

邱瑞科、王祥安、吳建樺、張彥群 (2018),『雲端資訊服務系統建立之研究－慢性腎臟病線上檢測及風險評估為例』,《中華民國資訊管理學報》,第二十五卷,第三期,頁 255-282。

雲端資訊服務系統建立之研究－ 慢性腎臟病線上檢測及風險評估為例

邱瑞科

輔仁大學資訊管理學系、醫學資訊暨創新應用學士學位學程

王祥安

輔仁大學資訊管理學系

吳建樺*

輔仁大學商學研究所

張彥群

恩主公醫院資訊室

摘要

根據行政院衛生福利部國民健康署所公布的民國 105 年國人主要死因之統計資料顯示,腎炎、腎病症候群及腎病變位居十大主要死因之第九位。又根據 2015 年美國腎臟登錄系統(the United States Renal Data System; USRDS)年度報告,以洗腎作為指標,台灣末期腎臟病的發生率為世界第一名,而腎臟疾病一般情況下是很難意識到的,許多腎臟疾病之病友發現時,已是末期腎衰竭需要洗腎的情形,因此定期健康檢查及保持良好的飲食及生活習慣是非常重要的,以做到根本之預防,及早發現和及早的治療。本研究模糊專家系統及系統發展工具 jFuzzyLogic 結合雲端運算服務來建立一套慢性腎臟病檢測及惡化風險評估之雲端資訊服務系統。首先藉由文獻探討及彙整醫師專家的專業知識,以釐清慢性腎臟病之檢測方法及危險因子。之後透過人工智慧之兩種技術包括類神經網路與支援向量機來驗證危險因子之準確度。最後,透過腎絲球過濾率來檢測系統使用者是否有罹患慢性腎臟病,並進一步運用模糊專家系統推估惡化之可能風險。希冀藉此能發展一套可用於線上檢測及風險評估系統,提供社會大眾作為自我檢測之參考依據與了解患者病情資訊。在雲端平台部署上,本研究最後並將所發展之系統部屬 Google 公司所提供雲端運算服務平台,以提供使用者進行線上自主性檢測及風險評估。期望能透過雲端運算強大的運算與動態調整基礎建設資源的能力,使得本系統具有更高的彈性、效能、容錯能力與擴充性,來提供更具效能之網際網路系統線上服務。

關鍵詞：慢性腎臟病、人工智慧、模糊專家系統、風險評估、雲端運算服務

* 本文通訊作者。電子郵件信箱: kevin930202@gmail.com
2012/08/10 投稿; 2014/03/29 修訂; 2018/03/17 接受

Chiu, R.K., Wang, S.A., Wu, C.H. and Chang, Y.C. (2018), 'The study of cloud service information system – A case study of online detection and risk assessment for chronic kidney disease', *Journal of Information Management*, Vol. 25, No. 3, pp. 255-282.

The Study of Cloud Service Information System – A Case Study of Online Detection and Risk Assessment for Chronic Kidney Disease

Ruey-Kei Chiu

Department of Information Management, Program of MIIA, Fu Jen Catholic University

Shin-An Wang

Department of Information Management, Fu Jen Catholic University

Chien-Hua Wu*

Graduate Institute of Business Administration, Fu Jen Catholic University

Yen-Chun Chang

Information Department of En Chu Kong Hospital

Abstract

Purpose—By the annual mortality statistics announced by the Department of Health Welfare in year 105, nephritis, nephrotic syndrome and nephrosis are ranked among the top ten leading causes of civilian death. Again, according to the 2017 Annual Data Report of United States Renal Data System, it indicated that the mortality rate in end stage renal disease (ESRD) in Taiwan was ranked in the first place in the world. In general, it is difficult to be detected because the symptoms of chronic kidney disease (CKD) are not very apparent. Once ESRD is detected, it may require to rely on the dialysis to maintain alive.

Design/methodology/approach — Firstly, through the literature review and interview from experts, the methods of detection and risk factors of chronic kidney disease are determined. Secondly, leverage the factors identified, two artificial intelligent techniques including the back-propagation network (BPN) and support vector

* Corresponding author. Email: kevin930202@gmail.com

2012/08/10 received; 2014/03/29 revised; 2018/03/17 accepted

machines (SVM) are built and employed to verify the accuracy of these factors of affecting CKD. Lastly, Glomerular Filtration Rate (GFR) is employed to detect whether a system user has CKD followed by the fuzzy expert system is employed to assess the deterioration of probable risk.

Findings— Through the aid of this service system, the publics may take advantage of this system over the Internet to conduct an online self-assessment for the risk of suffering CKD. In the meanwhile, the system is deployed on the Google cloud platform to provide a higher performance system online service.

Research limitations/implications — Because the volume of patient cases employed in this research are not large enough, the reliability of research outcome may be questioned by the specialty physicians in medical practice even the predication model is thoroughly built and tested. If the source of patient cases can be obtained and extracted from National Health Insurance Research Database (NHIRD), the reliability of outcome would be enhanced to be trusted.

Practical implications — The verification and validation of the this research regardless the methods used, model built, and outcomes generated should be furtherly done in order to put the result in practice in medicine domain. In additions, the powerful computing and dynamical adjustment of cloud infrastructure needs also to be cared to make the service system gaining higher flexibility, better performance, greater fault-tolerance and scalability to improve the performance of system online service over the Internet.

Originality/value — The early diagnosis and treatment of CKD is extremely important. The study of this paper builds a cloud information service system based on the techniques of cloud computing, fuzzy expert system, and system development tool, jFuzzyLogic The participation of the kidney physician in this research provides the valuable and expert knowledge to build the original and unique predicting model for this research. If the research outcome and methodologies can be furtherly verified and validated, the value of academics and practices of this research can be also expected.

Keywords: chronic kidney disease, artificial intelligence, fuzzy expert system, risk assessment, cloud computing service

壹、動機與目的

一、研究背景與動機

根據行政院衛生福利部所公布的民國 105 年國人主要死因之統計資料顯示，腎炎、腎病症候群及腎病變位居十大主要死因之第九位。105 年十大主要死因死亡人數占總死亡人數的 76.8%，其中仍以惡性腫瘤占 27.7%最多；其次分別為心臟疾病（高血壓性疾病除外）占 12.1%、肺炎 7.1%、腦血管疾病占 6.9%、糖尿病 5.8%、事故傷害 4.2%、慢性下呼吸道疾病 3.9%、高血壓性疾病 3.4%、腎病症候群及腎病變與腎炎 3.0%、慢性肝病及肝硬化 2.7%。雖然國人主要死因，腎臟疾病僅占第七位，但糖尿病、高血壓及痛風等等皆可能併發腎功能衰竭，而這些疾病皆是國人常見的疾病。謝明玲（2008）認為於肝病之後，腎臟病可稱台灣的新國病，台灣末期腎臟新生病例發生比例和盛行率，都是世界第一。而腎臟疾病一般情況下是很難意識到的，有可能因為平常不良的日常生活習慣使腎功能漸漸衰退，許多腎臟疾病之病友發現時，已是末期腎衰竭需要洗腎的情形，因此定期健康檢查及保持良好的飲食及生活習慣是非常重要的，以做到根本之預防，及早發現，及早治療。Yoshida et al.（2008）指出慢性腎臟病是一個重要的全球健康問題，終末期腎臟疾病（ESRD）的發病率在世界各地正在穩定的增加。又根據 2017 年美國腎臟登錄系統（the United States Renal Data System; USRDS）年度報告（USRDS 2017），以洗腎作為指標，2015 年台灣末期腎臟病的發生率，即為每年新增加的洗腎病患人口佔總人口之比率為 476 人 / 百萬人，亦為世界第一名，儘管台灣每年新增洗腎病人正逐年小幅下降，但其末期腎臟病的盛行率仍然很高。根據行政院衛生署所公布的民國 105 年國人主要死因之統計資料顯示，腎炎、腎病症候群及腎病變位居十大主要死因之第九位，雖較先前幾個年度資料下降（行政院衛生福利部 2017），但仍不可忽視。

