

非侵入式穿戴式量測裝置於血液量測之研究：以血糖為例

鍾季甫

國立臺北科技大學電機工
程系 計畫專任助理

張書愷

國立臺北科技大學電機工
程系 計畫專任助理

盧柏文

衛生福利部雙和醫院(委託
臺北醫學大學興建經營)
消化內科 主治醫師
19617@s.tmu.edu.tw

鄒居霖

新國民醫院腎臟內科主任

許永和

新國民醫院院長

張正春

國立臺北科技大學電機工
程系 副教授
ccchang@ntut.edu.tw

摘要

近年來，可偵測生理資訊之穿戴式裝置盛行，許多人將其作為健康管理一項利器，透過穿戴式裝置收集之生理資訊，例如：心率、血壓、血氧濃度、睡眠分析...等等監測參考，藉此幫助民眾監控身體健康狀況，目前已有相關論文在探討非侵入式量測裝置或非侵入性的量測方法，以及基於非侵入式穿戴式量測裝置並借助深度神經網路模型進行血糖數值的偵測。

有鑒於此，本研究將基於非侵入式穿戴式量測裝置探討是否能透過深度學習的各類模型框架，提高非侵入式穿戴式量測裝置於血糖量測的準確度，本研究實驗依序為，介紹實驗所使用的非侵入式之穿戴式量測系統、臨床環境收集血液光譜數據、建立血液光譜資料集，以及探討光譜訊號演算法之相關模型建立。

關鍵詞：穿戴式裝置、非侵入式量測、神經網路模型

1. 前言

隨著科技的進步與民眾健康意識的提升，穿戴式裝置已成為許多現代人生活中不可或缺的配件。目前市面上的穿戴式裝置主要有智慧型手錶和手環，這些穿戴式裝置能夠監測使用者的日常活動，例如步數、心率、血氧濃度、心電圖和睡眠深度等生理訊息，提供使用者實時的生理數據，幫助使用者管理個人健康，這些生理資訊亦可作為醫師進行診斷的參考數據，幫助他們更加了解病人的健康狀況。近年來，穿戴式裝置被廣泛應用於醫療領域，更是成為了早期發現疾病症狀的方法之一，這也彰顯了穿戴式裝置在健康監測中的潛力。

在醫療領域，血糖是十分重要的生理數值，人體的許多功能及疾病症狀都能夠通過血糖進行判斷與評估，例如糖尿病患者有時會因胰島素分泌不足或身體無法有效利用胰島素而導致血糖數值過高[1]。對於需要隨時監測自己身體狀況的人群來說，一個能夠準確量測血糖數值的非侵入式穿戴式裝置將會是個非常有幫助的工具。如此一來，不僅可提升慢性病患者的生活品質，亦可減輕他們的痛苦，同時可提供連續和即時的健康數據，進而作為醫生

作出醫療決策時的參考依據。然而，值得注意的是，目前在量測血糖等血液數值時，仍然需要透過侵入性的方式進行，這不僅會讓患者感到不適，還可能進一步引發傷口感染等風險。除此之外，血糖更是一個十分重要的生理數值，

有鑒於此，若可開發一套非侵入式穿戴式血糖量測系統，既可量測人體的血糖數值，又可進行即時的照護監測，並且系統性地傳輸和儲存這些資訊，醫護人員便可以立即掌握病患的健康狀況，民眾也能夠自主監測自己的身體健康，如此一來，民眾不須特地前往醫院就能為自己的健康把關，讓現代人在上班忙碌的同時也能夠隨時查看家中親人的生理數值，這樣一來，更加有助於台灣智慧醫療進一步的發展，亦能夠稍微減輕醫療照護量能的龐大負擔。

1.1 研究動機

傳統的血糖量測方法大多為侵入性，例如使用血糖儀扎針或是按針抽血等，不僅會給患者帶來疼痛感與不適，還可能增加傷口感染的風險，也相對降低民眾就醫的意願。為了解決這些問題，光體積描記圖法 (Photoplethysmography, PPG) 提供了一種便捷且精確的生理數值量測技術，特別適用於穿戴式裝置。多波段 PPG (Multi-wavelength PPG, MW-PPG) 技術近年來逐漸受到關注，透過不同波段的光譜訊號穿透皮膚的不同深度進行量測，這項技術已被應用於血氧濃度和血壓的量測。然而，其他血液生理數值與 PPG 技術的關聯性仍未得到充分研究，相關產品也未能問世，尤其是血糖量測。

