

應用類神經網路於軍艦外形訊跡匿蹤之研究

海軍中校 賀增原 海軍上尉 吳楓偉

提 要：

一、軍艦在軍事作戰上佔有重要地位，尤其水面艦更為三軍聯合作戰中戰場管控及武力支援之平台。然而，隨著雷達導引攻船飛彈準確率的提升，造成水面艦面臨嚴重的威脅，所以運用匿蹤技術成為現代軍艦發展之趨勢。

二、當軍艦航行時，將產生許多無法完全消除之訊跡，如被雷達偵測之外形、紅外線探測之紅外線輻射及聲納搜索之水下雜訊等，其中又以外形訊跡較為明顯，也易被偵測。因此縮減軍艦雷達截面積，外形訊跡分析及抑制作為始終是世界各先進國家致力研究之國防科技。

三、本研究探討水面艦外形之雷達截面積，並且應用類神經網路預測雷達偵測率，藉由改變軍艦上層結構之側壁角度，進行網路模擬測試，分析外形改變後之雷達截面積對於降低偵測率之效果，而研究結果可以提供往後軍艦設計之參考。

關鍵詞：外形訊跡、匿蹤技術、類神經網路。

壹、前言

軍艦是保障國家人民與捍衛主權、延伸領土最有力的象徵，其壯盛軍威亦是國家實力在領海上之展示。但水面艦與潛艦相異，在開闊的海域執行海上任務時，完全暴露於雷達、紅外線、聲納、磁探儀等各種偵測設備的搜尋下，而且航行時亦會產生各種訊跡，包含雷達截面積（RCS, Radar Cross Section）、紅外輻射、航行時空氣與水下雜訊、磁場特性、航行產生水壓變化、軍艦尾跡流、排放物等無法完全消除的目標特徵，水面艦被各種設備偵測，及被各種精確制導武器跟蹤和命中的機率要比潛艇高出很多。目前各國用來偵測水面艦活動之儀器設備以雷達為主，重點在於雷達藉由發射電磁波對目標進行搜索，偵測距離較遠、範圍較廣。水面艦如何在各種偵測儀器與攻擊武器系統下活動與生存，將面臨極大的考驗。近年來，世界各國對於水面艦的雷達匿蹤提出迫切的需求，並作為軍艦一項重要的戰術、技術之指標。但是擁有匿蹤性能良好之軍艦，並不表示各項攻擊能力均具備，因為對於雷達之偵測實施匿蹤，主要在於外形之設計，一艘軍艦外形具有良好之匿蹤設計，將能有效降低被敵人雷達發現與攻擊武器擊中之機率，並能在海戰中爭取足夠的準備時間以進行接戰與反擊，進而掌握第一波攻勢，甚至整個戰局結果。然而，與軍艦外形匿蹤性相關之主要參數－側壁內傾角度，其設計的好壞將影響往後在戰爭中的存活率。因此，軍艦在初步設計階段，就應考量各項軍事用途，在外形設計與武器裝備上做適當的取捨，使軍艦具有最佳匿蹤性能。

貳、研究目的與方法

匿蹤已成為海軍水面艦關鍵性能參數之一，它不僅改變傳統的設計方法，也改變海軍的戰術運用。事實上，雷達匿蹤的基本原理就是設法降低軍艦反射雷達波之能量，並且縮減自身的雷達截面積，使敵方增加搜尋上的困難，進而延長我方交戰準備時間，以掌握戰場優勢。本研究以探討水面艦上層結構之側壁內傾角

度為出發點，經過類神經網路之學習及預測，並與文獻資料比較後，可整理出縮減雷達偵測率之參數與條件，以達到雷達波匿蹤之目的。

利用類神經網路對水面艦上層結構外形之側壁內傾角度、雷達截面積、雷達偵測距離等參數進行學習及預測，旨在探討側壁內傾角度改變時，產生雷達截面積之縮減程度，對於雷達偵測率(P_d , Probability of detection)變化之情形，冀由類神經網路在不同側壁內傾角度改變之下，相對於雷達截面積所獲致相關數據，俾提供新一代軍艦匿蹤設計評估之參考。應用類神經網路之架構如圖一所示，其研究方法上所進行之步驟如下：

- 一、瞭解雷達基本原理，及軍艦雷達截面積與匿蹤技術之關係。
- 二、蒐集相關文獻資料，研究軍艦外形之側壁內傾角度對雷達偵測率之影響。
- 三、利用類神經網路對於不同雷達偵測距離之軍艦雷達截面積，進行雷達偵測率之學習及預測，並且藉由改變上層結構之側壁內傾角度實施模擬。
- 四、記錄數據與分析。
- 五、評估相關參數對軍艦上層結構之影響，與改變結構構形對雷達偵測防制之效益。

