

水下音響信號頻譜特徵之萃取與識別

杜德銘* 洪崇嶺* 黃炳森* 陳德煒**

*國防大學中正理工學院電機工程學系

**國防大學中正理工學院造船工程學系

摘 要

水下音響信號因受環境下各種主、客觀因素的影響，而具有非線性、時變的特性，且其信號/雜訊比通常非常低；因此處理分析這種信號是相當複雜與困難的工作。本文針對水下的穩態音頻信號進行特性的理論研究，設計出一個有效可行的分析辨識系統。在系統中，我們利用改良的功率頻譜密度函數取出信號頻譜，並以正規化的技術去除寬頻的背景雜訊以獲得穩健的頻譜估計；再以接收機操作曲線的偵測指數大小，利用峰值分佈萃取出頻譜上主要的特徵頻譜做為船艦的聲紋；在比對辨識時，我們以船艦聲紋的二階統計特性建立陣列信號處理的模型，再根據最佳估測理論推導出雜訊次空間投影鑑別法，它是一個近似最大訊號/干擾雜訊比的分類器，除做為船艦辨識外，它具有能在複雜的環境下偵測特定船艦的功能；在實驗中，我們以水下麥克風錄製的各型船艦資料來驗證系統可靠度，所得到的成果證明本文所提出設計的方法可整合成一個強建性的即時動態船艦辨識系統。

關鍵字：水下音響信號、功率頻譜密度函數、雜訊次空間投影

The Extraction and Recognition of Spectral Features for Underwater Acoustic Signals

Te-Ming Tu*, Chung-Ling Hung*, Ping-Sheng Huang*, and Der-Wei Chen**

**Department of Electrical Engineering, Chung Cheng Institute of Technology
National Defense University*

*** Department of Naval Architecture and Marine Engineering, Chung Cheng Institute of Technology
National Defense University*

ABSTRACT

Owing to the influence of various environmental factors, underwater acoustic signals have non-linear and time-varying properties with relatively low signal to noise ratio. Hence, to process and analyze these signals is quite difficult and complicated. The aim of this work is at studying underwater stationary acoustic signals and designing a feasible recognition system. In this proposed system, the signal spectrum can be extracted by a modified power spectrum density function. Meanwhile, the wideband background noise can be removed by a normalization technique. The spectrum features are detected by a peak selection algorithm. In the recognition stage, a noise subspace projection classifier with maximum signal-to-interference ratio is designed. The robustness of the proposed system has been also shown in experimental results.

Key Words: underwater acoustic signals, power spectrum density function, noise subspace projection

文稿收件日期 92.6.15; 文稿修正後接受日期 92.11.19.

Manuscript received June 15, 2003; revised Nov. 19, 2003.

一、前言

水下音響信號是利用被動式聲納(Passive sonar)、拖曳式陣列(Hull or Towed arrays)、水下聽音器(Hydrophone)或聲納浮標(Sonobuoy)等接收裝置所收取的水下音頻信號[1][2]。其信號來源主要有潮汐、洋(河)流、地殼運動、氣候、冰山、生物噪音、工程、船(潛)艦、水介質相對運動、迴響(Reverberation)[3]等音源。作戰時則更包括了各種武器在水面或水下造成之呼嘯及爆炸聲；另外，海水介質受到許多自然因素的影響，加上水中生物所發出的聲音雜訊，使得水下音響信號的處理變得相當地困難及複雜。

水下音響信號是藉由接收裝置，在水中某固定點量測聲壓的時間序列，由於受到雜訊的干擾，具有不可預測(Unpredictability)的隨機特性，所以無法由一個確切(Deterministic)的時間函數來描述它的特性，必須經由時間域的統計平均值(Mean)、變異量(Variance)、機率密度函數(Probability Density Function, PDF)、相關函數(Correlation function)或頻域的功率頻譜密度(Power Spectrum Density, PSD)等特徵量來對水下音響信號做一定性的估計。就本文研究之水下音響信號識別而言，時間域的統計量仍會受到不可預測的隨機雜訊影響，而頻域的功率頻譜密度在經過適當的處理與設計後，將可取出有效的特徵以供船艦的識別。水下音響信號的頻譜上大致可分為窄頻(Narrowband)及寬頻(Wideband)兩類，窄頻為一種線頻譜(Line spectrum)，主要是由船(潛)艦之機械裝置、魚雷或主動式聲納等，持續所發出的人造(Artificial)音源，在頻譜上我們視為穩態(Stationary)信號。相對地，寬頻則為一種連續頻譜(Continuous spectrum)，其組成的成分非常地複雜，但可約略分為兩大類，一類是由空蝕氣泡

