

國立暨南國際大學資訊工程學系研究所

碩士論文

以 **3D** 骨架結構為基礎的人類認知型 **LOD**
Perceptual Level of Detail Based on 3D Skeleton
Structure

指導教授：陳履恆 博士

研究生：陳昱升

中華民國九十八年七月

國立暨南國際大學碩（博）士論文考試審定書

_____ 資訊工程 _____ 學系（研究所）

研究生 _____ 陳昱升 _____ 所提之論文

以 3D 骨架結構為基礎的人類認知型 LOD
Perceptual Level of Detail Based on 3D Skeleton Structure
_____（中、英文題目）

經本委員會審查，符合碩（博）士學位論文標準。

學位考試委員會

歐陽明

_____ 委員兼召集人

張鈞法

_____ 委員

陳履煥

_____ 委員

中華民國 98 年 6 月 26 日

博碩士論文電子檔案上網授權書

本授權書所授權之論文為授權人在 國立暨南國際 大學（學院）資訊工程 系
所 _____ 組 97 學年度第 二 學期取得 碩 士學位之論文。

論文題目： 以 3D 骨架結構為基礎的人類認知型 LOD

指導教授： 陳履恆

茲同意將授權人擁有著作權之上列論文全文（含摘要），非專屬、無償授權國家圖書館及授權人畢業學校之圖書館，不限地域、時間與次數，以微縮、光碟或其他各種數位化方式將上列論文重製，並得將數位化之上列論文以上載網路方式，提供讀者基於個人非營利性質之線上檢索、閱覽，或並下載、列印。

讀者基於非營利性質之線上檢索、閱覽或下載、列印上開論文，應依著作權法相關規定辦理。

授權人：陳昱升

姓名：陳昱升



（請簽名並蓋章）

中華民國 98 年 7 月 9 日

致謝

回想研究生兩年的生活，我很慶幸能夠順利畢業，特別感謝陳履恆老師的用心良苦，當我陷入研究上的瓶頸時，能適時給予建議與技術上的支持，讓我不至於失去對研究的熱情。也感謝全家人的支持，讓我沒有後顧之憂，全心全力投入在研究中。

暨大的環境非常優美，讓我能在研究時能到處走走而不至於感到苦悶，感謝 CG Lab 的各位，尤其是小溫與 shower 帶我進入 LOD 的世界，閒暇之餘不忘帶我去登山社所舉辦的活動，讓我認識了埔里附近多變的高山；也感謝 bird、fishman、沛宇以及 pointer 在我程式遇到問題時能夠給予我方向；感謝小蘭跟瑪莉還有大師姐，時常舉辦活動，讓我的研究生活更多彩多姿；也感謝小龍、小俞跟阿俊，讓我不會整天宅在家裡；以及黑輪、豆乾、歌神、謝杰，因為他們熱心的幫忙，在我做研究時不用顧慮到其他事情，讓我能夠順利通過口試；在 Japanese Corner 中，由於伊藤老師的日文課，讓我順利的考上了日文二級；以及在 Japanese Corner 的各位，讓我體驗到日本豐富的文化；也感謝埔里的美食把我養得又白又胖；希望在未來的某一天我還能回來 CG Lab 見見老師與學弟們，一起聚聚並談天說地。

論文名稱：以 3D 骨架結構為基礎的人類認知型 LOD

校院系：國立暨南國際大學資訊工程學系

頁數：45

畢業時間：民國九十八年七月

學位別：碩士

研究生：陳昱升

指導教授：陳履恆 博士

論文摘要

現今的 3D 場景在講究真實的同時，往往需要複雜的運算才能夠呈現，然而由於現在的電腦硬體處於過渡期的時代，可能無法負擔大量的運算而拖累整個效能。Levels of Detail(LOD)的出現，改善了 3D 場景中顯示的效能，依照系統環境的需求，適度的減少 3D 場景中模型的複雜度，讓整個 3D 場景的運行更加流暢。不過在降低模型的複雜度的同時，也會讓模型變得難以識別，因此如何保留模型的特徵，是一門相當重要的課題。

對於辨識模型來說，現在已經有研究提出以視覺化為基礎的 LOD，目的就是為了將簡化模型的判斷符合人類的感覺。因此我們試著提出以人類心理學為基礎的簡化方法，藉由每個人對於一個模型有一個基本的印象，我們稱之為抽象化模型 (Abstraction)，並且以抽象化模型的面數來當作限制模型簡化到最後的依據。

我們在本論文中提出了以抽象化模型為概念的認知導向 LOD 系統。Abstraction 是一個以不同的簡單的幾何模型所組成的模型，並且能夠表示原模型的特徵，其精簡的資訊可以在模型簡化時維持模型的特徵點。最後我們將簡化模型的演算法 QEM，結合 Geodesic Distance 總和的 Protrusion 值所設定的權重，來保留整體模型相對突出的頂點，並且以 Abstraction 的精簡的面數，來設定一個模型的最低面數。

