# 基於支援向量機與小波影像紋理檢測瑕疵塑膠編織 袋

蔡鴻旭 虎尾科技大學資訊管理 系 e-mail: thh@nfu.edu.tw 顏志遠\* 虎尾科技大學資訊管理系碩 士班

e-mail:

n761111@moon.nfu.edu.tw

侯能如 三和化學纖維股份有限公司

e-mail: Sunrise.harvest@msa.hinet.net

# 摘要

本論文提出一個檢測瑕疵塑膠編織袋影 像紋理辨識技術。首先,針對一張小波影像抽 取 8 個特徵,接著訓練支援向量機(support vector mahcine, SVM)來當作兩類分類器,利用 此分類器來檢測有瑕疵的編織袋。實驗結果顯 示檢測正確率可達 99.5%,勝過現存提出的 4 個方法,本論文提出之方法可獲得令人滿意的 檢測效能。

**關鍵詞**:塑膠編織袋;影像紋理;SVM;瑕疵 檢查。

# Abstract

This paper presents an image-texture recognition technique to inspect defective plastic-fabric bags. First, it extracts eight features for an local image from the wavelet version of the image. A classifier is performed by an trained SVM (support vector mahcine) to inspect the defective plastic-fabric bags. Experimental results show that the technique can obtain acceptable performance. The accuracy rate of the SVM-based classifier reaches 99.5%.

**Keywords**: Plastic fabrics bags; Image Texture; SVM; Inspection.

# 1.前言

目前一般生產塑膠編織袋公司最關鍵問題 是自動化地檢測有瑕疵編織袋的工作,其原因 是在機械自動化編織的過程中,會因機台的縫 紉編織歪斜,而產生有瑕疵的編織袋。目前大 多數塑膠編織袋公司使用人力來檢測有瑕疵 的編織袋,但使用人力檢測卻有 3 個主要問 題:1、人力檢測速度較慢。2、由於人會疲勞 分神,因此人在精神不佳狀況下檢測瑕疵塑膠 編織袋正確率過低。3、使用人力檢測必須雇 用員工,造成公司營運成本提高。因此本論文 決定要開發一個「塑膠織袋瑕疵品自動偵測系 統」來解決瑕疵編織袋的問題。

近年來,有許多關於瑕疵檢測的研究,例 如,利用電磁波方式檢測複合材料是否有瑕疵 [1],但這種方法需要大量成本購買機器設備, 若利用電磁波來檢測瑕疵編織袋所付出的設 備成本會大於所減少的人力成本。因此,檢測 瑕疵編織袋自動化必須使用低成本且快速有 效的方法。以內容為基礎之影像檢索 (content-based image retrieval, CBIR)技術已被 使用在許多領域中,例如:Fuzzy Classification of Animal Fiber with Fuzzy Neural Network[2] 與 Colour-based detection of defects on chicken meat[3],但這些方法之辨識正確率仍有許多進 步空間。近年來也有學者提出以影像紋理方法 檢測瑕疵編織品達到 96.7%正確率[4],因此本 論文應用影像紋理辨識技術檢測塑膠編織袋 是否有瑕疵,並提出正確率更佳之方法。

本論文的組織如下:第2節簡介離散小波 轉換(discrete wavelet transform, DWT)、SVM 理 論。第3節描述實驗影像搜集與實驗方法。第 4節呈現實驗結果。最後,第5節將提出本論 文的總結。

#### 2.相關理論

#### 2.1 離散小波轉換

目前 DWT 已應用在許多領域中,像是通 訊、雷達目標識別、紋理影像分類。因為 DWT 非常適合用於分析不平穩信號,所以在很多醫 療應用中,DWT 已逐漸取代傳立葉轉換[5]。

