

群化理論用於破裂聲音所對應之材質之自動化分析初探  
A CRACK GROWTH EVALUATING SYSTEM USING CLUSTERING THEORY WITH  
CAUSTIC IMAGE AND SONOGRAPH PROCESSING

林宸生  
Chern Sheng Lin

逢甲大學自控所

Institute of Automatic Control, University of Feng Chia

柯文卿  
Wen-Ching Ke

逢甲大學自控所

Institute of Automatic Control, University of Feng Chia

摘 要

本文在運用型樣分群技巧，發現不同物體在受力狀態下，產生的破裂聲音圖譜存在一些相同、異點，依其相似性分類，並作驗證其結果可作為日後進一步辨識的依據。利用擷取到的斷裂聲音之特徵值，便可將其與參考值做型樣匹配，進而歸納出結果。實驗中採用電腦整合影音處理程式錄下其裂縫尖端之焦散影像及破裂聲，反覆實驗不同材質的試片，以從事破裂評估、分析、辨識的工作，而實驗之自動化數據分析亦得以建立。

關鍵字：型樣分群、聲音圖譜、裂縫尖端、焦散影像

ABSTRACT

A clustering-theory-based digital image and sonagraph processing method to analyze the crack growth of a modified caustic is described. This novel device can operate automatically, precisely, and quickly. With two video cameras recording two sets of images of caustics during crack growth, the computers analyze the images and process them with a specified fringe counting algorithm to obtain the thickness variation rate and stress intensity factor. We develop a new algorithm to process the test sound in the PC-base digital signal processing system. According this method, we can analyze the fringes of caustics and sound of fracture, and successfully improve testing of fractures.

keyword : clustering, sonagraph, caustic image, crack tip

本篇論文經費來源由國科會計畫 NSC-86-2212-E-035-003 所提供。

1、前言

焦散曲線的實驗光學方法，對評估在靜態或動態破裂力學之裂縫尖端應力集中及應力強度提供一個強而有力的工具[1-3]。當此包絡面投射於一屏風時，一個明亮的曲線即所謂焦散曲線（包圍著一黑暗區域或一陰暗點）即會產生，簡而言之，當裂縫尖端附近的變形區其厚度及折射率變化有不連續的現象時，將使雷射所發出來的光柱產生曲折(如圖 1(a))，而出現了焦散法的圖形。此焦散曲線的長寬高大小與此試片裂縫尖端幾何狀況及不連續位置的距離有關，故其可用作決定應力集中及應力強度因子(stress strength factor) $K_I$ 。

在作材質之裂縫影像與破裂聲的實驗時，依其裂縫焦散(caustic)影像(圖 1 (b))，除了根據焦散術理論計算其  $K_I$  值(圖 1 (c))之外，並在材質破裂時，擷取破裂聲加以分析。在此我們結合了斷裂聲音分析配合焦散影像之技術合併而成為一新型綜合評估系統，以應用於各機件材料之斷裂評估。利用擷取到的斷裂聲音之特徵值，便可將其與參考值做型樣匹配，進而歸納出結果。一個聲音訊號資料通常是很龐大且連續的，如果直接從這筆聲音資料去分析、辨識，不但資料處理速度太慢，且還要處理一些不必要的雜訊干擾，單純的將此一維的斷裂聲音信號予於傅利葉轉換(Fourier transform)到頻譜(frequency domain)上去分析，有時候就能夠把問題解決，但有時候則無法把問題的癥結找出來，所以要設法從輸入的聲音資訊中擷取特徵值參數，以方便辨認及分析斷裂聲音所對應的參考型樣而輸出其結果。我們發現不同受力狀況之間有一些相近的特徵存在，因此為了要驗證實驗結果的正確性，我們選擇使用群化(clustering)理論來證明。主要希望藉著分群，能將有相同特徵的受力狀況作分類，以作為日後進一步辨識的依據。

我們在分群實驗中的輸入為一型樣矩陣，再使用協調係數(matching coefficient)的方法將其轉成一相似矩陣，然後再作群化。所謂協調係數，就是將物件中的每一個特徵取一標準，達到標準的定為

