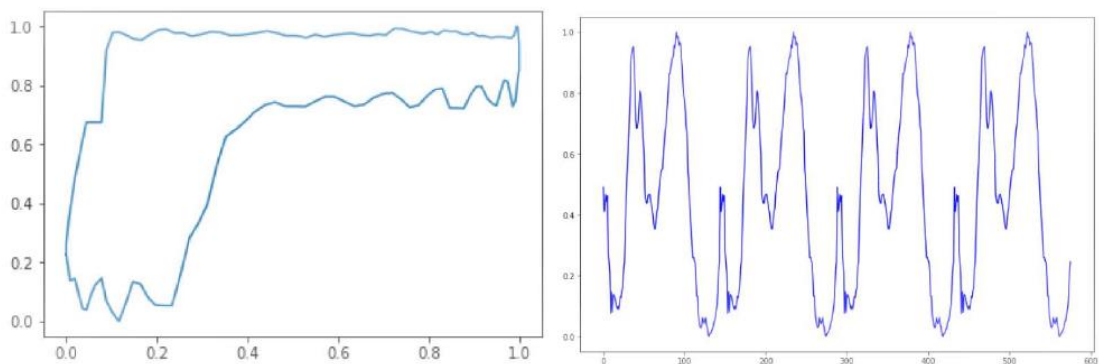


圖 9 一種(Gas Interference)測力機卡圖形(左)對應電功率圖形(右)之比較

結論：

使用深度學習模型從電功率數據預測測力機卡被證明是可行的，只要使用大量的各種數據來訓練模型，預測的測力機卡圖形與電功率被測圖行之間有良好的對應性。

潛在的不利因素是預測出來的測力機卡圖形有被平滑之現象。以及被預測出來之測力機卡中的負載值波動大於預期。可以推測使用深度學習模型時，資訊可

能已經平滑。因此預測的測力機卡可能不適合進行精準的定量計算(如圖 10~13 所示)。

利用電功率預測測力機卡對應製工作狀態診斷模型表明，現有數據所代表之工況判斷之準確性很高。

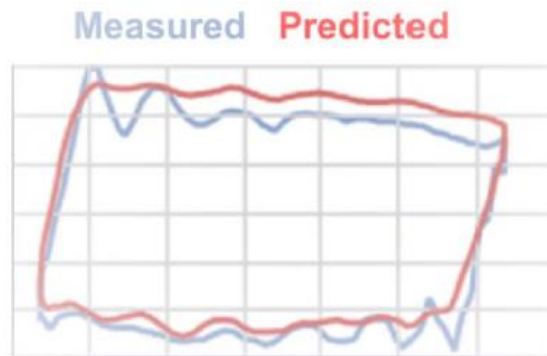


圖 10 預測與實際對照圖-正常情況圖形



圖 11 預測與實際對照圖-氣體影響情況圖形

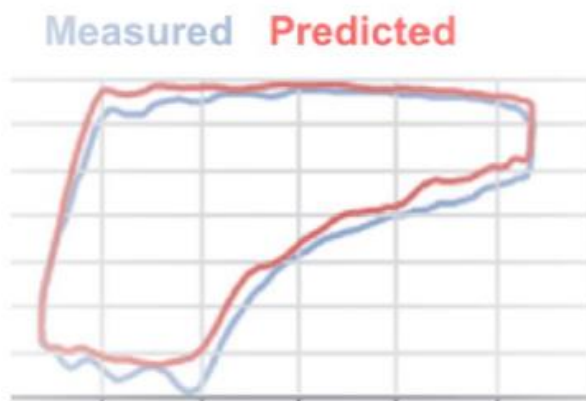


圖 12 預測與實際對照圖-超泵圖形

## 2. SPE-195938-MS

Impact of Injection Water Quality on Injectivity – A Lab Study

作者：Oya Karazincir, Sandra Gomez-Nava, Paul Evans, Ruiting Wu, Wade Williams, Colin Jones, and Peggy Rijken, Chevron

第二篇文章之題目為注入水的性質對注入性的影響-實驗室研究。本研究利用加入不同成分的泥漿進行薄膜試驗(membrane tests)，並觀察其得到的泥餅之孔隙率以及滲透率。在鑽井過程中泥餅的品質會影響到泥漿對地層的汙損，在理想情況下，我們希望鑽井過程中泥漿不要汙染生產層，因此選用高品質的泥漿便是十分鐘要的部分，而本研究研究了許多不同主要成分的泥漿所形成的泥餅性質，因此可以依據本研究對本公司常用的泥漿進行試驗檢測其泥餅的滲透率及孔隙率，作為該泥漿品質的一項新指標。本研究整理如下。

本研究目的為探討使用薄膜試驗測試泥餅在不同成分、粒徑、是否含有油滴的孔隙率與滲透率之關係。最後在實驗室進行注水試驗注入不同成分之泥漿觀察壓力與失水量之關係。

本研究首先進行泥餅在不同成分、粒徑、含油滴與否下進行實驗室薄膜試驗測量並得知孔隙率與滲透率之關係。試驗成分包含 5 種成分，如表 2。

表 2 泥漿固相試驗成分

成分	平均顆粒尺寸(um)	密度(g/cm <sup>3</sup> )
90%Silica+10% Kaolinite blend	11	2.65
90%Silica+10% Kaolinite blend	35	2.65
Calcite	15	2.71
FexOy	3	3.83
Barite	12	4.26

實驗以標準岩心 Castlegate outcrop cores(Kair=540-690mD)進行薄膜試驗，並使

用上述不同成分進行試驗，得到不同泥餅的孔隙率和滲透率之關係圖。另外，由於本研究之研發單位欲保護該智慧財產權，因此許多圖表並不提供完整數據。

本研究決定使用五種不同成分之泥漿固相，並在不同種類下使用加油滴以及不加油滴兩種，並選擇 Silica-Kaolinite 組進行不同粒徑大小之選擇，共進行 11 組薄膜試驗，並將結果以照片與圖表呈現。

表 3 泥漿固相試驗成分-含油滴及不含油滴部分

No.	成分	PSD P50 (um)	密度(g/cm3)	是否含油滴
1	Silica-Kaolinite 1	11	2.65	No
2	Silica-Kaolinite 2	11	2.65	No
3	Calcite	15	2.71	No
4	FexOy	3	3.83	No
5	Barite	12	4.26	No
6	Silica-Kaolinite	35	2.65	No
7	Silica-Kaolinite 1	11	2.65	Yes
8	Silica-Kaolinite 2	11	2.65	Yes
9	Calcite	15	2.71	Yes
10	FexOy	3	3.83	Yes
11	Barite	12	4.26	Yes

最後在使用 8 組泥漿成分進行實驗室注水試驗觀察壓力與失水量在不同泥漿成分下的差異。

結論：

1. 薄膜試驗模擬外部泥餅形成且無油污染的結果表明，Silica-Kaolinite，Calcite 和 Barite 顆粒所組成的泥餅，其滲透率對孔隙率具有很強的正相關性。這些成分組成泥餅的的孔隙率-滲透率相關性非常相似。而成分為  $Fe_xO_y$  行程的泥餅通常具有較低的滲透性濾餅，並且孔隙度對滲透性的相關性較弱。



