

東吳大學巨量資料管理學院資料科學系
畢業專題成果報告書

Department of Data Science
School of Big Data Management
Soochow University
Report of practices

Eye Fatigue Detection System for
Preventing from
Dry Eye Syndrome and
Enhancing Individual Health
Condition.

周雨舒、蕭邦宇、林怡玟
趙永鈞、蔡佳芯

指導教授：丁德天 教授

中華民國 113 年 12 月

摘要

在當前科技迅猛發展的背景下，電子產品的使用已成為日常生活中不可或缺的一部分。無論是在通勤過程中還是下班後，個人頻繁使用手機已成常態。對於資料科學系的學生而言，電腦更是學術與生活中的必需工具。隨著這一現象的普及，我們觀察到資料科學系學生以及整體學生群體中，佩戴眼鏡的比例逐步上升。根據調查，超過 70% 的大學生每天使用電腦超過 6 小時，其中 50% 以上經常感到眼睛疲勞和頸椎不適。為了減少電子產品使用對視力的損害，我們計劃開發一款基於鏡頭監控技術的軟體，該軟體能預測用眼狀況並應用於智能手機。此項目旨在通過精確的數據分析和先進的機器學習算法，提供有效的眼睛保護措施，從而提升學生的生活質量和學習效率。

我們設計了一個偵測系統，可以實時監控使用者的眼睛使用狀況，監測的指標包括眨眼次數、環境亮度、螢幕距離、視角和回饋感受。系統會根據個人化預測結果，在用戶開始測試前，提供預測疲勞發生的時間，並在開始後，即時判斷用戶是否產生疲勞，幫助使用者及時調整用眼行為，減少眼睛疲勞。

在開發過程中，我們著重於數據收集和分析，以確保軟體能準確預測用眼情況。此外，邀請至少二十位受測者在使用電腦或手機時開啟測試軟體，記錄用眼狀況，這些數據將回傳至資料庫，並根據個人情況進行調整。每次記錄完畢後，系統會跳出簡易問卷，受測者填寫後的回饋資料將幫助我們優化模型，提高預測準確性。

另外也設計了一個強制休息功能。在使用一定時間後，系統會自動控制畫面，要求受測者起立進行簡單運動，如開合跳運動、走動、望遠凝視或眼球運動。這一功能旨在鼓勵使用者定時休息，減少眼睛和身體疲勞，全面保護健康。

目前，我們的軟體主要適用於大學生。未來，隨著收集到更多數據，計劃將軟體的適用年齡層擴展至更廣泛的人群，包括辦公室白領和其他經常使用電子產品的人群。隨著科技的不斷發展，希望這款軟體能在保護用眼健康方面發揮重要作用，提高生活質量和工作效率。

目錄

第一章、緒論.....	5
第一節、研究主題與動機.....	5
第二節、需求分析.....	5
第三節、研究目的.....	5
第二章、研究方法.....	6-24
第一節、系統架構概述.....	6
第二節、系統設計與開發.....	7
第三節、資料庫設計與管理.....	14
第四節、數據模型構建.....	18
第五節、影像模型構建與應用.....	22
第三章、研究成果.....	25-34
第一節、系統介面介紹.....	25
第二節、資料蒐集結果與數據分析.....	31
第三節、數據模型準確度與效能評估.....	32
第四節、影像模型準確度與效能評估.....	33
第五節、即時提醒系統.....	33
第六節、預測分析系統.....	34
第四章、結論.....	35
參考文獻.....	36
組員分工表.....	37

圖目錄

圖一、系統架構圖.....	7
圖二、註冊頁面按鈕邏輯.....	8
圖三、Mediapipe 臉部偵測點之示意圖.....	9
圖四、眨眼計次提醒架構.....	11
圖五、系統循序圖.....	13
圖六、關聯式資料圖.....	18
圖七、系統首頁介面圖.....	25
圖八、使用者說明介面.....	25
圖九、用戶資訊填寫頁面(USER_INFO).....	25
圖十、用戶編輯介面-Save.....	26
圖十一、用戶編輯介面-刪除.....	26
圖十二、開啟相機前介面.....	27
圖十三、開啟相機後介面.....	27
圖十四、測試中介面.....	28
圖十五、疲勞按鍵啟動後的狀態.....	28
圖十六、休息狀態-閉目養神.....	29
圖十七、休息狀態-開合跳.....	29
圖十八、每日報表分析介面.....	29
圖十九、傳送至 Line 示意圖.....	29
圖二十、當日使用狀態分布.....	30
圖二十一、當日與螢幕距離分布.....	30
圖二十二、當日平均眨眼次數分布.....	30
圖二十三、當日環境亮度分布.....	30
圖二十四、Json 檔案內容示意圖.....	31

表目錄

表一、個人基本資料填寫欄位表(USER INFO).....	14-15
表二、用戶後測回饋表(USER POSTTEST).....	16-17

第一章、緒論

第一節、研究主題與動機

資料科學系學生長時間接觸電腦，使其更容易受到眼睛疲勞和不良坐姿的影響和困擾。根據一項調查，大學生約 97.4% 擁有電腦，且每天平均使用 6.6 小時。此外，每天使用電腦超過 4 小時的族群中，乾眼症的盛行率為 18% (Reshma & Iram, 2020)，使用電腦高於 6 小時者的乾眼症發生率可高達 48% (Altaf & Srinagar, 2021)。基於此背景，我們希望運用大學期間所學的專業知識，開發一款通過電腦鏡頭實時監控用戶眼睛使用情況的軟體。該軟體將依據數據預測不同用戶的眼部疲勞、眼睛乾澀發生的時間，並事先提醒用戶，從而減少因長時間使用電腦而引發的健康問題。我們相信，這樣的工具不僅對我們自己有益，對於所有需要長時間使用電腦的大學生，也將是一個極具價值的健康管理輔助工具。

第二節、需求分析

為了改善現代大學生長時間使用 3C 產品所帶來的眼睛疲勞和視力問題，我們希望能透過改善用眼習慣的提示方式，讓受眾們能藉此降低眼部疲勞就診、近視或散光配鏡的花費，從問題的根本開始解決。無論是進行學術研究、撰寫作業還是日常生活中使用電子設備的任何大學生，皆可使用此系統來改善用眼習慣、減少眼部壓力、預防視力下降，從而維護視力健康。

第三節、研究目的

本研究透過深度學習和機器學習技術建立的偵測系統，能夠實時監控使用者的用眼情況。系統的主要功能包括眨眼次數偵測、環境亮度偵測，以確保用戶在使用電腦時能保持適當的眼睛保護。眨眼次數偵測能在用戶眨眼次數過低時給予即時提醒，避免因長時間不眨眼而造成眼睛乾澀和疲勞，也能幫助用戶透過圖表了解自己的用眼狀況。環境亮度偵測則能確保用戶的工作環境光線適宜，避免光線過強或過弱對眼睛造成的負擔。距離偵測會在用戶的視距過度接近電子產品時發出警告，避免眼睛過於接近螢幕，同時也可以避免頭部過度前傾或坐姿不良的情形。眼睛疲勞預測功能會預測該用戶產生眼部疲勞的時間，並和用戶的工作時間做相對應的調整，降低眼部疲勞或乾眼症發生的機會。此外，在測試當下，會針對用戶的整體臉部狀況做影像識別，並根據模型分類，判斷當下是否處於疲勞狀態整體而言，這個系統旨在通過先進的技術手段，全面提升用戶的用眼健康和坐姿舒適度，從而有效減少長時間使用電腦帶來的各種健康問題。

第二章、研究方法

本研究運用能夠偵測眼睛位置的模型-Mediapipe 架設出一個眼部偵測系統，該模型依賴 CelebA 數據集中超過 200,000 張的人臉圖片進行訓練。我們邀請 20 名受測者，在其使用電腦時啟動測試軟體，並記錄其用眼狀況，包括眨眼次數、最大用眼時長以及螢幕距離等。這些數據將被回傳至資料庫，以便後續的預測分析。

目前的受測者年齡分布為二十至六十歲，涵蓋男女兩性，並請每位受測者進行多次測試，每次測試持續兩小時，每分鐘記錄一次數據。測試數據包括眨眼次數、環境亮度以及螢幕距離等。每次測試至少將產生約 7200 筆數據，每位受測者共計 144,000 筆數據，最終可產生大量數據以便後續的預測分析。

本研究旨在預測並實時監測受測者未來使用電腦時的用眼狀況，並能提前提醒使用者可能的問題，如使用多長時間後會有眨眼次數減少的情況。此外，當環境亮度過暗時，系統將進行即時提醒。

為確保數據隱私與倫理問題，我們將所有收集的數據僅用於學術研究，並將嚴格保密，確保受測者的個人信息不會泄露。在測試前也會先請受測者閱讀過使用者說明，讓用戶在測驗中能更了解系統運作方式以及用戶保密原則。

第一節、系統架構概述

本系統旨在通過多模組協同運作，達成對用戶眼部疲勞狀況的實時監測、預測和反饋。整體系統架構圖展示了主要模組的功能和數據流向，包括數據收集、預處理、模型訓練與分析、結果回饋及系統準確度驗證等步驟。以下為系統架構描述：

1. 系統模組

「系統模組」旨在為用戶提供一個便捷的操作界面，其核心功能涵蓋註冊、啟動、資料編輯與數據分析四個方面。首先，註冊功能（Sign Up）允許新用戶完成基本資料的輸入與系統帳戶的建立；接著，啟動功能（Start）負責開啟系統的數據收集程序，包括環境監測與用戶操作行為的記錄。資料編輯功能（Edit）則支持用戶對個人資訊及偏好設定進行更新，以實現模型的個性化配置；最後，數據分析功能（Analysis）提供每日用眼狀況的報表，幫助用戶檢視其使用行為與健康狀態，進一步增進對自身視力健康的了解。

2. 數據儲存與預處理

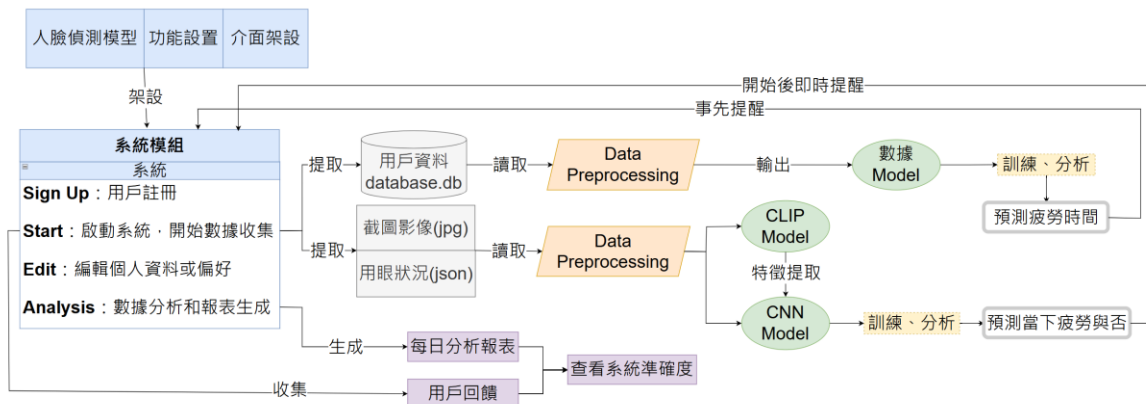
系統數據主要儲存於各用戶名稱之 database.db 中，該資料庫包含用戶基本資料和歷史使用記錄等。此外，為了時效性和儲存空間的問題，用戶使用過程中生成的截

