

陳述可靠性與頭部位移關聯性研究¹

A study of the relation between statement credibility and head orientation

曾春僑*

Chun-chiao Tzeng

王伯頌**

Po-Chi Wang

摘要

為評估以頭部位移程度作為判斷陳述可靠程度之可行性以及使用上可能出現問題，本研究在過去研究基礎上，以乾式腦波帽附加之陀螺儀為偵測設備，檢測受測者在不同陳述順序下，頭部位移角度差異，以作為開發新式測謊系統參考。結果顯示，不同時間間隔的訊號值累積總和，會影響準確率，本研究最後選取每一秒內累計訊號值作為分析標的；而不同陳述順序與內容，其 X-Y-Z 軸移動程度亦不相同；t 檢定中，僅順向陳述時之 Y 軸未見明顯差異；不同維度組合下，正確率約有一成左右差異；監督式學習之線性區別分析結果顯示，頭部位移對誠實陳述預測率較高，原始與交叉驗證正確率最高可達 7 成左右。由以上結果可知數據累計、取樣特徵、陳述順序等，對於預測結果有不同程度影響，整體來說，本方法對於誠實預測效果較好，但無法預測說謊，代表說謊時身體生理變動程度較大，此亦與國外研究結果大致符合。

關鍵字：陳述可靠性、頭部位移、區別分析

Abstract

In this study, a gyroscope instrument attached to the brain wave cap was used to detect the degree of head displacement under different statement scenarios to understand the viability of head orientation for statement credibility assessment and the challenges that may arise in its implementation. The results revealed that the total quantity of signals

¹ 本文審查期間，衷心感謝匿名審查委員之鼓勵與協助修改疏漏之處

* 臺灣警察專科學校科技偵查科副教授，中央警察大學犯罪防治所刑事司法組博士，
archery@cc.tpa.edu.tw。

** 銘傳大學犯罪防治學系副教授，國立中正大學博士。

affects accuracy. The total signal in each second was chosen as the analytical target in this research. In addition to variable statement sequence and content, the degree of X-Y-Z axis movement differs. In analysis the analysis of the forward statements, there is no significant difference in the Y-axis in the t-test. The accuracy rate varies by approximately 10% depending on how the dimensions are combined. According to the findings of supervised learning of linear discriminant analysis, the head movement feature can be an effective indicator of honest statements. The overall accuracy of original and cross-validation can reach up to 70%. According to the findings, data accumulation, sampling characteristics, statement order, and other factors all have varying degrees of influence on prediction results. Overall, this method is better at honest predictions, but it isn't effective in predicting lies. It's possible that lying has a significant physical impact. This is also in line with other findings from around the world.

Key words: statement credibility, head movement, line discriminant analysis

壹、前言

人類對話過程中，若有隱瞞真實狀況需求時，就會有各種謊言出現。說謊陳述過程，當事人常不自覺出現一些不同於誠實狀況下的生理與心理特徵，故透過各種內外生理與心理特徵偵測與識別，就有機會預測當事人陳述可靠性。以風險程度來說，不實陳述可分為低風險與高風險兩類，低風險對於他人較無害，多為當事人好面子所致，此類陳述內容多無檢測與辨識需求；高風險通常為惡意欺騙，常與許多犯罪事件有關，故有檢測必要，例如犯罪調查、投資糾紛、貸款詐欺等。

一般來說，若能對目標長時間評估與觀察，對於提升辨識正確率有正面幫助。許多不同場域中均有評估當事人陳述內容真實性需求，例如執法人員評估訪談內容後，可能因此調整偵查方向，其他如員工雇用作業、反恐行動，均與陳述評估有關。但實務上常無法容許對目標進行長時間觀察與評估，尤其是時間緊迫之各種現場偵訊或訪談情境，如機場通關、街頭盤查，或是軍事行動等狀況。在時機壓力下，更容易受到個人主觀因素而影響判斷客觀性，為避免判斷過程有太多個人主觀好惡因素牽涉其中，除了執行人員須特別注意嚴守客觀立場外，自動偵測

系統之開發更有助於去除這些外在影響變因。

以各種非語言行為表徵做為陳述可靠度評估之標的一直是此領域研究重點，為了避免前述主觀因素影響，陸續開發出不同的自動篩選系統，亦即謊言檢測系統（Deception detection system, DDS）（Nunamaker, et al., 2011）。此類自動篩選系統好處包括，一、可使訪談人員更專注於對話過程中的發問與回饋，尤其在需要高度整合各種資訊之詢問場合，可讓詢問人員心無旁騖地隨當事人回答而調整問題內容（Poppe, et al., 2014）；二、可以對人類肉眼觀察能力外之各種動作，以儀器做更細部的特徵觀察與識別，最常見的如身體擺動程度、眼球位移程度、臉部表情變化等。三、避免各種潛在的偏見因素影響，尤其在多元文化國家中，種族、衣著、膚色等因子，較容易影響訪談者判斷，故此類系統可以協助減少個人主觀偏見影響程度。

目前較常見用於量測身體位移之標的，包括眼睛注視位置變化、臉部表情與身體部位移動狀況等（Lu et al., 2005），但因每個人說謊時表現的外部特徵差異過大，因此必須綜合各種狀況與資訊才能做較精確判斷。早期此類研究常是透過影像觀察，針對各種變化進行編碼分析，除了耗時與可能有較多主觀因素外，對於細部或快速的動作也無法精確觀察，近來在大數據分析趨勢與偵測系統輔助下，開始將各種動作偵測器，例如陀螺儀等，貼附在受測者身上，以便能收集各種更精確位移資料進行分析。

大數據分析優點在於透過分群與分類之各種演算法，將大量數據有效分類，然在身體位移程度大數據分析上，存在部分干擾因素影響準確度判斷，這類因子包括一、各種極端值之取捨：亦即避免機器學習過程中，過度學習（over fitting）現象產生，由於當事人在訪談過程可能受到外在因素影響，產生與陳述可靠度識別無關的肢體動作，若未能有效區分，可能造成大量偽陽性與偽陰性結果；二、資料數據取樣間隔：以目前各種陀螺儀附加之感應晶片，每秒鐘均可偵測一千次以上訊號，當數據過度細緻時，各群組間可能無法見到差別，故訊號數據取樣與累積間隔，亦為此類研究關鍵之一。