1, 未達標準的定為 0, 因此原本的型樣矩陣將只有 0 和 1 的值, 然後再將物件兩兩相比, 將兩物件中同樣特徵皆為 0 或 1 的取出置於分子, 特徵的總數置於分母, 如下式所示

$$d(i, k) = \frac{a_{i0} + a_{i1}}{a_{00} + a_{01} + a_{10} + a_{11}} = \frac{a_{00} + a_{11}}{d}$$

$a_{00}(i, k)$  : 兩樣本相比其同一特徵均為 0 之總數。

$a_{11}(i, k)$  : 兩樣本相比其同一特徵均為 1 之總數。

$d(i, k)$  : i 與 k 兩樣本相似程度的比率。

經過協調係數轉換, 得到一協調係數轉換矩陣, 我們再按照相似的程度, 由 1(最相似)排至  $n(n-1)/2$ (最不相似),  $n$  為物件個數, 如此便可得到一完整的相似矩陣。由相似矩陣做階層式群化, 首先要先畫出臨界圖(threshold graph), 臨界圖的畫法是由最相近的兩物件開始, 每個物件都由一點代替, 兩點成一直線, 因此我們可由臨界圖得知物件間相近的程度, 並可進一步由臨界圖來得到階層圖(dendrogram)。

## 2、群化

無論採取何種群化方法, 都要驗證其結果的正確性, 如果結果不正確, 必然是所選擇的群化結果不好, 因此必須對樣本重新作分群。

我們在判斷一群化結果的好壞時, 通常取決於: 在同群中的集中性和群與群之間的分離性。如果集中性與分離性皆好, 表示群化結果是正確的; 反之則表示群化結果不正確[4]。

我們定義一超幾何模型方程式及集中性索引如下:

超幾何模型(hypergeometric model):

$$P(E = e | RGH) = \frac{\binom{C_1^k}{e} \binom{C_2^k - C_1^k}{N - e}}{\binom{C_2^k}{N}}$$

$$\max\{0, N - C_1^k + C_2^k\} \leq e \leq \min\{N, C_2^k\}$$

RGH: 所有  $n \times n$  的相似矩陣內的排序是相等的  
A: 一群化結果 (A 內之線段稱為內部邊緣(internal edges))

K: 在 A 內之物件總數

n: 物件總數

N: 在臨界圖內線段的總數( $N \geq e$ )

E (=e): 一個代表在 A 內之線段總數的變數

集中性索引(Compactness index):

$$C(A) = P[E \geq e_A | RGH] = \sum_{e=e_A}^e P[E = e | RGH]$$

其中  $e_A$  是在第 N 層(level N)時於 A 內的線段總數。

超幾何模型:

$$P(B = b | RGH) = \frac{\binom{K(n-K)}{b} \binom{C_1^k - K(n-K)}{N-b}}{\binom{C_1^k}{N}}$$

$$\max\{0, N - C_1^k + K(n-K)\} \leq \min\{N, K(n-K)\} \text{RGH}$$

: 所有  $n \times n$  的相似矩陣內的排序是相等的

A: 一群化結果(A 與 A' 之間的線段稱為連結邊緣(linking edges))

K: 在 A 內之物件總數

n: 物件總數

N: 在臨界圖內線段的總數( $N \geq b$ )

B(=b): 一個隨機變數(random variable)代表連結邊緣的總數

分離性索引(Isolation Index):

$$I(A) = P[B \leq b_A | RGH] = \sum_{b=0}^{b_A} P[B = b | RGH]$$

其中  $b_A$  是在階層 N, linking edges 的總數

同樣的, I(A) 越小, 代表在 N 層內群化的結果越好。

因此, 我們可從集中性與分離性來驗證一群化結果的好與壞。

當我們取得一未知的型樣  $x_0$ , 需識別出為那一群組, 可我們使用位置距離加權值的 K-NN(Near Neighbor)決策法則, 計算新型樣與原群化型樣的距離權值, 將同一群組的加權值相加, 得最大加權值的群組, 就將型樣  $x_0$  辨識為該群組。