(Cavitation)、海浪、水中生物等所發出之自然(Natural)音源，亦稱為背景雜訊；另一類，則是由船(潛)艦上某些機械裝置，所產生具週期性的短時距(Short-time during)音源信號，這兩種寬頻訊號源，在頻譜上我們通常視為暫態(Transient)信號[1][3]。然就本論文處理的船(潛)艦穩態(Stationary)訊號源，其音響主要來自於船(潛)艦上某些特定機械裝置之振動(如渦輪機、變速箱、齒輪組等)或轉動(如推進器槳葉)，以及船殼與水介質相對運動所產生的。不同型式、不同速度的船(潛)艦均有其特定的信號頻率，這些特定的信號頻率，在整個觀測頻譜上將呈現不同的頻率分布，即所謂水下聲紋(Acoustic Signature)，就如同人體的指紋一般，我們即可依此聲紋的獨特性來識別船(潛)艦之種類及型式。

二、信號頻譜特徵估計與比對辨識

2.1 信號頻譜的估計

信號頻譜的估計中最常用的頻域功率頻譜密度為 Schuster[6]所提出的週期圖法(Periodogram)，週期圖法乃是將 N 點觀察的信號序列 $x(n)$ 視為能量有限的信號，經由富立葉轉換(Fourier Transformation, FT)將時間域的 $x(n)$ 轉換至頻域，取頻域分量 $X(\omega)$ 平方值的平均值作為 $x(n)$ 真實功率頻譜 $P(\omega)$ 的估計，即

$$P(\omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=-N/2}^{N/2} x(n)e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (1)$$

其離散(Discrete)的型式可表示如下：

$$P(k) = \frac{1}{N} |X_N(k)|^2 \quad (2)$$

鑒於週期圖法估計出來的功率頻譜密度 $P(\omega)$ ，其均方誤差(Mean-square error)無法達到精確的計算。在本研究中，我們採用的是 Welch [6]提出的頻譜估計法；Welch 法是基於短時富立葉轉換 (Short-Time Fourier Transformation, STFT) 的平均 (Average) 法；它首先將 N 點的資料分段，並設每段長度為 M ，再對每段資料在時域上乘以視窗函數，以計算出各段的 FT，再求其平均的 PSD，其作法如下：

若 $x_i(n)$ 代表第 i 段資料，長度為 M 點， $w(n)$ 為視窗函數，則該段資料的 FT 為：

$$X_i(\omega) = \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{j\omega n} \quad (3)$$

進而求出該段的 PSD

$$P_i(\omega) = \frac{1}{M} |X_i(\omega)|^2 \quad (4)$$

最後算出每段 PSD 的平均值，作為改善 PSD 的最後估計值

$$\hat{P}(\omega) = \frac{1}{kU} \sum_{i=1}^k P_i(\omega) \quad (5)$$

其中 k 為資料的分段數；通常為了減小平均後的變異量而將各段資料採取交疊(overlap)，當各段資料交疊 1/2 時，段數 k 的算法如下：

$$k = \frac{N - M/2}{M/2} \quad (6)$$

而 U 為視窗函數的正規化因子(Normalization Factor)，用以保證最後估計出的 PSD 為漸進無偏差(Asymptotic Unbiased)； U 的算法則如下：

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} w^2(n) \quad (7)$$

將資料乘一視窗函數 $w(n)$ 以取代 FT 的矩

形時間視窗的目的，是為了改善矩形時間視窗所引起的較大旁波瓣 (Sidelobe) 而造成 PSD 估計的失真；常用的視窗函數則有漢寧 (Hanning) 及漢明 (Hamming) 等視窗 [4][6]。

理論上，以 Welch 法所求出的 PSD，是藉由信號積分的方式提高 SNR，而非同調 (Non-coherent) 的積分；在 k 值增大時，其 SNR 可提高 \sqrt{k} 倍。

2.2 寬頻背景雜訊消除

針對水下音響信號，為了更有效地在 PSD 中找出信號，我們可以利用白化 (Whitening) 程序 [7] 降低其所附加的寬頻背景雜訊。

白化過程是一種數據正規化的方法，它的作法如下：

$$N_k = X_k / \mu_k \quad (8)$$

其中 X_k 為 PSD 中第 k 個瓣 (bin) 的振幅大小， μ_k 為第 k 個瓣雜訊的估計平均值。

白化過程能否降低其寬頻的背景雜訊，關鍵在於準確平均值 μ_k 的估計；今假設 Ω_k 集合為一組能夠被估算出 μ_k 的瓣之集合，則 Ω_k 可定義為：

$$\Omega_k = (k - M, k - M + 1, \dots, k + M - 1, k + M) \quad (9)$$

其中， Ω_k 集合中，瓣的數量為 $k = 2M + 1$ ， Ω_k 集合的中心瓣則是我們最關注的。當一個 Ω_k 集合決定後，則可利用下式雜訊的估計平均值 μ_k ：

$$\mu_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{X_i}{K} \quad (10)$$

然而，假設 Ω_k 集合之中僅包含雜訊，(10)

式就是一個最佳的線性無偏最小方差估測器 (minimum variance unbiased linear estimator)，估計出來的 μ_k 就是最佳的線性估計值。若 Ω_k 的集合中出現了信號，估計出來的 μ_k 就不是無偏 (unbias) 的，偏差值會隨著 Ω_k 集合中的信號增加而上升。