因此，本研究將使用全波段 PPG (All-wavelength PPG, AW-PPG) 光譜感測系統，結合訊號處理演算法、行動裝置應用程式和深度神經網路，開發一款非侵入式穿戴式血糖量測系統。該系統將增加光譜感測技術的波段，實現全波段感測，並保持體積小且非侵入性的特點。為了驗證此系統的有效性，本研究將在醫院進行實驗，收集病患的光譜訊號和血液相關數據，並聚焦於量測血糖數值。此系統的開發將有助於提升醫療護理的便利性，並具有成為未來健康監測和遠程護理重要工具的潛力。

1.2 相關研究

1.2.1 使用機器學習對智慧型手機 PPG 訊號進行血糖值迴歸

Tanvir Tazul Islam 等人於論文中提出了一種基於智慧型手機影像的非侵入性血糖監測方法[6]。利用智慧型手機的鏡頭拍攝手指尖的影像，並將影像轉換為 PPG 訊號。為了消除高頻雜訊、光學雜訊和運動干擾，使用了高斯濾波器和非對稱最小平方法 (Alternating Least Squares, ALS) 進行預處理。從預處理後的 PPG 訊號中提取了若干特徵，包括收縮峰和舒張峰、連續峰之間的時間差 (Delta T)、一階導數和二階導數峰等。這些特徵被輸入到主成分迴歸 (Principle Component Regression, PCR)、偏最小平方迴歸 (Partial Least Squares regression, PLS 迴歸)、支援向量迴歸 (Support Vector Regression, SVR) 和隨機森林迴歸 (Random Forest Regressor, RFR) 模型中進行血糖預測。

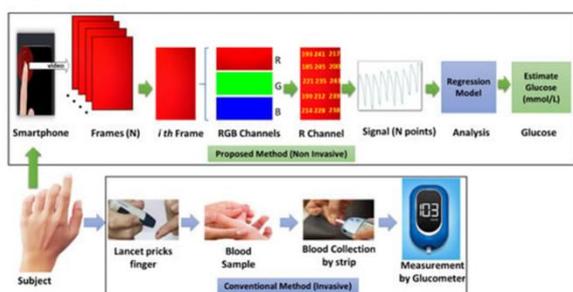


圖 1.1 Tanvir Tazul Islam 等人於 MDPI 期刊發表的論文提出之研究架構圖 [6]

1.2.2 使用機器學習實現非侵入式血糖量測

Shantanu Sen Gupta 等人於論文中提出了一種基於 PPG 和機器學習的非侵入性血糖量測方法[8]。該研究的主要目的是開發一個能夠非侵入性地監測健康指標的商業原型系統。該系統包括一個基於 ESP32-PICO-V3 微控制器的 PPG 設備，使用紅光、綠光、和紅外線 LED 進行資料採集，並同時採用透射型和反射型資料採集系統。

研究中提取了 17 個顯著特徵，包括零交叉率、自相關、功率譜密度、Kaiser-Teager 能量、頻譜分析、小波分析、自回歸係數、血氧飽和度、心率、呼吸率等，並使用隨機森林與 XGBoost 兩種迴歸演算法來預測實際血糖值。研究結果表明，該系統能夠以較高的臨床準確度預測血糖值，在克拉克誤差網格 (Clarke Error Grid) 中，96.15% 的數據在 A 區域，3.85% 的數據在 B 區域，且 0% 的數據位於危險區域，顯示出臨床級別的準確性。

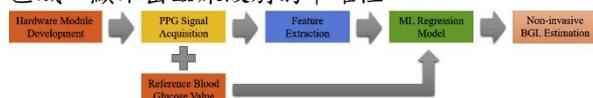


圖 1.2 Shantanu Sen Gupta 等人發表 Elsevier 期刊的研究方法架構圖 [8]

