

應用高階相關法於氣象衛星圖中雲之追蹤

Cloud Tracking from Geostationary Satellite Using High Order Correlation Method

劉仁俊

Ren-Jean Liou

大葉大學電機工程學系

Department of Electrical engineering

Da-Yeh University

renjean@aries.dyit.edu.tw

摘 要

高階相關法為一種以遞迴的方式來計算時空間交越相關性的法則，最早是應用在衛星或聲納所得以點為主的資料，即使是在一個雜訊密度相當高的背景環境中，對移動的多目標偵測有非常好的成效。本文是以此技術為基礎，來分析雲的動態特性。雲的變化為許多大自然現象的指標，因而在氣象學上扮演了重要的角色。本文提出以高階相關法來進行雲的追蹤。高階相關法原本是應用在三維空間上，故不難推廣至二維或三維空間上的相關問題。而衛星雲圖的處理算是一個典型的範例。高階相關法另外一個重要的特性就是能利用神經網路的架構來執行，因此能夠非常有效的提昇處理的速度，非常適合用在龐大的雲圖資料。本文將以實際的颱風狀況來進行模擬，以展現高階相關法在此應用上的成效，對於未來的大氣科學的研究發展有相當的助益。

關鍵詞：高階相關法、衛星雲圖、雲追蹤、類神經網路。

Abstracts

High order correlations is a technique that recursively computes the spatio-temporal cross-correlations. It has been proved that this approach works well in multiple moving point-target detection problems of data from satellite or sonar, even under highly cluttered environment. We will apply this algorithm in this paper to cloud dynamic analysis. The variations of clouds indicate many global phenomena and hence play an important role in atmospheric science. In this paper, high order correlation method is proposed for cloud tracking problem. High order correlation was originally designed in three-dimension. It would not be difficult to extent this algorithm to related problem in two- or three-dimensions. High order correlations were

originally designed in three-dimension. Satellite cloud images are one of the good examples. Another important property of high order correlations is that it can be implemented using the architecture of connectionist networks. Therefore, the processing speed can be significantly improved, which is a necessity of satellite image processing. The effectiveness of this approach in processing series of typhoon images processing will be demonstrated in the simulation results. The results will contribute to the area of atmospheric science.

Keyword: High Order Correlations, Satellite Cloud Images, Cloud Tracking, Artificial Neural Networks.

一、緒論

雲在大氣科學中扮演了重要的角色，並且是大氣中最具特色的現象之一。它不僅影響了地表輻射的發散和反射，且能指示出許多大氣過程之現象，任何氣團的特徵，如不連續、下降、穩定或不穩定等。這些都反應在雲的形影，深淺，總量，以及結構上[1]。若對雲的特性和變化能做相當的了解與追蹤預測，則在氣象學的研究中，對大自然的掌控與預防上都將會有很大的幫助。

最早期人類對雲的觀測係集合各地面觀測站所得的資料來加以分析。後因太空科技之發達，以衛星影像進行雲的觀測可追溯自1960年代第一個氣象衛星 TIROS-1(Television Infra-Red Observational Satellite)升空開始。衛星上裝載的儀器成功地觀測到地球上空的雲系分佈。1978年以後的衛星更能攜帶高科技的儀器偵測到全球雲和海表面的溫度、垂直溫度的分佈、水份分佈的輪廓、水文學和環境上的資料、輻射效應、太陽係數和地球臭氧的分佈，使得人類能對大氣的現象與動態做更整體性的觀察。然而太空衛星是以一至二小時之頻率不斷傳回對地球之掃描，數十年來累積了龐大的衛星資料，超

越一般人所能接受和消化的能力，因此有許多的努力都投入在雲圖資料的自動化處理上。儘管在硬體上的技術不斷進步，衛星雲圖處理發展的癥結乃在於缺乏一套有效的方法來完善地分析和利用這筆龐大的資料。傳統的方法不外乎先利用統計(Statistical Procedures)或門檻法則(Threshold Methods) [2][3]來偵測雲的存在，再利用相關法[4]等來做追蹤的工作。