關鍵字：Computer Graphics;Level of Detail;Human Perceptual System

Title of Thesis : Perceptual Level of Detail Based on 3D Skeleton Structure

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

Pages : 45

Graduation Time : JULY 2008

Degree Conferred : Master

Student Name : Yu-Sheng Chen

Advisor Name : Dr. Lieu-Hen Chen

Abstract

The 3D graphical representation of models on computer is becoming more and more accurate today. These representations often require complex calculations, but because computer hardware is now in a transitional stage, the overall efficiency may be affected when graphic calculations overloading the hardware on the hardware. The use of Level of Detail (LOD) can improve efficiency in graphic systems; the level of simplification can be adjusted according to system requirements, allowing graphic rendering to function more smoothly. However, as the complexity of models is reduced, it becomes more difficult to identify them. How to preserve the characteristic features of model is an important problem.

To aid in identifying models, research has begun examining a visually based LOD. The goal of this approach is to simplify models in accordance with human perceptual judgments. This thesis attempts to propose a simplification method based on human perceptual psychology. We start with the idea that everyone will have the perception of the models. This perceptions we call Abstraction, we use the faces of Abstraction as a basis for restricting the limits of model simplification.

This thesis proposes a cognitive oriented LOD system based on Abstraction. An Abstraction is a model composed of simple geometric shapes, which represents the characteristics of the original model. This simplified description allows a model to retain its characteristic feature when it is simplified. We then combine the algorithm used to simplify models (QEM) with a weight set by the Geodesic Distance sum to Protrusion

values to preserve the relatively protrusive surfaces. In short, we optimize faces of a model by simplified description of Abstraction.

Key words : Computer Graphics;Level of Detail;Human Perceptual System

目錄

致謝.....	I
論文摘要.....	II
Abstract	III
目錄.....	V
圖片目錄.....	VI
表格目錄.....	VIII
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景與動機.....	1
1.2 研究目的.....	1
1.3 系統架構.....	2
第二章 相關研究.....	4
2.1 Level of Detail.....	4
2.2 Quadric Error Metrics.....	4
2.3 Geodesic.....	4
2.4 Segmentation.....	5
2.5 Skeleton.....	6
2.6 Human Perceptual System.....	7
2.7 圖形辨識.....	8
2.8 Abstraction.....	9
第三章 系統架構.....	11
3.1 依據 Skeleton 對模型分段.....	11
3.2 Segmentation.....	12
3.3 抽象化模型.....	15
3.4 模型簡化.....	19
第四章 研究結果.....	21
4.1 抽象化模型結果.....	21
4.2 抽象化模型辨識率.....	27
4.3 模型極簡化結果.....	31
4.4 最小面數之壓縮比例表.....	39
第五章 結論.....	42
Reference	44

圖片目錄

圖 1：系統流程圖	3
圖 2：經由 DCG 分割所產生出來的 domain ball 以及 segment	5
圖 3：一樣的 Geons 藉由不同的組成方法可以產生不同的模型	9
圖 4：依 skeleton 資訊對模型進行分段，左圖為 frog，右圖為 panda	12
圖 5：模型分支分類視窗	12
圖 6：經由 DCG，segmentation 後所產生的模型	13
圖 7：經由 100 次收縮的 woman 模型，紅色為水流法所經過的區域	14
圖 8：經由 1000 次收縮的 woman 模型，原本凸出的地方被歸類為身體	14
圖 9：segmentation 後的結果，紅色區域為軀幹部分	15
圖 10：Y2500_MUTT_DOG 的模型以及骨架	16
圖 11：Y6622_T2 的模型以及骨架	16
圖 12：六角錐和六角柱	17
圖 13：模型、骨架與抽象化模型	18
圖 14：將分支的切面中心與身體的六角柱連接	18
圖 15：經過 protrusion 加權過後的模型	19
圖 16：分支依照剩下的 vertex 決定是否能形成 triangle mesh	20
圖 17：左為傳統的 QEM，右為加權過後的 QEM 結果，設定面數為 192	20
圖 18：以前的抽象化模型(1)	21
圖 19：以前的抽象化模型(2)	22
圖 20：Y2416_DOBERMAN 與抽象化模型(面數 192)	22
圖 21：Y6817_terror_stand 與抽象化模型(面數 198)	22
圖 22：Y2465_HORSE 與抽象化模型(面數 180)	23
圖 23：Y6622_T2 與抽象化模型(面數 156)	23
圖 24：Y5639_Honey 與抽象化模型(面數 222)	23
圖 25：Y5141_child 與抽象化模型(面數 174)	24
圖 26：Y2500_MUTT_DOG 與抽象化模型(面數 180)	24
圖 27：Y2392_chichma 與抽象化模型(面數 180)	24