圖影像及用眼狀況會以 JPG 和 JSON 的格式進行儲存，並上傳至雲端，以供後續數據分析和模型訓練使用。

資料預處理主要負責對資料庫中提取的數據進行清理、編碼和整合，以便數據進入後續的模型進行構建。我們根據數據類型，將資料預處理分為針對數值數據的預處理和針對影像數據的預處理。

3. 模型構建

模型構建包含數值模型與影像模型兩部分，旨在預測用戶的眼部疲勞狀況。數值模型主要針對用戶的數據進行分析，通過構建與疲勞相關的特徵模型，計算出可能發生疲勞的時間，從而實現事前提醒功能。而影像模型則聚焦於分析用戶的面部特徵，將影像分類為疲勞與非疲勞狀態，並結合面部特徵變化與眨眼頻率等用眼行為進行模型訓練與預測，判斷用戶在測試當下是否處於疲勞狀態。



圖一、系統架構圖

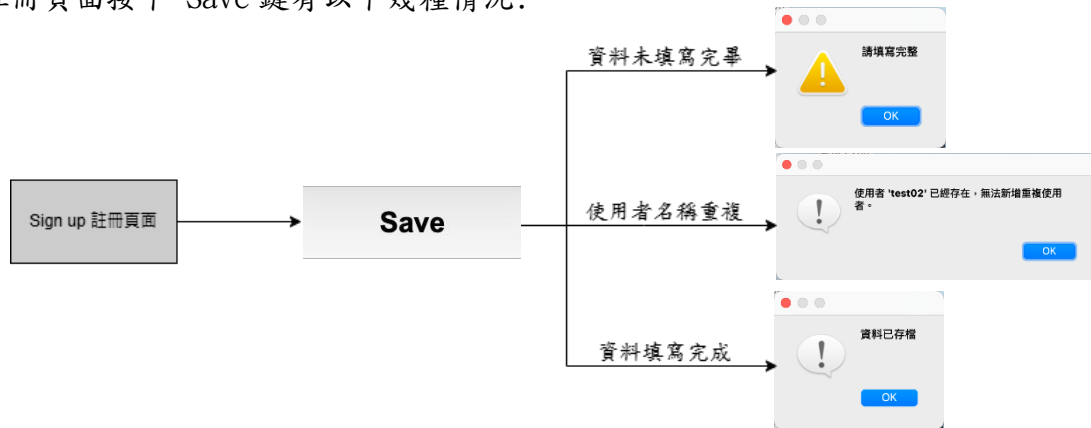
第二節、系統設計與開發

1、Sign Up 用戶註冊頁面

此功能主要供新使用者進行帳戶創建及基本資料登錄。用戶進入此頁面後，可詳閱系統使用說明，並輸入個人基本資料，例如：姓名、年齡、性別、眼部健康狀況（如視力、護眼習慣、運動習慣、是否配戴眼鏡產品等）。完成註冊後，使用者即可開始使用系統。此設計目的是針對不同使用者的需求，進行個人化設定，使用者僅需依據自身感受填寫資料，系統將把資料儲存至資料庫中的 user_info 資料表中，供後續分析及模型訓練使用。

在註冊頁面中，基本資料按類別排列，設計直觀，便於用戶作填寫。所有問題描述直觀，可直接作答，而針對 Line Token 欄位，因連接 Line Notify 使用時要設定的步驟較複雜，所以設置了超連結供使用者查看詳細教學。

在註冊頁面按下 Save 鍵有以下幾種情況：



圖二、註冊頁面按鈕邏輯

2、Edit 用戶編輯頁面

考量到使用者可能有資料修改需求，此功能頁面允許修改註冊時填寫的資料，並即時同步更新至資料庫。由於同一裝置可能有多位使用者或需建立多個帳戶，系統以「使用者名稱 (self.nameBox_4)」作為主要鍵值，以避免資料衝突。

在點擊 Edit 按鈕後進入修改頁面，界面配置與 Sign Up 頁面一致。初始狀態下，所有欄位皆預設為鎖定狀態。使用者需先從選單中選擇欲修改的「使用者名稱 (self.nameBox_4)」，讓系統連動資料庫，並顯示該使用者的所有資料。使用者可自行調整所需修改的欄位，修改完成後，按下 Save 鍵即更新資料庫，並彈出提示視窗顯示「已更新完畢」。點擊提示視窗中的 OK 鍵後，自動跳回首頁。

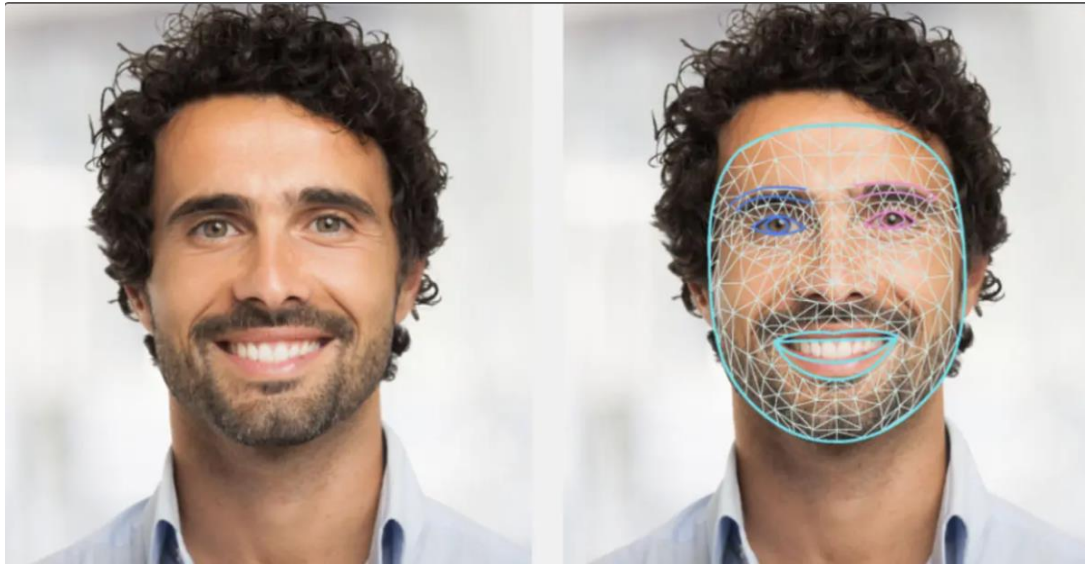
若按下 Delete 鍵，系統會彈出確認視窗詢問：「確定要刪除使用者 xxx 及其所有相關資料嗎？」預設焦點在 No 鍵，避免使用者誤操作。若選擇「No」，系統將返回修改頁面；若選擇「Yes」，系統將刪除該使用者在資料庫中的所有資料，並自動跳回首頁。如需再次使用該使用者名稱，須重新註冊。

3、用戶閾值測試頁面

在「用戶閾值測試頁面」中，系統提供用戶四個可調整的閾值，以便進行個人化設置並達到最佳檢測效果：

3-1. 眨眼閾值檢測說明

首先定位每隻眼睛的四個主要點，包括左右眼角、上眼瞼和下眼瞼，這些點被用於計算橫向（左右眼角之間）和縱向（上下眼瞼之間）的距離。程式使用 mediapipe 庫進行特徵點的定位，提供了眼睛精確的關鍵點位置。



圖三、Mediapipe 臉部偵測點之示意圖

其次，獲取左邊和右邊的眼部特徵點後，通過歐氏距離公式 (Euclidean Distance) 函數分別計算左右眼的橫向與縱向距離。

$$Distance = \sqrt{((x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2)}$$

- 橫座標差的平方： $(x_1 - x_2)^2$
- 縱座標差的平方： $(y_1 - y_2)^2$

將上述計算完成的左右眼的橫向與縱向距離進行比值的計算：

$$Blink_Ratio = \left\{ \frac{\text{左眼橫向距離}}{\text{左眼縱向距離}} + \frac{\text{右眼橫向距離}}{\text{右眼縱向距離}} \right\} / 2$$

系統最終將 *Blink_Ratio* 作為眨眼行為的判斷依據。根據多次實驗的結果，系統將 4.0 設定為預設的眨眼閾值 (*Blink*)。當 *Blink_Ratio* 低於預設或用戶自行調整的眨眼閾值 (*Blink*) 時，系統即判定為一次眨眼行為，並進行累計記錄。同時，考量到個體差異，系統介面提供了 0.0 至 10.0 的閾值

範圍，用戶可根據實際需求對該閾值進行動態調整，以提升偵測準確性並達到個性化的監測效果

3-2. 亮度閾值檢測說明

為了準確分析影像的亮度特性，本系統開發了一個基於 RGB 色彩模型的亮度平均值計算函數。該函數的實現包括亮度矩陣生成、亮度平均值計算以及結果檢查三個關鍵步驟。

首先，在亮度矩陣的生成過程中，採用加權平均法計算亮度值，以考慮人眼對不同顏色敏感度的差異。具體公式為：

$$\text{亮度} = R \times 0.144 + G \times 0.587 + B \times 0.299$$

其中， R 、 G 、 B 分別代表影像紅、綠、藍三個通道的像素值。透過該公式，輸入影像被轉換為單通道亮度矩陣，充分反映影像的亮度分布特徵。此公式的理論基礎參考自 Poynton (1996) 所著《A Technical Introduction to Digital Video》。其次，透過 NumPy 函數 `np.average()`，系統對亮度矩陣進行全域平均值計算，該平均值用於表示影像的整體亮度水平，為影像亮度分析提供量化指標。

最後，為確保計算結果的可靠性，系統對亮度平均值進行結果檢查。若計算過程中檢測到非數值 (NaN)，程式將自動返回預設值 0；否則，返回實際計算出的亮度平均值。這一設計不僅增強了函數的穩定性，還有效避免因異常數據導致的分析錯誤。

3-3. 距離閾值檢測說明

為了實現對用戶與螢幕距離的精確監測與提醒功能，本系統設計了一套距離閾值檢測方法。該方法涵蓋基準值設定、眼睛區域實時計算、距離比率計算以及距離判斷與提醒等環節，通過綜合分析實現對視距的即時監控。

在基準值設定階段，系統根據用戶與螢幕保持適當距離時的眼睛區域大小，設定基準參數 `eye_area_record`，其預設值為 800，作為後續計算的參考標準。在每次檢測中，系統利用多邊形面積公式計算當前畫面中左右眼的區域大小 `eye_area`。具體公式如下：

$$\text{Area} = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=1}^n (x_i y_{i+1} - y_i x_{i+1}) \right|$$

其中， x_i 和 y_i 分別為眼睛特徵點的橫坐標和縱座標。通過取左右眼區域大小的平均值，系統得出實時估算的眼睛區域值，為距離比率的計算奠定基礎。

距離比率的計算假設眼睛區域大小與用戶與螢幕的距離成反比關係。根據以下公式計算距離比率 $Distance_Ratio$ ：

$$Distance_Ratio = \sqrt{\frac{eye_area_record}{eye_area}}$$

當用戶靠近螢幕時，眼睛區域 eye_area 會增大，導致 $Distance_Ratio$ 減小；反之，當用戶遠離螢幕時， eye_area 變小， $Distance_Ratio$ 則會增大。

