



# 運用大語言模型於 Flexsim 模擬模型建模之探討

學生：王靖雅

指導教授：任恒毅 教授

## 研究動機

隨著智慧製造與工業 4.0 發展，對流程模擬與資源配置優化需求日增。FlexSim 傳統建模多仰賴人工設定，耗時且需專業知識。

## 研究目的

本研究旨在結合大語言模型與 FlexSim 建模，透過 LLM 生成 FlexSim 可讀取的 SQL 指令，使使用者以簡易提示即可快速建立與更新模型。

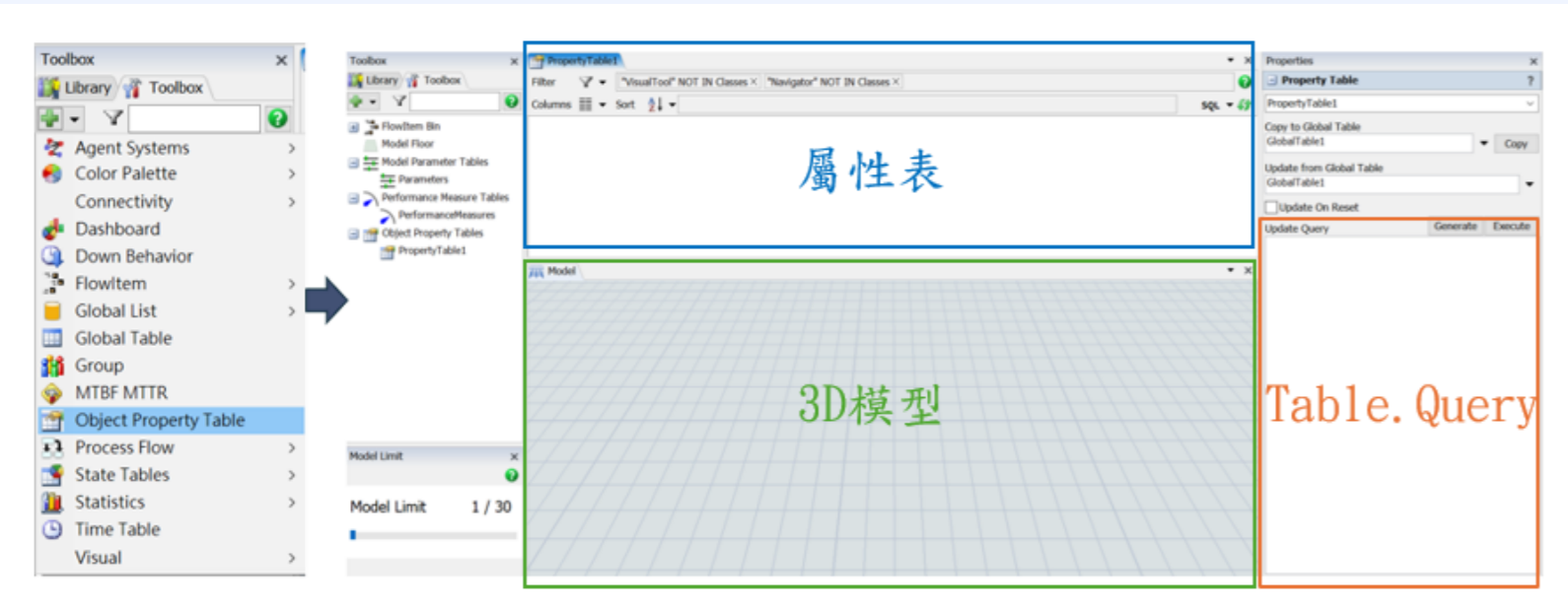
## 研究流程



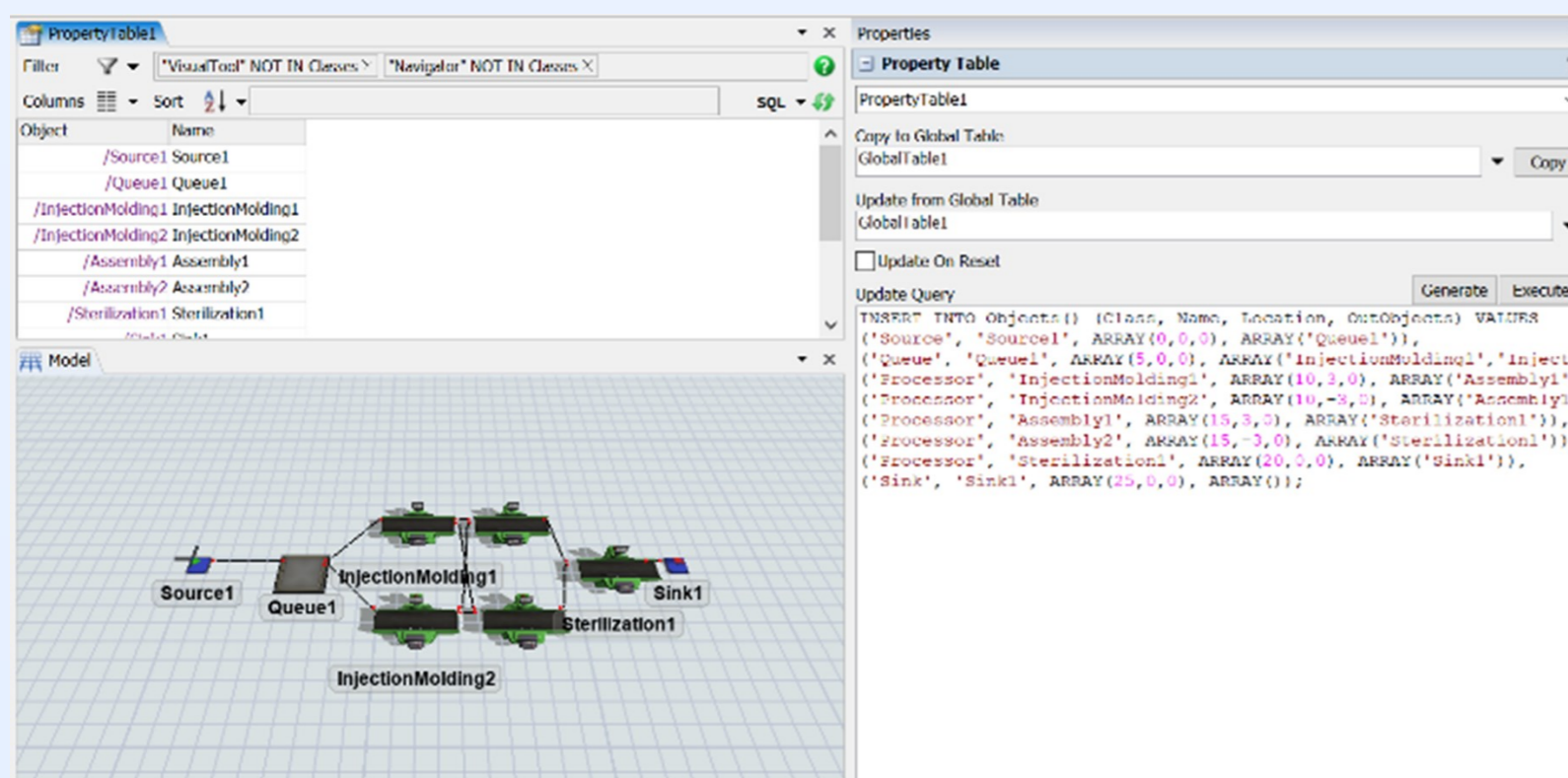
## LLM 輔助 Table.Query 介面建模

步驟 