由表 1 所顯示之十大主要死因中 105 年國人死亡者平均年齡為 72.5 歲，較上年增加 0.5 歲，較 95 年增加 4.6 歲；死亡年齡中位數為 77.0 歲，較 95 年增 4.0 歲。而心臟疾病（高血壓性疾病除外）、肺炎、腦血管疾病、慢性下呼吸道疾病、高血壓性疾病與腎炎、腎病症候群及腎病變等 6 類死因死亡年齡中位數高於全國之平均值 77 歲，該等死因多與慢性疾病有關，故其死亡者平均年齡亦較高。可見腎臟相關之慢性疾病已隨著我國老人化人口數之增加而呈現增加趨勢，也因曾增加政府醫療費用支出及家庭家計之負擔（行政院衛生福利部 2017）。

表 1：十大死因死亡年齡中位數

單位：歲

	105 年			較上年增減歲數			較十年前增減歲數		
	合計	男	女	合計	男	女	合計	男	女
所有死亡原因	77	74	80	1	-	1	4	3	5
惡性腫瘤	69	68	71	-	-	-	-	-1	2
心臟疾病 (高血壓性疾病除外)	79	75	83	-	-	-	3	1	4
肺炎	85	84	86	1	-	-	4	4	3
腦血管疾病	79	77	82	-	-	-	3	2	3
糖尿病	77	74	80	-	-	-	3	2	4
事故傷害	60	57	69	-	-	2	11	10	14
慢性下呼吸道疾病	84	83	85	-	-	-	3	3	2
高血壓性疾病	82	79	84	-	-	-	3	3	3
腎炎、腎病症候群及 腎病變	80	78	81	1	-	-	3	2	4
慢性肝病及肝硬化	60	56	74	1	1	1	2	3	4

因此，本研究的主要目的在於建構一個腎臟病檢測與風險評估系統，除了具備傳統功能如生理訊號擷取、健康諮詢、衛教宣導等，其中結合人工智慧的技術發展一套腎臟病檢測和風險評估的服務。讓民眾能夠更及時且方便的得知自身之健康趨勢與輸入每日所量測之生理數值，並能夠根據此系統得知其罹患腎臟病之風險，讓民眾可以對自身的健康狀況有更進一步的認識並提供醫師作為診斷依據的參考和病患了解病情的依據，並希望可以藉此把握早期治療的契機，以降低腎臟病患者真正發生的機率，並減少醫療資源的大量支出及耗費。

近年來，雲端運算概念的興起，在醫療產業上也開始提倡雲端運算與醫療照護的結合，由於遠端醫療服務的需求，「Healthcare 2.0」概念的提出，讓病人可以主動管理個人病情，形成醫療人員與病患之間良性的互動。過去多年行政院衛生福利部也多次舉辦雲端運算在醫療健康產業之應用研討會，其發展方向在建立一醫療保健雲，並拓展雲端運算於醫療健康產業的導入與應用，故可得知雲端運算應用於醫療照護，必定為產業內共同推動之方向。因此本研究希冀能根據目前雲端技術的發展及醫療產業現況的需要，將本研究所發展之慢性腎臟病檢測與風險評估輔助系統部屬至雲端運算平台，提供使用者進行線上自主性檢測及風險評估。期望能透過雲端運算強大的運算與動態調整基礎建設資源的能力，使得本系

統具有更高的彈性、效能、容錯能力與擴充性，來提供更具效能之網際網路系統線上服務。

歸納本研究之目的設定如下：

1. 以北部某教學醫院所提供之慢性腎臟病健檢資料為根據，以 GFR 公式作為分類依據，結合多元迴歸分析與文獻探討歸類出慢性腎臟病之危險因子，並透過類神經網路與支援向量機探討最佳的危險因子組合，並比較兩種模型在預測上的績效，以提供未來相關醫療研究之參考。
2. 透過模糊理論建立慢性腎臟病風險評估系統，使用者可透過介面輸入指標因子數值，了解自身腎臟功能現況與病情可能惡化的風險，以達到早期發現，早期治療的預防保健。
3. 將系統建置在雲端平台上，以保障使用者資訊安全的品質並減少相關設備擴增所需的開銷成本。運用雲端運算之分散式運算能力，透過不同伺服器設備的配置方式，來找出雲端運算當中最最佳的配置模式，來改善過去在進行實驗時費時過久之情形，並同時擁用更強大之運算能力。

貳、文獻探討

一、慢性腎臟病及致病危險因子探討

腎臟受損超過三個月，導致其結構或功能無法恢復正常，稱為慢性腎臟病 (chronic kidney disease; CKD)。慢性腎臟病是常見的疾病，腎臟疾病的嚴重度可由 GFR 及尿蛋白來做分級，Soares et al. (2009) 應用 GFR 建立致病因素比例預測風險模型。Tangri et al. (2011) 發表了一篇腎臟衰竭的可預測模式，對於慢性腎臟病臨床上的治療提供了及早處理的建議。利用腎絲球過濾率 (glomerular filtration rate; GFR) 來判斷腎臟功能，將慢性腎臟病分為五個階段，這個過程可能非常長久；也有可能很快地進入了第五階段—末期腎衰竭，甚至要進行透析或換腎的治療 (台灣腎臟醫學會 2012)。計算 GFR 的方式主要有三種換算公式，本研究採用 MDRD-S-GFR 計算方式表示如下：

$$\begin{aligned} &\text{MDRD-Simplify-GFR (mL/min/1.73 m}^2\text{)} \\ &= 186 * \text{Scr}^{-1.154} * \text{Age}^{-0.203} * 0.742 \text{ (if female)} \end{aligned}$$

此公式國際上最廣為採用，台灣很多醫療機構採用。美國國家腎臟基金會 (National Kidney Foundation Disease Outcomes Quality Initiative) (NKF KDOQI 2002) 將慢性腎臟病分為五個階段，如表 2。

表 2：慢性腎臟病分期表

病程	類型	GFR (ml/min/1.73m ²)	
第 1 期	腎功能正常但併有蛋白尿、血尿等腎臟損傷狀況	90~100	腎臟功能僅為正常人的 60%以上，但注意是否有糖尿病及高血壓，需要控制血糖、血壓與飲食，每半年作腎功能檢查，一般皆能穩住腎功能。但若有腎絲炎之病患必須接受治療。
第 2 期	輕度慢性腎衰竭，但併有蛋白尿、血尿等	60~89	
第 3 期	中度慢性腎功能障礙	30~59	腎臟功能僅為約正常人的 15~59%，積極配合醫師治療，減緩進入第 5 期腎臟病變。
第 4 期	重度慢性腎衰竭	15~29	
第 5 期	末期腎臟病變	<15	腎臟功能僅剩正常人的 15%以下，若逐漸無法排除體內代謝廢物和水份，則必須準備與接受透析治療及腎臟移植。

李書霈（2015）以內湖三軍總醫院的慢性腎臟病病患為研究對象，針對腎臟病相關因素分為(1)基本人口學特性、(2)危險因子、(3)伴隨系統性疾病、(4)基本生化檢驗值等四個面向，利用存活分析 Cox Proportional Hazard Model 及 Kaplan-Meier 法探討不同期別進展的時間點及進展至透析分析治療的風險。其結論發現肌肝酸的上升、尿素氮的上升、血紅素的下降、鈣質的下降、伴隨系統性高血壓及伴隨系統性糖尿病等因子都有可能造成腎臟功能的衰竭。李雅惠（2017）指出慢性腎臟病的因素包含性別、年齡、腎臟分期與伴隨疾病等。其結果顯示初期慢性腎臟疾病無明顯特徵，需靠抽血、驗尿等才能知道腎臟已有損傷。陳永銘（2007）談到腎臟病的高危險群主要為下列六種：(1)糖尿病患者；(2)高血壓患者；(3)蛋白尿患者；(4)長期服用中西藥者；(5)有家族腎臟病史者；(6)65 歲以上老年人。同時陳永銘醫師提到腎臟病於早期是沒有症狀的，頂多只有泡沫尿、潛血尿（肉眼看不到）或高血壓，因此唯有透過定期測量血壓、驗血（血糖、尿素氮和肌酸酐）及驗尿（潛血、蛋白尿和糖尿病），才有機會早期發現。尿素氮是人體蛋白質代謝的產物，由肝臟合成，並由腎臟將過濾到尿液中排出體外。當腎臟受損或腎功能障礙時，此排除功能便可能降低或完全喪失，使得尿素氮累積在血液中，出現濃度上升的情形；肌酸酐是人體肌肉中肌酸的分解產物，屬於代謝廢物的一種，經由腎臟過濾至尿液排出體外。當腎功能出現障礙時，肌酸酐會累積在血中，導致血中濃度上升，因此可藉血液肌酸酐濃度來判定腎功能的好壞。Takamatsu et al.（2009）等人統計日本有田町 1554 人的生理數值，透過多元回歸分析探討青年人與老年人之間其影響慢性腎臟病的顯著因子，結果指出影響慢性

