

# 國立台北大學資訊工程學系專題報告

## 利用人工智慧結合近紅外光技術檢測人體尿酸濃度之系統開發

### Development of a System for Monitoring Uric Acid Concentration Using Artificial Intelligence Combined with Near-Infrared Light Technology

專題組員:羅凱威、許軒輔、陳弘竣

專題編號: PRJ-NTPUCSIE-111-005

執行期間:2022 年 09 月 至 2023 年 06 月

#### 1. 摘要

隨著現代人的飲食逐漸精緻化，紅肉和海鮮的攝取導致血液中尿酸的升高，若因為代謝不佳抑或是疾病的影響導致尿酸代謝異常，進而造成尿酸結晶的堆積，即會造成關節的疼痛，俗稱痛風。因此我們的研究借鑒了非侵入性的血糖和血氧濃度測量理論，打造了無創的尿酸濃度預測。透過採集手指在近紅外光區間的光體積變化描記圖法(photoplethysmography, PPG)訊號後，對該訊號提取尿酸相關的特徵後，運用人工智慧模型達成對尿酸濃度的預測。

#### 2. 簡介

高尿酸血症是指當人體產生過多尿酸或是腎臟無法正常代謝導致體內尿酸過多，常見的原因包含攝取大量動物性高嘌呤飲食、飲酒過量、代謝症候群、遺傳疾病等。一般而言，男性血液中尿酸濃度高於 7 mg/dl，女性血液尿酸濃度高於 6 mg/dl 即稱為高尿酸血症[1]。

根據衛服部健康署公布的國民營養健康狀況變遷調查成果報告 2017–2020 年顯示，臺灣 19 歲以上男性民眾高尿酸血症盛行率為 17.9%，女性民眾

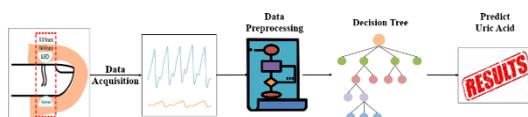
則為 9.9% [2]，這顯示高尿酸血症已成為國人的一大隱疾。即使患者罹患高尿酸血症也不一定造成痛風，未發病階段只能稱作無症狀高尿酸血症。但根據 E. W. Campion 等人做的研究顯示[3]，當人體尿酸值高於 9 mg/dl 時，痛風患者年發病率為 4.9%，尿酸值介於 7 至 8.9 mg/dl 的患者發病率為 0.5%，尿酸值低於 7 mg/dl 則只有 0.1%。此外，常見高尿酸血症的併發症有高血壓、高血脂、心血管疾病等，因此尿酸監控對於高尿酸血症患者而言，是不可或缺的程序。

如今已存在可以非侵入性測量血氧以及血糖的裝置，但在尿酸方面卻仍只能到醫院使用昂貴的設備檢查或使用手指扎針測試的方式結合尿酸測量儀器檢測尿酸值，兩者皆須進行採血，對於需要長期監測尿酸指數的患者帶來心理上和經濟上的負擔。因此本研究藉由此發想，期望能開發出一款無創的尿酸測量儀。

#### 3. 專題進行方式

我們預計開發一款穿戴式裝置，它可以提供使用者在不用扎手指的情況下進行尿酸的測量，進而實現即時監測尿酸的效果。藉由近紅外光的穿

透和反射所取得的 PPG 訊號[4]作為人工智慧(Artificial Intelligence, AI)模型訓練的輸入，同時以侵入式尿酸儀器(福爾 MD-6)檢測尿酸濃度作為訊號對應尿酸濃度的 Ground Truth 進行模型的訓練後，將測試資料交給模型判斷，進而檢視模型預測的準確性。輸出方面我們會將受測者量測到的生理訊號交給模型來獲得最終的結果並顯示在電腦上。整體系統架構如圖一所示。