為了解身體位移程度對於陳述可靠性評估之可行性，並了解該分析模式是否適用於我國社會文化背景下的陳述作業，在過去研究基礎上，本研究透過頭部腦波帽附加之陀螺儀設備，檢測當事人在不同陳述狀況下，頭部位移程度之差異，以作為多模態測謊系統開發參考。

貳、文獻回顧

過去謊言偵測多以測謊儀進行，偵測當事人呼吸、膚電與血跡脈搏變化，但此設備使用上有其先天限制，例如施測者需受相當訓練與經驗，而儀器設備接觸當事人，亦可能增加當事人不適感，故近幾年開始開發各種非接觸式且非專業人員亦可操作之設備（Synnott, 2015）。

常作為判斷陳述可靠性之非語言行為包括身體、臉部與副語言線索（para verbal），例如聲調或速度等。說謊時容易有較高認知負荷，進而出現較多生理表徵，這些反應常會表現在各種非語言行為中，故此類研究第一步為從最原始資料中發現可用數據特徵，並找出說謊與誠實之差異，做為各項陳述可靠性判斷基礎。

但某些研究中發現的差異，在另一些實驗中不一定能完整呈現，除了與研究方法不同有關外，也可能跟測試對象背景互異有關，De Paulo（2003）統合分析數據後發現，由於說話牽涉許多不同認知過程，故很難發現一致性的判斷標準，這些過程包括情緒反應、人生經歷、認知負荷、行為意識對神經控制程度等，均可能導致外在特徵表現不同，當這些差異過大時，就會導致準確率大幅下降。

在多模態測謊趨勢下，研究者不再針對單一動作或部位進行判斷，故頭部移動的研究，可在其他如眼球移動、臉部表情、肢體語言、頭部位移、腦波等報告中發現，茲將部分研究方式及結果摘要說明如後：

一、以臉部表情特徵基礎判斷：為研究臉部表情與謊言判斷相關性，研究者透過 Paul Ekman 建構的臉部表情特徵分類區域（FACS）（Rosenberg & Ekman, 2020），以及機器學習分類技術，比較自動化辨識與人類辨識差異，發現自動化辨識準確率可達 85%，遠高於人類判斷之 55%（Bartlett et al., 2014）。

二、系統架構設計：以各種儀器訊號進行檢測之設備組成，主要有下列三大部分

（一）資料收集與預處理：以臉部動作來說，為了要確定臉部各器官位置，常用的就是使用 Viola-Jones 目標檢測框架技術的電腦視覺庫（Open Source Computer Vision Library, OpenCV），配合約束神經區域技術（Constrained local neural fields, CLNF）就可較穩健的偵測目標所在位置（Zafeiriou et al., 2014）。

（二）特徵萃取：以頭部動作來說，因應不同狀況與情緒，人類可能會有抬頭、轉頭、點頭、搖頭等不同動作，幅度、方向與延續時間均有所不同，頭部追蹤方法之一為以視圖外觀自適應模式（Generalized adaptive view-based

appearance model, GAVAM) 為基礎的人臉特徵點檢測法 (Conditional Local Neural Fields, CLNF), 找出各種可供辨識的特徵參數 (Morency et al., 2009)。

(三) **各種分類器**：多數是在監督式學習下，事先以完成分組的數據資料建模，其中一種常用的為支持向量機 (Support vector machine, SVM) 分類器，以最大間隔方式進行數據分群工作 (Abd et al., 2021)。

三、**檢測身體關節位移情況**：Poppe 等 (2015) 以 Xsens MVN 移動式監控設備偵測互動談話過程中，包括頭部在內的 23 個人類重要關節變動情況，訓練集數據以 Gaussian Naïve Bayes 分類器分類與建模，再以 leave-one-out 法對測試集進行驗證，訓練集正確率約為 6 成，但在召回率部分，誠實群組中為 80%，說謊組僅有 44.4%，代表說謊群組變異多樣化，較難精確判斷。另以不同長度言語片段進行測試，發現隨著判斷語料增加，長度由 1 秒提升至 2.5 分鐘時，分類正確率可由 54% 提升至 65%，代表越多語料會有越高判斷率。而不同身體區域可提供的辨識度上，發現以左手臂區域能提供達 58.6% 的辨識正確率。若僅以單一身體區域作判斷時，平均正確率為 57.6%，若同時考慮三個區域時，平均正確率為 61.1%。

四、**以腦電圖與眼動儀進行檢測**：Chandrawijaya 等 (2022) 以 23 位 19-24 歲女性為對象，配合腦電圖與眼動儀，檢測陳述內容正確性研究中，發現誠實與說謊組間，在眼動次數上有顯著差異，若搭配腦電圖，可進一步提高判斷率，故可作為開發多模態測謊儀之基本元件。

五、**動作持續時間與正確性之關聯**：Debnath (2021) 以受訪者眼睛位移與頭部移動狀況為基礎，開發偵訊輔助系統，先利用抽樣方式，對一般群眾進行心理實驗，收集說謊時會出現的各種徵狀與參數，作為資料庫的分類基礎。運作時以攝影機與 3D 眼部追蹤器，搭配主動形狀模型 (Active shape models, ASMs) 技術與圖像梯度向量技術 (Vector field of image gradient, VFIG)，對頭部與眼球位移進行偵測，該研究比對三種特徵型式，第一型為眼球隨機飄動程度，將其細分為前方，左邊及右邊等視野區域，第二型為追蹤頭部運動程度與方向變化，第三型為追蹤眉毛形狀變化。結果顯示，第一型特徵中，正確率會隨眼球飄動停留時間長短有所不同，停留 1 秒時，左側及右側視野準確率在 20% 及 30%，2 秒時，左側及右側視野之準確率在 50% 及 60%，3 秒時，左側及右側視野準確率則可提升至 100%；第二型特徵正確率亦會隨取樣動作其持

