



Powering Innovation That Drives Human Advancement

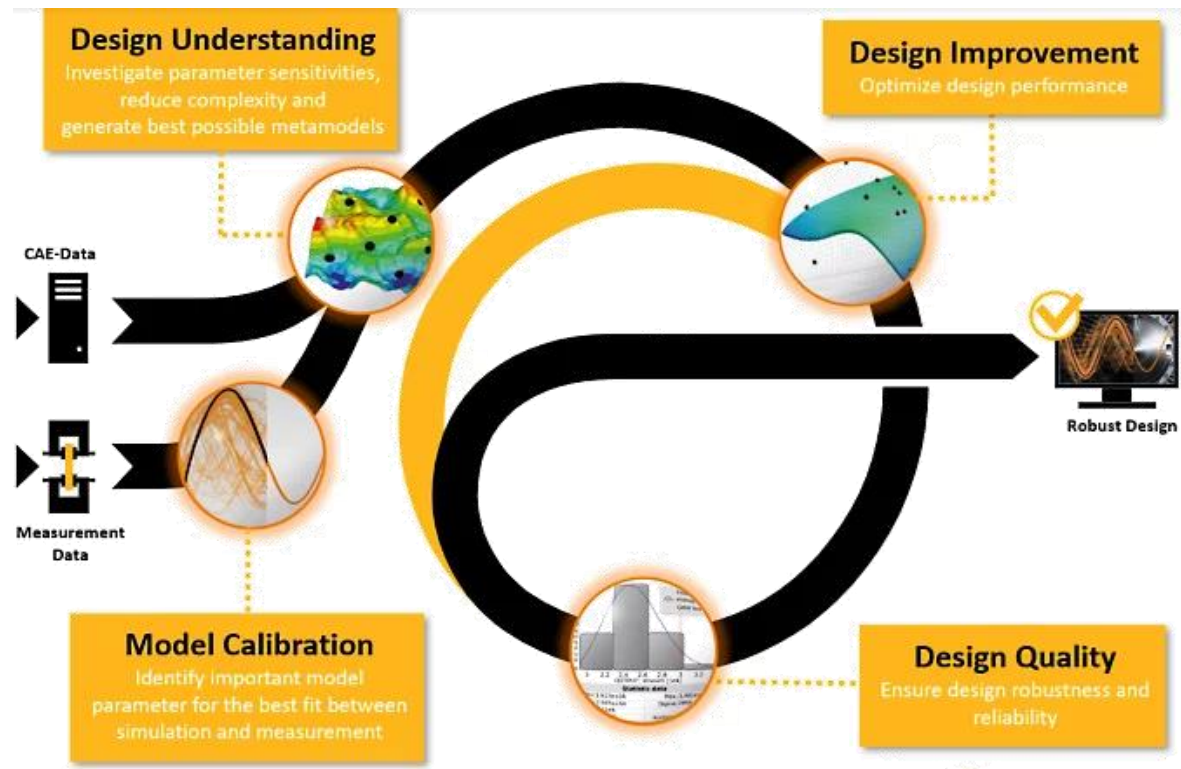
---

# Empowering AI with PyANSYS

ANSYS 技術專家 林鳴志

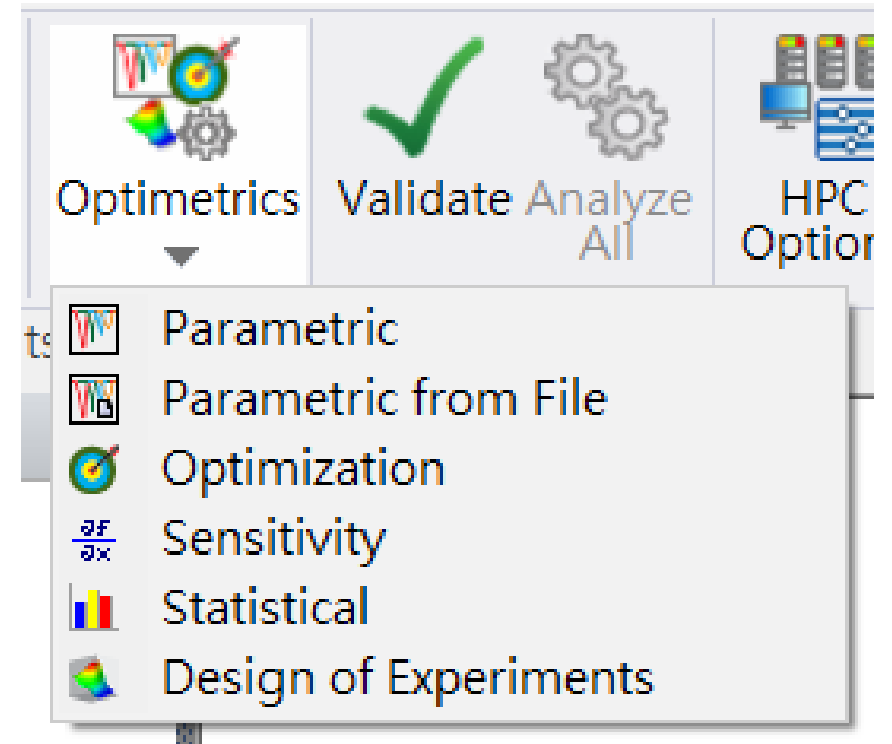
# 工程設計目標

- 最佳性能成本（**Optimal Performance Cost**）：
  - 最佳性能成本指的是在預算限制內，實現最高效能的設計。這需要從設計初期就進行成本效益分析，包括材料選擇、製造工藝、運營成本以及維護成本等方面的考慮。
- 良好的穩健性（**Robustness**）：
  - 穩健性是指設計在面對不確定性和變化（如環境條件變化、材料性質波動等）時，仍能維持其性能的能力。穩健性設計能夠抵抗外部干擾，確保系統的穩定運行。
- 具備可靠性（**Reliability**）：
  - 可靠性指的是系統或元件在預定條件下和一定時間內正常運行的能力。這與設計的耐久性和維護策略密切相關。



# 傳統分析工法

- 工程軟體傳統支援分立式作法（如敏感度分析、優化、穩健性分析、可靠度分析各自處理），在工程分析和設計過程中有其固有的缺點，主要包括以下幾點：
  - **效率低下**：在分立式作法中，每一個分析階段都需要獨立設置和執行。這意味著可能會有大量重複的設置工作和計算，
  - **資料無法復用，更新和維護成本高**：當基礎數據或模型需要更新時，每一個獨立的分析階段都可能需要重新進行調整和計算，大幅提高了項目的維護成本。
  - **計算資源耗用巨大**：由於需要為每一個獨立的分析階段重複進行計算，對計算資源與軟體授權的需求非常高，可能超出項目預算或可用計算能力。
- 面對日益增加的設計複雜性，如何有效應對並找到解決方案？