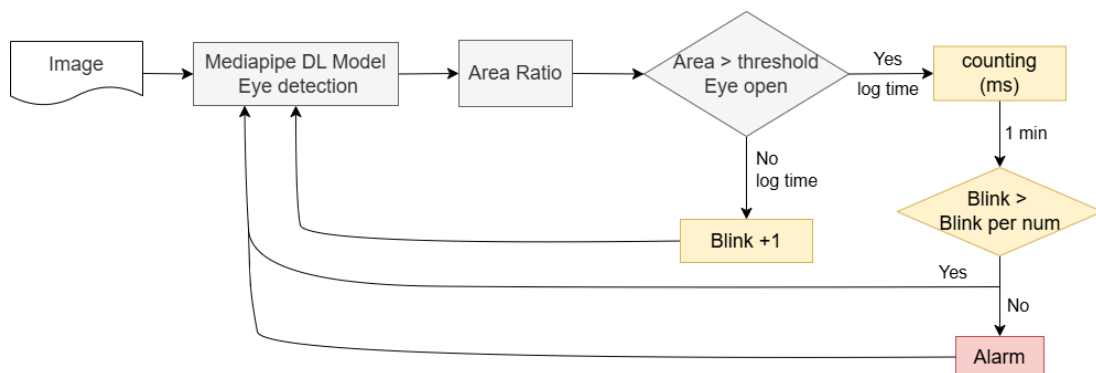
最後，在距離判斷與提醒階段，系統提供即時距離比率的數值顯示，並允許用戶根據需求靈活調整距離閾值。測試啟動後，系統將計算的實時距離比率與用戶設定的閾值進行比較。當距離比率低於設定值時，系統判定用戶與螢幕的距離過近，觸發「Too Close」警告，提醒用戶及時調整距離。該設計有效保證了用戶使用螢幕時的視距健康，並增強了系統的實用性與精確性。

3-4. 最低眨眼閾值說明

為預防用戶在長時間專注使用電子設備時因眨眼次數不足導致的眼部健康問題，本系統設計了一套基於每分鐘監測的眨眼頻率檢測機制，以保障用眼健康。該機制僅在系統處於「工作模式」且成功偵測到用戶臉部與眼睛特徵時啟動，進行眨眼次數的統計與分析。

監測過程中，系統會每分鐘計算用戶的總眨眼次數（ $blink_avg$ ），並將其與用戶自行設定的閾值（ $blink_num_th$ ）進行比較。預設的閾值為 15，允許用戶根據需求進行調整，但最低設定下限為 10，以確保基準健康需求。

當平均眨眼次數 < 設定閾值 時，系統會觸發警告提示，包括在介面上顯示「Low blink rate」及當前的平均眨眼次數等訊息。此外，系統還會通過 LINE 發送通知，幫助用戶即時調整用眼行為，降低過度專注導致的健康風險。為保證監測數據的即時性與準確性，系統在每分鐘檢查完成後，會自動重置眨眼計數器。



圖四、眨眼計次提醒

4. 開始檢測頁面

在開始檢測頁面中，使用者透過點擊「開始」按鈕（self.start）即可啟動系統的各項監測功能。啟動後，系統將進入工作狀態，並根據已設定的閾值（如眨眼次數、亮度、距離等）進行即時監控，同時開始記錄相關數據。

檢測頁面提供閾值調整功能，允許使用者在測試過程中根據需求動態更新各項監控參數，包括眨眼頻率（blink_num_th_2）、環境亮度（bright_th_2）、眼睛與螢幕距離（distance_th_2）以及每分鐘最低眨眼次數（blink_num_th_2）的閾值。這一設計提高了系統的靈活性，使其能夠適應不同的環境條件與使用者需求，從而確保監測結果的準確性。

為了提升用戶體驗，系統通過進度條實現工作進展的動態顯示。進度條根據使用者預設的工作時間進行倒計時，以視覺化方式展示時間的推移。當進度條從 0% 緩慢增至 100% 時，意味著工作階段即將結束，系統將自動切換至休息模式，提醒使用者進行適當的休息，以減輕長時間工作的視覺疲勞。

此外，系統還設置了疲勞狀態標記與時間記錄功能。當使用者感到眼部疲勞時，可以通過按下疲勞按鈕（Exhausted）進行狀態標記，啟動「疲勞白板」記錄疲勞開始時間，同時按鈕狀態變為黃色作為視覺疲勞的指示。當疲勞狀態緩解後，使用者可再次按下該按鈕恢復其正常狀態，白板則記錄疲勞結束時間。這一功能為使用者提供了一種直觀且簡便的自我監測方法，並為後續數據分析提供了精確的基礎數據。

4、測驗結束後的後測程序

在工作與休息階段結束後，使用者可按下「完成」（Finish）按鍵，系統界面將自動跳轉至後測頁面。此頁面旨在收集使用者針對該次測試過程中的情緒反饋，以進行後續分析。使用者完成問卷後按下「送出」鍵，系統會將該次後測紀錄保存至 database.db 資料庫中，並存儲於名為 posttest 的資料表中，以供日後研究和數據分析之用。後測內容詳列於第三節之 POSTTEST 表中。

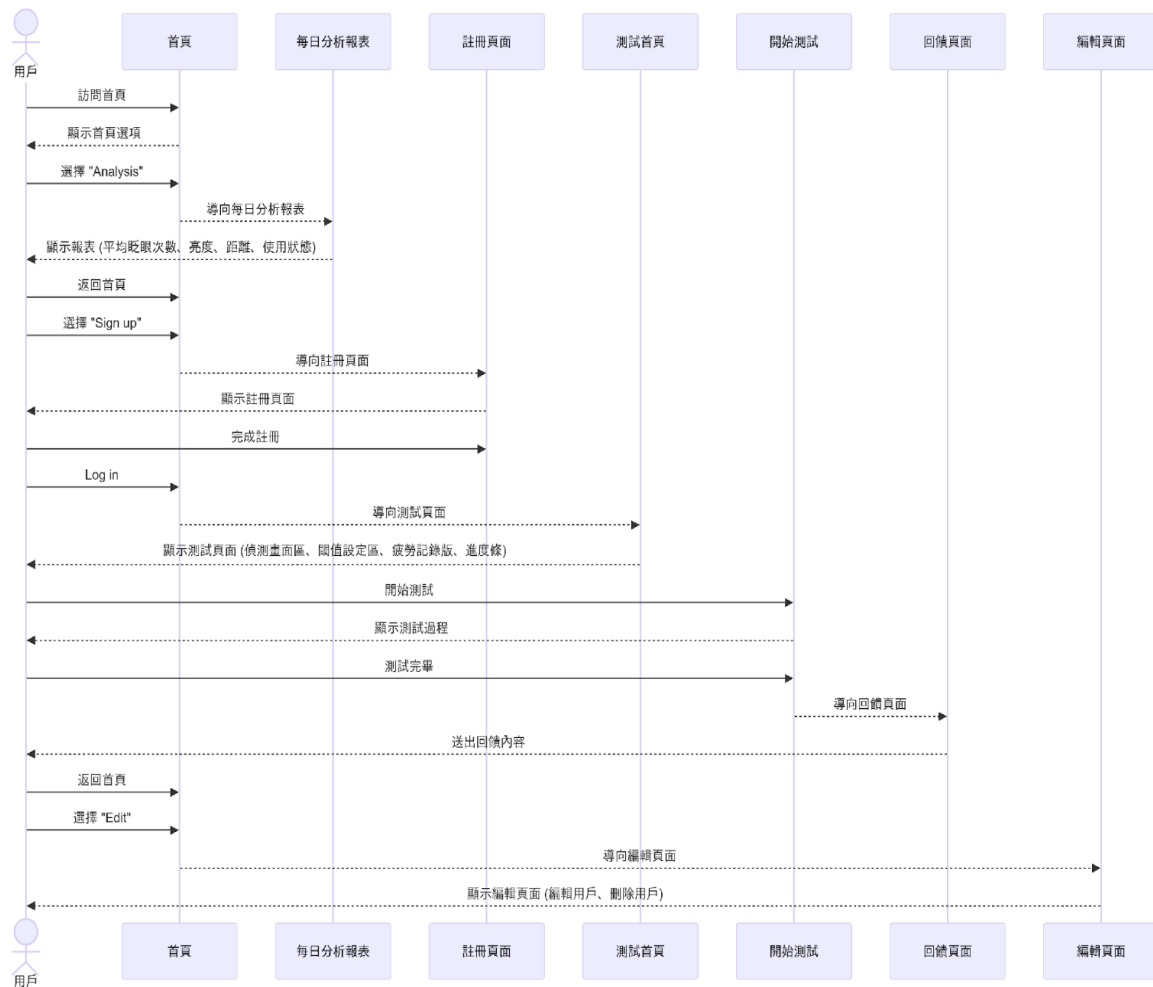
5、Analysis 查看每日分析報表

系統的每日分析報表頁面旨在讓使用者查看歷史記錄與使用習慣，提供清晰的每日數據分析。系統首先透過函數 calendar 取得當前日期，並根據該日期查詢資料庫，以提取當日的使用記錄。在選擇日期後，系統會呈現當日的總數據圖表，包

括使用時間、距離、亮度及眨眼次數等關鍵參數。

其中，使用時間的狀態以數值表示：「工作狀態」為 2、「休息狀態」為 1、「缺席狀態」為 0，並將這些數據繪製成圖表，直觀顯示當日的使用情況。對於距離與亮度，系統會計算平均值並進行亮度分類，例如亮度小於 100 為過暗，100 至 120 為普通，120 至 200 為充足，超過 200 則為過亮。同時，系統還會分析眨眼頻率，顯示每分鐘的平均眨眼次數，以幫助使用者了解用眼狀況。

基於上述數據，系統生成完整的日報表，內容包括當日總使用時間、距離過近的提醒次數、平均亮度狀況以及眨眼頻率。如果使用者按下「Send to Line」按鈕，系統會將這些數據的圖表即時發送至使用者的 LINE，方便隨時查看。



圖五、系統循序圖

第三節、資料庫設計與管理

本研究的資料庫設計採用關聯式資料庫架構，旨在有效管理用戶個人資料、測試數據、後測回饋及設定參數等相關信息。資料庫結構包括五個主要表格：

USER_INFO、USER_TSET、POSTTEST、THRESHOLD 及 TEST_DATA。以下針對各表格的設計與功能進行說明。

1. USER_INFO Table

USER_INFO Table 儲存使用者的基本個人資料，包括姓名 (name)、用戶名稱 (user_name)、生日 (birthday) 及性別 (gender) 等。此外，該表也記錄了用戶的視力狀況（如左右眼的視力問題、度數和散光情況），以及日常用眼習慣（如屏幕亮度、護眼產品使用情況、運動習慣、睡眠狀況等）。這些信息將提供背景數據，以供分析個體在不同視覺健康條件下的用眼行為。基本資料內容詳列於以下表格。