圖 28：Y3089_Horse 與抽象化模型(面數 198)	25
圖 29：Y6423_starfish 與抽象化模型(面數 78)	25
圖 30：Y2439_GIRAFFE 與抽象化模型(面數 180)	25
圖 31：Y5492_TREEFROG 與抽象化模型(面數 162)	26
圖 32：Y2481_LION_M 與抽象化模型(面數 204)	26
圖 33：Y2480_LION_F 與抽象化模型(面數 168)	26
圖 34：Y2407_CROCODIL 與抽象化模型(面數 108)	27
圖 35：以過去的抽象化模型面數來設定簡化最小面數的模型	31
圖 36：Y2416_DOBERMAN 簡化到 192 面	32
圖 37：Y2416_DOBERMAN 的同顏色比較	32
圖 38：設定最小簡化面數，左為 102 面，右為 192 面	32
圖 39：Y6622_T2 簡化到 156 面	33
圖 40：Y6622_T2 的同顏色比較	33
圖 41：設定最小簡化面數，左為 80 面，右為 156 面	33
圖 42：Y2465_HORSE 簡化到 180 面	34
圖 43：Y2465_HORSE 的同顏色比較	34
圖 44：設定最小簡化面數，左為 96 面，右為 180 面	34
圖 45：Y2439_GIRAFFE 簡化到 180 面	35
圖 46：Y2439_GIRAFFE 的同顏色比較	35
圖 47：設定最小簡化面數，左為 88 面，右為 180 面	35
圖 48：Y3089_Horse 簡化到 198 面	36
圖 49：Y3089_Horse 的同顏色比較	36
圖 50：設定最小簡化面數，左為 96 面，右為 198 面	36
圖 51：Y2480_LION_F 簡化到 168 面	37
圖 52：Y2480_LION_F 的同顏色比較	37
圖 53：設定最小簡化面數，左為 88 面，右為 168 面	37
圖 54：Y5492_TREEFROG 簡化到 162 面	38
圖 55：Y5492_TREEFROG 的同顏色比較	38
圖 56：定最小簡化面數，左為 82 面，右為 162 面	38

表格目錄

表 1：抽象化模型辨識率	27
表 2：最小面數之壓縮比率	39

第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

現今有許多的 3D 場景應用都是 3D 模型(model)去模擬出來的，其模型的組成方式有分為 polygonal 和 parametric modeling，這兩者各有各的優點，如後者的代表方法之一的 parametric modeling，其控制點資料較少，可以藉由公式算出曲線，正確的描述生物凹凸多變的造型，但是由於 polygon 的單純特性，使得模型的構成還是以 polygon 為主流。其中 polygon 又以三角面(triangle mesh)為最小構成單位，因為三個頂點(vertex)可以共面，不會有彎曲的問題，且現在的繪圖引擎依舊以三角面為主，使得它建構一個模型來說已經很足夠。遺憾的是，現實生活層面的物體多半都是有曲面的，而依照三角面的特性要描述一個彎曲的物體就需要很多的三角面的資料，在電腦硬體讀取這些模型時就需要大量的時間，配合模型的表面顏色以及光源，顯示出擬真的 3D 模型時往往耗費了大量的資源。雖然電腦硬體在廠商不斷的開發之下日新月異，但硬體的運算效能往往追不上愈趨近於擬真模型的需求，使得 3D 場景的成像的效率大打折扣，進而拖累整個速度。

因此，當 Levels Of Detail (LOD) 這個技術被提出來的時候，其理論被用在 3D 場景的成像上。LOD 的概念就是降低計算上的複雜度，適當的簡化模型的面數，對於無法負擔大量運算的電腦硬體來說，可以提升整體效能，讓 3D 場景的成像上更為流暢。

1.2 研究目的

很多 3D 場景模擬上的應用都會用上 3D 模型，但是不同的模擬應用也會有不同的需求。以即時(real time)成像的 3D 遊戲來說，為了提高動作的流暢性，對於物理學的計算以及貼圖打光上的精準度可能不是這麼的重要，所以會使用比較近似且簡單的方法去代替模型的形成；在模擬飛行的 3D 地圖成像系統中，我們也常常會感覺到遠方的景物會比較模糊。這些都是為了效能，將比較次等不重要的資訊以簡單的方式呈現出來，如此一來就能提升流暢性來達到 3D 場景的即時效果。但是對於動畫或電影的特效，則需要精確的模擬每一個細節，所以通常都是將影片預錄好，再將片斷的

