

特徵擷取在自由造形曲面重建研究

陳照忠¹、楊凱傑²、王中行²

¹大葉大學 機械與自動化工程系

²東海大學 工業設計學系

國科會計畫編號：NSC101-2221-E-029-011

摘要

本研究針對逆向工程(Reverse Engineering)中龐大點群資料的簡化,提出類神經網路之自組織映射網路(Self-Organizing Maps, SOM)法則,藉由此種無監督式自我學習法的優點及鄰近區域之概念,利用SOM在『贏者全拿』的核心理念,對產品模型點群進行分類,找出足以代表點群聚類特徵的網路拓撲並有效地縮減資料量,藉此當作特徵點,進行曲面重建,以改善網格曲面之缺點,及參數曲面中特徵點選取及曲面接合之問題,同時利用參數調整及誤差修正方法,達到自由造形產品實體模型較佳的重建結果。

關鍵字：逆向工程、自組織映射網路、自由造形、網格切層、特徵擷取、隱函曲面。

1. 前言

一般而言,當STL(Stereo Lithography)檔案讀入快速原型(Rapid Prototyping, RP)系統後,系統會使用切層計算來估算成形所需的加工路徑。若三次元雷射掃描機量測所得的點群,在結構上有瑕疵時,會導致系統進行三角網路資料轉換時發生無法預期的錯誤,而影響到工程進度之進行,因此 Savchenko, Pasko, Okunev & Kunii [1]、Carr, Fright, & Beatson [2]、Turk & O'Brien [3]等人透過核算法(Kernel Method)進行資料的向量內差來建立隱函曲面,除了可確保模型曲面的完整性,自訂輸出的模型解析度大小外,並可確保面上任何位置的法向量及斜率為可解析。但龐大點群資料,需要大量系統資源來存取矩陣資料,將造成系統計算上的負擔,使得以此方法為基礎的隱函曲面建構無法因應市場需求。

本研究之目的,擬建立一套依據原始點群資料自動建立造形特徵曲面的系統,並結合現有CAD軟體,作為實體模型的呈現,完成改善自由曲面造形為主的模型設計,並縮短模型在後續加工研磨平順的時間為目標。研究上,以人工神經網路(Artificial Neural Network, ANN)中的自組織特徵映射網路(Self-Organizing Maps, SOM)進行模型特徵點資料的擷取,再以迪氏三角網格(Delaunay Triangulation)來建立模型的三角曲面,產生出模型的特徵幾何,並透過核算差補建立相應於特徵幾何的隱函曲面,來完成幾何資料的結構差補。

2. 文獻探討

2.1 網格處理

網格處理部分通常有幾種建面前置處理的方法,包括特徵線搜尋、資料切層與特徵分離。

特徵線搜尋是利用網格的幾何特性及拓撲結構,沿著網格模型上的稜線特徵,逐一搜尋出經過的路徑點資料,進而將點資料建構為曲線。網格特徵分離則是利用網格的法向量變化及拓撲結構,將相同幾何特性的部份分離出來,例如:近似於平面、圓柱與平順曲面的網格資料,或是描述導圓角與尖角的網格區域等。網格切層是指以平面切割點群資料,計算平面與三角網格的交點,以獲得剖面輪廓形狀。可用於曲面建構中各種輪廓線、架構線或剖面線之產生,網格切層結果將有助於曲面重建的品質與效率。網格切層有多種方式,包括單一切層、平面切層、平行切層、徑向切層、延曲線切層、均勻切層、適應性切層等,提供不同狀況之剖面點資料之產生,而一般使用的基本條件與應用流程如下:

