

應用經絡能量的乳癌分析

Analysis of Breast Cancer Using Meridian Energy

葉明憲¹(Ming-Hsien Yeh) 黃治文²(Chih-Wen Huang) 丁川康²(Chuan-Kang Ting)

陳仁義³(Zen-Yi Chen) (Nai-Wei Lin)²林迺衛

¹佛教慈濟綜合醫院大林分院中醫科

(Buddhist Tsu Chi General Hospital, DaLin Branch, Department of TCM)

²國立中正大學資訊工程學系

(National Chung Cheng University, Department of CSIE)

³南華大學資訊管理學系(Nanhua University, Department of IM)

1、中文摘要

本研究利用經絡能量分析儀檢測乳癌病患與正常人的經絡能量，並使用「支援向量機」與「最近 K 個鄰居」兩種分類技術分析經絡能量與乳癌的關係。本研究希望尋找一個能比一般乳癌偵測技術更早發現乳癌的方法。

實驗結果顯示，使用右十二經脈原穴配合支援向量機的線性核心函數是所有實驗中準確率最高者，達到 78.33%。實驗結果並且顯示右京骨穴能量值在 13.5 以下者，有 88% 是乳癌患者，在 49.3 以上者，有 83% 是正常人。

在目前中醫文獻中，尚未出現京骨穴與乳癌有關的記載，本研究實驗顯示京骨穴與乳癌有顯著的相關性。本研究雖然尚無法提出有力的證據來驗證它們之間的關係，但是相信這個發現未來非常值得做進一步的深入探討。

關鍵詞：乳癌、經絡能量、支援向量機分類技術、最近 K 個鄰居分類技術

Abstract

This research uses Meridian Energy Analysis Device (MEAD) to detect the meridian energy of both normal subjects and patients, and then uses two classification techniques, the Support Vector Machine and the K-Nearest Neighbors, to analyze the relationships between meridian energy and breast cancer. This research aims to search for an approach that can detect breast cancer earlier than the conventional detection approaches.

Our experimental results show that using the energy of right Yuan points (右原穴) of the twelve Meridian and the Support Vector Machine classification technique with linear kernel function achieves the highest accuracy rate 78.33%. The experiments also show that there are 88% of the subjects who have energy less than 13.5 at the right Jinggu are patients of breast cancer, and there are 83% of the subjects who have energy more than 49.3 at the right Jinggu are normal subjects.

To the best of our knowledge, there is no mention of correlation between Jinggu and breast cancer in Chinese medicine literatures. Our experiments show that there is a high correlation between Jinggu and breast cancer. Though we cannot yet provide enough proof to validate this correlation, we believe that this discovery is very worthwhile to investigate forthmore in the future.

Keywords: Breast Cancer, Meridian Energy, Support Vector Machine classification technique, K-Nearest Neighbors classification technique

2、緣由與目的

乳癌是婦女最常見的癌症之一[1]。台灣婦女癌症發病率中，乳癌已躍居第二位。乳癌多發生在 45 至 50 歲的婦女。乳癌是由乳房腺體或排管細胞突變而導至不正常增生所形成之惡性腫瘤，目前造成細胞突變的原因仍不清楚，所以無法採取有效的預防措施，只能期望早期發現及治療。乳癌是比較容易早期發現的癌症。

目前乳癌的偵測方式有 X 光、超音波、細針抽取、及組織切片等[1][2][3]。這些偵測方式通常都是病患自我檢查發現異狀後，再到醫院進行專門的乳癌偵測。對零期與一期的乳癌病患，如果無法經由自我檢查發現異狀，即可能錯失早期治療的時機。因此研發一種可以在平常病患到醫院看診時，不管病患原本是因為什麼疾病就醫，都能夠利用看診的機會，同時進行乳癌偵測的技術，對乳癌的早期發現將有很大的幫助。