Schema	題目	選項
name	姓名	輸入框(必填)
username	使用者名稱	輸入框(必填)
birthday	生日	輸入框(必填)
gender	性別	男性/女性
right_eye_condition	右眼近/遠視狀況	遠視/近視
right_eye_degree	右眼近/遠視度數	輸入框
right_eye_shine	右眼散光狀況	有/無
right_eye_shine_degree	右眼散光度數	輸入框
left_eye_condition	左眼近/遠視狀況	遠視/近視
left_eye_degree	左眼近/遠視度數	輸入框
left_eye_shine	左眼散光狀況	有/無
left_eye_shine_degree	左眼散光狀況	輸入框
eye_situation_value1	配戴「眼鏡」的頻率	1-10
eye_situation_value2	配戴「隱眼」的頻率	1-10
eye_situation_value3	眼睛乾澀頻率	1-10
eye_situation_value4	頭痛暈眩頻率	1-10
eye_situation_value5	眼睛疲勞頻率	1-10

use_situation1	工作/學習性質是否需要長時間使用電子產品	是/否
use_situation2	每次使用電子設備時間(以長時間活動為主)	3 小時以內/3-6 小時/6-9 小時/9-12 小時/12 小時以內
use_situation3	您是否有使用眼睛保護設備(如防藍光設備軟體)	是/否
use_situation_value4	您使用裝置期間調整螢幕亮度的頻率	電腦自動調整/不常調整/每次使用都會調整
use_situation_value5	工作或學習場所之光線情況	僅室內共用燈光/僅室內專用燈光/室內共用與專用燈光皆有/戶外/光線明顯不足之環境/其他
habit1	是否有在食用護眼保健食品	是/否
habit2	定期檢查眼睛的頻率	無/半年一次/一年一次/更頻繁
habit3	平均每天睡眠時長	低於 4 小時/4 至 6 小時/6 至 8 小時/高於 8 小時
habit4	平均每週運動次數	0 或 1 次/ 2 或 3 次/ 4 或 5 次/6 次以上
habit5	使用電子設備時，您通常使用多久會休息	1 小時內/ 1-2 小時內/ 2-3 小時內/ 3-4 小時內/ 4-5 小時內/ 5 小時以內
habit6	平均每次休息的持續時間約持續多久	10 分鐘內/11-30 分鐘/ 31-60 分鐘/ 60 分鐘以上
habit7	您眼睛疲勞時，習慣的休息方式為何	閉目養神/眼部運動/其他

表一、USER_INFO 資料表內容

2. USER_TEST Table

USER_TEST Table 作為聯合主鍵，將 USER_INFO 中的 user_name 與測試識別碼 test_id 進行關聯，確保每位用戶的每次測試均能唯一識別。該表與其他表格相互關聯，形成完整的測試紀錄鏈，以便追溯特定測試的所有相關數據。

3. POSTTEST Table

POSTTEST Table 儲存每次測試後的使用者回饋，包含裝置類型、環境光線、使用產品及用眼疲勞指數等變數。該表也記錄了使用者對於眼部健康措施（如視線角度和亮度提醒）的感知，以及休息提醒準確度（rest_remind）和其他狀態。這些後測數據能幫助分析使用者的視覺健康狀態和測試體驗。後測內容詳列於下表。

變數名稱	題目	選項
question_1	您此次施測時使用的電子產品	電腦、手機、平板、其他
question_2	您此次使用該電子產品的主要用途	工作/實習用途、聆聽線上課程、完成學校作業/打電腦遊戲/觀看影音串流平台(如yt)/回覆訊息文字/其他
question_3	你此次紀錄時的環境光線	僅室內共用燈光/僅室內專用燈光/室內共用與專用燈光皆有/戶外/光線明顯不足之環境/其他
question_4	您此次紀錄時有配戴眼鏡類產品	無/配戴眼鏡/配戴隱形眼鏡
question_5	您此次紀錄是否有產生眼睛疲勞等症狀	是/否
question_6	您此次紀錄是否有使用電腦增高架	是/否
question_7	使用本系統後您的眼睛疲勞程度是否有改善	1-10
question_8	此次紀錄時，關於”眨眼”的提醒是否準確	1-10
question_9	此次紀錄時，關於”距離”的提醒是否準確	1-10
question_10	此次紀錄時，關於”亮度”的提醒是否準確	1-10

question_11	此次紀錄時，關於”休息”的提醒是否準確	1-10
question_12	備註(其他問題)	輸入框

表二、後測內容

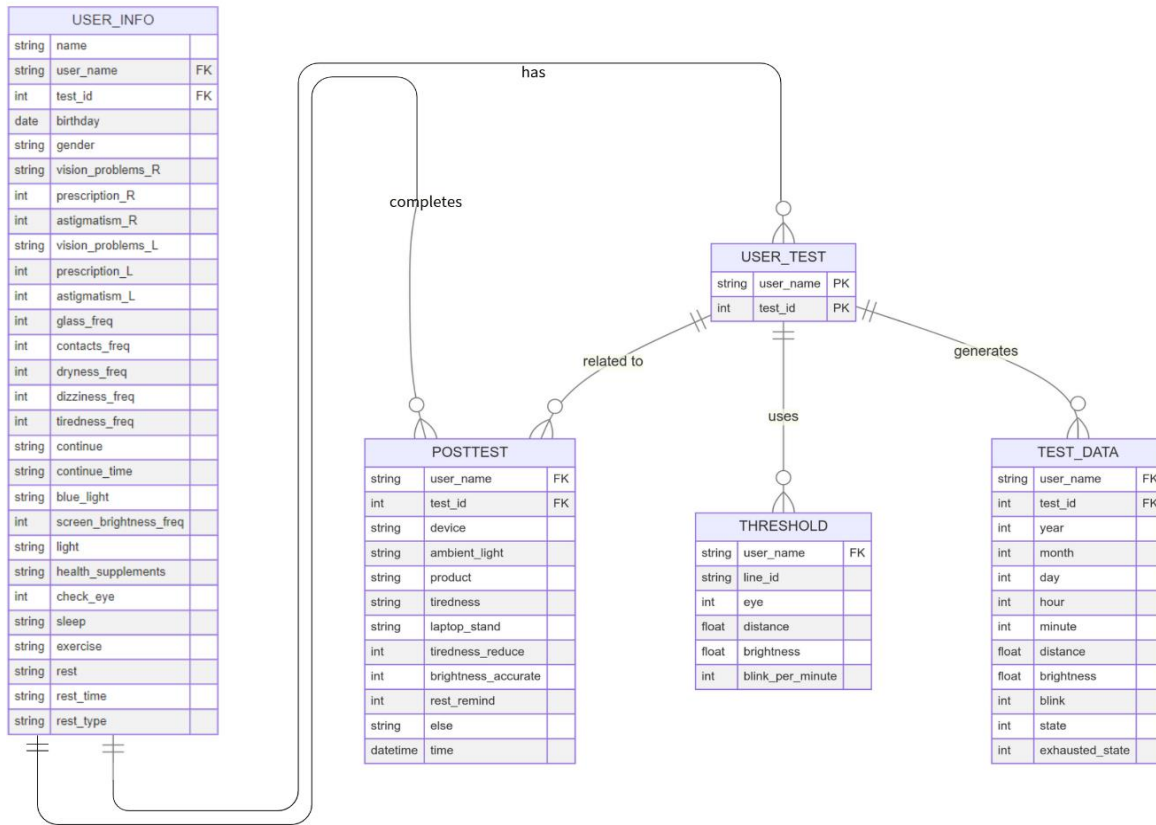
4. THRESHOLD Table

THRESHOLD Table 記錄了與用眼相關的檢測閾值設定，包含距離 (distance)、亮度 (brightness) 和每分鐘眨眼次數下限 (blink_num) 等參數。使用者可根據自身需求進行調整，並將閾值數據儲存在該表中，以在不同環境和狀態下進行動態監測。此外，該表中的 line_id 欄位用於儲存使用者的 LINE Notify ID，以便及時發送視覺健康提醒。

5. TEST_DATA Table

TEST_DATA Table 負責儲存檢測中的每分鐘數據，包括日期 (year、month、day) 和時間 (hour、minute) 記錄，並於每一分鐘插入一筆數據，記錄平均距離 (distance)、平均亮度 (brightness)、平均眨眼次數 (blink) 及疲勞狀態 (exhausted_state) 等測試數據。

上述的 USER_INFO、POSTTEST、THRESHOLD 及 TEST_DATA 表將基於 USER_TEST 表中的「user_name」與「test_id」所組成的通用唯一識別碼 (UUID) 進行資料串接。此設計確保各資料表之間的關聯性，從而構建出完整且連貫的測試記錄，為後續數據模型的訓練提供一致且可靠的數據來源。



圖六、關聯式資料表

第四節、數據模型構建

1. 資料預處理

當使用者結束每次的工作時間、休息時間，並且填妥後測問卷後，待使用者關掉系統視窗，系統就會自動執行預處理轉檔的作業(.db 轉.csv)。每位使用者的基本資料(USER_INFO)、後測(POSTTEST)、測試資料(USER_TEST)和設定閾值(THRESHOLD)的資料表，皆儲存於 database.db 中。在用戶關閉系統後即開始執行資料預處理的流程。

1-1. 資料表合併

利用 user_name 以及 start_time 所組合而成的唯一識別碼(UUID)進行資料表的合併。

1-2. 編碼

在數據處理的編碼階段，系統採用多種編碼技術，確保數據能夠以適合模型

訓練的格式進行表示。首先，為了保護使用者隱私，每位使用者都會生成一個唯一的 USER_ID_HASH 值。該值是通過將使用者名稱與資料庫的開始時間組合後，利用 SHA-256 演算法加密生成的，確保資料匿名化並防止敏感資訊的直接暴露。

對於具有二元類別或固定優先次序的欄位（如是/否、是否有光等），系統使用 Label Encoding 進行編碼，使其能夠被模型直接處理。同時，針對少量類別但無明確優先次序的數據（如眼睛的視力狀態），系統採用 Binary Encoding，將類別資料轉換為二進制表示，以降低維度並保持數據的可解釋性。而對於多類別且無序的欄位（如使用情境、習慣或環境），則使用 One-Hot Encoding 方法，以獨立欄位的形式表達每個類別，避免數值編碼可能引入的類別之間的隱性權重。

1-3. 增加特徵值

- 年齡

將基本資料(USER_INFO)中的生日欄位提取出來，換算成用戶的當前年齡。

- 距離移動平均(distance_moving_avg)

這個特徵透過對每位使用者（USER_ID_HASH）在時間序列中的移動距離（distance）進行 5 個時間點的滑動平均，旨在平滑每位使用者在不同時間點的移動變化，進而揭示長期移動模式。這種移動平均能有效過濾短期的波動，突顯出長期的趨勢，對於行為分析尤為重要，尤其在觀察使用者在一段時間內的總體移動模式時。

- 累積距離（cumulative_distance）

此特徵用於量化每位使用者在整個觀察時間內的總移動距離。它通過依序累加每位使用者的移動距離（distance）來生成一個隨時間增長的累積總和序列。這個特徵能夠直觀地揭示使用者的總體移動規模，例如，某位使用者是否經常在大範圍內移動，或者其活動是否集中在特定區域。該特徵的計算邏輯是根據使用者分組（USER_ID_HASH），對每位使用者的距離數據逐步累加，確保不同使用者的累積距離互不干擾。

- 累積時間（cumulative_time）

為了刻畫每位使用者在觀察時間段內的活動總持續時間，增加了累積時間的特徵維度。其計算方式是以每位使用者的最早時間點作為基準，計算後續時間

點與該基準時間的差值。這樣，每位使用者的累積時間都從零開始，反映了他們相對於最初活動的持續時間。該特徵能幫助分析使用者的行為模式，例如他們的活躍時間分佈和長時間移動行為。