我們以大量實測的水下音響信號在各種改良的正規化法[7]中分析比較，發現以有序截斷中值法(Order Truncate Average, *OTA*)法所得出的效果最佳。因此，本研究採用 *OTA* 正規化法來改善 Welch 法所求出的 *PSD*；*OTA* 正規化程序由下列 3 個步驟構成：

1. 將 Ω_k 集合中 k 個瓣的值，依序排列為 (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) ，其中 Y_1 為最小， Y_k 為最大。
2. 求出取樣的中間值(Median) Y_m ，凡瓣的值大於 rY_m 者皆剔除，且設 L 為剔除後剩餘瓣的數量。其中比率 r 值定義在(12)式。
3. 根據 L 的長度求出雜訊估測平均值 μ_k 。

$$\mu_k = \sum_{i=1}^L \frac{Y_i}{L} \quad (11)$$

rY_m 為切除門檻值(Threshold)，其定義如下：

$$\begin{aligned} T = rY_m &= [MM + (2 \times SGMM)]Y_m \\ &= \left\{ \frac{1}{2}(\pi / \ln 2)^{1/2} + 2[(4 - \pi) / 4MM \ln 2]^{1/2} \right\} Y_m \end{aligned} \quad (12)$$

其中 MM 為 Rayleigh 機率密度函數(*PDF*)平均值與中間值的比值(Mean-Median ratio)， $SGMM$ 則為其標準差與中間值的比值(Sigma-Median ratio) [7]。

2.3 特徵萃取

在水下音響信號中，通常很難直接利用信號本身作為判釋的依據，必須經由特徵萃取 (Feature Extraction)，一方面獲得信號的本質特徵，另一方面做資料的壓縮。對於頻譜信號的特徵萃取，我們在本論文引入陣列信號處理 (Array processing) 中的信號-雜訊混合模型 (Signal-Noise Mixture Model；*SNMM*)，*SNMM* 表示如下：

$$r_i = s_i + n_i \quad (13)$$

其中 r_i 為測試信號內第 i 條船艦的取樣頻譜，它包含了船艦真實的信號頻譜分量 s_i 及附加的雜訊頻譜分量 n_i ；根據偵測理論[11]，二元假設檢測 (Binary Hypersis test) 偵測信號的方式是設定一個振幅臨界值(Threshold Amplitude； T_a)作為信號選取的標準，當信號 SNR 為一預設值時，偵測機率(Detection Probability) P_D 及假警報機率(False Alarm Probability) P_{FA} 則是 T_a 的函數，我們可以利用 P_D 及 P_{FA} 描繪出測試信號的接收機操作曲線 (Receiver Operation Characteristics, *ROC*)；這個 *ROC* 曲線的特性則完全根據測試信號 r_i 及雜訊 n_i 的 *PDF* 來決定其偵測的難易，若我們假設 r_i 及 n_i 的 *PDF* 均為高斯分佈(Gaussian distribution)，則根據中央極限定理，多個獨立隨機變數的和仍會趨向高斯分佈，因此一個獨立的隨機變數相對於參考目標物在 *PDF* 上則是呈現高斯分佈；由此我們可定義出信號與雜訊強度的比例稱之為偵測指數 (detect index)，其定義如下[3]：

$$D = \frac{(\mu_{S+N} + \mu_N)^2}{\sigma^2} \quad (14)$$

其中， μ_N 、 μ_{S+N} 及 σ 分別是雜訊平均值、信雜混合平均值及標準差，從定義上可以看出， \sqrt{D} 是與信號的平均振幅餘量，以及 r_i 、 n_i 的 PDF 的分散程度有關，因此，偵測指數 D 基本上也是 SNR 的函數，我們可藉由統計的方式訂定出一個合理的偵測指數 D 值，利用此偵測指數 D 值的大小範圍，可推導出信雜混合訊號中信號主要能量的比例；就信號 PSD 觀點而言，即是主要信號頻率於頻譜中分佈的總和。

為達到上述的需求，我們首先將頻譜 $P_K(\omega_i)$ 中振幅值依大小排序，依序萃取出最大的 L 個頻率值，並記錄其頻率位置(*loc*)及振幅值(*val*)，在此，我們考量水下音響信號特性因有多重路徑、迴響以及傳遞速度不一等情況，造成信號頻率偏移及頻寬變異等問題，因此，必須設定兩個相隔頻率最短距離以避免重複選取，提高特徵資料之獨立性；這種峰值選取 (Peak selection) 的方法可表示如下：

在峰值選取中，值

$$M_K[loc, val] = \max_L \{P_K(\omega_i), \beta\} \quad (15)$$

其中， k 為船艦數， β 為預設的兩個相隔頻率最短距離。

2.4 比對辨識

經由前述的頻譜分析、背景雜訊消除、頻譜特徵擷取等前處理後，我們已為每一船艦設計出其各別的獨特比對聲紋；而此時最關鍵的問題在於如何選定一適當分類器，使能有效且快速地辨認船艦；常用的分類方法有統計分類法、模糊分類法、類神經分類法等等，基於可靠性的考量，我們採用統計的分類方法；統計