中醫診斷注重整體概念並透過「望、聞、問、切」了解病患身體的整體狀況[4]，使得中醫易於察覺病人體質的變化及早期發現潛藏的疾病。近代更有良導絡理論[5]與能量醫學[6]的發展，使得中醫師可以利用良導絡儀器獲知經絡的能量狀況。這些數值化的能量資訊，有利於對疾病與經絡能量進行客觀的分析與研究。本研究即是分析良導絡儀器量測的經絡能量與乳癌的關係，尤其是分析使用良導絡儀器來偵測乳癌的可行性。

3、分類技術

判斷就醫者是否罹患乳癌需要使用分類(classification)技術 [7]。給予一群已知類別的訓練物件的特徵值，分類技術可以根據這些特徵值分析歸納出一個分類模型，之後可以利用這個分類模型來判別一個新受測物件的類別。我們將使用十二經絡的原穴能量值當作特徵值來分類就醫者是否罹患乳癌。

分類技術種類很多，我們將使用兩種常用的分類技術作分析。第一種是支援向量機(Support Vector Machine, 簡稱 SVM)分類技術，這種分類技術擅長分析高維度的特徵值，但是其分類模型的建立較為複雜，不易了解[8]。第二種是最近 K 個鄰居(K-Nearest Neighbors, 簡稱 KNN)分類技術，這種分類技術適合分析低維度的特徵值，其分類模型的建立非常簡單，容易了解[9]。我們使用這兩種對比的分類技術作分析，希望能夠得到比較客觀的觀察。

SVM分類技術在 n 維度的特徵值空間 R^n 中找一個 $n - 1$ 維度的分隔平面來區分不同類別的物件，位於分隔平面同側的物件屬於同一個類別，這個 $n - 1$ 維度的分隔平面稱為分類超平面(classification hyperplane)。

線性分類超平面可以用如下的方式決定。在圖 1 中我們顯示兩個不同的分類超平面，左方的分類超平面比右方的分類超平面有效，因為左圖分類超平面附近的物件距離分類超平面的平均距離較遠，不同類別物件之間的區間(margin)較大，因此新物件的分類誤差將較小。所以最佳的分類超平面將最大化不同類別物件之間的區間。

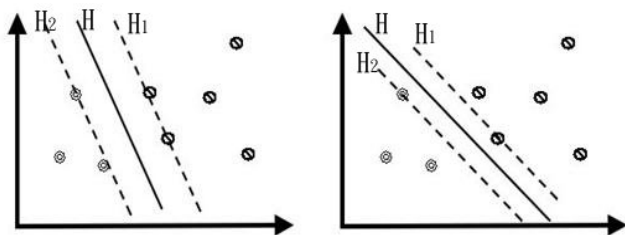


圖 1.分類超平面範例。

在一般的分類技術中，分類模型是平等地用全部的訓練物件來決定的，這種方式有一個很大的缺點：距離分類超平面較遠的離群點(outlier)對分類超平面的決定應該佔比較少的比重。SVM 分類技術的特色即是只採取最接近分類超平面的幾個訓練物件，透過最大化這幾個訓練物件與分類超平面的區間，決定最佳的分類超平面。這些決定分類超平面的訓練物件就稱為支援向量(support vector)，由支援向量形成的兩個平行於分類超平面的平面則稱為支援超平面(support hyperplane)。

當不同類別的訓練物件的特徵值彼此重疊的

區域很大時，無法有效地使用線性分類超平面來分割不同類別的訓練物件。在這種情況下，SVM 分類技術可以使用非線性核心函數(nonlinear kernel functions)將特徵值投射到其他的空間或更高維度的空間，使得在新的空間上可以較有效地使用線性分類超平面來分割不同類別的訓練物件。一般常用的非線性核心函數有多項式核心函數及放射形核心函數。