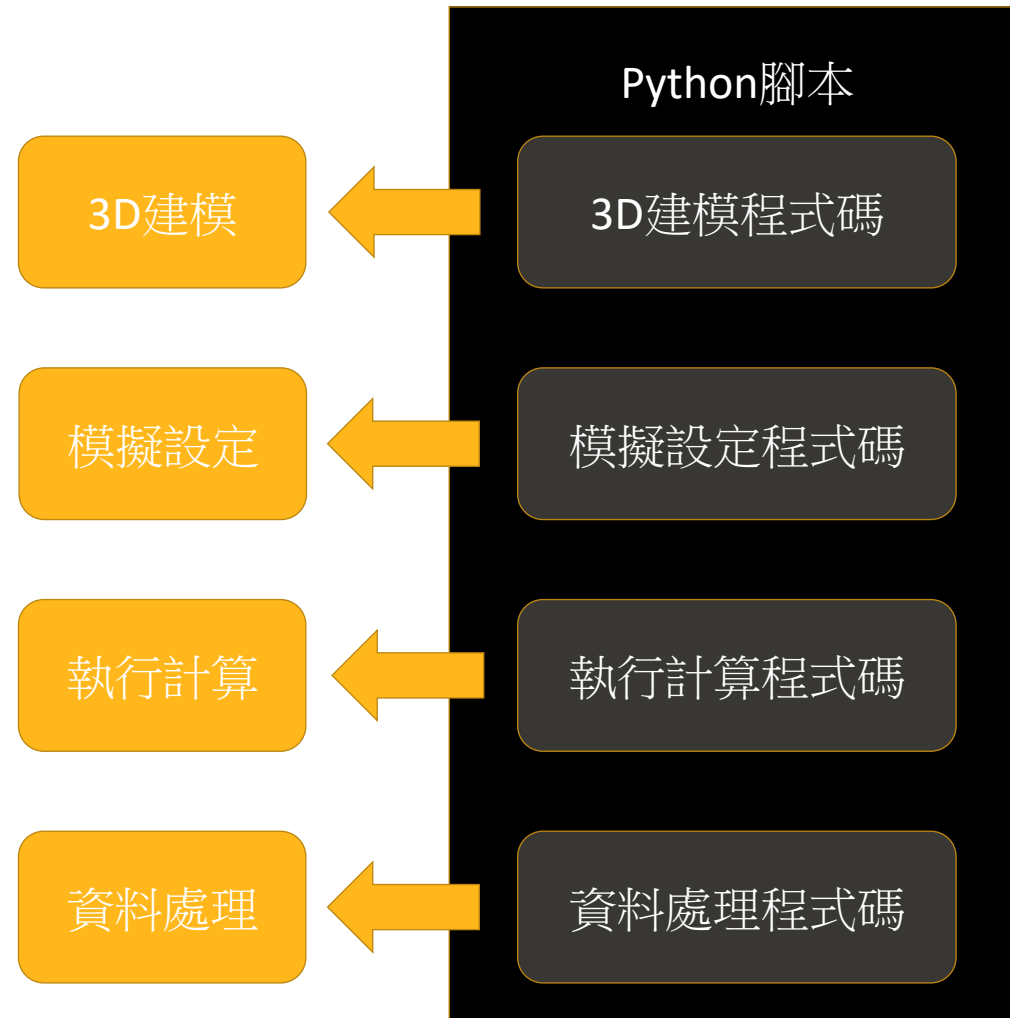




# PyAnsys介紹

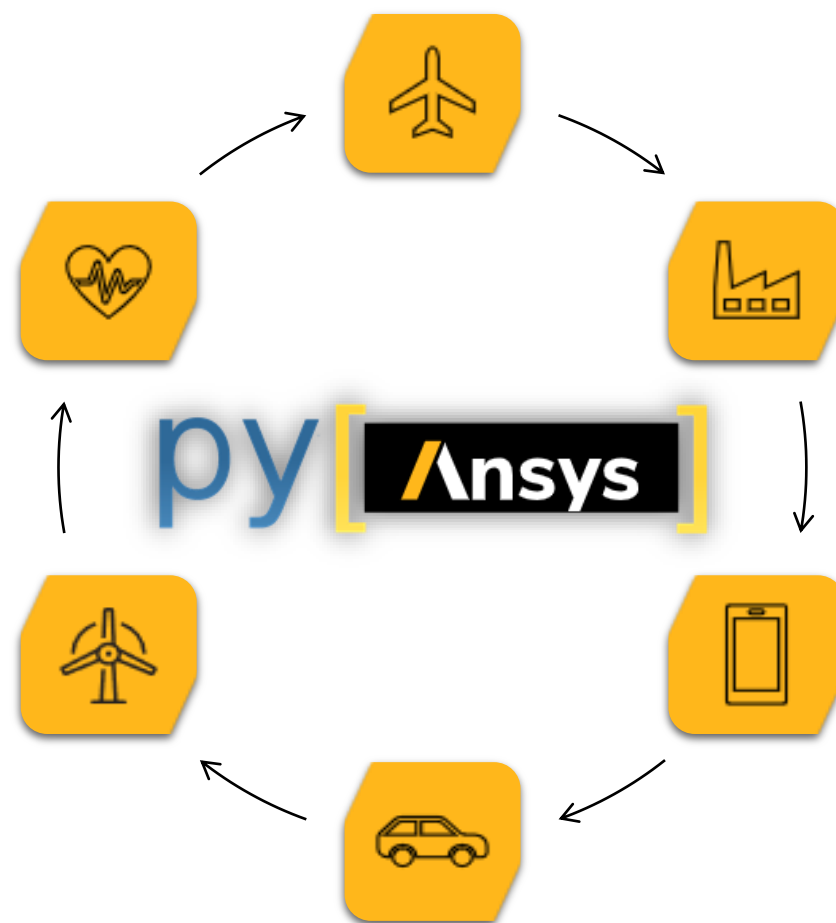
# Python程式語言

- Python 的語法簡單，易於閱讀和編寫，對初學者非常友好。Python 的一個重要特點是它擁有強大的生態系統，其中包括大量的函式庫和工具。
- PyANSYS 開發者可以使用一般的 Python 集成開發環境（IDE）來開發和編輯腳本。有許多流行的 Python IDE 可供選擇，這些 IDE 提供了許多有用的功能，如語法高亮、自動完成、代碼導航、調試等。
- 右圖是一個展示自動化流程的示意圖，說明了如何通過程式碼腳本來自動完成原本需要在GUI界面手動執行的模擬工作。這裡有幾個關鍵步驟被簡化成自動化腳本。
- 這樣的自動化流程不僅提升了工作效率，減少了重複性勞動，還能確保每次模擬的一致性和可重複性。使用程式碼腳本可以使得模擬工作更加快速、準確，並允許更容易的批量處理和修改。這是現代工程模擬領域中，提高生產力的重要方法。



# PyANSYS

- 自動化
  - **PyAnsys** 是一系列特別為希望擴展 **Ansys** 產品功能的工程師量身定製的 **Python** 開源專案。**PyAnsys** 為工程師們提供了一套全面的工具和實用程式，這些都與 **Ansys** 軟體無縫整合，使他們能夠增強模擬和分析的能力。
- 設計探索
  - 透過 **PyAnsys**，開發者和工程師都能有效利用 **Python** 的能力來操控、修改以及從 **Ansys** 產品中提取數據。藉由利用 **PyAnsys**，工程師能開創新的可能性，簡化他們的工作流程，並對他們的模擬深入瞭解。
- 數學建模
  - **PyAnsys**可以讓使用者在不開啟**GUI**的狀況底下完成**3D**建模、模擬設計、執行計算並在計算完成之後做資料擷取及分析。



# 3D建模 – PyAEDT為例

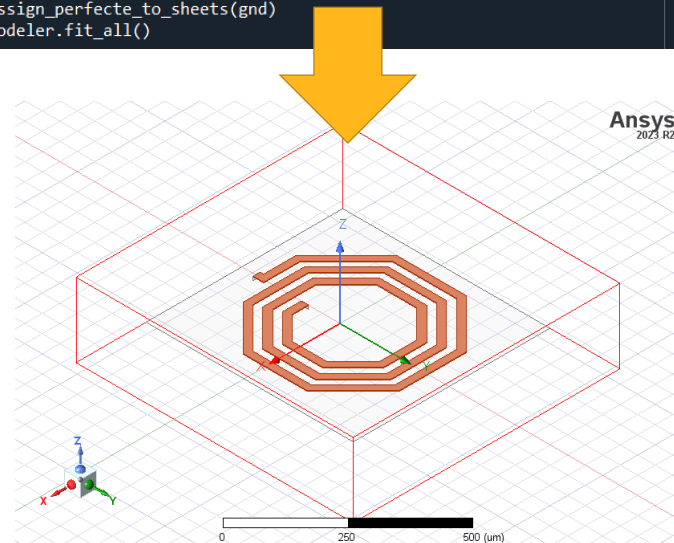
- 3D CAD參數化

- 3D CAD（電腦輔助設計）提供了一系列的工具和功能讓設計者能夠創建精確的三維幾何模型，更重要的是，它透過參數化的設計方法允許使用者定義模型的幾何形態與尺寸參數，從而使得設計的修改與重用變得前所未有的簡便快捷。
- 然而，儘管這種方法功能強大，但它的實際應用範圍往往受限於特定軟體的設計理念、用戶介面以及預設的工具集。例如，在使用HFSS進行參數化設計時，創建具有特定圈數和邊數的螺旋電感可能會遇到一些困難。

