

聲光刺激任務 介入放鬆感之腦波反應研究

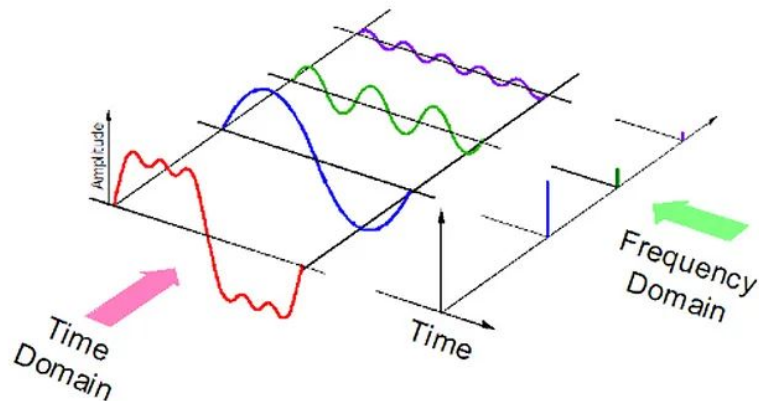
摘要

本研究探討了腦波數據分析在評估個體壓力水平的應用。

研究中收集了受試者在不同聲光情境下的腦波數據，並進行特徵工程以提取時域和頻域特徵，建立了一個基於隨機森林的壓力分類模型。該模型能夠將壓力水平分為高、中、低三類，並在測試數據集上達到了83%的分類準確率，顯示了腦波數據在壓力分析中的可行性。

此外，研究中發現alpha波和theta波在不同壓力水平下的顯著特徵，與現有壓力生理學理論一致。整體而言，本研究表明腦波數據在壓力評估中的潛力，對心理健康管理和臨床診斷具有重要應用價值。

傅立葉轉換



時域資料 >>> 頻域資料

傅立葉轉換是一種數學工具，
用於將函數分解為**不同頻率**的正弦和餘弦函數的總和。
這一過程可以視為將波形拆解為基本波形，
廣泛應用於信號處理、影像處理和音頻處理等領域。
傅立葉轉換有助於分析和理解複雜信號的**頻率組成**。

腦神經科學-腦電圖

種類	頻率	相關
delta	< 4 Hz	睡眠或昏迷狀態
theta	4 ~ 8 Hz	深度放鬆或夢境狀態
alpha	8 ~ 12 Hz	放鬆休息或心理安寧
beta	12 ~ 30 Hz	集中注意力 工作和解決問題
Gamma	>30 Hz	認知處理、記憶和學習

研究架構



燈光

兩種情境下的光源相同。
根據房間的裝潢，我們挑選了兩種不同的
情境，分別是較亮和較陰暗。



較亮：7盞燈開5盞

較暗：7盞燈開2盞



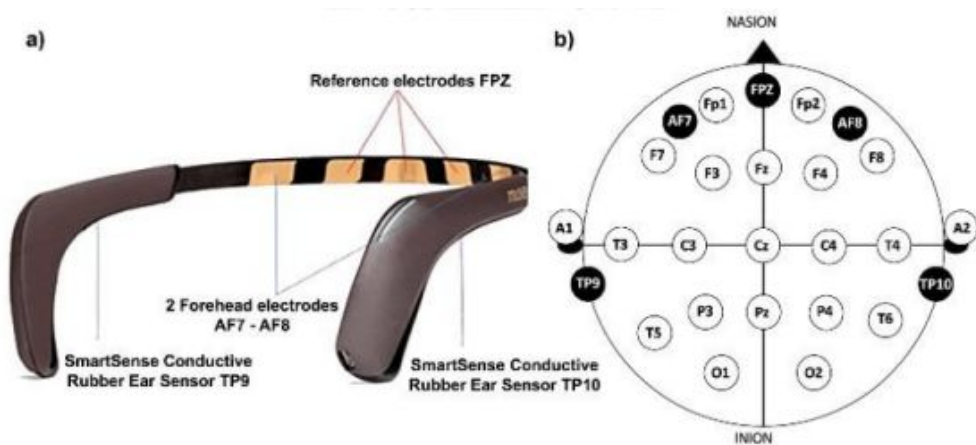
音樂

使用兩種背景音樂，這些音樂都是不包含人聲的，這樣有效地減少了實驗中的變數。為了說明兩種音樂之間的具體差異，挑選了三個差異相當明顯的音檔特徵(過零率 / 光譜質心 / 梅爾頻率倒譜係數)。