$$d_j = d(x_0, x_j)$$

$$W_j = \frac{d_k - d_j}{d_k - d_1}, 0 \leq W_j \leq 1$$

$x_1, x_2, \dots, x_k$  最近  $x_0$  的 K 點測試型樣

## 3、型樣識別之分群實驗

一維的斷裂聲音信號事實上相當接近一個極短的脈衝, 也就是所謂的極短脈衝  $\delta$  信號, 它在時間軸上所具有的寬度可以說是無限短, 而它的傅氏轉換則為 1, 亦即是它在頻域可以說是各種不同的頻率的組合, 換句話說待測物斷裂時所產生的極短的聲音信號, 就等於產生許許多多各式各樣的頻率的聲音來激勵聲音檢測器, 有各種頻率相加而成的信號, 在時間軸上是無法看出什麼內容的, 但一旦我們把待測物體斷裂時的振動情形用傅氏運算轉換到頻域上, 即可初步了解待測物體在斷裂時有那些頻率產生, 再由頻域轉換到倒頻譜(cepstrum), 即能找出材料斷裂時的一些特性。

我們將尺寸為 200 mm × 50 mm × 2 mm 壓克力、鋁等材質的試片, 中間以人為加工出一道長 15mm 的裂縫, 再於試片兩端施力, 而拉伸至破裂, 當 CCD 攝影機反射式焦散影像之黑色陰影飽和不再

變大時，其所計算出之應力強度因子之值隨著施力加大亦不再增加，此即意味著材料之應力強度因子已接近閾值，而即將出現斷裂現象，此時吾人將影像監控模式切換至斷裂聲音監控模式，以 44.1k、16 bit 取樣頻率錄其破裂聲，去除雜訊而擷取主要聲音訊號，並使得各訊號長度相同且經倒頻譜轉換 [6]，每樣本取得四個特徵，依群化理論作樣本的分類，並加以驗證樣本分類合理性。

樣本為：

X1~X5 為壓克力試片受張裂型拉力，破裂聲的倒頻譜(圖 2(a))。

X6~X10 為鋁試片受張裂型拉力，破裂聲的倒頻譜(圖 2(b))。

特徵如下：

- F1. 第一正、負峰值之比值。
- F2. 第一正峰值與次正峰值的比值。
- F3. 第一負峰值與次負峰值的比值。
- F4. 第二正、負峰值之比值。

其數學表示式如下：

$$F1 = \left| \frac{C_1}{5C_2} \right|$$

當  $F1 > 1$  時，取  $F1 = 1$ 。

$$F2 = \left| \frac{C_1}{10C_3} \right|$$

當  $F2 > 1$  時，取  $F2 = 1$ 。

$$F3 = \left| \frac{C_2}{5C_4} \right|$$

當  $F3 > 1$  時，取  $F3 = 1$ 。

$$F4 = \left| \frac{C_3}{5C_4} \right|$$

當  $F4 > 1$  時，取  $F4 = 1$ 。

$C_1$ ：第一正峰值。

$C_2$ ：第一負峰值。

$C_3$ ：第二正峰值。

$C_4$ ：第二負峰值。

我們將此樣本及特徵寫成一型樣矩陣後，便可利用協調係數(matching coefficient)及分群理論做群化的工作。

表 1 為將樣本和特徵轉換而成的型樣特徵矩陣；表 2 為型樣矩陣經協調係數轉換而成的矩陣；表 3 為將協調係數矩陣轉換而成的相似矩陣。

我們選擇一群化結果： $A = \{X6, X7, X8, X9, X10\}$ ，圖 3(a)為 N 層內 A 的群化結果(就集中性而言)；圖 3(b)為 N 層內 A 的群化結果(就分離性而言)。

由圖 3(a)及(b)可看出， $a = \{X6, X7, X8, X9, X10\}$  這個群化結果在 N=2 時，分群的效果最好。我們將型樣分群的各種組合加以運算求其集中性與分離性，證實當 X1, X2, X3, X4, X5 為第一群組，X6, X7, X8, X9, X10 為另一群組時，其分群的效果最佳。