2. 數據模型建構流程

本研究旨在開發一套整合機器學習與深度學習模型的預測框架，用於分析使用者首次進入疲勞狀態的時間差，方法包括數據處理、特徵工程、模型訓練及模型融合四個主要階段。

2-1. 數據處理

在基於一份結構化數據集，我們使用支援向量回歸（Support Vector Regression, SVR）、XGBoost（Extreme Gradient Boosting）和遞迴神經網路（RNN）模型進行非線性回歸分析。此外，為避免用戶在測試時沒有產生疲勞，導致數據集中的疲勞時間存在缺失值問題，採用 KNN Impute 方法進行處理，確保數據的完整性並提高模型訓練的可靠性。KNN Impute 方法以距離作為相似性標準，對每個缺失值尋找最近的 k 個鄰居，基於這些鄰居的數值進行平均或加權平均來完成缺失值的填補。公式如下：

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{m=1}^p (x_{im} - x_{jm})^2}$$

其中 $d(i, j)$ 表示樣本 i 和 j 的歐幾里得距離， $x_{im} - x_{jm}$ 分別為第 m 個特徵的值。填補後的值定義為：

$$x_{missing} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_{neighbor,i}$$

此外，我們也對數值型特徵進行了 Z-Score 標準化確保不同特徵在模型中具有均等的影響力。

2-2. 特徵工程

為了進一步篩選對目標變數 'time_diff_to_first_exhausted' 影響較大的特徵，進行了相關係數矩陣的計算，並選出相關係數中絕對值大於 0.2 的特徵作為模型的特徵輸入，並將這些特徵儲存以確保重現性。另外也利用了對數轉換性質，減少疲憊標籤計算時間時，數值差距過大的誤差造成模型判斷錯誤。

2-3. 模型訓練

研究使用支持向量回歸 (SVR)、XGBoost 和遞迴神經網路 (RNN) 三種模型分別進行預測任務：

- 支持向量回歸模型

模型的訓練過程遵循了數據處理、標準化、模型訓練和性能評估的標準步驟，使用 RBF 核捕捉了特徵與目標值之間的非線性模式，在訓練上準確度約為 0.9861， R^2 Score 為 0.9355，模型能大致學習訓練資料並進行預測。

- RNN 模型

基於 LSTM（長短期記憶網路）構建了一個包含多層結構的 RNN 模型，使用標準化後的數據進行訓練。RNN 能夠捕捉時間序列數據中潛在的非線性模式，特別是在處理非穩定的數據時，能比傳統線性模型更好地捕捉複雜的數據模式。那我們首先將數據轉換為三維結構以滿足 RNN 的輸入需求，模型設計包含 100 個單元的 LSTM 層與 50 個單元的深度層，並在各層之間加入 Dropout 層以減少模型過擬合發生的情況。在訓練的結果中準確度約為 0.8479， R^2 Score 為 0.9393，在學習特徵時間序上還不錯，能夠解釋的能力也非常強。

- XGBoost 模型

XGBoost 結合了 Bagging 和 Boosting 的優點，構建一個擁有 100 棵樹、最大深度為 5 的梯度提升迴歸模型。本模型採用 80% 的數據進行訓練，並基於剩餘 20% 的測試數據進行性能評估。整體的預測數值為 0.9862， R^2 Score 為 0.9952，在訓練方面的學習有顯著效果，但需考慮是否有過擬合、資料集特徵有離異的情況發生，因 MAPE 值異常地高。

2-4. 模型融合

由測試集結果中考慮到 SVR 無法準確判斷個別使用者的疲憊預測狀態，故使用在訓練、測試集中表現尚可的 RNN、XGBoost 模型進行模型融合預測，減少因單一模型過擬合的問題。在模型架構上，先進行了標準化數據、切分、特徵選擇的部分，並基於模型性能調整 RNN、XGBoost 兩者模型的權重，最終得到最佳權重比例為：RNN(0.09)+ XGBoost(0.91)。在訓練集中跑完 Epoch=30，batch_size=32 時，最終的準確率、 R^2 Score 達到 0.9470/0.9928，MAPE 值也相較於 XGBoost 單一模型預測時的誤差降低非常多。

為了能夠將此結果有效保存並能重複被訓練以及預測，我們將該模型的特徵選取、XGB 訓練模型、RNN 訓練模型和標準化結果輸出成四個 pkl 檔，以利在進行測試集模型預測時，能依照訓練方式學習。

第五節、影像模型構建與應用

5.1 圖像擷取方法

在開始測試後，將針對用戶的不同狀態（正常或疲勞）捕捉攝像頭畫面，並提取臉部特徵進行結構化記錄。系統首先根據用戶的狀態將圖像分為正常（normal）和疲勞（exhausted）兩類，並存放於對應的資料夾中。每張圖片的檔名中包含時間戳，作為唯一標識，同時為提升存儲效率，系統對圖片進行壓縮處理，將其從原始 PNG 格式轉換為 JPG 格式，壓縮品質設置為 70，顯著降低文件大小。

在臉部特徵提取方面，系統採用 MediaPipe 技術精確檢測臉部區域，並計算臉部的像素面積。此外，通過橢圓擬合的方式，提取臉部的幾何特徵，包括長軸、短軸以及旋轉角度，這些特徵增強了對臉部狀態的描述能力。為確保數據的完整性與結構化，捕捉到的數據（如時間戳、亮度值、眨眼次數、臉部特徵等）均以 JSON 格式保存，並在每次新增數據時進行自動更新與累積。

5.2 模型選擇與特徵提取

為了實現對正常與疲勞狀態的分類，本研究選用了 OpenAI 提供的 CLIP 模型（ViT-B/32）作為特徵提取工具。CLIP 模型結合了圖像與文本的語義對齊能力，能夠提取圖像中豐富的局部與全局特徵，為分類任務提供強大的支持。在模型加載過程中，我們使用了 PyTorch 框架，並根據設備配置選擇了適用的運算環境，目前系統運行於 CUDA 加速環境下。

在特徵提取的設計上，本研究著重於提取 CLIP 模型的兩個關鍵層特徵。第一層特徵來自模型的初始卷積層，這些特徵捕捉了圖像的局部結構與細節信息。而第二層特徵則來自於變壓器架構的最後一層，該層主要表達圖像的完整影像特徵，能夠更全面地描述圖像的內容與語境。為動態捕捉這些特徵，系統實現了 Hook 函數，實時記錄模型的中間輸出。

在特徵提取之前，所有輸入數據均經過預處理，包括將圖像縮放至 224x224 的標準尺寸，以確保數據符合模型的要求。這一過程不僅提升了模型的運算效率，還保證了輸入數據的標準化，進而提高了提取特徵的穩定性與一致性。

5.3 圖像數據處理與標籤生成

本研究將圖像數據分為兩類：正常狀態（normal）與疲勞狀態（exhausted），並對這兩類圖像進行批量處理與標籤生成，旨在為後續分類模型訓練提供結構化的特徵與標籤數據。在數據處理流程中，系統採用了批量讀取策略，每次處理最多 10 張圖像，以減少內存壓力並提升運算效率。對於每張讀取的圖像，系統通過 CLIP 模型提取第一層卷積層與最後一層變壓器塊的特徵，將這些特徵數據存儲為 .npz 文件格式，以便於後續操作。

在標籤生成階段，系統根據圖像的狀態進行標籤設置，其中正常圖像對應標籤 0，疲勞圖像對應標籤 1，形成一個二元分類問題。這一標籤生成過程使數據結構更清晰，便於後續模型的訓練與測試。

處理完成後，所有提取的特徵數據（如 normal_first_layer_features.npz 等）均被保存在桌面目錄下，為後續的分類模型訓練提供支持。這些數據文件包含了圖像的核心特徵信息，能有效提升模型的分類準確性與性能。

5.4 特徵拼接與數據集拆分

在數據預處理的最後階段，本研究對提取的特徵進行拼接與數據集拆分，為後續的模型訓練與測試做好準備。首先，系統將每張圖像的第一層卷積特徵與最後一層變壓器特徵按行進行拼接，形成完整的特徵向量。隨後，將正常狀態（normal）與疲勞狀態（exhausted）的特徵進一步整合，最終構建一個包含所有圖像的完整特徵矩陣。這一過程確保了數據的結構化與統一性，便於後續分析和處理。

完成特徵拼接後，系統利用 train_test_split 方法按照 70% 訓練集與 30% 測試集的比例對數據集進行拆分。這一拆分策略有效確保了訓練與測試數據的獨立性，避免了模型在驗證階段受到訓練數據的影響，從而提升模型性能評估的準確性。

5.5 分類模型構建與訓練

在分類模型構建與訓練階段，本研究使用了結合 CLIP 特徵的多層感知機（MLP）和卷積神經網絡（CNN）兩種分類模型，CLIP 模型作為前置模組，負責提取圖片的語義特徵，這些特徵包含了圖片的局部細節（如邊緣和紋理）以及高層語義訊息（如內容的全局語義和關聯性）。MLP 模型將這些特徵向量作為輸入，結合三層結構進行分類，隱藏層大小設置為 512，通過 500 次迭代訓練，能夠捕捉特徵間的關聯，適合處理結構化數據分類。CNN 模型則進一步將 CLIP 提取的特徵重塑為多通道張量，通過多層卷積結構學習特徵，結合池化層提取重要訊息，並最終使用全連接層完成分類。

模型訓練基於構建的訓練集數據進行，並使用驗證集在訓練過程中檢測模型的表現，以確保模型能夠穩定學習數據特徵並防止過擬合。在訓練完成後，我們利用測

試集對模型進行全面評估，計算分類準確率、精確率（precision）、召回率（recall）和 F1 分數，詳細分析模型在不同類別上的分類能力。

為了更貼近實際應用，我們進一步隨機抽取測試數據進行模型驗證，模擬真實場景中的圖片分類效果。這樣的雙重評估方法，既檢測了模型在整體數據上的穩定性，又測試了其對新數據的適應性。

5.6 模型保存與應用

在模型保存與應用方面，我們將訓練完成的多層感知機（MLP）模型和卷積神經網絡（CNN）模型分別保存為 `mlp_model.pkl` 和 `cnn_model.pth` 文件。這種保存方式不僅確保了模型的穩定性和可重複性，還便於後續在系統中加載與應用。保存後的模型可以快速應用，並直接集成到預測模組中作為分類工具。

在應用階段，系統可以加載保存的 MLP 或 CNN 模型，對新獲取的圖像數據進行高效的分類分析。系統會根據分類結果，準確判斷圖像所代表的狀態（如「正常」或「疲勞」），並根據分析結果觸發相應的應對機制。例如，在一分鐘內系統會截取 600 張圖片進行分析，當超過六成的圖片被判定為「疲勞」時，系統會將該分鐘記錄為「疲勞狀態」。如果連續三分鐘處於「疲勞狀態」，系統將自動跳出提醒框，提示。為了實現即時反應和數據處理的需求，系統當前使用保存的模型進行推理，但因模型本身的運算量較大，處理過程需要一定時間。儘管如此，系統仍能準確分類並根據結果觸發對應的提醒或處置措施。未來的工作將重點放在進一步優化模型推理速度和架構，以縮短處理時間並提升應用效率，從而更好地應對實時性需求。