- (1) 選擇欲切層點群資料
- (2) 選取切層參考面方向或參考的曲線
- (3) 定義參考面參數,如間距與剖面數

因此資料切層是一重要參考資訊,該點線可用來作曲線嵌合、曲面嵌合、曲面檢查與簡化檔案資料量。Dolenc[4]等人提出將重覆的點資料以同一個點指標表示,並將各個三角平面上的點直接指向點指標改善了RP系統會重覆地儲存多餘的點資料。Jamieson [5]等人指出STL的主要缺點為不適合用於高曲率的物體,提出直接對CAD模型做切層(Direct CAD Model Slicing),其主要好處是提升了模型本身的精確度,且原CAD模型檔較小,有較精確的切層輪廓。Wang [6]等人提出以尋邊差值運算法進行點群排序及層層網格排列的方式,完成生醫實體的模型重建。

2.2 曲面重建

曲面重建是自由造形產生重要的研究議題之一。現今的曲面表示法主要可分為多邊網格(Polyhedron Mesh)、參數曲面(Parametric Surface)及隱函曲面三種類型[7];多邊網格是以多邊形單元集合來做模型的幾何描述,為較簡單的幾何曲面表示法,具有計算簡單的優點,但隨著需求精度、曲面面積及模型複雜度的

增加，網格數亦相對增，因此電腦需要較多的儲存空間及較快的運算速度來呈現模型；參數曲面是由參數曲線延伸而來的，用於某些較複雜的幾何設計，或是用來描述任意不規則曲面的外形，可解決需要儲存大量點資料的問題，在模型的編修上，可以很輕易的透過參數及控制點的調整來編修曲面，但在特徵點擷取的方式中，不論是人工選取特徵點或是曲率計算找出特徵點，都無法掌握其數量，造成曲面重建之困難。

另外於逆向工程的點資料特徵擷取的步驟上，從過去直接以點資料進行曲面重建，演進到以三角網格為主的逆向工程已經成為主流，原因是三角網格資料比純點資料多了一層資料結構，記錄了頂點(Vertex)、邊(Edge)與網格面(Face)間的關係。有了這樣的拓撲結構就可將點資料轉換成面的概念；藉由逆向工程的演算法，擷取特徵點數量及連接三角網格的方式，提供後續建立隱函曲面，是本研究最主要的方向之一。

3. 研究方法

自由造形曲面重建上，特徵點數的設定與模型重建的效果呈正比關係，過少的特徵點無法有效重建模型的隱函曲面；過多的特徵點雖有利於隱函曲面的重建，但也會造成系統計算的負擔，因此在特徵點數的設定，本研究提出下列步驟來達成點資料的擷取。

- (1) 探討 SOM 網路於破面模型幾何之特徵擷取效果。
- (2) 比較不同特徵點數於隱函曲面的重建效果，找出最適特徵點數設定值。
- (3) 於 SOM 特徵點擷取前，加入不同間距的網格切層資料，進行點資料的縮減。
- (4) 比較未加入網格切層與加入網格切層後的曲面重建效果。
- (5) 探討隱函曲面在平滑曲面模型的重建效果。

3.1 自組織映射網路(SOM)

SOM 網路訓練時其輸出處理單元會相互影響，當網路學習完畢後，其輸出處理單元(也就是優勝神經元)相鄰近者會具有相似的功能，也就是具有相似的連結加權值。而優勝神經元的匹配是以最小距離作為判斷之依據。如圖 1 所示，向量間的距離可由一個距離函數 $d(x, w)$ 來定義， $a_r(x)$ 於本文中表示 x 的第 r 個向量結構。當網路開始訓練時，優勝神經元周圍會有大量的神經元，隨著訓練過程不斷進行，周圍神經元數量會逐漸減少。

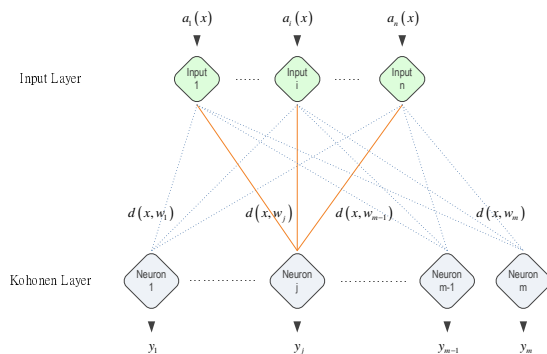


圖 1 SOM 網路架構圖

在 SOM 網路中，神經元透過將權值向量從未激勵的連結變為激勵的連結來學習，只有優勝神經元及其周圍神經元可以學習。如果一個神經元不能回應給定的輸入型樣，則此神經元將不進行學習，亦即所對應的權值向量將不進行修正。