模擬結果以流暢的方式撥出。

我們主要是研究即時系統中的 3D 場景，比較重視於效能上的模擬，爲了減輕電腦對 3D 場景的成像所產生的負擔，常常會簡化 3D 場景的模型，以提升流暢度。通常一個受到簡化的東西應該要保持著該有的特性，所以現今有很多種研究在於如何去保留這些特性，例如 Quadric Error Metrics (QEM)[1]以及 Progressive Meshes(PM)[2]，都以區域性上的邏輯性來當作簡化的權重值，並加以簡化。不過現在很少提及如何以整體性來當作簡化的依據，所以我們試著去提出以模型骨架的權重值，再加上人類對於模型的認知理論，來當作整體性的簡化方法。

雖然人類主觀認知去辨認一個物體的規則，很難有一定的標準。不過畢竟辨認物體的觀察者還是”人類”，所以加入人類的主觀因素的 3D 圖形辨識，也應該受到重視。

對於人類認知判定一個模型來說，其實有很多種要素。在認知心理學的相關研究中，圖形辨識有提到模板比對理論、典型比對理論以及特徵比對理論，可以用來作爲人類辨識的一種基礎。當然，人類辨認物體的時候可能還會再遵照其他種的理論去進行，但是我們希望以人類最深層的心理學來當作辨識簡化過後的模型，所以我們選擇了以特徵比對理論以及抽象化模型來當作判斷模型的根據。

1.3 系統架構

我們試著以計算抽象化模型(abstraction)的面數，來決定模型可以簡化的最低面數，因爲抽象化模型雖然是以簡單的幾何模型來表示，卻足以表示一個模型的整體特徵。抽象化模型導入了骨架(skeleton)的資訊，以及模型表面上的頂點，以符合模型的整體特徵。

模型的簡化演算法中，是以 QEM 做爲基礎，爲了讓模型的分支部分在極度簡化下能夠保留，我們導入 geodesic distance 並設定權重(weight)。geodesic distance 是頂點到其他頂點的表面上的距離，如果將這些距離總合起來，其值就是突出度(protrusion)，可以用來表示模型的整體性，能夠分出分支與中心部份；以頂點來說，如果分支愈末端，那麼突出度就會愈高，如果加在 QEM 的權重設定中，就可以保留其特徵，使得整個演算法對於模型簡化的考量更加完善，並且對視覺與認知導向的模型簡化做進一步的驗證。

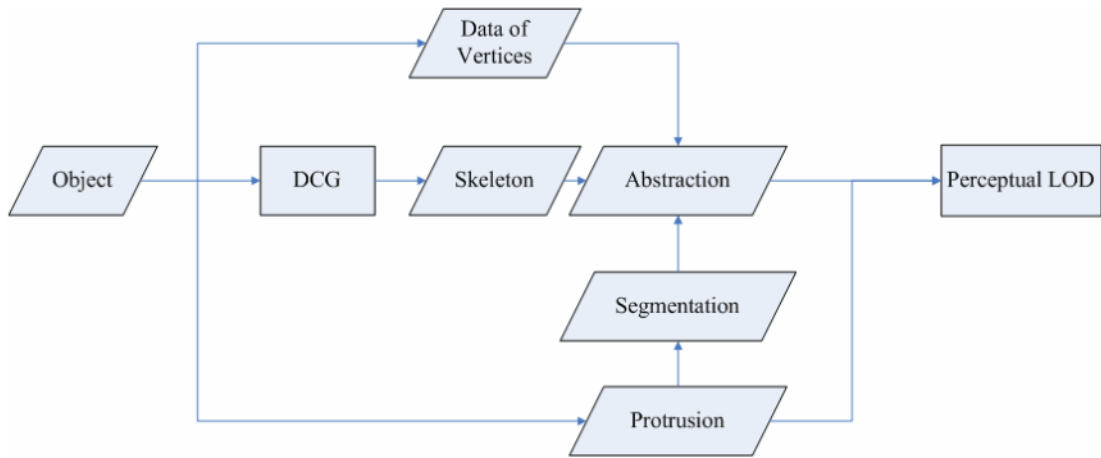


圖 1：系統流程圖

本系統中的基本架構如圖 1 所示，模型需要先從 DCG 中製作出骨架，然後使用者再透過 GUI 介面，讀取模型以及 DCG 的骨架資料，模型的資料是以 polygon 的 vertex 資料以及 triangle mesh 的 index buffer，系統會自動算出抽象化模型的面數，並且選擇是否設定 protrusion 權重，最後設定簡化的面數，我們的目的是在極簡化的模型中仍然能保留該有的特徵，並在實驗中證實有加入權重的 QEM 較能保持模型的整體外觀。