使用 wavelet 的影像區域影像將被切割,

即,當使用 1-Level DWT 時,影像將會被切割成4個子帶,如圖1。低頻-高頻(L-H1)、高頻-低頻(H-L1)、高頻-高頻(H-H1)這3個子帶用來描述原始影像的水平、垂直與斜線變化。低頻-低頻(L-L1)的系數值會近似於原始影像。L-L1子帶將可用來獲得下一階段的DWT系數[6]。



圖 11-Level DWT 影像分解

從 DWT 獲得的影像近似值與細節(子帶影 像)系數是描述紋理分類的最基本特徵。微-紋 理與宏-紋理是藉由 DWT 的近似值與細節所得 到的統計特徵,即 L-L1、H-L1、L-H1 和 H-H1 子帶影像的特徵或從這些子帶的特徵值進一 步所得到的特徵是非常好的紋理影像特徵[7].

#### 2.2 支援向量機

支持向量機為一種分類技術,由於擁有良好的分類效率及效果,對於處理分類的問題具有相當大的效益,因此已經被廣泛的被運用在各領域等分類相關議題之研究。SVM的原理為,將難以區分的資料轉換到一個高維度的超平面(Hyperplane)來分類資料,超平面之邊界稱之為 Margin,在尋找超平面的過程中,除了要能夠正確分類資料,還要使得 Margin 最大[8]。

在圖 2 中,假設有一超平面可以正確分類 A+與 A-兩種類別的資料。訓練資料為  $\{\mathbf{x}_{k}, y_{k}\}_{k=1}^{N}, \mathbf{x}_{k} \in \Re^{n}, y_{k} \in \{-1, 1\}, 線性分類公式$ 為:

$$f(\mathbf{x}) = \operatorname{sgn}(\mathbf{w}'\mathbf{x} + b) \tag{1}$$

其中,  $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \Lambda, w_n) \in \mathfrak{N}^n$ 代表權重向量、  $b \in \mathfrak{N}$ 代表偏差、sgn 表示函數符號、t 為轉置, 超平面定義為:

 $\int \mathbf{w}^{t} \mathbf{x}_{k} + b \ge 1 \quad if \ y_{k} = 1$ 

 $|\mathbf{w}'\mathbf{x}_k+b\leq-1$  *if*  $y_k=-1$  (2) 由上述的兩個公式可以推導出下面公式:  $y_k(\mathbf{w}'\mathbf{x}_k+b)\geq 1$  (3)

在公式(2)所組成超平面邊界的範圍稱之為 Margin,在尋找超平面的過程中必須將資料 正確分類,且要找到一個最大的 Margin。如圖 3, Margin 相對於圖 2 的 Margin 較小,新增加 的資料較容易落在邊界附近甚至另一邊進而 導致錯誤分類,因此 Margin 愈大一般性分類性 能愈佳。



圖 3 SVM Margin 較小的情況

# 3.方法

一般影像處理技術可以分成3個階段:影 像搜集、特徵抽取、智慧型演算法。



# 3.1 實驗影像搜集

實驗影像搜集包括建立影像資料庫及影像分割。每只塑膠編織袋大小約為 55 cm × 106 cm,在影像搜集過程中每只塑膠編織袋拍

攝 2 張非重疊 1024 × 768 畫素大小的影像, 將每張影像轉成灰階影像並切割成48張128 × 128 pixel 非重疊的樣本,如圖 6 所示。最後篩 選出 200 張無瑕疵樣本與 200 張有瑕疵樣本, 如圖 7-8。



圖 8 有瑕疵塑膠編織袋樣本

#### 3.2 特徵抽取

在先前研究中,有學者提出以 DWT 為影 像紋理特徵用於檢測瑕疵編織袋[4]、以離散餘 弦轉換 (discrete cosine transform, DCT)為特徵 用於檢視 腦腫瘤[9]、以傳立葉轉換(fourier transform) 為特徵用於指紋辨識[10]、以加柏濾 波器(Gabor filter) 為特徵應用於人臉識別 [11]、以熵(Entropy)為特徵用於分類茶葉種類 [12],皆獲得不錯的效果。因此本論文將比較 這五種特徵值用於檢測瑕疵塑膠編織袋之正 確率。