2. 對於使用含油滴泥漿成分形成的泥餅固體(可視為被油濕潤的泥餅)，孔隙率和滲透率發現了非常相似的相關性。與同成分的不含油滴的成分實驗結果相比，含油滴的平均濾餅滲透率降低了 10%到 50%。與具有較小 P50 粒徑 (P50=11  $\mu\text{m}$ ) 的顆粒相比，由具有較大 P50 粒徑 (P50 =35  $\mu\text{m}$ ) 的顆粒形成的泥餅的滲透性更高。這歸因於 35  $\mu\text{m}$  材料的寬粒度分佈，導致更緊密的顆粒堆積。與過去文獻比較，外部泥餅孔隙率-滲透率分佈與 Khatib (1994) 進行的研究報告的結果不同，後者的外部泥餅滲透率與孔隙率之間的相關性較弱，並且孔隙率值通常較低。如圖 13-15 所示。

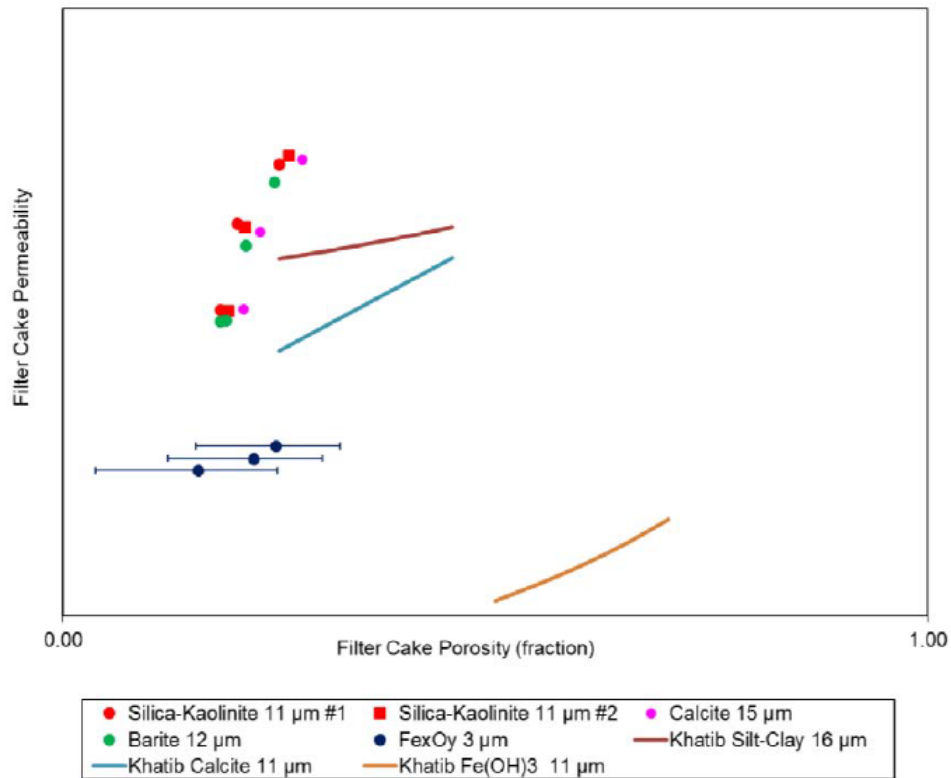


圖 13 不同成分(無油滴)之薄膜試驗結果-孔隙率對滲透率作圖

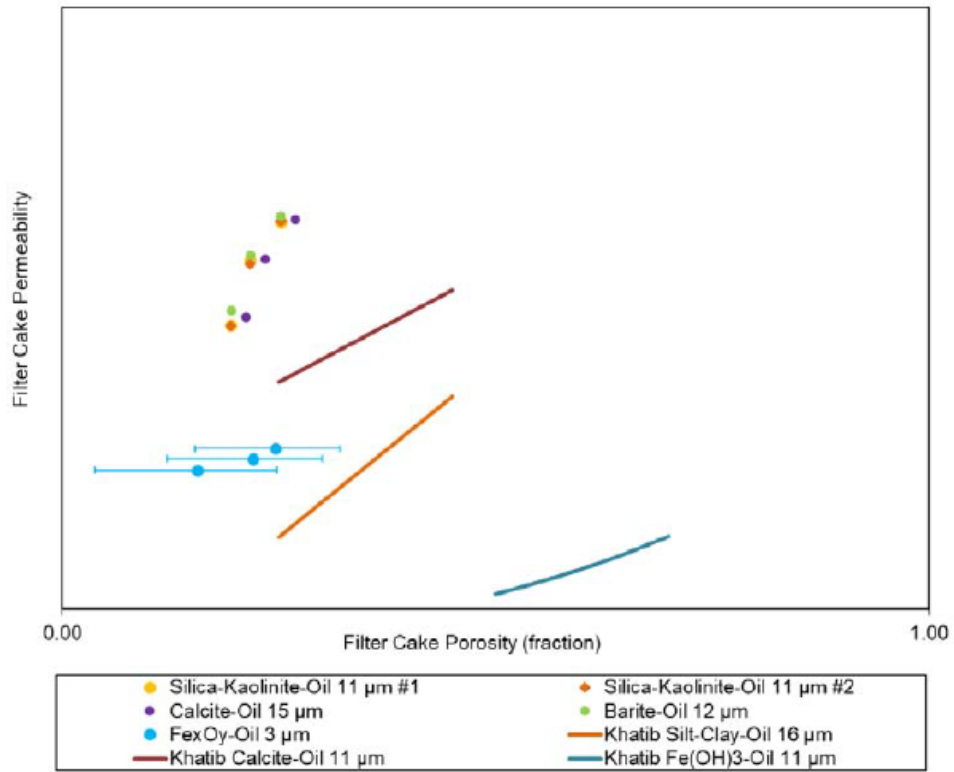


圖 14 不同成分(有油滴)之薄膜試驗結果-孔隙率對滲透率作圖

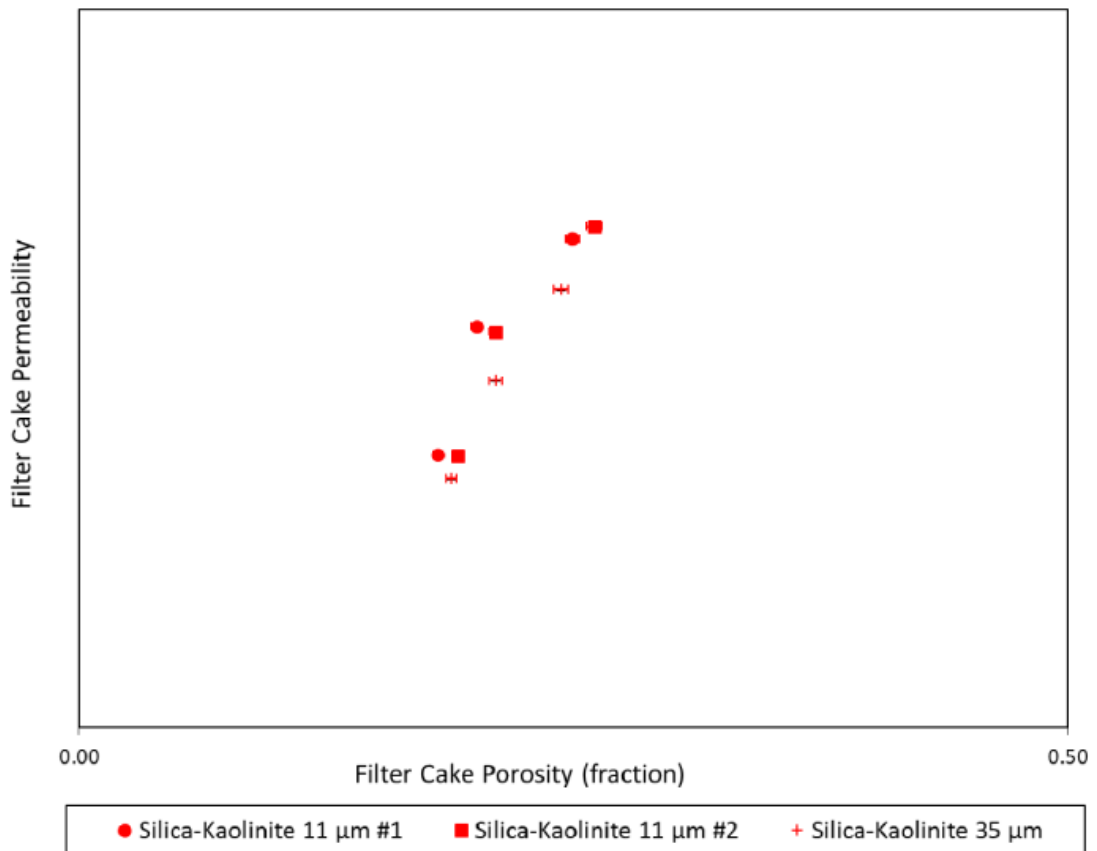


圖 15 不同顆粒尺寸下 Silica-Kaolinite 之薄膜試驗結果-孔隙率對滲透率作圖

3. 在注水測試中使用的各種類型的固體污染物中，Silica-Kaolinite, Calcite 和  $BaSO_4$  在注水早期期間呈現相似的緩慢注入性下降(也就是累積滲液快速上升)，這應與內部泥餅的積累性相對應。隨著泥餅形成的開始，Silica-Kaolinite 的注入測試顯示出壓力增加/注入率的陡峭增長，這歸因於易碎的 Kaolinite 碎片填滿了泥餅的孔隙，而富含粘土之地層材料的污染可能導致注入效率的更快損失。
4. 岩心測試結果顯示，隨著注入水中氧化鐵的存在，注入能力急劇下降。注入水中鐵污染的任何來源都應降至最低。
5. 除了固體顆粒外，加入水中的油滴通常還具有一定的降低注入能力的作用，尤其是在外部泥餅開始堆積時。這可能是影響回注水注入過程中注入能力的重要因素。

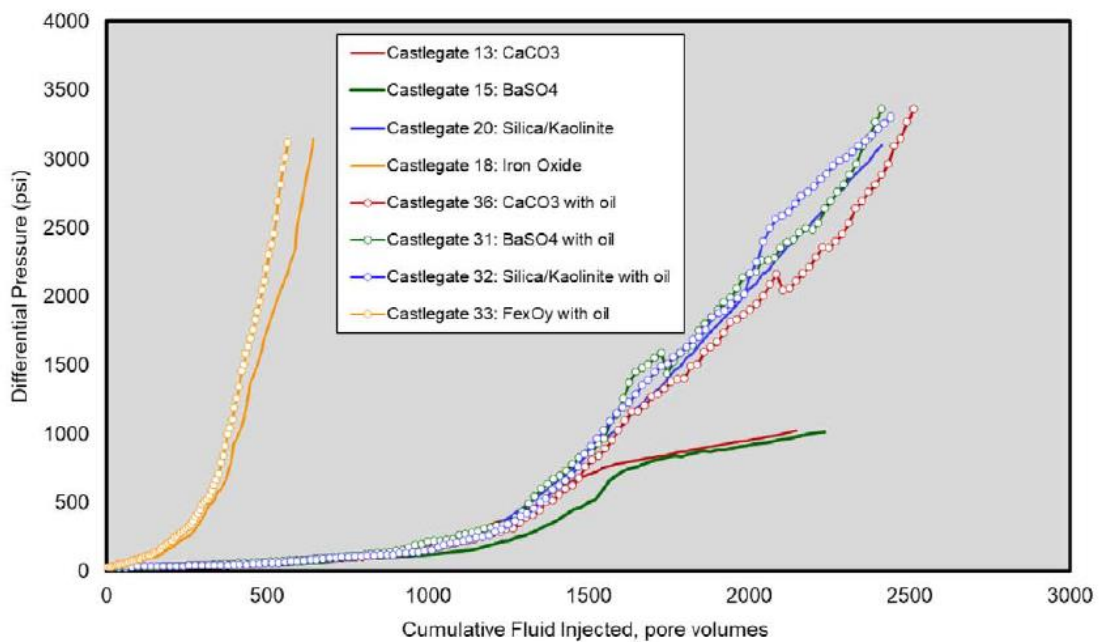


圖 16 不同成分進行注水試驗，壓力差異與注水量的關係圖

### 3. SPE-196152-MS

Machine Learning Forecasts Oil Rate in Mature Onshore Field Jointly Driven by Water and Steam Injection

作者：Leonardo Kubota and Danilo Reinert, Petrobras