1：將待建構的生產線案例資訊，輸入大語言模型，請生成符合 FlexSim Table.query() 語法之 SQL 程式碼。

步驟 2：建立物件屬性表



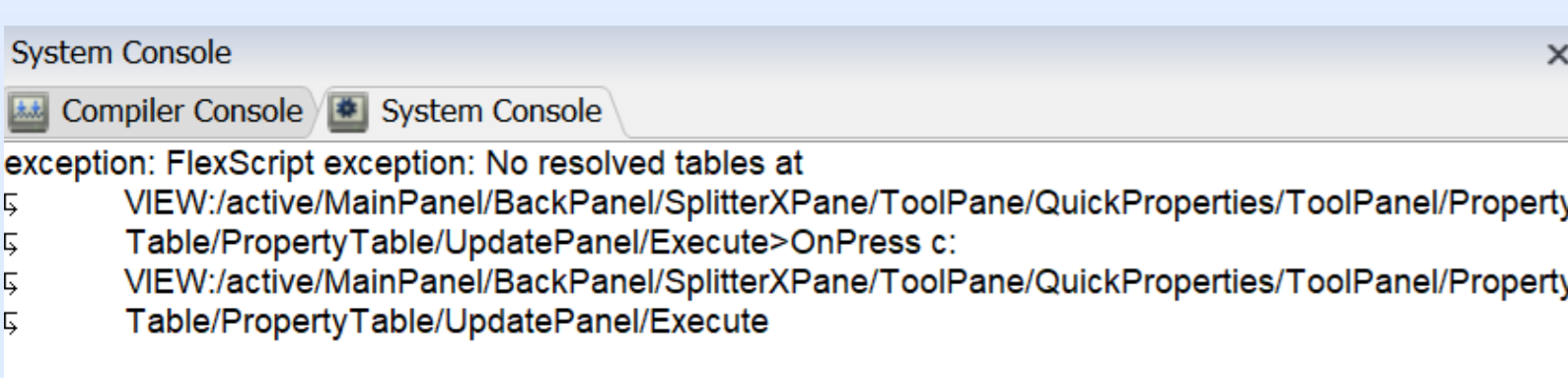
步驟 3：將生成之 SQL 指令貼入 FlexSim 的 Table.Query 介面執行