在 DWT 中對每個影像使用 1-Level DWT,並得到4個係數矩陣(L-L1、H-L1、L-H1 和 H-H1) 在每個系數矩陣中使用平均數與標 準差來當作特徵值,所以共有 DWT 共有8個 特徵值。另外在離散傳立葉轉換(discrete fourier transform, DFT)、DCT、Gabor、Entropy 也分 別取出 DFT 平均數、標準差,DCT 平均數、 標準差,Gabor filter 四個方向相加與四個角度 的平均數、標準差,與整張影像 Entropy 值為 特徵,並以 SVM 為分類演算法比較這些特徵 值之正確率。

# 4.實驗結果

本論文共使用 400 張 128 × 128 pixel 無瑕 疵與有瑕疵塑膠編織袋樣本,如圖 7-8。在影 像特徵中使用 5 種不同的紋理特徵 DWT、 DFT、DCT、Gabor、Entropy 並以 SVM-based 分別比較 5 種特徵值的測試正確率。



#### 圖 9 以 SVM-based 分別使用 5 種特徵值與 5 種訓練百分比的測試正確率

在 SVM 中,使用網格搜尋尋找 SVM 兩個 重要的參數 C 與σ分別為 1024、0.001。並且 使用蒙地卡羅隨機選取分類效能最佳之訓練 樣本與測試樣本。在圖 9 中可看出,在檢測瑕 疵塑膠編織袋影像中,以 DWT 為紋理特徵可 獲得最佳分類效能,在 50%訓練樣本的情況 下,瑕疵分類的正確率可達 98.5%令人滿意的 結果。另外,實驗也比較 SVM 與 ANFIS 學習 演算法比較,在 ANFIS 中,使用與 SVM 相同 訓練樣本及測試樣本作為比較,並使用 5 種特 徵值中效能最佳的 DWT 作為特徵值, ANFIS 訓練參數與架構如表 1 所示:

表 1 ANFIS 架構與訓練參數

5
Input: 8
Rules number: 256
Output: 1
Bell-shaped
_
Hybrid learning algorithm
(Back-propagation for

	nonlinear parameters ( <i>ai</i> , <i>ci</i> ) and Least square errors for linear parameters ( <i>pi</i> ,
	qi , ri , si , ppi , qqi , rri ,
	ssi, ui))
Momentum	0.98
constant	
Sum-squared error	0.00001
Epochs number to	1000
sum squared error	

表 2 SVM 與 ANFIS 分類正確率比較

Training Percentage	Correct classification rate (%) for SVM	Correct classification rate (%) for ANFIS
10%	95.28%	82.50%
20%	95.94%	84.69%
30%	96.43%	86.43%
40%	97.50%	87.92%
50%	98.50%	88.50%

在表 2 中可看出 SVM 的分類正確率優於 ANFIS 的分類正確率。接下來對於正規化特徵 值是否有助於分類正確率本論文也做出實 驗,在正規化中採用極值正規化,並且從多個 極值區間挑出1個正確率最佳的區間[0,100], 極值正規化公式如下:

v'=c+(v-a)(d-c)/(b-a) (4) v表示正規化前的特徵值、[a, b]為原始特徵值 的區間、v'為正規化後的值、[c, d]為正規化 區間。

# 表 3 特徵值經正規化後 SVM 與 ANFIS 分類 正確率比較

Training	Correct classification	Correct classification
Percentage	rate (%) for SVM	rate (%) for ANFIS
10%	97.78%	84.17%
20%	98.13%	86.88%
30%	98.57%	87.86%
40%	99.17%	88.75%
50%	99.50%	89.00%