本研究題目為使用機器學習預測在注水驅動下成熟油田的產油預測，本研究的特色是無須任何地質資料，僅利用已有的生產資料即可進行預測，且根據實驗結果，預測值與實際量測值誤差在 10% 以下的機率高達 85%，因此可以說是一個很好的預測，而本石油基金計畫旨在油田開發及管理，這樣的生產預測對於油田管理可以起到非常大的效用，因此希望可以試圖發展本研究所介紹的方法，使尼日油田的開發管理預測更為準確。該篇文獻整理如下。

本研究表明無需獲得任何地質知識的前提下即可進行產量預測、流體和岩石特性以及多孔介質中的流體流動的模型。所隱含的假設是所有相關信息及所造成的效應都會自然而然記錄在歷史生產數據上。兩種機器學習(Machine Learning)算法(線性回歸和遞歸神經網絡)是為了選擇證明本研究的觀點。而本研究目標不是比較這些方法，而是要證明使用這兩種方法均可做出可靠的產量預測。

根據物質平衡法計算方式、井數目以及這些井的主要生產數據，利用線性回歸計算的結果，以及利用遞歸神經網絡計算的結果，這兩者之間的誤差比較。

首先是使用線性回歸模型。假定注水速率以及生產井數量為主要變數，而另外假定四個參數按照三種不同的時程改變，主要使用之方程式如下：

$$\hat{q}_L[t] = \hat{k}_{qi}q_i[t] + \hat{k}_n n_p[t] \quad (1)$$

$$\hat{O}[t] = \frac{\hat{q}_o[t]}{\hat{q}_L[t]} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}t \quad (2)$$

$$\hat{q}_o[t] = \hat{O}[t]\hat{q}_L[t] \quad (3)$$

$$\hat{q}_L[t] = \hat{k}_{qwi}q_{wi}[t] + \hat{k}_{qsi}q_{si}[t] + \hat{k}_n n_p[t] \quad (4)$$

$\alpha$  = 估計油液比的直線方程偏差

$\beta$  = 估計油液比的直線方程斜率

$q_i$  = 估計液體生產量

$k_{qi}$  = 總注水量敏感度

$q_i$  = 總注水速率

$k_n$  = 生產井數量敏感度

$n_p$  = 生產井數量

$O$  = 估計油液比

其中，參數  $\hat{k}_{qi}, \hat{k}_n, \hat{\alpha}, \hat{\beta}$  將會根據 3 種不同的時程表進行更新，本研究規劃了三種更新方法。第一種：每個月更新一次，回算 12 個月。第二種：每半年更新一次，回算 10 個月。第三種：每年更新一次，回算 24 個月，同時其他參數均保持不變。另外，關於誤差計算，生產液體誤差計算為估計生產量減去實際生產量除以實際生產量，誤差評估指標使用 Almost Correct Predictions (ACP) 方式設定，本研究認為誤差在 10% 以內即可視為準確，而準確率則要 85% 以上，即是代表有 85% 的數據誤差皆在 10% 以內則可稱為良好的結果。並觀察均方根誤差 (RMSE)。