續時間長短有所不同，以出現 1 秒即消失之動作進行判斷，向左移動與向右移動之準確率為 50%及 40%，持續 2 秒之動作，左移及右移之準確率在 80%及 70%，3 秒則均可提升至 100%；第三型因眉毛變動速度快，故僅針對男女性差異做比較，但發現其準確性分別為 40%及 35%，明顯低於前面兩種判別特徵。

六、研究結果運用時，正確率不足原因：實驗室研究顯示良好之結果，實際運用時常會發生效果打折情況，這在許多科學領域中均有此現象，有關測謊研究結果與實際運用落差原因簡述如後。

（一）使用者未有基本素養且有偏頗觀念：一項針對監獄犯人（n=52）和大學生（n=52）的謊言辨識能力準實驗研究中，要求參與者對犯罪事件中的證人陳述內容進行真實性判斷。結果發現，囚犯在測謊準確性方面優於學生組，但在發現真相上卻不如學生，且後續反饋研究中亦發現，監獄囚犯的準確度高可能係許多偶然因素所致，且監獄囚犯常明顯有謊言偏見或迷失存在，這結果代表部分偏頗觀念，正好適用在某些研究中，可以獲得一些成效，但並無法成為一種最佳的判斷模式（Hartwig, 2004）。

（二）操作者之生活經驗與系統化分析能力：過去的研究發現犯罪者有較佳的謊言辨識能力，針對青少年犯罪者與非青少年犯罪者之研究中，研究人員分別提供相同錄影帶給青少年觀看，測試其辨識能力，雖然結果顯示青少年犯罪者有較高正確率，但進一步訪談回饋結果發現，其高正確率並非是因為其具有系統化分析能力，而是其常處於說謊與被騙環境中，因此在謊言判斷經驗上較優於一般青少年，但若正好錄影帶之情境內容與其生活經驗不同時，則可能就會有不一樣的結果（Jupe et al., 2016）。這樣的推論在後續研究中亦獲得證實，在一項針對犯罪者與非犯罪者謊言辨識能力研究中，出現相反結果，也就是犯罪者的辨識能力並沒有比較好，進一步分析後認為，犯罪者的生活經驗反饋或許能提升一點效果，但仍沒有系統化訓練來的好（Schindler et al., 2021）。換句話說，說謊辨識之正確率，會與操作者經驗、提取特徵、分類法有關，並無法完整歸納出一個全部適用的法則。

七、小結：根據回顧之文獻，小結如下。

（一）各研究者使用之步驟與方法大致相同：針對身體移動與謊言辨識研究，可發現共同步驟均為透過偵測儀器捕捉各種動作參數，了解可用特徵，再將這些特徵透過分類器分類與歸納。故首先須使用有效之偵測器與軟體，例

如高解析度影像、各種感應器與高靈敏度設備均為必要條件；次為特徵萃取，也就是如何從收集的大量數據中，將數據簡化或是挑選代表性數據，三為分類器挑選，由於擷取特徵數與數據性質互異，須挑選合適分類器作分析。

- (二) 不同時間間隔及分組對正確率有影響：累積多久時間當成一組數據，或是以多少時間片段當成一個樣本，以及分組方式，均會對準確度有影響。

參、研究方法

基於前述文獻內容所提出的研究架構下，採用三步驟處理方式，配合各種硬體收集頭部位移訊號，再將資料整合預處理後，以各種統計與分類演算程序，檢視分類正確性。相關方法說明如後。

一、偵測與資料收集設備：

- (一) 偵測設備：St. EEG Altaire 公司之八頻道乾式腦波帽 (Artise Bio-BCI-8CH) 內附加以陀螺儀為基礎之六軸位移偵測設備，如圖 1 所示，數據內容為每次所偵測到之方位角與變動程度（加速度變化），往反方向移動時，會以負數表示。
- (二) 數據收集軟體：Cygnus Data Acquisition Software (version: 0.27.0)，每一維度在一秒鐘能收集 1000 次訊號，設備運作與數據擷取畫面如圖 2 及圖 3 所示。