此外，本研究還通過對比 MLP 和 CNN 模型的測試結果（包括準確率、召回率、F1-score 等性能指標），綜合考量模型的分類表現與實用性，從而選擇最適合實際應用的模型。這種基於數據驅動的決策過程，能確保最終部署的模型在準確性和性能上都達到最佳效果。同時，模型的保存與應用設計也為後續系統的升級和模型替換提供了極大的靈活性與擴展性，為實現高效的圖像分類與狀態監測奠定了技術基礎。

第三章、研究成果

第一節、系統介面介紹

1. 首頁

此介面為系統的首頁，設計靈感來源於復古電視、視力表，以及藍色的柔和色

調，展現出復古懷舊的路線。同時，字體的設計偏向復古遊戲風格，這種選擇加強了介面的懷舊風格與辨識度。系統名稱「Eye Myself」則是一個諧音雙關語，意指「愛護眼睛，愛護自己」，強調了該應用程式旨在提升用戶對自身眼部健康的關注與保護。此外，當滑鼠移動至右上方的三個圖標時，由左至右分別會顯示「Sign up」（註冊）、「Edit」（編輯）、和「Analysis」（分析）的標籤，這進一步強化了圖標的功能提示，使用戶在進行選擇時更加直觀，從而提高了介面的操作性和易用性。

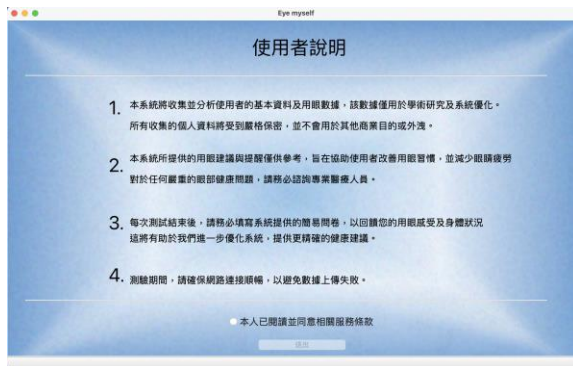
2. 註冊頁面(Sign Up)

若用戶為首次註冊，在點選「Sign up」後會跳出「使用者說明」頁面（圖八），其內容旨在向用戶提供使用該應用程式前的重要資訊與使用條款的明確說明。頁面底部附有確認選項「本人已閱讀並同意使用條款」，用戶需勾選後才可進行下一步操作。此設計符合使用者介面設計中對於使用條款的告知義務，並通過確認步驟來強化用戶對條款的認知，確保其使用行為的合規性。



圖七、首頁

按下「送出」後，便會跳至用戶資訊填寫頁面（圖九）。頁面設計包含多個輸入欄位，供用戶填寫個人資料以及一些相關的健康及生活習慣問卷（詳細內容請見表一）。頁面下方的「Save」按鈕提供用戶保存所填資訊的功能，幫助系統根據個人資料提供更精準的服務。



圖八、使用者說明介面



圖九、用戶資訊填寫頁面(USER_INFO)

3. 編輯頁面(Edit)

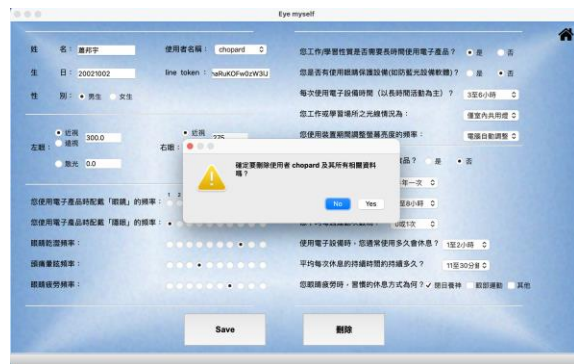
當使用者有更新個人資料的需求時，可進入「Edit」頁面進行資料修改。為了支持多位使用者在同一台電腦上使用系統，本系統將「使用者名稱」設為主鍵

(primary key)，並要求使用者在修改資料前先選取所要更新的使用者名稱。選取後，系統會將相關欄位開放為可編輯狀態，並顯示該使用者的當前資料，以供修改。

當使用者完成編輯並按下「Save」按鈕時，系統將彈出確認視窗顯示「已更新完畢」(圖十)，隨後自動跳轉回首頁(參見圖七)。若使用者選擇「刪除」按鈕，系統會首先彈出確認視窗，詢問使用者是否確定刪除資料，並將預設選項設置在「No」按鈕，以降低誤刪的可能性(參見圖十一)。若確認刪除，該使用者名稱所對應的所有數據將從資料庫中完全移除。若未來需再次使用相同名稱，則必須重新註冊方可使用。



圖十、用戶編輯介面-Save



圖十一、用戶編輯介面-刪除

4. 測試頁面(Start)

在測試介面中，考慮到背景顏色過於鮮豔，會影響到實際測驗出來的結果，因此在這部分將底圖的飽和度再降低，減少螢幕對使用中眼睛的刺激。

在開始測試前的介面中，設計了包含眼部活動監測和閾值設置功能。在用戶選取使用者名稱(username)後，可按下「Camera」按鈕啟動攝影機以進行臉部識別，同時開放點選「Suggestion」和「Start」按鈕。在按下「Camera」之前(圖十)，我們將「Suggestion」和「Start」按鈕預設為無效狀態，以防止使用者尚未開啟鏡頭測量適當閾值就進行檢測，提高系統判定眨眼、環境亮度、距離的準確率。

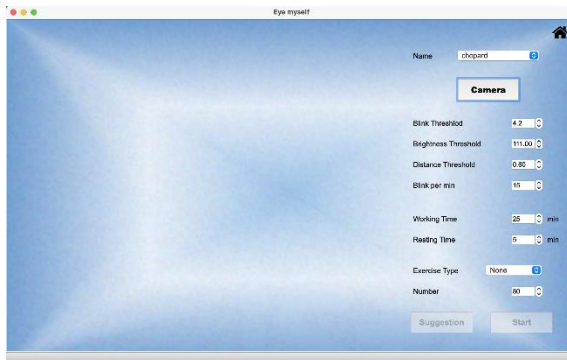
當攝影機啟動後(圖十三)，使用者可以設置相關參數，包括「Blink Threshold」(眨眼閾值)、「Brightness Threshold」(亮度閾值)、「Distance Threshold」(距離閾值)以及「Blink per min」(眨眼次數下限)。這些參數允許使用者根據個人需求設定監測靈敏度和環境條件，以確保監測結果的準確性。系統將即時顯示使用者臉部的影像，並進行臉部特徵標記以及偵測眨眼次數、距離及亮度變化等指標，這些數據用於分析使用者的用眼狀況，也可以作為用戶設定閾值的參考值。詳細指標分別為：

- FPS (Frames Per Second)：顯示系統攝影機的即時影像更新頻率。例如，FPS 值為 26.7，則表示攝影機每秒捕捉約 26.7 幅畫面。較高的

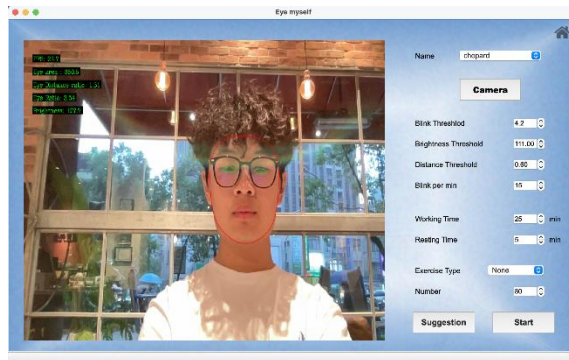
FPS 有助於提高監測數據的準確性和即時性。

- Eye Area：表示眼部區域的像素面積大小。該數據可用於計算 Eye Distance Ratio，從而提供用戶與螢幕的距離。
- Eye Distance Ratio：顯示左右眼間距與參考距離的比率(詳細算法請參考第二章.第二節.3.3 距離閾值檢測說明)。該比例值有助於確保使用者與攝影機之間的距離符合預設閾值，從而提高監測的精準度。
- Eye Ratio：表示眼睛開合程度的指標。可用於檢測眨眼動作，並且根據該數據判斷使用者的眨眼頻率，以監測其用眼狀況(詳細算法請參考第二章.第二節.3-1 眨眼閾值檢測說明)。
- Brightness：此數值表示即時環境光線強度。亮度數據的監測有助於確保使用者處於適當的光線條件下進行眼部監測，避免光線過強或過弱對系統準確度的影響。

針對首次使用系統的用戶，提供「Suggestion」按鈕點選，系統會自動填入符合該用戶的推薦參數。此外，使用者可以設置「Working Time」（工作時間）、「Resting Time」（休息時間）及「Exercise Type」（運動類型）等參數，以定義測試和休息的時間週期。其中，運動類型可選擇「無」、「閉眼休息」和「開合跳」。最後，按下「Start」按鈕則開始進行測試。



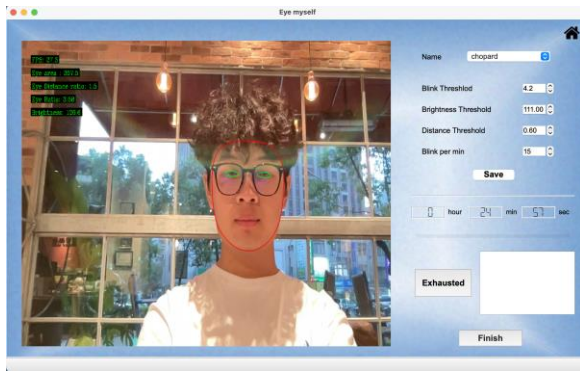
圖十二、開啟相機前介面



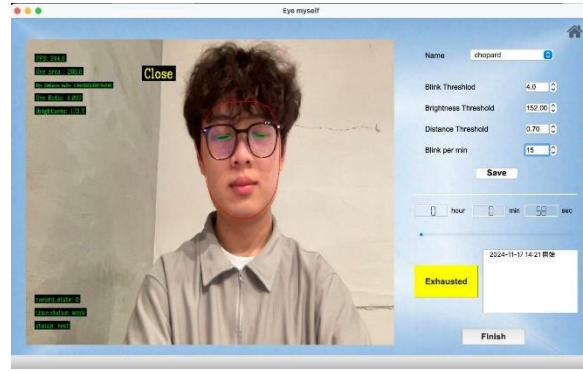
圖十三、開啟相機後介面

開始測試後，介面右側從上至下依次設有調整閾值區、工作時間軸區及疲勞紀錄區。調整閾值區提供用戶依據工作情境與當日狀況自主設置監控靈敏度，並透過按下「Save」按鍵即時更新閾值調整模型判斷準確率。工作時間軸區則顯示設定的工作時間，協助用戶掌握工作時長。

疲勞紀錄區內設有疲勞按鍵，便於即時追蹤用戶的疲勞狀態。當用戶感覺疲勞時，按下疲勞按鈕觸發紀錄；首次按下時，按鍵以反黃作為標示(圖十五)，並在小白板顯示疲勞開始時間。當再次按下時，按鍵恢復原色，系統即刻記錄疲勞結束時間，以便後續疲勞分析。初次按下疲勞按鍵時，系統會彈出視窗詢問是否進入休息狀態；若選「是」，即結束工作時段並進入休息。若選「否」，系統將於 15 分鐘後再次詢問；若再次選「否」，下一次詢問間隔縮短至 10 分鐘，依次類推。