第二種方法是使用遞歸神經網絡 (Recurrent Neural Networks, RNN) 預測。遞歸神

經網絡是其中具有循環的網絡，可以保留過去的信息。當先前步驟的輸出將成為當前步驟的輸入。這是一個具有內部儲存特性的網絡。這裡衍生出放進另一種搭配的方法，是使用長期記憶網絡(LSTM)。由於 RNN 可以存儲以前的狀態。但是它的原始架構是無法解決具有較長時間過程的問題，而本研究在未來的觀測值在很大程度上取決於距離 t-1 的先前時間的觀測值。因此改進了原始 RNN 的方式，以解決與時間框架相關的缺點，而方法正是使用 LSTM 網絡。LSTM 非常適合於具有長期依賴性的時間過程，其中使用時間滯留觀察來預測下一步。

LSTM 網絡能夠保留通過其層向前和向後傳播的權重。遺忘閥(forget gate)是其重要組成部分之一，它使網絡能夠學習何時記住以及何時忘記一些過去的上下文信息。LSTM 還具有確定如何許多舊的記憶與當前的輸出有關。此外，LSTM 具有學習複雜的非線性模式以及從原始輸入找出提取抽象特徵的訊息的能力。其運作原理以計算油生產量為例如圖 17 所示。

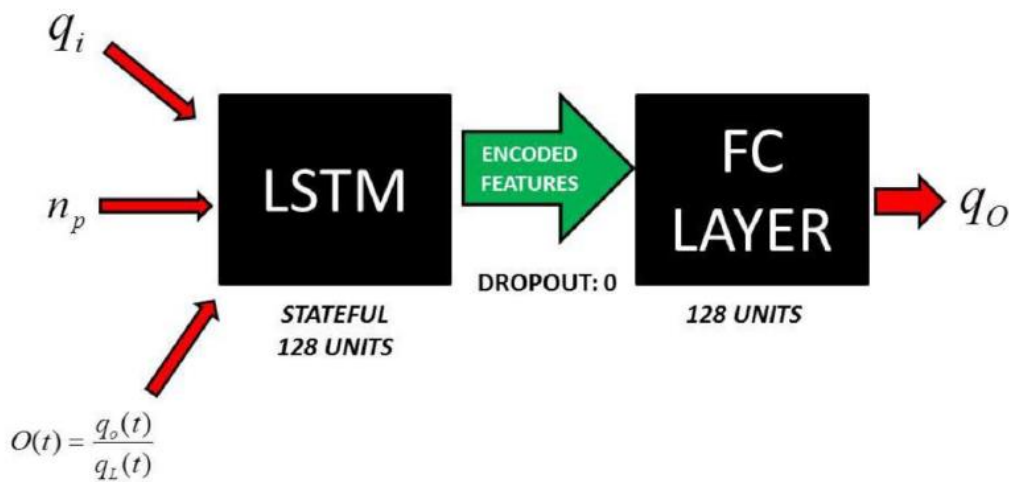


圖 17 利用 RNN 搭配 LSTM 的運算流程計算油生產量

線性回歸模型結果呈現，該模型假定四種情況，分別於下面說明並呈現結果。

- (1) 確定性輸入參數，注水率以每月 2% 增加，每月增加 10 口生產井。

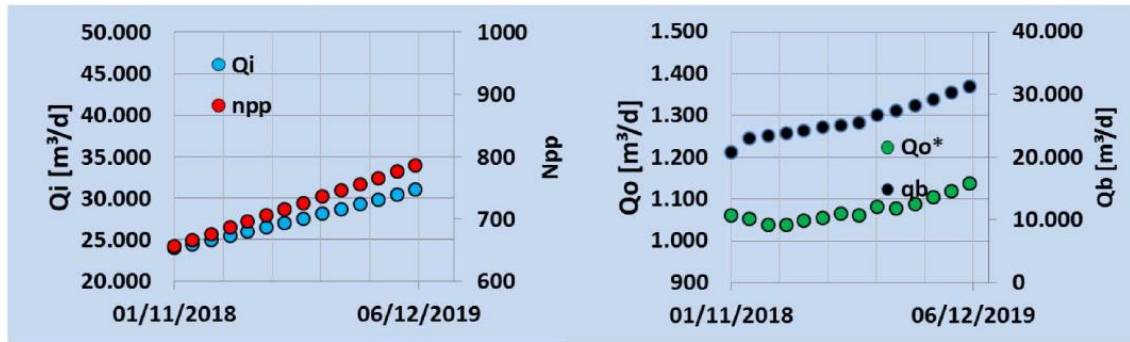


圖 18 左圖為注水率以每月 2%增加，每月增加 10 口生產井，右圖為油生產率和總液體生產率

(2) 預測之油產量和液體產量對應真實油產量和液體產量。以每月檢討並更改一次參數，並回頭檢視 12 個月為模型。

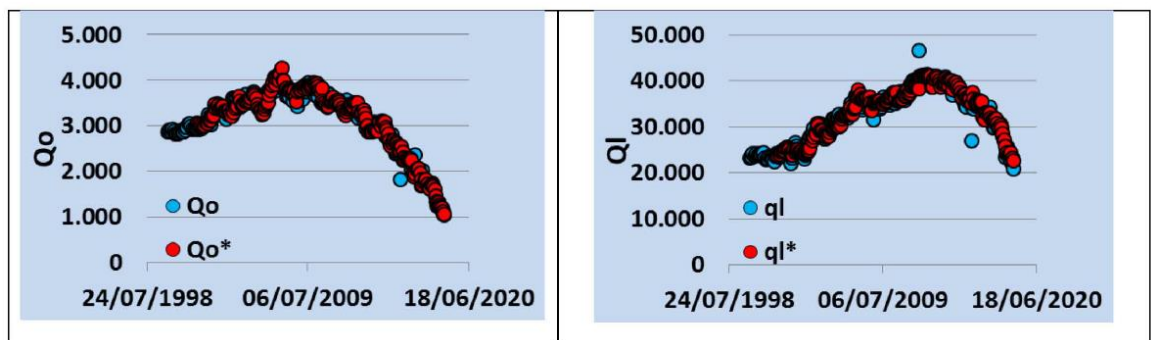


圖 19 左圖為預測油產量與真實產量，右圖為預測液體產量與真實產量(\*號為預測)

		E[q <sub>o</sub> ]	E[q <sub>l</sub> ]
	-10%	1%	0%
-10%	-5%	14%	10%
-5%	0%	30%	29%
0%	5%	36%	51%
5%	10%	18%	7%
10%		1%	2%

	ACP	RMSE
q <sub>o</sub>	98%	151
q <sub>l</sub>	97%	1514

圖 20 誤差範圍以及準確率圖，上圖為誤差區間以及占比，下圖為準確度以及其均方根誤差

(3) 預測之油產量和液體產量對應真實油產量和液體產量。以每半年檢討並更改一次參數，並回頭檢視 10 個月為模型。

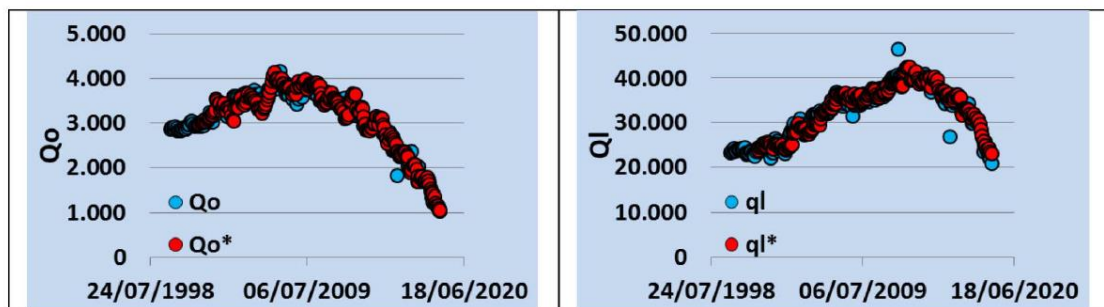


圖 21 左圖為預測油產量與真實產量，右圖為預測液體產量與真實產量(\*號為預測)