2. 研究方法

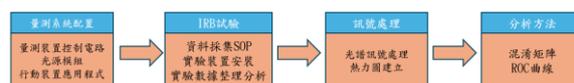


圖 2.1 研究架構圖

初步為了進行臨床資料採集，本研究採用一非侵入式穿戴式血糖量測系統，同時需採用一採集訊號用的行動裝置應用程式，提供研究人員方便於收案現場收集資料。本研究在環境控制條件下，實際進入醫院進行小型 IRB 人體試驗，採集到的訊號伴隨著受試者的抽血報告對訊號進行分析，研究其血糖數值是否能透過非侵入性的量測方式來判斷生理數值是否正常，同時將於 IRB 試驗中收集到的訊號及資料進行深度學習的模型訓練，在訊號處理的方式中將原始數據進行從原本的一維光譜訊號轉換為熱力圖，以圖像作為輸入的方式探討利用何種深度學習模型框架能夠獲得最佳的預測結果，模型訓練完成後，接著使用混淆矩陣、ROC 曲線與 AUC 曲線下面積等模型評估方式計算準確率、精確率、召回率、F1-Score 等數值，藉由這些數值評估模型的表現。

2.1 非侵入式穿戴式血糖量測系統

2.1.1 系統架構

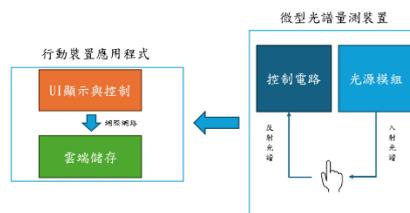


圖 2.2 非侵入式穿戴式血糖量測系統架構圖

本研究採用一非侵入式穿戴式血糖量測系統，旨在實現血糖成分的非侵入式量測。該系統分為兩個區塊。首先是微型光譜量測裝置，包含控制電路板、光源模組和鋰電池等多個組件。核心的部分是微型光譜感測晶片，該晶片能將血液中的光譜訊號轉換為電訊號，提供研究人員進行更進一步的分析和處理。

接著是控制量測裝置的行動裝置應用程式，該應用程式通過低功耗藍牙從智慧型手機傳送量測指令至控制電路板，控制光源模組的開關和光譜訊號的擷取。處理和分析後的結果會回傳至手機，讓使用者能即時查看光譜訊號、儲存光譜數據並進行相關分析。

2.1.2 行動裝置應用程式

本研究於 Android Studio 使用 Java 撰寫製作一量測行動裝置應用程式，方便研究人員進行 IRB 試驗時的臨床光譜訊號資料採集。開啟應用程式後，就可以看到圖 2.3 的畫面，畫面中的按鈕功能包括：即時光譜訊號顯示圖、藍牙連接按鈕、資料上傳雲端按鈕、資料清除按鈕、光譜訊號擷取按鈕、光源

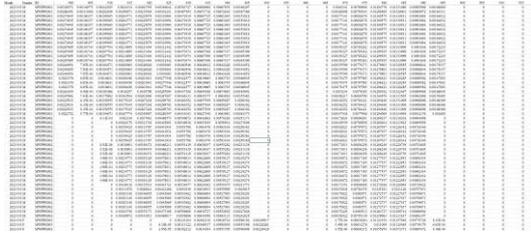


圖 2.8 受測者光譜數據資料庫示意圖

2.4 光譜訊號處理

為了進一步處理和分析光譜數據，本研究將 400nm 到 1000nm 範圍內的波段以每 5nm 為單位進行劃分，總共將會得到 121 個不同的波段點，即 400nm, 405nm, 410nm, ..., 995nm, 1000nm。每個波段點都對應於一個特定的光譜強度值，該值反應了在該波段處的光吸收與反射的特性。

在收集到光譜數據後，本研究對數據進行預處理。包括去除噪聲以及正規化處理，藉此確保數據的準確性和一致性。隨後，將這些處理過後的光譜強度數據按波段順序進行排列，為熱力圖的生成做好準備。