高階相關法[5]原用於點目標的偵測，資料的來源是衛星上裝設的紅外線感測器，而類似的感測器有雷達和聲納等。此問題主要的困難是在所得資料包含了超高的雜訊，而只有小小的點目標埋藏在此雜訊之中，自然難以偵測。針對此問題傳統上有以時空濾波器(Spatio-Temporal Filtering)[6][7]，最大相似(Maximum Likelihood)估計[8]，卡門濾波器(Kalman Filter)[9]和類神經網路(Neural Networks)[10]等方法，但這些方法都有顧此失彼之憾，無法完全克服很多存在的問題。例如目標是可以任意角度移動而非直線，極低的信號雜訊比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)，無預知的目標和雜訊資訊(*a priori* information)，雜訊和目標常有相似性存在等。此外若推廣至多目標的偵測上，則此問題將更加複雜。首先是運算的困難度隨目標數目之增加而加速提高，且這些目標之軌跡若非常接近甚至交叉，則更造成了識別上的混淆與困難。高階相關法的發展非常有效的解決了上述問題，而此過程中所使用之相關性(Correlation)原理在影像處理與圖形識別中常被引用，但一般都是局限於二維的空間上。雲的追蹤就如移動目標的偵測，資料是由平面空間加上時間所組成，即是一種(x, y, t)三度空間的處理方式。這在一般影像處理上的都被認為是一個棘手問題。本研究利用高階相關法的彈性、確實和平行處理的能力，發展一套自動化雲圖處理的工具，以期能在需要大量計算資源以及人工處理的問題上得到解決之道。

本文之內容安排如下：第二節為對衛星雲圖特性之介紹；第三節則對高階相關法加以說明；電腦模擬的結果是在第四節中提出；第五節則是結論與成果之評估。

二、衛星雲圖之特性

氣象衛星[11][12]是以被動遙測的方式，從大氣層上空對地球進行掃描。雖無法像氣象雷達一樣可以觀測到細微的現象，但是可以對廣大地區進行觀察，並且可以追蹤到雲團生成活動 1 小時以上的大氣現象。衛星的資訊在提供大氣現象的過程有三个方面特別有效：第一、衛星資訊正好填補如海洋、沙漠和極區等地，觀測站稀少，天氣資料缺乏的空隙。第二、衛星雲圖與資料可以看出大範圍雲團運動的特徵，包括風暴系統、鋒面、霧、層雲、積雪以及高空風向和風速，連同其他資料也提供等壓面高度，做為天氣分析與預報之用。第三、氣象衛星

可以在大氣層外對地球輻射收支(Radiation Budget)加以監視。

地球同步衛星可對全球地表面積的四分之一進行幾乎連續不斷的觀測，最主要的任務是監測快速發展的風暴及追蹤雲塊的移動以便推定風向風速。位於東經 140 度的 GMS-5 地球同步(Geostationary)氣象衛星，即為觀測東亞及太平洋地區所使用。此氣象衛星具有三種儀器設備：一、可見光和紅外線自旋掃描輻射計(Visible and Infrared Spin-Scan Radiometer, VISSR)，可以拍攝可見光與紅外線雲圖。利用紅外線頻道的輻射數據，可以決定雲量、雲頂溫度、海面溫度，可 24 小時運作。二、太空環境監測器，可以觀測太陽質子、 α 粒子以及電子通量密度，以了解太陽活動和太空環境的狀況。三、數據匯集系統，可接收偏遠地區及海上觀測台觀測到的數據，並傳送到地面控制站。一般所指的衛星雲圖是由第一種觀測器所得。