		E[qo]	E[ql]
	-10%	3%	2%
-10%	-5%	15%	9%
-5%	0%	26%	31%
0%	5%	35%	43%
5%	10%	15%	12%
10%		5%	2%

	ACP	RMSE
qo	92%	173
ql	96%	1613

圖 22 誤差範圍以及準確率圖，上圖為誤差區間以及占比，下圖為準確度以及其均方根誤差

(4) 預測之油產量和液體產量對應真實油產量和液體產量。以每一年檢討並更改一次參數，並回頭檢視 24 個月為模型。

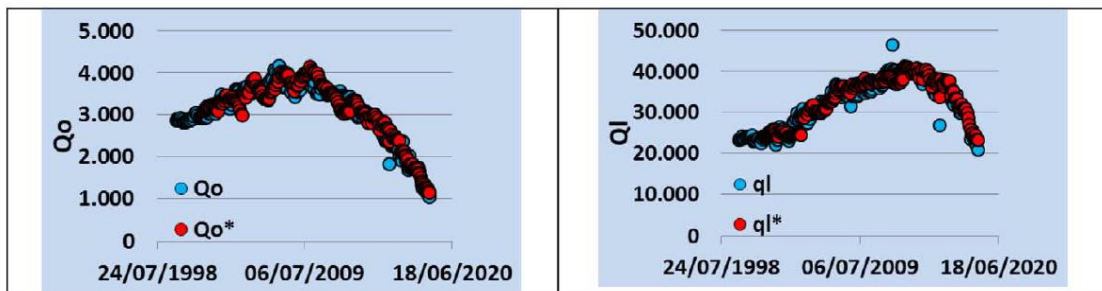


圖 23 左圖為預測油產量與真實產量，右圖為預測液體產量與真實產量(\*號為預測)

		E[qo]	E[ql]
	-10%	8%	5%
-10%	-5%	11%	12%
-5%	0%	26%	19%
0%	5%	23%	40%
5%	10%	25%	19%
10%		8%	5%

	ACP	RMSE
qo	84%	208
ql	90%	2010

圖 24 誤差範圍以及準確率圖，上圖為誤差區間以及占比，下圖為準確度以及其均方根誤差

遞歸神經網絡計算結果呈現。先將給定參數(如圖 25)設定於遞歸神經網絡後，前期給定資料進行訓練，後期進行生產預測測試，結果如圖 26 所示，誤差統計如圖 27 所示。

1st Layer type	LSTM
1st Layer units	128
Stateful	True
Dropout	0
2nd Layer type	FC
2nd Layer units	128
Batch Size	36
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.001

圖 25 設定參數

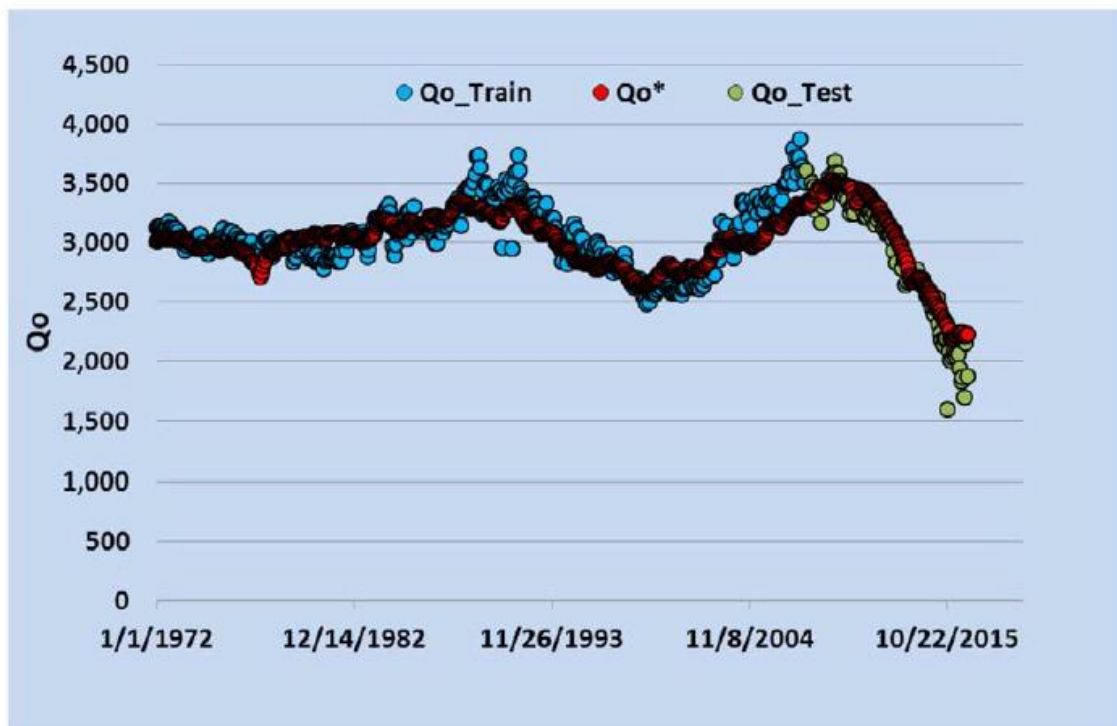


圖 26 預測值(紅點)比較訓練過程真實點(藍點)和測試結果真實點(綠點)之比較

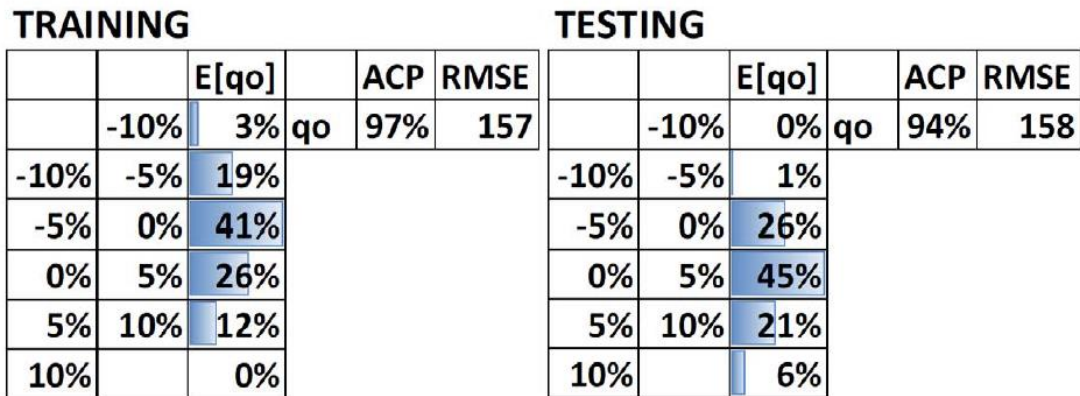


圖 27 誤差範圍以及準確率圖，左圖為訓練時的統計，右圖為測試時的統計

上圖顯示將訓練和測試結果與實際生產歷史進行對比。在測試期間，有 94% 的數據在 ACP 誤差 10% 以內，而訓練也有 97% 在 ACP 誤差 10% 以內可以視為準確。