KNN 分類技術不需要先決定分類超平面。使用時，先由使用者設定一個 K 值，然後藉由最接近測試物件的 K 個訓練物件，以多數表決的方式來決定測試物件的類別。

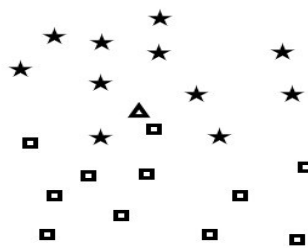


圖 2. KNN 範例

以圖 2 為例，圖 2 中有分為星狀與正方形兩種類別的物件，而三角形則是待分類的測試物件。當 $K = 1$ 時，最接近測試物件的鄰居，是正方形的物件，因此，測試物件會被分類為正方形。當 $K = 3$ 時，最接近測試物件的鄰居有 2 個星狀的物件與 1 個正方形的物件，依多數表決的方式，測試物件會被分類為星狀。在二元分類時，K 一般會選擇奇數來避免雙方數目一樣多。

4. 實驗結果與討論

本研究採用 M.E.A.D.-Me100 良導絡檢測儀器來量測受測者十二經絡的原穴及五輸穴的能量值。再分別使用 SVM 與 KNN 分類技術，分析各原穴及五輸穴的能量值與乳癌的相關性。

實驗資料共分兩個階段收集，第一個階段共收集 53 筆乳癌資料與 68 筆非乳癌資料，共 121 筆資料。第二個階段再收集 9 筆乳癌資料與 20 筆非乳癌資料，增加到共 150 筆資料，其中有 62 筆乳癌資料，88 筆非乳癌資料。150 筆資料中，有 101 筆資料收集完整的五輸穴資料，其中 53 筆乳癌資料，48 筆非乳癌資料。其餘 49 筆資料只有收集原穴資料。

實驗過程首先將乳癌及非乳癌資料各自隨機分成 70% 的訓練資料與 30% 的測試資料，接著以不同的分類技術及核心函數得到訓練資料的分類模型，最後再使用測試資料計算分類模型的準確率。因為訓練資料與測試資料採用隨機分割，因此重複這個過程 1000 次，以計算不同的分類技術及核心函數的平均準確率。

4.1 十二經絡原穴的 SVM 分析

本研究先針對第一個階段 121 筆實驗資料分析十二經絡左右 24 原穴、左 12 原穴、及右 12 原穴的能量值。並分別使用支援向量機分類技術的線性核心函數、多項式核心函數、及放射型核心函數分析。實驗結果如表 1 所示。

表 1. 121 筆資料之原穴整體平均準確率

	SVM		
	線性	放射型	多項式
原穴	72.23	76.21	67.19
右原穴	78.33	77.93	67.73
左原穴	72.11	72.65	64.93

從表 1 中可以明顯發現右原穴在三種測試項目中皆是平均準確率最高的，其中使用線性核心函數可達 78.33%，使用放射型核心函數可達 77.93%。根據此結果，本研究想更進一步分析右 12 原穴，觀察乳癌跟右 12 原穴個別的關係，實驗結果如表 2 所示。

表 2. 121 筆資料之右 12 原穴個別平均準確率

	SVM		
	線性	放射型	多項式
大陵	59.74	63.77	59.99
太白	59.64	59.37	55.46
太溪	56.72	54.65	56.7
太衝	56.81	56.76	56.73
丘虛	56.65	57.39	57.42
太淵	55.47	60.06	60.27
合谷	55.95	54.07	56.4
京骨	76.02	74.28	65.55
神門	58.36	62.52	61.85
腕骨	57.5	55.35	56.98
陽池	56.32	52.17	56.76
衝陽	56.66	52.48	56.6

從表 2 中可以明顯發現，右京骨的平均準確率可達 76.02%，幾乎接近使用整體右 12 原穴的平均準確率 78.33%，且遠高於其他 11 個原穴的個別平均準確率。

本研究接著再針對第二個階段增加後之 150 筆實驗資料重複上面的實驗，測試項目分別為左右 24 原穴、左 12 原穴、右 12 原穴、及右京骨穴。

表 3. 150 筆資料之原穴平均準確率

	SVM		
	線性	放射型	多項式
原穴	70.39	71.38	64.14
右原穴	75.37	74.38	65.3
左原穴	69.65	68.66	63.9
右京骨	71.83	72.17	69.02