- 利用Python建模的靈活性

- 對於上述的限制，Python作為一種功能強大的編程語言，提供了一個有效的解決方案。通過使用各種函式庫，例如PyANSYS能夠實現極高的建模靈活性和擴展性。這種方法基本上打破了傳統3D CAD軟體的限制，使得設計師能夠自由地創建任何類型的幾何形狀和結構，例如能夠精確控制多邊形特徵和多圈螺旋電感的參數化模型。

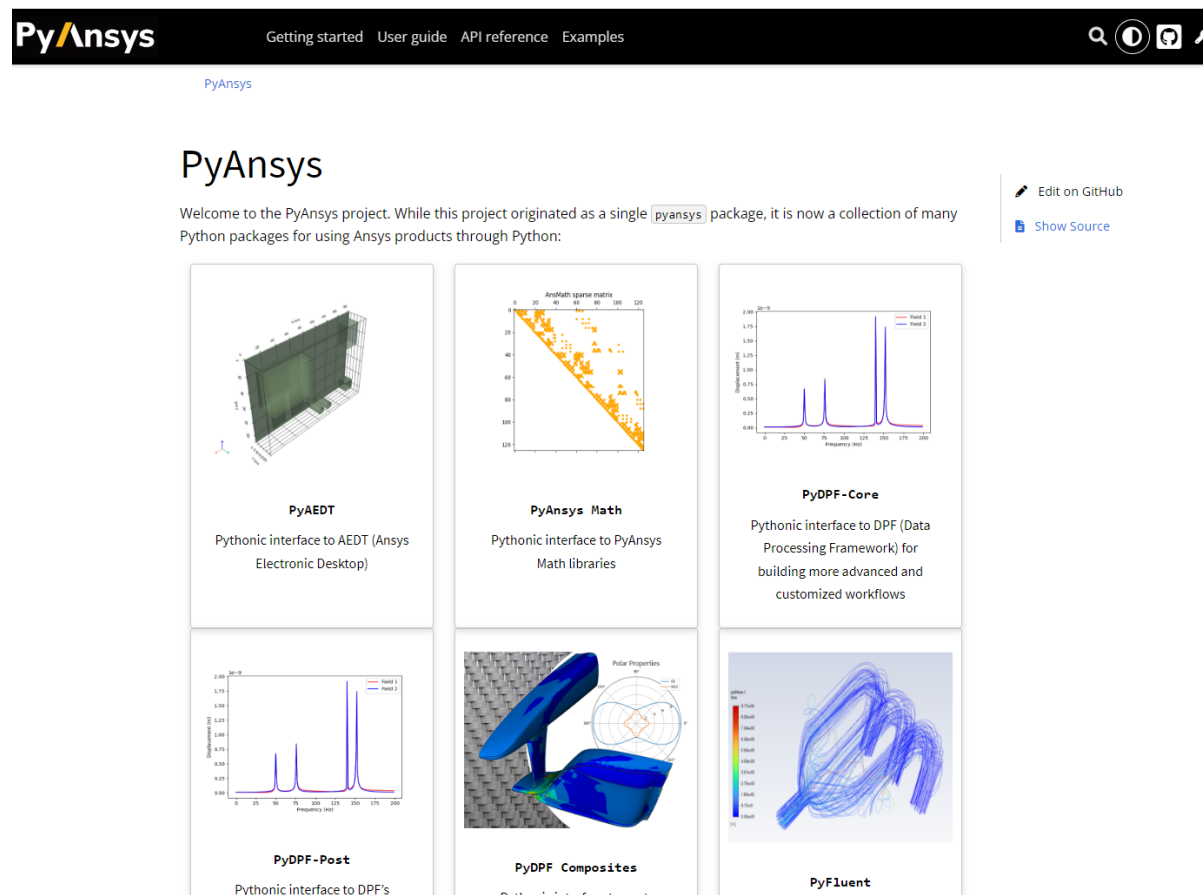
```
def spiral(inner_radius=100, width=20, height=2, spacing=20, thickness=10, N=3, padding=50):  
    hfss = Hfss(specified_version='2023.2')  
    hfss.modeler.model_units = 'um'  
    step = (width + spacing) * tan(pi/8) * 2  
  
    t = turn()  
    p = 0-(inner_radius)*1j  
    points = [p]  
    l = inner_radius  
  
    for i in range(8*N+1):  
        if i in [0, 8*N]:  
            p += l*next(t)/2  
        else:  
            l += step/8  
            p += l*next(t)  
  
    points.append(p)  
  
    points.append(p-20j)  
    points = [(i.real, i.imag, 0) for i in points]  
    obj = hfss.modeler.create_polyline(points,  
                                       xsection_type='Rectangle',  
                                       xsection_width=width,  
                                       xsection_height=height,  
                                       matname='copper')  
  
    x0, y0, z0, x1, y1, z1 = obj.bounding_box  
    gnd = hfss.modeler.create_rectangle('XY',  
                                       (x0-padding, y0-padding, -thickness),  
                                       (x1-x0+2*padding, y1-y0+2*padding))  
  
    hfss.assign_perfecte_to_sheets(gnd)  
    hfss.modeler.fit_all()
```





# PyAnsys官方網站資源

- 軟體應用開發需要開發者具備一定編程技能。為了降低開發難度，**ANSYS**提供了簡潔的**API**、開發者入口和工作坊等資源和工具，讓開發者能夠更輕鬆地開發定制化應用。
- 此外，基於**Python**的開源軟體包**PyANSYS**為開發者提供了**ANSYS**各產品的**API**，讓開發者能夠利用**Python**豐富的生態系來開發各種應用。
- 這些措施使工程模擬應用開發變得更容易，同時也提高了開發者的生產力和效率。
- 頁面提供**PyAnsys**各個模組的**API**說明以及各式範例供使用者參考。
- 目前支援套件：PyAEDT、PyMechanical、PyRocky、PyFluent、PyANSYS Geometry、PyDyna、PyEnight、...。持續增加中。





# 教育訓練

- 為了讓更多的開發者和用戶能夠更深入地了解開發者平台的應用和技術，**ANSYS**也開始在台灣展開應用開發相關的教育訓練和技術推廣活動。
- 這些活動旨在向開發者普及**PyANSYS**編程及應用開發等相關技能，幫助開發者掌握更多的編程和模擬應用設計技巧。
- 每一季針對不同主題舉辦工作坊(Workshop)，以實際案例介紹各種最新**PyAnsys**的開發技巧。
- 每一季輪流在台北/新竹開基礎入門課程，一人一機
  - Python入門
  - PyAEDT開發
- [2024年Ansys Taiwan教育訓練課程表](#)