於相關研究中，張華城[8]以 Bezier 曲線描繪出 2D 車體輪廓造形，並記錄輪廓上的端點與控制點共 m 點與 n 個汽車樣本中，將其設 $[n, m]$ 矩陣作為輸入變數，來進行 SOM 網路的聚類，並得知其能獲得消費者類似的分類結果，證明 SOM 能偵測到統計模式無法發現的造形關係。張加儒[9]以 SOM 網路進行分類學習，將分類後的連結加權值(Weight)，建立成 B-Spline 曲線，來進行參數曲面重建，然而在 B-Spline 曲線與曲面之重建過程中，會因點資料變化過大而造成曲線過度扭曲之情形，尚有改進的空間。Kumar, Kalra, & Dhande[10]等人透過同樣擁有 SOM 鄰近區域概念的漸變自組織映射網路 (Growing Self-Organizing Map, GSOM)，參考曲面點群間之隱函關係，做點群資料之拓撲預測，重建模型曲面，並使用均量化誤差 (Average Quantization Error) 來評估重建品質。

本研究透過 SOM 網路進行自我競爭學習，擷取出隱函的特徵幾何，並以迪氏三角網格進行模型鋪面，重現特徵幾何，藉以減少系統存取點群資料所需的記憶體空間，避免計算隱函曲面過程可能造成的龐大系統運算量。計算流程可分成五個主要步驟：

- (1) 網路初始化 (Initialize the SOM Network)
首先設定神經元數量及學習率參數，並透過介於 $0 \sim 1$ 之間的亂數，對個神經元所對應的權值向量進行初始化。
- (2) 激勵和相似性匹配 (Select the Best-Matching Cell)
用輸入向量 X 激勵 SOM 網路，在疊代次數為 P 時，計算所有輸入向量與權值向量間的最小歐基里德距離 (Euclidean Distance)，找到優勝神經元。
- (3) 學習並調整權值向量 (Adapt the Weight Vectors)
透過墨西哥帽函數及學習率參數，參考優勝神經元，定義鄰域神經元的激勵與抑制，進行權值向量之修正。
- (4) 檢查是否收斂 (Reach Termination Conditions)
疊代次數加 1，並回到步驟(2)，直到滿足收斂條件為止。收斂條件可以是最小歐基里德距離，總疊代次數，或檢查網路在特徵對應過程，是否已無顯著改變。
- (5) 三角網格化 (Triangulize the Surface)
將計算完成的權值向量視為特徵點座標，並透過迪氏三角網格方式來建立三角曲面，產生出模型的特徵幾何。

3.2 隱函曲面

隱函曲面是近年來幾何圖學領域中常見的曲面描述法，它提供了建構複雜幾何物件的另外一種選擇。由於隱函曲面為一可微分之數學式，於實際應用上，其價值遠比使用點群資料與三角網格來描述物體之

形狀幾何大的多。

大部分 CAD/CAM 系統並不採用隱函曲面來進行模型的呈現或運算處理，故在無法掌握形狀的情況下，設計師很難對模型繼續進一步的編修與調整。使用 RBF 網路來建立相應之隱函曲面，可透過結構內差計算，求出面上任何位置的曲面座標(包括遺漏點群的座標位置)，除了可輸出任何使用者所需的模型解析度外，並可確保曲面上任何位置的法向量及斜率為可解析[11, 12]。