第二章 相關研究

2.1 Level of Detail

LOD 是一種技術，可以加速電腦圖學中的成像速度，主要是在盡量維持繪影品質的前提下，降低所需處理與計算的複雜度來達成增加效率的目的。除了簡化模型外，畫面顏色精確度、座標系統與法向量的數字與計算精確度、著色模式、光源的形式與數量、以及材質貼圖的數量與解析度等等因素，皆在廣義的 LOD 範疇之內。而最近以模型的表面來簡化的演算法有 QEM 以及 PM，都是以幾何性質為簡化的基礎。

2.2 Quadric Error Metrics

QEM(Quadric Error Metrics)演算法於 1997 年由 Michael Garland 和 Paul Heckbert 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 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存成堆積樹(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。

由於 QEM 是用矩陣為資料結構的二次曲面誤差，如果增加其他屬性時則需要增加矩陣的維度，例如 vertex 中的所存的陣列基本資料有座標值(x,y,z)，如果增加顏色資料則陣列資料形態需改為(x,y,z,r,g,b)，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。

2.3 Geodesic

一般 3D 模型的表面通常都不會是平坦的，而模型的頂點與頂點沿著表面上的最短路徑即是地理測地線距離(geodesic distance)，我們可以使用地理測地線來當作模型整體性的依據。

我們參考了[13]，這篇論文是以 geodesic distance 的總和值分段後再取區域的 node，依照模型特性連結而成為 skeleton。我們可以得知 geodesic distance 總和值 protrusion 可以代表一個模型的整體性，而 protrusion 的特性是其值愈高，就代表相對突出的 vertex，因此我們就可以很清楚的分辨出分支與身體的部份，以簡化模型來說，分支通常是比較重要的特徵，因此我們希望加入 protrusion 值來增加分支的權重，並配合 QEM 的方法來讓整體的簡化更能保留模型的特徵。

我們是以模型上的 Edge，運用 Dijkstra's Algorithm 來計算頂點與頂點的 geodesic distance，不過計算 geodesic distance 必須先確定兩點之間有 edge 可通過才行，如果兩點中間沒有 edge 可供通過的話，可能會造成數個以上的 set 數值，由於這些 set 的數值互不相關，可能造成 protrusion 值無法代表整體性。

2.4 Segmentation

模型的 segment 可以用來代表各個部位，過去有很多以 segmentation 為主要的研究，由 Fu-Che Wu 等人所提出來的 Domain Connected Graph (DCG) [3]，使用 voronoi diagram 依其特性在模型產生出許多球體，這些球體距離 vertex 都是最短的，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，再將非常接近的 domain ball 做合併，最後將存留下的 domain ball 做分類。domain ball 主要分為三類，共有 joint point、connection point 和 end point，joint point 代表模型中的主幹，其相鄰的 domain ball 會有兩個以上，connection point 代表模型中的分支連接，其相鄰的點剛好有兩個，而 end point 是分支的末端，他只會與其中一個 domain ball 連接。最後 domain ball 來決定 segment 數，如圖 2。

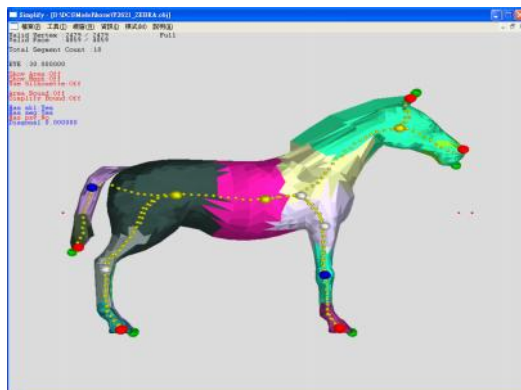


圖 2：經由 DCG 分割所產生出來的 domain ball 以及 segment

Sagi Katz 等人依照 geodesic distance 的特性將模型區分為數段的 segment[4]，運用點的 geodesic distance 以及點的 angle 值計算出權重作為分割邊界的基準，再以 Max-flow min-cut theorem 的方法從 fuzzy 區域分割出邊界線。Hsueh-Yi Sean Lin 等人以各個 locale 之間的面積的差值來當作模型的分界點[5]，此演算法藉由點 v_i 到其他的點的 geodesic distance，總合算出該點 v_i 的 protrusion 值，並且將分支末端最高 protrusion 值的點對其他的點計算 geodesic distance，依照大小分成 32 段的 locale，藉由彎曲面的面積比平坦的面積還要大的特性，來算出最有可能成為分界線的 locale 區段，並以

