

國立暨南國際大學資訊管理學系

碩士論文

以模型骨架 LOD 為基礎的模型原型建構手法

A prototype construction method based on the perceptual  
LOD with skeleton structure

指導教授：陳履恆 博士

俞旭昇 博士

研究生：溫政憲

中華民國九十七年一月

論文名稱：以模型骨架 LOD 為基礎的模型原型建構手法

校院系： 國立暨南國際大學資訊管理學系

頁數： 40

畢業時間：九十七年一月

學位別： 碩士

研究生： 溫政憲

指導教授：陳履恆 博士 俞旭昇 博士

## 論文摘要

現今電腦圖學的領域中，LOD(level of Detail)是經常於電腦圖學相關應用中被採用的技術之一，LOD 為當三維模型隨著視點距離的增加而對模型的網格做簡化以減少運算的技術，目前 LOD 的相關應用，在互動式遊戲中模型網格的最佳化(gaming optimizations)[1]、動態地勢繪圖(terrain rendering)、虛擬實境呈現等實作上皆佔有重要地位，在 LOD 的研究中，主要是將模型中的面經過演算法以合併、分割、去除等方式來達到減少電腦運算量的目的，我們參考了 QEM(Quadric Error Metrics)[2] 和 PM(Progressive Mesh)[3][4]兩種演算法，並以 QEM 演算法為基礎來加以實作。

在模型網格簡化時，我們修改了傳統 QEM 的簡化方式。傳統的 QEM 以平均的方式逐步將模型簡化，直到模型面數為零；而我們研究的主題，則導入感知的方式，於模型簡化時，將模型的特徵部位保留，使特徵不在簡化的過程中被破壞而影響人類視覺上對模型的辨認，在取特徵的方法上首先需要生成模型的骨架(skeleton)，依據所生成的骨架，將單一模型做局部分類，此外，本論文以統計方法模擬該種類模型的原型(prototype)，以原型為參考依據，來決定在執行 LOD 時的最低簡化層級可到多少面數還為人類感知上可辨認的模型網格面數以及模擬該簡化可被辨認的程度，在與該模型可能的 prototype 比對分析之後，將該模型具代表性的特徵部位在做模型簡化時加以保留。

關鍵字：LOD, Simplification, Prototype

Title of Thesis : A prototype construction method based on the perceptual  
LOD with skeleton structure

Name of Institute : National Chi Nan University, Dept. of Information  
Management

Pages : 40

Graduation Time : January 2008

Degree Conferred : Master

Student Name : Cheng-Hsien Wen Advisor Name : Dr. Lieu-Hen Chen,

Dr. Shiuh-Sheng Yu

## Abstract

Level-of-detail (LOD) is the one of the significant techniques which widely applied in the field of computer graphics. Simply to said, LOD is a kind of technique that a mesh of 3D model is simplified according to the distance between viewer and model in a scene. Nowadays the applications of LOD include all kinds of 3D gaming optimization, dynamic terrain rendering, etc. The purpose of LOD research is in order to alleviate the cost and improve the efficiency in computation by spitting, collapsing, decimating triangles in a mesh.

In this research, we propose a method to implement the perceptual prototype by loading several sample models in the same class. And then, this prototype is used to improve the LOD algorithm. Furthermore, a modified LOD system based on QEM algorithm is implemented.

Due to the prototype, the system can know the perceptual features and the model can reserve these perceptual features as simplifying. The perceptual concept is to recognize that which parts in the model are usually focused by human vision. If the perceptual features were destroyed

in a low level of detail, it is difficult to recognize what the original model is it by human eye. Therefore, the perceptual features serve important role, while the resolution of model switching among different LODs. The system can simplify some un-perceptual parts in high level of detail. Moreover, the model can still be recognized in low level of detail before destroying perceptual parts.

The construction of the prototype is described in the following three steps. First, the branches and main body can be classified by model skeleton automatically. A model have a main body and branches more than or equal to zero. Second, loading several models and make some statistic depend on previous classification. Finally, the prototype is constructed according to the statistic data. These statistic data, such as the number of the branches and its radius and length, is analyzed by our system in a semi-automatic way. Following these steps, we can construct a skeleton-like prototype in this model class.

According to the prototype data, there are three contributions as executing LOD. First, the system can know the last level of detail as simplifying the model. The simplification of model can be recognized by human vision if the branches of model still remain in a very low resolution. Second, the system can check out the perceptual feature in a model by prototype information in a view-independent mode and reserve the perceptual parts as simplifying. Third, the system can know the recognition rate as simplification for reference.

Keyword: LOD, Simplification, Prototype

## 致謝

在暨大度過了大學和研究所的時光，感謝周遭師長、朋友的指導和照顧，讓我在暨大能夠順利的完成學業，在求學的路途中，有歡笑有淚水有艱辛有成長，還有體驗了很多事情，首先要先感謝指導教授陳履恆博士在研究遇到瓶頸時適時地指引一個方向並且用心地指導理論上和實作上遇到的種種問題和錯誤，也很感謝指導教授的平易近人讓學生們可以盡情的發表研究上的意見和想法並適時地糾正，以及家人在經濟上讓我能無後顧之憂的完成學業和平時的關心與問候。

再者，要感謝實驗室的各位伙伴，因為有你們，這兩年半的研究生生活過得很愉快，感謝 409 的宗憲、淑娟、恭達、文建、上傑、小雯、小黑、家禾等學長姊和小林、俊三、晨志、龍貓，因為有你們，在實驗室裡總是充滿了歡笑和平穩，平常有機會和你們聊天和吃飯真是一件很幸運的事，現在在埔里吃某家以前常訂的便當時都還會不經意的想到你們，經過科三的大草原也會想到曾經一起打球的畫面，這是在暨大的美好回憶之一，以及感謝 404 的學長、同學、學弟，感謝 winner 學長用心的帶我進入 LOD 的研究；感謝 pointer 在我寫程式遇到問題時能給我寶貴的意見；感謝 bird、沛宇、小蘭&瑪利、shower、panda、小俞、阿俊、小龍等等因為有你們，研究生生活有人可以聊天、陪伴而能在苦悶或失意時繼續大力往前邁進，也感謝你們在口試時的各種事項的準備與安排。

除了實驗室的師長和同儕們，還要感謝社團的朋友，感謝登山社的鄭 sir 平時盡心盡力的為社團的一切付出時間與精力，感謝山社的朋友讓我在暨大的六年間學習到許多事，不只是登山技能的知識與經驗傳承，更讓我了解到了許多做人做事的道理，在山社的這段時光讓我的價值觀有很大的改變，感謝山社帶給我的許許多多活動的美好回憶，在山上所經歷過的各種心情也是無法單單用三言兩語足以形容的，也感謝登山社的各位在這段期間對我的包容，曾經任性、曾經無知、曾經走錯路，在經過許許多多的事後，仍然能夠一笑置之的包容，讓我有機會藉由別人的角度來更加了解自己，進而能有機會也幫助需要幫助的人。

其他要感謝的人還有印心社的同修，讓我有機緣接觸金鋼經這部經典，讓我的人生觀又有了一次良性的改變，讓我了解要時時對周遭懷著一顆感恩的心，能夠和你們共修是件很幸運的事，以及室友柏威，讓我回宿舍時總能開心地聊天，為我開啟了研究生生活中一扇知性的窗，還有學校 English corner 的師長和朋友們，雖然和你們接觸的機會不多，但對我的英語學習上有著不小的影響，感謝日文讀書會的朋友們讓我們有機會一起為共同的興趣互相學習與交流，曾經一起為日文檢定打拚；感謝家教的學生和家長們讓我有機會學習各種經驗以及做點微小的付出，感謝其他在暨大所遇到曾經聊過天、一起經歷過大小事務的有緣人，因為你們的幫忙讓我能平順的度過每一天，最後，感謝暨大提供這麼一個美好的環境給我們，讓我能在運動和慢跑時欣賞美麗的風景，在研究空擋即可方便地出外踏青呼吸新鮮的空氣，總而言之，這暨大的六年間，還有許多無名英雄和不好意思直呼其名號的朋友們要感謝，不如就謝天吧！

# 目錄

論文摘要.....	I
Abstract.....	II
致謝.....	IV
目錄.....	VI
圖片目錄.....	VII
圖表目錄.....	IX
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	3
1.3 論文編排.....	3
第二章 相關研究.....	4
2.1 模型簡化演算法.....	4
2.2 感知方面的議題.....	6
2.3 本研究的出發點.....	7
第三章 系統架構與演算法.....	8
3.1 Domain Connected Graph.....	10
3.2 原型生成.....	13
3.3 原型用途.....	16
3.4 模型簡化保留視覺感知特徵.....	16
第四章 研究結果.....	18
第五章 結論與未來展望.....	38
參考文獻.....	39

## 圖片目錄

圖 1 Voronoi Diagram 模型表面的點最短球體： .....	10
圖 2 Medial Axis Transform (MAT)：.....	10
圖 3 將多餘的 domain ball 做合併：.....	10
圖 4 將剩下的 domain ball 連成線段：.....	10
圖 5 將 domain ball 分類： .....	11
圖 6 依排斥力場將連接線形變調整內縮到模型內部：.....	11
圖 7 四隻腳的動物、字母產生的結果可被輕易辨認：.....	12
圖 8 烏龜模型產生的骨架在視覺認知上就有辨認上的困難：.....	13
圖 9 模型軀幹分類視窗：.....	14
圖 10 模型簡化至最低層級： .....	17
圖 11 輸入模型 (man & woman class)： .....	18
圖 12 模型骨架：.....	19
圖 13 模型依骨架的分段：.....	19
圖 14 人類群組原型：.....	21
圖 15 dog 原型： .....	21
圖 16 horse 原型： .....	22
圖 17 penguin 原型： .....	22
圖 18 dolphin 原型： .....	23
圖 19 segment 邊界點(黃色點)：.....	23
圖 20 最終保留點(綠色點)：.....	24
圖 21 最終保留點(綠色點)：.....	24
圖 22 依剪影所產生的保留點：.....	25
圖 23 依剪影所產生的保留點：.....	25



圖 24 沒有剪影的權重設定：.....	26
圖 25 加上剪影權重設定：.....	27
圖 26 Y6815_Gerillia_stand 權重設定比較： .....	28
圖 27 Y6815_Gerillia_stand 150 面： .....	28
圖 28 Y6815_Gerillia_stand 100 面： .....	29
圖 29 Y6815_Gerillia_stand 76 面： .....	29
圖 30 Y6815_Gerillia_stand 64 面： .....	30
圖 31 Y6816_gignstand 權重設定比較： .....	31
圖 32 Y6816_gignstand 150 面： .....	31
圖 33 Y6816_gignstand 90 面： .....	32
圖 34 Y6816_gignstand 56 面： .....	32
圖 35 Y6816_gignstand 32 面： .....	33
圖 36 Y6817_terror_stand 權重設定比較：.....	34
圖 37 Y6817_terror_stand 119 面： .....	34
圖 38 Y6817_terror_stand 150 面.....	35
圖 39 Y6817_terror_stand 79 面： .....	35
圖 40 Y9269_general 權重設定結果：.....	36
圖 41 Y9269_general 700 面： .....	36
圖 42 Y9269_general 200 面： .....	37
圖 43 Y9269_general 61 面： .....	37

## 圖表目錄

表 1 系統執行流程：	9
表 2 本研究的實驗平台：	18
表 3 人類群組原型資料表：	20

# 第一章 緒論

## 1.1 研究背景與動機

在 3D 電腦圖學的應用中，場景越來越精細，也越來越複雜，場景中的模型往往由數十萬個面所構成，因此漸漸有人想出 Level of Detail (LOD) 的方法來減少模型的計算成本，LOD 最基本的構想為在場景中的模型當距離視點越來越遠時，所需的模型精細度越無法從視點觀察到，因此隨著模型與視點的距離增加而降低模型的精細度以減少場景中計算的負擔，最早提出此概念的是 [6] James Clark 於 1976 年發表了一篇論文於 ACM 說明場景中單一模型多層次解析度的好處，而最早的相關應用為飛行模擬，將模擬的飛行模型以手動的方式事先拉出不同複雜度的模型，後來遂發展出刪除模型點 (vertex) 的演算法，以及關於感知方面的議題。

LOD 大體上可分為三種方式，離散式 (discrete)、連續式 (continuous) 和視點相關的方式 (view-dependent)，離散式 LOD 為傳統的做法 [6]，單一模型中依與視點的距離事先分成數個層級的模型解析度，事先運算每層級的解析度且當場景在作運算時只需辨認該模型的位置選擇其層級即可，此種方法可大大減少場景動態運算的負擔，但模型在轉換解析度的層級時會有跳躍 (popping) 的現象，因此後續還有以 (alpha blending) 和變形 (morphing) 的方法來改進，離散式 LOD 又稱為靜態 LOD；連續式 LOD 為在動態繪製場景及模型時即時運算模型的解析度變化，因為動態表現模型的解析度，因此觀測時解析度不會有跳躍的現象，連續式 LOD 又稱為動態式 LOD，主要實作演算法有 optimization-based predictive schedulers for selecting LODs [Funkhouser 93b]、progressive meshes for continuous LOD [Hoppe 96]、vertex hierarchies for view-dependent LOD [Hoppe 97][Luebke 97][Xia 96]、quadric error metrics for measuring simplification error [Garland 97]、guaranteed bounds on surface and texture distortion [Cohen 96][Cohen 98a]、principled simplification of

topology [He 96][El-Sana 99b]；而視點相關的 LOD 方法為連續式 LOD 的延伸，與連續式 LOD 不同的是視點相關的 LOD 是在動態的計算模型解析度時，是依視點來保留模型的細緻程度，例如在地形繪製上降低其解析度時視點主要在山脈而保留其解析度而先簡化視點以外的平地，使在低解析度的情況下仍可被辨認[7]，另外的例子還有在單一模型的 LOD 計算中，保留模型的剪影(silhouette)，當模型解析度降至一極低程度時仍可被辨認，此種保留模型特徵的 LOD 呈現的效果將會最好，然而因為需對模型做分析而需消耗更多的記憶體和模型分析運算。

以上三種 LOD 的方法在實際運用上目前最被廣泛使用的仍然是傳統地離散式 LOD，如 google earth 即採用此方法增加地圖下載效率與時間，而因電腦運算效能的日新月異下，連續式的 LOD 也漸漸被採用，採用此方法的遊戲有如魔域幻境(Unreal tournament)系列[8]等 3D 第一人稱射擊遊戲，而依視點做 LOD 的方法雖然成像效果是最好的，但因需對模型做動態分析因此需要比連續式 LOD 更多的記憶體和動態運算，在實際運用上仍處於被觀望的階段。

## 研究動機

1 藉由保留模型感知上特徵的部分而簡化其他部分可以在能被正確辨認的情況下又可節省資源。

2 靜態 LOD 在執行時經常有畫面跳躍(popping effects)的現象，通常有感知部分的改變是最容易為人所察覺，所以如果在簡化模型時簡化的面為非感知的部分再加上 alpha blending 和 geomorphing 等技巧則可使畫面跳躍的情況在感知上較不明顯

3 在簡化模型時先簡化非感知的部分而保持感知的特徵是採用感知 LOD 的基本概念，但當簡化至很低的細緻度時難免也會一併把所有剩下的面數簡化掉，因此在模型的特徵重要性的優先權設定是一項值得研究的主題。

## 1.2 研究目的

本研究的 LOD 方向為採用連續式的 LOD 為基礎，如何在保留其視覺感知特徵而使模型在執行簡化至極低的解析度時仍可被觀察者所正確辨認是本研究主要目的，再者，視覺感知的研究在心理學上雖發展到了階段，但目前實際在電腦圖學的應用仍不多，因此如何將心理學上人類的視覺感知理論將其應用在本實驗之目的，而 LOD 的發展還關係到模型貼圖的變化和模型形變，不過本研究將重點放在幾何模型的解析度上，以視覺感知的觀點來實作於本研究的系統。