圖 1 實驗用之腦波帽設備

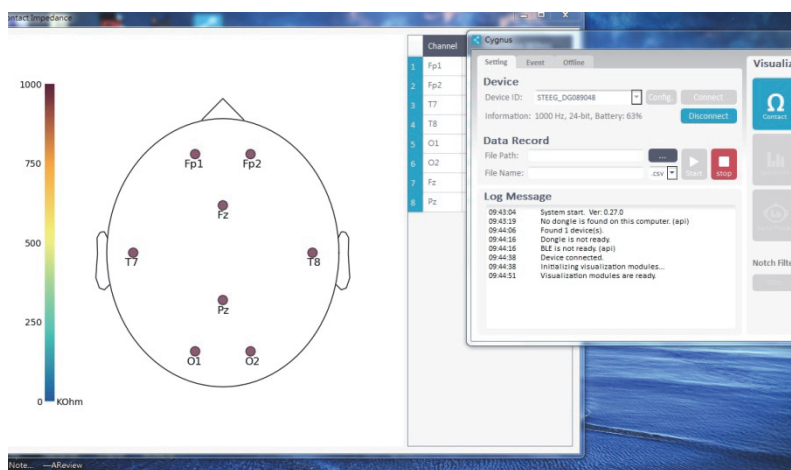


圖 2 本研究使用之位移與腦波訊號擷取與記錄軟體

Timestamp	Serial Num	Gyro-x	Gyro-y	Gyro-z	Acc-x	Acc-y	Acc-z
0	349248	-0.0686	0.964177	1.208079	-0.05878	-1.0451	-0.02448
0.001	349249	-0.1753	0.019055	1.17378	-0.06482	-1.04626	-0.02716
0.002	349250	-0.26296	-0.15625	1.272866	-0.05994	-1.0415	-0.02301
0.003	349251	-0.35061	0.43064	1.196646	-0.06177	-1.03394	-0.01996
0.004	349252	-0.23628	0.015244	1.01372	-0.06567	-1.04785	-0.02118
0.005	349253	-0.23628	0.327744	1.105183	-0.06042	-1.03595	-0.02026
0.006	349254	-0.32393	0.064787	1.322409	-0.05707	-1.03754	-0.01953
0.007	349255	-0.08765	0.301067	0.842226	-0.06366	-1.04144	-0.02032
0.008	349256	0.087652	-0.22866	0.952744	-0.05927	-1.03638	-0.02466
0.009	349257	0.346799	-0.19436	0.411585	-0.05798	-1.03448	-0.02808
0.01	349258	-0.1753	0.270579	0.865091	-0.05774	-1.03589	-0.02222
0.011	349259	-0.08384	0.346799	0.891768	-0.06293	-1.03741	-0.0235
0.012	349260	0.335366	0.087652	0.503049	-0.05945	-1.0351	-0.01837
0.013	349261	0.495427	0.43064	0.457317	-0.06378	-1.03174	-0.02197
0.014	349262	0.495427	-0.01905	0.503049	-0.07129	-1.03778	-0.01587
0.015	349263	0.15625	-0.2096	0.621189	-0.06299	-1.02783	-0.02228

圖 3 記錄軟體輸出格式，包括方位角與加速度變化

二、誠實與說謊陳述資料樣本收集：根據測謊測前晤談步驟相關程序，與後續儀器測試、數據分析中之比對問題/相關問題設計意旨，收集受測者誠實與說謊情況下的各種訊號以資建模與比對，故以誠實、說謊兩類題組為主軸設計，共計收集 20 位測試者資料，受測者年齡介於 18-30 歲間。

(一) 相關指令說明：收集樣本前先向受測者說明測試目的、收集方法、儀器設

備，讓受測者了解說謊與誠實內容對實驗結果之重要性，並說明監測設備屬於乾式腦波帽結構，無須擔心移動會造成干擾等問題，並希能在最自然反應情況下收集資料。說明完成後，給予受測者約 10 分鐘回想誠實與構思說謊內容後，在進行資料收集工作。

(二) **誠實內容**：針對受測者原本親身經歷，僅需稍微回憶即可自由敘述的內容作詢問，為花較少心力即能輕易提取腦中之記憶資料)。

1. 順時間序列自述今日生活，2 分鐘。

2. 逆時間序列自述今日生活，2 分鐘。

(三) **說謊內容**：係針對受測者未親身經歷，需事先思考建構的虛擬內容（例如殺人、偷竊彈藥等內容）作詢問，即較須動腦思考，腦神經活動會較強烈之內容資料。

1. 順時間序列自述今日生活，2 分鐘。

2. 逆時間序列自述今日生活，2 分鐘。

三、資料處理與分析方法：

將每一案件基本資料建檔與編碼後，連同前述三維移動數據，輸入 SPSS (Statistical Product and Service Solutions) 軟體進行分析，主要方法如下。

(一) **資料預處理與轉化**：由於訊號輸出時，若系統偵測到當事人頭部往反相向移動，則會以負數表示，但本研究係為了解整體移動軌跡角度變化程度，因此先將所有負數取絕對值後再行分析。另為了解訊號品質是否適合分析，因此隨機挑選三位受測者，以每 0.3 秒為間隔累計，亦即每 300、600、900、1200、1500 筆數據累積之數值，檢視其分類正確度後，再決定以多少筆數據累積之數值進行分析。

(二) **訊號分布狀況與差異**：為使比對基礎標準化，因此將順向敘述之誠實組與說謊組，與逆向敘述之誠實組與說謊組配對分析，分別以圖表呈現位移程度，再以 t 檢定法比較各維度平均數差異。

(三) **區別分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA)**：以監督式學習找出解釋變數之線性組合，依線性區別函數將 X、Y、Z 軸三軸數據做最佳群體區分，使區別後之群體其組間變量平方和相對於組內變異平方和為最大，以達到最佳區分效果。為了解各維度對於增加或降低誤判率有所影響，亦即預測/分類能力增加到一定程度後，預測/分類能力會隨著維度的繼續增加而減小，

故另就不同維度組合進行比較，包括 X 軸、Y 軸、Z 軸、X-Y 軸、X-Z 軸、Y-Z 軸與 X-Y-Z 軸之組合。另為驗證分類效果，再以 leave-one-out 法對所得分類模型進行檢測，了解驗證資料之正確率。上述之區別分析仍依據順向敘述之誠實組與說謊組，與逆向敘述之誠實組與說謊組做配對分析。

(四) 二步驟叢集分析 (Two step cluster analysis)：在假設所有距離量，皆為自變數情況下，以固定 2 個集群數目之方式，了解順向陳述與逆向陳述組內各變數分布狀況，與監督式學習之分類狀況是否相同。

肆、結果分析

本研究相關分析結果說明如下。

一、數據資料轉化：本儀器使用之陀螺儀與搭配之數據晶片，每千分之一秒傳送一次訊號，亦即每秒能送出一千次訊號，然訊號間隔太短時，可能無法看出差異，為使訊息能呈現出最佳分析效能，故隨機選取三位受測者頭部位移訊號，每 0.3 秒（300 次訊號）之數值累加後進行分析，結果顯示 0.9 - 1.2 秒間正確率無太大變化，而累積取樣為 1.5 秒時，準確率稍有下降。整體觀察，隨著累加時間間隔之增加，準確率由最初的 42 - 54%，上升到 65 - 76%，再稍微下降至 67 - 71%，故本研究最後選擇以每秒累積數值，亦即累計每一千筆訊號值作為分析標的，結果如圖 4 所示。