腎臟病的顯著因子分別有三酸甘油酯、總膽固醇、血壓以及蛋白尿。其結論指出蛋白尿為一獨立的相關因子，可用來作為診斷慢性腎臟病末期的有用標誌。Chen et al. (2016) 利用模糊規則構建專家系統 (fuzzy rule-building expert system; FuRES) 和模糊聯想記憶 (fuzzy optimal associative memory; FOAM) 兩種內部模糊分類器，對腎臟病患者的診斷進行了可行性研究，並使用偏最小平方判別分析 (Partial least squares Discriminant Analysis; PLS-DA)。其結論顯示 FuRES 和 FOAM 這兩種模糊分類工具在診斷腎臟病患者方面表現良好，而 FuRES 比 FOAM 更有效。

二、人工智慧運用及資訊科技於疾病檢測及風險評估

國內運用人工智慧、資訊科技及統計與數學方法於疾病檢測及風險評估相關之研究隨著資訊科技應用蓬勃而有日趨廣泛，且受到醫療界之重視及採行。以下探討並摘述幾項與本研究相關之研究。江尚瑀 (2017) 利用基因規劃法與禁忌提出一種包括數據輸入 (參數區)、臨床指標區與預測診斷區機制等三個階段的評估患者頸椎狀況的預測模型，來達到輔助功能以及促進效率與醫病關係。使用基因規劃法透過訓練數據來建構預測樹，並不斷地進行世代演化，再加入禁忌搜尋法為輔助啟發法則，使能更有效率的進行全域性的搜尋，以找到更多樣性的族群。其結果發現透過結合禁忌搜尋法的基因規畫，使用臨床指標實驗結果加入頸椎骨嚴重程度診斷的準確率提高至九成。黃珈瑩 (2009) 發展一套可用於線上查詢暨診斷系統，運用倒傳遞類神經網路、自組織映射網路及類神經模糊系統，使用三酸甘油酯、腰圍、空腹血糖、高密度脂蛋白、血壓及糖化血色素檢測其糖尿病與代謝症候群之分類，再依受測個案之其他生化檢驗值及生活型態，經模糊專家系統來推估個案無論有無糖尿病可能的風險嚴重程度。而在判定糖尿病與代謝症候群之分類時，實驗結果倒傳遞類神經網路可達到較高的正確率 (89.86%)，具有水準的預測能力與參考價值。陳麗卿 (2006) 提出心臟病電腦診斷與決策輔助系統建立之研究便是以模糊專家系統為主要建立之工具，結合專家醫師以及參考相關文獻後所整理之冠狀心臟病疾病因子，應用分析層級程序法分析心臟病致病危險因子之權重顯著關係，規劃知識庫的架構及其內容，完成知識庫的建置作業，達到系統診斷結果與專家醫師評斷 97% 之準確率。陳宥瑾 (2010) 透過模糊專家系統，將輸入的檢驗項目進行模糊推論，來推估出罹患慢性腎臟病之風險程度，期望將模糊專家系統應用於患有腎臟疾病風險程度之推估，並透過此系統來有效且正確地診斷是否有罹患腎臟疾病，亦可推估腎功能衰退或罹患腎臟疾病之風險，以輔助醫師作為臨床診斷的參考依據。根據文獻指出，眾多危險因子會直接或間接的影響慢性腎臟病的惡化程度。上述實驗只採用肌肝酸，血糖，尿素氮

與收縮壓四個危險因子作為專家系統之輸入變項，在風險評估上尚略不足；因此，故本研究希望能藉由更多危險因子的介入結合腎絲球過濾率之公式，來建立一套較完整的慢性腎臟病檢測與惡化風險評估系統。

三、雲端運算服務

唐佩君（2009）提到經濟部前技術處長吳明機表示，台灣可利用既有之資訊通訊科技產業發展基礎及優勢，來透過雲端運算發展科技化服務，進而促進醫療照護等六大新興產業發展。蘇文彬（2009）也提及經濟部與 IBM 合作在台設立「智慧生活前瞻研究中心」，期望未來能結合 IBM 雲端運算、資料管理分析技術，和國內相關研究單位資源、人力，研究雲端醫療照護服務模式。由此可知雲端運算於醫療照護應用為政府推動之目標。本研究所建立之系統除了提供民眾做自我腎功能的檢測外，也可提供給醫院作為慢性腎臟病之管理平台，期望透過雲端運算之高效能提高系統多人使用之執行效能。健康醫療產業結合雲端運算將是未來行動醫療健康照護上具有前瞻性的整合應用。本研究提供行動醫療照護資訊服務系統，提供一般民眾使用行動數位連網裝置，進行更方便且具效能之自我檢測功能。醫療產業病歷資料隨著病人看診次數增加，歷史性資料需要長時的保存，日積月累，數量相當驚人，且因牽涉個人隱私，因此資料安全的維護益形重要。如用傳統自建資料運算及儲存平台將無法快速回應大量醫療資料產生、儲存及運算之需求，因此如能結合醫療產業與雲端運算資源應具有一定的效益及價值。Google App Engine 提供整合式之 API 進行資料存取與應用程式部署、系統開發初期提供免費之雲端服務，皆為本系統所需，因此本研究選擇 Google 所提供 Google App Engine 之作為發展平台。

四、Google App Engine

目前市場上許多科技大廠都紛紛提供了雲端平台的使用服務並搭配各公司不同的服務措施與機制。然而，在衡量各雲端平台的效能與多方面的考量下，本研究將採用由 Google 提供的 Google App Engine「Google 應用服務引擎」作為開發平台。Google App Engine 主要是由 Google 自行研發的三大核心技術組成：Google File System (GFS)、MapReduce 和 Big table 所組成，並結合其他相關優化技術。

（一）MapReduce

MapReduce 是一個編程模型，也是一個處理和生成超大數據集的算法模型的相關實現。MapReduce 架構的程序能夠在大量的普通配置的計算機上實現並行化

處理。MapReduce 的運作模式是先透過 Map 程式將資料切割成不相關的區塊，再使用大量機器執行 Map 程式，分別同步執行處理與分析，再將分析出來的結果透過 Reduce 程式進行合併，最後則輸出完整的結果（Dean & Ghemawat 2008）。

（二）Google File System

Google GFS 文件系統是一個大規模數據密集型應用的、可伸縮的分部式文件系統。GFS 雖然運行在廉價的普遍硬件設備上，但是它依然了提供災難冗餘的能力，為大量客戶機提供了高性能的服務。GFS 作為存儲平台已經被廣泛的部署在 Google 內部，存儲服務產生和處理的數據，同時還用於那些需要大規模數據集的研究和開發工作。目前為止，最大的一個集群利用數千台機器的數千個硬盤，提供了數百 Terabyte (TB) 的存儲空間，同時為數百個客戶機服務（Ghemawat et al. 2003）。

五、人工智慧與疾病診斷

Montazeri et al. (2016) 比較不同的機器學習方法預測 900 位伊朗乳癌病患存活的情況，其結果發現隨機森林的準確率為 96% 優於其他方法，顯示隨機森林可以做為醫療輔助的預測型。江明諺 (2016) 利用高雄地區三間診所病患就診資料，使用 XGBoost 機器學習技術建立糖尿病預測模型，並且與邏輯式迴歸做比較，其結論顯示 XGBoost 辨識率比邏輯式迴歸提升了 8%。柯彥廷 (2017) 以機器學習為基礎，透過機器學習為身心適能發展智慧型健康輔助系統，透過機器學習的方法來分析自身心適能的狀態，其結果顯示評估多類決策森林模型正確率達到 88% 以上，預測決策森林迴歸模型的正確率為 95%，診斷多類決策叢林模型的正確率得到 92% 以上，輔助處方增強決策樹迴歸模型的正確率為 100%。Reda et al. (2017) 使用深度神經網路預測結腸直腸癌患者 1 年、2 年以及 5 年的存活率，針對不同的類神經網路架構實驗後發現五的隱藏層架構有最佳的結果，與邏輯迴歸與隨機森林比較後，除了 1 年與 2 年的模型外，深度神經網路於其他模型預測的準確度較高。張永達 (2018) 利用機器學習的支援向量機技術，來建立腎臟病期別的預測模組，收集了 77 位第二型糖尿病病人從 2013 年 9 月至 2015 年 9 月期間的尿液檢體，其結論顯示其預測模組對於腎臟病的可以準確地區分出早期腎臟病與晚期腎臟病。