2.5 熱力圖建立

本研究將預處理過的光譜強度數據組織成一個矩陣，矩陣的行代表不同的量測樣本，列代表 121 個劃分的波段點。每個矩陣元素對應於特定樣本在特定波段處的光譜強度值。為了便於比較和視覺化，本研究使用 Min-Max 正規化對光譜強度數據進行正規化。min(M)和max(M)分別代表矩陣M中的最小值和最大值。這樣可以將數據範圍縮放到[0,1]之間。

$$M'_{ij} = \frac{M_{ij} - \min(M)}{\max(M) - \min(M)} \quad (2.1)$$

接下來，將正規化後的數據乘以 255 映射到 RGB 色彩空間生成熱力圖，本研究利用上述方法，使用熱力圖來視覺化光譜強度數據，其中 X 軸表示從 400nm 到 1000nm 的光譜波段，Y 軸表示樣本編號。

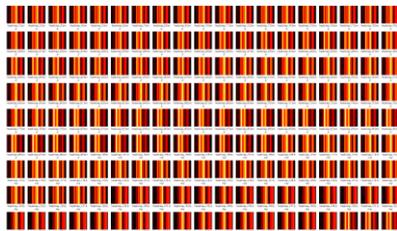


圖 2.9 光譜數據資料繪製成之熱力圖訓練集

2.6 深度神經網路模型框架

2.6.1 VGG16&VGG19

VGG16 和 VGG19 主要用於圖像辨識任務，這兩種網路以其簡單而深層的結構著稱，並在 ImageNet 圖像分類挑戰中取得了優異的成績。VGG 網路的設計理念非常簡單，即使用一系列的小型 3x3 卷積核來堆疊構建深層網路。這種方法不僅簡

化了神經網路的設計，還使得神經網路能夠更好地捕捉圖像中的細節和複雜特徵。

ConvNet Configuration					
A	A-LRN	B	C	D	E
11 weight layers	11 weight layers	13 weight layers	16 weight layers	16 weight layers	19 weight layers
input (224 × 224 RGB image)					
conv3-64	conv3-64 LRN	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64	conv3-64 conv3-64
maxpool					
conv3-128	conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128	conv3-128 conv3-128
maxpool					
conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256 conv1-256	conv3-256 conv3-256	conv3-256 conv3-256
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512
maxpool					
conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512 conv1-512	conv3-512 conv3-512	conv3-512 conv3-512
maxpool					
FC-4096					
FC-1000					
soft-max					

圖 2.10 VGG 神經網路模型架構[10]

2.3.2 GoogLeNet

GoogLeNet，又稱為 Inception V1。GoogLeNet 的核心創新在於其 Inception 模組，這是一種通過並行操作在不同尺度上提取特徵的設計。

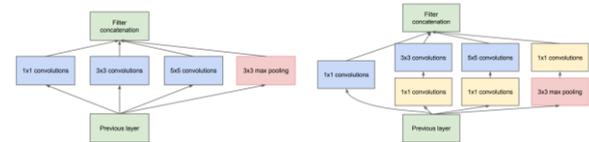


圖 2.11 Inception 模組[11]

2.3.3 ResNet

ResNet，全稱為 Residual Network。其創新之處在於引入了殘差學習 (Residual Learning) 的概念，解決了深層神經網路訓練時出現的退化問題，從而使得更深層的神經網路成為可能。

ResNet 的主旨是通過引入殘差塊 (Residual Block) 來進行殘差學習。傳統的深層神經網路在增加層數時，會遇到梯度消失或梯度爆炸等問題，這使得網路性能反而下降。為了解決這一問題，ResNet 在每個殘差塊中添加了一個跳躍連接 (skip connection)，使得輸入可以直接通過該連接加到輸出上。殘差塊的結構如下。

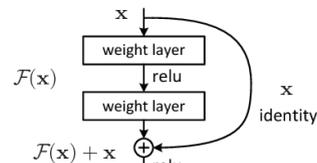


圖 2.12 殘差塊結構圖[12]

$$y = F(x, \{W_i\}) + x \quad (2.1)$$

其中，x 是輸入，y 是輸出，F(x, {W_i}) 表示殘差函數。這種結構允許信息在層間傳遞時保留一部分原始輸入信息，從而緩解了深層網路的退化問題。

3. 實驗結果

3.1 非侵入式穿戴式血糖量測系統

本研究進入醫院進行臨床環境收集訊號資訊時，需要使用一方便攜帶的測量裝置，且為了能夠

完整接收人體血液的資訊，同時確保光源波段完全覆蓋微型光譜感測晶片的接收範圍，本研究以三種共四顆 LED 光源波段組合進行採集，確保在模型建立與分析時，可以擁有更加完整的光譜資訊，以便進行更深入的分析。