紅外線雲圖中較亮的部分表示溫度較低，而較暗的部分表示較暖，藉雲頂與地表的溫差可以識別雲貌。紅外線雲圖中的亮度常受到溫度自然變化的影響。陸地上巨大的溫度變化使晝夜的紅外線雲圖外貌產生不同。白天時陸地溫度較高，與水面的溫度相差大，所以陸地顯現純黑色，而海岸線非常清晰。入夜以後，陸地溫度急遽冷卻，以致其溫度與水體相接近，甚至沒有差別，故海岸線模糊，或者根本看不見。在冬天夜晚則可能出現相反的陸地亮度。

可見光雲圖藉反射陽光分辨雲貌。可見光雲圖中較亮部分代表反照率較高，較暗部分代表反照率較低，亮度將隨衛星和雲的相對位置、雲和太陽的相對位置、雲的反照率等因素狀況而變動。紅外線雲圖可以提供一些可見光雲圖在白天時無法得到的資訊。例如在可見光雲圖中無法看到光亮表面(如雪地和沙漠)上的雲，紅外線雲圖在雪地表面上的雲亦較難看見(雪地溫度低)。此外卷雲在可見光區內反照率很低，透明度很大，使得卷雲在可見光雲圖中無法看得見，特別是當它們位於低層雲上面時。

傳統的雲圖分析法，若以衛星為主的識別法大致可分為門檻值法、統計法和輻射轉換法(Radiative Transfer Techniques)[2][3]。門檻值法，是對影像中每一像素(Pixel)做處理的方法，根據測得輻射值的大小來決定是雲或是背景。但在判讀識別時，常因半透明雲或定義非雲輻射門檻值困難等因素，影響了對雲的辨識結果。

相對於門檻值法的點處理，統計法是一次處理一群像素點。其基本原理是分割多維的頻率分佈圖去區分類別，一般有三種方法：一、高斯濃度分佈圖分析(Gaussian Histogram Analysis)；二、動態聚類分析(Dynamic Clustering)；三、空間相干法(Spatial Coherence Method)。此統計法對背景高度變化的衛星雲圖，會將冷陸地與冷洋面與較低的雲歸成同一類，使得辨識產生一不嚴謹的結果。

近些年來，許多學者均致力於應用新方法在影像處理的研究上。如類神經網路的學習演算法已被廣泛使用，因其具有學習、容錯、平行處理以及聯想記憶的能力。神經網路(Neural Network, NN)依學習法則的不同，可區分為監督式(Supervised)學習和非監督式(Unsupervised)學習兩種。再經一道特徵擷取的過程後，此演算法可依據輸入樣本的特徵與紋理產生分類的效果，而能達到自動辨識分類的目的。故在雲圖分析上也開始逐漸被使用[13][14]。

雲追蹤的過程通常是先用以上方法辨識雲的存在，再用其他的法則[15][16]或人力來作追蹤。最常見的追蹤方法就是利用相關法則。下一單元中將提出以高階相關法的單一步驟來解決追蹤的問題，而節省了辨識分析的過程。

三、高階相關法

高階相關法是一種3-D的影像處理法則，原始之處理資料是衛星紅外線感測器所傳回之一連串的2-D影像，在堆疊之後產生3-D的數位影像，座標軸則分別定義為 (x, y, t_n) ， (x, y) 為其空間變數， t_n 則為時間變數， n 代表了離散時間。若目標在影像中移動，則會形成軌跡。而衛星所傳回的資料中，不僅包含了目標，且夾雜了被掃描區域的背景和感測器本身之雜訊。雖然這些資料的強度(Intensity)為連續數值，但在影像處理中所使用的假設愈少愈好，為使所能偵測的目標能更廣泛，故不應對目標之強度做任何預測。既然如此，就強度而言，目標點和雜訊點就無區別，因此可將此灰階(Gray scale)影像轉換成二進元(Binary)影像。