結論：

1. 本方法無需預先建立地質模型，即可對流體和岩石特性以及多孔介質中的流體流動進行產量預測。這是因為假設所有相關信息都已隱含在歷史生產數據內。因此可以向油層工程師展示可以通過數據驅動模型進行可靠的產量預測是可行的。線性模型和神經網絡方法的結果已經證明，兩種機器學習算法都可以提供良好的預測。藉此成功向油層工程師提供兩種產量預測方法的選擇。
2. 但機器學習尚有挑戰，如本研究探討的數據驅動的方法尚需要先給定既有數據供機器學習。因此若是數據不足則無法實行，本研究建議機器學習算法更適合成熟領域，也就是要有一定生產資料的油田。

#### 4. SPE-195813-MS

Automatic Well Interference Identification and Characterization: A Data-Driven approach to Improve Field Operation

作者：Mohammad Rahman and Gian Gioria, IPCOS Inc.; Sathish Sankaran and Diego Molinari, Anadarko

本研究題目為井干擾情況自動判別-以數據驅動增進油田操作。由於油田生產時常會有臨井間互相干擾的情況發生，雖然本公司目前所擁有的油田已傳統油田為主，但也許未來會有機會參與非傳統油田的開發，屆時本研究的方法即可立即應用。另外也許此方法也可以應用在傳統油田的井干擾上，這部分值得本所再進行深入的研究。本研究之說明如下。

本研究是針對研究非傳統油田的井間干擾對生產井的產量的顯著影響進行研究。儘管這是長期以來一直是使用水力壓裂生產方法的已知副作用，但隨著現有井場設計方法轉向具有更近井距和填充鑽井的大型完井設計，井的干擾變得更加突出和頻繁。子井(Child well)的壓裂會將較老的相鄰生產井母井(Parent well)置於生產行為發生過早變化的風險中。其中，有些井可能永遠無法完全恢復，並且在最壞的情況下，遭受嚴重影響之後，會造成原生產井永久停止生產。

本研究介紹了一種自動數據驅動的工作流程，該工作流程旨在根據油井生產率趨勢的變化來識別油井間干擾事件及其對估計最終採收率（EUR）的影響。該工作流程的創新方法是能夠蒐集且使用現場的所有井的完整生產歷史，使用收集的數據自動分析干擾，因此不會在結果推導中引入人為偏見，而是會採用一致的標準。

而該工作流可用作於預測此類事件的理論是基於統計和機器學習的模型的訓

練原始資料，而該原始資料是來自於蒐集盡可能多的現場發生的井干擾事件資料。首先，須建立開發井行為異常的自動識別方法，並設置了標記干擾事件的標準。接下來，運行概率模擬以預測多種情況，以根據累計產油量的變化來量化被影響井受到其他油井干擾事件的影響。最後，在現場操作的整體環境中對每個事件進行分析，以試圖提出可能解釋生產行為變化的可能原因。

首先必須先制定一工作流程使其自動判定井干擾事件並預測結果，該工作流程如圖 28 所示。

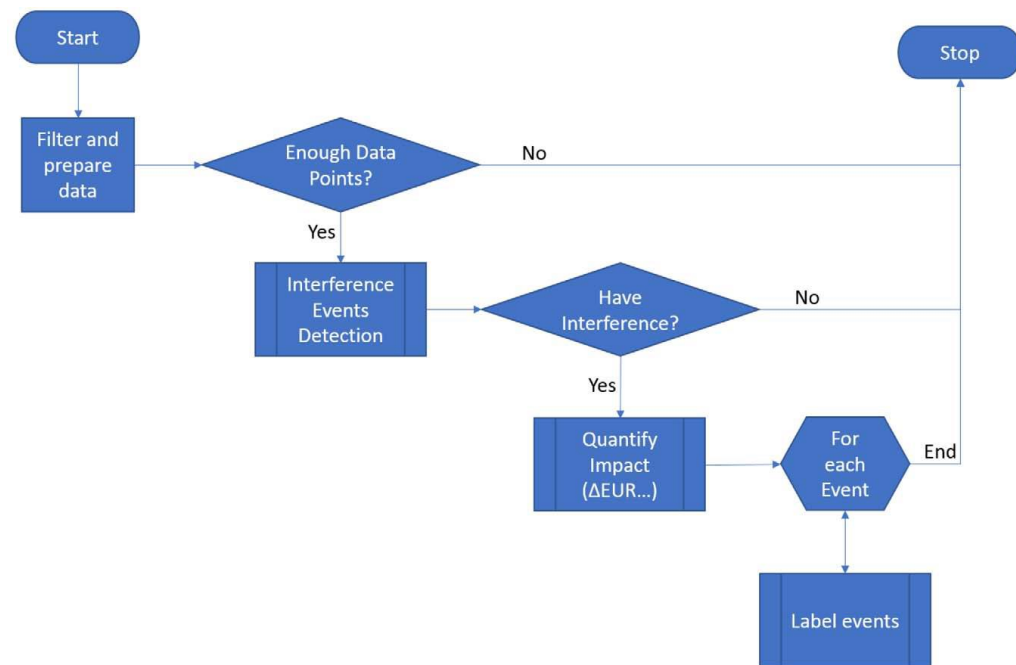


圖 28 井干擾的工作流程

此項工作首先必須定義干擾事件，因此需先獲得幾項重要參數：總液體生產指數(Productivity Index-total liquid)、油水比(Water Oil Ratio)、時間線(Time Online)，PI 和時間線的範例如下圖

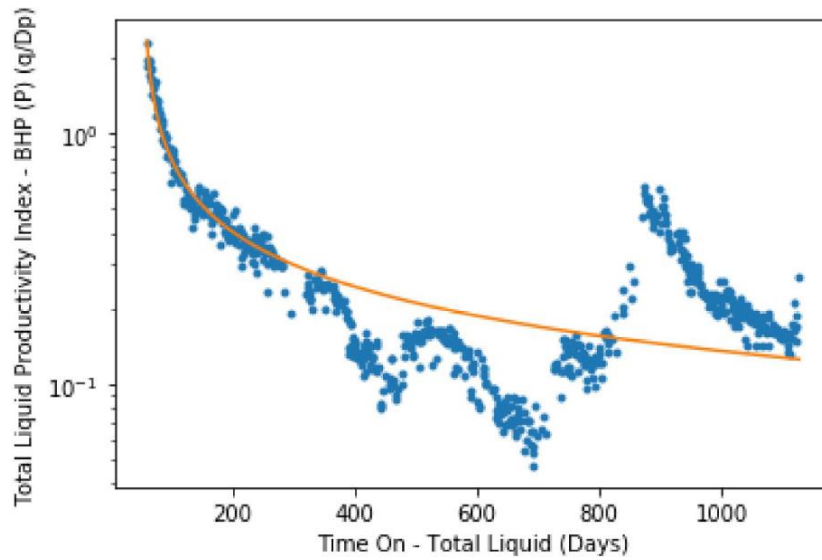


圖 29 一口井的 P.I. v.s. Time Online 圖(橘線是預期的行為，藍點是測量數值)