3.1.1 非侵入式穿戴式血糖量測裝置

本研究使用適合用於人體血管量測的光源波段進行配置，例如適合用於血氧濃度量測與心跳脈搏量測的綠光與紅外光。對於可見光的部分，為了保證光線強度足夠，使用了兩顆白光 LED，這兩顆 LED 的色溫(CCT, correlated color temperature)皆為 3000K，且皆為模擬太陽光的白光，因此其波段範圍恰可涵蓋 400nm~760nm 的可見光範圍。



圖 3.1 非侵入式穿戴式血糖量測裝置與手指比例示意圖

3.2 IRB 試驗數據分析

本研究前往醫院進行 IRB 試驗收集數據，於兩個案場進行實驗的時間為西元 2023 年 3 月到西元 2024 年 6 月，為了要配合不同醫院的作業，一個案場為一個月前往一次，另一個則是每週前往一次，收集到的受測者實驗數據共計 172 人次。



圖 3.2 受測者年齡分布圖

3.2.1 血糖項目人次分布表

本研究將血糖項目依據其數值進行分類，參考的標準為醫院所提供的醫學標準，依照血糖值的數值範圍偏高閾值 100mg/dl 與偏低閾值 70mg/dl 分成偏高、正常、和偏低三個類別，長條圖由左至右分別為該項目偏高、正常、偏低。

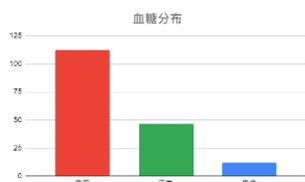


圖 3.3 血糖項目之人次分布圖

3.2 深度神經網路模型訓練與測試

本實驗將使用於 2.3 節介紹的 VGG16&VGG19、GoogLeNet、ResNet 等方法來建

立血糖項目光譜模型，並進行測試，其中的訓練資料集皆以經過平衡確保模型不會集中於識別某一類別的數據，測試資料集則是保持原樣確保模型能夠真實反映測試資料集的狀況。本研究將測試分為兩個部分，第一部分為利用同一醫院所取得的資料集進行訓練與測試，以第二部分為將一家醫院所取得的資料集用於訓練模型，另一家醫院所取得的資料集用於測試模型，藉此研究是否能夠透過非侵入式穿戴式血糖量測系統進行血糖數值的量測。