$$\text{Ang_Dist}(uv) = (1 - \cos(\angle uv))$$

來計算角度的方式以確定凹凸度最大的分割線。

在[6]以直觀的方式分割出身體與分支的部位，此方法也是運用 geodesic 的觀點，依照各個不同的 protrusion 值切割分隔線。由於身體的部份的 protrusion 值較低，且身體以外的分支 protrusion 值較高，因此可以用水往低處流的方法算出一個特定的區域，這個特定的區域從分支的末端包含到身體部分。將所有的分支的特定區域算出後，依照互斥反或的方法成功分離出身體與分支。由於模型本身可能會有凹凸不平的表面，造成水流法可能遇到區域較高的 protrusion 值的點就會停止搜尋，因此演算法算出 protrusion 之前要先經由 nonlinear mesh smoothing，所使用的方法為 umbrella operator，其公式如下

$$V_{new} \leftarrow V_{old} + \delta \cdot L(V_{old})$$

且

$$L(v) = \frac{1}{n} \sum_{i \in N(v)} U_i - V$$

這裡的 $N(v)$ 表示鄰近於頂點 v 的點的集合而 U_i 為使用者定義值，如此一來可將模型做一個收縮的動作，並將雜訊降至最低，讓特定區域能夠包含整個身體，並算出身體的部份。

2.5 Skeleton

依照 DCG 演算法，我們可以從一個模型中得到 skeleton，skeleton 代表模型的外觀訊息，能夠在簡化的過程中維持模型外觀。skeleton line 是 domain ball 之間的連線，

作為骨架的單位，可以精準的描述骨架的分布狀況。因為 skeleton 是整體性的資料，它可以依照各個不同的分支而決定分支的重要性與否，而過去的模式簡化如 QEM 都是注重於區域性的簡化，可能會忽略視點整體上的特徵，如果能夠將這兩種方法結合起來，對於保留模型的特徵一定更有幫助。

最近也有使用 mesh 的收縮來做出骨架[16]，運用 laplacian smoothing 來收縮 mesh，直到體積為 0，並且消除了崩塌的三角面，這個演算法在收縮 mesh 依舊能保存模型的整體性。

2.6 Human Perceptual System

人類的感知系統[7]，主要是由人類的五感以及經驗，來做為影響認知的要素。因為電腦圖學的成像被決定的是眼睛看到的東西，所以我們的研究主要是以視覺的認知系統為主。視覺認知牽涉到形狀、形體、顏色、輪廓、對比和動作的基本分析。這些元素由我們的眼睛中的末梢神經系統去感受。接著，以物理能量形式存在的電磁波訊號被轉換為電器化學訊號，在傳送到視皮質做進一步的處理。在後面這個階段裡，視覺認知和更高層次的處理過程才開始產生。

這些根本的資訊被組織成基本的形體，而這些基本的形體是更高層次處理的基礎，而且大部分是不須事先學習或經驗就可以察覺。基本型體的例子就是『圖形和底色』，其中物體(也就是圖形)從背景(底色)中突顯出來，如同文字(圖形)從紙張(底色)中突顯出來。

這些基本形體和我們的長期記憶產生連結，而我們儲存在長期記憶中對世界的一切了解，賦予了這些基本形體意義。有時候，我們把這個資訊處理模式的最後階段稱之為更高層次的認知，倒不是因為這個過程比較細膩，而是因為它是之前所有『低階』過程的結果。除此之外，我們腦部的思維會將我們的注意力導向視覺畫面的特定部分，給予顯著的特徵或個人感興趣的地方較多注意力。最後，腦部把更多的資訊加諸在這些原始的視覺印象上，進而對最初所接收到單純的視覺刺激，賦予了更豐富的意義。

2.7 圖形辨識

圖形其實是一個視覺刺激的集合體[8]，依照個人過去所吸收到的經驗，可以輕易的判斷物體的類型，人類對於圖形辨識有著高度的容忍力，以植物而言，花、草、樹木都有一定的特性，雖然以生物學來說他們還可以細分為數種科目，但是我們不會因為他們外型上的不同，而誤判他們的種類。目前以下列五種理論最為主要。

模版比對理論(Template-matching Theories)

這是最簡單的想法，我們對於接觸過的外界事物，都會以一個印象或模版存放在腦子裡面，當外界圖形再一次的出現在我們眼前時，其形狀會與腦子裡面的模版一一比對，當其中一個模版與圖形的形狀吻合時，就達到辨識的效果。在 1967 年，康乃爾大學心裡學教授 Neisser 對模版理論提出修正，他認為在模版比對之前，如果先對圖形刺激作某種適當的處理，則一個模版可以用來辨識許多的圖形刺激，也就是說，不是每一個圖形刺激，都必須在腦子裡面存放一個模版。

典型比對理論(Prototype-matching Theories)

當我們隨意地想像一棵樹的時候，這棵樹可能不是這個世界上所存在的特定的數，我們主觀上所認為『平均』或者『典型』的樹。過去曾經有過一個實驗，把一些不同的杯子圖案讓 30 個人去界定是否為杯子，結果最被認同的杯子幾乎就是所有杯子的特性的平均值。