實驗結果如表 3 所示。實驗結果仍然是右原穴使用線性核心函數及放射型核心函數的結果是最好的，分別可達 75.37%及 74.38%的平均準確率。在這些實驗中，使用線性核心函數與放射型核心函數的差異大多只有 1 至 2%，而使用多項式核心函數則明顯低於使用線性與放射型這兩種核心函數，因此在使用支援向量機分類技術分析使用 MEAD 檢測的乳癌資料時，線性核心函數和放射型核心函數皆是採用的選擇。

由表 1 及表 3 的實驗結果顯示右原穴的平均準確率平均較左原穴的平均準確率高約 5.7%。是否乳癌與右原穴的相關性較大，本研究尚未找到相關的理論根據，推測或許跟病患乳癌的位置有關，但是由於實驗設計時並未考量到乳癌位置的因素，實驗資料並沒有乳癌位置的資訊，因此尚無法證實。

4.1 膀胱經五輸穴的 SVM 分析

由上面的實驗得知右京骨穴的平均準確率僅次於右原穴整體的平均準確率，且相差不大。因為京骨穴在十二經脈中屬於膀胱經，所以我們接著分析乳癌和膀胱經五輸穴的相關性。總共有 101 筆資料有完整的五輸穴資料，其中有 53 筆乳癌資料、48 筆非乳癌資料。

表 4. 膀胱經五輸穴的平均準確率

	SVM		
	線性	放射型	多項式
京骨	76.26	74.35	65.42
至陰	49.87	48.3	49.11
束骨	60.82	61.22	53.77
委中	52.3	55.38	56.75
崑崙	52.43	53.5	50.65
通谷	62.45	61.16	54.17

表 4 顯示膀胱經五輸穴中，其他穴位的平均準確率都遠低於京骨穴的平均準確率。

4.3 十二經絡原穴的 KNN 分析

我們接著使用最近 K 個鄰居分類技術分析十二經絡的原穴整體平均準確率及右京骨穴的平均準確率。實驗將分 121 筆資料及 150 筆資料兩組分別分析，項目分別為二十四原穴、左十二原穴、右十二原穴與右京骨穴。

表 5. KNN 與 SVM 分析結果的對照表

資料數	測試項目	KNN	SVM	
		最佳 K	線性	放射型
121	原穴	73.03(K=17)	72.23	76.21
	右原穴	66.49(K=1)	78.33	77.93
	左原穴	61.57(K=1)	72.11	72.65
	右京骨	77.31(K=9)	76.02	74.28

150	原穴	66.36(K=19)	70.39	71.38
	右原穴	65.20(K=1)	75.37	74.38
	左原穴	66.55(K=9)	69.65	68.66
	右京骨	74.55(K=13)	71.83	72.17

在表 5 的 KNN 與 SVM 的分析結果中，顯示在 24 原穴、左 12 原穴、及右 12 原穴時，SVM 的分析結果明顯優於 KNN 的分析結果。在分析右京骨時，KNN 的分析結果略優於 SVM 的分析結果，但兩者相差不大，且最佳的 KNN 的 K 值差異很大，很難決定一個適合的 K 值。因此，整體而言，SVM 分類技術較 KNN 分類技術適合做乳癌偵測。

4.4 右京骨穴的能量分佈分析

本研究接著分析右京骨穴能量的分佈情況。圖 3 是 150 筆右京骨穴的能量分佈圖。y 軸代表右京骨穴的能量值，'+'代表乳癌資料，'*'代表非乳癌資料，將兩類資料分別依能量值由小到大沿 x 軸排序。