#### 4、結果驗證

為了驗證上述分群實驗的結果，我們將測試型樣輸入，觀察是否會有相同的分類效果。下列為舉例測試樣本：

測試樣本一：壓克力破裂聲的倒頻譜圖(4a)，其型樣特徵為{0,1,1,0}。

測試樣本二：鋁破裂聲的倒頻譜圖(4b)，其型樣特徵為{1,0,0,0}。

在此我們使用  $K=5$  的位置距離加權值的 K-NN(Near Neighbor)決策法則去辨識。

樣本一：在第一群組的權值較大故判為第一群組。

樣本二：在第二群組的權值較大故判為第二群組。

經樣本測試，均能正確將測試樣本一分類至第一群組，而測試樣本二分類至第二群組，所以我們所設定的辨識型樣特徵是能夠區別不同的物體受力破裂狀況。

#### 5、結論

本文提出一新型綜合評估系統，使用斷裂聲音分析配合焦散影像之技術，以應用於各機件材料之斷裂評估。在影像監控模式下，我們獲取了應力強度因子、應力集中及裂縫尖端附近應力分佈之訊息，在斷裂聲音監控模式下，一維的斷裂聲音信號轉換到頻域上，再由頻域轉換到倒頻譜，藉此掌握了材料斷裂時的一些特性。

一般在作識別時，常常沒有先將物件作分群的觀念，常導致了識別的效果很差，由於群化包含於分類中，所以實際上作識別前，要先分群，而後分類，最後才是辨識。現我們以型樣識別的技術，來驗證依裂縫影像與破裂聲分析的實驗中，所發現不同受力情況所產生破裂聲其特徵相似性，其所得結果證實破裂聲與受力狀態的關連性。我們目前只作了初步的探討，至於對於其他更多不同受力情形破裂狀況，值得我們進一步研究分析。

#### 參考文獻

1. Cherng Sheng Lin and Rong Seng Chang, Image Processing In Crack Growths Using A Caustic Method, Journal of Nondestructive Evaluation, 15 (2) 61-70 (1997)

2. Rong Seng Chang, Yeu Jen Hu and Chen Sheng Lin, Digital Image Processing for Detecting Crack Growths Using a Caustic Method, Proceeding of NSC, 18, (6) 614-624 (1994)
3. Yie Jen Hu, Cheng Sheng Lin, Rong Seng Chang, A New Thinning Algorithm and its Applications, Journal of Optics, (1997) accepted
4. Earl Gose, Richard Johnsonbaugh, and Steve Jost, Pattern recognition & image analysis, 199-226 1996
5. John R. Deller, JR., John G. Proakis and John H. L. Hansen, Discrete Time Processing of Speech Signals, Macmillan, 2nd. Ed. 1994
6. L.R. Rabiner, R.W. Schafer, Digital Processing of Speech Signal, Prentice-Hall, 1st. Ed. 1978
7. Boaz Porat, Digital Processing of Random Signal, Prentice-Hall, 1st. Ed. 1994