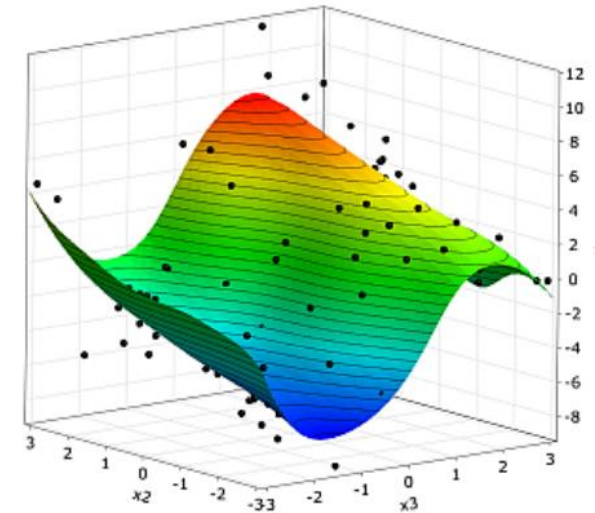
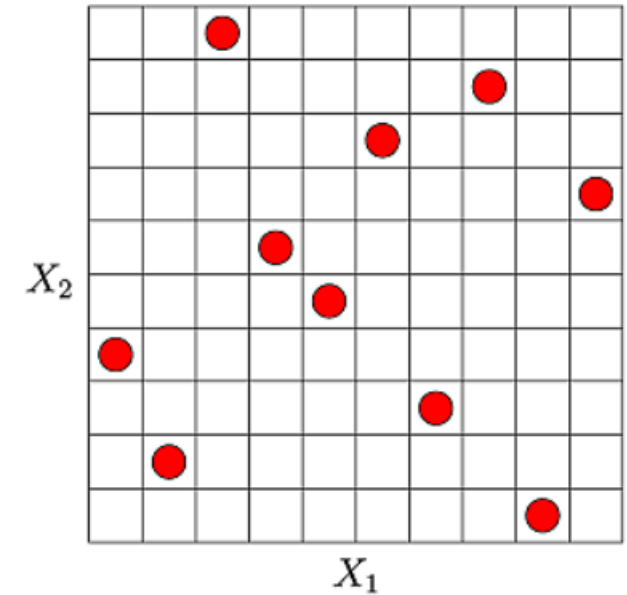




# 數學建模挑戰與解決方式

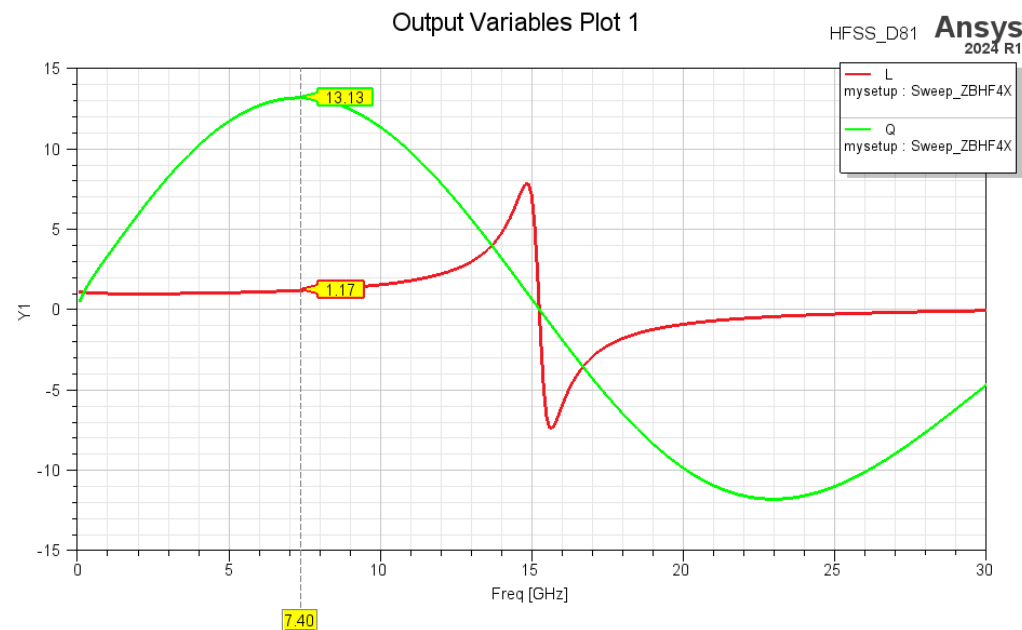
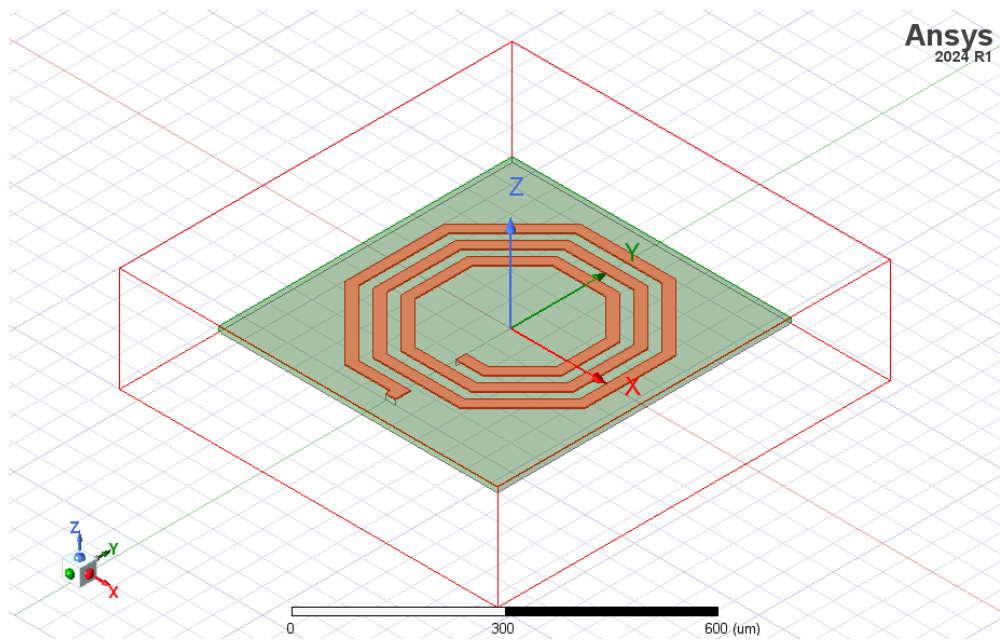
# 數學建模

- 數學建模是一種將現實世界問題抽象化、使用數學語言和工具來描述和解決這些問題的過程。這個過程涉及幾個關鍵步驟：
  - **問題定義**: 確定需要解決的具體問題。這可能涉及實際的物理現象、工程問題、經濟情況等。
  - **自適應取樣**: 自適應式取樣通過優先考慮對模型改進最有幫助的數據，從而提高數據利用的效率。
  - **建立模型**: 根據問題的性質，選擇合適的數學工具和方法。這可能包括代數方程式、微分方程、統計方法、機器學習算法等。
  - **參數確定與降維**: 確定模型中的參數。這可能需要收集數據、進行實驗或使用專家知識。
  - **建立模型**: 使用數學方法建立模型。這可能涉及數值計算、理論分析或使用計算機軟件。
  - **實際應用**: 將模型應用於實際問題，作出預測、優化決策或提供洞見。



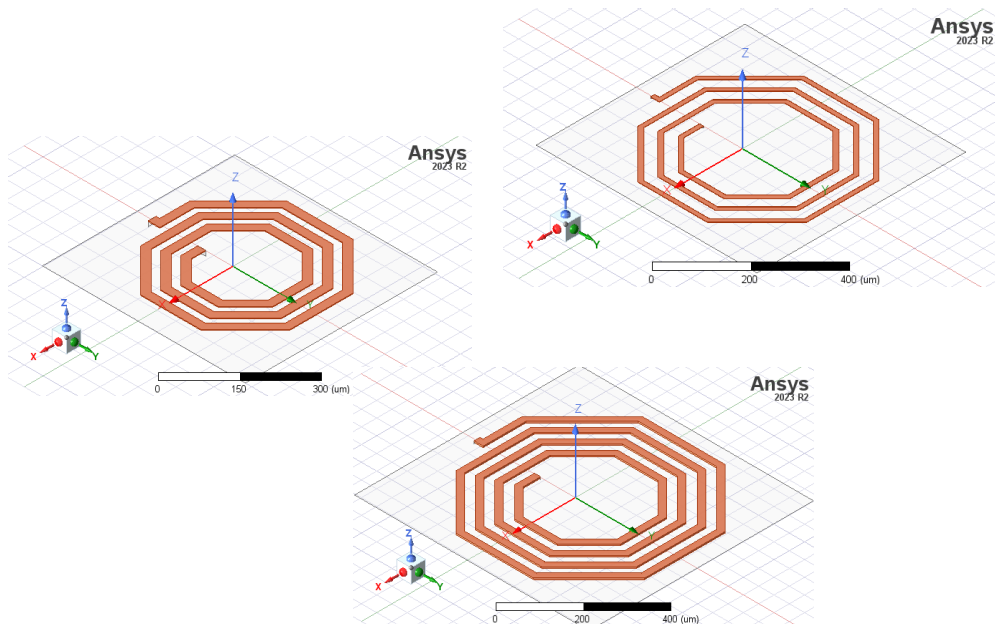
# 螺旋電感為例

- 螺旋電感廣泛應用於無線通訊、電力轉換等領域。它的電感值  $L$  受多個參數影響，包括圈數  $N$ 、螺旋半徑  $R_0$ 、線寬  $W$ 、線間隙  $G$ 、以及電感厚度  $T$  及基板參數如厚度  $H$ 、介電常數  $Dk$ 、損耗係數  $Df$ 。
- 對於一個固定尺寸的螺旋電感，電磁數值模擬可以精確地計算其電感值  $L$ 、品質因數  $Q$ 、自振頻率等特性  $f_c$ 。這種模擬通常依賴於有限元分析（FEM），能夠考慮實際的物理效應，如邊緣效應、皮膚效應等。