分類法主要是以最大相似度 (Maximum Likelihood) 或是最近距離 (Nearest Neighbor) 的測度來決定測試信號是屬於哪一個類別 (比對樣本)；最近距離是利用一階的統計特性 (平均值) 來測度，而最大相似度是以二階的統計特性 (變異量) 同時考量到類別之間的差異；總體來說，最大相似度分類的優點是效能遠優於最近距離，但需要大量的訓練樣本來找出各型船艦的二階統計結構；最近距離則具有速度快的優點，因此在船艦識別中常用最近距離的相關比對法。在本研究中，我們將整合上述二種分類方法的特性，設計一個結合它們優點的混合分類器。

首先，我們以船艦聲紋圖譜的二階統計特性來建立陣列信號處理的模型 [13]，以線性混合模型 (Linear Mixture Model) 來模式化訊號模型，它將測試信號內的每一取樣樣本的頻譜視為已知組成份子的線性組合，將 (13) 式改寫如下 [12]：

$$r = d\alpha_p + U\gamma + n \quad (16)$$

其相關矩陣則定義為：

$$R = E[rr^T] = R_l + E[\alpha_p^2] dd^T \quad (17)$$

其中

r 是一個船艦的取樣頻譜，它是一個 $l \times 1$ 的行向量， l 是船艦的頻譜特徵取樣數；

d 代表目標艦的頻譜特徵，是一個 $l \times 1$ 的行向量，它在 r 內的強度為常數 α_p ；

U 則是不感興趣的干擾物 (Interference) 船艦圖譜矩陣，是一個 $l \times (p-1)$ 矩陣；它們在 r 內的強度為 $(p-1)$ 個強度構成的

向量 γ ;

n 是一個 $l \times 1$ 的行向量，它是附加在 r 上具有零均值及變異量為 $\sigma^2 I$ 的白色高斯雜訊， I 是 $l \times l$ 的單位 (Identity) 矩陣；

R 是 $l \times l$ 的相關矩陣； R_I 是所有的干擾物 U 及雜訊 n 的相關矩陣，表示為

$$R_I = UE[\gamma\gamma^T]U^T + \sigma^2 I \quad (18)$$

為了要找到一組最佳的加權值將目標艦由干擾雜訊中取出，我們審視陣列訊號處理中的最大訊號對干擾及雜訊比值法 (Maximum Signal-to-Interference/Noise Ratio approach, *MSINR*) [13]：

$$\max_w \frac{E[\alpha_p^2]w^T d d^T w}{w^T R_I w} \quad (19)$$

它是一個解廣義的特徵值問題，

$$R_I^{-1} d d^T w = \lambda_{\max} w \quad (20)$$

其最佳的加權向量解為

$$w_{SINR} = R_I^{-1} d \quad (21)$$

在此我們必需注意的是：雖然 w_{SINR} 的 *SINR* 是理論上最好的，但求解它必須用 R_I 而非 R ；然而在實際的環境中，我們是無法獲得 R_I 的，祇能從環境中收集船艦樣本來獲得 R ；在這樣的限制下，如果能由 R 來設計一個具有 R_I *SINR* 最大的加權向量解，我們就能在未知

環境中偵檢出特定的船艦。

為達此一目的，我們先將 R_I 頻譜分解 (Spectral decomposition) 成下式：

$$\begin{aligned} R_I &= \Phi \Lambda \Phi^T = [\Phi_U \ \Phi_n] \begin{bmatrix} \Lambda_U & 0 \\ 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} [\Phi_U \ \Phi_n]^T \quad (22) \\ &= \Phi_U \Lambda_U \Phi_U^T + \Phi_n \Lambda_n \Phi_n^T \end{aligned}$$

其中 Φ 、 Λ 分別是 R_I 的特徵向量與特徵值矩陣，它們的訊號分量 (Φ_U 、 Λ_U) 對映干擾船艦的圖譜向量 U ，雜訊分量 (Φ_n 、 Λ_n) 則是對映到雜訊 n ；通常干擾船艦的圖譜向量 U 的能量遠大於雜訊的能量，我們得到下列的近似關係：

$$R_I \approx \Phi_U \Lambda_U \Phi_U^T \quad \text{和} \quad R_I^{-1} \approx \Phi_n \Lambda_n^{-1} \Phi_n^T \quad (23)$$

基於相似的分解， R 可分解成：

$$\begin{aligned} R &= \Phi' \Lambda' \Phi'^T = [\Phi_{dU} \ \Phi_n] \begin{bmatrix} \Lambda_{dU} & 0 \\ 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} [\Phi_{dU} \ \Phi_n]^T \quad (24) \\ &= \Phi_{dU} \Lambda_{dU} \Phi_{dU}^T + \Phi_n \Lambda_n \Phi_n^T \end{aligned}$$