## 1.3 論文編排

本論文的編排方式如下：

第二章 簡介 LOD 和模型簡化的演算法

第三章 提出我們的演算法

第四章 研究結果和數據圖表

第五章 結論以及未來展望

## 二、相關研究

### Vertex clustering

Vertex clustering 演算法最早由 Rossignac 和 Borrel 於 1992 年提出，做法為先將三維模型的點給予權重的分配，分配方式是將三角形所佔面積較大的三點以及凸起曲面上的轉折點給予較高的重要性，當進行簡化時，重要性較低的點靠往重要性較高的點，與之合併，這樣執行下來有些三角形會消失而達到簡化效果，此種方法的好處是實作容易，有效率且是最快的模型簡化演算法之一，但缺點是每次簡化的結果都不同且無法同步，也無法復原到較高解析度的程度，為此 Kok-Lim Low and Tiow-Seng Tan[5]提出了改進的方法，即每個點分配好權重後，加以排序，再將每個細胞(cell)中取得一最重要的點，將細胞內其他的點刪除，這樣即可避免之前所提出的錯誤，然而，此種改進方法只適合用在面數較少的模型，如模型太大則執行時間冗長是本方法最大的缺點。

### Vertex decimation

此演算法最早同樣於 1992 年提出，Vertex decimation 的做法為先將點做分類，再設定一個尺度標準，如點的尺度值超過尺度標準則將點做刪去，再將原本和刪去點有關的面加以重新分割，此種方法之後有很多演算法延伸和改進，並且長期被應用而成為 Visualization ToolKit[6]的一部分，此方法的好處是即使執行簡化的模型很大還是可以很快速地運作，且使用起來方便，但是在簡化過後模型精確度有其限制。

### Quadric Error Metrics

QEM(Quadric Error Metrics)演算法於 1997 年由 Michael Garland 和 Paul Heckbert[2]所共同發表，QEM 為連續式 LOD 以動態的方式對模型中兩點成一線

的邊(edge)做簡化，將模型兩相鄰的點分為一組，並用矩陣的資料形態計算其二次曲面誤差(quadric error)，將每一組的二次曲面誤差值推積成樹(heap tree)，在動態執行模型簡化時先選擇從二次曲面誤差值較低的一組邊簡化，一組兩點的邊做完刪去的動作後將這兩點合併並直接將誤差值相加而成為一新的點，並重新對模型計算二次曲面的誤差並排序成樹，重新選擇二次曲面誤差值較低的邊做簡化，直到簡化至該模型目標層級，QEM 演算法在 LOD 的相關研究歷程中可做為一項里程碑，此演算法的運算結果結合了速度、精確度和整體的健全性突破之前的各種模型簡化方法，但它也不是沒有缺點，用矩陣為資料結構的二次曲面誤差當需要增加其他屬性時則需要增加矩陣的維度，例如一頂點(Vertex)中的所存的陣列基本資料有座標值(x, y, z)，如需增加顏色資料則陣列資料形態則需改為(x, y, z, r, g, b)，如增加貼圖則為(x, y, z, tu, tv)以此類推，當矩陣維度增加，動態計算時的時間和記憶體的成本將會大幅度增加，並且在實作上難以對所增加的維度加以有效地控制，針對這些問題，之後路續有幾篇論文提出解決計算複雜度和節省記憶體的方法[7][8][9]。

## Reverse simplification

由 Dima Brodsky 和 Ben Watson 於 2000 年發表[10]，結合了 vertex clustering 和 QEM 演算法再產生出一新的方法，做法為將模型依向量改變量做分群，最多用三個平面將模型分成八部分，每一部分依向量改變量來做排序，再將向量改變量最多的區塊再做一次分群，照這樣的方法重覆執行直到達到預計的分割數量，分割的每個群組用 QEM 的方法做簡化，簡化到指定的點數量，RSIMP(Reverse simplification)的速度比 QEM 快，但結果沒有比 QEM 好，此方法的特點為適合大型模型的簡化。

## 視覺感知方面的議題

之前感知方面 LOD 的研究有 Martin Reddy[11]所提出的在一場景中因模型與模型間依視點不同的情況下產生不同的細緻程度，依視點所在位置與模型各種考量因素保留視點所在位置而簡化可被忽略的面以達到 LOD 的目的，作者稱此為 View dependent simplification(VDS)，所考量的性質除了與視點的距離 LOD 外，還有因模型大小差異的 LOD、習慣性忽略外圍 LOD(Eccentricity LOD)、模型移動速率 LOD(Velocity LOD)、場景深度 LOD(Depth of field LOD)，以下一一做介紹：

1. **距離 LOD**：依距離差異產生細緻度的差異是 LOD 發展的基本概念，隨著模型離視點越遠則模型越不需保留其精細程度而簡化。
  2. **模型大小 LOD**：在視覺感知的情況下，一場景中的兩個模型大小不同，通常會將較小的模型直覺上認為是較遠的，因此將較小的模型加以簡化，又有一種情況為兩個大小不同的模型與視點的距離相同，但人類視覺通常第一眼較會先集中在較大的模型上，因此場景中模型的大小差異可產生不同的 LOD。
  3. **習慣性 LOD**：在人類視覺感知上通常會把注意力放在場景中間範圍，如場景周圍則會習慣性的忽略，因此可假設一視點射線剛好穿過場景中心點，而其他視線與中心視線會產生一視角的差異，以此視角的差異程度將在其位置的模型做 LOD。
  4. **速率 LOD**：人類視覺對移動中的物體相較於靜止中的物體較無法辨認其周圍精細度，尤其是當模型移動速率增加則更加明顯，因此可依模型移動速率而將模型外圍俟對同程度的 LOD。
  5. **場景深度 LOD**：從人類視覺的研究上來說，視覺上對物體能清楚辨別精細度事實上有個距離範圍，此範圍稱作 Panum's fusional area，模型離觀察者太近或太遠皆會造成視覺上的模糊，因此模型在此範圍外的空間皆可以簡化。
- 以上性質皆建立在場景或一個模型之間對視點的差異上，應用這些特性來對整個



場景以及模型做不同程度的簡化，需假設視點在畫面的中心點來進行實作，習慣性 LOD、速率 LOD 用(Contrast Sensitivity Function, CSF)來做為簡化的尺度。

## 本研究的出發點概念

根據台大心理學系認知心理學的研究[12]，由心理學的角度來看人類對圖形的辨認主要可分成三種說法，其一為模板比對論，人類在進行辨識時會先連到腦中的資料庫中作比對，如比對到則可辨認出來，如看到一隻鳥時要判斷他是屬於哪一品種需有一本鳥類百科來作比對，但是他對很多無法界定的物體難以建立模板，如建築物、雲、變形蟲等；另一種說法為典型比對理論，人在腦中對某一類別的物品或生物會依經驗產生對該物種的原型(prototype)，藉由腦中產生的原型在做判斷，原型的產生會依所看到的物種出現頻率和對一群物種的不同型態來加以統計而成，另外，原型還會受到以最常看到的該物種為主，如東方人對龍的原型與西方人對龍的原型會有所不同；還有一種圖形辨認理論為屬性區辨理論，人類依據某物種的組成特性或屬性來判斷，將物種分割成好幾段後加以將各段做分析，稱作知覺分化(perceptual differentiation)。

本研究的基本概念為藉由將模型的組合方式與模型的特徵來組成原型，產生原型後，依據原型來對 LOD 的判斷出模型在進行 LOD 時的辨認度和最低可被正確辨認的底限。

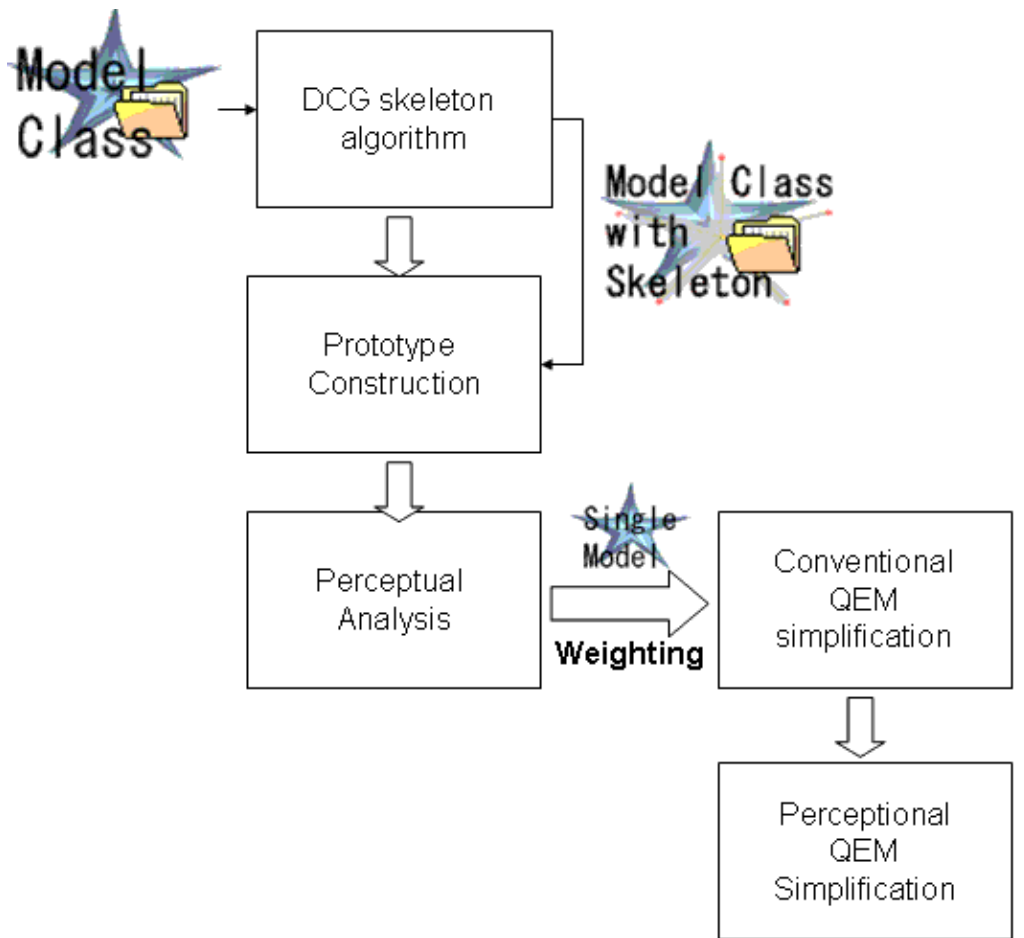
### 三、系統架構與演算法

為了以感知的方式保留模型中特徵，本系統以產生模型該類別的原型為依據，在此所說的該類別是指以生物的概略名稱為類別，如人類的類別、象的類別、馬的類別、狗的類別等等，以所產生的原型來做為視覺感知的辨別基礎，在動態進行 LOD 時保留其整體特徵，並判斷模型可被辨認的最低簡化層級，而單一類別模型原型的產生是以假設系統讀入  $N$  ( $N > 1$ ) 個同一類別的模型經過統計分析而成。

在顯取該類別下的各個模型的資料是從骨架著手，骨架的重要性為反應模型中的整體形狀拓撲和經由骨架產生對模型的特徵分析，藉由骨架可以知道模型中的分支數目以及分支連接位置以存取整體形狀，而模型的特徵分析是取模型中的分支(branch)相對粗細比例，經過統計而成原型，而骨架的生成方法是採用台大歐陽明教授電腦圖學研究實驗室所開發的 DCG 骨架生成演算法，實作後取用生成骨架的結果。

產生了原型後，以此為保留依據將模型做簡化，模型簡化的演算法是實作 QEM 演算法，和傳統 QEM 不同處為不以幾何方式平均簡化模型，而是在簡化時保留其原型所包函的特徵，以此來做保留權重的變化，本研究的實驗架構如表一所示，首先先將模型群組各自生成好 DCG 骨架，再將群組模型做一原型，以原型為依據來將群組內模型做權重分配，在執行模型簡化時採用 QEM 演算法綜合視覺感知上的權重設定成為有保留視覺感知的 LOD 演算法，各演算法的原理將在以下各節中介紹，本研究採用的演算法或方法如下：

1. DCG 骨架生成演算法
2. 原型生成統計方法
3. QEM 模型簡化演算法
4. 模型視覺感知分析

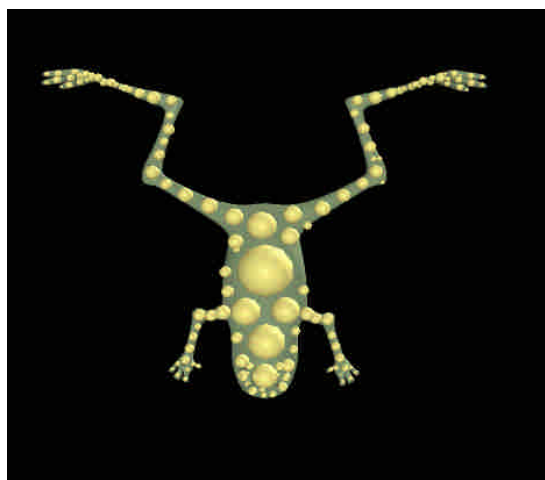


表一、系統執行流程

### 3.1 DCG 模型骨架生成演算法

Domain Connected Graph(DCG)演算法主要綜合了以往骨架演算法加以實作並改良各單一方法時所產生的缺點，主要可分為三階段：

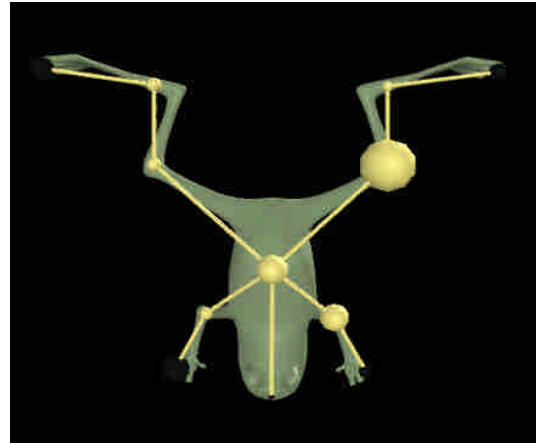
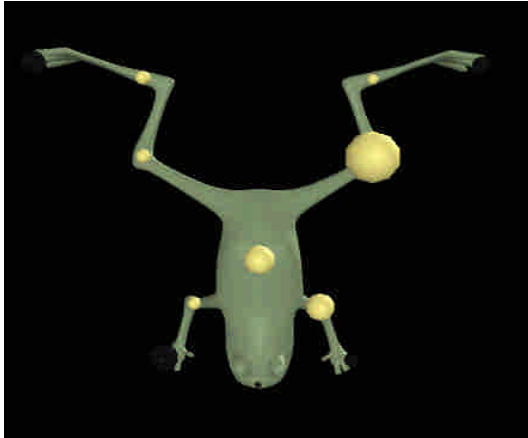
1. 使用 Voronoi Diagram 依其特性在模型產生出許多離模型表面的點最短球體，如圖一，再以 Medial Axis Transform (MAT)演算法選取出模型的 domain ball 並刪除其他多餘的球體，如圖二



圖一、Voronoi Diagram 依其特性在模型產生出許多離模型表面的點最短球體

圖二 Medial Axis Transform (MAT)