# 螺旋電感數學建模

- 當目標是分析不同尺寸、圈數、厚度等多個變量對螺旋電感特性的影響時，直接推導出一個解析解可能是不可行的，因為這些問題的複雜性超出了傳統解析方法的範圍。這時，可以通過基於數據的方法來進行數學建模。
- 首先，通過電磁模擬或實驗，收集不同參數下的螺旋電感特性數據。接著，使用這些數據點進行數學建模，產生一個數學方程式  $L(N,R_0,W,G,T,H,D_k,D_f)$ ，這個模型能夠根據輸入的圈數、螺旋半徑、線寬、線間隙和電感高度，預測出電感的特性。



$$L, Q, f_c = f(N, R_0, W, G, T, H, D_k, D_f)$$



# 數值模擬 v.s. 基於數據的數學建模

- 數值模擬

- 數值模擬則是指使用計算機算法對數學模型進行的模擬。它通常用於那些難以用解析方法求解的問題，特別是在物理和工程等領域。數值模擬依賴於數值方法，如有限元分析、差分法等，來獲得近似解。
- 數值模擬工具如ANSYS的HFSS（高頻結構模擬器）、Mechanical（結構分析工具）、Fluent（流體動力學模擬工具）等，都是在特定領域內進行高精度數值模擬的專業軟件。這些工具能夠處理複雜的物理問題，如電磁場、結構力學、流體動力學等，它們通過數值解法求解偏微分方程（PDEs）或積分方程，以模擬現實世界中的物理現象。

- 基於數據的數學建模

- 數學建模主要是通過數學語言和符號來描述現實世界中的系統或問題。它涉及建立數學方程式或模型來反映現實世界的結構、關係和變化過程。數學模型可以是線性的也可以是非線性的，可以是確定性的也可以是隨機性的。數學建模的目的在於透過抽象化和簡化實際問題，以便於分析和解決。
- 在工程領域，數據驅動的建模技術範圍從基礎的線性回歸到複雜的深度學習算法，它們能有效預測、優化和控制系統行為。這些方法包括多變量回歸分析、機器學習模型如決策樹、隨機森林、神經網絡，以及專門處理空間數據的克里金方法和高斯過程回歸。選擇合適的模型依賴於特定問題的需求、數據特性和預期的準確度

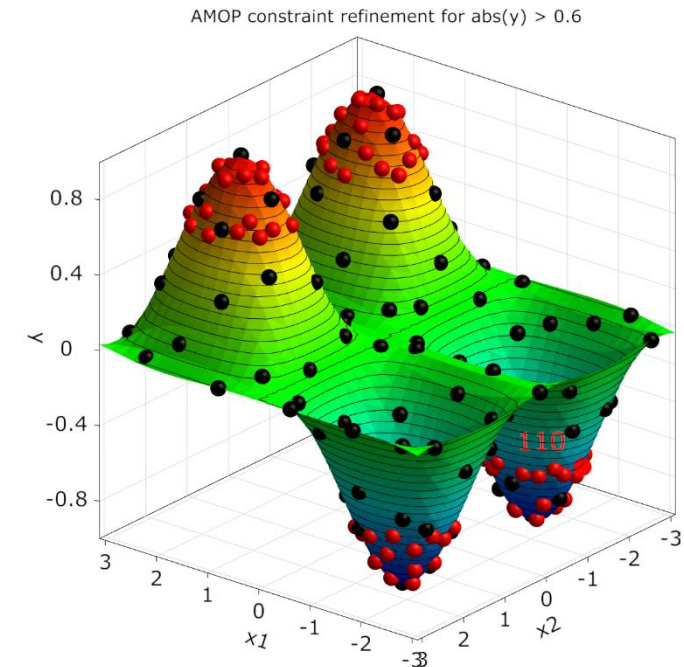
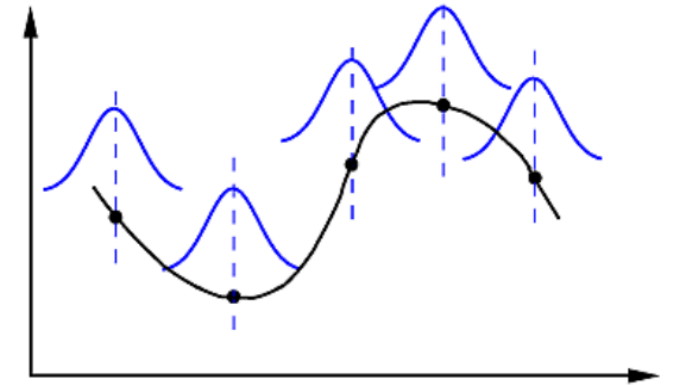
# 模擬取樣與數學建模的挑戰

- 如何在樣本資料主要透過模擬取得的情況下，實施自適應取樣以盡可能減少取樣點，同時保持資料的代表性與準確性？
- 如何擷取並整理模擬資料，並過濾不良樣本點，以作為訓練樣本數據集？
- 考慮到模擬過程中不可避免的雜訊，我們如何評估其對建模精度的影響，並採取相應措施以降低這些影響？
- 在眾多參數中，如何有效判斷哪些是影響模型預測能力的關鍵參數，同時捨去那些不重要的參數？
- 為了保證模型對未見數據具有良好的預測能力並避免過擬合，我們應如何評估模型的預測準確性？
- 在訓練多個模型以尋找最佳模型的過程中，我們該如何有效比較不同模型的準確性，並做出選擇？
- 鑑於實際問題的複雜性，模型是否能夠支援非線性及離散數據的處理，並如何實現？
- 最後，如何整合上述流程，不僅提高效率，同時也保證模型結果的可靠性和實用性？