其中， Φ_{dU} (Λ_{dU}) 不同於(22)式中的 Φ_U (Λ_U)，原因是 R 的訊號分量由 d 和 U 組成，而 R_I 的訊號分量祇有 U ；雜訊分量在 R 及 R_I 兩者中是相同的；因此，可以到下列的近似關係：

$$R \approx \Phi_{dU} \Lambda_{dU} \Phi_{dU}^T \quad \text{和} \quad R^{-1} \approx \Phi_n \Lambda_n^{-1} \Phi_n^T \quad (25)$$

藉由(25)式我們定義雜訊次空間投影 (Noise Subspace Projection; *NSP*) 分類器為：

$$w_{NSP} = \Phi_n A_n^{-1} \Phi_n^T d \quad (26)$$

比較(21)、(23)及(26)式，可知 w_{NSP} 的分類能力已近似於 w_{SINR} ，但 w_{NSP} 克服了直接由相關矩陣 R 來獲得最大訊號對干擾及雜訊比，因此它不需要先驗 (*a priori*) 的背景知識；這個優點在現實的船艦識別中是非常方便且重要的，因為對於未知型別的船艦，它的圖譜祇要收錄在資料庫後就是有用的資訊，它可以讓我們對特定船艦的識別愈來愈精準，這個優點是傳統最近距離相關比對法分類器無法利用的。

三、實驗結果

本文針對實際八種類型十九艘船艦採得水下音響信號一分鐘的 40 組測試資料，其中取樣頻率為 11,025Hz，16 位元，單音。

為建立此 40 組船艦聲紋比對圖譜的資料庫，我們的操作程序如下：

- (一) 扣除前後各 5 秒鐘的資料以去除因錄(放)音裝置所產生的噪音。
- (二) 以每次 1 秒鐘長度取樣(11,025 個取樣點)，且每隔 0.5 秒鐘交疊取樣一次，因此每個檔案共可得 100 段的取樣資料。
- (三) 將各取樣段資料乘以 Hanning 時間視窗。
- (四) 利用改良 *PSD* 法計算信號圖譜，以提高信號雜訊比(*SNR*)。
- (五) 對信號圖譜做 *OTA* 正規化運算，以去除寬頻背景雜訊。

(六) 萃取出頻譜中主要的峰值特徵，以提高資料獨立性。

以編號 25 的船艦資料為例，圖 1 及圖 2 分別為 25 號的船艦實際水下音響信號的 *PSD* 與經由改良 *PSD* 法運算後的圖譜；由圖 2 中可看到非相關(Uncorrelation) 的雜訊已大部分消除，表示信號 *SNR* 已有明顯的改善。圖 3 為圖 2 經由 *OTA* 正規化法運算後之圖譜，其中寬頻的背景雜訊消除的效果非常好，而頻譜振幅值也以 0db 為基準值。圖 4 為圖 3 經由峰值選取後之特徵圖譜。