圖十四、測試中介面



圖十五、疲勞按鍵啟動後的狀態

5. 休息介面(Rest)

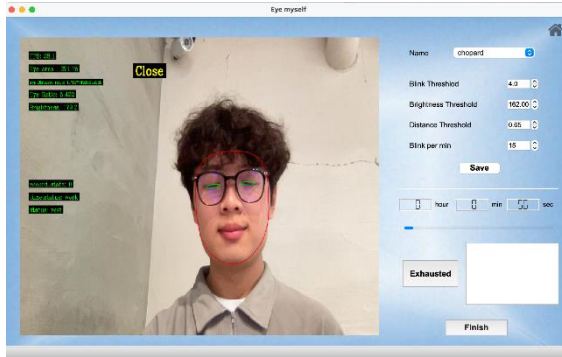
本研究設計了三種休息模式，即「無」、「閉目養神」和「開合跳運動」，以提升用戶的用眼舒適度並促進身心放鬆。在系統運行過程中，用戶可以選擇任一模式進行實踐。以下對「閉目養神」和「開合跳運動」這兩種模式的功能與設計進行詳細說明。

● 閉目養神 (Close Eye)

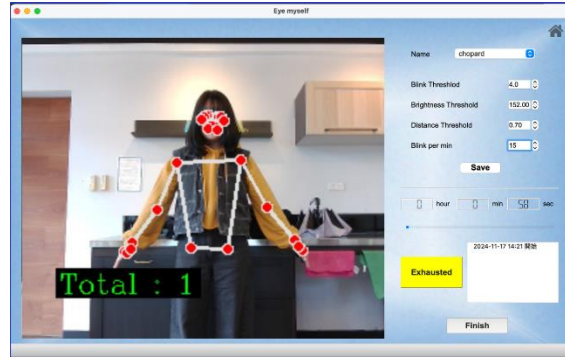
此模式旨在透過讓用戶短暫閉目，緩解眼部疲勞並放鬆大腦。在此模式下，系統通過 Mediapipe 技術實現對用戶面部的即時檢測(圖十六)，並持續監控眼睛閉合的狀態。如果檢測到用戶達到設定的閉眼時間，系統會顯示「Close」提示，確認用戶完成休息。該模式的主要設計目的是簡單且高效，適合工作間隙的短暫休息。

● 開合跳運動 (Jumping Jack)

此模式通過全身運動促進血液循環，達到活躍身心的目的。系統運用 Mediapipe 的人體姿態檢測技術，對用戶進行動作跟蹤並計算完成的開合跳次數(圖十七)。具體而言，系統通過肩部和四肢的位移特徵判斷每次開合跳的完整性，並在介面中實時更新完成次數，為用戶提供直觀的數據反饋。這一模式適合需要長時間靜坐的用戶，在休息階段加入簡單運動以增強體能和集中力。



圖十六、休息狀態-閉目養神



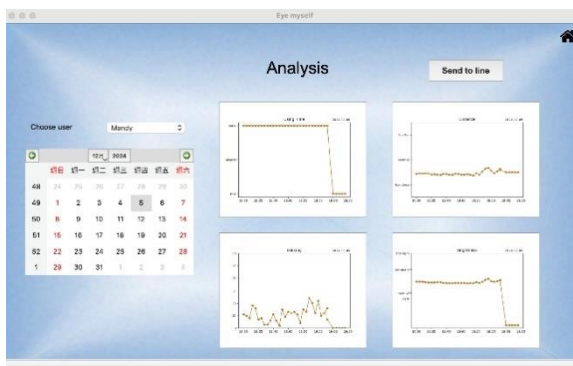
圖十七、休息狀態-開合跳

6. 每日報表分析(Analyze)

在每日報表分析的介面中，透過結構化的數據呈現，提供使用者一個直觀解每日使用行為與健康狀態的管道(圖十八)，從而支持視覺健康的管理與行為改善。該功能結合資料庫檢索與圖形化介面設計，提供多維度的數據回顧與深入分析。

每日分析報表的核心在於整合用戶的多項數據，包括眨眼次數、環境亮度、眼睛與螢幕之間的距離變化以及休息階段的執行情況。系統將根據特定日期範圍提取相關數據，並對其進行過濾與整理以保證數據的準確性與一致性。處理後的數據通過圖形化介面以折線圖的形式展示，幫助使用者快速掌握當日的用眼模式與健康指標。

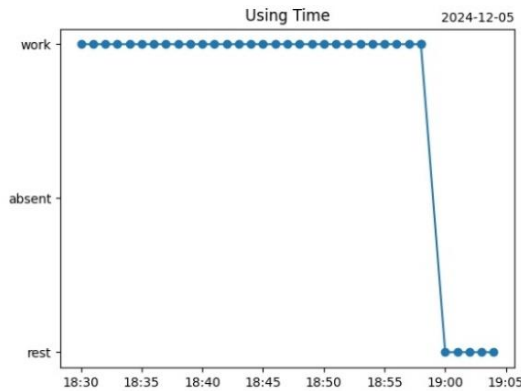
在報表功能中，系統提供詳細的數據統計摘要，涵蓋累積工作與休息時間(圖二十)、用眼距離的平均值(圖二十一)、平均眨眼次數(圖二十二)以及平均環境亮度(圖二十三)等指標。此外，使用者可透過日曆視圖選擇任意日期，快速切換至該日的詳細報表頁面，進行歷史行為的回顧與對比分析。最後，系統支持數據的匯出功能，用戶可將分析結果保存為 PNG 格式文件，藉由按下「Send To Line」的按鈕，傳送至已綁定的 Line 帳戶中作保存(圖十九)。



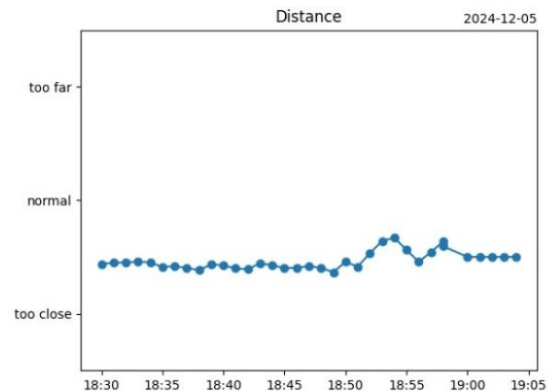
圖十八、每日報表分析介面



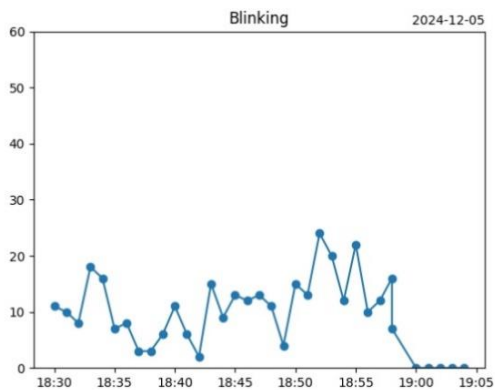
圖十九、傳送至 Line 示意圖



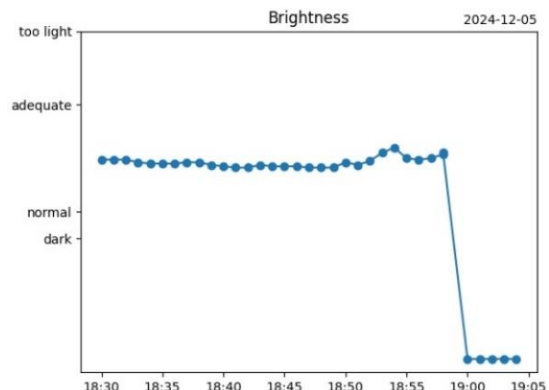
圖二十、當日使用狀態分布



圖二十一、當日與螢幕距離分布



圖二十二、當日平均眨眼次數分布



圖二十三、當日環境亮度分布

第二節、資料蒐集結果與數據分析

1. 數值型資料

本研究的數據收集涵蓋 20 位受測者，年齡範圍為 20 至 60 歲，不限性別，收集期間集中在 9 至 12 月之間。每位受測者參與多次測試，每次測試時間至少為 30 分鐘，以確保能夠記錄完整且具有代表性的數據。數據收集結果顯示，共蒐集了 15,000 筆數值型資料，內容涵蓋多項與用眼行為相關的指標，例如測試過程中的使用時間、環境條件及疲勞狀況等。

2. 影像擷取數據

為了分類保存用戶的不同狀態圖像，本研究在當前系統路徑中設置兩個資料夾，分別記錄用戶在正常狀態（normal）和疲勞狀態（exhausted）下的圖像。每張圖片均以時間戳作為文件名，並按照以下結構保存

```

photos/
├── exhausted/  # 疲勞狀態圖像
└── normal/    # 正常狀態圖像

```

其中，正常狀態資料夾（normal）包含用戶在非疲勞狀態下的圖像數據，共捕捉多張圖像以進行後續分析；疲勞狀態資料夾（exhausted）則包含用戶在疲勞狀態下的圖像數據，分類標記為 "exhausted"。存取的圖像總計超過八萬張。

在系統開始測試時，為每位用戶建立一個 JSON 檔案，存放於「正常狀態」與「疲勞狀態」的資料夾中，用以記錄測試期間的相關數據。這些檔案包含了多個關鍵數據字段，其中 Timestamp 是記錄數據擷取時間的時間戳，格式為 YYYYMMDD-HHMMSS-fff，每筆數據都擁有唯一標識；brightness 則反映環境的光照情況，通過計算圖像的平均亮度值而得。此外，系統會記錄用戶在每分鐘內的 blink_count，即眨眼次數，作為輔助判斷疲勞狀態的重要指標。

同時，數據還包含用戶的 state 標籤，將狀態劃分為「正常（normal）」與「疲勞（exhausted）」。為了分析用戶與攝像頭的距離，系統會計算臉部在影像中的 face_area（臉部像素面積），該數值由檢測框的寬高推導而來。此外，系統亦提取 ellipse_params，即臉部輪廓的橢圓幾何參數，這些參數能夠輔助分析頭部姿勢與臉部特徵變化。

透過將以上資訊結構化存入 JSON 檔案，系統能夠有效追蹤每筆測試數據，為後續的數據分析與模型訓練提供詳細的資料支持。

```

14      {
15          "timestamp": "20241202-114459-498",
16          "brightness": 154.38320408528645,
17          "blink_count": 0,
18          "state": "normal",
19          "face_area": 41616,
20          "ellipse_params": {
21              "long_axis": 404.0,
22              "short_axis": 539.0,
23              "angle": 72.76884460449219
24          }
25      },
26      {
27          "timestamp": "20241202-114459-677",
28          "brightness": 154.46958303710937,
29          "blink_count": 0,
30          "state": "normal",
31          "face_area": 41209,
32          "ellipse_params": {
33              "long_axis": 408.0,
34              "short_axis": 598.0,
35              "angle": 74.77569580078125
36          }
37      },

```

圖二十四、Json 檔案內容示意圖。

第三節、數據模型準確度與效能評估

本研究的預測模型在測試數據上的平均絕對誤差 (MAE) 為 8.5172，表明模型預測值與實際值之間的平均偏差約為 8.51 單位，具有一定的穩定性。準確率 (Accuracy) 達 71.60%，且在 71.60% 的測試樣本中，模型的預測值與實際值的誤差在 0.5 單位範圍內。這表示模型在大多數情況下能提供較準確的預測結果，具有一定的實用價值。然而，模型的準確性在特定樣本上的表現可能受到資料異質性的影響，需要進一步優化以提升整體性能。此外，不同使用者在資料份數上也有所差異會影響到模型整體的穩定性。