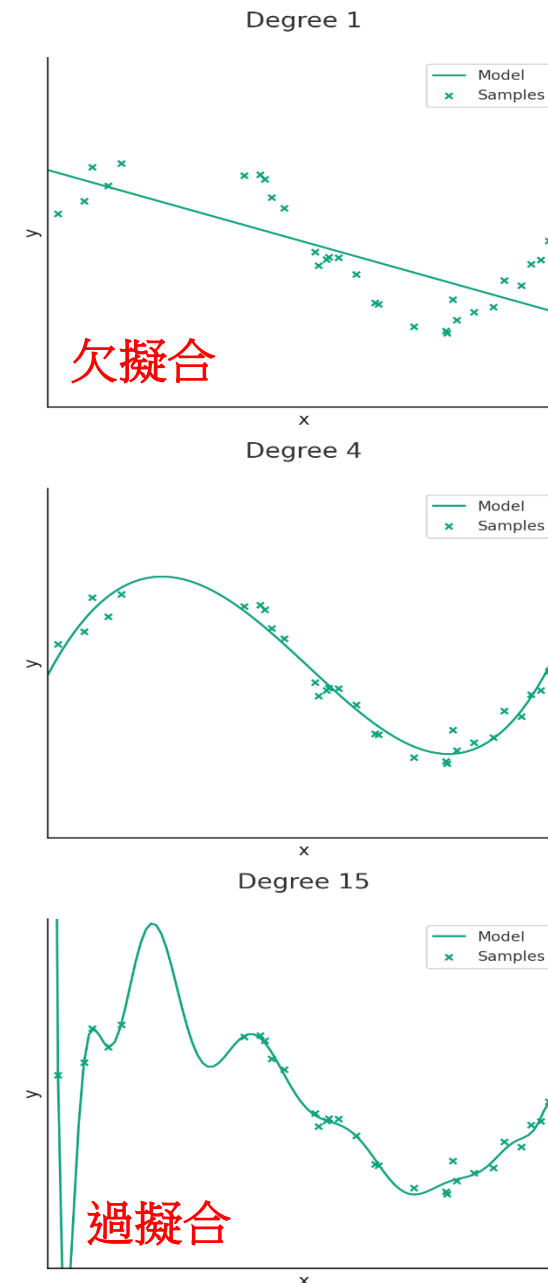
# optisLang支援之數學方法

- **多項式回歸**：多項式回歸是一種常用的近似方法，其中模型響應通常由一個或多個多項式基函數來近似。這些多項式可以是線性或二次的，並且可以包含或不包含交互項。
- **最小二乘法近似**：在多項式回歸中，未知的回歸係數通過最小化預測誤差的平方和來估計，從而獲得最小二乘解。
- **Kriging**：利用空間相關性預測未知點的值，假定這些點的值與其鄰近點的值相關。**Kriging**的一個關鍵優勢是它可以提供預測的不確定性估計。在多學科優化和穩健性分析中，**Kriging**被用於建立計算成本高昂或時間消耗大的模擬或實驗數據的近似模型。
- **神經網路**：神經網路是一種由大量處理單元（神經元）互相連接構成的計算模型。它們通過學習輸入與輸出之間的關係來進行模式識別或數據分類。神經網路特別適合於處理非線性和高度複雜的數據關係。在多學科優化和穩健性分析中，神經網路用於建立那些對傳統統計方法難以逼近的模型的代理模型。
- **最優預測的元模型 (MOP)**：最優預測的元模型方法著重於尋找最適合的輸入變量子集和元模型的組合。這是通過一個客觀且模型獨立的品質度量——預測係數（CoP）來實現的，基於交叉驗證來估計預測誤差。

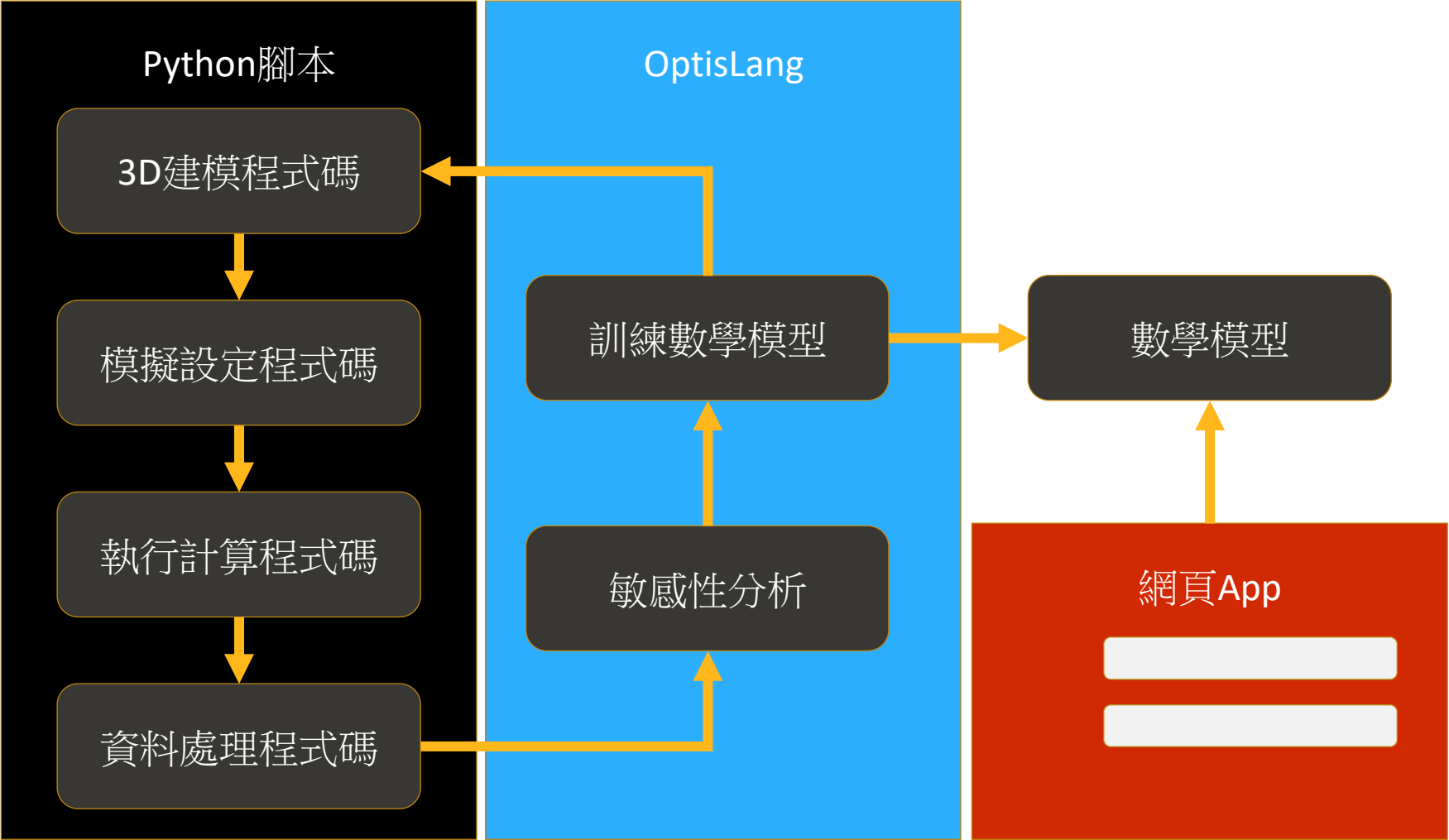


# 好的數學模型

- 數學建模的核心目標是開發一個不僅能與現有訓練數據匹配，**而且能精確預測未知數據的模型**。
- 為達此目的，需關注以下幾個關鍵要素：
  - 過擬合與欠擬合之間的平衡：
    - 過擬合是由於模型過於複雜，學習到了訓練數據中的雜訊和隨機特徵而非底層模式所致。相反，欠擬合指模型過於簡單，未能捕捉到數據的關鍵結構。
    - 理想的模型應在避免過擬合和欠擬合之間達到平衡。
  - 訓練數據的代表性：
    - 確保訓練數據具有高度代表性是提升模型泛化能力的關鍵，意味著訓練數據應包含足夠的變異性，以覆蓋在真實應用中可能遇到的各種情境。
  - 模型的評估機制：
    - 透過交叉驗證等方法對模型進行評估，有助於深入了解模型對新數據的預測性能。**數據集被分割成數個子集，模型在一部分子集上進行訓練，在剩下的子集上進行測試。這個過程重複多次，每次選擇不同的訓練集和測試集，以確保模型的評估結果更為準確和穩定。