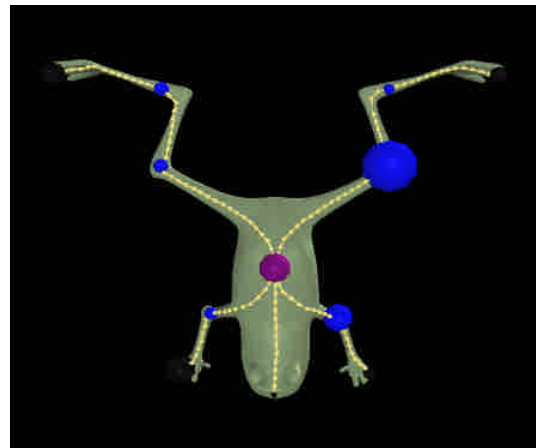
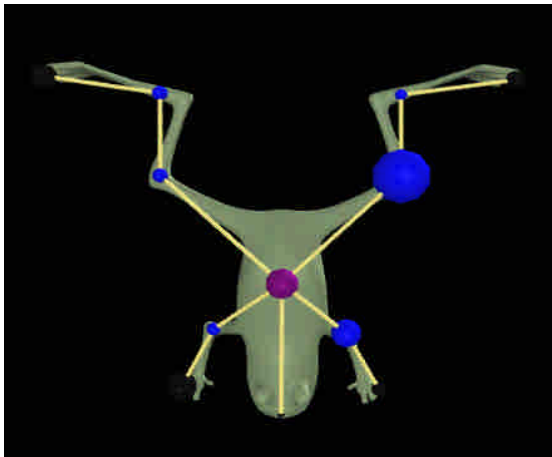
接著將存留下的 domain ball 做分類，domain ball 主要分為三類，共有點(joint points)、連接點(connection points)和端點(end points)，各點皆為各 domain ball 的球心，端點的特性為模型各分支的端點，其相鄰的 domain point 只會有一個，而共有點主要代表模型中的主幹(main body)，其相鄰的 domain points 會有兩個以上，連接點代表模型中的分支連接，其相鄰的點剛好有兩個，先將 end point 找出來後，再從圖二的點中找出較適合可能為共有點及連接點的 domain ball 並將多餘的 domain ball 做合併如圖三，將剩下的 domain ball 連成線段如圖四，連成線段後再依上述 joint point 和 connection point 的特性將 domain ball 分類完成如圖五。



圖三、將多餘的 domain ball 做合併 圖四、將剩下的 domain ball 連成線段

2. 最後將兩兩連接 domain points 的線依排斥力場(repulsive force field)[13]

將連接線形變調整內縮到模型內部，呈現出最後的結果，如圖六



圖五、將 domain ball 分類

圖六、依排斥力場(repulsive force field)[13]將連接線形變調整內縮到模型內部

骨架的重要性可分成以上幾點：

1. 藉由 domain points 可對模型做分段，domain points 分成共有點、端點和連接點三種，模型內每個 domain point 皆有所佔區塊，依 domain points 的數量決定區塊數，除此之外還可進一步將模型中的分支和主體分類出來。
2. 共有點所形成的區塊可辨認為模型主體。
3. 從端點連接到共有點的連結可視為是分支。

4. 以同一類別的模型群中皆有骨架為前題，藉由骨架來產生原型

骨架演算法的在視覺辨認上適用限制：

骨架的生成結果因演算法的差異，演算法對其適用模型會有一定的限制，如

1. Medial Axis Transform(MAT)演算法(特點)2. 排斥力場(特點)3. 模型分解法

(特點)；而 DCG 演算法結合以上方法對筒狀、條狀的模型有較佳的結果，能使產生

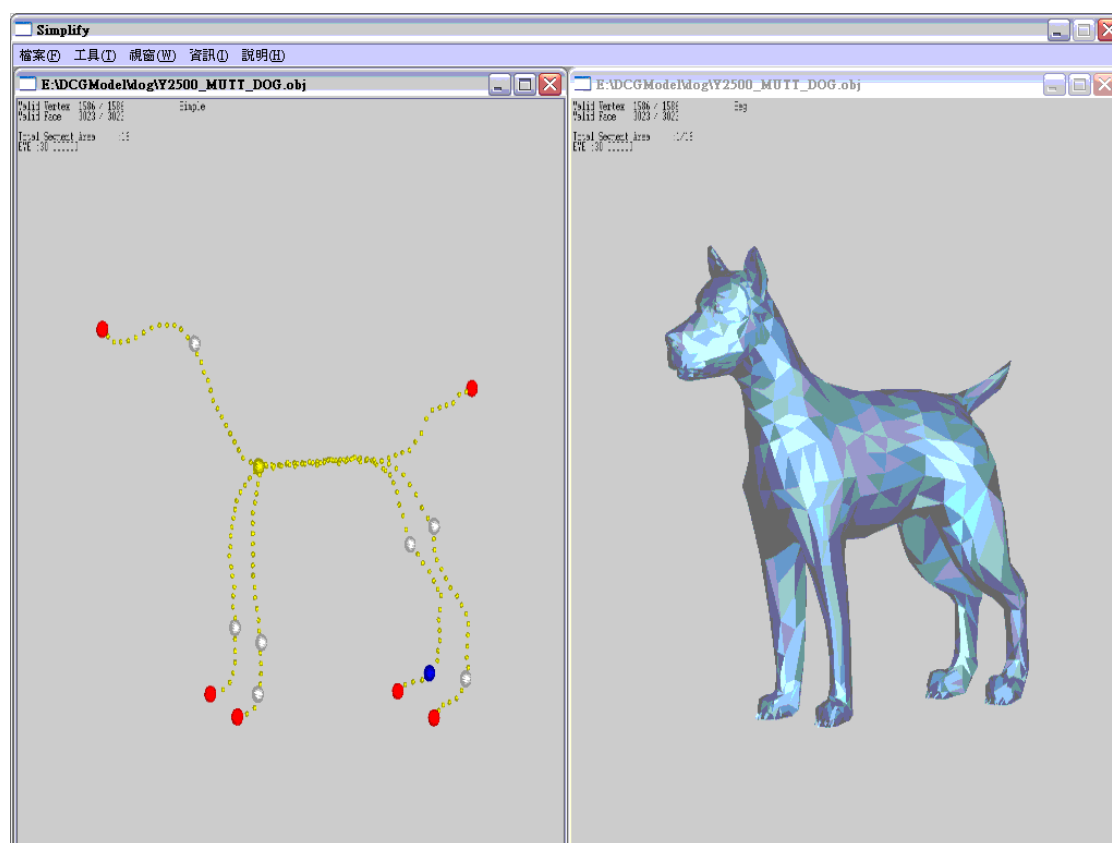
的骨架在視覺感知的觀點上具有代表性能代表該模型，而對團塊、板狀的模型

雖也可以產生骨架，但產生的骨架就沒有視覺上的直覺可辨認性，因此，DCG 針

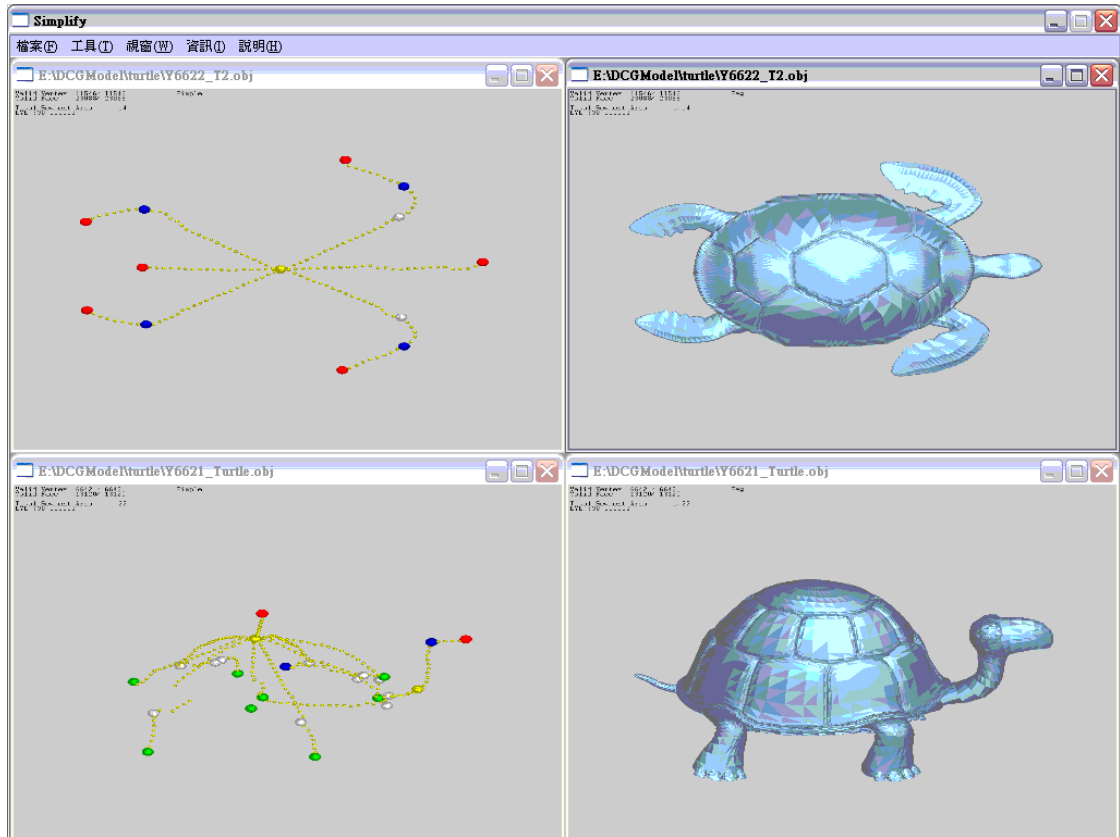
對有固定數量且管狀、條狀的分支模型會有視覺感知上代表性，如四隻腳的動

物、字母產生的結果可被輕易辨認(如圖七)，而桌子、樹、地形或魚類等等模型

產生的骨架在視覺認知上就有辨認上的困難(如圖八)。



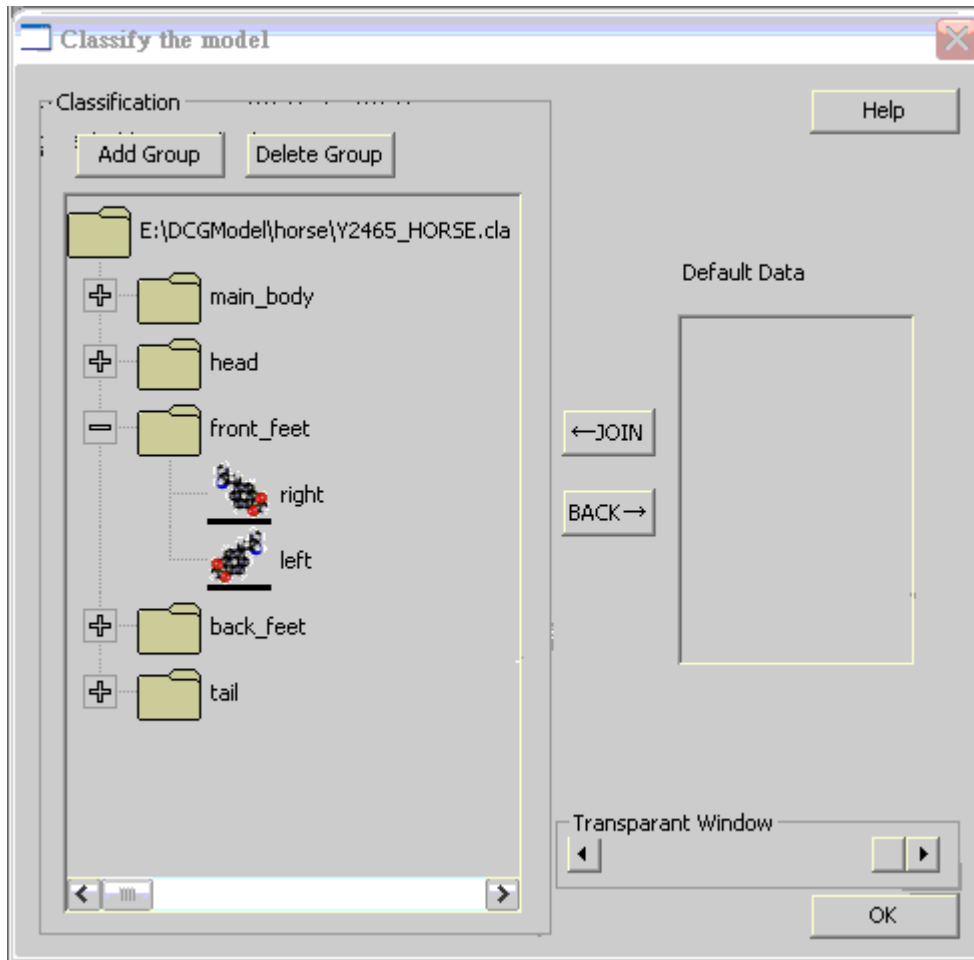
圖七、四隻腳的動物、字母產生的結果可被輕易辨認



圖八、烏龜模型產生的骨架在視覺認知上就有辨認上的困難

### 3.2 原型生成

原型生成的方式是讀取一組同類型的模型先需將模型的各軀幹和主體做分類，分類的方式為程式自動找出分支後再加以手動分類為模型各個部位如圖八，而同一組要做原型的模型皆需要做此分類，而由程式找出 default branch 的方法必須依賴 DCG 骨架的架構，找的方法是先找出骨架裡的 end point，以 end point 為起點沿著骨架往回找，直到找到 joint point 則停止搜尋，將找到的骨架曲線做標記，依此步驟即可找出模型的分支。



圖九 模型軀幹分類視窗

接下來將各分類群組做統計，統計該類別中的原型需要有的必要條件，即是原型所應擁有的主體和軀幹種類與個數，考量方式為讀入  $N$  個模型，其中模型  $x$  中擁有軀幹  $A$ ，表示為  $x.branch(A)=1$ ，分辨其他的模型中是否軀幹  $A$ ，流程結束可以得到軀幹  $A$  的參考層級(referring level 以下簡稱 RL)，RL 可以以平均方式表示為：

$$RL = ( ( \sum_{k=1}^n a_k . branch(A) ) / N ) * 100\% \quad N > 1$$

如此可以經由判斷知道軀幹  $A$  於該類別模型的必要性，將模型各自軀幹比對過後可以得出該類別原型的基本架構，可說是該類別可被正確辨認的必要條件。



除此之外，為了能更清楚表達生成模型的辨認度，光有必要條件只能了解其基本架構，容易有兩不同類別的模型有相同的架構的情形出現，因此還需要加入其他和模型相關的特徵，軀幹和主體的各別粗細的簡單幾何特性可呈現出該模型的大略幾何形狀，測量的方式為藉由模型的骨架來計算以 domain points 到模型表面的 domain ball 半徑來求得粗細，求得各個模型中每個軀幹的粗細後，即要從中取得每個軀幹與主體最具代表性的粗細用在表示原型，不過在統計之前因每個模型的測得實際數據皆不同，因此必需先予以正規化。

正規化的用途為取得各個模型中其一軀幹的比例以方便做統計，正規化的方法為軀幹相對於主體的比例，如此才可以將單一模型軀幹的長度和粗細求出相對數據，而各個模型的主體資料數據則直接取其實際數據來做統計，經過正規化後每個軀幹各自有其粗細與長度的數據資料，接著的統計方法為常態分配(Normal distribution)，求出各軀幹與主體最具代表性的數據為該軀幹或主體的粗細與長度資訊，用所求得的資訊來建構原型。