為了克服隱函曲面計算過程可能造成的龐大系統的負荷，雖可使用平行運算的概念，透過 Kdtree 或 Octree 等結構樹方式進行點群資料的分割來進行求解，但在原始資料不完整的情況下，局部性的計算方式將導致不正確的重建結果。因此本實驗室提出不同於結構樹的局部計算方式，改採用 SOM 神經網路演算法，令特徵點群為核算的中心，進行隱函曲面的計算，於研究結果中指出，透過 SOM 網路進行點群特徵的擷取，在保有原模型特徵的前提下，能有效縮減圖形存取的資料量，使得後續行隱函曲面的建構更加有效率。而透過核算內差來建立隱函曲面，則確保了模型的完整性。

本研究根據迪氏三角網格所計算出的特徵幾何資料，建立一個三維內差的估計方程式，完成隱函曲面方程式的建立，透過零級等值面，來呈現曲面幾何。其計算步驟如下：

- (1) 計算頂點法向量
由參考所求得的模型特徵幾何，建立的迪氏三角網格模型中，找出相關的三角面，並計算這些三角面的法向量平均，作為特徵點的法向量值。
- (2) 定義零值約束及法向量約束
零值約束由特徵點座標決定，而法向量約束則是由特徵點經法向量方向做一個小距離的偏移來決定。
- (3) 建立核矩陣
將所有的零值約束及法向量約束皆納入考慮，計算之間的歐基里德距離，並透過核函數，建立核矩陣。
- (4) 求解隱函曲面方程式
透過核矩陣，計算核估計式，進 LU 分解，求出估計式中的所有待求係數，完成隱函曲面方程式的建構。
- (5) 呈現零級等值面
針對隱函曲面進行零級等值面計算，參考 Lorensen [13] 等人的步進方塊(Marching Cube)方式，針對隱函模型進行幾何拓樸的擷取，並以三角網格方式來呈現零級等值面。

為探討隱函曲面之差異及效態，故藉由客觀之統計指標作為模式評估指。本文以常用之均方根誤差及最大誤差兩個指標，評估類神經網路模式於隱函曲面之適合性，其分述如下：

- (1) 均方根誤差(Root Mean Square Error),

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^n (R_m - Y_m)^2}{n}} \quad (1)$$

Rm=預測值、Ym=實際輸出值、n 為點資料總數

- (2)最大誤差(Max Error)

$$E_{\max} = \max(|R_m - Y_m|) \quad (2)$$

3.3 系統架構

本系統是由 Matlab GUI 進行撰寫架構，其操作介面如圖 2 左欄，左上方三列為參數設定值，由上而下分別為：疊代次數、神經元數(特徵點數)、插補次數，此調整方式可以拉桿或鍵入數值的方式設定，完成設定後，即可依以下步驟進行點群的擷取及曲面的重建

- (1) 讀入點資料模型檔.txt。
- (2) 進行 SOM 點群擷取(可輸出為 ASCII 檔至其他軟體進行曲面重建)。
- (3) 模擬原始點群之特徵幾何
- (4) 模擬 SOM 點群擷取後之特徵幾何。
- (5) 以三維核算內差方式，進行隱函曲面重建模擬
- (6) 計算原始模型與重建模型之誤差

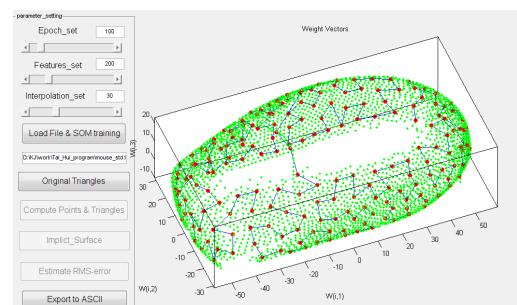


圖 2 自行發展之點群縮減及曲面重建程式

4. 實例驗證

本研究可分為三項實例驗證說明，第一部份藉由“傳統滑鼠模型”探討 SOM 在特徵點擷取時，破面模擬的效果。第二部份則以“仿生滑鼠模型”為例，利用 SOM 網路模擬不同點數，找出最佳化特徵點數設定，進行三維結構向量內差，建立出隱函曲面，最後，藉由先前所找出最佳化的特徵點數設定，以其最佳特徵點數作為設定 SOM 的神經元數，加入人工切層取點的方式來縮減原始點數，進行三維結構向量內差，建立出隱函曲面，並比較兩部分均方根誤差值及最大誤差值。研究中透過個案實例執行進行程式驗證與最