模型的均方誤差 (MSE) 為 276.4518，顯示在某些樣本中存在較大的誤差，對於極端值的敏感性可能導致性能下降。同時，模型的決定係數 (R^2) 為 0.0975，表明模型對目標變量的解釋能力較低，甚至未能優於基準模型。這一結果可能暗示，當前模型未能充分捕捉特徵與目標變量之間的非線性關係，可能需要進一步改進特徵選擇或模型結構，以更好地擬合數據分布。

另外，我們也針對此問題對各特徵的重要性進行了探索性分析，以確定其對模型預測的貢獻。從結合特徵的標準化係數與特徵工程變數，發現某些特徵在決定預測結果時具有較大的影響力，而其他特徵的貢獻相對較低。這樣的結果可為後續研究提供方向，例如進一步優化數據特徵，或在未來的應用中針對極高、極低影響力特徵進行更精細的數據收集，甚至整併相同類型之特徵類別。

綜合來看，本模型擁有基本的預測性能，能有效應用於目標數據集的回歸分析需求。然而，仍有部分數據點的預測誤差超出容忍範圍，這可能與數據集中存在的極端值或異常值有關。可能與目前判斷疲憊方式是以人為手動調整，其中可能存在許多雜訊導致 MAPE 的值過高的原因，因此我們也另外使用影像偵測模型來訓練模型的疲憊辨識。未來的工作希望能持續引入異常檢測機制，結合更先進的學習模型（如混合模型或深度學習框架）進一步提升預測能力。

第四節、影像模型準確度與效能評估

本研究採用 CNN 模型進行影像分類，測試集準確率為 69.07%，顯示出模型具備一定的分類能力。在測試集的分類報告中，模型對 疲勞 類別的預測效果優於正常 類別。具體而言，對 疲勞 類別，模型的精確率為 65%，recall 高達 96%，F1-score 為 77%，顯示出模型能夠有效捕捉到該類別的特徵，對疲勞樣本的識別靈敏度較高。而對於 正常 類別，雖然精確率達到 88%，但 recall 僅有 36%，導致 F1-score 僅為 51%，顯示出模型在該類別的識別能力有限。

從整體表現來看，Macro 平均的 F1-score 為 0.64，Weighted 平均的 F1-score 為 0.66，這反映了模型在處理兩個類別時存在一定的不均衡性。這種不均衡現象可能與訓練數據的分布有關，具體來說，「疲勞」類別的樣本數量（6160）顯著多於「正常」類別（4642）。在樣本分布不平衡的情況下，模型更傾向於預測樣本數量較多的類別，從而導致「正常」類別的 recall 偏低。

研究結果顯示，CNN 模型在疲勞影像識別上表現出了較高的靈敏度和穩定性，尤其在「疲勞」類別的 recall 達到 0.96，表明模型具備良好的特徵提取能力，能捕捉到疲勞影像的關鍵特徵，這對於實際應用場景，如駕駛員疲勞檢測、工作環境監測等具有重要意義。然而，模型在「正常」影像的識別上仍存在明顯不足，低 recall 意味著部分正常樣本被誤判為疲勞，這可能對應用的實際效果帶來誤差。

此外，Macro 和 Weighted 平均的 F1-score 差異（0.64 和 0.66）進一步表明，模型在類別不平衡數據上的表現需要改進。儘管如此，本研究的結果證實了 CNN 模型在影像分類上的應用潛力，尤其是其在處理疲勞樣本方面的高效性，為後續研究提供了一定的基礎。

未來研究將著重提升模型對「正常」類別的召回能力，通過更精確的特徵提取技術或改進數據處理方法，改善模型在類別間的平衡性，實現更穩健的分類表現。

第五節、即時提醒系統

在用戶開始進行測試後，將啟動一個及時提醒的機制，系統將透過持續監測使用者的臉部狀態，實現疲勞檢測與即時通知。其核心為基於已預訓練完成的多層感知器（MLP）模型，並結合臉部偵測技術（MediaPipe）實現準確的狀態判定。啟動偵測時，系統會以每 0.1 秒的頻率捕捉使用者的臉部影像，並將其存入與執行檔同一路徑的 photos/normal 資料夾中，記錄過程中每分鐘生成約 600 張影像。

為了減少單次影像處理的延遲，系統會以批次方式進行分類，每次取 10 張照片送入模型進行判定，並統計當分鐘所有照片的分類結果。如果某分鐘內有 60% 或以上的照片被分類為疲勞（即標籤為 1），則該分鐘會被判定為疲勞狀態。系統進一步根據連續的分鐘判定結果進行狀態監控，當連續三分鐘均判定為疲勞時，會即時向使用者發出提醒，建議其進行適當的休息。

為避免因大量影像堆積導致性能下降，系統在完成分類後會自動清理已處理過的照片，以維持資源使用的高效性。此外，當使用者按下疲勞按鈕或進入休息模式時，系統會暫停影像的分類與檢測過程，直至用戶再次啟動測試。

第六節、預測分析系統

預測分析系統是本研究的核心功能之一，透過整合用戶歷史數據與預訓練的 XGBoost 和 RNN 模型，提供準確的疲勞時間預測，並以直觀的方式將結果呈現給使用者。

當用戶選取其名稱 (username) 後，系統會自動檢索該用戶的歷史數據檔案 (CSV 格式)。這些數據已經過合併、編碼和特徵工程處理，包含距離、亮度、眨眼次數以及其他關鍵參數。如果成功檢索到歷史數據，則該用戶被判定為舊用戶，系統會將這些數據作為輸入餵入預訓練的 XGBoost 和 RNN 模型進行預測，並輸出預估的疲勞時間。

預測結果會以視窗的形式跳出並呈現給用戶，顯示具體的疲勞時間。例如，當系統預測出用戶在 35 分鐘後開始感到眼睛疲勞時，視窗會顯示「預估 00:35:00 開始感到眼睛疲勞」的文字內容，並附加提示用戶適當休息以保護視力。同時，若預測的疲勞時間超過預設的 25 分鐘工作時間，系統會自動更新工作時間為新的疲勞時間，幫助用戶更合理地安排工作與休息；反之，若疲勞時間小於 25 分鐘，則維持原定工作時間不變，以避免工作間隔過短影響效率。

在測試結束後，系統會將新增數據進行預處理，生成最新的歷史數據文件，供下一次使用時使用，形成一個不斷優化的數據循環。每次測試完成後的數據更新，能夠為模型提供更豐富、更準確的樣本支持，進一步提升預測效果。

第四章、結論

本研究開發了一套基於影像處理與數據分析的眼部疲勞偵測系統，透過即時監控與數據自動回傳的機制，為使用者提供有效的眼部健康管理方案。研究結合了 Mediapipe 人臉偵測技術、KNN、XGBoos、RNN 模型以及影像分類模型 (SVR、CNN)，實現眨眼次數、環境亮度與距離的多重監測功能，並設計出動態閾值調整機制，以滿足不同個體的需求。系統也通過每日分析報表與用戶回饋，不斷優化模型性能，為未來的系統拓展提供結構化的數據支持。

為減少數據預測可能引入的主觀偏差，未來研究將更加注重影像辨識技術的整合與應用。通過深入分析用戶的微表情及臉部特徵，系統將能更準確地預測疲勞狀態，進一步提升模型的可靠性與應用價值。同時，此方向能有助於避免主觀因素對結果的影響，增強預測的科學性與準確性。

然而，現階段系統仍存在一些需要改進的方面。首先，在偵測精度上，核心演算法的穩定性與眨眼行為判斷的準確性仍需優化，以提升數據結果的真實性與可靠性。其次，為實現更廣泛的應用場景，系統應拓展至手機和平板等多種電子設備，提供跨平台的應用功能。此外，增強對 Windows 和 macOS 等操作系統的兼容性，將有助於吸引更多不同設備用戶的使用。同時，自適應介面設計與數據加密保護功能也是未來開發的重要方向，這將確保用戶體驗的友好性與隱私的安全性。

因此，本研究提出若干未來應用場景與合作方向。例如，結合智慧型穿戴裝置，以便近距離監測用戶的用眼狀態，實現健康與科技結合的生活方式；與眼科診所或健康檢查機構合作，推廣護眼健康理念，並透過數據支持幫助用戶改善用眼習慣；結合智慧醫療政策，實現員工用眼狀態的定期監測，提升工作效率並降低視力相關健康問題的發生率。

綜上所述，本研究在技術開發與應用實現方面均具備一定的開創性。未來將持續致力於系統功能的完善與多元應用的探索，期望在護眼健康領域發揮更大的社會影響力。

參考文獻

1 · Zhao, L. L., Yu, Y. Y., Yu, W. L., Xu, M., Cao, W. D., Zhang, H. B., Han, L., & Zhang, H. D. (2013). Chinese journal of industrial hygiene and occupational diseases, 31(5), 375 - 378.

2 · 吳宥橙. (2023). 使用深度學習促進電腦使用者之眼睛保健 (Using deep learning to improve vision health care of computer users). 成功大學博碩士論文系統.

3 · Çetintaş, D., & Firat, T. T. (2021). Eye-tracking analysis with deep learning method. In 2021 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT) (pp. 512-515). Zallaq, Bahrain: IEEE.
<https://doi.org/10.1109/3ICT53449.2021.958194>.

4・林書慨（2015）。視覺疲勞與眼睛調節系統之相關研究。〔碩士論文。中山醫學大學〕臺灣博碩士論文知識加值系統。

<https://hdl.handle.net/11296/34hmbz>。

5・鄭博文、陳澤明、洪士涵，不同環境因子對於長期電腦使用者閱讀績效與視覺疲勞之影響，中國工業工程學會 95 年度年會暨學術研討會，Editor. 2006.

6・謝宛容（2016）。不同條件下使用行動裝置時對視覺疲勞之探討。〔碩士論文。逢甲大學〕臺灣博碩士論文知識加值系統。

<https://hdl.handle.net/11296/k33ar3>。

7・Wang, C. P., Lin, K. K., Hou, C. H., Yang, M. L., Chen, Y. W., & Lee, J. S. (2016). VISUAL functional test. 中華民國眼科醫學會雜誌, 55(), 6-12. doi:10.30048/ACTASOS.201612_55.0002

8・李德松（2006）。電子紙顯示器使用者的視距、螢幕角度、視覺績效與疲勞。〔博士論文。國立臺灣科技大學〕臺灣博碩士論文知識加值系統。

<https://hdl.handle.net/11296/e8k8sf>

組員工作表

成員	工作內容
周雨舒(組長)	後端系統與功能架設、資料庫處理與上傳、資料預處理、成果報告書撰寫、PPT 製作、報告者
林怡玢	資料庫處理、影像模型訓練、成果報告書撰寫、PPT 製作
蕭邦宇	UI 設計與介面架設、影片拍攝與製作、成果報告書撰寫、PPT 製作
趙永鈞	後端系統與功能架設、資料庫處理與上傳、數據模型訓練、模型導入系統
蔡佳芯	UI 設計與介面架設、資料預處理、數據模型訓練、成果報告書撰寫、PPT 製作