參、研究架構及研究方法

本研究結合美國腎臟病協會定義的腎絲球過濾率公式與模糊專家理論來建立一套慢性腎臟病檢測與風險評估系統，並將系統建置在雲端平台上，希望透過雲

端供應商的管理，來提升個人資料安全上的保障，且降低未來在設備擴充上所需花費的成本支出，以達到規模經濟上的效益。民眾可以透過使用者介面來輸入生理數值，由腎絲球過濾率公式初步判定自身的腎臟狀況目前位於慢性腎臟病分期中哪一階段，對於未罹患該疾病的使用者而言，可透過風險評估系統來估算可能罹患慢性腎臟病的風險；對於已判定有病的民眾而言，可經由風險評估來衡量腎臟可能惡化的風險。此外，醫療相關人員即可透過此平台來了解目前病患的身體狀況，以輔助診斷上的參考並提供相關的醫療服務。

一、研究架構

本研究架構如圖 1 所述，主要分為分析慢性腎臟病的風險因子、風險因子的驗證、法則庫之建立、慢性腎臟病檢測與風險評估模組和系統部署於雲端平台五部分，其分別說明如下：

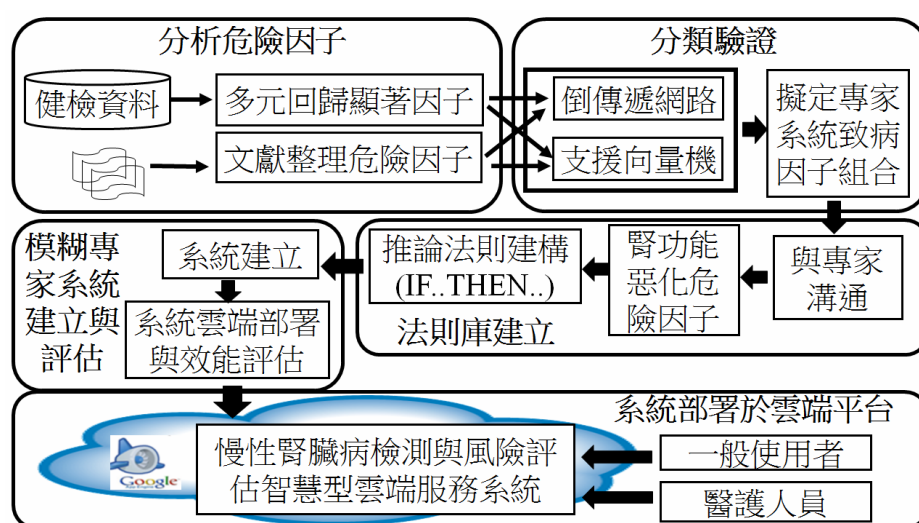


圖 1：研究架構圖

二、慢性腎臟病危險因子分析

(一) 資料來源

關於慢性腎臟病危險因子的探討上，本研究以北部某家醫院所提供的健檢資料為樣本，其樣本數量為 932 筆，指標因子為 19 個。在危險因子的篩選上，本研究以多元回歸分析及相關文獻探討兩種方式作為初步擬定因子組合的方式，以作為後續進行因子分類驗證的輸入指標。首先根據腎絲球過濾率公式算出各筆慢

性腎臟病健檢資料的腎絲球過濾率，以作為進行同時多元回歸的依變項，接著透過多元迴歸分析找出顯著性較高的危險因子，以作為後續進行危險因子分類驗證的輸入指標。並結合相關文獻探討的因子與疾病診斷方法與公式來擬定出慢性腎臟病致病因子之最適組合。

（二）多元迴歸分析

本研究透過多元迴歸分析來篩選出具有顯著性的危險因子，以進行下一步做分類的驗證來確定最適之危險因子組合。本研究所取得的原始資料中，並無病患腎臟病功能之檢驗值，因此為能運用多元迴歸分析來篩選出具有顯著性的危險因子，乃使用醫院常用來簡易判斷病患是否罹患慢性腎臟病所使用之腎絲球過濾率值作為病患腎臟病功能之檢驗值。並以此值作為進行多元回歸分析所需之結果變項，或稱依變項。經由多元迴歸分析所獲得之危險因子顯著性結果如表 3 所示。此一分析所得之危險因子，但為求研究之嚴謹性，後續更將與文獻探討或獲致之危險因子，透過類神經網路兩種分析模式，包括傳遞類神經網路及支援向量進行必較驗證，以獲得一組最適之危險因子作為建構模糊專家系統所需之輸入變數。

透過同時多元回歸分析，本模式的 R-Squared 達到 0.733，顯示其模式對腎絲球過濾率預測具有解釋能力。經由模型篩選其 p-value 值小於 0.05 視為重要因子，較具顯著因子分別為肌肝酸、血色素、尿素氮、尿酸、性別、年齡等六個，其結果顯示於表 3。本研究將以表 4 所列之具顯著因子作為後續人工智慧因子驗證的輸入變項，以衡量此因子組合的分類準確性。

表 3：多元回歸分析結果

模式	R			R 平方	調整後的 R 平方
1	0.860			0.739	0.733
模式	未標準化 係數		標準化 係數	T	顯著性
	B 之估計值	標準誤差	Beta 值		
變數	286.076	34.094		8.391	.000
TG (三酸甘油脂)	-7.644E-6	.006	.000	-0.001	.999
Cr (肌酐酸)	-71.333	1.924	-.926	-37.070	< 2e-16
Hb (血色素)	-1.520	.324	-.092	-4.688	3.18e-06
GLU (血糖)	-.018	.017	-.019	-1.023	.306
Sbp (收縮壓)	-.001	.022	-.001	-.040	.968

DIAS (舒張壓)	.046	.039	.023	1.187	.235
LDL (低密度脂蛋白)	.004	.027	.005	.129	.897
BUN (尿素氮)	.478	.086	.118	5.538	4.01e-08
UP (尿蛋白)	-.577	.550	-.019	-1.049	.295
Ob (潛血)	-.376	.422	-.016	-.891	.373
UA (尿酸)	-1.903	.317	-.121	-6.005	2.77e-09
Hg (身高)	-.383	.207	-.143	-1.850	.065
Hc (高血脂)	-1.761	3.725	-.008	-.473	.636
Hy (高血壓)	.312	1.045	.005	.299	.765
Dia (糖尿病)	1.087	2.110	.010	.515	.607
Wa (腰圍)	.040	.056	.019	.714	.475
Chol (膽固醇)	8.785E-6	.024	.000	.000	1.000
Weight (體重)	.358	.246	.160	1.453	.147
Sex (性別)	-19.472	1.266	-.434	-15.377	< 2e-16
BMI	-.900	.565	-.148	-1.592	.112
Age (年齡)	-.641	.066	-.179	-9.731	< 2e-16

表 4：多元回歸顯著因子

英文名稱	中文名稱	屬性	其它說明
Creatinine	肌酐酸	連續型	
Hb	血色素	連續型	
BUN	尿素氮	連續型	
UA	尿酸	連續型	
Sex	性別	類別型	(0:男 1:女)
Age	年齡	連續型	

(三) 慢性腎臟病文獻探討因子

除了透過健檢資料以統計方式篩選慢性腎臟病的危險因子，本研究第二個危險因子組合建立方式採用透過影響慢性腎臟疾病因素的文獻探討的方式，表 5 為探討之文獻。歸納出可能導致腎功能受損的危險因子。表 6 為文獻整理的危險因子。