### 3.3 原型的用途

1. **可得出模型的辨認度**：依原型的"參考層級"來做為一項尺度，顯示出模型經簡化後的辨認程度，參考層級為原型經模型緘取出的各個分支和主體分別做有或無的統計，以平均方式得出單一分支中的對此原型值得參考程度，如生成原型的每一個模型皆具中某一分支則參考層級為 100%，如採樣 10 個模型中只有 9 個模型有該分支則參考層級為 90%，以此類推，依據參考層級可以知道某一模型可被正確辨認的必要條件為達到該原型的各個分支的參考層級，當模型簡化至失去參考層級的其中一個模型分支時，則可被正確辨認的程度就可能大為降低。

2. **最低簡化程度**：依統計出辨認程度可知道在可以被正確辨認該模型的情況下最低可簡化的程度，除此之外，藉由原型統計出每項分支相對主體的半徑常態分佈可以來知道各分支的重要程度來做權重上的分配。

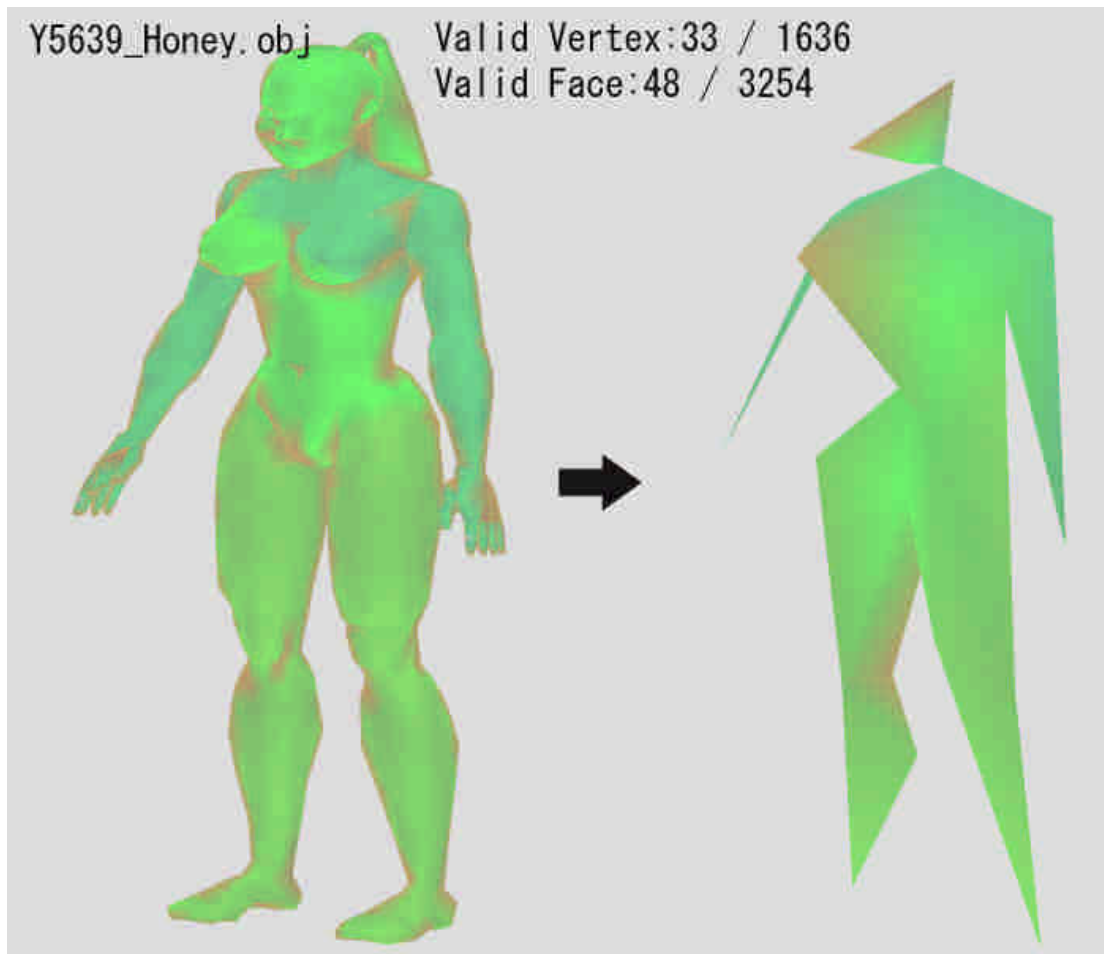
3. **AI 的模型辨識**：可依照模型原型來對任一模型做辨識，此非 LOD 的範疇，但是未來值得發展的一項議題。

### 3.4 模型簡化保留視覺感知特徵

為了要將模型在簡化時還保留住模型本身感知上的特徵，使其在簡化的過程甚至是簡化到極低的層級都還可被觀察者正確辨認，特徵權重設定可分成兩部分：一是以骨架生成為主的權重設定且為視點獨立(View independent)包括原型特徵和模型最低層級的最終保留點，另一項為其他模型上因視點不同而產生的動態特徵如剪影(Silhouette)和 2D convex hull 等視點相關(View dependent)的特性。

#### 和骨架有關的特徵點(View independent)

生成原型後，由原型的資訊來對單一模型做權重分配，目前分配方式為以每一段分支為單位，用算出來的常態分佈的相對半徑當作分支的權重範圍。



圖十、模型簡化至最低層級

### 視點相關特徵(View dependent)

其他會影響模型辨認的特徵還有模型的剪影(Silhouette)，本研究求出分影的方法為檢視每一段邊(edge)的相鄰兩面，相鄰兩面的向量(Normal)如是相反的，則此邊屬於剪影的邊，用此方法可選出剪影但是卻有一個問題為模型中有些邊非屬於剪影但相鄰的兩三角面向量卻是相反的即會產生錯誤，因此改善方式為設定一個範圍去除掉模型中心部分明顯非剪影的錯誤邊，在此設定的範圍為 2D convex hull 的 Z 座標最大最小值為範圍，此過慮方法雖簡單但也有達到部分效果。

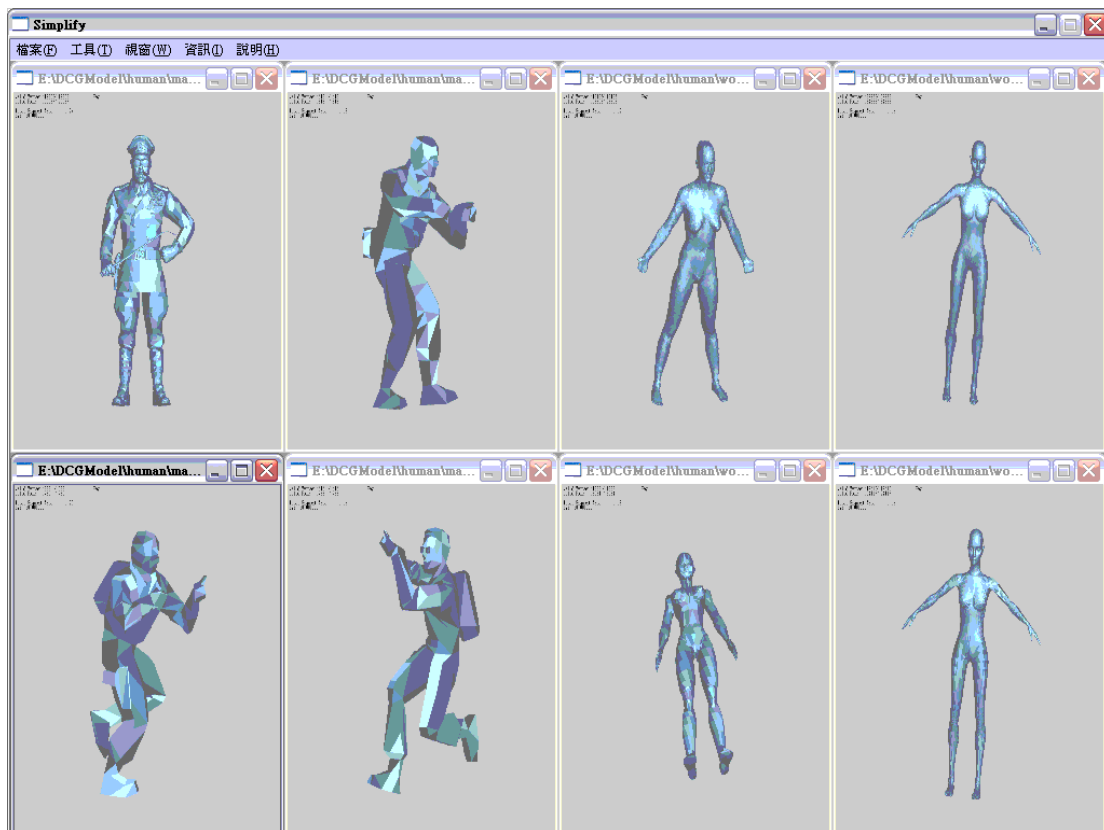
## 四、研究結果

表二、本研究的實驗的平台：

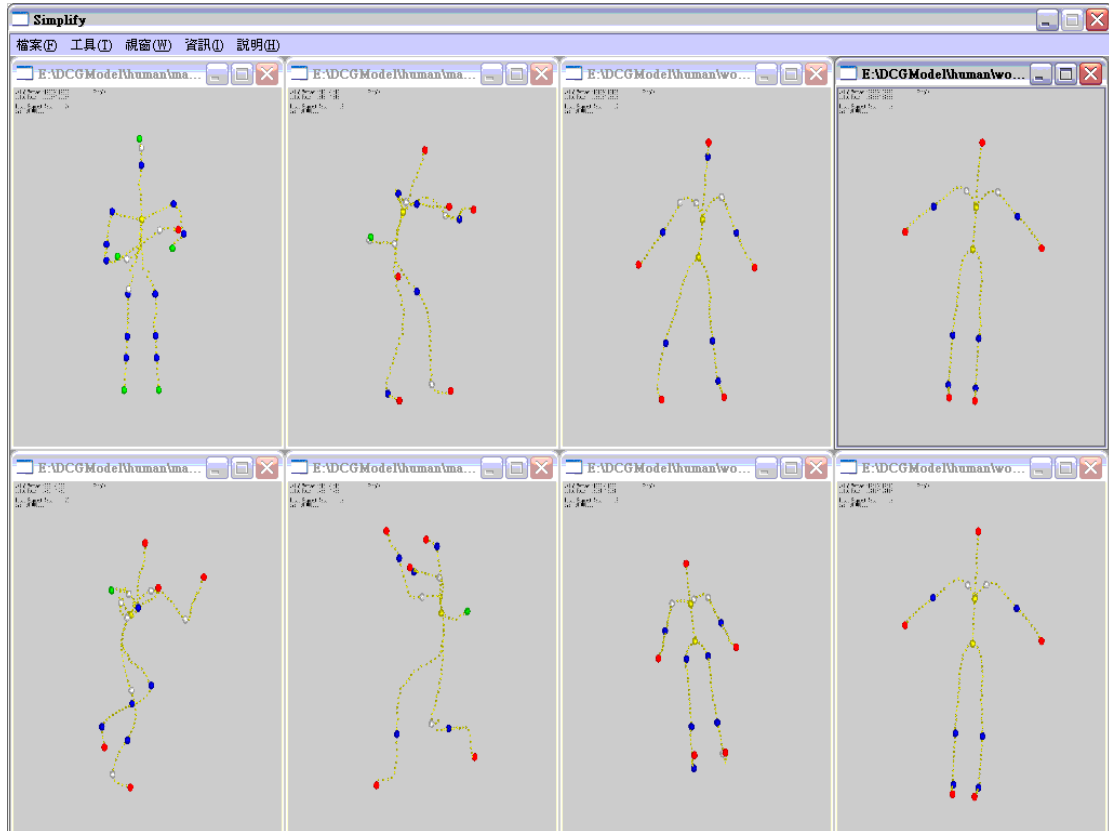
CPU	Dual Core AMD Opteron(tm) Processor 165 1.81GHz
RAM	2GB
顯示卡	NVIDIA GeForce 7600GT
作業系統	Microsoft Windows XP pro
開發平台	MS Visual C++ .Net2003 +DirectX 9.0c

研究結果依步驟可分為：

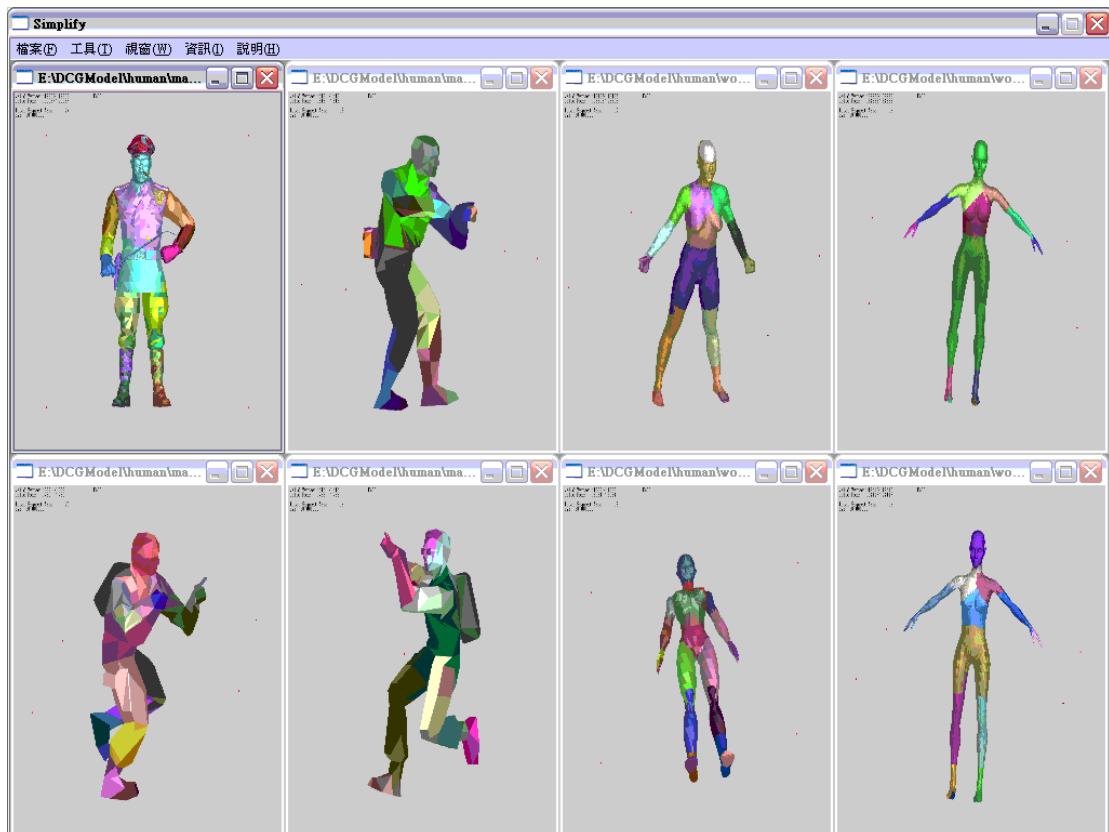
1. DCG 骨架生成結果：骨架生成後的資料包函的資料結構有 end points、connection points 和 joint points 三種主要連接點座標以及骨架連接點之間線段的點座標和模型依骨架分段的分段(segments)，如圖十一至圖十三。



圖十一、輸入模型 (man & woman class)