佳化參數設定。第三部份為”馬克紐森特”實例，探討核算插補在隱函曲面的建構下，能呈現出平滑模型的水密(Water tight)重建效果。

1. 實例一：傳統滑鼠模型

本研究是以在傳統模型製作中所面臨的問題，達成如何縮短造形曲面的模型製作後續研磨的加工時程為考量，研究以”滑鼠”為研究對象，首先將掃描的點資料樣本，接著置入於類神經網路為主的自動建面程式，找出特徵點數量最佳化的設定。

探討其在 SOM 破面模型的特徵擷取效果，並完成將複雜的點群資料進行縮減及曲面重建，研究結果如圖 3、圖 4 所示，在原始點群 3403 的點數(綠點)以 600 點(紅點)作為特徵點設定下，可看出聚類中心點會按照資料的特性來給予聚類，而神經元間的拓樸結構也會隨著資料點的分布特性來形成，就算是面積的幾何破面，仍可得到一個最平滑的破面修補效果。

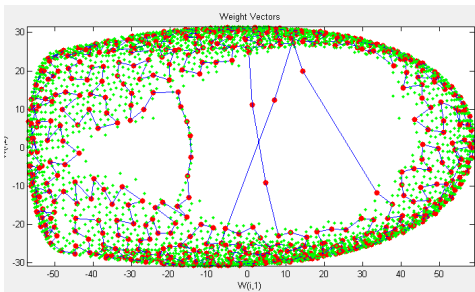


圖 3 傳統滑鼠 SOM 特徵擷取(特徵點=600)

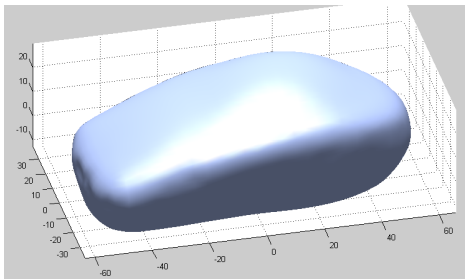


圖 4 破面滑鼠模型之隱函曲面重建效果

2. 實例二：仿生滑鼠模型

一般來說過少的神經元會因為本身所能儲存資料有限並不能有效重現，而過多的神經元，雖有較多的參數可儲存較多的資訊，但也會造成系統計算上之負擔，因此在神經元數量的設定，並沒有一定的準則，故本研究希望藉由多次的實驗結果來找出最適的神經元數。

案例二以仿生滑鼠造形為探討，從 100、200、300...1200 個特徵點數，以每增加 100 點的數量作為測試，共 12 次實驗，將所有原始點資料代入隱函曲面方程式，求得法向量偏移值，並令該誤為重建的誤差，得到最後的均方根誤差值及最大誤差值，如圖 5 所示。