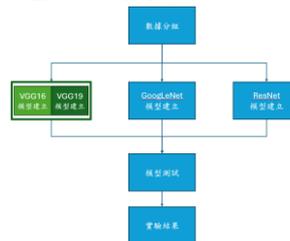


圖 3.4 深度神經網路模型實驗流程圖

3.2.1 VGG16&VGG19 模型建立

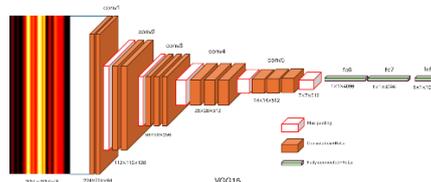


圖 3.5 VGG16 模型架構圖

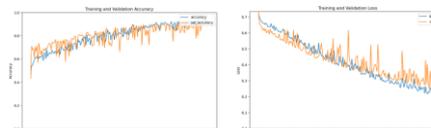


圖 3.6 VGG16 模型訓練過程

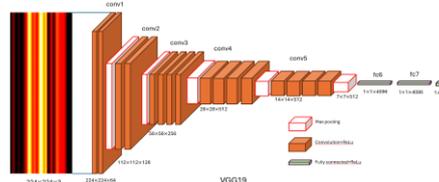


圖 3.7 VGG19 模型架構圖

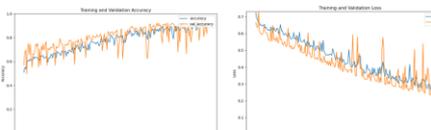


圖 3.8 VGG19 模型訓練過程

3.2.2 GoogLeNet 模型建立

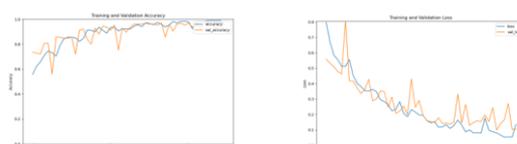


圖 3.9 GoogLeNet 模型訓練過程

3.2.3 ResNet 模型建立

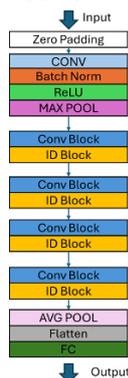


圖 3.10 ResNet 模型架構圖

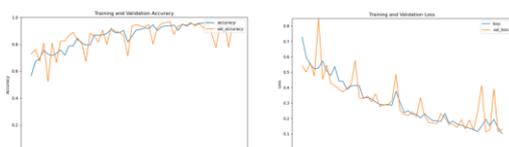


圖 3.11 ResNet 模型訓練過程

3.3 各模型表現比較

表 3.1 同一醫院資料所測試之血糖偵測各模型比較表

模型框架	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
VGG16	91%	90%	91%	90%
VGG19	91%	90%	92%	91%
GoogLeNet	95%	94%	96%	95%
ResNet	96%	97%	96%	96%

表 3.2 不同醫院資料所測試之血糖偵測各模型比較表

模型框架	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
VGG16	91%	90%	91%	90%
VGG19	91%	90%	92%	91%
GoogLeNet	95%	94%	96%	95%
ResNet	96%	97%	96%	96%

3. 結論與未來展望

本研究將使用了三種共四顆不同光源的 LED 燈組合的光源模組，整合微型光譜感測晶片和行動裝置應用程式，且能夠量測 121 個光源波段的非侵入式穿戴式血糖量測系統，攜帶進醫院進行臨床數據收集，本研究通過這場耗時的實驗獲得了寶貴的臨床數據。

隨後將收集來的光譜數據用於深度神經網路模型訓練上，本研究使用了常見的經典深度神經網路模型框架建立了基於熱力圖進行血糖偵測分類的模型。實驗結果顯示，當訓練與測試的資料集為同一醫院時，ResNet 和 GoogLeNet 在血糖偵測上表現最佳，F1-Score 達到 96%。

未來，將持續研究下列幾大方向：

1. 持續收集更多的臨床數據，擴充光譜訊號資料庫，特別是針對不同性別和年齡段的受試者，增加樣本數量，幫助模型適應不同生理特徵的變化。
2. 探索和引入更多先進的深度學習模型架構，提升血糖偵測分類的準確率和效能。
3. 與醫療機構和研究機構進一步合作，將研究成果應用於臨床實踐中，進行大規模的臨床試驗，驗證和改進模型的應用效果，推動技術的臨床應用。

誌謝

感謝國科會(計畫編號：NSTC 112-2221-E-027-099)在研究經費上的補助。

參考文獻

- [1] 認識糖尿病：原因、症狀、診斷、預防”， [Online] Available: <https://hellyishi.com.tw/diabetes/what-is-diabetes/>. [Accessed: Jun. 18, 2024]
- [2] T. T. Islam, et al., "Blood Glucose Level Regression for Smartphone PPG Signals Using Machine Learning," Applied Sciences, vol. 11, no. 2, p. 618, 2021, <https://doi.org/10.3390/app11020618>.
- [3] Shantanu Sen Gupta, et al., "Towards Non-Invasive Blood Glucose Measurement Using Machine Learning: An All-Purpose PPG System Design," Biomedical Signal Processing and Control, vol. 68, p. 102706, 2021
- [4] “研究倫理委員會申請說明” [Online] Available: <https://www.yongxi-stat.com/irb/>. [Accessed: Jun. 24, 2024]
- [5] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2015.
- [6] C. Szegedy, et al., "Going Deeper with Convolutions," 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 2015, pp. 1-9, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [7] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016, pp. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.