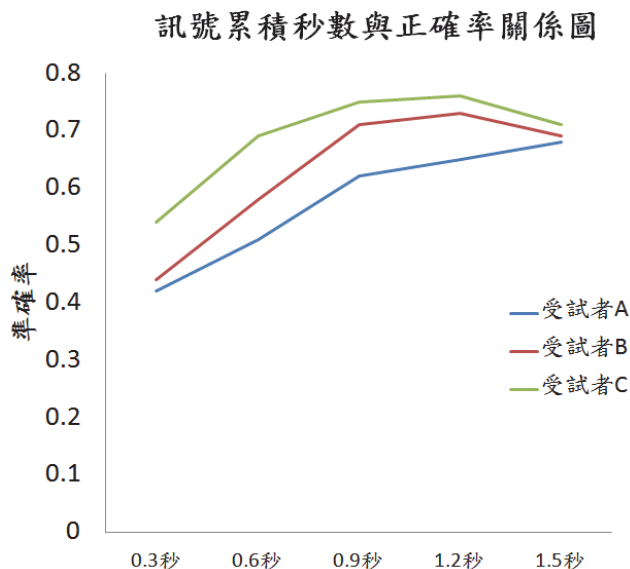


圖 4 訊號取樣累積秒數與正確率關係圖

二、數值訊號分布狀況：以順向與逆向陳述之順序，比較誠實組與說謊組訊號分布狀況。

(一) **順向陳述**：順向陳述狀況下，可發現 X、Y、Z 軸每千次累積移動角度分布情況各不相同，以誠實順向陳述來說，平均移動角度最大在 Y 軸線，亦即前後變動位置，而說謊順向陳述時，則以 X 軸變動較大，亦即左右位移程度較多，結果如圖 5 所示。

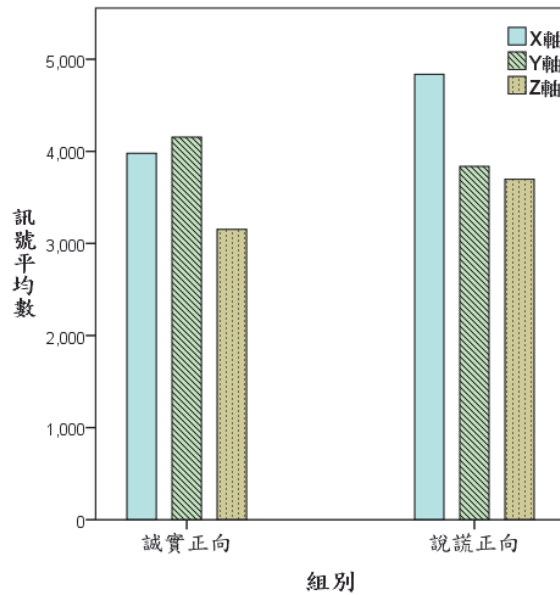


圖 5 順向陳述，誠實 / 說謊組三維各軸線訊號平均數

(二) **逆向陳述**：逆向陳述狀況下，可發現 X、Y、Z 軸每千次累積移動角度分布情況亦不同，以誠實逆向陳述來說，平均移動角度最大在 X 軸線，亦即左右位移較多，而說謊逆向陳述時，則以 Y 軸變動較大，亦即前後位移程度較多，結果如圖 6 所示。

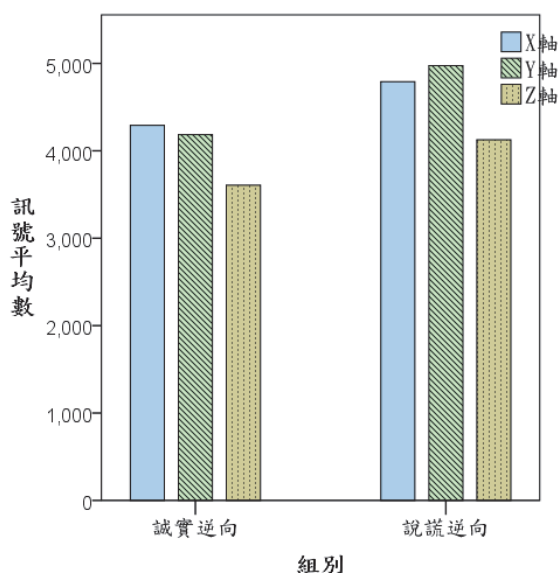


圖 6 逆向陳述，誠實 / 說謊組三維各軸線訊號平均數

三、平均數差異檢定：以順向與逆向陳述之順序，了解誠實組與說謊組 X、Y、Z 軸平均位移程度之不同。

(一) 順向陳述：順向陳述狀況下，X 軸與 Z 軸累積位移角度，達到統計上顯著水準，Y 軸則未達顯著水準，表示在順向陳述狀況下，當事人頭部左右移動（X 軸）與高低起伏（Z 軸）有差異，前後移動（Y 軸）程度則無差異，分析結果如表 1 所示。

表 1 順向陳述 t 檢定比較表

	成對變數	t	顯著性（雙尾）	平均差異
1	誠實順向 X 軸-說謊順向 X 軸	.70	.000*	-857.23
2	誠實順向 Y 軸-說謊順向 Y 軸	.08	.108	317.42
3	誠實順向 Z 軸-說謊順向 Z 軸	.06	.000*	-544.78

(*p<0.05) (雙尾)

(二) 逆向陳述：逆向陳述狀況下，X 軸、Y 軸、Z 軸累積位移角度，均達到統計上顯著水準，表示在逆向陳述狀況下，當事人頭部左右移動（X 軸）、前後移動（Y 軸）與高低起伏（Z 軸）有差異，分析結果如表 2 所示。表 1 順向陳述 t 檢定比較表

表 2 逆向陳述 t 檢定比較表

	成對變數	t	顯著性 (雙尾)	平均差異
1	誠實逆向 X 軸-說謊逆向 X 軸	-2.296	.025*	-519.42
2	誠實逆向 Y 軸-說謊逆向 Y 軸	-2.366	.018*	-790.06
3	誠實逆向 Z 軸-說謊逆向 Z 軸	-2.242	.022*	-499.112