步驟 4：若程式碼存在語法錯誤、欄位名不符、物件引用不存在等，FlexSim 會跳出錯誤訊息視窗。

可依兩種方式進行修正：

1. 回饋錯誤給 LLM 修正
2. 自行提供提示修正



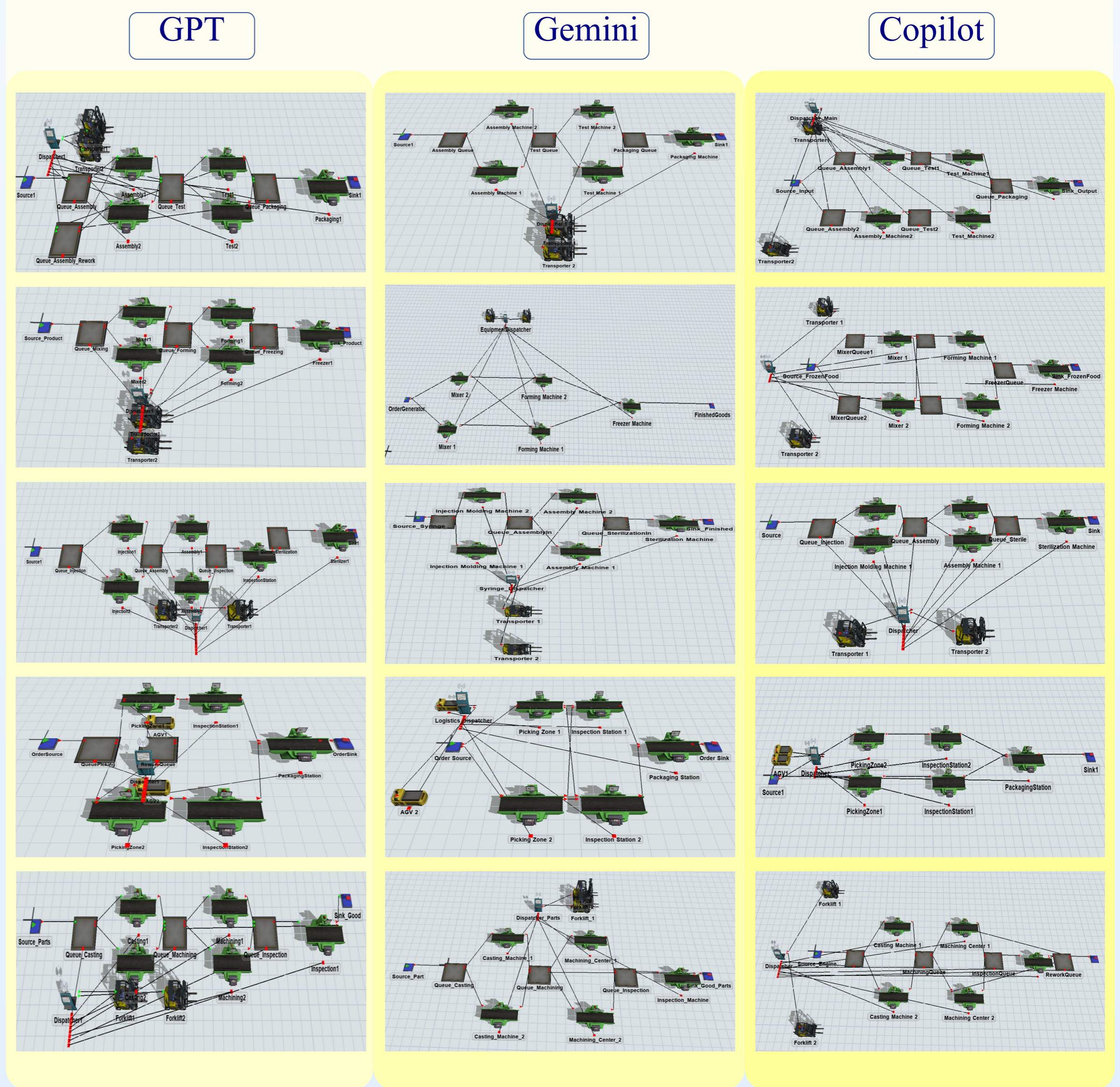
錯誤訊息視窗

## 研究方法

針對三種免費版大語言模型(ChatGPT、Gemini、Microsoft Copilot)生成 SQL 指令，並透過 FlexSim2023 版 Table.query() 介面建立模型。比較各 LLM 在 SQL 語法正確率、建模完整度、重工、控制搬運、處理時間及 Process Flow 控制正確性，以評估不同 LLM 在 FlexSim 建模的應用潛力。

## 實驗結果

本研究比較 ChatGPT、Gemini 與 Copilot 三種大型語言模型在 FlexSim 模型生成上的表現。**ChatGPT 最佳**，能直接生成可執行的基本模型，並以最少的提示完成模型；**Gemini** 則需多次提示才能補齊模型內容；**Copilot** 初始錯誤率最高，依賴大量提示才能完成。三者皆無法正確生成進階邏輯（包含 FlowItem 屬性設定、不良品重工、Process Flow 控制）皆無法正確生成，顯示目前大型語言模型在 FlexSim 進階邏輯建模上仍有受限。



## 結論

1. 三種 LLM 皆能生成基本模型（工序、路徑、搬運、處理時間）
2. FlowItem 屬性、不良品重工與 Process Flow 控制仍需人工設定
3. LLM 可有效降低建模門檻並加速模型建立
4. ChatGPT 在 SQL 生成的完整性與準確度最佳
5. 建議先用 ChatGPT 建立基礎模型，再手動補充細部設定