

# ML Final Project

## 1. AI 的未來能力

願景：可程式化的味覺體驗

隨著時代發展，在現今的社會，人們開始越來越注重健康，對於每日的飲食也越來越關注。在未來，人類的攝取方向可能轉變為標準化、高效率但無味的「營養基底 (Nutrient Base)」。因此，我的 project 是希望利用 AI 構建一套「數位美食系統 (Digital Gastronomy)」。

透過 VR 眼鏡與非侵入式腦機介面，AI 能夠攔截並重寫使用者的感官訊號。當使用者咀嚼一塊營養磚時，AI 會即時生成特定的電訊號刺激大腦皮層，讓使用者感受到頂級牛排或精緻甜點的口感與風味。將飲食體驗從物質轉化為數位生成。

## 2. 所需的成分與資源

Data：建立高維度的「分子-感官映射資料庫」。

Input: 食物的化學成分 (Chemical Composition)。

Output: 對應的人類腦波訊號或感官描述符 (Sensory Descriptors)。

Hardware: 腦機介面 (Brain-Computer Interface, BCI) 與味覺合成器。

Mathematical Model: 需要一個能夠處理高度非線性映射 (Highly Non-linear Mapping) 的深度學習模型，將物理化學空間映射到感知空間。

## 3. 涉及的機器學習類型

本專案涉及兩個階段的機器學習問題：

- Forward Problem (前向問題 - 本次實作): 屬於 Supervised Learning (Regression)。  
訓練模型從化學成分預測感官體驗 ( $X \rightarrow Y$ )。
- Inverse Problem (逆向問題 - 未來願景): 屬於 Generative AI。給定想要的口感體驗，反向生成對應的神經訊號或化學配方 ( $Y \rightarrow X$ )。

## 4. 第一步的「可實作模型問題 (Solvable Model Problem)

為了驗證核心概念，我設計並解決了一個簡化模型：「多維感官向量映射 (Multi-dimensional Sensory Vector Mapping)」。

A. 問題定義 (Problem Formulation)

我們將味覺模擬定義為一個函數逼近問題。

設  $X \subset \mathbb{R}^5$  為輸入空間 (化學成分：蛋白質、脂肪、糖、鹽、水分)。

設  $Y \subset \mathbb{R}^3$  為輸出空間 (感官體驗：甜度、嚼勁、多汁感)。

目標是尋找一個映射函數  $\Phi: X \rightarrow Y$ ，使得預測誤差最小化。

## B. 模型架構 (Architecture)

由於味覺感知具有高度非線性（例如：成分間的交互作用），簡單的線性回歸無法勝任。我構建了一個 多層感知機 (Multi-Layer Perceptron, MLP)：

Input Layer: 5 Neurons (Chemical Features)

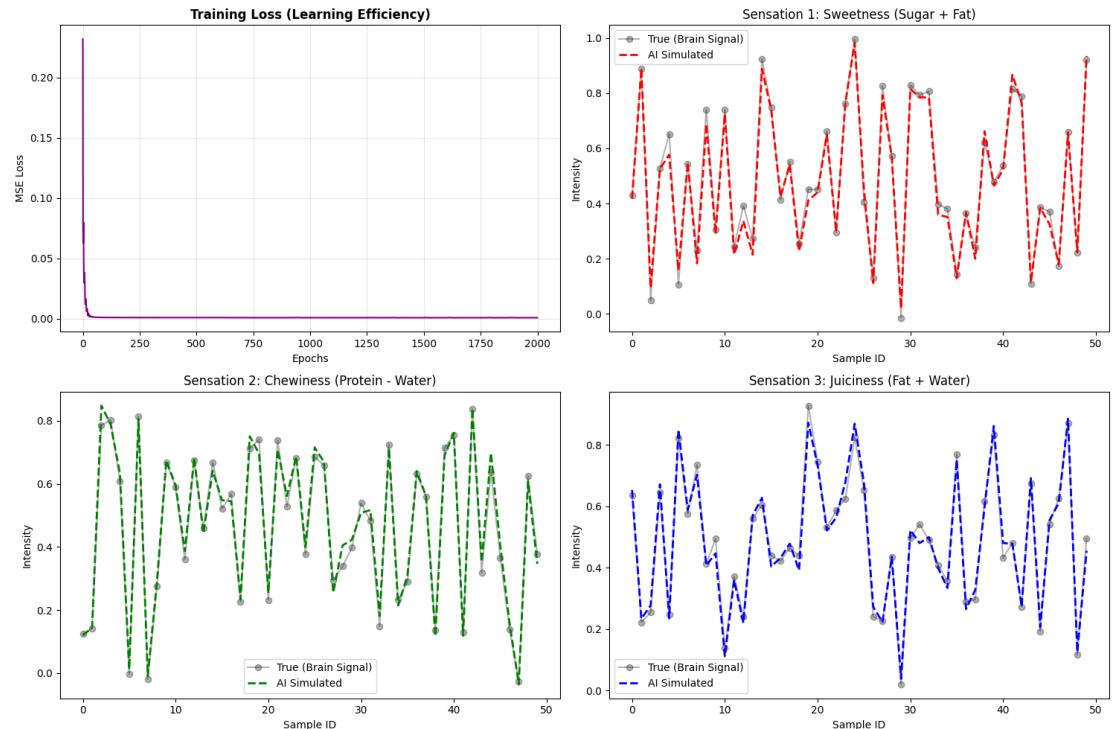
Hidden Layers: 2 layers with 64 units each.

Activation Function: ReLU ( $\sigma(x)=\max(0,x)$ )。選用 ReLU 是為了引入非線性，使模型能擬合複雜的感官邊界。

Output Layer: 3 Neurons (Sensory Vector: Sweetness, Chewiness, Juiciness).

數學形式為： $y_{pred} = W_3 \cdot \sigma(W_2 \cdot \sigma(W_1x + b_1) + b_2) + b_3$

## C. 實驗結果 (Results)



Training Loss (左上圖): MSE Loss 隨訓練次數迅速收斂，證明模型成功在參數空間中找到了極小值點，學會了化學成分與感官之間的映射規則。

Sensory Predictions (其他三圖):

Sweetness (右上): 紅色虛線緊貼黑色實線，顯示模型準確捕捉了「糖與脂肪」對甜度的貢獻。

Chewiness (左下): 綠色虛線擬合良好，證明模型理解了「蛋白質與水分」對食物質地的非線性影響。

## 5. Conclusion & Discussion

本實驗成功驗證了 "Forward Sensory Mapping" 的可行性。即使在僅有簡單神經網絡架構下，AI 依然能夠解構並重組複雜的感官訊號。

這為未來的 Digital Gastronomy 奠定了數學基礎。一旦我們掌握了這個正向映射 ( $X \rightarrow Y$ )，未來就能利用梯度下降或生成對抗網路 (GANs) 來解決逆向問題，實現真正的「虛擬味覺生成」。