表 5：慢性腎臟危險因子探討之文獻

參照文獻
慢性腎臟疾病（CKD）惡化的影響因素（馮祥華 2011）
延緩慢性腎臟病進展之治療對策（陳業勝等 2010）
Risk factors for chronic kidney disease in Japan: a community-based study（Takamatsu et al. 2009）
慢性腎臟病防治手冊（台灣腎臟醫學會 2012）
慢性腎臟病與高血壓（王舒民等 2007）
高尿酸血症與腎臟病（尤英覽等 2011）
尿酸與腎臟病（劉婉君等 2010）
尿蛋白與微量尿蛋白（黃清意等 2006）
腎功能之評估:由血液生化檢查值觀點（吳岳霖 & 陳錫賢 2012）
美國國家腎臟基金會（KDOQI）慢性腎臟病貧血的治療指引（郭健群 & 陳靖博 2007）
影響慢性腎臟病進展之危險因子探討（李書霈 2015）
末期腎臟疾病與視網膜血管阻塞的相關研究（林建騰 2015）
初期慢性腎臟疾病病程變化相關因子之研究（李雅惠 2017）

表 6：文獻探討所得之慢性腎臟之危險因子

英文名稱	中文名稱	屬性	其他說明	平均值	最大值	最小值
BUN	尿素氮	連續型	---	15.36	47.2	5.2
DIA	收縮壓	連續型	---	134.02	210	88
Age	年齡	連續型		77.3	97	50
GLU	血糖	連續型	---	105.11	288	70
UP	尿液檢查 （蛋白質）	類別型	0→Negative Trace；2+； 3+；4+	---	---	---
UA	尿酸	連續型	---	5.91	14.8	2.14
Hb	血色素	連續型	---	13.25	19.3	7.0
LDL	低密度脂蛋白	連續型	---	118.29	243	39
Creatinine	肌酐酸	連續型	---	0.86	4.28	0.37
Sex	性別	類別型	0→男性 1→女性	---	---	---

註：尿液蛋白之檢查以尿液試紙定性檢查結果分為：0 Negative 為正常；Trace（10-20mg/dl）為微量；1+（30mg/dl）；2+（100mg/dl）；3+（300 mg/dl）；4+（1000mg/dl 以上）。

本研究整理的多元回歸具顯著性之因子包括肌酐酸、血色素、尿素氮、尿酸、性別及年齡與文獻探討之因子包括尿素氮、收縮壓、年齡、血糖、尿蛋白、尿酸、血色素、低密度脂蛋白、肌酐酸及性別，兩組因子之間的主要差別在於文獻探討之因子組合多包含了收縮壓、血糖、尿蛋白及低密度脂蛋白四個變項。

三、慢性腎臟病危險因子之驗證分析

此階段將上一步驟經由多元回歸分析與文獻探討整理出的慢性腎臟病可能致病因子組合透過類神經網路的倒傳遞網路模式與支援向量機分析來做準確性的驗證，一方面比較兩種模式在驗證上的預測績效，一方面希望透過分類驗證來擬定較具代表性關鍵危險因子的組合。採用 BPN and SVM 於鑑別並擬定最佳慢性腎臟病致病因子之組合，主要考量它們是在人工智慧技術中最為研究學者所使用之兩種演算法，並可在不同應用領域中獲致較佳之分類及預測結果。因此本研究直接採用兩者作為鑑別並擬定最佳慢性腎臟病致病因子之組合。圖 2 顯示致病可能因子驗證實驗流程圖。表 7 呈現倒傳遞類神經網路模式與支援向量機模式之測試結果做比較，在倒傳遞類神經網路模擬實驗中，其兩種因子組合的測試準確度皆達到 95%以上，且結果皆高於支援向量機模擬實驗之數據。因此在本研究中，倒傳遞類神經網路優於支援向量機的分類績效。雖然支援向量機在迴歸分析顯著因子之驗證精確度略勝一籌，但精確度質太低並不具參考性。然而文獻探討危險因子在倒傳遞類神經網路的驗證獲致較佳之腎臟病風險分類準確性，高達 96.91 具參考性。且在文獻整理的因子組合相較迴歸分析因子多了血糖值、收縮壓、尿蛋白及低密度脂蛋白 4 個變項，此四個變項已普遍被醫學界認知是導致腎臟病變之主要影響因子。本研究文獻探討所獲致因子並進一步經由合作研究醫療機構之專科醫師驗證後所獲致危險因子能在惡化風險評估上提供較具完整性且能得到腎臟病風險更準確性分類，因此本研究將利用文獻參考之危險因子組合來建置模糊專家系統。

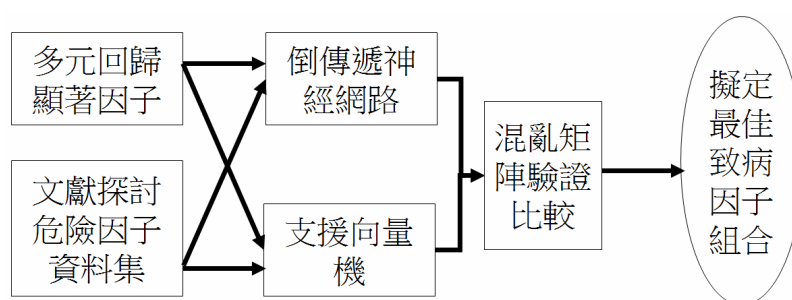


圖 2：致病可能因子驗證實驗流程圖

表 7：兩種模式之比較-分類準確度

網路模式	回歸分析顯著性因子	文獻探討危險因子
倒傳遞類神經網路	96.66	96.91
支援向量機	72.97	62.64

四、法則庫之建立

此階段目的在於跟專業醫療人員確認實驗擬定之慢性腎臟病致病的風險因子是否恰當，並藉由訪談來確定疾病判斷的相關法則，以提供後續專家系統建立之應用。圖 3 為法則庫建立流程。

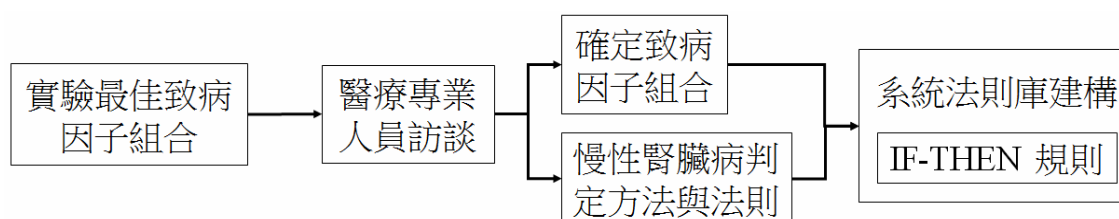


圖 3：慢性腎臟病法則庫建構流程

五、慢性腎臟病檢測與風險評估

此階段目的在建立一慢性腎臟病的檢測模組，首先透過文獻來釐清慢性腎臟病之臨床分類、危險因子與相關的診斷方法。結合美國腎臟病基金會發展的 K/DOQI 腎臟臨床指引 (Levey et al. 2003) 中採用的腎絲球過濾率公式與模糊專家系統的建置，建立一套慢性腎臟病的檢測及風險評估之系統模組。使用者可經由此系統模組來輸入生理數值，透過腎絲球過濾率公式可以判斷使用者目前腎臟狀況分期中哪一階段，再透過模糊專家系統，結合法則庫與知識庫，以關鍵影響因子來制定模糊區間及模糊法則，經由模糊推論執行模糊法則比對及觸發動作，輸出模糊區間圖形及推估可能罹患疾病或病情惡化之風險。圖 4 為慢性腎臟病的檢測與風險評估流程。