在一連串的目標中會因目標點的移動而建立與時間相依的軌跡，相關性(Correlation)則因此存在並依目標之移動速度而改變。雖然移動速度是未知的，但一定是在一合理範圍 $(x \pm v, y \pm v)$ 之內。當我們加入考慮背景雜訊時，可發現雜訊亦有可能與自己本身或目標形成相關性。若以 $F(x, y, t_n)$ 來代表整個影像，此相關法則可表示為

$$Y(x, y, t_n) = \quad (1)$$

$$g\left[\sum_{i=-|v|}^{|v|} \sum_{j=-|v|}^{|v|} F(x, y, t_n) F(x+i, y+j, t_{n+1})\right]$$

式中 $g(\cdot)$ 為一門檻函數(Hard limiter threshold function)使得結果依舊為二進元影像，即

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0. \end{cases} \quad (2)$$

式(1)中所得之結果係以點為主，且大小與原始影像相同，所代表之意義為原始影像 F 在 t_n 與 t_{n+1} 間之相關性。我們可再以 Y 影像為準求出其 t_n 與 t_{n+1} 間之相關性，所得之結果為 F 影像在 t_n 與 t_{n+1} 與 t_{n+2} 間之連續相關性，若結果為 1 則代表了會有一條連續三個時間都出現的軌跡。若不斷計算此相關性，將可產生一遞迴性(recursive)的公式其通用式為

$$Y^{(k)}(x, y, t_n) = \quad (3)$$

$$g\left[\sum_{i=-|v|}^{|v|} \sum_{j=-|v|}^{|v|} Y^{(k-1)}(x, y, t_n) Y^{(k-1)}(x+i, y+j, t_{n+1})\right]$$

式(3)中 k 為遞迴之階層(Order of Recursion)， n 的範圍則是從 1 到 n_{max} ，若處理的過程總共使用了 n_0 個時間的資料，則 $k+n_{max}=n_0$ ，亦即當階層 k 增加時， n_{max} 會縮小。需注意的是當 $k=0$ 時， $Y^{(0)}(x, y, t_n)=F(x, y, t_n)$ 。式(3)之計算結果代表了若 $Y^{(k)}(x, y, t_n)=1$ ，則會有一可能的軌跡在時間 t_n 從點 (x, y) 延伸至時間 t_{n+k} ，即長度為 $k+1$ 個時間。這個軌跡可以是任意形狀，且固定的在每連續兩個時間上擁有相關性。以目標點而言，當然會滿足這個特性，若雜訊過高，則也有可能滿足此特性。

式(3)就是重要的高階相關法。其最大優點是簡單而易執行，且不對目標做任何假設，這包括了移動方向，速度變化和起始點。但若對目標的移動曲線和速度變化不做任何限制，許多由雜訊所組成不合理的軌跡都將滿足高階相關法的要求，例如鉅齒狀或忽快忽慢的軌跡。這些情形通常不會在真實的目標中發生。補救的法則是在式(3)中加入方向和速度變化的限則。因為沒有任何預知的目標資料，當然這種限制無法加諸在式(3)連續兩個時間的相關性上。但若我們考慮三連續時間的相關性時，則可以時間一到時間二的動向為標準，來加以限制時間二到時間三的動向。若要計算三個連續時間的相關性，式(3)可以修正為

$$Y^{(k)}(x, y, t_n) = g[Y^{(k-1)}(x, y, t_n)$$

$$\sum_{i_1} \sum_{j_1} Y^{(k-1)}(x+i_1, y+j_1, t_{n+1}) \quad (4)$$

$$\sum_{i_2} \sum_{j_2} Y^{(k-1)}(x+i_1+i_2, y+j_1+j_2, t_{n+2})]$$

很明顯的上式中 (i_1, j_1) 為時間 t_n 到 t_{n+1} 之可能動向， (i_2, j_2) 則為時間 t_{n+1} 到 t_{n+2} 之動向。如式(3)我們對式(3)中的 i_1 與 j_1 值只需作最大速率限制，即 $i_1, j_1 \in [-|v|, |v|]$ 。然後對每一組 (i_1, j_1) 再指定可能的 i_2 與 j_2 集合，如此便能加入曲率或速率上的限制。在曲率方面，從 t_n 到 t_{n+1} 的移動角度 θ 可定義為