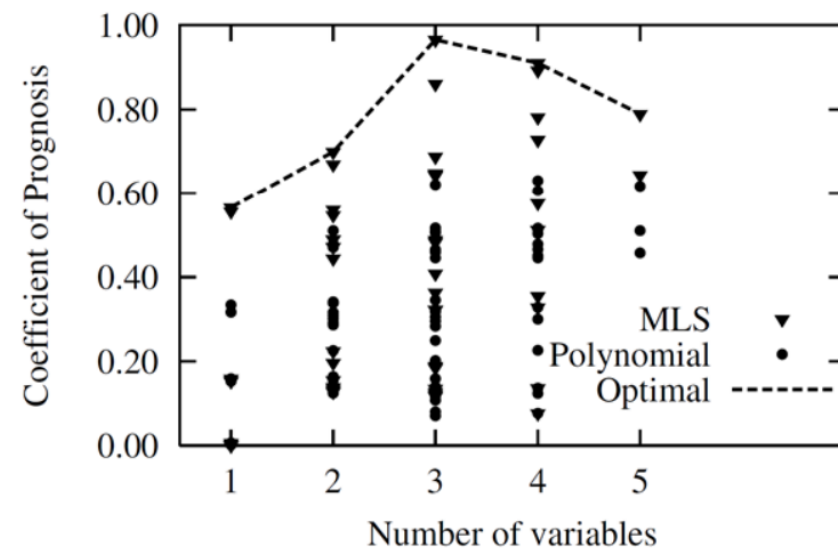


# 數學模型分析工法 – PyANSYS + optisLang



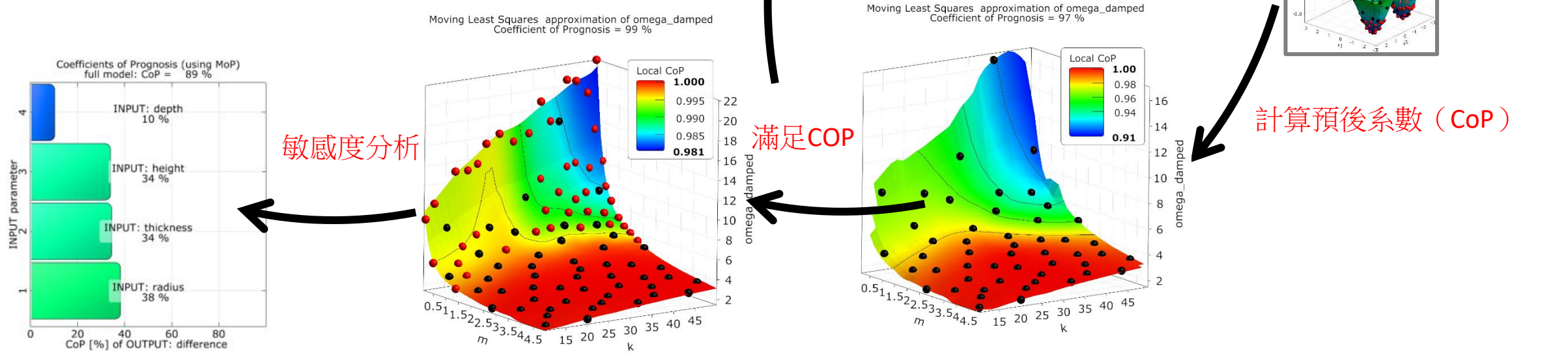
# 維度的詛咒(Curse of Dimensionality)

- 機器學習中的「維度的詛咒」是一個重要概念，指的是隨著數據集的維度（特徵數）增加，模型訓練所需的數據量會以指數級別增長的問題。包括模型的訓練效率、過擬合的風險，以及預測的準確度等。
- 維度的詛咒帶來的挑戰
  - 數據稀疏性**：隨著維度的增加，數據在高維空間中分布變得非常稀疏。這意味著為了獲得具有代表性的數據集，需要的數據量會大幅增加。
  - 計算複雜性增加**：高維數據不僅使得模型訓練變得更加耗時，而且也增加了計算資源的需求。
  - 模型泛化能力下降**：由於數據稀疏和過擬合的問題，高維度數據集上訓練出的模型往往難以泛化到新的數據上。
- 建立數學模型時的敏感度分析便是分析參數的重要性並剔除不重要的參數，來降低維度。降低維度能夠幫助改善模型的性能，減少計算成本，並提高數學模型可預測性。



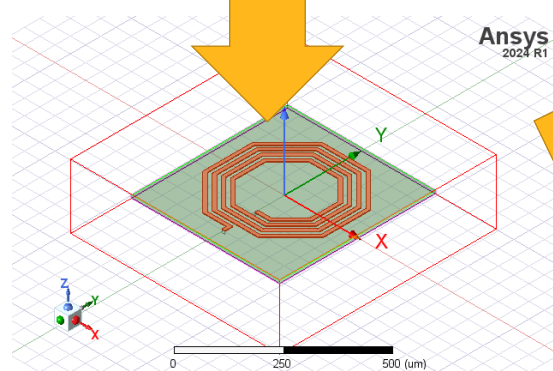
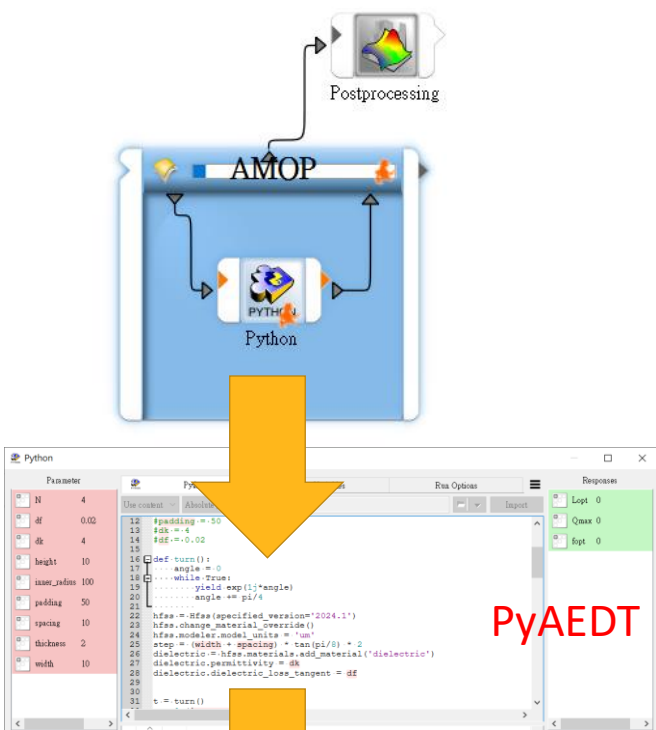
# optisLang 適應性最優預後元模型 (AMOP)

- MOP這涉及到幾個關鍵的概念和步驟，包括：
  - 自適應取樣
  - 計算預後系數 (CoP) 評估
  - 剔除不重要之參數
  - 選擇最佳的近似模型
  - 參數權重估計





# 範例：PyANSYS結合optisLang完成數學建模



# 自適應取樣

AMOP																
Parameter	Start designs		Criteria	Adaption	MOP	Other	Result designs									
	Id	Feasible	Duplicates	Status	N	df	dk	height	inner_radius	padding	spacing	thickness	width	Lopt	Qmax	fopt
1	0.1	true		Succeeded	4	0.02194	3.996	10.13	101.1	50	9.33	2.166	9.05	2.7093	8.31184	4.6
2	0.2	true		Succeeded	4	0.02182	3.732	9.27	95.7	50	9.89	1.866	10.51	2.30843	7.69864	4.8
3	0.3	true		Succeeded	5	0.01994	3.98	9.49	109.1	50	10.17	2.178	10.71	3.52611	6.47343	3.2
4	0.4	true		Succeeded	5	0.02178	4.252	9.97	97.5	50	9.15	2.042	10.23	3.57974	6.92344	3.5
5	0.5	true		Succeeded	5	0.01922	4.036	9.69	99.9	50	9.07	1.934	9.71	3.54952	6.47661	3.7
6	0.6	true		Succeeded	5	0.0203	4.108	10.83	98.9	50	10.81	1.81	9.77	3.84884	6.3743	3.5
7	0.7	true		Succeeded	4	0.02098	4.044	10.57	98.5	50	9.71	2.15	9.15	2.693	9.05933	4.8
8	0.8	true		Succeeded	5	0.01946	4.068	9.15	90.5	50	10.39	2.022	10.53	3.00719	6.29454	3.6
9	0.9	true		Succeeded	4	0.02054	3.804	9.43	108.3	50	10.63	1.818	9.33	2.66166	6.76704	4.5
10	0.10	true		Succeeded	4	0.0183	3.812	10.39	100.7	50	9.81	2.026	9.49	2.71766	8.43979	4.6
11	0.11	true		Succeeded	5	0.01822	4.172	9.35	91.1	50	10.15	2.05	10.13	3.15173	6.56697	3.6
12	0.12	true		Succeeded	4	0.02134	4.34	9.93	104.3	50	9.21	1.858	10.25	2.67522	7.28791	4.3
13	0.13	true		Succeeded	3	0.0307	3.636	10.55	92.9	50	10.77	2.054	10.63	1.51996	11.6693	7
14	0.14	true		Succeeded	4	0.01918	3.652	9.51	96.5	50	10.99	2.038	9.13	2.35889	8.10108	5.1
15	0.15	true		Succeeded	4	0.01826	3.7	10.01	108.7	50	9.17	1.814	10.73	2.73769	7.90548	4.7
16	0.16	true		Succeeded	4	0.01998	4.388	10.67	95.9	50	10.59	2.018	9.53	2.59027	8.32695	4.7
17	0.17	true		Succeeded	3	0.02166	3.716	10.43	93.3	50	9.05	2.174	9.79	1.58571	11.9915	6.9
18	0.18	true		Succeeded	3	0.02166	3.716	10.43	93.3	50	9.05	2.174	9.79	1.58571	11.9915	6.9