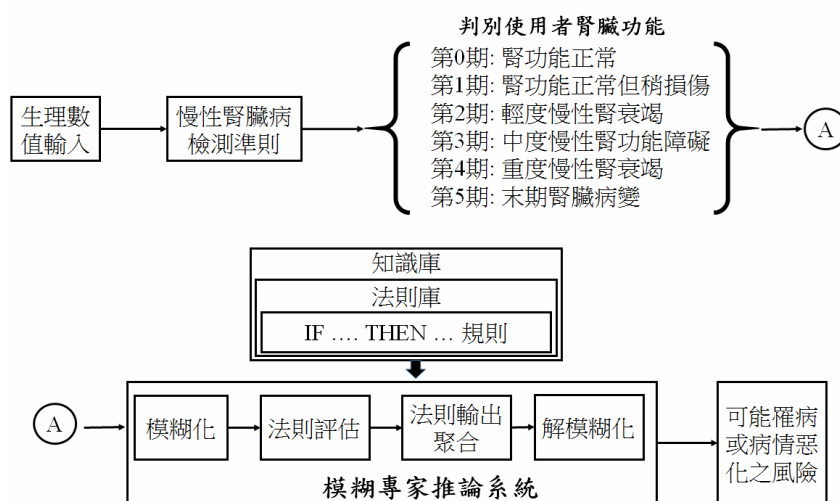


圖 4：慢性腎臟病的檢測與風險評估流程

(一) 模糊專家系統之建置

本研究採行模糊專家系統技術建置風險評估專家系統，因為考量系統之個案資料輸入變數特性，例如年齡、身高、體重、肌肝酸等如果以常數輸入將無法像使用模糊變數以模糊集合（Fuzzy Sets）表示，並運用模糊推論邏輯（Fuzzy Inference logic）進行推論可以產生最適且具參考性之結果。因此本研究選擇模糊專家系統建置風險評估專家系統之建立，主要在運用它之對本研究系統輸入、輸出結果推論及處理之優越特性。此實驗階段欲使用模糊專家系統來做腎功能惡化風險之推估，以得知罹患腎臟疾病之風險或腎功能衰退之風險，依循開發模糊專家系統之步驟：(1)指定問題並定義語言變數；(2)定義模糊集；(3)建構模糊規則；(4)對模糊集、模糊規則和過程進程式編碼以在專家系統中執行模糊推理；(5)評估並調整系統。其建置系統之詳細流程詳細如下說明，圖 5 為系統開發流程圖。

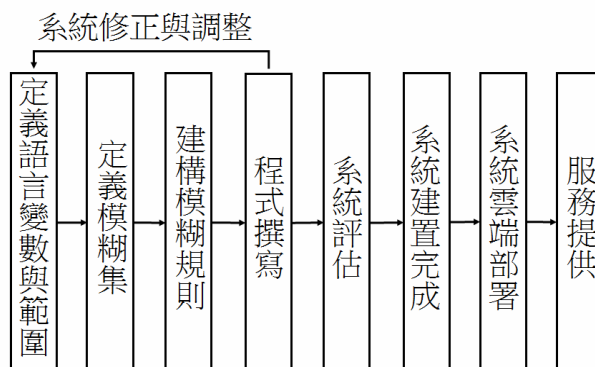


圖 5：雲端服務模糊專家系統開發流程圖

1. 指定問題並定義語言變數及範圍

本研究透過文獻探討及專家訪談得知影響腎功能惡化之因素及專科醫師診斷腎臟疾病之方法，希望能結合腎絲球過濾率公式與模糊專家系統來推估腎臟衰退之風險，以開發慢性腎臟疾病輔助診斷暨惡化風險推估之專家系統。在欲輸入危險因子的選擇上，本研究以文獻整理之影響因子作為輸入變數，包括肌肝酸、年齡與性別作為初步評估受測者腎功能狀況之腎絲球過濾率的輸入指標，接著於腎功能惡化之風險評估上採用的危險因子分別為尿素氮、收縮壓、血糖、尿蛋白、尿酸、血色素與低密度脂蛋白。而輸出值為罹患慢性腎臟疾病或腎功能惡化之風險值。其語言變數及範圍定義如表 8。語言變數（又稱模糊變數）之數值內容本質屬連續型資料型態（如表 4 及表 6 所顯示），但若直接使用連續型資料進行模糊化及系統推論結果之解模糊化，皆將使運算複雜度提高。且連續型變數，所對應之函數不易建構，亦將造成資料處理之困難。模糊專家系統之建立植基於模糊邏輯理論，本身即允許資料之模糊性、不確定性及不完全性，其資料處理可為離散之資料內容。透過有效之資料模糊化、專業領域正確專業知識之蒐集及對應模糊規則之建立仍可得到高度參考性之結果。因此模糊專家系統採用離散資料可簡化資料的表達，更有效建立變數模糊集合及模糊規則，對於系統複雜度可以降低。表 8 針對每一語言變數所定義之模糊集合及模糊範圍，皆經本文研究團隊在研究過程中仔細研判、調整並請腎臟專科醫師之檢視並提供修正後之依據，並在導入系統後針對結果進行規則之調整後之結論。

2. 定義模糊集

本研究以梯形歸屬函數來呈現變數模糊化過程，針對各輸入及輸出變數之定義如圖 6 之歸屬函數圖。

表 8：語言變數及其範圍

語言變數（模糊變數）	語言集合（模糊集合）	模糊範圍
尿素氮（BUN）	正常	8-17 mg/dl
	稍高	15-25 mg/dl
	高	23-35 mg/dl
	非常高	>33 mg/dl
血壓－收縮壓（DIA Tangri S）	正常	80-120 mmHg
	稍高	118-150 mmHg
	高	148-170 mmHg
	非常高	168-215 mmHg
血糖（GLU）	正常	60-100 mg/dl
	稍高	90-140 mg/dl
	高	130-210 mg/dl
	非常高	>168 mg/dl
尿蛋白（UP）	正常	40-100 mg/dl
	稍高	80-150 mg/dl
	高	130-500 mg/dl
	非常高	>450 mg/dl
尿酸（UA）	正常	2-5.5 mg/dl
	稍高	5-7.5 mg/dl
	高	7-9.5 mg/dl
	非常高	>9 mg/dl
血色素（Hb）	非常低	<6.5 g/dl
	低	6-11 g/dl
	稍低	10-13 g/dl
	正常	>12 g/dl
低密度脂蛋白（LDL）	正常	<160 mg/dl
	稍高	150-190 mg/dl
	高	180-220 mg/dl
	非常高	210-250 mg/dl
腎功能惡化之風險	低	<25
	稍低	24-35
	中	34-65
	稍高	64-85
	高	84-100

法則	輸入變數							輸出變數
	尿素氮(BUN)	收縮壓(DIAS)	血糖(GLU)	尿蛋白(UP)	尿酸(UP)	血色素(Hb)	低密度脂蛋白(LDL)	惡化風險
Rule1	normal	normal	normal	normal	normal	normal	normal	Low
Rule2	normal	normal	normal	normal	normal	normal	Rather high	Low
Rule3	normal	normal	normal	normal	normal	normal	high	Low
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Rule 16384	Very high	Very high	Very high	Very high	Very high	Very high	Very high	Very high

圖 6：各變數之歸屬函數圖

3. 建構模糊法則

本風險推估系統所建立的模糊法則主要參考慢性腎臟病影響之因子其個別影響程度之相關文獻與一般正常數值作為規則設計之根據，如表 9。透過危險因子數值的輸入，包括尿素氮、收縮壓、血糖、尿蛋白、尿酸、血色素與低密度脂蛋白，結合法則的評估，將進行模糊推論及解模糊化之步驟後，以計算出腎功能惡化之風險值。

表 9：模糊規則



認識腎臟病 | [腎臟病常見症狀](#) | [腎臟病公式推估](#) | [腎功能惡化風險推估](#)

請根據下列之變項輸入數值

- 尿素氮(Bun) : (5-50)mg/dl
- 收縮壓(sbp) : (80-215)mmHg
- 血糖(glu) : (60-300)mg/dl
- 尿蛋白(pro) : (40-600)mg/dl
- 尿酸值(ua) : (2-15)mg/dl
- 血色素(Hb) : (0-20)g/dl
- 低密度脂蛋白(LDL) : (30-250)mg/dl