$$\theta = \arctan \frac{j_1}{i_1} \quad (5)$$

若最大位移角度限制為 δ ，則從 t_{n+1} 到 t_{n+2} 之移動範圍應介於以下區間

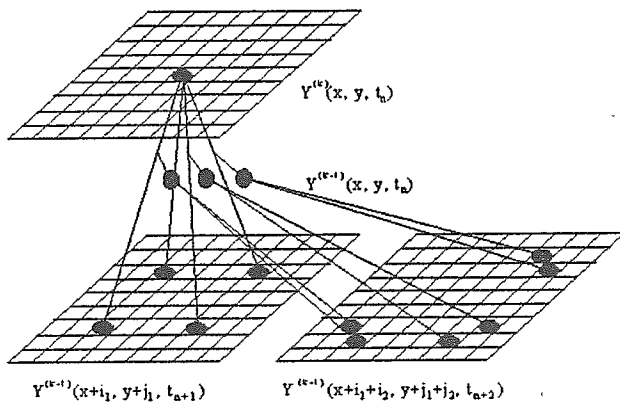
$$\theta - \delta \leq \arctan \frac{j_2}{i_2} \leq \theta + \delta \quad (6)$$

依此規定 i_2 與 j_2 便可限制在一個合理的運動範圍之內。

高階相關法原始的發展目的是在動態影像的分析，前述目標偵測是點的處理，得到了相當好的結果[5]，而且絲毫沒有用到強度的資訊。在做物體

(Object)的處理上，強度則扮演了重要的角色。若將式(3)和式(4)推廣到移動物體的識別上，不僅要將門檻函數 $g(\cdot)$ 拿掉，且要將每點 (x, y) 的處理結果集合起來擴大到一個領域範圍內。因此一個影像中會分成好幾個區域，當某個區域與下一個時間的某個區域有很高的相關性時，我們便可查覺出物體的移動，且其速度可一併得知。此主題便是相當重要的對物體運動分析 (Motion analysis) 和追蹤 (Tracking)。高階相關法不僅能有效地在高雜訊背景的環境中偵測出移動的物體，並能同時擷取出物體之動態特性，如移位、方向、速度和加速度等。

高階相關法的另一項優點就是能以類神經網路的架構來執行。圖一為如何將式(4)中的各項放在執行的網路中。此結構與神經網路中的高階神經元 (High Order Units) 或 Sigma-Pi 網路架構類似，處理時只要將連續的影像輸入，便能得所需要的結果。這表示了若可在專屬的並行處理器上執行，高階相關法將能達到迅速、準確的目的。



圖一 高階相關法以類神經網路架構的執行方式。

三、電腦模擬

在本研究中我們將高階相關法加以修正以應用於雲圖之追蹤，處理的對象是灰階的衛星雲圖。運算法則中首先需除去式(4)的門檻函數 $g(\cdot)$ ，使得所處理之結果不再是二進位的，而式子右邊第二項時間 t_{n+1} 與第三項時間 t_{n+2} 之影像灰階必須限制在與時間 t_n 差距一定範圍內，以保持目標物亮度的一致性。若無法滿足此條件，則該點灰階會被設為 0，如此便可排除不相關的影像。因紅外線雲圖是以溫度來做亮度的基準，連續固定位置的溫度差應在攝氏 5 度以內，故亮度是在 ± 10 個灰階。

在最大移動速度上， v 是設定為 10 個像素，原因是我們假設雲的最大位移速度約為每小時 50 公里，而雲圖的解析度則是每像素 5 公里。我們選取了今年四月中下旬的一連串東亞地區雲圖資料來做模擬，共包含了 1997 年 4 月 19 日 19:32 起的 24 張雲圖。圖二為一張原始雲圖範例，較亮的部份代