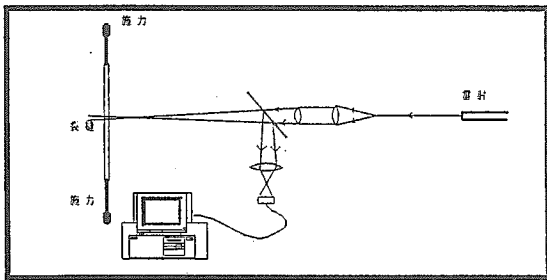


圖 1(a) 一般的反射式焦散術的光學光學

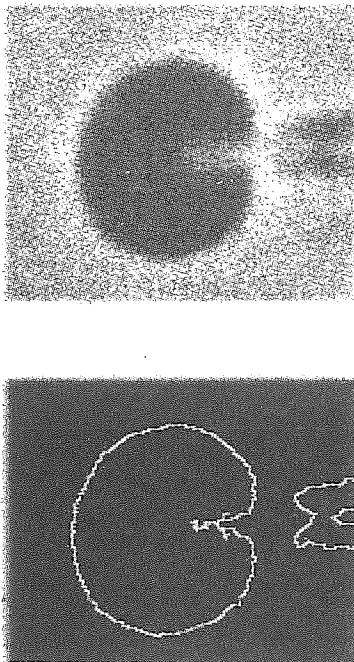


圖 1(b) 裂縫奇異場影像圖

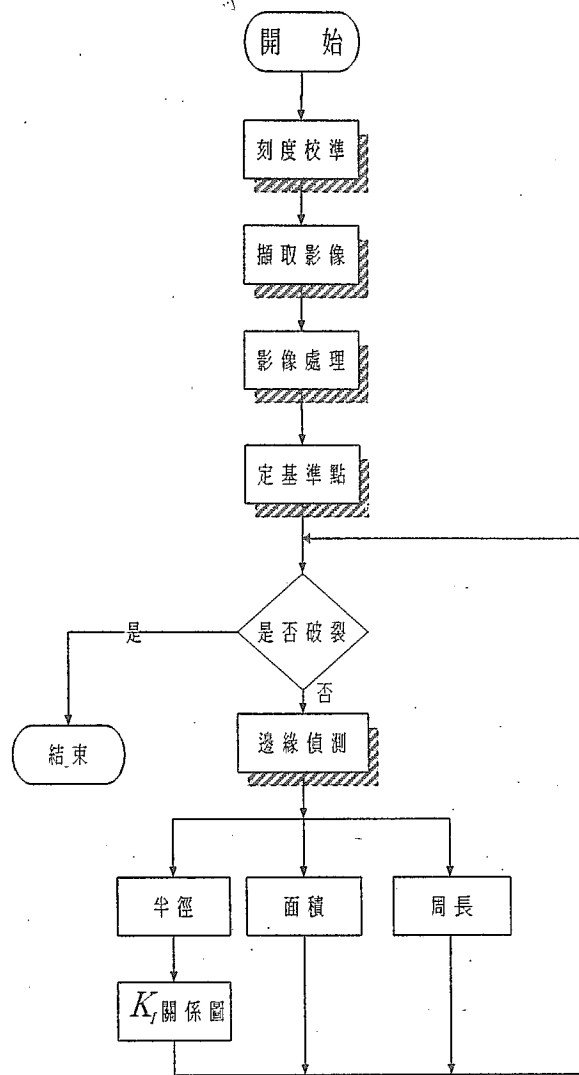


圖 1(c) 裂縫奇異場  $K_i$  數字度量流程

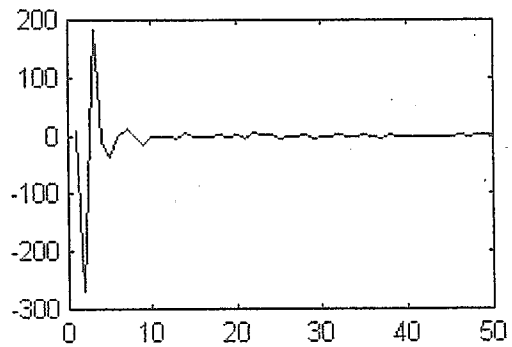


圖 2(a) 壓克力試片受張裂型拉力破裂聲的倒頻譜

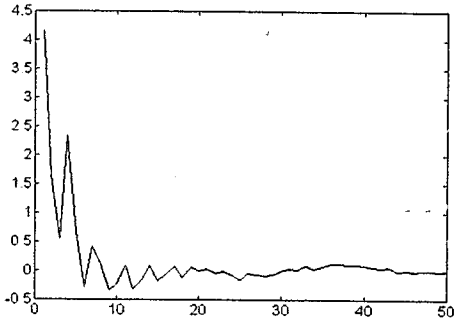


圖 2(b) 鋁試片受張裂型拉力  
破裂聲的倒頻譜

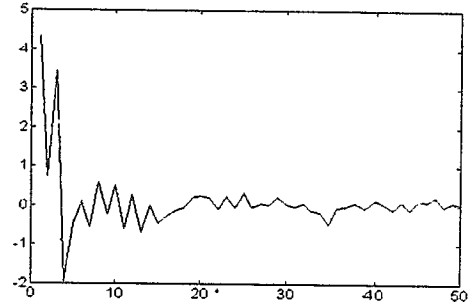


圖 4(b) 測試樣本二：鋁試片受張裂  
型拉力破裂聲的倒頻譜

C(A)