圖十二、模型骨架

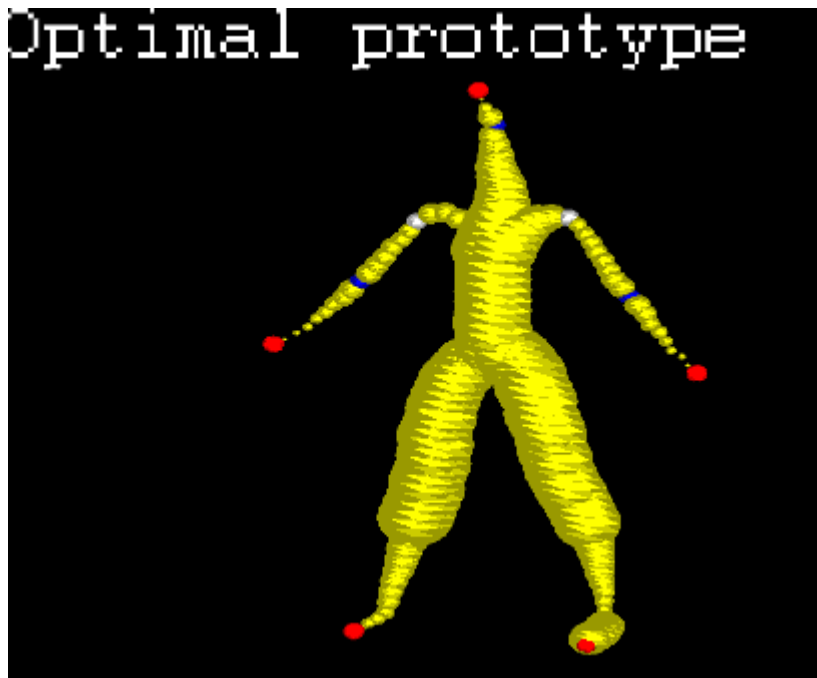


圖十三、模型依骨架的分段

2. 原型生成結果：原型生成主要的資料有代表性骨架的骨架座標、模型分支數和模型各分支的粗細和長度在常態分佈的資訊，模型在讀入時自動依骨架截取出模型的分支(branches)，但要將分支的各個意義做分類目前還需要以手動的分式，因此需將模型分支分類後產生一組分類資料後才可順利將原型生成，分類視窗如上圖八，將模型分類好之後即可產生原型，如下圖十四原型以讀入人類類別中的模型做計算，所計算出的原型資訊如表三

	Referring level	Radius mean	Radius deviation	Radius maximum	Radius minimum
main body	1	0.0557273	0.023851	0.085422	0.026989
head	1	0.485804	0.320716	1.22263	0.13061
left hand	1	0.346429	0.0708726	0.447249	0.229835
right hand	1	0.34721	0.122449	0.524394	0.113264
left foot	1	0.516251	0.142559	0.743563	0.325953
right foot	1	0.498876	0.158239	0.722533	0.239932

表三、人類群組原型資料表

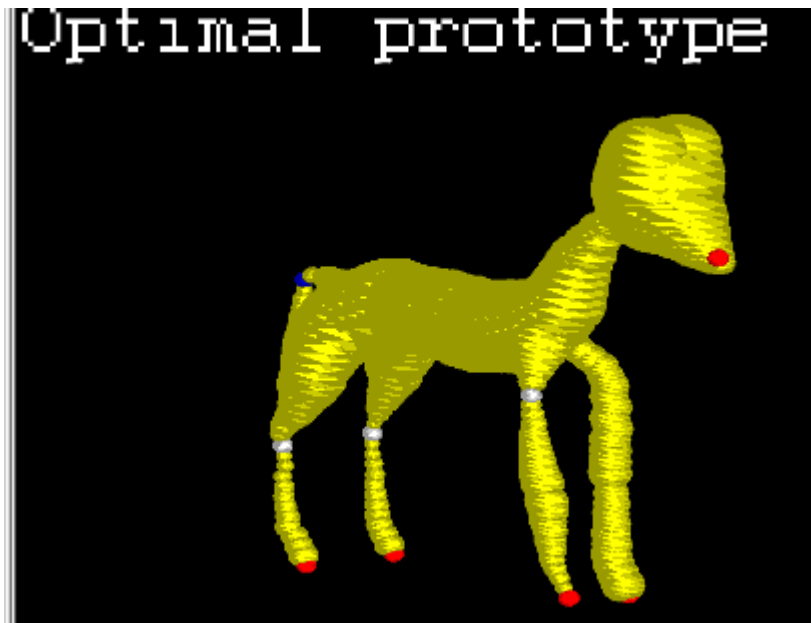


圖十四、人類群組原型

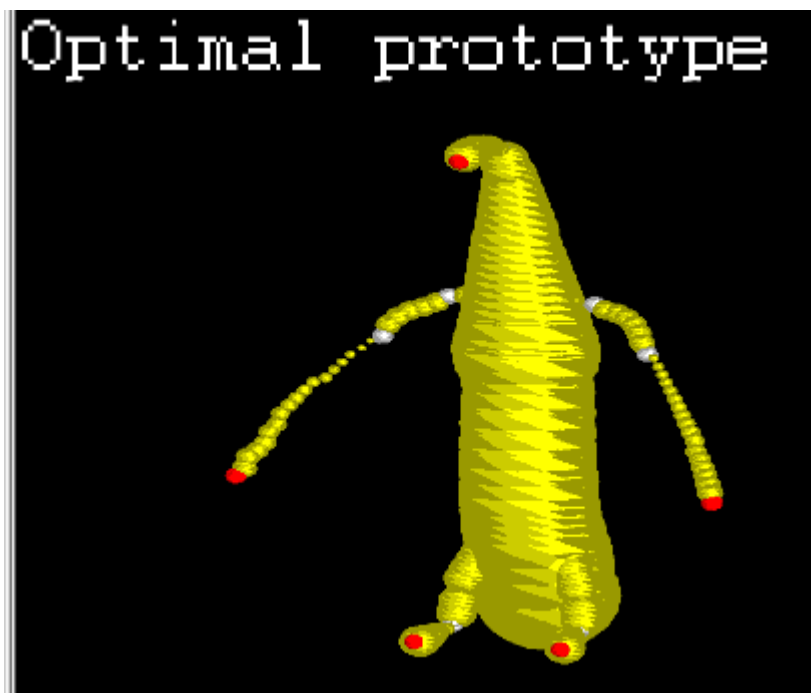
另外所實驗的群組有 dog、horse、penguin、dolphin 等生物性的模型群組(圖十五到圖十八)，生物群組的主要特徵為”對稱性”，將來的研究還可利用生物的對稱性來將原型做改善。可以發現，導入 sphere tree 的 radius 之後，可以更有效地加強 prototype 的辨識性，例如圖十四的人類與圖十七的企鵝，雖然具有類似的 3D skeleton，在加入粗細比例的參數之後，產生了明顯且有趣的分別。



圖十五：dog 原型

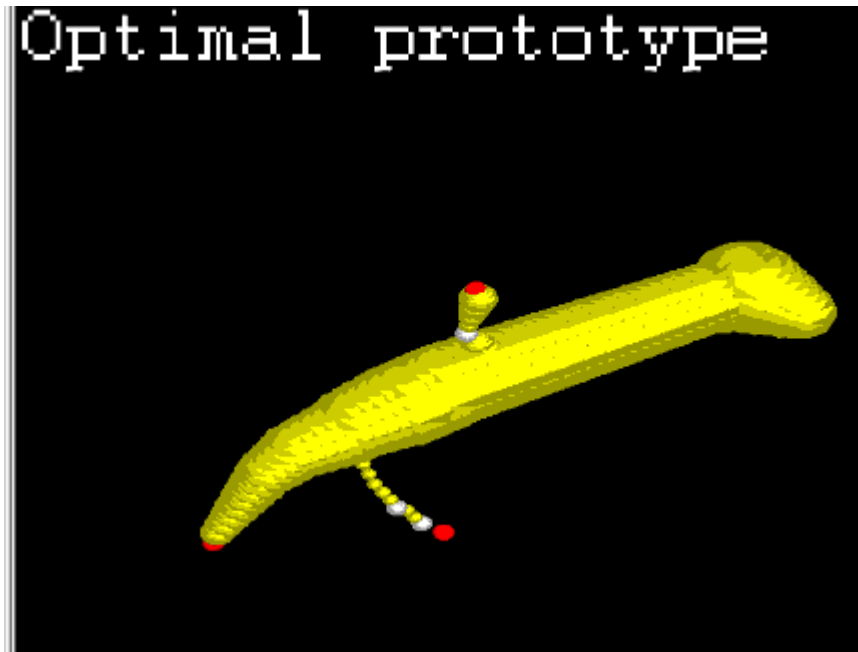


圖十六：horse 原型



圖十七：penguin 原型



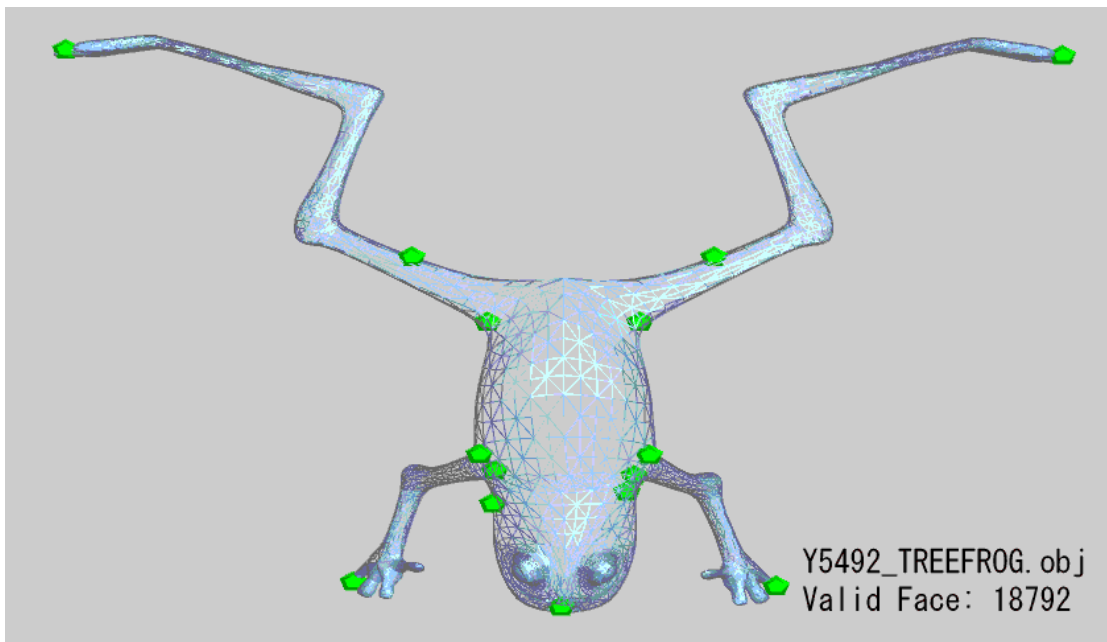
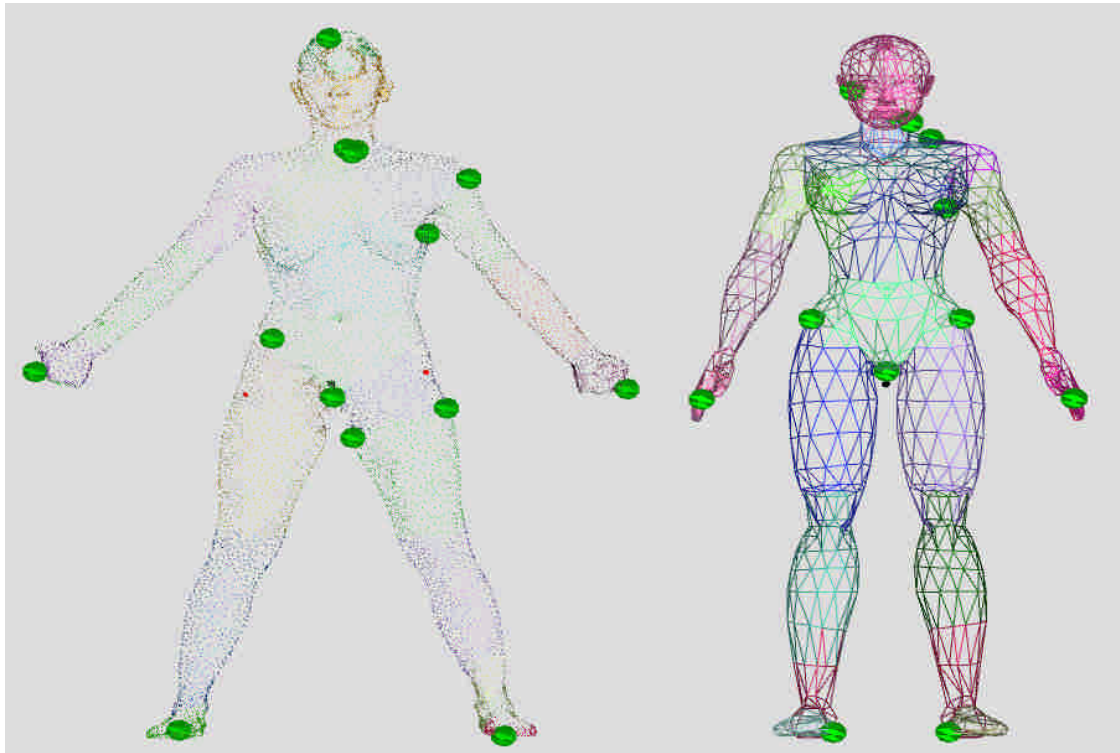


圖十八：dolphin 原型

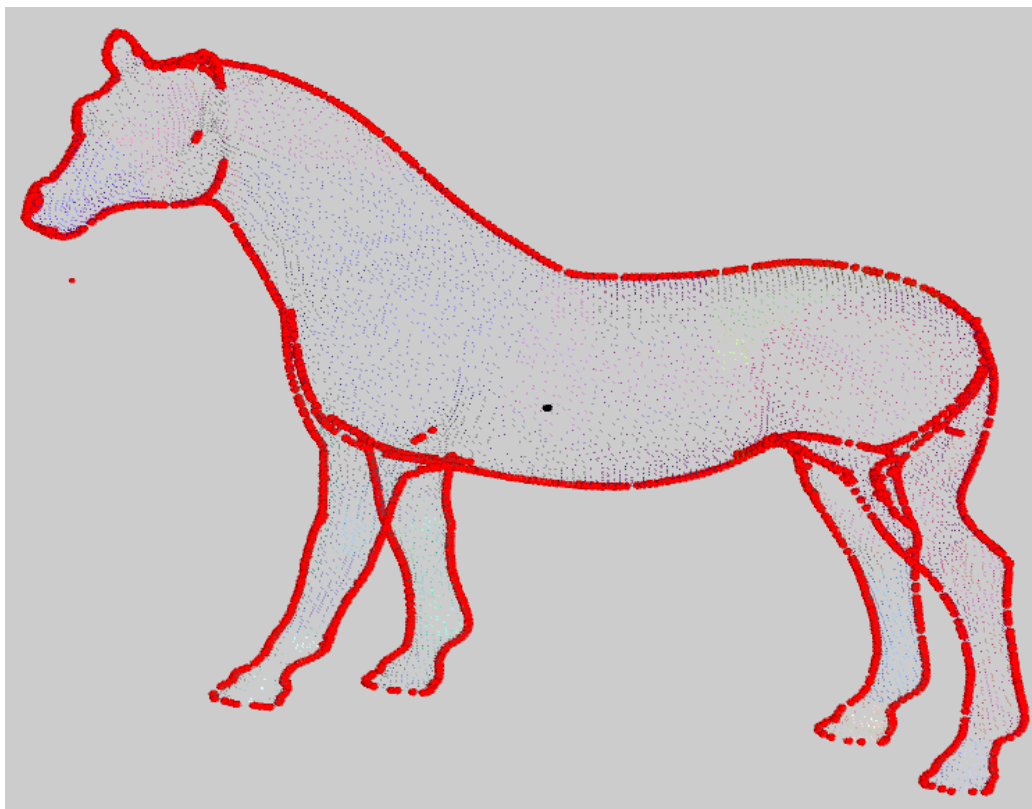
3. **模型簡化保留特徵**：模型保留方式是以將模型表面上的點給以加權以達到保留的目的，保留點的判斷方法可分為兩種，第一為以原型有依據生成模型上的保留點和模型各分段邊界的保留點，此保留點的判斷是以骨架為基礎所計算出，第二為依視點所產生的剪影(Silhouette)，依視點的不同產生變動的保留點。