另本研究各項參考數據來源均為公開文件及書面資料，如圖一。

參、外形訊跡匿蹤

一、水面艦艇外形匿蹤技術

匿蹤(Stealth)技術又稱為低可偵測性(Low Observable)技術，是採用特殊的設計理論或是裝置，降低物體被偵測的機會，或是被偵測到的距離，在研究方面主要以無線電波段、紅外線波段、可見光波段以及聲音為主，其中又以無線電波段之低可偵測性技術為各國極力發展之主要項目。

無線電波段偵測方法使用最廣的當屬雷達，而雷達在許多偵測方法上的有效偵測距離和追蹤的精確度最高，所以降低雷達的偵測能力是在偵測科技研究上炙手可熱的項目，並且以減少反射訊跡強度，及改變反射訊跡方向為主要研究項目，而外形匿蹤技術即擁有此二項之能力。外形匿蹤技術為艦體外形設計中，利用不同結構的外形，並且具有不同之雷達散射特性，以做為軍艦結構的外形設計，且達到減少軍艦產生之雷達截面積。圖二為匿蹤技術在軍艦外形設計上作用之示意圖〔註一〕。

由圖二可以瞭解，當艦體外形為傾斜面設計時，雷達反射波將偏離入射波的方向，如此雷達之電磁波訊號接收機所接收到的反射波能量就會大幅減少，這樣就能達到匿蹤的目的。而且軍艦外形匿蹤技術對抗雷達之頻率波段範圍較寬，且效果較好，在保養維護上亦能節省人力及物力〔註二〕。

不同之艦艇擔負著不同的任務與使命，其作戰功能要求及自身防衛能力需求亦不盡相同。以一艘確認用途之艦艇來說，其雷達匿蹤設計要達到何種之程度，是艦艇整體設計中需要反覆權衡的。設計者既要在艦體外形、結構材料及載台設備佈置等方面盡力縮減雷達截面積，同時又必須考慮艙內空間之有效利用，設備及電子武器裝備的功能選擇，造艦工藝的可行性、經濟性等諸多因素，以達戰略

與戰術上兼具之艦艇。以下就不同形狀之截面積，分別探討雷達截面積對其影響。

二、矩形平板截面積

矩形平板為一種最重要的簡單形狀，一般艦船之上層結構與船身是由大而平的矩形平板所構築而成，這些平板即為軍艦產生雷達截面積主要的部位。當雷達波入射至矩形平面時，會依據幾何光學原理（Principles of Geometric Optics）產生反射波。幾何光學原理為光線照射到平面鏡等光滑水平表面上，將產生某一方向反射，稱為鏡面反射。在反射中，入射角和反射角相等。入射角的定義為入射光線和界面法線的夾角；反射角為反射光線和界面法線的夾角。其矩形平板截面積數學式為〔註三〕：

其中 a 、 b 為矩形平板寬及長， k 為波數 ($k=2\pi/\lambda$)， λ 為雷達工作波長， θ 為入射角，即入射線和界面法線的夾角， ϕ 為方向角，即入射線之投影與平板軸的夾角，如圖三所示。

當軍艦外形採用匿蹤技術設計時，即艦體這些大而平的矩形平板向內傾斜，產生傾斜式之外形結構，軍艦之雷達截面積將隨之縮減，而達到匿蹤的效果，其矩形平板與截面積縮減如圖四所示〔註四〕。

矩形平板的入射頻率一般常用之 X 頻（82GHz），本研究採中間值 10GHz 來計算，雷達發射出來的電磁波屬於一種波型變化，所以在計算上採用平均值。由圖四可以瞭解，當 10 度傾斜內井欗]計時，則雷達截面積縮減 10dB；15 度傾斜內井欗]計時，則雷達截面積縮減 12dB；20 度傾斜內井欗]計時，則雷達截面積縮減 13dB；25 度傾斜內井欗]計時，則雷達截面積縮減 14.5dB；30 度傾斜內井欗]計時，則雷達截面積縮減 15dB。