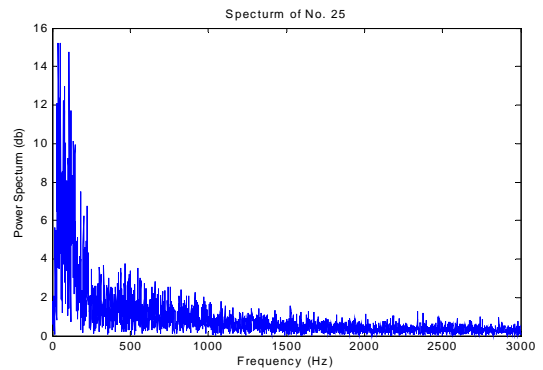


圖 1. 編號 25 測試資料的功率頻譜圖。

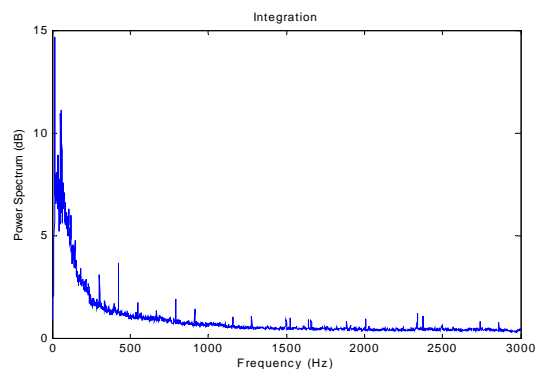


圖 2. 利用改良 *PSD* 運算後之功率頻譜。

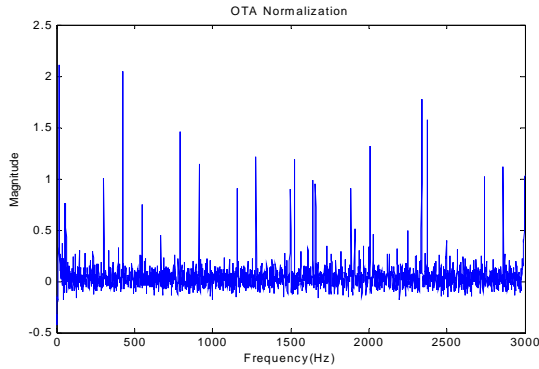


圖 3. 藉由 OTA 正規化法運算後之圖譜。

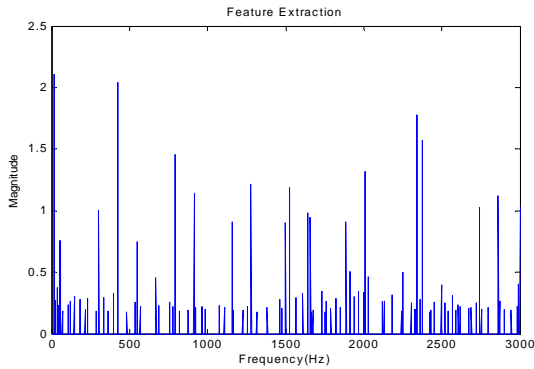


圖 4. 經峰值選取後之特徵圖譜。

圖 5 則是船艦圖譜資料庫互相關函數的圖示，這是為了便於觀察資料庫內各型船艦圖譜彼此之間的關聯性，對角線的值均為 1 代表各型船艦本身，其餘代表各樣本間之相關函數，經取其統計平均值約為 15.78%。為驗證分析系統之效能，首先在實驗一挑選比對樣本中編號 01-05 共五筆的不同船型及航行速率的船艦圖譜來進行模擬，我們以 S_1 - S_5 來分別代表這五筆標準船艦的圖譜，它們的圖譜如圖 6.(a)-(e) 所示。

真實的水下音響信號雖然是時變、非線性的混合模式，但從巨觀的角度而言，線性混合雖然是一種較為簡單的模式，但作為理論初步的驗證則是非常恰當的；因此我們採用下列的混合程序：

$$\mathbf{r} = \alpha_1 \times \mathbf{S}_1 + \alpha_2 \times \mathbf{S}_2 + \alpha_3 \times \mathbf{S}_3 + \alpha_4 \times \mathbf{S}_4 + \alpha_5 \times \mathbf{S}_5 + \mathbf{n} \quad (28)$$

其中， S_1 為目標艦的圖譜， S_2 、 S_3 、 S_4 、 S_5 為干擾物船艦的圖譜， α_1 - α_5 為它們的濃度；其中，當 α_1 給定時，其餘 α_2 - α_5 為隨機混合，但滿足 $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 + \alpha_5 = 1$ ，而 \mathbf{n} 為高斯雜訊。

依上述的混合程序，模擬 10 組混合圖譜樣本進行實驗，令編號 01 標準圖譜為目標艦 S_1 ，編號 02-05 則分別以 S_2 、 S_3 、 S_4 、 S_5 代表干擾物的船艦圖譜；第 1 組測試樣本的混合比例，目標物振幅強度設為 50%，其餘 4 筆視為干擾物的振幅強度和為 50%，再加上固定 SNR 的高斯雜訊進行混合；第 2 組測試樣本，目標艦振幅強度則設為 40%，其餘 4 筆的振幅強度和為 60%，SNR 同上組；按此比例依序混合組成，當於第 5 組測試樣本混合時，目標艦振幅強度則為 10%，其餘 4 筆的振幅強度和為 90%。而第 6-10 組測試樣本的混合比例，則相對應於第 1-5 組測試樣本的混合比例，惟前 5 組測試樣本的 SNR 定為 5:1，而後 5 組測試樣本的 SNR 則設定為 2:1。如此安排主要的目的是為了觀察驗證我們所提的辨識方法，對於目標艦振幅強度變化靈敏度以及抗干擾物及雜訊的能力。而圖 7 即為第 1 組模擬混合圖譜。

為了驗證本文分類方法的效能，我們也使用船艦識別中常用的最近距離相關比對法分類器來作為對照，相關比對法表示如下：

$$C_{xy} = \frac{E[P_x(m)P_y(m+k)]}{\sqrt{E[P_x(m)]^2 E[P_y(m)]^2}} \quad (29)$$

C_{xy} 又稱為頻譜相關係數 (Spectrum Correlation Coefficient)，其中 $P_x(m)$ 及 $P_y(m)$ 分別代表樣本及待測圖譜，由於兩者均已減去平均值，所以