但是這個理論的困難點在於，我們無法去清楚界定出各個事物的典型代表，而在許多的論述中，有一方認為一群事物的典型，是對其的觀察而得來，所以應該取這一群事物的平均圖形，而另一方又認為，典型不可單取平均數，還要依照每一個事物出現的次數做加權，所以應該取加權平均數，還有另一方認為，典型應該由最常見的事物，來代表一群事物，例如在台灣最常見的鳥類是麻雀，但是在美國，最常見的鳥類則是金絲雀。

屬性區辯理論(Feature-discrimination Theories)

這個理論認為，事物或圖形都有其各自的特徵或屬性，因此要分辨事物或圖形，就必須先分析其特徵或屬性，然後再依照其屬性的值量而進行辨識。例如英文字母

A，可以用下列屬性來表示：水平直線、對角直線、線段交叉與具有對稱性。

而屬性區辯理論也同時假設，人類儲存外界事物、圖形或符號的記憶系統，是由一個或者數個多屬性空間所組成，依照在各屬性上面的值量，在某一空間裡佔據一個位置，所以當外界的訊息被分析成多種屬性時，將這些屬性在大腦裡分類，在空間中找到相對應的點，這樣就可以辨識出該事物。

計算理論

這個理論既有典型比對理論的成分也有屬性區辯理論的成分，這個理論用於電腦圖形構成的基礎，計算並顯示出人類對於模型的知覺印象，讓人類能夠瞬間辨識三維的物體。

幾何單元理論(Geon Theory)

由南加州大學教授 Irving Biederman 所提出來的理論，對於形狀知覺的概念是建立於圖元概念，所提出的成分識別理論(Recognition by Component, RBC)[9]，認為任何一個物體都能夠由數個簡單模型(Geons)所組成，藉由 36 種不同的 Geons 可以組合成為各種不同的物體。根據 RBC 的觀點，三種不同的 Geons 就可以組成我們日常生活常見的物品。

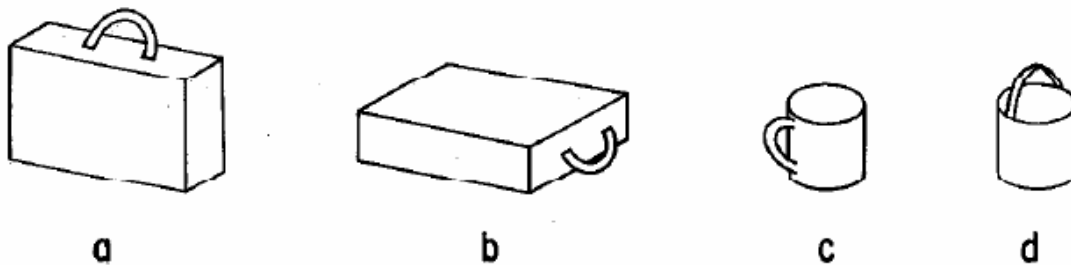


圖 3：一樣的 Geons 藉由不同的組成方法可以產生不同的模型

2.8 Abstraction

人類對於同種類的物體都有一個共同的印象，而且這個印象都伴隨著物體的特性，例如人類的四肢，狗的耳朵，猴子的尾巴。而我們希望能以最少的面數來代表一個有特徵的模型，我們稱之為抽象化模型(abstraction)。

在[14]有提到，減少圖形或 3D 場景的複雜度，將較不重要的部分刪除，有助於

使用者辨識，並使用簡單的幾何模型來構成圖型或 3D 場景的 abstraction，由於模型較少的關係，可以大幅減少計算上面的負擔。文中提到有以 simple cuboids 為主要構成單位的 APEX system[15]，將數個模型 merge 成一個 simple cuboids，用來表示這一部分的模型。

我們以 DCG 的 domain ball 來作為各個分支的轉折點，藉由中心的 joint point 往分支末端畫出一段段的六角柱(6-sided prism)，末端再由六角錐(6-sided pyramid)作為分支頂點，來代表一個模型抽象化的分支。其次是將 joint point 的部份以連續的、不同方向的六角柱來包住整個身體，構成抽象化的身體，最後再以抽象化的面數決定模型可以簡化到的最小面數，即使在非常簡化的情況下，仍然可以辨認其模型。

第三章 系統架構

爲了以人類心理學的感知來保留模型中特徵，本系統將 DCG 所產生出來的骨架特徵，配合模型上的 **vertex** 來形成抽象化模型，並算出抽象化模型的面數，來做爲視覺感知的辨別基礎，以限制動態 LOD 可以簡化到的最低面數。

在擷取該類別下的各個模型的資料是從 DCG 所產生的骨架著手，骨架的重要性爲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，籍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。