三、圓柱形截面積

艦艇外形結構中除矩形平板佔大部分外，其次為圓柱形物體，如煙囪、砲座及飛彈發射架等，這也是艦艇在進行匿蹤設計必須考量到的外形。其圓柱形截面積數學式為〔註五〕：

其中 k 為波數 ($k=2\pi/\lambda$)， r 為圓柱形半徑， h 為圓柱形高度， θ 為入射角，如圖五所示。

圓柱形物體之雷達截面積在雷達波與 x 軸平面垂直入射時，會產生明顯的雷達反射波，如圖五所示。

由圖六可知當雷達波照射在 90 度馬云漲帆時，將出現明顯的雷達截面積值。因此，在設計上應盡量避免產生使用圓柱形物體，即可使用圓錐形物體來取代，以減少雷達截面積的產生。

肆、類神經網路

事實上，水面艦要在廣闊的海域上活動自如，讓敵方雷達不易掌握其動態，最

基本的作法就是降低敵方雷達的偵測率，使其攻擊武器系統無法有效鎖定我方艦艇。而預測軍艦雷達截面積在敵方雷達偵測下產生偵測率的方法之一為類神經網路（ANN，Artificial Neural Network）。類神經網路在最佳化、辨識/分類、預測、評估、判斷/決策、聯想、近似及歸納推演等各方面領域上都有不錯的效果，並且可以求出參數輸入與輸出之間的關係；另外類神經網路對於輸入相對於輸出有著記憶與學習的功能，這對未知的輸入有推廣性的優勢，因此本研究採用類神經網路作為軍艦雷達截面積模式之分析工具。

一、類神經網路定義與架構

類神經網路屬於人工智慧（AI，Artificial Intelligence）的重要一支，1943年心理學家 McCulloch 和數學家 Pitts 共同提出類神經網路最早的數學模式，跨出該領域研究的第一步。類神經網路即為一種以電腦來模擬人類腦神經細胞網路的模式，其主要基本概念是嘗試著模仿人類的神經系統，具有從輸入的環境訊息中獲取並累積經驗、儲存知識，進而利用智慧型演算程序去預測結果。

它包含大量相互連結的處理單元（Processing Elements），通常是以平行的方式計算與操作，並且置放於整個網路結構之中，而整個類神經網路的聚集形式就如同人類的大腦一般，可透過樣本或資料的訓練來展現出學習（Learning）、回想（Recalling）、歸納推演（Generalization）的能力〔註七〕。

類神經網路是一種計算系統，由許多高度連結的節點（或處理單元）所組成，用來處理資訊並對外部的輸入以網路動態來回應。類神經網路一般具有三層：輸入層（Input Layer）、隱藏層（Hidden Layer）、輸出層（Output Layer）。如圖七所示。其中，每一個節點都是獨立地進行運作，可視為單獨的處理器，而且這些處理器都是以並行方式運作〔註八〕。

（一）輸入層（Input Layer）

從外面接受訊號，並將此訊號傳入類神經網路中，以進行訊號處理。

（二）隱藏層（Hidden Layer）

接受輸入層的訊號，對訊號進行處理。

（三）輸出層（Output Layer）

接受網路處理後的訊號，並將結果傳送到外面。

類神經網路架構的型態與大小都會影響到系統的計算及學習能力，一般而言，類神經元太少則無法處理較複雜的事件，太多的話除了效率不好外，也可能產生過度配適（Over-Fitting）的問題。因此，依據問題複雜的程度、可以依據訓練網路的範例個數及所需的精確度來決定，並且從專家學者們的經驗累積，與不斷地以試誤法（Trial and Error）來設定最佳網路大小。

二、倒傳遞類神經網路架構與運作

倒傳遞類神經網路是一種具有學習能力的多層前授型網路，是目前類神經網路學習模式中最具代表性、應用最普遍的模式。1958年 Rosenblatt 發展的感知器僅為單層網路的結構，無法解決非線性的問題，並且它的學習能力受到相當大的限制，使得類神

經網路的發展有很長一段停滯期。直到 1986

年 David Rumelhart 及 James McClelland 等研究平行分散式訊息處理方式，進而提出了著名的倒傳遞類神經網路(BPNN, Back-Propagation Neural Network)，這種含有隱藏層的學習演算法，實現多層網路的構想，並且解決搜尋大量權重鍵結值的有效可行方法，其架構如圖八所示〔註九〕。

其中 $x_1, \dots, x_N$ 為輸入向量， w_{xh} 為輸入層(x)到隱藏層(H)間各個權重值所構成的矩陣， $H_1, H_2, \dots, H_n$ 為隱藏層節點， w_{hy} 為隱藏層(H)到輸出層(y)間各個權重值所構成的矩陣， $y_1, \dots, y_N$ 為輸出向量。