利用圖表的誤差值曲線斜率來判斷最適特徵點的設定，由圖 5 得知，均方根誤差值曲線，一直處於穩態的情況之下，因此可從最大誤差值曲線下去作判斷，

當特徵點數在 600 點時，最大誤差值曲線的斜率變化開始趨近於穩態，藉此以 600 點作為最佳化特徵點數的設定。

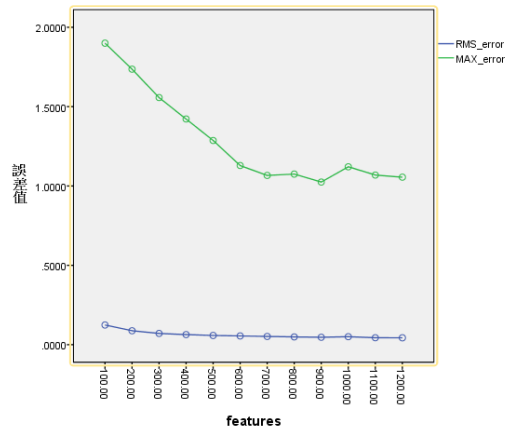


圖 5 不同特徵點數量下之函數模重誤差趨勢

得到了最適特徵點數設定之後，進行網格切層取點的步驟，首先，視產品外形的複雜度，將點群資料依平行 X, Y, Z 軸方向擇一進行不同間距的切層，我們將複雜度較高的一個軸向做切層，並將斷面點群中每個點的座標值轉存 ASCII 碼格式。

由原始點群 9509 個點數中，進行點資料處理之前置作業，以每點半徑 2mm 進行點數過濾，共為 6019 個點數，將過濾後的點資料網格化，進行不同間距切層，如圖 6 如示，a 區間為模型較複雜之曲面及考慮到起始斷面，故分割密度較大，設定為 2mm, 25 層，b 區間斜度變化較於平坦，故分割密度較小，設定為 11mm, 8 層，c 區間因考慮到曲率變化較大及終止斷面，故分割密度較大，設定為 2mm, 3 層，進行切層掃描點數取得 1477 個切層點資料(圖 7)(綠點)。

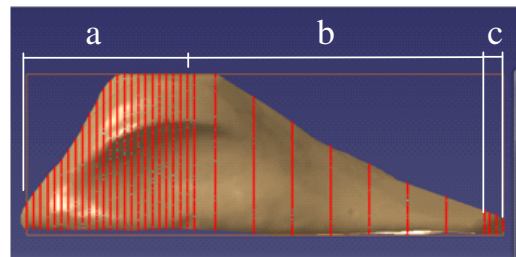


圖 6 不同間距切層斷面取點

於切層取點後的 1477 點，再經過 SOM 點特徵擷取 600 點(圖 7)(紅點)，以迪氏三角網格對點群進行網格鋪面的計算結果(圖 8)，可看出模型上的不規則破面結構，經過切層重新對三角網格進行連結，讓每一塊三角網格大小更佳的均勻，幫助核算內差來建立隱函曲面，可確實達到資料減量之目的，又不會失太多原模型的細節，得到最平滑模型的水密重建效果(圖 9)。

而後，我們以先前研究結果得知最佳的特徵點數 600 點，設定為神經元數，輸入樣本為加入切層取點後 1477 個點，並與原始輸入樣本 9059 特徵點，計算特

徵點數 400 點至 800 點的均方根誤差與最大誤差的比較，並以每 100 點為單位增加，其誤差結果如表 1、表 2 所示。

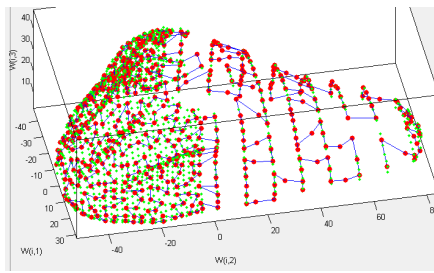


圖 7 切層後之 SOM 點群擷取(特徵點=600)

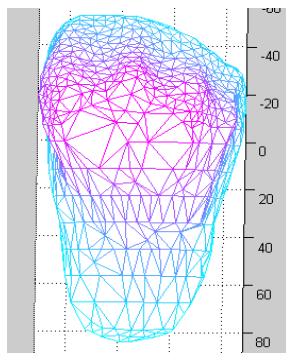


圖 8 仿生滑鼠進行特徵幾何

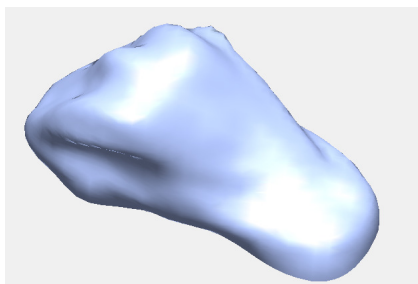


圖 9 仿生滑鼠模型之隱函曲面重建效果

表 1 未加入切層之數位模型重誤差趨勢

| 未加入切層之 SOM 特徵點擷取 | | |
|------------------|---------------|---------------|
| Features | RMS error | MAX error |
| 400 | 6.371723e-002 | 1.422067e+000 |
| 500 | 5.802188e-002 | 1.286835e+000 |
| 600 | 5.497969e-002 | 1.128866e+000 |
| 700 | 5.204188e-002 | 1.066471e+000 |
| 800 | 4.900646e-002 | 1.075115e+000 |