(*p<0.05) (雙尾)

四、線性區別分析：為了解不同維度訊號對正確率之影響，故以不同維度組合測試其準確率。所有資料以區別分析法做原始分類後，再將所得模型以 leave-one-out 法逐一預測其模型準確度。其中第一群為誠實組，第二群為說謊組；原始預測正確率為原本數值歸屬於誠實或說謊組，分類後亦歸類在原始組別之比率，交叉驗證預測正確率代表原本數值資料歸屬於誠實或說謊組，以分類模型逐一對各數值進行預測後，亦歸類於原本組別之比率。

(一) 順向陳述

1. 單一維度：分別就 X、Y、Z 軸進行分析，由結果可知，每個維度之影響程度不同，X 軸與 Y 軸之位移角度有助於誠實之判斷，Y 軸之位移角度有助於說謊之判斷。可協助判斷狀況下，準確率達 67.8 - 72.8%，但未能協助判斷時，多數均低於機率成分。
2. 平面維度：分別就 X-Y、X-Z、Y-Z 軸之組合進行分析，結果顯示，預測誠實之準確度介於 66.4 - 71.2%間，但預測說謊之準確度則低於機率成分。
3. 立體維度：將 X-Y-Z 軸位移角度同時加入判斷，結果顯示，原始誠實預測正確率為 73.8%，交叉驗證準確率為 72.5%；但說謊部分與機率成分相當。各不同組合之預測與驗證結果如表 3 所示。

表 3 順向陳述下，不同維度組合之分類與預測結果

比對 內容	第一群原始 預測正確率(%) ^a	第二群原始 預測正確率(%) ^b	第一群交叉驗證 預測正確率(%) ^c	第二群交叉驗證 預測正確率(%) ^d
X 軸	72.8	40.2	67.8	40.2
Y 軸	33.9	72.1	28	74
Z 軸	68.2	38.1	68.7	37.2
X-Y 軸	71.2	45.4	70.3	44.2
X-Z 軸	66.4	40	66.5	39.4
Y-Z 軸	69.2	43	68.1	43.2
X-Y-Z 軸	73.8	51.3	72.5	48.2

a:代表原始資料為順向誠實敘述組，分類亦為順向誠實敘述組。

b:代表原始資料為順向說謊敘述組，分類亦為順向說謊敘述組。

c:代表原始資料為順向誠實敘述組，預測亦為順向誠實敘述組。

d:代表原始資料為順向說謊敘述組，預測亦為順向說謊敘述組。

(二) 逆向陳述

1. 單一維度：分別就 X、Y、Z 軸進行分析，由結果可知，每個維度之影響程度不同，X、Y、Z 軸位移角度有助於誠實判斷，但無助於說謊判斷，可協助判斷狀況下，準確率為 68.8 - 74.9%，但未能協助判斷時，亦均低於機率成分。
2. 平面維度：分別就 X-Y、X-Z、Y-Z 軸組合進行分析，結果顯示，預測誠實準確度介於 65.4 - 69.4%間，且略低於單一維度判斷結果；而預測說謊準確度亦低於機率成分。
3. 立體維度：將 X-Y-Z 軸位移角度同時加入判斷，結果顯示，原始誠實預測正確率為 71.1%，交叉驗證準確率為 70.3%；但說謊部分與遠低於機率成分。各不同組合之預測與驗證結果如表 4 所示。

表 4 逆向陳述下，不同維度組合之分類與預測結果

比對 內容	第一群原始 預測正確率 (%) ^a	第二群原始 預測正確率 (%) ^b	第一群交叉驗證 預測正確率 (%) ^c	第二群交叉驗證 預測正確率 (%) ^d
X 軸	68.5	39.4	67.1	37.1
Y 軸	74.9	33.1	73.1	32.6
Z 軸	69.2	37.3	68.8	36.4
X-Y 軸	67.4	36.2	66.4	44.2
X-Z 軸	69.4	36.5	65.4	36.3
Y-Z 軸	68.6	42.6	65.7	39.6
X-Y-Z 軸	71.1	38.2	70.3	37.8

a:代表原始資料為逆向誠實敘述組，分類亦為逆向誠實敘述組。
b:代表原始資料為逆向說謊敘述組，分類亦為逆向說謊敘述組。
c:代表原始資料為逆向誠實敘述組，預測亦為逆向誠實敘述組。
d:代表原始資料為逆向說謊敘述組，預測亦為逆向說謊敘述組。

五、二步驟叢集分析：在設定分為兩大叢集，不預設類別變數下，檢視混合數據下分群狀況。

(一) 順向陳述

1. 集群品質：限定將所有數據分成兩大群下，顯示集群品質優良，約為 0.7，結果如圖 7 所示。

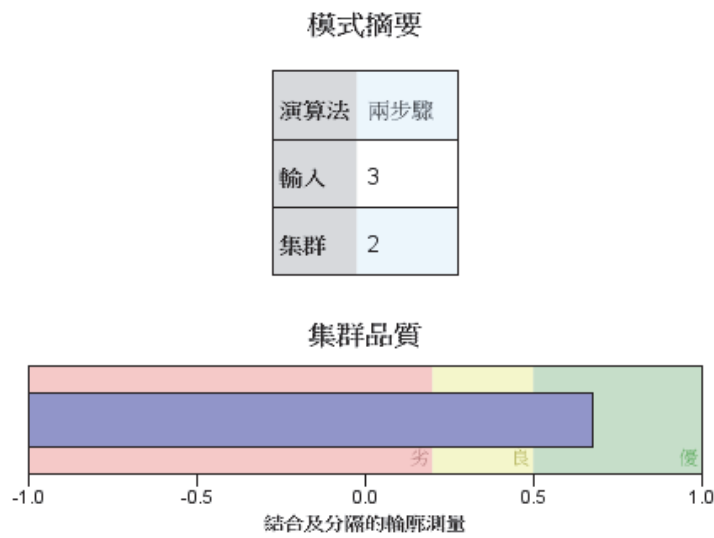


圖 7 順向陳述，兩集群下之品質

2. 集群大小：兩大集群所含樣本數多寡差異過大，內含樣本數量差距近 6 倍，顯示系統分群時，容易將結果歸納為某一族群，此與前述線性區別分析模式下，僅對於誠實群組有較大預測率相似，代表誠實狀態下，說話模式較固定，但說謊狀態下，模式不固定，所以較難預測，結果如圖 8 所示。