Selection mode: ☒ Designs ☐ Columns ☐ Individual Cells
 ☐ Instant visualization Use as start design(s)

☒ Show additional options

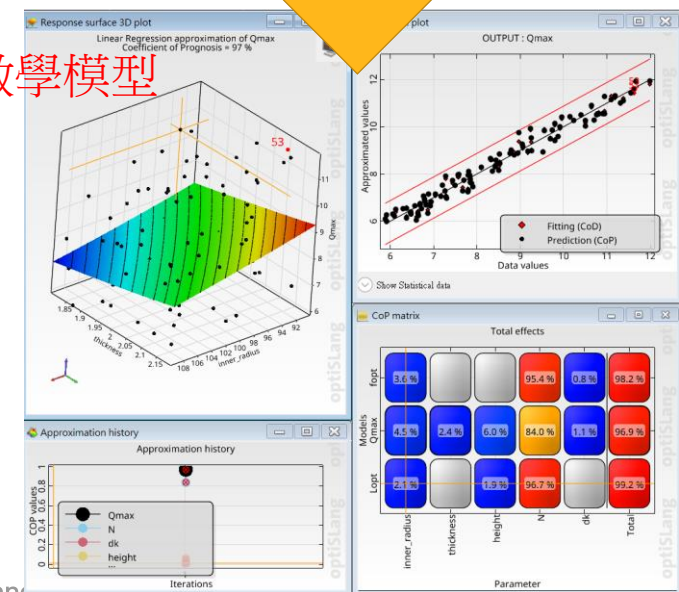
不同數學模型表現

Response	CoD adjusted	CoP	Model	No. parameter	No. coefficients
fopt	0.95806	0.95628	Linear Regression of order 1 (no mixed terms)	2	3
fopt	0.973613	0.972312	Linear Regression of order 1 (no mixed terms, BoxCox)	2	3
Lopt	0.989081	0.989085	Linear Regression of order 1 (no mixed terms)	3	4
Lopt	0.992513	0.992317	Linear Regression of order 1 (with mixed terms)	3	7
fopt	0.97389	0.972271	Linear Regression of order 2 (no mixed terms, BoxCox)	2	5
Qmax	0.956136	0.952426	Linear Regression of order 1 (no mixed terms)	5	6
Lopt	0.992874	0.991732	Linear Regression of order 2 (with mixed terms)	3	10
Qmax	0.97429	0.969422	Linear Regression of order 1 (with mixed terms, BoxCox)	5	16
Qmax	0.973351	0.966896	Linear Regression of order 2 (with mixed terms)	5	21
fopt	0.974782	0.969477	Moving Least Squares of order 1 (exponential weight)	2	3
Qmax	0.977401	0.972676	Moving Least Squares of order 1 (exponential weight, BoxCox)	6	7
fopt	0.974035	0.971622	Moving Least Squares of order 2 (exponential weight)	2	5
Qmax	0.97121	0.966406	Moving Least Squares of order 2 (exponential weight)	5	11
fopt	0.986002	0.982359	Kriging (isotropic kernel)	3	1
Qmax	0.978319	0.968872	Kriging (isotropic kernel)	5	1

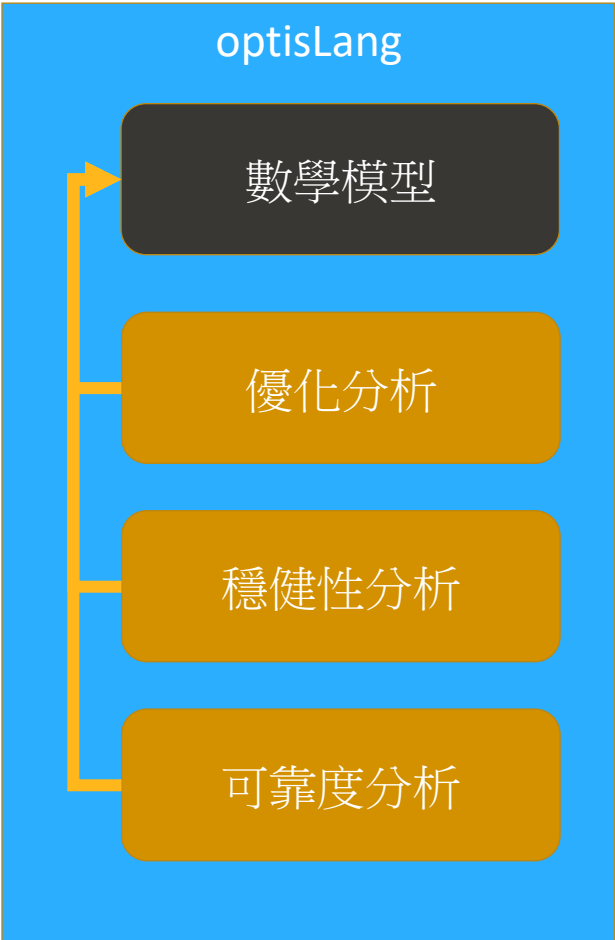
Response	CoD adjusted	CoP	Model	No. parameter	No. coefficients
Lopt	0.992513	0.992317	Linear Regression of order 1 (with mixed terms)	3	7
Qmax	0.97429	0.969422	Linear Regression of order 1 (with mixed terms, BoxCox)	5	16
fopt	0.986002	0.982359	Kriging (isotropic kernel)	3	1

最佳數學模型



# 工程分析方法比較：分立作法 vs 數學模型作法

對比維度	分立作法（傳統方法）	數學模型作法（綜合方法）
定義與流程	每項分析（敏感度、優化、穩健性、可靠度）獨立執行，使用專門工具	利用敏感度分析建立統一數學模型，基於此進行後續所有分析
特點	<ul style="list-style-type: none"><li>- 每階段使用最適工具和方法</li><li>- 需要針對每項分析重複設置參數</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- 一次建模，多次利用</li><li>- 後續分析基於同一模型</li></ul>
優點	<ul style="list-style-type: none"><li>- 分析深入，專業性強</li><li>- 針對性強，靈活適應特定需求</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- 效率高，減少重複工作</li><li>- 增強結果的一致性和可複用性</li></ul>
缺點	<ul style="list-style-type: none"><li>- 效率低，重複工作多</li><li>- 各階段協同困難，整合結果耗時</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- 需要額外軟體(optisLang)協助</li></ul>
結果共享與交流	<ul style="list-style-type: none"><li>- 結果分散，整合和共享不易</li><li>- 交流需跨階段解釋和對接</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- 基於統一模型，結果易於共享和解釋</li><li>- 可以透過網頁App分享模型</li></ul>
更新與維護	<ul style="list-style-type: none"><li>- 更新需針對每項分析單獨進行</li><li>- 維護成本高，效率低</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>- 模型更新可快速應用於所有分析</li><li>- 維護更高效，成本相對低</li></ul>





The Ansys logo, featuring a stylized yellow and black 'A' followed by the word 'nsys' in black.