圖十九 segment 邊界點(黃色點)

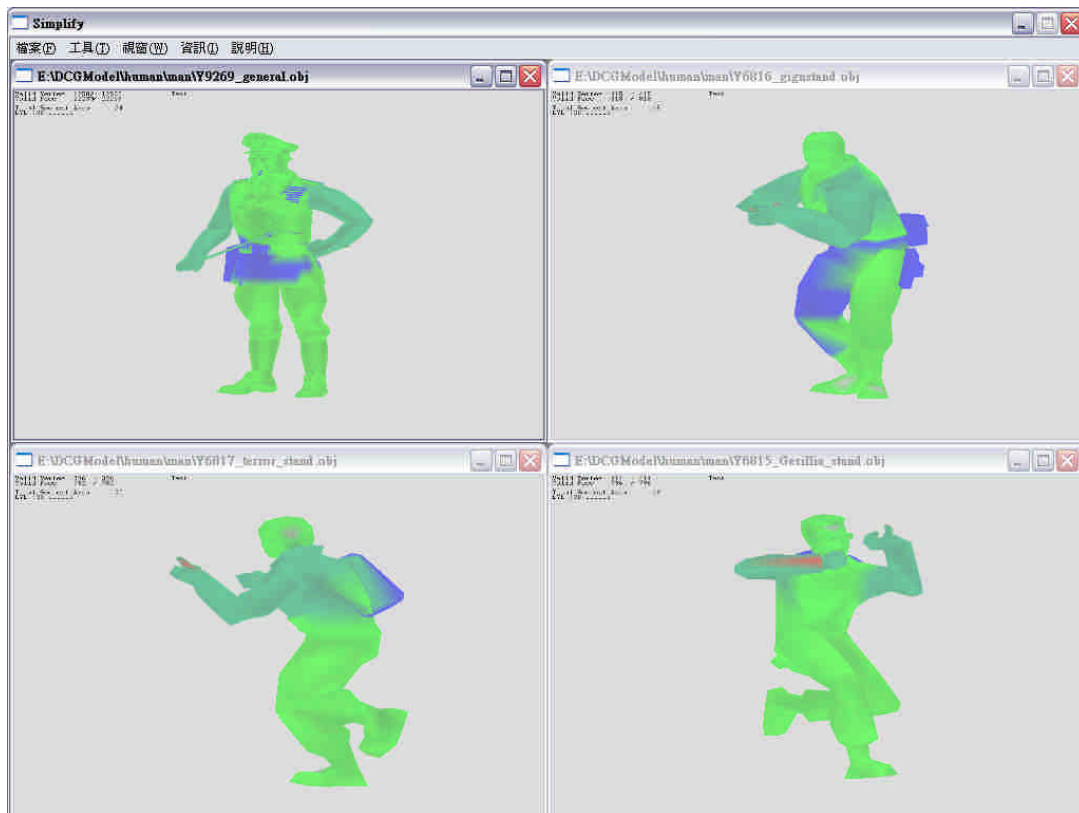
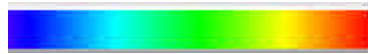


圖二十、二十一 最終保留點(綠色點)



圖二十二、二十三 依剪影所產生的保留點

將模型整體加權後使用 vertex shader 以顏色來把權重做呈現，越趨向紅色代表  
權重越重，趨向藍色代表權重越低：



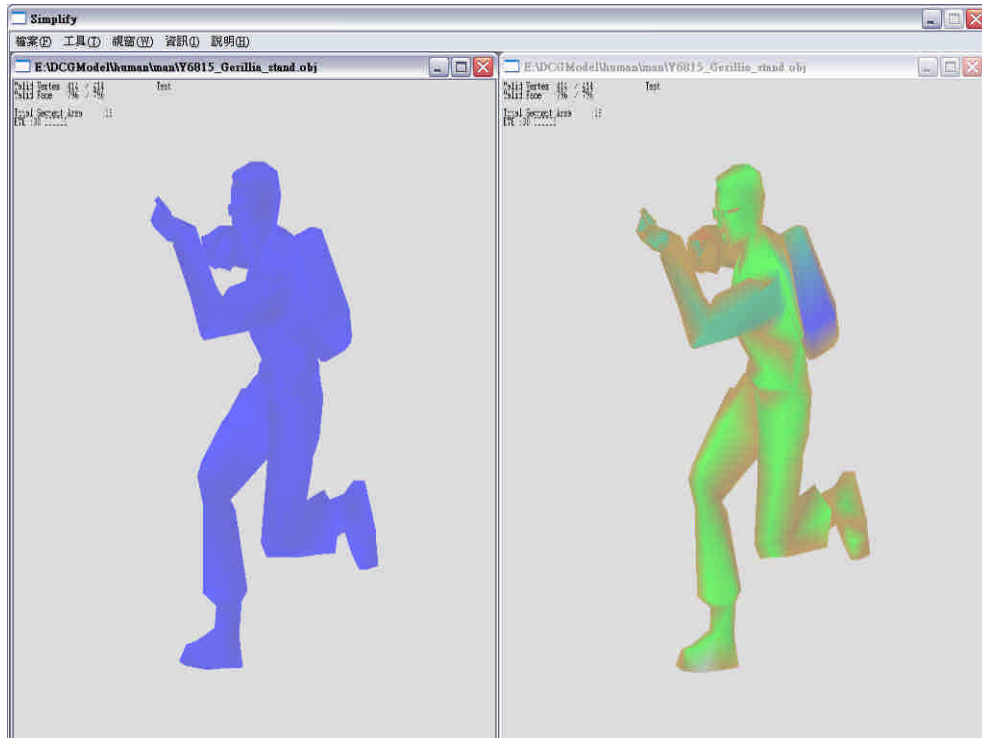
圖二十四 沒有剪影的權重設定



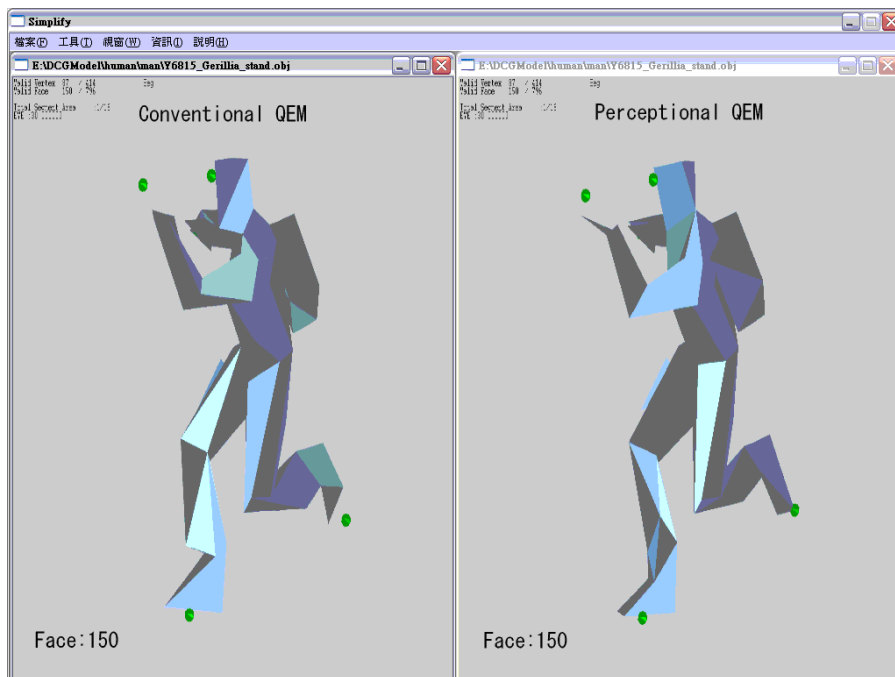
圖二十五 加上剪影權重設定

#### 4. 模型細緻度分層與比較

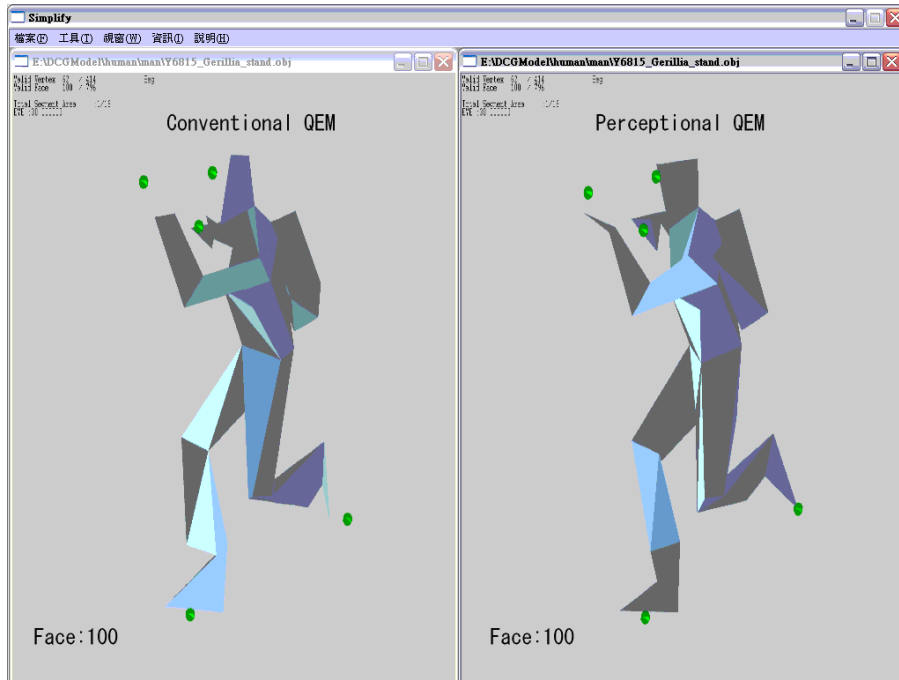
模型在執行 LOD 時，在同樣模型分別用兩種不同的方法去執行所產生的不同結果，圖中左邊藍色的模型代表未經權重設定的傳統 QEM 演算法，右邊為經過權重設定後的本研究演算法，模型上的不同顏色代表不同的權重