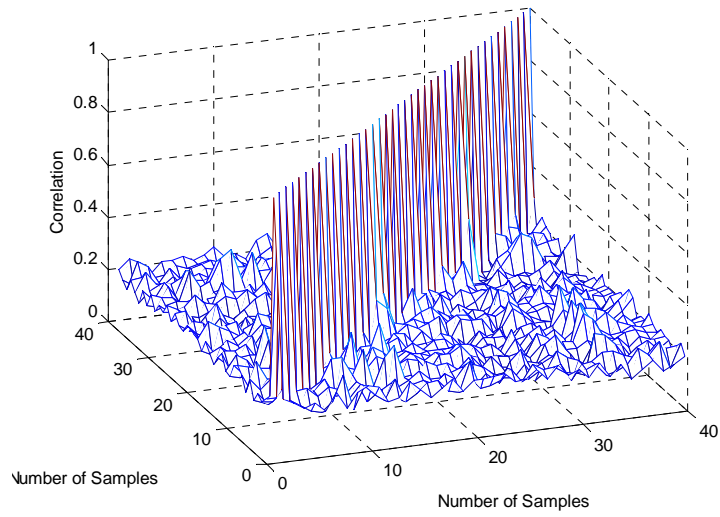


圖 5. 樣本資料庫之互相關函數分佈圖。

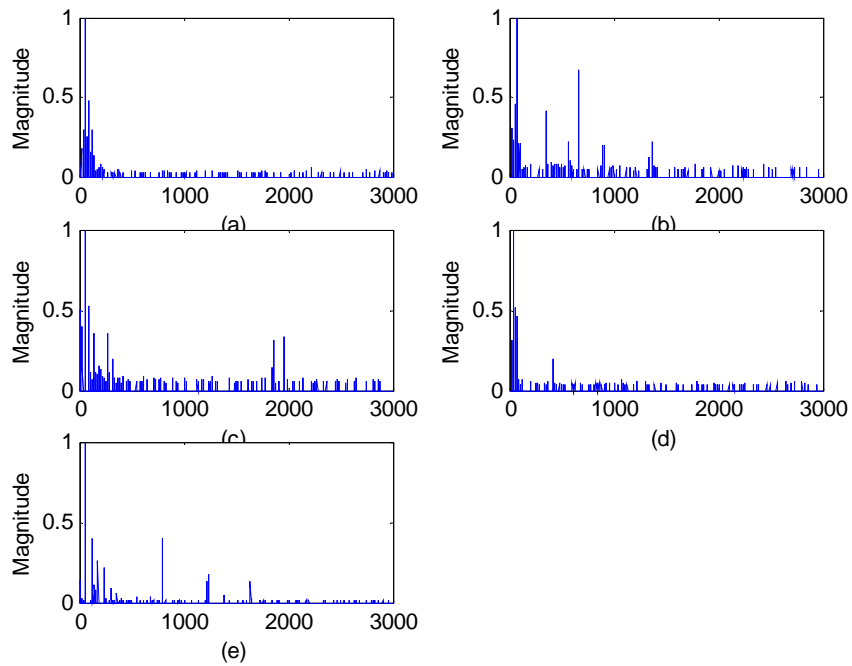


圖 6. (a)-(e)分別為檔案編號 01-05 等五筆具不同的船型及航行速率的標準圖譜。

C_{xy} 的取值範圍將與振幅變化無關，克服了相關匹配對於待測信號振幅變化比較敏感的缺點。

圖 8 是分別利用 *NSP* 法("O")及相關匹配("◇")進行偵測的結果，由圖中可看出 *NSP* 法比對的結果，明顯地比相關匹配來得好；特別是當干擾物及雜訊的振幅強度增加時，則兩者差距更為明顯；由實驗結果我們不難發現，利用相關匹配法在目標物強度相對較高時，尚有不少的表現，但當干擾物及雜訊的強度增加時，其表現則立即下滑，這是由於相關匹配法乃是將樣本及待測圖譜直接進行比對，當目標物振幅強度降低時，相對地其辨識效能將大受影響，而且可能產生很高的誤警率；而 *NSP* 法可去除干擾物的圖譜向量的影響，因而有較佳的抗干擾物及雜訊能力。