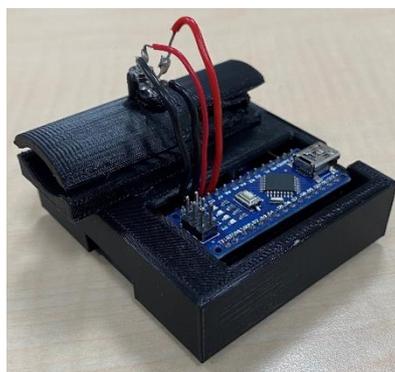


圖一 系統架構圖

### 3.1 硬體架構

我們硬體裝置的製作與設計如圖二所示。裝置設計概念主要參考自血氧機設計及文獻[5]，主要的設計理念是將除了兩個波段 LED 光外的一切因素排除，我們利用 3D 列印的技術製作一個可以容納近紅外光感測器、LED 燈以及受測者手指的穿戴式裝置，並且選用黑色的材料達到盡可能降低外界光線對實驗數據的影響。近紅外光感測器的選擇我們參考了文獻[6],[7]，最後採用 AS7263 紅外線感測器 (AS7263, SparkFun, SparkFun Electronics, Niwot, CO, USA)。利用該紅外線感測器，測量紅外光和近紅外光合計四個區間的尿酸反應，結果顯示 800 nm–860 nm 是尿酸對光線最敏感的一個區間[6]。這四段區間剛好位於水吸收係數趨近於零的區間，可以避免人體水分影響實驗結果[7]。綜合上述兩個原因以及 AS7632 感測器是由六個近紅外光接收通道所構成的特點，我們決定採用這個感測器。此外考

量到可以藉由該裝置的特性，同時蒐集我們欲取得波段區間的資料。LED 選擇方面，我們採用文獻[6]所測量出最敏感的波段區間，同時考量到物質在不同波段可能會有不同反應，因此我們想利用 810 nm、860 nm 兩種不同波段的近紅外光 LED 照射手指，並藉由 AS7263 感測器收集到不同波段的 PPG 訊號，可獲得較多的資料餵入 AI 模型做訓練，以獲得較精確的預測。



圖二 裝置設計圖

### 3.2 軟體架構

#### 3.2.1 資料採集

本實驗利用 AS7263 紅外線感測器，蒐集在兩種波段的 LED 照射下穿透手指的數值，並經由 Arduino IDE 接收感測器傳來的資料，轉成 csv 格式儲存。實驗也考慮到個體差異化所帶來的影響，為了解決這個變因，我們在上述所提及的數值也會儲存 PPG 訊號的連續數值，而非單一時間所測量出來的數值。我們之所以這樣做的原因，是根據參考文獻[4]內所描述，PPG 訊號中已經進行大量研究且證明可以監測許多生理參數，其中包括了血糖、血壓之測量與心率監測等。藉由具有人體血液相關生理參數的 PPG 訊號分析訊號與尿酸濃度之間的相關性。

### 3.2.2 特徵篩選

特徵篩選部份如表一，我們利用的 Python 套件 tsfresh，會透過最大值、一次微分最大值、傅立葉轉換與小波變換等方式，透過各種數學方法算出 PPG 波形轉換後的特徵點數值，總計 1566 種，我們再利用皮爾森相關係數 (Pearson Correlation Coefficient)，將這些特徵與實際值算出相關係數，並選出相關係數大於 0.3 以上的值進行機器學習。如表一我們總共整理出了 55 個相關性較高的特徵。我們將 55 個特徵依照其相關性高到低進行排序後，依序遞增特徵數給 AI 模型進行訓練，希望由此可以獲得更高的精確度。

### 3.2.3 機器學習

根據論文[6],[8]，目前近紅外光偵測血液尿酸僅有使用迴歸分析，我們想透過機器學習，藉由對 PPG 訊號進行特徵擷取，來獲得更好的效果。因此我們參考了過往近紅外光採集血液 PPG 訊號並應用於偵測血糖、脈搏方面的相關文獻，最後選擇使用多種 AI 模型進行嘗試並比較各個模型的結果，我們選用的 AI 模型有 Adaboost、

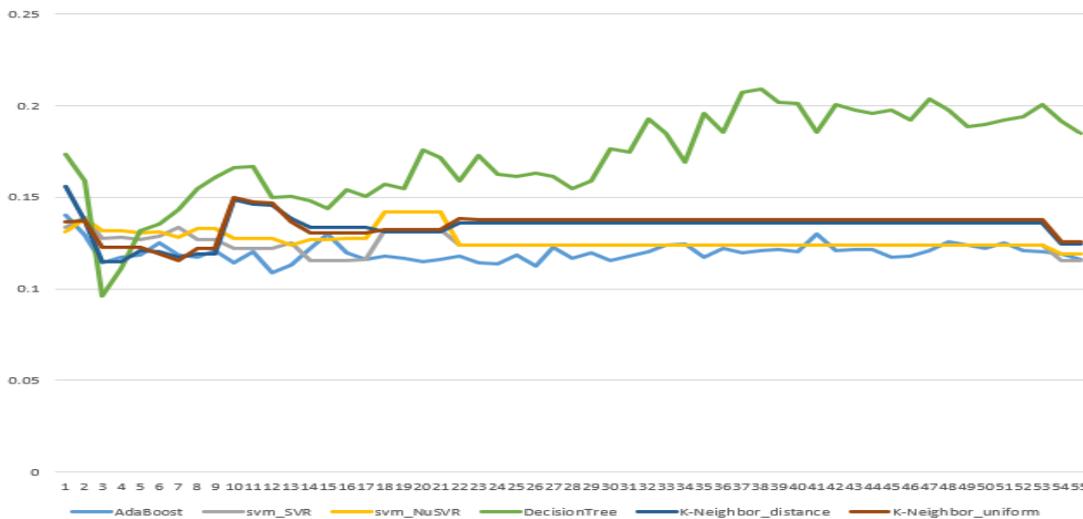
SVM\_SVR、SVM\_NuSVR、Decision\_Tree、K-Neighbor\_Distance、K-Neighbor\_Uniform、Linear Regression。此外，為了驗證我們模型的準確度，我們透過留一驗證法(Leave One Out Cross Validation, LOOCV)來驗證我們的模型，確保模型的可用程度。