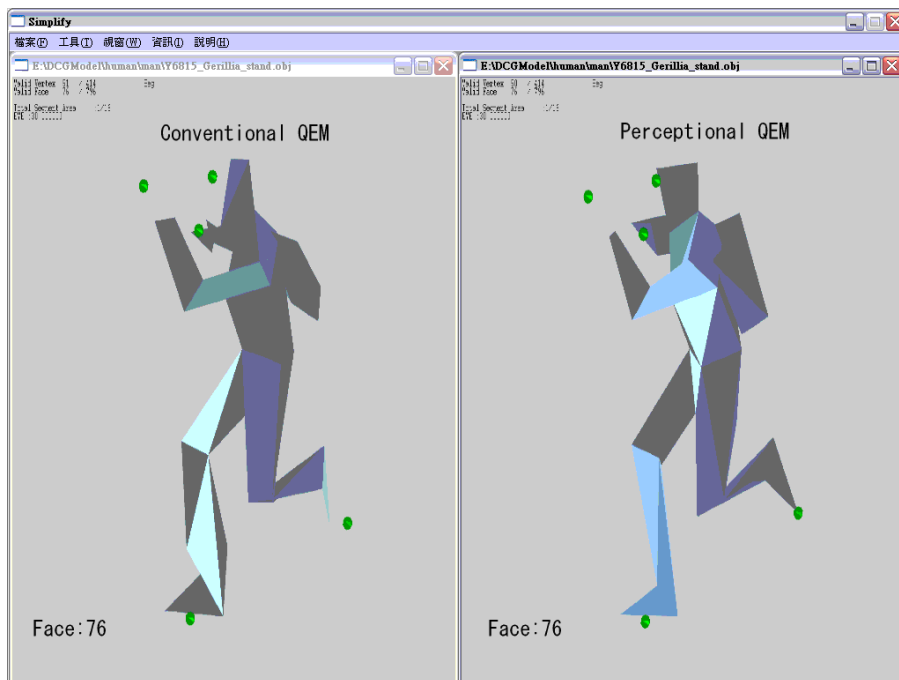
圖二十六、Y6815\_Gerillia\_stand 結果



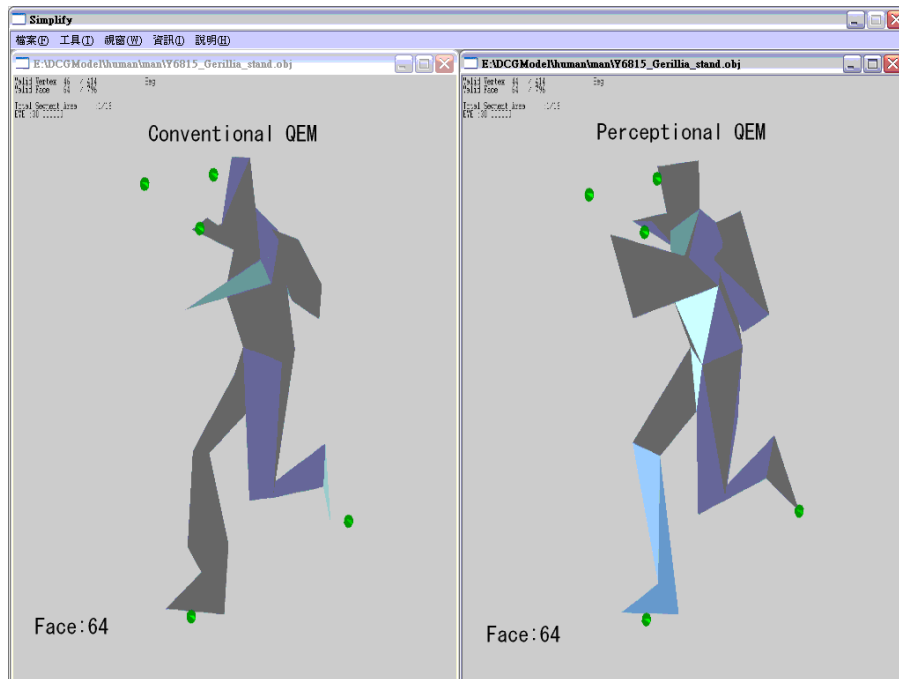
圖二十七、Y6815\_Gerillia\_stand 150 面



圖二十八、Y6815\_Gerillia\_stand 100 面



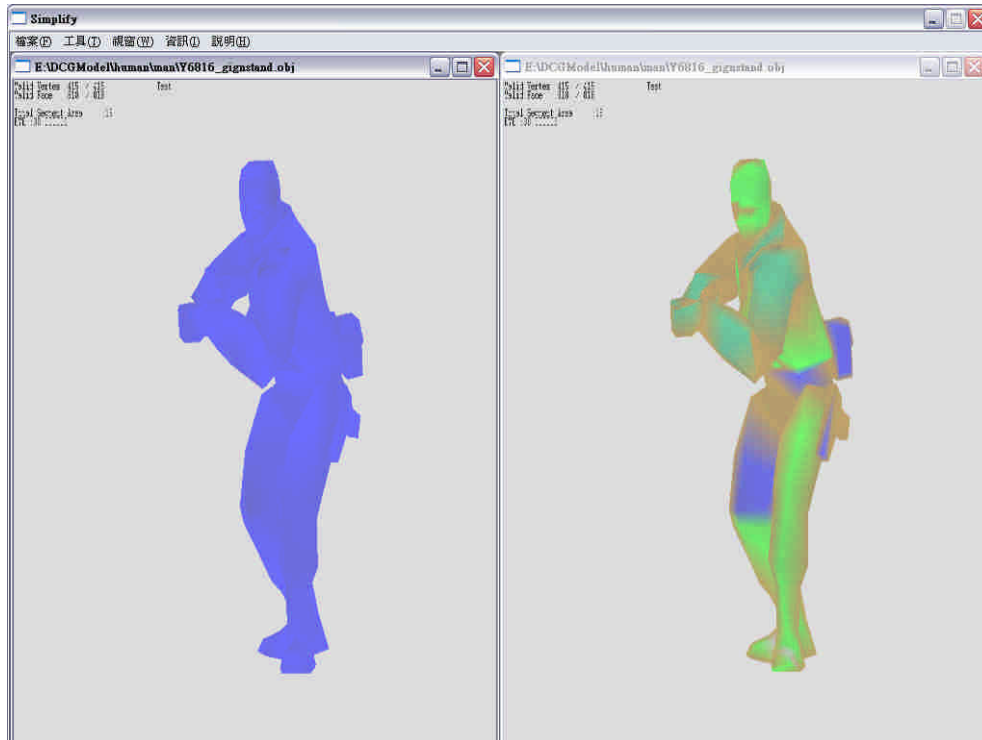
圖二十九、Y6815\_Gerillia\_stand 76 面



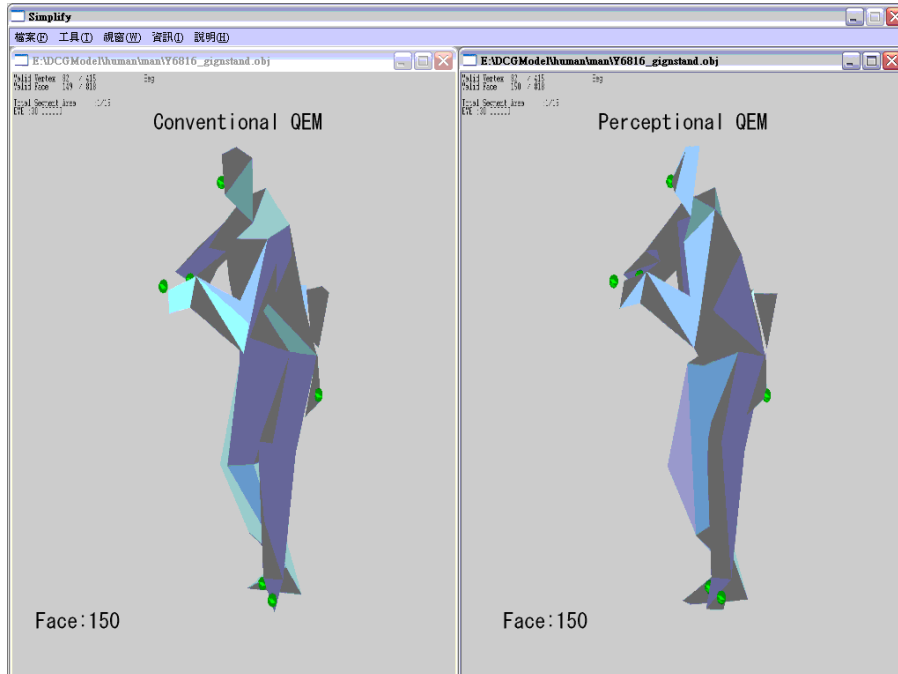
圖三十、Y6815\_Gerillia\_stand 64 面



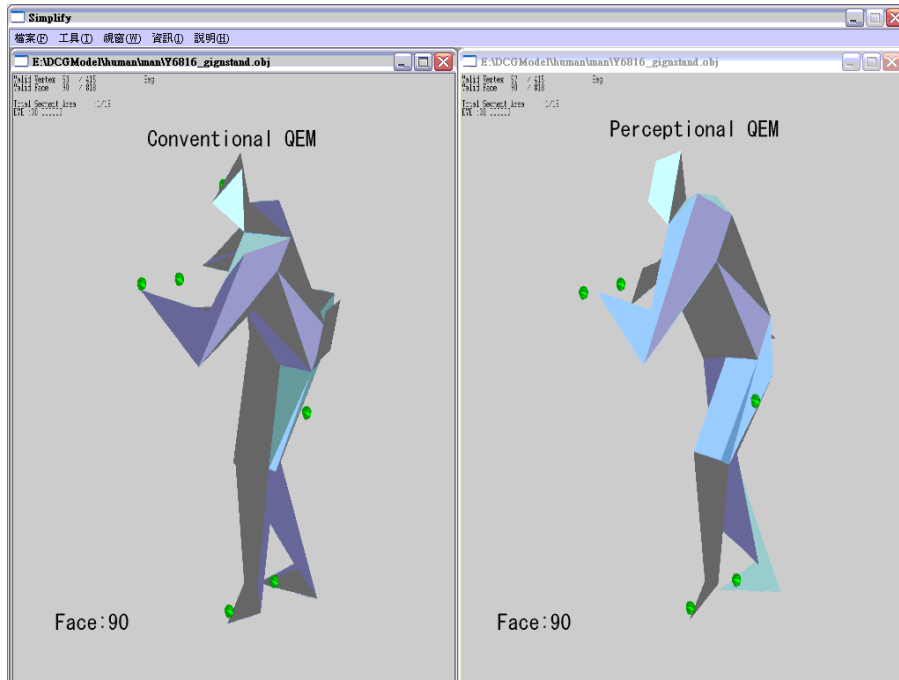
Y6816\_gignstand



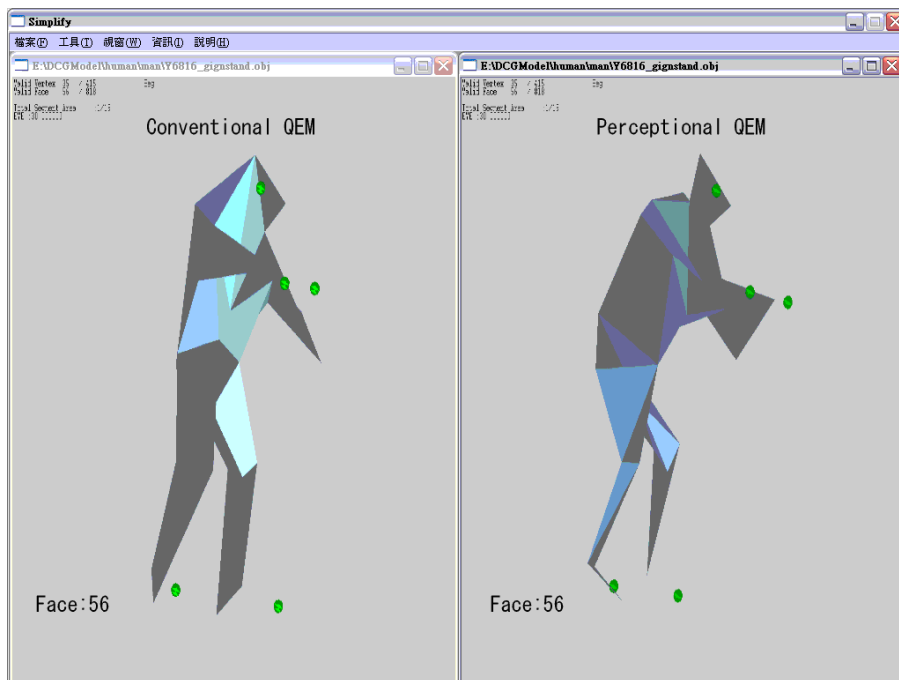
圖三十一、Y6816\_gignstand 結果



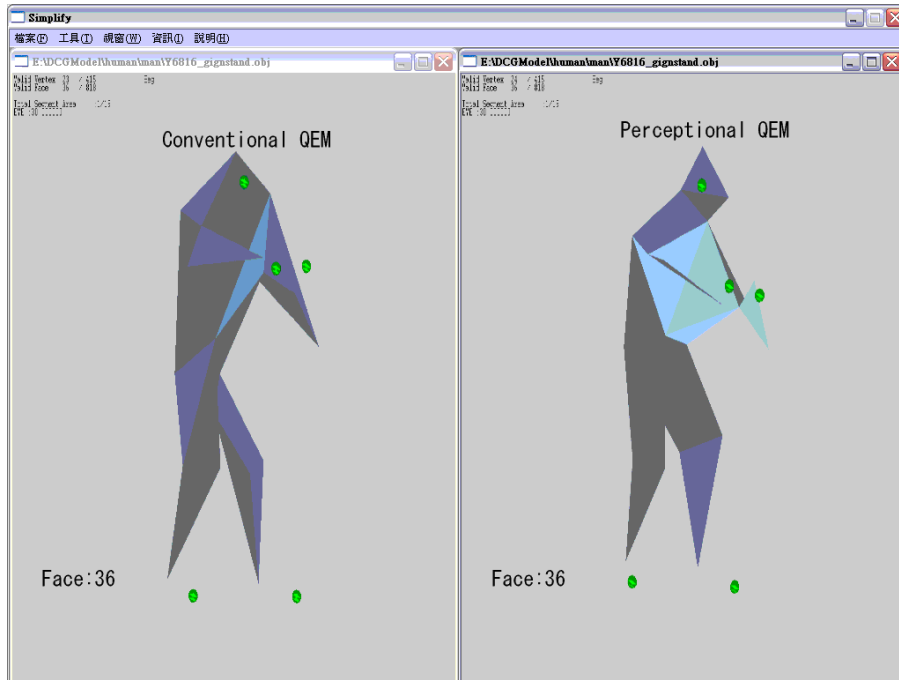
圖三十二、Y6816\_gignstand150 面



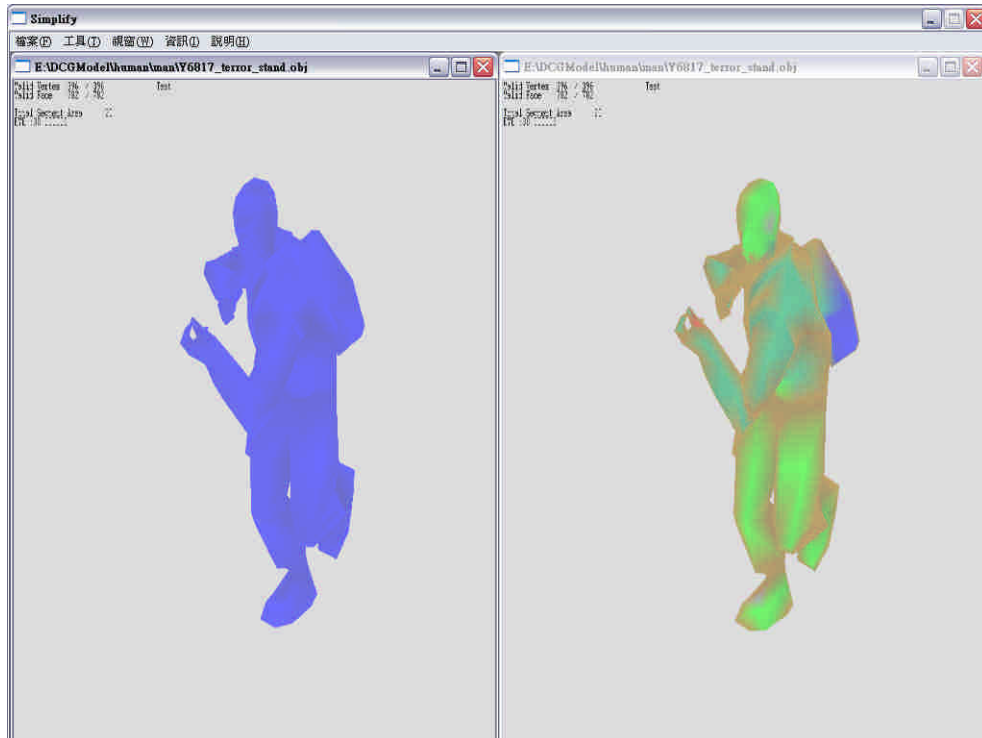
圖三十三、Y6816\_gignstand 90 面



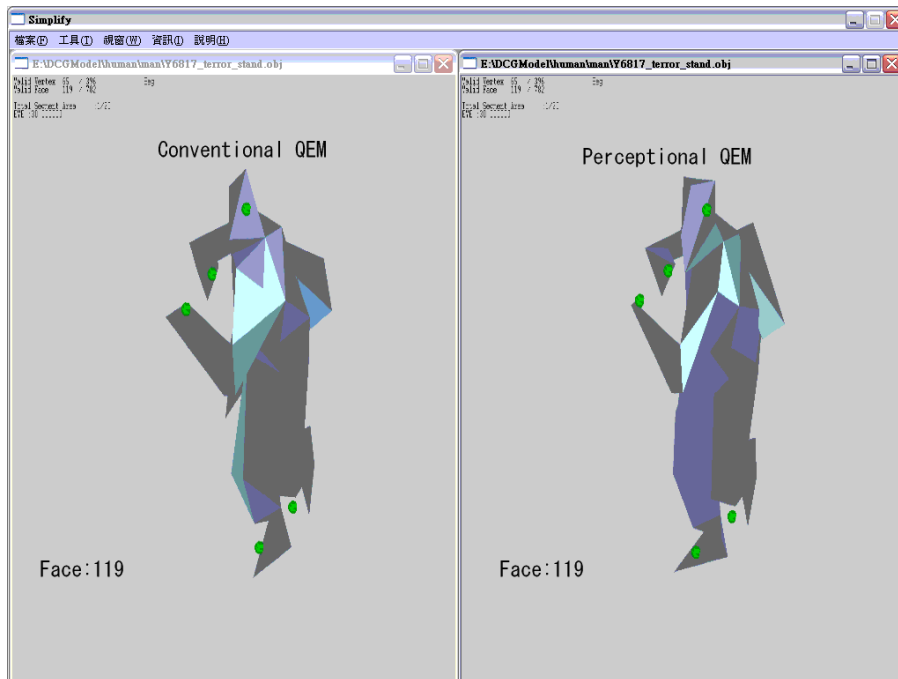
圖三十四、Y6816\_gignstand 56 面



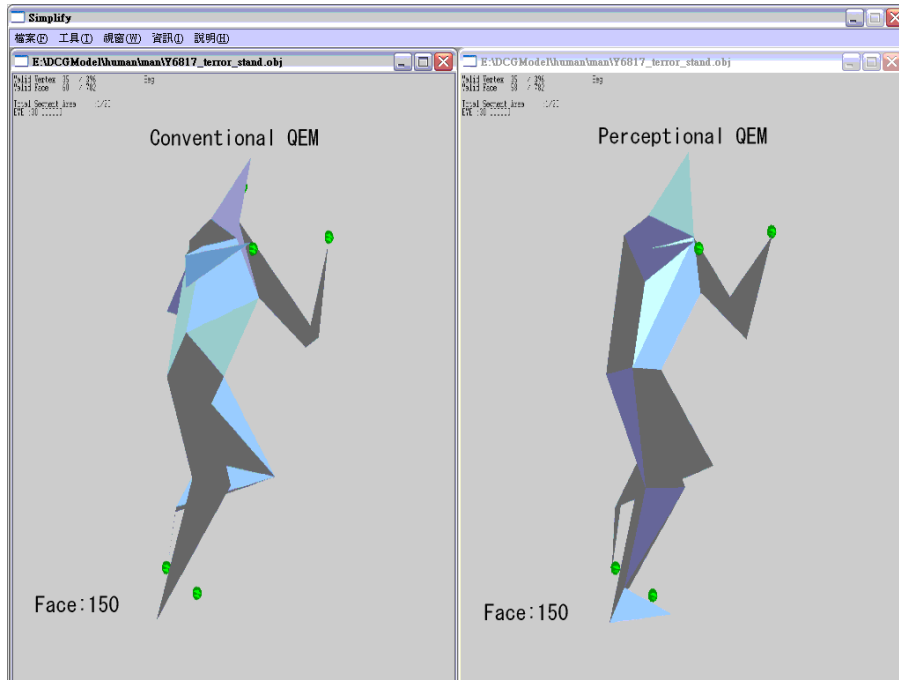
圖三十五、Y6816\_gignstand 32 面



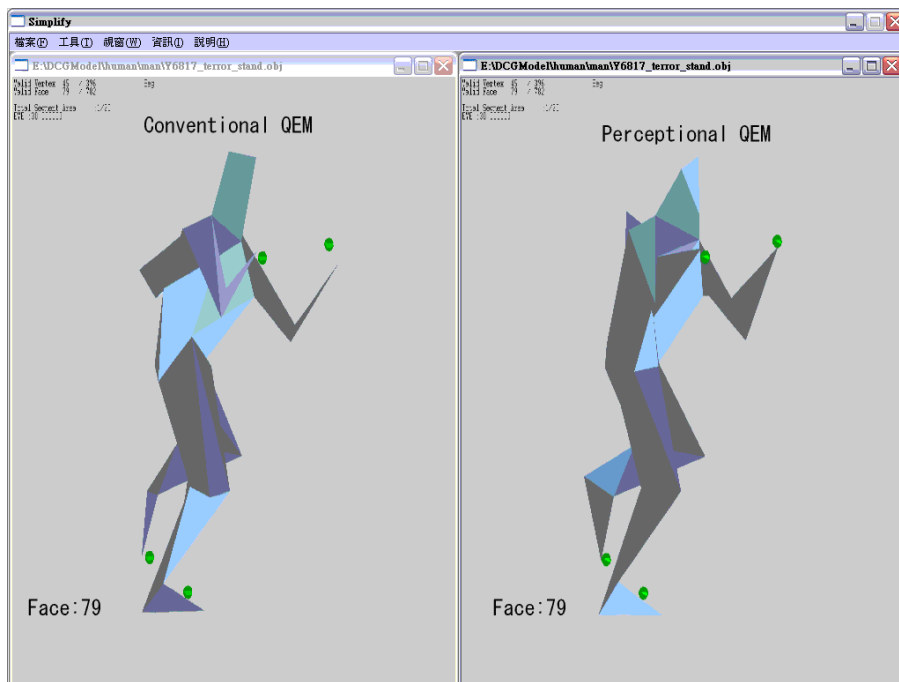
圖三十六、Y6817\_terror\_stand 權重設定比較



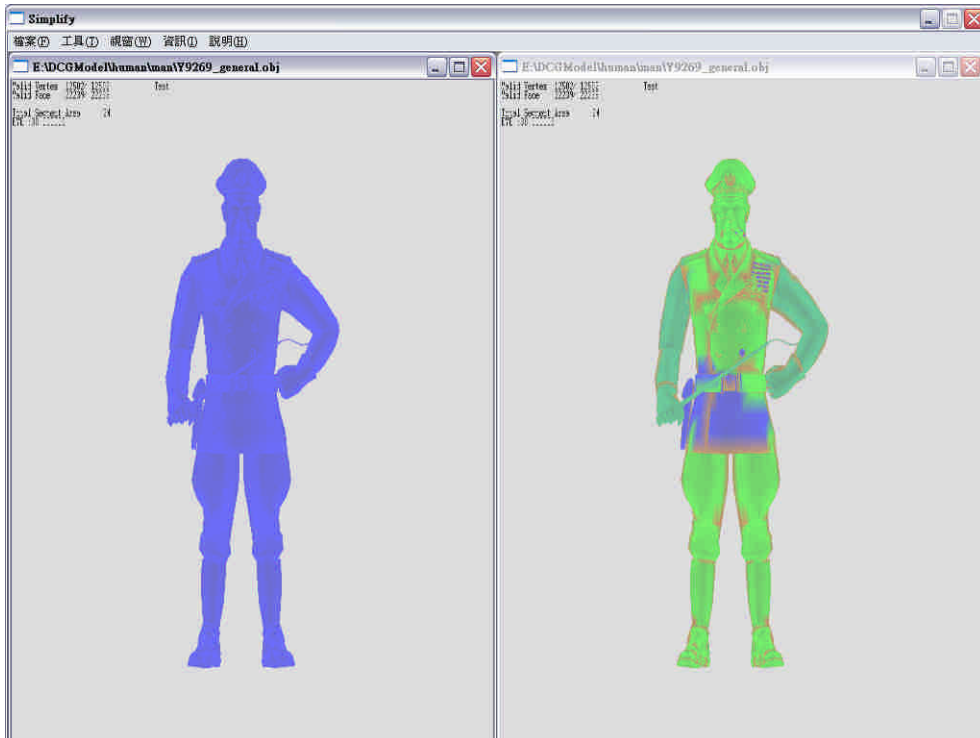
圖三十七、Y6817\_terror\_stand 119 面



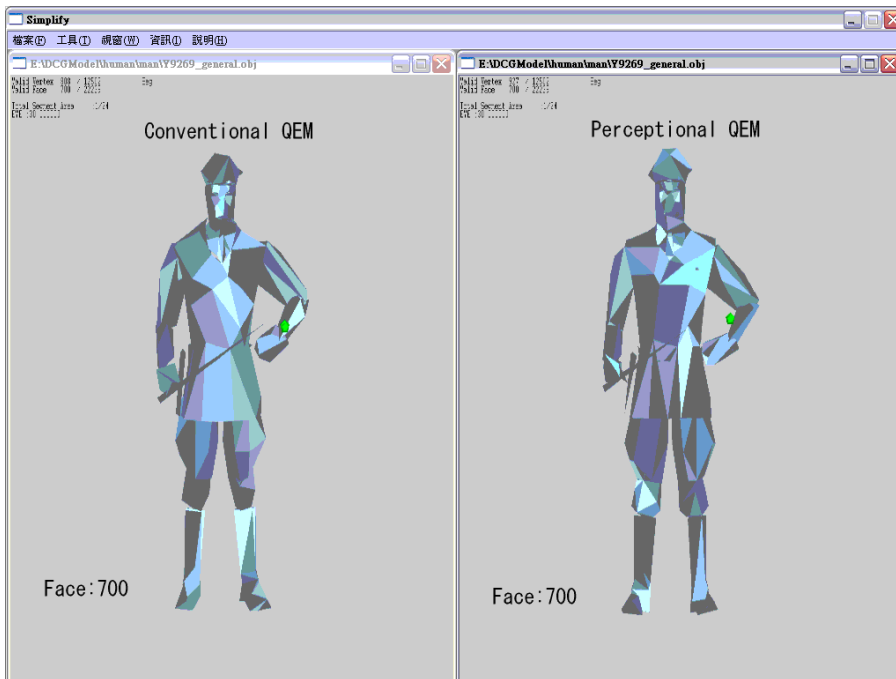
圖三十八、Y6817\_terror\_stand 150 面



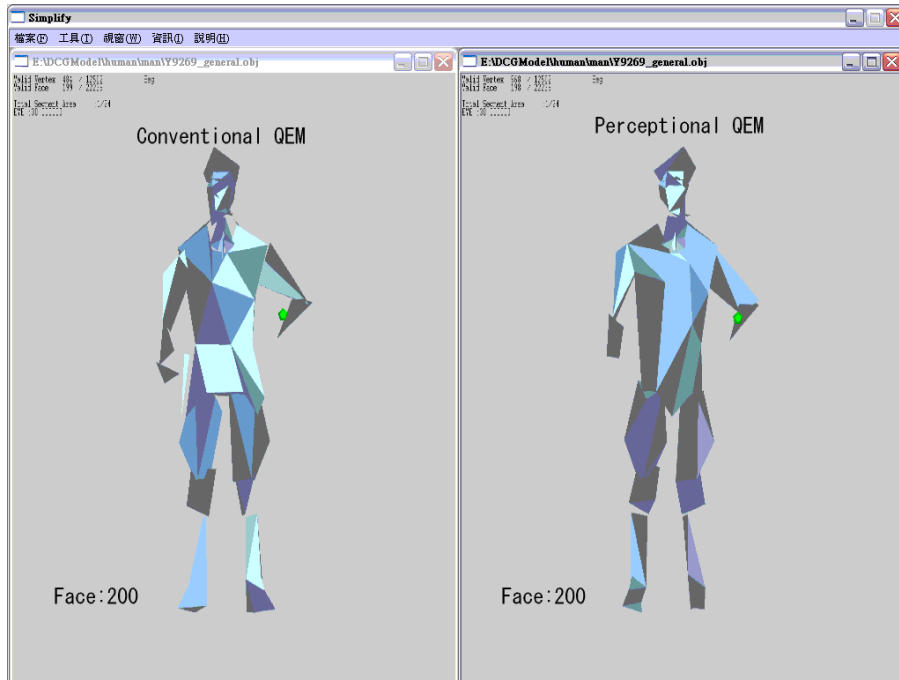
圖三十九、Y6817\_terror\_stand 79 面



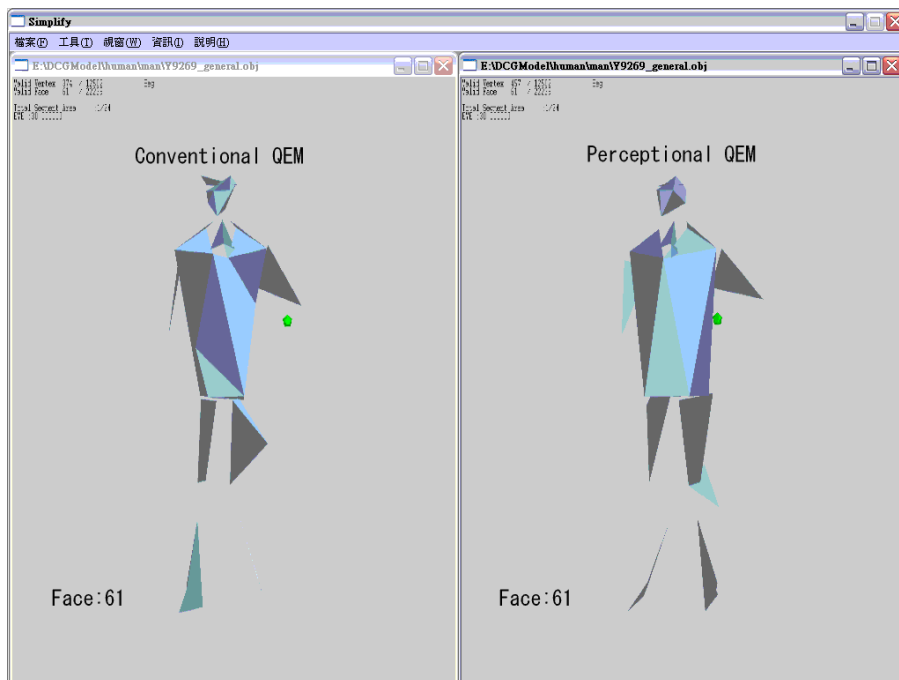
圖四十、Y9269\_general 權重設定結果



圖四十一、Y9269\_general 700 面



圖四十二、Y9269\_general 200 面



圖四十三、Y9269\_general 61 面

## 五、結論

本研究的主題主要為以感知的方式為基礎實作模型的細緻層級(LOD, level of detail)，所謂細緻層級為將模型依其在環境中的改變(如和視點的距離)而將模型以減少模型面數和精細度，來達到節省運算和儲存資源的技巧，細緻層級的實作有許多種方式，本研究採用連續式 LOD 的演算法來進行實作，QEM(Quadratic error metrics)演算法為代表性的 LOD 演算法，以幾何圖形的特性來對整個 3D 模型做平均的連續性簡化，但如要保留其各個模型本身感知上的意義則 QEM 演算法無法達成，感知上的意義為人類視覺對某一模型所認知和藉以判斷的特徵，如鳥的基本判別特徵為一雙翅膀、一雙腿、一個頭；牛的基本判別特徵為四隻腳、一尾、一頭等等以此類推，這些感知上的特徵有一項共同點為可用模型的骨架分支來做為在實作上的特徵判斷依據，因此還需要為模型做骨架生成，骨架生成的演算法採用台大歐陽明教授的電腦圖學研究室所開發的 DCG 演算法，骨架生成後經過計算可以知道模型的各分支和各個分支相對於主體的粗細和長度，本研究參考心理學關於人類圖形辨識的研究，以讀入相同類別的不同模型來做統計，用常態分布來歸納出有用的資訊來建構該類別的原型(prototype)，原型代表為該類別模型可被正確辨認所需要有的必要特徵條件，因此產生原型後的貢獻為可依原型知道可被正確辨認的前提下執行 LOD 的最低簡化程度，以及進行 LOD 時應被保留的模型特徵有哪些，和可以算出進行簡化的過程中的正確辨識度。