表 2 加入切層後之數位模型重誤差趨勢

| 加入切層後之 SOM 特徵點擷取 | | |
|------------------|---------------|---------------|
| Features | RMS error | MAX error |
| 400 | 3.977144e-002 | 3.182610e-001 |
| 500 | 3.322665e-002 | 2.229491e-001 |
| 600 | 3.395024e-002 | 1.956946e-001 |
| 700 | 1.988797e-002 | 1.341933e-001 |
| 800 | 1.903852e-002 | 1.715924e-001 |

3. 實例三：馬克紐森椅模型

圖 10 為“馬克紐森椅”案例的 SOM 點特徵擷取圖，在原始點群 3298 的點數(綠點)以 600 點(紅點)作為特徵點設定下，透過一個能使曲面平滑函數為最小的核算估計式，進行向量內差求得最平滑的曲面，可得到一個完整無破面的模型(圖 11)，一體成型的建模方式，改善了以往參數曲面在複雜曲面上縫補接合的缺點，提供給有機形態的產品模型一種快速建模的方式。

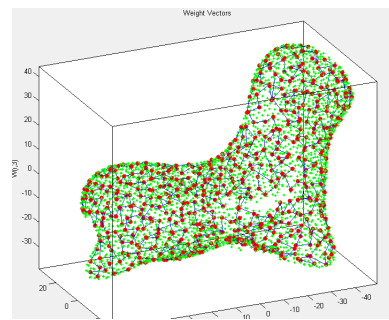


圖 10 馬克紐森椅 SOM 特徵擷取(600 點)

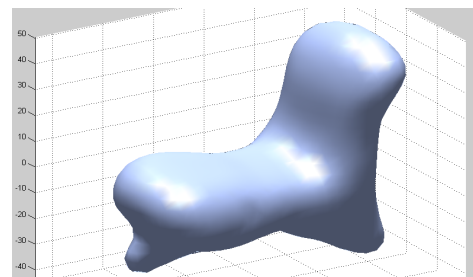


圖 11 馬克紐森椅之隱函曲面重建效果

4. 分析與討論

本研究於實例二“仿生滑鼠”模型分別進行 12 種不同特徵點數量的曲面重建，由研究結果可知，曲面重建的品質會依所設定的特徵點數量成正比。過少的特徵點會因本身所能儲存的幾何資訊有限，不能有效重建原模型的隱函曲面；過多的特徵點，雖能儲存較多的幾何資訊，有利於隱函曲面的重建，但也會造成系統計算上之負擔，因此在特徵點數的設定，並沒有一定的準則。故我們藉由 12 種不同特徵點數量的實驗，透過誤差曲線斜率找到最適特徵點數 600 點，作為後

續 SOM 在原始點群及切層取點上的依據。

研究中，經過切層取點後，再進入到 SOM 特徵點擷取，建立隱函曲面，所得到的誤差結果，會比未經切層取點的模擬來的好，原因是於切層取點中，剛好是一些重點特徵的位置，故能解釋 SOM 在特擷取上的誤差，並有效達到資料的減量及曲面重建的效果。

5. 結論

本研究中，已完成將複雜曲面模型進行點群縮減與曲面重建的驗證，其不僅可以處理經由逆向工程所得的 ASCII 檔，亦可轉換 SOM 的點資料擷取為 txt 檔，到 CAD 系統中以其他方式進行繪製。並具體達成下列目標：