表雲，較暗的部分則代表背景。很清楚地可以看到圖中間有一塊颱風雲系，在衛星圖中的雲即使是近似滯留也會做少許的移動或變化，因此我們希望以高階相關法來偵測會移動的雲團。

圖三為圖二經過第一階相關處理之後的結果。我們可以發現很多不會移動的雲系或背景已逐漸開始消逝，但颱風雲系仍是相當完整。隨著階數之提高此情形會愈來愈明顯。因雲圖之數量共有 24 張故高階相關法依式(4)所能做的最大階數為 11 階，圖四即為此最後之結果。我們可以發現颱風之部分依舊清晰可見，尤其是颱風眼的部分。在雲圖的其他地區亦保留了會移動的雲團。而雲的移動速度則可依式(4)中的 (i_1, j_1) 和 (i_2, j_2) 來決定，得此速度後並可做未來運動的預測與追蹤。

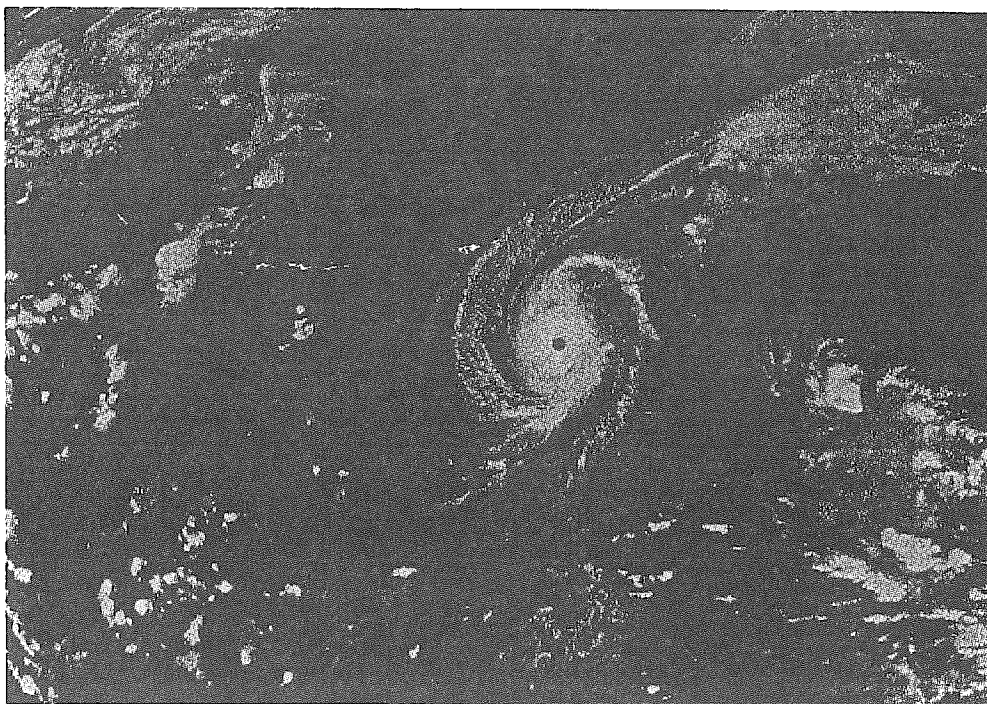
五、結論

本研究提出以高階相關法做為雲團追蹤之工具，其最大挑戰在雲特性的複雜和地表背景的高度變化。此兩大因素使得傳統的方法使終不能達到理想的境界，尤其是在處理過程的繁複冗長與大量人力的投注上，都是難以解決的問題。針對此本文所使用的方法相對簡單確實，且為一整合型的系統，可達成完全自動化的程序，對移動目標的偵測非常迅速有效。且因本方法可在類神經網路的架構上執行，更提昇了系統的效率。再深入探討高階相關的原理之後，我們更能發覺其應用範圍應不僅在衛星雲圖，相關移動目標物的偵測與追蹤都是值得探討的。