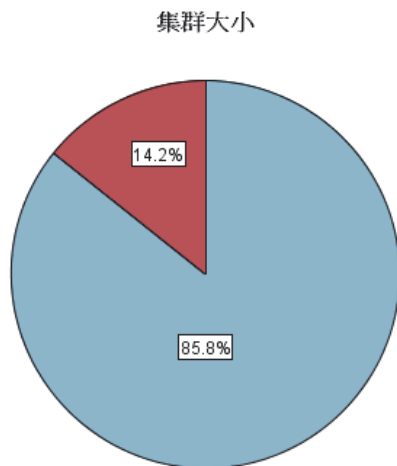


圖 8 順向陳述，兩大集群數量分配狀況

(二) 逆向陳述

1. 集群品質：限定將所有數據分成兩大群之情況下，顯示集群品質優良，亦約為 0.7，結果如圖 9 所示。

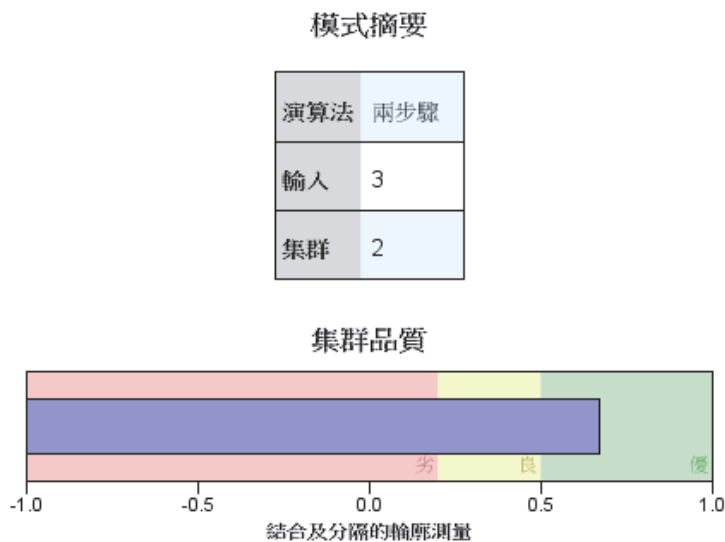


圖 9 逆向陳述，兩集群下之品質

2. 集群大小：兩大集群樣本大小差異達 4 倍之多，顯示系統分群時，亦容易將結果歸納為某一族群，此與前述線性區別分析模式下，僅對於誠實群組有較大預測率相似，代表誠實狀態下，說話模式較固定，但說謊狀態下，模式不固定，所以較難預測，結果如圖 10 所示。

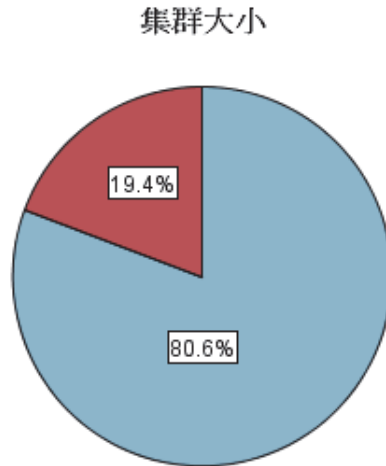


圖 10 逆向陳述，兩大集群數量分配狀況

伍、結論與建議

根據本研究量化分析結果，提出結論與建議事項如下。

- 一、**取樣間隔影響準確率，且受不同識別特徵影響：**由於現代偵測儀器過於精密，若以原始間隔時間所得訊號直接分析，可能出現數值太過細微而無法分析出差異之狀況。為了解何種時間取樣間隔最適合進行分析，本研究隨機取樣三人，以每 0.3 秒累積進行比較結果，最後選擇以每秒累加數據做分析。而不同時間間隔下，個人準確率可由 42% 提升至最高的 76%。此與文獻中 Debnath 等人研究類似，該研究中，亦發現取樣時間較短時，可能會受較多與說謊無關動作干擾。另方面，該研究中比較標的為頭部與眼部移動狀況，相較於微表情（眉毛變動）等特徵，頭部及眼部持續時間會較長，故以持續 2-3 秒的特徵有較大代表性，但若以其他特性做比較時，時間間隔則需要再重新測試。
- 二、**可用於預測誠實內容，但無法用於預測說謊內容：**本研究係以整體狀況進行分析，尚未進行個人化分析比對。在整體化分析中，除少數單一特徵的分析，如順向陳述下 Y 軸特徵（前後移動）外，其他各種順序與維度組合，均以誠

實預測內容為主，準確率約介於 65-75%間。上述結果大致上與 Poppe 等人研究相符，該研究中，亦發現誠實預測之召回率可達 60 - 80%間，但預測說謊則只有 44.4%。這些結果代表人在誠實敘述時，動作表情相對較為穩定，所以有較高可預測性，但說謊時變異較大，其部分特徵會與誠實特徵相重疊，且可能不具規則性，不一定會固定出現。參考他人與本研究之結果，故認為對於陳述可靠性預測結果，應解釋為，當分析結論判定為誠實時，則具有較高可信度，但若判定為說謊時，則建議不採用。