# 圖 10 特徵值正規化前後比較圖

在圖 10 中可以發現,基於支援向量機與 小波影像紋理並將特徵正規化可獲得最佳效 能,最後本論文將比較出,經由極值正規化後 無瑕疵塑膠編織袋誤判成瑕疵塑膠編織袋(型 I 錯誤)及瑕疵塑膠編織袋誤判成無瑕疵塑膠 編織袋(型 I 錯誤)與訓練百分比之間關係,如 表4。

表4 訓練百分比與誤判數量表

Training Percentage	型Ⅰ錯誤	型Ⅰ錯誤
Tercemage		
10%	4	4
20%	2	4
30%	3	1
40%	2	0
50%	1	0

# 5.結論

本論文提出一個基於影像紋理辨識技術 可用於檢測瑕疵塑膠編織袋。在實驗中比較了 五種常見影像之紋理特徵,並找出 DWT 最適 合用於檢測瑕疵塑膠編織袋,實驗中也比較了 SVM 與 ANFIS 兩種學習演算法,實驗結果指 出 SVM 分類性能明顯優於 ANFIS,且 SVM 在 訓練時間也較快,非常適合用於影像分類技 術。最後,實驗結果表示正規化有助於提升分 類性能,因此正規化也是影像處理技術中不可 乎視的一部分。在未來的研究仍需增加資料庫 中的影像,最佳化影像分類演算法,以及將整 個「塑膠織袋瑕疵品自動偵測系統」流程自動 化。

# 参考文獻

[1] Bin Sediq, A. S., Qaddoumi, N., "Near-field Microwave Image Formation of Defective Composites Utilizing Open-ended Waveguides with Arbitrary Cross Sections," *Composite Structures*, Vol. 71,pp. 343-348, 2005.

- [2] Shi, X.-J., Yuan, Z.-H., "Fuzzy Classification of Animal Fiber with Fuzzy Neural Network," 2005.
- [3] Barni, M., Cappellini, V., Mecocci, A., "Colour-based Detection of Defects on Chicken Meat," *Image and Vision Computing*, Vol. 15, pp. 549-556, 1997.
- [4] Ngan, H.Y.T., Pang, G.K.H., Yung, S.P. and Ng, M.K., "Wavelet Based Methods on Patterned Fabric Defect Detection," *Pattern Recognition*, Vol.38, pp.559-576, 2005
- [5] Sengur, A., "Wavelet Transform and Adaptive Neuro-fuzzy Inference System for Color Texture Classification," *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, pp. 2120-2128, 2008.
- [6] Tsai, H.-H., Tsezg, H.-C. and Lai, Y.-S., "Robust Lossless Image Watermarking Based on α-trimmed Mean Algorithm and Support Vector Machine," will be published in Journal of *Systems and Software*, 2010.
- [7] Turkoglu, I., Avci, E., "Comparison of Wavelet-SVM and Wavelet-adaptive Network Based Fuzzy Inference System for Texture Classification," *Digital Signal Processing*, Vol. 18, pp. 15-24, 2008.
- [8] Tsai, H.-H., Sun, D.-W., "Color Image Watermark Extraction Based on Support Vector Machines," *Information Sciences*, Vol. 177, pp. 550-569, 2007.
- [9] Xie, K., Zhu, Y.M., "Classification of Brain Tumors Using Kurtosis of the DCT Data," *European Journal of Radiology*, 2009.
- [10] FITZ, A.P., GREEN, R.J., "Fingerprint Classification Using A Hexagonal Fast Fourier Transform," *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 10, pp. 1587-1597, 1996.
- [11] Huang, L.-L., Shimizu, A., Kobatake, H., "Robust Face Detection Using Gabor Filter Features," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 26, pp. 1641-1649, 2005.
- [12] Wua, D., Yang, H., Chen, X., He, Y. and Li, X., "Application of Image Texture for the Sorting of Tea Categories Using Multi-spectral Imaging Technique and Support Vector Machine," *Journal of Food Engineering*, Vol. 88, pp. 474-483, 2008