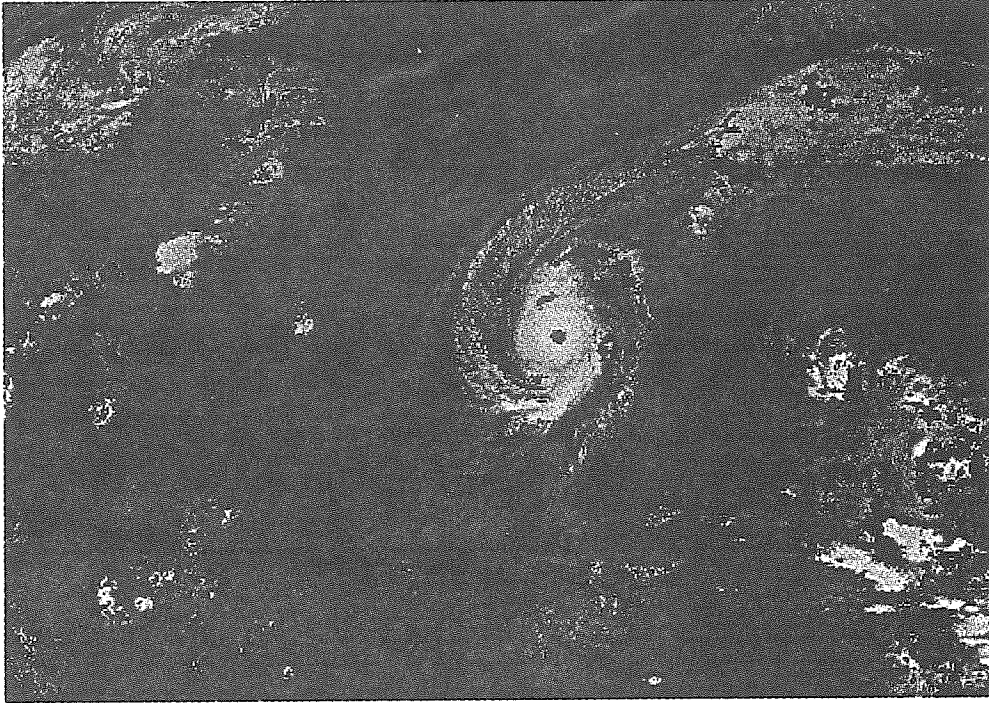
參考文獻

- [1] D.D. Houghton, "The Handbook of Applied Meteorology", NY: John Wiley & Sons, 1985.
- [2] A.H. Goodman and A. Henderson-Sellers, "Cloud Detection and Analysis: A Review of Recent Progress", Atmospheric Research, Vol.21, PP.203-228, 1988.
- [3] W.B. Rossow, "Measuring Cloud Properties from Space: A Review", Journal of Climate, Vol.2, PP.201-213, 1989.
- [4] A.K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing", NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [5] R. J. Liou and M. R. Azimi-Sadjadi, "Dim target track detection using high order correlation method", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, vol. 29, no. 3, pp. 841-856, July 1993.
- [6] B. Porat and B. Friedlander, "A frequency approach for multiframe detection and estimation of dim targets," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 4,