三、樣品取樣時間長度，亦會影響準確率，且取樣時間長短，仍須視案情與場合而定：本研究係採自由陳述方式，請當事人自由陳述完全誠實與完全說謊之內容約 1-2 分鐘，發現正確率介於 65 - 75%間。而 Poppe 等人研究，取樣長度由 1 秒鐘（單一簡短語句）提升至 2.5 分鐘時，則準確率可由 54%上升至 65%。分析之對象，若有長時間訪談與評估，理論上準確率可大幅提升，但實務上可能會遇到幾個時間長短取舍考慮因素，包括一、訪談時間限制：不同判斷場合，可提供的訪談時間不一，短則數十秒，多則數小時；二、可能只針對某一片段需進行分析：若可取樣時間有數小時，則仍將面臨另一個問題，亦即在數小時中，當事人可能僅針對其中某一關鍵細節說謊，此時若對全部內容作分析，則可能會發生判斷為誠實之偽陰性結果。因此，綜合研究結果與實務狀況，若針對行為語言評估時，建立比對模型的材料，也就是確認為真實與說謊之內容越長越好，但待測試片段則不建議僅取樣數十秒片段作分析，也不建議將數小時內容一起評估，而是先由操作人員以訪談技術儘可能取得相關誠實與說謊樣本後，再視需要分析的案情內容，擷取大約 1-2 分鐘關鍵片段進行分析較為妥適。

四、順向與逆向陳述均有部分數據變動較大，推測變動較大數據係來自說謊族群：根據分析結果，發現本研究之線性預測模式對誠實預測較有效約達七成，對說謊效果不佳，多數未達五成，代表誠實狀況下，數據一致性較高，較具可預測性，這些現象，某種程度可用面對謊言壓力之認知負荷理論作解釋，但仍無法全面解釋說謊族群內變動較大之原因，故尚須再以其他理論進行驗證。另再根據切割式分群（partitional clustering）結果顯示，不論是順向或逆向，均呈現非均勻分布狀態，代表在順向或逆向敘述所得數據中，有約一成五至二成之數據變動較大，亦即移動較大。但差異較大之數據量尚未達到四到五成，因此無法將所有數據直接分成數量較為平均之兩群，面對說謊動作

變化不穩定情況，未來如何透過動作預測說謊，尤其是動作變動較小之情況，將會是更大挑戰。

五、使用特徵與權重，須有所取捨：本研究中，各維度之平均數 t 檢定並非全部有顯著差異，再以不同維度組合檢驗正確率，發現部分有提升，但部分並不顯著，例如逆向陳述中，僅針對單一 Y 軸分析，誠實原始預測率為 74.9%，但綜合 X-Y-Z 軸時，僅有 71.1%，代表某些特徵可能無法作為有效預測標準，甚至可能會有混淆其他數據之可能。

參考文獻

- Abd, S. H., Hashim, I. A., & Jalal, A. S. A. (2021). Hardware implementation of deception detection system classifier. *Periodicals of Engineering and Natural Sciences*, 10(1), 151-163.
- Bartlett, M. S., Littlewort, G. C., Frank, M. G., & Lee, K. (2014). Automatic decoding of facial movements reveals deceptive pain expressions. *Current Biology*, 24(7), 738-743.
- Chandrawijaya, E. F., Yudiarso, A., & Rahayu, Y. P. (2022). EEG power spectral analysis and saccadic eye movement for true and false information. *Jurnal Ilmiah Psikologi Terapan*, 10(1), 9-16.
- Debnath, P. P., Rashed, M. G., Das, D., & Basar, M. R. (2021). Smart Interrogation System by Detection of Visual Focus of Attention. *Journal of Scientific Research*, 13(1), 47-58.
- DePaulo, B. M., Lindsay, J. J., Malone, B. E., Muhlenbruck, L., Charlton, K., & Cooper, H. (2003). Cues to deception. *Psychological bulletin*, 129(1), 74.
- Hartwig, M., Granhag, P. A., Strömwall, L. A., & Andersson, L. O. (2004). SUSPICIOUS MINDS: CRIMINALS' ABILITY TO DETECT DECEPTION. *Psychology, Crime and Law*, 10(1), 83-95.
- Jupe, L., Akehurst, L., Vernham, Z., & Allen, J. (2016). Teenage offenders' ability to detect deception in their peers. *Applied Cognitive Psychology*, 30(3), 401-408.
- Lu, S., Tsechpenakis, G., Metaxas, D. N., Jensen, M. L., & Kruse, J. (2005, January). Blob analysis of the head and hands: A method for deception detection. In

- Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (pp. 20c-20c). IEEE.
- Morency, L. P., Whitehill, J., & Movellan, J. (2008, September). Generalized adaptive view-based appearance model: Integrated framework for monocular head pose estimation. In 2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (pp. 1-8). IEEE.
- Nunamaker, J. F., Derrick, D. C., Elkins, A. C., Burgoon, J. K., & Patton, M. W. (2011). Embodied conversational agent-based kiosk for automated interviewing. *Journal of Management Information Systems*, 28(1), 17-48.
- Poppe, R., Van Der Zee, S., Heylen, D. K., & Taylor, P. J. (2014). AMAB: Automated measurement and analysis of body motion. *Behavior research methods*, 46(3), 625-633.
- Poppe, R., Van der Zee, S., Taylor, P. J., Anderson, R., & Veltkamp, R. C. (2015, January). Mining bodily cues to deception. In *Proceedings of the Rapid Screening Technologies, Deception Detection and Credibility Assessment Symposium at the Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)*.
- Rosenberg, E. L., & Ekman, P. (Eds.). (2020). *What the face reveals: Basic and applied studies of spontaneous expression using the Facial Action Coding System (FACS)*. Oxford University Press.
- Schindler, S., Wagner, L. K., Reinhard, M. A., Ruhara, N., Pfattheicher, S., & Nitschke, J. (2021). Are criminals better lie detectors? Investigating offenders' abilities in the context of deception detection. *Applied Cognitive Psychology*, 35(1), 203-214.
- Synnott, J., Dietzel, D., & Ioannou, M. (2015). A review of the polygraph: history, methodology and current status. *Crime Psychology Review*, 1(1), 59-83.
- Zafeiriou, S., Zhang, C., & Zhang, Z. (2015). A survey on face detection in the wild: past, present and future. *Computer Vision and Image Understanding*, 138, 1-24.