惡化風險推估

4. 程式編碼

對模糊集、模糊規則和過程利用 Eclipse 開發工具進程式編碼以在專家系統中執行模糊推理。

5. 評估並調整系統

在進程式的撰寫、偵錯最後可直接部署至 GAE 雲端平台無需透過其他轉介方式，而後可進入 GAE 網頁評估部屬的應用程式，視需要而隨時調整系統。

六、系統雲端部署

本研究在系統建置雲端平台上共分為兩部分，在系統部署方面，本研究將把整體系統建置在由 Google 所提供的 Google App Engine 雲端平台上。在效能測試方面，本研究將透過 Amazon EC2 雲端運算平台的 Elastic MapReduce 服務，以實際實驗（Real Experiment）方式來探討不同節點數對於分散式運算效能與成本效益之影響差異。本研究將把整體系統建置在由 Google App Engine 雲端平台上，以供民眾或相關醫療人員來使用。民眾可透過使用者介面輸入慢性腎臟病影響關鍵影響因子的生理檢測數值或量測資料，來進行有關慢性腎臟病之檢測，並進一步結合其個人心理及生活相關資料，來對尚未罹患慢性腎臟病的使用者預測其可能罹患慢性腎臟病的風險及已被診斷罹病之使用者來評估其腎臟功能惡化之潛在風險。由於腎臟病是屬於持續性的疾病，一旦腎臟受損便無法復原，因此使用者可以經由風險推估來了解自身目前的腎臟狀況，以達到提早發現，提早治療和腎臟病情的控管，一般醫護人員也可透過此平台來有效管理慢性腎臟病患者。圖 7 為腎功能惡化風險評估介面，圖 8 為推估後的結果，根據其惡化風險程度，系統將給予相關的衛教宣導及預防措施。



醫療保健

認識腎臟病 | 腎臟病常見症狀 | 腎臟病公式推估 | 腎功能惡化風險推估

請根據下列之變項輸入數值

- 尿素氮(Bun): 22 (5-50)mg/dl
- 收縮壓(sbp): 198 (80-215)mmHg
- 血糖(glu): 145 (60-300)mg/dl
- 尿蛋白(pro): 550 (40-600)mg/dl
- 尿酸值(ua): 14 (2-15)mg/dl
- 血色素(Hb): 18 (0-20)g/dl
- 低密度脂蛋白(LDL): 180 (30-250)mg/dl

惡化風險推估

圖 7：腎功能惡化風險評估輸入介面



醫療保健

認識腎臟病 | 腎臟病常見症狀 | 腎臟病公式推估 | 腎功能惡化風險推估

[back to Risk Assessment](#)

尿素氮(Bun): 22.0mg/dl
收縮壓(sbp): 198.0mmHg
血糖(glu): 145.0mg/dl
尿蛋白(pro): 550.0 mm/Hg
尿酸值(ua): 14.0 mg/dL
血色素(Hb): 18.0 mg/dL
低密度脂蛋白(LDL): 180.0 mg/dL
您腎功能惡化之風險為：65%

你目前腎功能惡化風險為重度，請參考下列指示注意身體 1. 治療貧血：鐵和促紅細胞生成素注射。 2. 減少心肺水，以減少水的攝入量不足。 3. 改善食慾不振和噁心 4. 飲食和藥物預防，高血鉀，高血磷 5. 低蛋白飲食：預防高鉀血症。 6. 無法通過飲食和藥物控制症狀時，你需要接受透析治療。

圖 8：腎功能惡化風險評估結果介面

肆、實驗結果與分析

慢性腎臟病惡化風險推估系統與專家判別的分類差異度影響系統的結果及醫療品質，因此，系統分類相似度的驗證非常重要。根據記錄並分析檢測結果，將結果分析討論於后。本研究將系統腎功能惡化風險評估之結果分為低、中、高三個風險程度，並將本系統判定之結果與醫師判定之結果做進一步的相似性評估。由表 9 結果可得知在 40 位受測之病例中有 32 位與醫師判定的相同，系統可達

80%與醫師判別的分類相同。在醫生判定為中度風險時，本系統評估產生一筆風險低估錯誤與三筆風險高估錯誤，而在醫生判定為高度風險時，本系統評估產生四筆風險低估錯誤，整體而言，與醫生差一級（例如中度與低度）總和之差異度為 20%的分類差異度。根據研究結果可以得知，專家醫師對相同病例的判讀與系統判定之結果仍有少數差異存在，由表 9 可以得知，本研究設計之系統在評估部分醫生認定為高風險之病例會有低估的情形，推斷是由於在個案數據當中，仍有其他未包含在專家系統之因子，但這些因子仍會影響醫生判斷疾病的風險。此外，根據過去之研究，每位醫生對於疾病風險之判別有很多都是根據自身之經驗來判斷，故每位醫生所判別之結果可能會有所不同。因此本研究期望未來能蒐集更多醫生之判別結果，如此更能印證本系統之效能或是修正系統以提高系統判別的可靠性。

表 9：醫生（專家）與系統判別之風險差異

醫生 \ 系統	低	中	高
低	9	0	0
中	1	11	3
高	0	4	12

伍、結論

近年來資訊科技日漸發達，其中人工智慧技術發展及應用跨足許多領域，因此本研究透過文現整理及醫護人員等專家訪談，利用人工智慧技術發展一套慢性腎臟疾病檢測暨惡化風險推估的系統，本系統除了能輔助一般民眾進行有效之自我檢測外，亦可做為腎功能惡化之風險推估，透過風險數據能讓一般民眾或醫護人員更了解病患之腎臟狀況，以改進醫療品質。此外，本研究將慢性腎臟病檢測與惡化風險評估系統建立於雲端服務平台中，期望透過雲端運算平台即服務之方式來降低醫療系統建置成本並提供最便捷的方式來檢測疾病。本研究使用類神經網路與支援向量機兩種類神經網路模型主要從多元迴歸分析所獲得之慢性腎臟病之一組致病危險因子及文獻探討所得之另一組慢性腎臟致病危險因子進行檢驗正確度之比較，並藉此從兩者中獲取一組最適之危險因子作為建構模糊專家系統所需之輸入變數。根據比較後之結果，文獻參考所歸納之危險因子組合獲得較高之預測正確度，因此此一組合之因子乃作為後續建構模糊專家系統所需之輸入變數。在本研究使用年齡、肌肝酸與性別等三個變項做為計算腎絲球過濾率公式所需之輸入變項，而腎絲球過濾率值為使用所取得之原始資料運用多元迴歸分析來

篩選出具有顯著性慢性腎臟病致病之危險因子。

我們的原始資料在我們需要之結果變項缺乏之下，運用公式計算獲得腎絲球過濾率值。在檢驗資料之正確性確實讓人質疑並有商榷之處，但為能讓研究得以圓滿進行，經由研究團隊深思熟慮下，此為較可接受之作法。我們認為以年齡、肌肝酸、體重與性別等運用腎絲球過濾率計算公式所得之數值此一變項雖以三個變相當輸入，仍有其他之數值加入運算，且經過公式轉換已為一新之數值變項，應可以被獨立操控。且在經過回歸分析時即經由文獻探討，在所獲致之兩組危險因子組合中，都包含了此三種致病危險因子，因此在應用兩種網路模式進行判定何者為較適危險因子組合仍將將之納入作為輸入變數，進行模式建立過程之訓練及後續之測試，並用之於後續之模糊專家系統之建置，否則將讓模糊專家系統之輸入變數，完整性及正確性不足，此應為研究限制之一。本研究在研究過程中仍有一些其他限制說明如下，期望日後研究可朝以下方向持續改進。

1. 研究之資料未具時間性，在惡化推估上如果以時間序列分析做預測將更具可靠性，建議未來研究可使用一般的成人健檢資料庫或慢性腎臟病長期檢測的資料庫，使檢測模式能更具客觀性及準確性。
2. 使用者需要先藉由如健康檢查取得此兩項數據方能使用本研究所建立之檢測及評估系統進行自我檢測及評估。由於健檢資料之檢驗項目幾乎為生化檢驗資料，因此將限制本系統使用之限制。故本研究之影響因子未考慮日常生活習慣，建議未來研究可將生活習慣也納入考量，使研究結果能更為客觀。
3. 在雲端平台方面，由於 Google App Engine 提供許多免費的資源及開發的便利性，但此平台還是有一定的資料流量和使用量限制，超出限制還是必須接受平台的付費機制，後續開發人員還是必須依應用程式的需求選取雲端平台才是最為恰當的。