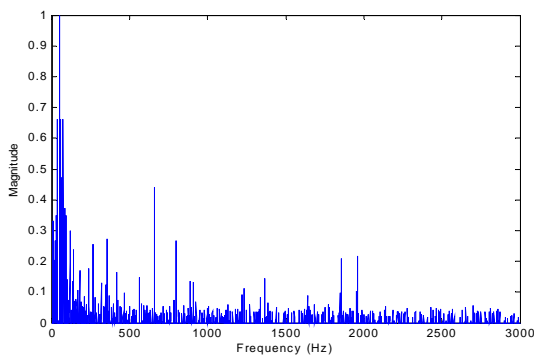


圖 7. 模擬混合圖譜。

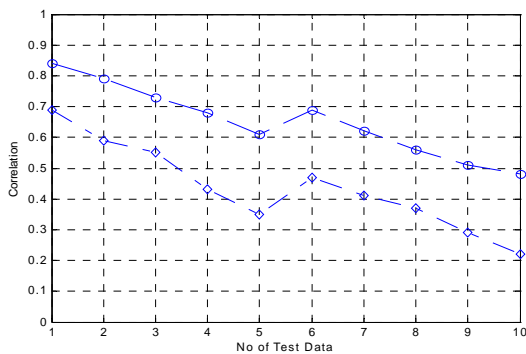


圖 8. 模擬混合圖譜分別利用 *NSP* 法("O")及相關匹配("◇")進行偵測的結果。

實驗二我們則利用實際錄得之水下音響信號進行實測，當數據資料匯入電腦時，以時間長度每一秒鐘(11,025 個取樣點)為測試資料分段，採動態方式與樣本標準圖庫進行分析比對，為便於觀察分類匹配結果，我們僅摘錄某一時段之統計結果，如圖 9 顯示經 8 秒後，分別利用 *NSP* 法("O")及相關匹配("◇")進行比對的結果；仔細觀察可發覺，對測試信號的偵測表現，*NSP* 法判釋可能為編號 25 船艦達 66%，而相關匹配判釋結果為 41%，在僅經 8 秒的時間，*NSP* 法的偵測效果是令人滿意的，顯然基於二階統計特性的 *NSP* 法，較一般直接利用相關匹配具有較佳的偵測能力，由此實驗可證明 *NSP* 法亦是一個相當合適的即時動態分類方法，同時它的準確度是統計可信的。

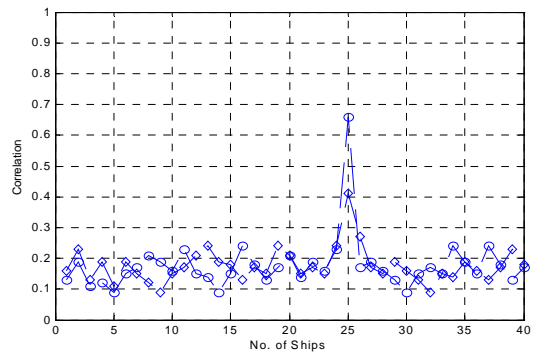


圖 9. 實測信號分別利用 *NSP* 法("O")及相關匹配("◇")進行判釋的結果。

四、結論

水下音響信號之偵收、處理、分析與辨識能力的建立，實為現代化國家發展海洋事業不可或缺的技术，若能充分掌握水下環境特性及各船艦之訊息特徵，即可得知水面與水下的一切動態，便能在平時或戰時有效掌控海域。

本文就水下音響信號提出處理分析及比對

判釋的方法，並對實際的水下音響信號進行處理分析，印證了所提出的理論與方法是正確可行的，而在實驗的測試中其結果亦令人滿意，惟實際信號的樣本資料取得不易，數量上較為不足，若能在較多的訓練樣本空間下，或許將會有更好的辨識結果。

水下音響信號的處理與辨識不易，誤警率相對偏高，因此無論是在理論的發展、演算法的推導、模式的選定、蒐集信號的品質與經驗，都是成敗的關鍵。希望藉由本文能進一步提昇對此類信號之處理能力，以期對國內相關之研究與實際工作有所助益。

參考文獻

- [1] Bark, G., On the mechanisms of propeller cavitation noise, Chalmers University of Technology, Sweden, 1988.
- [2] Hassab, J. C., Underwater signal and data processing, CRC Press. Inc., U. S. A., 1989.
- [3] Urick, R. J., Principles of Underwater Sound/3rd Edition, McGraw-Hill, Inc., pp. 202-205, pp. 328-341, 1983.
- [4] Papoulis, A., Signal Analysis, McGraw-Hill, New York, NY, 1977.
- [5] Titchmarsh, E. C., Introduction to the Theory of Fourier Integrals, Oxford Univ., Press, pp.212-242, 1950.
- [6] Gardner, W. A., Statistical Spectral Analysis, Prentice Hall, pp.3-27, 34-104, 179-240, 1988
- [7] Struzinski, W. A., and Lowe, E. D., "A performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems," J. Acoust. Soc. Am. 76-6, Dec., 1984.
- [8] Tolstoy, A., Matched Field Processing for Underwater Acoustics, World scientific, 1993.
- [9] Nikias, C. L., and Mendel, J. M., "Signal processing with higher-order Spectra", Signal Processing Magazine, Vol 10, No 3, 10-17, July 1993.
- [10] Helstrom, C.W., Statistical Theory of Signal Detection, Pergamon Press, NY (1960).
- [11] Poor, V., An Introduction to Signal Detection and Estimation, New York: Springer-Verlag, 1988.
- [12] Tu, T. M., Chen, C. H., and Chang, C. I., "A noise subspace projection approach to target signature detection and extraction in unknown background for hyperspectral images," IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, Vol. 36, No. 1, pp. 171-181, 1998.
- [13] Veen, V., and Buckley, K. M., "Beamforming: a versatile approach to spatial filtering," IEEE ASSP Magazine, pp. 4-24, 1988.
- [14] Tu, T. M., Chen, C. H., and Chang, C. I., "A posteriori least squares orthogonal subspace projection approach to desired signature extraction and detection," IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing, Vol. 35, No. 1, pp. 127-139, 1997.