1. 自行發展建立一套點群縮減及曲面重建模式，以較佳的人機介面選單，進行 SOM 點群聚類程序。
2. 可有效達成資料縮減及平滑曲面重建的目的，加速快速原型處理模型的效率與成本。
3. 在“傳統滑鼠”實例一中驗證了 SOM 能模擬大面積破面的模型。
4. 在“仿生滑鼠”實例二中得知 SOM 於切層取點後的誤差比原始點群的誤差來的小。
5. 在“馬克紐森椅”實例三中利用核算插補來建立隱函曲面，能模擬出複雜的平滑曲面。

6. 致謝

本研究承蒙 國科會專題研究計畫補助（計畫編號 NSC 101-2221-E-029-011），謹此致謝。

7. 參考文獻

1. V.V. Savchenko, A.A. Pasko, O.G. Okunev, & T.L. Kunii, Function representation of solids reconstructed from scattered surface points and contours. *Computer Graphics Forum*, 14(4), 1995.
2. J.C. Carr, W. R. Fright, & R. K. Beatson, Surface interpolation with radial basis functions for medical imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(1), 96-107, 1997.
3. G. Turk, J.F. O'Brien, Shape transformation using variational implicit functions. *Computer Graphics Proceedings*, pp. 1-8, 1999.
4. A. Dolenc, & I. Makela, Slicing procedures for layered manufacturing techniques. *Computer-Aided Design*, 26(2), 119-126, 1994.
5. R. Jamieson, H. Hacker, Direct slicing of CAD models for rapid prototyping. *Rapid Prototyping Journal*, 1(2), 4-12, 1995.
6. C.S. Wang, W.H.A. Wang, & M.C. Lin, STL rapid prototyping bio-CAD model for CT medical image segmentation. *Computers in Industry*, 61(3), 187-197, 2010.
7. W.Y. Ma, P.R. He, B-spline surface local updating with unorganized points. *Computer-Aided Design*, 30(11), 853-862, 1998.
8. 張華城，應用類神經網路模式於產品造形特徵辨

識之研究，國立成功大學工業設計研究所碩士論文，2000。

9. 張加儒，類神經網路理論於逆向工程曲面重建，國立中央大學機械工程研究所碩士論文，2004。
10. G.S. Kumar, P.K., Kalra, & S.G. Dhande, Curve and surface reconstruction from points an approach based on self-organizing maps. *Applied Soft Computing* (5), pp. 55-66, 2004.
11. S.W. Hsiao, J.C. Chuang, A reverse engineering based approach for product form design for product form design. *Design Studies*, 24(2), 155-171, 2003.
12. J.P. Kruth, A. Kerstens, Reverse engineering modelling of free-form surfaces from point clouds subject to boundary conditions. *Journal of Materials Processing Technology*, 76(1-3), 120-127, 1998.
13. W.E. Lorensen, H.E. Cline, Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm, *Proceeding SIGGRAPH '87 Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 21(4), pp. 163 – 169, 1987.

Free Form Surface Reconstruction Using Feature Extraction

Jau-Jung Chen¹, Kai-Jie Yang²,
Chung-Shing Wang²

¹Department of Mechanical and Automation Engineering, Da-Yeh University, Changhua.

²Department of Industrial Design, Tunghai University, Taichung.

Abstract

The purpose of this study is to simplify of large amount of point data in reverse engineering. Based on “the Winner-take-all” of Self-Organizing Maps in neural networks algorithm, we solve the problem of free form surface reconstruction. The SOM algorithm can organize the point data by competing features for representation of the samples and reduce the point data. Reconstructing the surface in order to improve the shortcomings of grid of surface, selection of the feature points in parametric surfaces and bonding with surface, and further use of parameter adjustment and error modify methods to achieve good product solid model reconstruction results. Advanced in using the parametric method to adjust the deviation can achieve the result of reconstruction in the surface model of product accepted.

Keywords : Reverse Engineering, Self-Organizing Maps, Free Form, Slicing Mesh, Feature Extraction, Implicit Surface.