音樂一：【30 分耐久フリーBGM】10°C / しゃろう【公式】

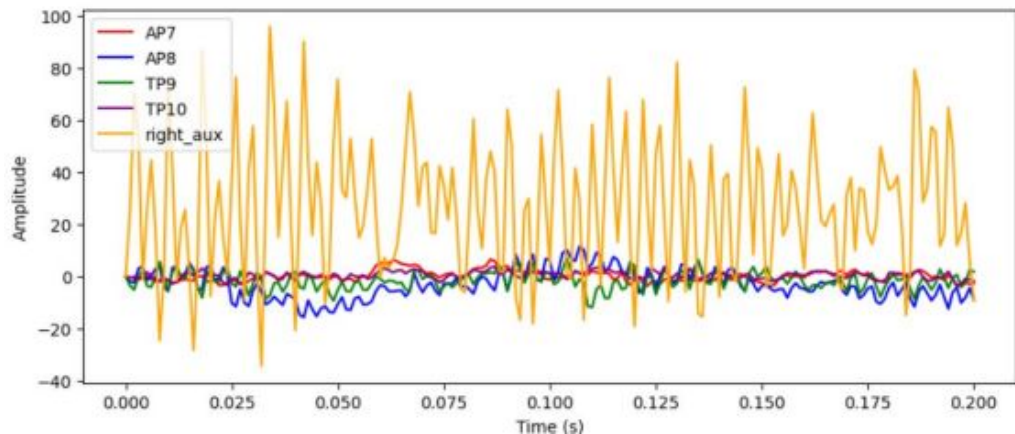
音樂二：【30 分耐久フリーBGM】3:03 PM / しゃろう【公式】

資料收集



考慮到測量的便利性、數據的多樣性和實用性，選擇使用 Muse 2 進行實驗。Muse 2 具有 5 個電極，可以同時測量 AF7、AF8、TP9、TP10 和 right_aux這五個位置的腦電波作為參考。

資料收集

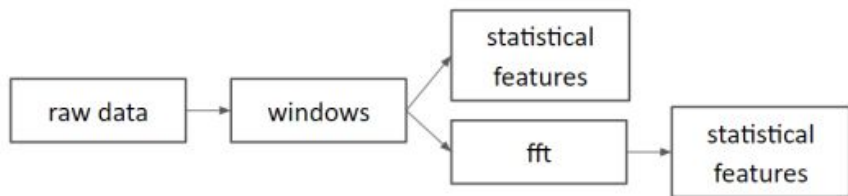


軟體透過藍芽連接電腦和腦波儀，然後透過 python 程式碼將腦波資料轉換成 csv 格式。檔案中包含了時間戳記和五個腦波通道的資料。

分數	1	2	3	4	5
放鬆程度	很有壓力	輕微壓力	沒感覺	輕微放鬆	很輕鬆

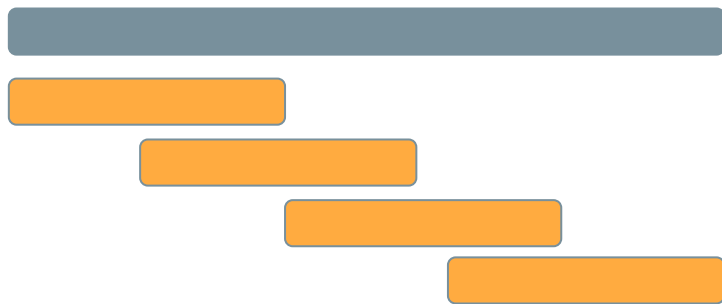
放鬆程度以 1 至 5 的評分來表示

特徵工程



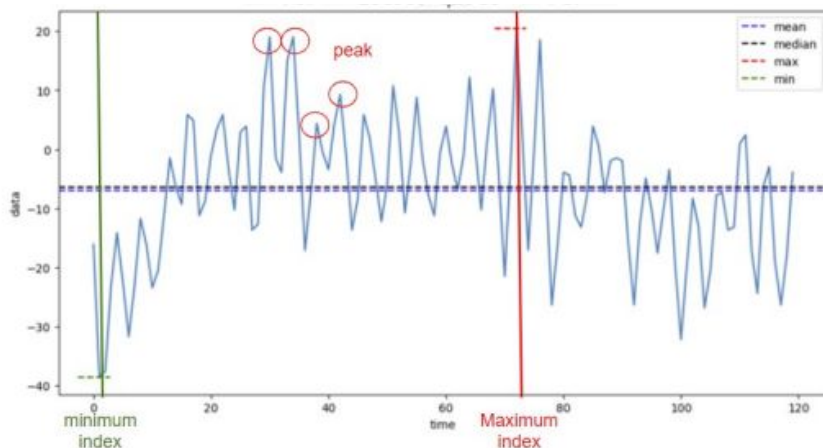
我們採用滑動視窗(sliding window)的方式，將資料分解成不同的時間段，然後分別使用兩種方法來計算特徵