而未來的研究方向為原型目前所包含的資訊為該類別的主體和分支數目、各分支相對粗細的常態分佈以及分支相對長度的常態分佈，未來的研究可再加入其他屬性使原型更加精確，更加能代表該類別的模型，原型的成像方面可再用變形的方式呈現一目了然的模型。



## 六、參考文獻

- [1] level of detail for 3D graphics David LUEBKE, Martin REDDY, Jonathan D. COHEN, Amitabin VARSHNEY, Benjamin WATSON, Robert HUEBNER
- [2] M. Garland, P.S. Heckbert, “Surface Simplification Using Quadric Error Metrics” , SIGGRAPH ’ 97 Conf. Proc., T. Whitted, ed., Page(s):209-216, Aug. 1997.
- [3] H. Hoppe, “Progressive Meshes” , SIGGRAPH ’ 96 Conf. Proc., H. Rushmeier, ed., Page(s):99-108, Aug. 1996.
- [4] H. Hoppe, “View-Dependent Refinement of Progressive Meshes” , SIGGRAPH ’ 97 Conf. Proc., T. Whitted, ed., Page(s):189-198, Aug. 1997.
- [5] [1997ACM]Model Simplification Using Vertex Clustering. Kok-Lim Low+ and Tiow-Seng Tan+
- [6] VTK Web Site: <http://public.kitware.com/VTK/what-is-vtk.php>
- [7] Hoppe, H H. New Quadric Metric for Simplifying Meshes with Appearance Attributes. Proceedings of IEEE Visualization ’ 99. pp.59-66 1999.
- [8] Hoppe, H. Smooth View-Dependent Level-of-Detail Control and its Application to Terrain Rendering. Proceedings of IEEE Visualization ’ 98. pp. 35-42. 1998.
- [9] Lindstrom, P and G Turk. Fast and Memory Efficient Polygonal Simplification. Proceedings of IEEE Visualization ’ 98. pp.279-286. 1998.
- [10] D. Brodsky, B.A. Watson (1999). R-Simp: model simplification in reverse . Graphics Interface 99 conference poster abstracts, 39-40 (London, Canada, June).
- [11] Reddy, M. Perceptually Optimized 3D Graphics. IEEE Computer Graphics

and Applications. Vol.21(5). pp.68-75.2001.

[12] 葉素珍、劉慧珠. 人類的型態視覺. 科學月刊 1997 第 331 期

[13] 鄭昭明. 人類的圖形辨識. 科學月刊 1982 0154 期

[14] F.-C. Wu, W.-C. Ma, P.-C. Liou, R.-H. Liang, and M. Ouhyoung.  
Automatic Skeleton Generation by Domain Connected  
Graph. Paper submitted to Eurographics 2003.