在本研究未來發展方向之健康照護應用方面，隨著老年人口的增加，各種慢性疾病的預防及健康照護的提供勢必會是必須面對的課題，期盼透過這些人工智慧系統的建立，讓全體國人達到預防勝於治療的目的，另外，可以將類似的醫療檢測系統結合至醫療雲，藉此降低資訊設備支援的成本並作全面性的國人健康資訊管理。未來的研究可以探討如何取得大數據中的各項檢測數據並結合人工智慧來提高預測的準確率以協助民眾及早發現及早治療，進而節省醫療資源。

參考文獻

- 尤英覽、林育令、林柏松（2011），『高尿酸血症與腎臟病』，腎臟與透析，第 23 卷，第 1 期，頁 6-9。

- 王舒民、楊雅斐、黃秋錦 (2007),『慢性腎臟病與高血壓』, 腎臟與透析, 第 19 卷, 第 2 期, 頁 64-70。
- 台灣腎臟醫學會 (2012), 慢性腎臟病防治手冊, 行政院衛生福利部國民健康署。
- 行政院衛生福利部 (2017),『105 年度死因統計』。<https://www.mohw.gov.tw/cp-16-33598-1.html> (存取日期 2018/02/21)。
- 江尚瑤 (2017),『結合基因規劃法與禁忌搜尋法建立頸椎疾病預測模型』, 未出版碩士論文, 國立臺北科技大學資訊與財金管理系, 台北市。
- 江明諺 (2016),『大數據下的糖尿病醫療管理－以 D 診所為例』, 未出版碩士論文, 國立中山大學企業管理學系研究所, 頁 1-70, 高雄市。
- 吳岳霖、陳錫賢 (2012),『腎功能之評估：由血液生化檢查值觀點』, 腎臟與透析, 24 卷, 第 1 期, 頁 8-14。
- 李雅惠 (2017),『初期慢性腎臟疾病病程變化與相關因子之研究：以中部某偏鄉醫院為例』, 未出版碩士論文, 中台科技大學醫療暨健康產業管理系, 台中市。
- 李書霈 (2015),『末期腎臟病與視網膜血管阻塞的相關性研究』, 未出版碩士論文, 國立彰化師範大學理學院統計資訊研究所, 彰化縣。
- 林建騰 (2015),『影響慢性腎臟病進展之危險因子探討－以台北市某醫學中心為例』, 未出版碩士論文, 國防醫學院公共衛生學研究所, 台北市。
- 柯彥廷 (2017),『以機器學習為基之智慧型健康輔助系統』, 未出版碩士論文, 遠東科技大學機械工程研究所, 台南市。
- 唐佩君 (2009), 雲端運算論壇開幕 盼促六大新興產業發展, 中央社, <http://www.epochtimes.com/b5/9/9/15/n2657488.htm> (存取日期 2018/01/6)。
- 陳業勝、蕭淑珍、戴慶玲 (2010),『延緩慢性腎臟病進展之治療對策』, 藥學雜誌, 第 26 卷, 第 1 期。
- 陳永銘、林水龍 (2007), 解碼腎臟病－臺大醫院腎臟教室秘笈, 臺大出版中心, 台北市。
- 陳麗卿 (2006),『心臟病電腦診斷與決策輔助系統建立之研究－冠狀動脈心臟病為例』, 輔仁大學資訊管理研究所碩士論文, 新北市。
- 陳宥瑾 (2010),『應用類神經網路技術建構腎臟疾病診斷暨風險推估之模式』, 未出版碩士論文, 輔仁大學資訊管理學系, 台北市。
- 黃清意、賴世偉、林正介(2006),『尿蛋白與微量尿蛋白』, 基層醫學, 第 21 卷, 第 6 期。
- 黃珈瑩 (2009),『智慧型為基之糖尿病檢測及風險評估決策輔助系統建立之研究』, 未出版碩士論文, 輔仁大學資訊管理系, 新北市。

- 張永達 (2018),『以機器學習技術建立第二型糖尿病病人慢性腎臟病期別預測模組』,未出版碩士論文,長庚大學醫學生物技術暨檢驗學系,桃園市。
- 郭健群、陳靖博 (2007),『美國國家腎臟基金會(KDOQI)慢性腎臟病貧血的治療指引』, *腎臟與透析*, 第 19 卷, 第 3 期, 頁 113-116。
- 馮祥華 (2011), 慢性腎臟疾病 (CKD) 惡化的影響因素, 國泰綜合醫院。
<http://www.cgh.org.tw/tw/content/depart/A600/DL/B0000000345.pdf> (存取日期 2011/05/18)。
- 劉婉君、洪啟智、張哲銘、黃尚志、陳鴻鈞 (2010),『尿酸與腎臟病』, *內科學誌*, 第 21 卷, 第 3 期, 頁 197-203。
- 謝明玲 (2008),『小心沉默的腎臟病』, *天下雜誌*, 第 399 期, 台北市。
- 蘇文彬 (2009), IBM 與政府合作發展雲端醫療照護服務, IThome online 電子報, <http://www.ithome.com.tw/itadm/article.php?c=58766> (存取日期 2011/08/10)。
- Chen, Z., Zhang, Z., Zhu, R., Xiang, Y. and Harrington, P.B. (2016), 'Diagnosis of patients with chronic kidney disease by using two fuzzy classifiers', *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 153, No. 15, pp. 140-145.
- Dean, J. and Ghemawat, S. (2008), 'MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters', *Communication of ACM*, January, Vol. 51, No. 1, pp.107-113
- Ghemawat, S., Gobioff, H. and Leung, S. (2003), The Google File System, Google, Inc., <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/zh-TW/archive/gfs-sosp2003.pdf> (accessed 25 January 2018)
- Levey, S., Josef, C., Ethan, B., Kausz, T., Adeera, L., Steffes, W., Hogg, J., Perrone, D., Lau, J. and Eknoyan, G. (2003), 'National Kidney Foundation Practice Guidelines for Chronic Kidney Disease: Evaluation, Classification, and Stratification', *Annals of Internal Medicine*, July, Vol. 139.
- Montazeri, M., Montazeri, M., Montazeri, M. and Beigzadeh, A. (2016), 'Machine learning models in breast cancer survival prediction', *Technology and Health Care*, Vol. 24, No. 1, pp. 31-42.
- National Kidney Foundation, Inc. (2002), KDOQI Clinical Practice Guidelines for Chronic Kidney Disease: Evaluation, Classification, and Stratification, NKF KDOQI, https://www.kidney.org/sites/default/files/docs/ckd_evaluation_classification_stratification.pdf (accessed 9 January 2018).
- Reda A.B., Ankit, A. and Alok, C. (2017), 'Survivability prediction of colon cancer patients using neural networks', *Health Informatics Journal*, September 19, 2017.
- Soares, C.M., Diniz, J.S., Lima, E.M., Oliveira, G.R., Canhestro, M.R., Colosimo, E.A.,

- Simoes e Silva, A.C. and Oliveira, E.A. (2009), 'Predictive factors of progression to chronic kidney disease stage 5 in a predialysis interdisciplinary programme', *Nephrology Dialysis Transplantation*, Vol 24, No 3, 1 March 2009, pp. 848-855, <https://doi.org/10.1093/ndt/gfn547>
- Takamatsu, N., Abe, H., Tominaga, T., Nakahara, M., Ito, Y., Okumoto, Y., Kim, J., Kitakaze, M. and Doi, T.(2009), 'Risk factors for chronic kidney disease in Japan: a community-based study', University of Tokushima.
- Tangri, N., Stevens, L.A., Griffith, J., Tighiouart, H., Djurdjev, O., Naimark, D., Levin, A. and Levey, A.S. (2011), 'A Predictive Model for Progression of Chronic Kidney Disease to Kidney Failure', *Journal of American Medical Association (JAMA)*, Vol. 305, No.15, pp. 1553-1559.
- United States Renal Data System (2017), 2017 Annual Data Report, USRDS, https://www.urds.org/2017/view/v2_11.aspx (accessed 11 January 2018). March 2018 Vol 71, Issue 3, Supplement 1, p.p. A7
- Yoshida, T., Takei, T., Shiota, S., Tsukada, M., Sugiura, H., Itabashi, M., Ogawa, T., Uchida, K., Tsuchiya, K., Nitta, K. (2008), 'Risk Factors for Progression in Patients with Early-stage Chronic Kidney Disease in the Japanese Population', *International Medicine*, Vol. 47, No. 21, pp. 1859-1864.