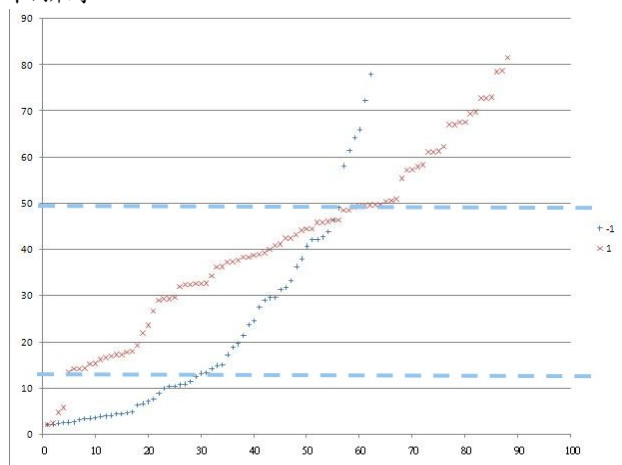


圖 3.右京骨穴能量分佈圖

在圖 3 中我們用兩條虛線將資料分割為三個區域：

- (1)下方虛線(能量 13.5)以下：共有 35 筆資料，其中 31 筆為乳癌資料，4 筆為非乳癌資料。
- (2)上方虛線(能量 49.3)以上：共有 36 筆資料，其中 6 筆為乳癌資料，30 筆為非乳癌資料。
- (3)兩條虛線之間：共有 79 筆資料，25 筆為乳癌資料，54 筆為非乳癌資料。

從上面數據可以發現，若將小於 13.5 的右京骨能量值判斷為乳癌，準確率有 88%，將大於 49.3 的能量值判斷為非乳癌準確率有 83%。我們也嘗試將能量值依病患個別的平均能量值標準化後重畫一次能量分佈圖，不過分類效果並沒有改善，因此以右京骨能量值偵測並不需考慮病人個別體質的因素。

在本研究中最值得注意的是使用右京骨能量值作偵測時，其平均準確率逼近最佳的右原穴平

均準確率。目前中醫理論中，京骨作用主治精神神經系統的疾病，例如頭痛及癲癇[14]，尚未有跟乳癌相關的討論，而本研究實驗中卻明顯的發現，不管是SVM或者KNN，右京骨穴平均準確率相對於其他原穴高出許多。右京骨穴和乳癌的相關性值得後續作進一步的研究。

5. 結論

本研究之目的在於探討利用良導絡儀器於中醫看診時，同時做乳癌偵測的可行性分析，經由一系列的實驗後，得到以下幾個結論：

在本研究實驗中，平均準確率最高的出現在使用右 12 原穴能量值及 SVM 線性核心函數的分類技術，其平均準確率為 78.33%。

根據本研究分析結果，也可直接把右京骨能量值小於 13.5 者判斷為乳癌，大於 49.3 者判斷為非乳癌，準確率可以達到 85%。而介於其中的能量值可以再藉由其他偵測方式做更進一步的檢查。在臨床診斷上這兩種方式皆有實做可行性。

本研究目前測試資料數目只有 150 筆，獲得更多的實驗資料相信可以更詳細且精確的辨別乳癌，尤其是乳癌病患資料的收集，是一件需要長期持續的工作。相信未來可以利用經絡能量準確的分辨乳癌患者。

這些研究分析方式不只是可以利用在乳癌患者，在過敏性鼻炎患者上也獲得極佳的結果，相信有一天只需花幾分鐘測量穴道能量，就能夠立即得知病患身體狀況，早期發覺潛藏的疾病。

6. 參考文獻

- [1] 維基百科 (2008) 乳癌。
- [2] 龔玉玲 (1999) 如何診斷乳癌，關心您-台北長庚婦產科月刊。
- [3] 洪佳慶、徐銘蔚、廖峻閔 (2008) 基於經絡能量分析儀之乳癌偵測實驗，中正大學資訊工程學系畢業專題。
- [4] 印會河，張伯訥 (2008) 中醫基礎理論，知音出版社。
- [5] 中古義雄 (賴逢甲 譯)(1985) 良導絡理論的研究，日新文化出版社。
- [6] 江晃榮 (2006) 生物能量醫學產業，化工資訊與商情 42 期。
- [7] 維基百科 (2008) 機器學習。
- [8] Kung S.Y., Mak M.W. and Lin S.H. (2005) Biometric Authentication: A Machine Learning Approach, Prentice-Hall。
- [9] 維 基 百 科 (2008) K-nearest_neighbor_algorithm。