### 3.3 資料收集

本研究收案人數三十人，為求實驗之泛用性，除了手指抖動相關疾病患者之外，均可納為本次實驗之受測對象。訂定以上排除條件之目的是為避免手部抖動幅度過大，進而產生殘影導致實驗誤差，最終造成實驗過程中的誤判。另外，根據人體研究法的規定。本次實驗內容涵蓋到手部侵入式尿酸測量，因此在正式實驗之前，我們前往恩主公醫院申請人體試驗倫理委員會(Institutional Review Board, IRB)的核准。在收受測試資料時，我們會明確告知受試者實驗內容，並徵求受試者簽署受試者同意書之意願，完成簽署者才會納入本次實驗的受測對象，並進行資料收集。

表一 使用 tsfresh 套件從 PPG 訊號中擷取大於相關係數大於 0.3 之特徵

Feature	Correlation	Feature	Correlation	Feature	Correlation	Feature	Correlation	Feature	Correlation
wave_810_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_26	0.566099	wave_860_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_28	0.382727	wave_810_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_45	0.338986	wave_810_cwt_coefficients_coeff_9_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33008	wave_810_cwt_coefficients_coeff_2_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32425
wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_25	0.488151	wave_860_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_37	0.371923	wave_810_cwt_coefficients_coeff_14_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33412	wave_810_index_mass_quantile_q_0.1	0.32997	wave_860_index_mass_quantile_q_0.8	0.323899
wave_860_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_74	0.460154	wave_810_ft_coefficient_attr_ "angle" _coeff_15	0.36999	wave_810_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_58	0.334015	wave_810_cwt_coefficients_coeff_8_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32928	wave_810_cwt_coefficients_coeff_1_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32323
wave_860_index_mass_quantile_q_0.7	0.455507	wave_860_spkt_welch_density_coeff_5	0.367511	wave_810_cwt_coefficients_coeff_13_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33337	wave_810_cwt_coefficients_coeff_7_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.3285	wave_860_linear_trend_attr_ "rvalue"	0.322554
wave_860_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_75	0.434619	wave_810_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_77	0.365142	wave_810_cwt_coefficients_coeff_12_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33255	wave_860_agg_linear_trend_attr_ "rvalue" _chunk_len_10_f_agg_ "mean"	0.328039	wave_810_cwt_coefficients_coeff_0_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.3221
wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_27	0.428658	wave_810_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_73	0.363347	wave_810_cwt_coefficients_coeff_11_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33171	wave_810_cwt_coefficients_coeff_6_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32771	wave_860_spkt_welch_density_coeff_2	0.321621
wave_810_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_20	0.422013	wave_810_ft_coefficient_attr_ "angle" _coeff_74	0.36113	wave_810_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_29	0.331112	wave_810_cwt_coefficients_coeff_5_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.3269	wave_810_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_56	0.320537
wave_860_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_38	0.41241	wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_21	0.345683	wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_26	0.331076	wave_810_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_83	0.32663	wave_810_cwt_coefficients_attr_ "real" _coeff_23	0.320324
wave_810_index_mass_quantile_q_0.3	0.404753	wave_810_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_52	0.3448	wave_810_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_65	0.331054	wave_810_cwt_coefficients_coeff_4_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32607	wave_860_agg_linear_trend_attr_ "rvalue" _chunk_len_5_f_agg_ "mean"	0.319418
wave_860_ft_coefficient_attr_ "angle" _coeff_75	0.399081	wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_61	0.344228	wave_810_cwt_coefficients_coeff_10_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.33088	wave_810_cwt_coefficients_coeff_3_w_20_widths_(2.5,10,20)	0.32519	wave_860_ft_coefficient_attr_ "angle" _coeff_75	0.316171
wave_860_ft_coefficient_attr_ "imag" _coeff_21	0.384766	wave_860_ft_coefficient_attr_ "angle" _coeff_11	0.343979	wave_860_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_92	0.330392	wave_810_ft_coefficient_attr_ "real" _coeff_76	0.32444	wave_860_ft_coefficient_attr_ "abs" _coeff_22	0.314463