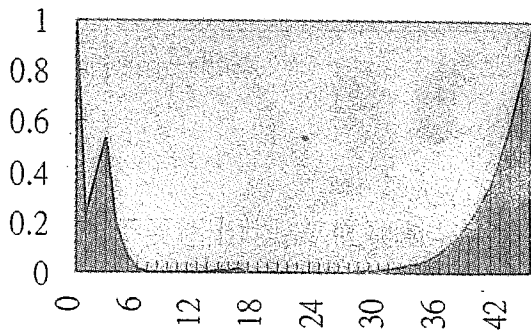


圖 3(a) N 層內 A 的群化結果(集中性)

I(A)

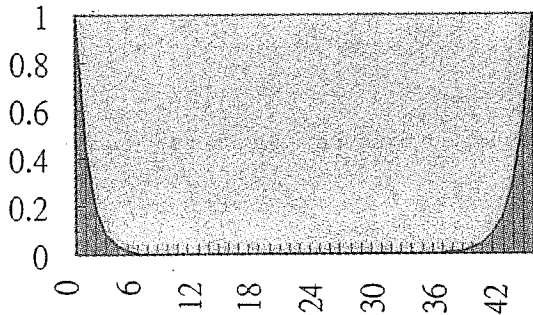


圖 3(b) N 層內 A 的群化結果(分離性)

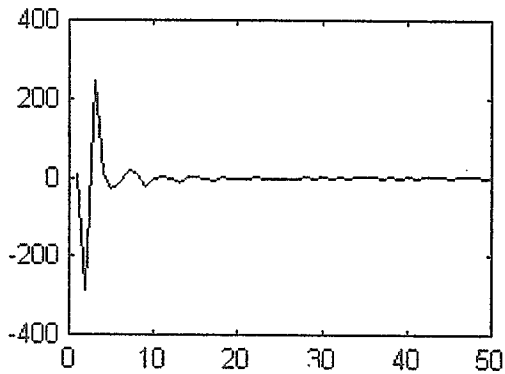


圖 4(a) 測試樣本一：壓克力試片受  
裂型拉力破裂聲的倒頻譜

	F1	F2	F3	F4
X1	0	1	1	0
X2	1	1	1	0
X3	0	1	1	0
X4	0	0	1	0
X5	0	0	1	0
X6	1	0	0	1
X7	1	0	0	0
X8	1	1	0	1
X9	1	1	0	0
X10	1	0	0	1

表一 型樣特徵矩陣

中華民國八十六年全國計算機會議

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
X1	1	0.75	1	0.75	0.75	0	0.25	0.25	0.5	0
X2	0.75	1	0.75	0.5	0.5	0.25	0.5	0.5	0.75	0.25
X3	1	0.75	1	0.75	0.75	0	0.25	0.25	0.5	0
X4	0.75	0.5	0.75	1	1	0.25	0.5	0	0.25	0.25
X5	0.75	0.5	0.75	1	1	0.25	0.5	0	0.25	0.25
X6	0	0.25	0	0.25	0.25	1	0.75	0.75	0.5	1
X7	0.25	0.5	0.25	0.5	0.5	0.75	1	0.5	0.75	0.75
X8	0.25	0.5	0.25	0	0	0.75	0.5	1	0.75	0.75
X9	0.5	0.75	0.5	0.25	0.25	0.5	0.75	0.75	1	0.5
X10	0	0.25	0	0.25	0.25	1	0.75	0.75	0.5	1

表二 協調係數轉換矩陣

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
X1	0	15	2	10	11	41	39	35	25	44
X2	15	0	16	24	26	29	21	20	14	28
X3	2	16	0	12	13	40	38	34	27	45
X4	10	24	12	0	3	33	22	42	37	31
X5	11	26	13	3	0	32	23	43	36	30
X6	41	29	40	33	32	0	6	9	19	1
X7	39	21	38	22	23	6	0	18	8	5
X8	35	20	34	42	43	9	18	0	4	7
X9	25	14	27	37	36	19	8	4	0	17
X10	44	28	45	31	30	1	5	7	17	0

表三 相似矩陣