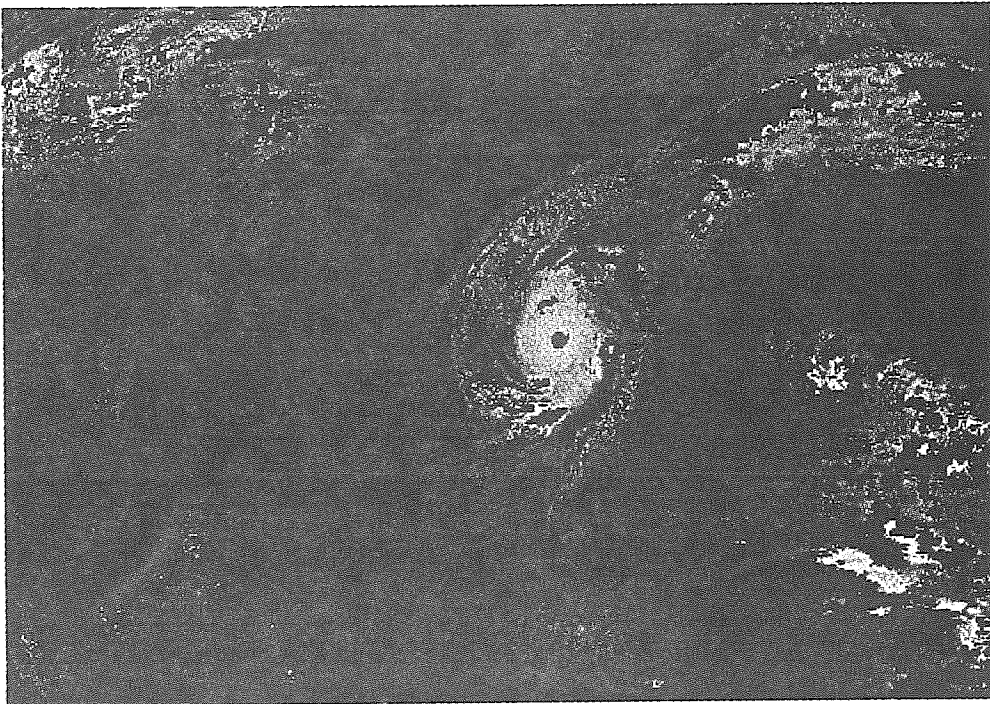
- pp. 398-401, April 1990.
- [7] S. Reed, R. M. Gagliardi and H. M. Shao, "Application of three dimensional filtering to moving target detection," IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, vol. 19, no. 6, pp. 898-905, November 1983.
- [8] N. C. Mohanty, "Computer tracking of moving targets in space," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 3, no. 5, pp. 606-611, September 1981.
- [9] Y. Bar-Shalom, T. E. Fortman, "Tracking and Data Association," Academic Press, 1988.
- [10] Roth, "Survey of neural network technology for automatic target recognition," IEEE Transaction on Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 28-43, March 1990.
- [11] S.Q. Kidder, and T.H. Vonder Haar, "Satellite Meteorology, an Introduction", Academic Press, London, 466pp., 1995.
- [12] 曾中一, 大氣衛星遙測學。博海堂, 台北市, 1988。
- [13] Bankert, R. L. and Aha, D. W., "Improvement to a Neural Network Cloud Classifier", Journal of Applied Meteorology, Vol. 35, 2036-2039, 1996.
- [14] 劉仁俊、莊金曉, "應用類神經網路於氣象衛星圖中雲之識別", 大氣科學, 將出版, 1997。
- [15] J.A. Freeman and D. M. Skapura, "Neural Networks, Algorithms, Applications and Programming Techniques," NY: Addison-Wesley, 1991.
- [16] Lure, Y. M. F., Yeh, H. Y., and Arnold, C. P., 1991: Potential Application of Artificial Neural Network to Wind Extraction Based on Cloud Motion in Satellite Images. Proceedings of 1991 Workshop on Wind Extraction from Operational Meteorological Satellite Data, 207-220.
- [17] Schmetz, J., 1991: Further Improvements of Cloud Motion Wind Extraction Technique. Proceedings of 1991 Workshop on Wind Extraction from Operational Meteorological Satellite Data, 15-20.



圖二 原始之衛星雲圖範例。(日期: 1997.04.19 時間: 19:32)



圖三 圖一經第一階處理後之結果。



圖四 第十一階處理後之結果。