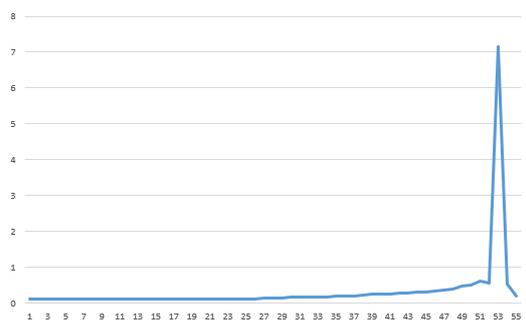


圖三 使用不同特徵與不同回歸模型所計算出的百分比誤差

#### 4. 主要成果與評估

透過對所有我們使用 AI 模型的結果進行比較後，最終以 Decision Tree 在使用相關性最高的三個特徵點時訓練出的效果最好，Percent Error 僅為 9.8%。各類 AI 模型的誤差比較如圖三所示。

另外，先前有提到但未出現在圖中的 Linear Regression 模型因為效果和其他 AI 模型差異較大，所以將其分別展示，結果如圖四所示。



圖四 線性迴歸百分比誤差

#### 5. 結語與展望

我們完成了一個基於近紅外光量測尿酸濃度的裝置，創造了一個新的量測尿酸的方式，使得需要隨時監測尿酸濃度的患者可藉由非侵入式方式

測試尿酸的濃度，以減輕這些患者的內心負擔。同時，我們 AI 模型經過較多的驗證，使它可適用於多數的受測者。

未來若可以收集更多受測者的資料來作為我們訓練模型的輸入，可以使用更大型的 AI 模型，在預測的準確性及效能上可能可以獲得一定程度的提升。

#### 6. 銘謝

在此感謝所有參與我們資料收集的受測者們。感謝指導教授在我們身旁給予我們需要的協助以及方向的指引。感謝在這研究中無論是精神上或是技術上給予建議的夥伴們。

#### 7. 參考文獻

- [1] B. Liu *et al.*, “The prevalence of hyperuricemia in China: a meta-analysis,” *BMC Public Health*, vol. 11, Oct. 2011, Art. no. 832.
- [2] 認識高尿酸血症及痛風|衛教資訊|便民服務|衛生福利部南投醫院

- (2020).[https://www.nant.mohw.gov.tw/?aid=509&pid=36&page\\_name=detail&iid=789](https://www.nant.mohw.gov.tw/?aid=509&pid=36&page_name=detail&iid=789).
- [3] E. W. Campion, R. J. Glynn, and L. O. Delabry, "Asymptomatic hyperuricemia. risks and consequences in the Normative Aging Study," *The American Journal of Medicine*, vol. 82, no. 3, pp. 421–426, 1987.
- [4] M. R. Haque, S. M. T. U. Raju, M. A.-U. Golap, and M. M. A. Hashem, "A Novel Technique for Non-Invasive Measurement of Human Blood Component Levels From Fingertip Video Using DNN Based Models," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 19025–19042, 2021.
- [5] A. A. Yaacob, N. A. Malik, A. H. M. Z. Alam, and S. N. A. Salim, "Continuous Non-Invasive Blood Glucose Level Measurement using Near-Infrared LEDs," in *Proc. 8th International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE)*, Kuala Lumpur, Malaysia, 2021, pp. 32–37.
- [6] A. N. Yumang, A. D. Nieva, K. G. Lomotan, and A. III R. Jerez, "Application of Spectral Sensor in Determination of Uric Acid Levels," in *Proc. 11th International Conference on Biomedical Engineering and Technology*, Tokyo, Japan, Mar. 2021, pp. 133–138.
- [7] F. Scholkmann, S. Kleiser, A. J. Metz, R. Zimmermann, J. M. Pavia, U. Wolf, and M. Wolf, "A review on continuous wave functional near-infrared spectroscopy and imaging instrumentation and methodology," *NeuroImage*, vol. 85, pp. 6–27, 2013.
- [8] H. Y. Darmawan *et al.*, "Non-Invasive IoT Home Medical Check-up Programming to Monitor Blood Sugar, Cholesterol, Uric Acid, and Body Temperature," in *Proc. 5th International Conference of Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*, Jakarta, Indonesia, 2022, pp. 236–240.