滑動視窗(sliding window)說明



假設原本的資料的時間是灰色
把它之照先後順序切分成更多份。

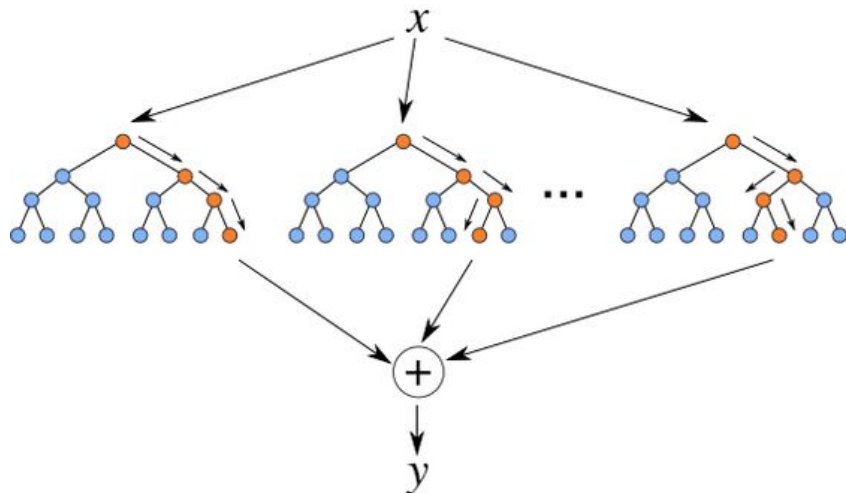
特徵工程



特徵工程指標分成三大類

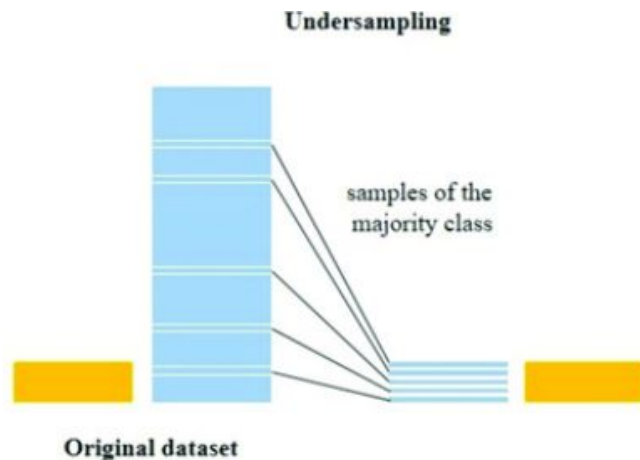
- (1) 大小相關的指標：平均值、最小值、最大值、全距、負數數量、正數數量、最大值索引、最小值索引。
- (2) 排序相關的指標：中位數、4 分位距。
- (3) 整體分布相關的指標：標準差、平均偏差、中位數絕對偏差、峰值數量、偏斜、峰度、能量。

隨機森林演算法



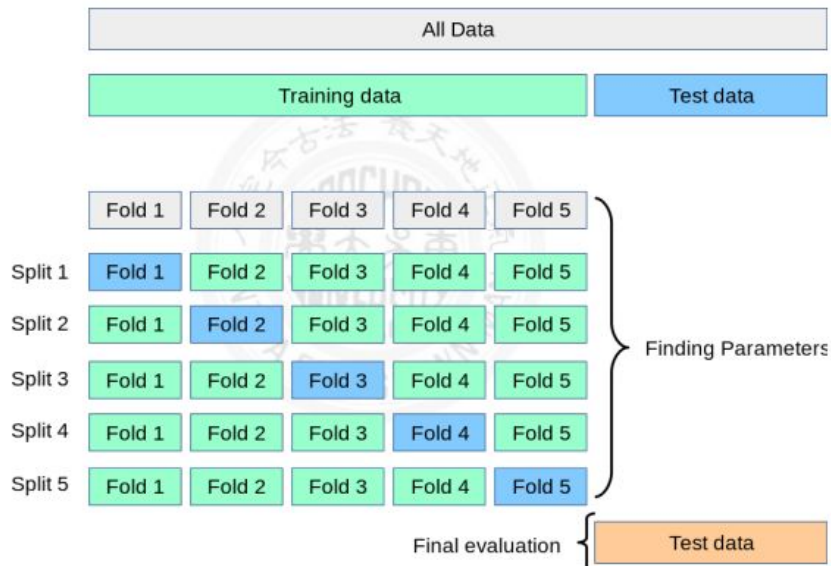
隨機森林是一種強大的機器學習演算法，常用於分類和回歸問題。其核心基於集成學習，通過結合多棵決策樹來提升預測效能。運作過程中，隨機森林會從訓練數據中隨機取樣建立多棵決策樹，確保樹之間的多樣性，以減少過度擬合的風險。此外，在構建每棵樹時，還會隨機選擇特徵。預測時，隨機森林將所有樹的預測結果彙總，選擇最多出現的類別或進行平均計算，從而得出最終預測結果。總體而言，隨機森林具備良好的預測能力和抗過度擬合的優勢，適用於多種問題。