倒傳遞類神經網路中的神經元，最常用的非線性轉換函數為雙彎曲線函數 (Sigmoid Function)：

這種函數有一種特性，即當 x 趨近於正

正負無窮大時， $f(x)$ 趨近於 0 或 1，而 $f(x)$ 的值則介於 (0,1) 之間，如圖九所示。倒傳遞類神經網路的運作過程，主要可以分為兩個階段：

(一)學習過程(Learning)

這是一種監督式學習，它從問題領域中取得訓練範例及目標輸出值，並且將訓練範例輸入至網路中，利用最陡坡降法 (Gradient Steepest Descent Method) 反覆地調節網路的連結權重值及偏權值，希望在學習過程中，網路的推論輸出值與目標輸出值，愈接近愈好。而修正網路權重值及偏權值的方法，是將目標輸出值與網路的推論輸出值之間的誤差，一邊向後傳播一邊加以修正，也因為有這種特性，所以此種網路以「倒傳遞」的名稱來命名。

(二)回想過程(Recalling)

是一種「分類」或「預測」的過程，當輸入一個待推論的範例後，希望網路能夠計算最可能的輸出結果。所以此種網路的應用，常用於分類、預測、資料壓縮及雜訊過濾等各領域。

三、倒傳遞類神經網路建構與訓練

為預測水面艦艇經過匿蹤設計之後，在不同雷達偵測距離之下所對應的偵測率，本研究首先利用倒傳遞類神經網路針對各噸位軍艦之雷達截面積 (RCS) 實施訓練，所建構之類神經網路負責判斷軍艦大小，接著將各軍艦上層結構側壁之角度改變，分別以 10 度、15 度、20 度、25 度、30 度、35 度、40 度、45 度、50 度、55 度、60 度、65 度、70 度、75 度、80 度、85 度、90 度內傾角度進行分析，進而探討經過匿蹤設計之艦艇對應之雷達偵測率改變情形，以作為我軍在執行國艦國造政策中艦體設計之參考。其中 10 度為 055 型驅逐艦所使用之匿蹤設計之內傾角度，30 度為 052B 型驅逐艦所使用之匿蹤設計之內傾角度，（如圖十及圖十一）。

一般艦艇所產生之雷達截面積與雷達偵測距離 4 次方成正比，而且偵測距離又與雷達偵測率有以下之數學關係式：

其中 V_T 為電壓門檻值， σ 為雜訊均方根值， R 為過濾器輸出之信號振幅， A 為反射信號振幅， I_0 為修正係數。為了簡化用數值方法來求解雷達截面積相對於偵測率大小之難度，因此，本研究應用在預測領域上有很好的效果之倒傳遞類神經網路來進行預測，以分析軍艦之雷達截面積在雷達上所產生之偵測率大小。基本的倒傳遞演算法是在最陡下降方向（負梯度方向）中調整權重值，即為一種梯度下降(Gradient Decent)演算法，其網路權重值是沿著性能函數的負梯度方向移動，此種方法為使性能函數朝下降最快的方向，雖然性能函數沿負梯度降低最快，但是卻未必能達到最快的收斂。為了處理本研究所需輸入大量軍艦雷達截面積數據所需的權重值，本倒傳遞類神經網路使用之演算法採用 Levenberg-Marquardt 演算法，此演算法在 1963 年由 K. Levenberg 及 D.W. Marquardt 兩位學者所提出〔註十〕。一般最陡坡降法在離誤差極小值尚遠時，擁有不錯的收斂性，但是在靠近誤差極小值時，因為梯度變小，所以收斂也跟著變緩慢。而牛頓法卻在靠近誤差極小值時擁有極佳的收斂性，因此 Levenberg-Marquardt 演算法主要的精神就是結合牛頓法跟最陡坡降法的優點，疊代初期所使用的搜尋方向較接近梯度方向，也就是最陡坡降法，疊代後期則趨近於牛頓法提供之方向。

為了達到倒傳遞類神經網路更有效率的訓練，在此網路建構時採用二種方法，即資料正規化及提早停止。資料正規化的用意，在於網路輸入及目標在執行運算前，實施前處理，輸入及目標正規化，使得它們總是落在一個指定範圍之內，所以本研究採用極小值與極大值正規化，此方法是將訓練數據集及目標尺度化，使它們落在範圍 -1 和 1 之間，以提高網路訓練的效率。