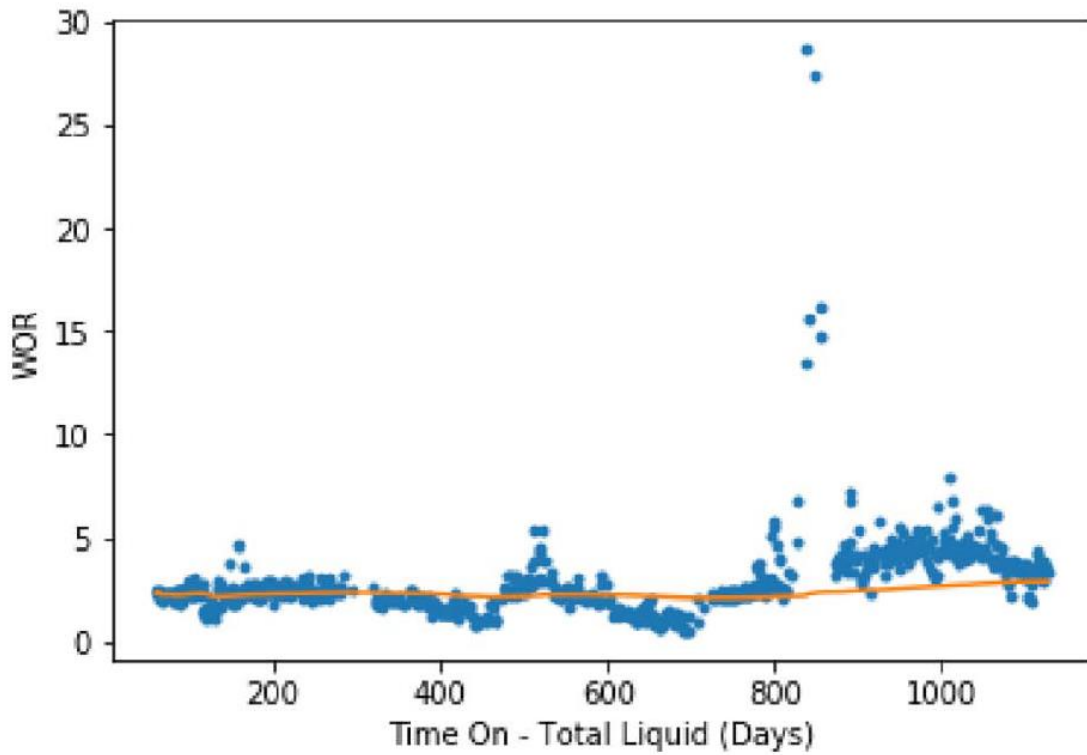


圖 30 一口井的 WOR v.s. Time Online 圖(橘線是預期的行為，藍點是測量數值)

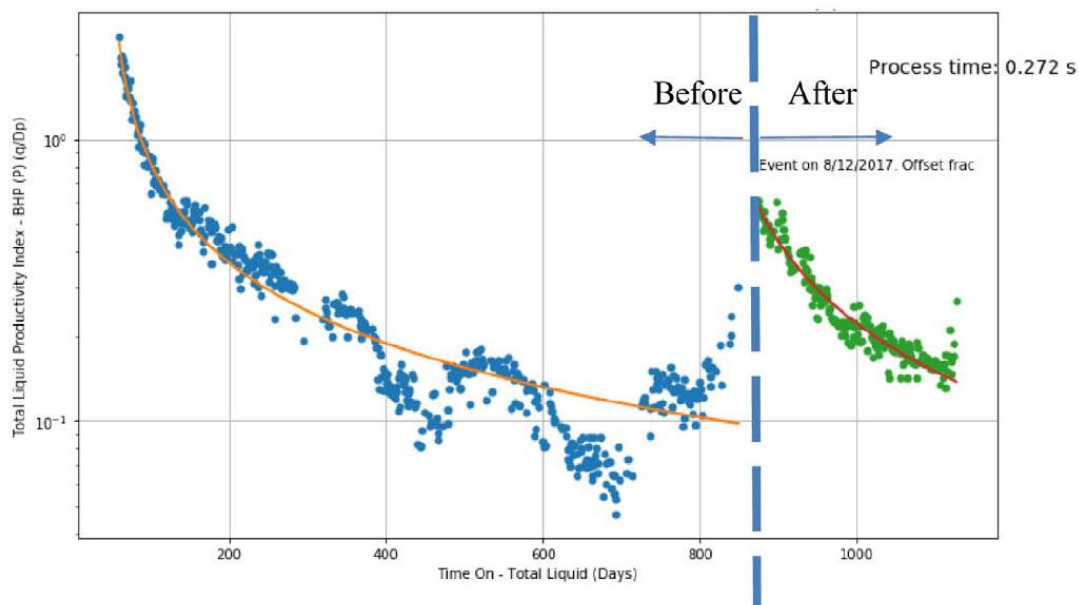


Figure 9—New decline curves fitted around an anomaly

圖 31 舉例提供判讀之某種事件發生的 P.I.-Time 圖

將各種事件以及其對應的 PI-Time 圖和 WOR-Time 圖放入人工智慧判讀，依據 workflow 可以自動判定若測量到何種數據則代表是何種干擾情形。

使用本方法之成功範例：A 井經歷了一次事件，該事件在 2017 年 8 月 12 日前後改變了性能。該事件與水產量的快速增長有關。根據現場操作員的說法，由於 A 井附近有壓裂作業，因此 A 井被關閉。根據調查，上個月在被分析井(A 井)附近的壓裂井為 B 井和 D 井。第一個井更有可能是造成這一事件的原因。井附近未報告其他事件或井啟動。在 P50 的情況下，在兩年的時間裡，累計石油產量估計增加了約 36,000 桶，因此干擾事件產生了正面的影響。

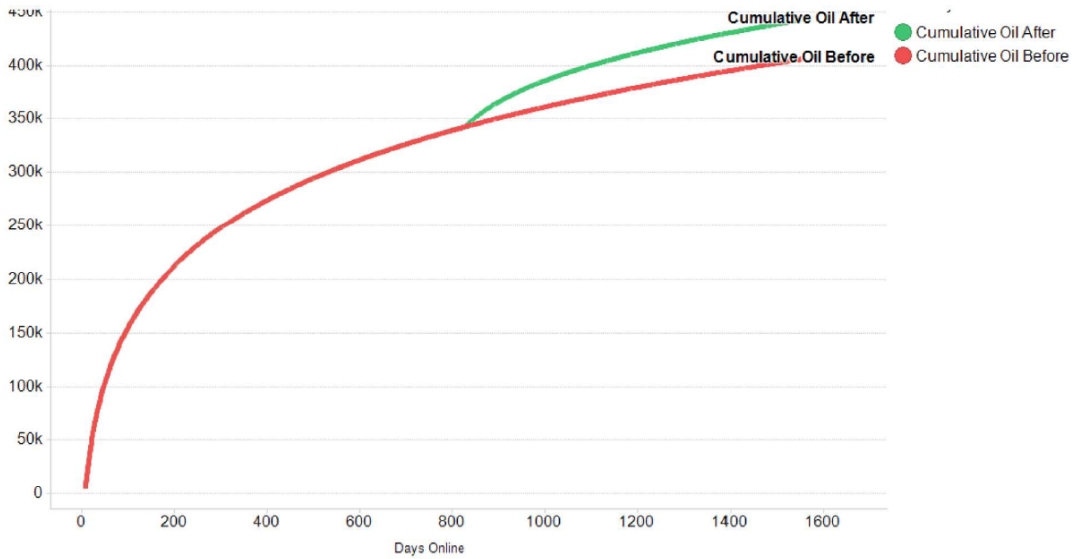


Figure 15—Cumulative Forecast - Neutral case. Base scenario (Red) vs. After Event (Green)