欠採樣



在壓力水平分類模型的預測過程中，若不同目標類別的數量差異極大，會導致資料不平衡問題。這使得數量較多的類別在預測中表現較好，而數量較少的類別則表現不佳。為了解決這一問題，常用的三種方法包括調整資料集、調整演算法和結合兩者。本研究選擇了第一種方法，即使用欠採樣(under sampling)策略，通過對數量較多的類別進行抽樣，以減少其數量，使之接近數量最少的類別。

k-fold cross-validation



為了確保資料分布不受特定情況影響，在進行模型預測之前，我們採用了 k-fold 交叉驗證的方法。此方法將整個資料集分成 k 個不重疊的子集，進行 k 輪的訓練和驗證。在每一輪中，選定的子集用作驗證集，其餘子集則作為訓練集，如圖 18 所示。這樣的策略能確保資料的充分利用和代表性，並有效提高模型對不同資料部分的測試能力，增強模型的說服力和可靠性。

分類效果評估

	實際正向	實際負向
預測正向	TP	FP
預測負向	FN	TN

混淆矩陣是一個用於評估分類模型結果的表格工具。它有助於我們了解各個類別的分類結果，通過比較實際情況和預測情況來判斷模型的準確程度。

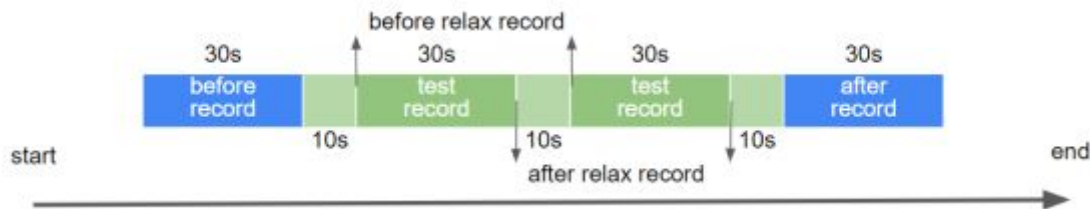
準確率 (Accuracy) : 指預測結果正確的比例。

精準率 (Precision) : 表示在預測為正向例子中，真實情況也是正向例子的比例。

召回率 (Recall) : 表示在真實情況為正向例子中，預測為正向例子的比例。

F1 分數 (F1-score) : 是精準率和召回率的調和平均值，用於綜合考慮模型的精準率和召回率。

資料處理說明



整個實驗過程中，燈光和音樂都保持一致，測試時記錄了兩段腦波資料，分別在測試前和測試後進行記錄，每段資料之間保持固定的時間間隔。

每次記錄持續 30 秒，在情境切換後的 10 秒內進行。同時，我們也記錄了測試前後的壓力水平。

藍色部分表示沒有播放音樂，綠色部分表示有播放音樂，我們主要從兩段綠色部分的資料進行來源分析。

結果

總共擁有 9813 筆資料，其中沒有變化、變得更放鬆、變得更有壓力分別為 78.1%、14.1%、7.8%。

在較明亮的環境中，不同音樂所引起的放鬆變化占比呈現出不同程度的顏色，音樂 1 的放鬆程度變差的占比相對較高。

在較陰暗的環境下，不同音樂所引起的放鬆變化占比也有所不同。相較於音樂 2，音樂 1 引起的放鬆程度變化占比較多。

音樂 1 和音樂 2 的情況，在不同亮度下放鬆程度變化的占比呈現相反的趨勢。

結果

欠採樣處理前後，三個類別的預測效果出現了明顯差異。在抽樣前，三個類別的平均準確率分別為 0.73、0.76、0.94，而在抽樣後，平均準確率變為 0.83、0.83、0.83。

我們分別進行了 5 次抽樣和 5 次 k-fold 驗證，因此將得到 25 個模型的結果。Accuracy、Precision、Recall、F1-score 的平均值均為 0.83。

放鬆程度密切相關的腦波特徵，尤其是 alpha 波和theta 波的相關特徵在多次模型預測的重要特徵中重複出現。