接著，本研究以雷達截面積做為訓練、驗證及測試數據集，並且參考王慶華〔註十一〕整理出之不同雷達偵測距離下，艦艇雷達截面積及偵測率關係表，然後以相對應之雷達偵測率為目標數據集，建構倒傳遞類神經網路。

將獲得的訓練、驗證及測試數據集輸入建構完成之倒傳遞類神經網路進行訓練，訓練結果如圖十二所示，其中藍色線為訓練誤差程度，紅色線為測試誤差程度，綠色線為驗證誤差程度，網路之最佳平均誤差率為 7.76867 %。

四、倒傳遞類神經網路測試與分析

完成建構之倒傳遞類神經網路訓練後，進一步執行網路模擬測試，而且須將網路模擬測試後的輸出轉回初始目標使用的單位，其輸出結果如表一所示。

在上述網路訓練比較分析中可以發現，針對本研究倒傳遞類神經網路設計，該網路之效率與判讀之準確度整體表現上是不錯的，接著使用 10 度 B15 度 B20 度 B25 度 30 度首塢 P 內傾角度之結構設計，改變軍艦雷達截面積。其五種內傾角度經由本次網路模擬測試如表二。由表一可知道一艘排水量約 3,000 噸以上之巡防艦雷達截面積約 10,000m²，在雷達有效偵測距離 240 公里偵測率為 0.94，由表二可以發現其上層結構經過內傾 10 度高漕并蛟併置]計之後，則雷達

截面積縮減為 1,000m²，偵測率降為約 0.20，即為一艘排水量約 500 噸級軍艦，若艦上配備保護性干擾彈（雷達截面積為 2,000m²）的話，則只需發射一顆保護性干擾彈，其產生之雲幕即可使軍艦免受敵人攻擊〔註十二〕，而且一般雷達偵測率要大於 0.50 才能有效判斷所獲得的訊號為目標物〔註十三〕。

伍、結語

由以上結果可以瞭解類神經網路在預測方面具有相當強的能力，一般傳統水面艦船在外形訊跡上往往都是敵方雷達追蹤的主要目標，大噸位的艦船所產生的雷達截面積在雷達上是一個明顯的物體，所以如果沒有具備萬全的防衛能力的話，就很難躲過敵方的攻擊。有鑑於此，世界各國紛紛投入大筆經費在外形匿蹤上之研究，主要目標在縮減大型艦船之雷達截面積。

本研究利用類神經網路預測縮減後之艦船雷達截面積在雷達偵測上的數據，發現從最基本的內傾角度 10 度發展至 30 度經由網路模擬出來的偵測率 (Pd) 均明顯下降。這樣的結果顯示水面艦船外形之訊跡如採用匿蹤設計的話，也就是使上層結構向內傾斜，可有效躲過敵人的雷達追蹤與武器系統的攻擊，進而增加在戰場上的存活率與提供友軍有利的支援。匿蹤技術是現代軍艦的發展趨勢，因此，應用類神經網路作為軍艦外形訊跡匿蹤之分析與探討，冀望能提供在國艦國造政策下軍艦建造設計之參考與運用。

註釋：

註一：<http://www.kockums.se/surfacevessels/visby.html>。

註二：朱英富、張國良，《軍艦隱身技術》，（哈爾濱：哈爾濱工程大學出版社，2005 年 1 月），頁 5-12。

註三：阮穎錚，《雷達截面與隱身技術》，（北京：國防工業出版社，2001 年 7 月），頁 102-104。

註四：http://dsp-book.narod.ru/RSAD/C1828_PDF_C02.pdf。

註五：同註三，頁 104-109。

註六：http://dsp-book.narod.ru/RSAD/C1828_PDF_C02.pdf。

註七：張斐章、張麗秋、黃浩倫，《類神經網路理論與實務》，（台北：東華書局，2004 年 3 月），頁 2-18。

註八：羅華強，《類神經網路—MATLAB 的應用》，（台北：高立圖書有限公司，2005 年 5 月），頁 42-45、93-95。

註九：王進德，《類神經網路與模糊控制理論入門與應用》，（台北：全華科技圖書公司，西元 2008 年 4 月），頁 7-13。

註十：Jyh-Shing Roger Jang and Eiji Mizutani, "Levenberg-Marquardt Method for ANFIS Learning" (IEEE) 1996, pp. 87-91.

註十一：王慶華，〈艦艇隱形技術及其應用展望（中）〉，《海軍學術月刊》，第 30 卷，第 8 期，民國 85 年 8 月 10 日，頁 45-54。

10 日，頁 20-31。

註十三：同註十一。