圖 32A 井累積油產量對應時間圖

我們可以在圖 32 看到，事件發生後的累積油產量始終高於如果事件未發生之基本情形預測。根據 A 井干擾的計算結果(如圖 33 所示)。在第一階段，累積油產率比基本情況高出近 3 倍。在接下來的時期內，這種影響趨於消失，兩年後，機油率僅比基本情況高出 9%。在“悲觀”情況下，發生干擾事件 2 年後，機油率實際上比基本情況少了 17%，這突出說明了預測中的不確定性可能會更改預測的準確度。



<b>Well</b>	Well A				
<b>Event Date</b>	8/12/2017				
<b>Water Increase</b>	Yes				
<b>Likely cause</b>	Offset frac				
<b>Nearby frac</b>	Well B Well D				
<b>Nearby event</b>	none				
<b>Nearby start-up</b>	none				
<b>ΔCumulative Oil<sup>3</sup></b>	Pessimistic	Neutral		Optimistic	
	+21.6 kbbl	+36.6 kbbl		+53.0 kbbl	
	<b>30 days</b>	<b>3 months</b>	<b>6 months</b>	<b>1 year</b>	<b>2 years</b>
<b>Δq<sub>oil</sub> Neutral</b>	+187%	+106%	+60%	+28%	+9%
<b>Δq<sub>oil</sub> Pessimistic</b>	+186%	+94%	+41%	+5%	-17%
<b>Δq<sub>oil</sub> Optimistic</b>	+190%	+119%	+77%	+47%	+30%

圖 33 圖井干擾事件分析結果

結論：

1. 本研究之方法已應用於美國大型陸上油田的所有生產井。生成概率預測方案 (P10, P50 和 P90) 以計算對未來油井表現的影響，以及估計的事件可能原因。

	After event			
Before event		P10	P50	P90
	P10			Optimistic <sup>1</sup>
	P50		Neutral	
	P90	Pessimistic <sup>2</sup>		

圖 34 生成概率預測方案

2. 儘管井的干擾通常具有負面含義，但這項研究的主要發現之一，並非所有此類事件都對母井的生產率產生不利影響。但是，這可能是以犧牲子井(Child well)的預期生產率為代價的，而這並不是本研究的重點。

3. 在與操作人員一起驗證 A 事件內使用之演算法，結果可以確認該事件實際上有重大影響。而本研究所建立之 workflow 能夠在幾秒鐘內發現此事件，而無需任何先驗知識。該 workflow 在全面執行後發現了另外 368 個類似的事件。

## 二、參加廠商展覽會

本次利用技術研討會論文發表之外的時間空檔，前往展覽會場參觀各家廠商。參展的廠商相當多，涵蓋大部分石油產業的領域，除了大型石油公司之外，有化學品供應商、顧問公司、軟體公司和實驗室儀器製造商等等。會場中許多展覽攤位面積較大的廠商，大多是石油公司或是顧問公司，他們在三天的會期中每天舉辦數場的演講或訓練課程，讓與會者了解他們所提供的新技術或新軟體。由於本所泥漿設備相對老舊，因此特別前往相關設備供應商 Grace Instrument 公司與業務請教相關設備，其中特別感興趣的是電子紀錄式的范式黏度儀(型號：M560)，該設備可以以電子顯示讀值，可以避免現有黏度儀用眼睛看所可能產生的誤差，另外該業務也推薦如測量岩心滲透率之試驗儀器 (型號 M9300)，此外還介紹有關水泥試驗的相關試驗儀器，若所內現有儀器老舊預汰換之時，可以考慮此公司之該類型產品。另外還跟南京良友化工有限公司討論抗高溫的泥漿添加劑問題，但該公司提供之常規 PAC 或 CMC 均無法承受地熱井高達 200 攝氏度以上之耐溫，因此了解之後並無後續採購之想法。除此之外，由於最近所上研究對井底採樣有需求，因此前往一間名為 Proserv 的公司，該公司有提供各種採樣之工具(主要為圓筒式採樣工具)，例如型號 850870-700 之取樣器，可耐高溫至 200 攝氏度，可承受 15000psi，一次可採樣 700 毫升即為不錯之產品。最後大部分之參展公司業務交換名片，期許未來可能有相關之業務合作。



圖 35 展場現場照片 1



圖 36 展場現場照片 2

## 肆、心得及建議

1. 建議出發前預先調查目的地之氣象預報，此次遭遇惡劣天氣(暴風雪)是當地極為特殊的事件，若是先知曉可安排距離機場近之飯店，可避免遭遇暴風雪導致交通中斷之危險，並使行程更加順暢。
2. SPE 舉辦的 ACTE 年度技術大會及展覽是一個大型的研討會以及各家廠商展示產品，討論的主題及廠商包羅萬象，發表的論文眾多，而發表場地分散各處，建議在會議開始前先依據公布議程以及最有興趣題目來規劃路程，最好不要在一個演講時段內更換場地，因為各場次的主持人對時間的掌控並不一致，可能導致顧此失彼，因而錯過想聽的題目，另外建議多人一同參加，並進行適當的分工，如此才能做完整的資料蒐集。
3. 成果第一篇文獻提到的使用深度神經網絡的智能生成測功機卡，以及診斷故障。若是本公司未來油田生產也是使用磕頭機進行油田生產的話，可以試著研究如何將人工智慧導入此種方法內進行故障診斷，以增加油田生產之效率以及掌握，提升公司對傳統油田的生產管理。
4. 成果第二篇文獻提到各種不同成分泥漿經過薄膜試驗後的泥餅的滲透率和孔隙率分析，也許可以做為用來判斷泥漿性能好壞的一種新指標，對油田開發鑽井部分有所助益，但此方法是否有跟現行測量泥漿脫液量和流變係數等方法有關連性，未來或許可以成立新研究計畫進行研究。
5. 成果第三篇文獻提到利用機器學習方法無需地質資料即可進行傳統油田生產曲線進行預測，但此方法尚需大量生產資料作為訓練資料庫，本公司在台灣地區生產歷史已數十年，若是過去生產資料完善，再導入該方法，或許可以

對台灣現有油氣田或國外生產管理的油氣田進行生產預測，或可增進對油氣田的管理掌握性。

6. 成果第四篇文獻提到數據驅動井干擾情況自動判別以增進油田操作，該文獻以非傳統油田作為研究標的，而雖然本公司目前所擁有的油田大部分以傳統油田主，但也許未來會有機會參與非傳統油田的開發，屆時本研究的方法即可嘗試應用。另外也許此方法也可以應用在傳統油田的井干擾上，這部分值得再進行深入的研究。
7. 在展覽會場上設攤位的廠商數量也相當多，幾乎各種領域都有涵蓋。不過即使是同領域之廠商，所提供的商品或技術服務都有些微差異，因此可以和廠商代表積極交流，藉此比較它們之間的優缺點，也可考慮本所新設備引進時優先參考本次接洽之廠商。
8. 油田開發及管理包含了開發、鑽井、完井、生產管理與銷售是一件相當複雜的工作，在評估期間除了面對複雜且大量的資料處理與分析外，更需要整合不同領域的工作團隊共同進行，再加上近年來興起的 AI 科技，眾多公司所提供的評估流程，都顯示跨領域整合分析的及導入 AI 技術之重要性，特別常聽到的是使用神經網絡迴圈軟體技術以及深度學習軟體加強既有的技術。也藉由參加此次會議了解國際最新研究及趨勢，藉由了解國際上石油工程的最新技術，以提升本研究對尼日 Agadem 礦區油田鑽井、完井、生產工程及油田生產技術及經驗。