爲了能夠保留分支的特徵，我們使用 **protrusion** 來當作權重的設定，爲了將數值正規化，我們使用了下面的式子

$$Weight_n = \frac{P_n - P_{\min}}{P_{\max}}$$

產生了權重值後，以此爲保留依據將模型做簡化，配合簡化演算法 QEM，在簡化時保留模型所包含的特徵，讓 QEM 演算法綜合視覺感知上的權重設定成爲有保留視覺感知的 LOD 演算法。

除此之外，我們也希望限制模型能夠簡化的最小面數，依照抽象化模型的面數分配到各個 **segment**，然後決定模型中的 **segment** 的最小能接受的面數。由於 DCG 的 **segmentation** 有時候會無法分別軀幹與四肢的分界點，所以我們參考了[6]來確定出身體的範圍，目的就是爲了讓抽象化模型能有一個身體的體積，判斷抽象化模型所能涵蓋的分支範圍。

3.1 依據 **skeleton** 對模型分段

爲了分析 **skeleton** 對於模型整體的關聯，首先我們依據 **skeleton** 的走向對模型做分段的動作。由 DCG 演算法求取 **joint point**、**connection point** 以及 **end point** 的部分，分段的依據是由 **joint** 沿著 **skeleton line** 經過 **connection point** 最後到達 **end point** 爲一支。模型分段的結果如圖 4。

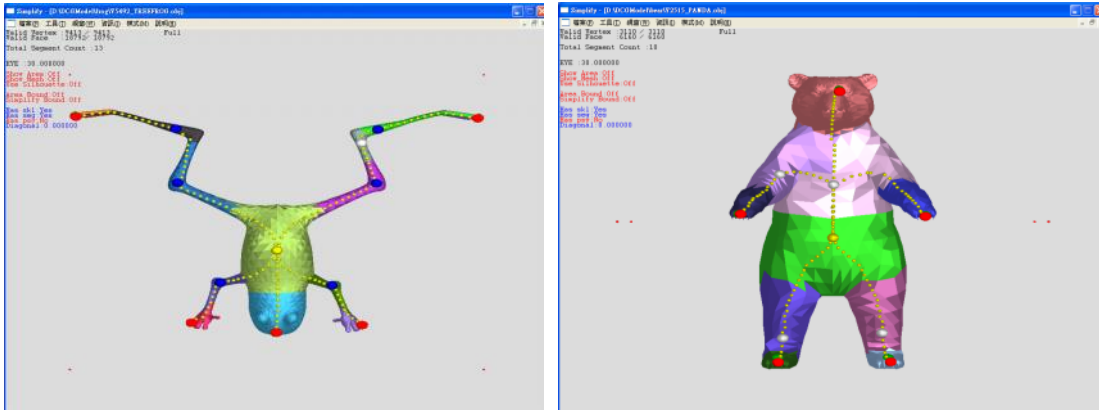


圖 4：依 skeleton 資訊對模型進行分段，左圖為 frog，右圖為 panda

由於 DCG 所找出來的分支並沒有明確的分類，可能會導致之後的結果產生錯誤，所以我們必須手動對各個分支做分類，尋找分支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。

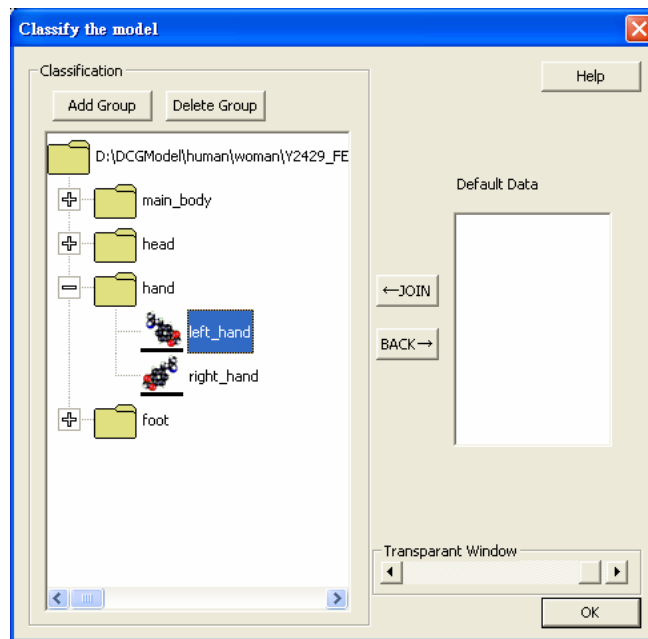


圖 5：模型分支分類視窗

3.2 Segmentation

DCG 對於一些特定的模型如圖 6，由於 domain ball 的關係，可能無法去界定分支與身體的分界點，讓 segment 所代表的部份較缺乏分支區域性，所以我們參考[6]

所提出的演算法，依照精準的分割模型的分界點。

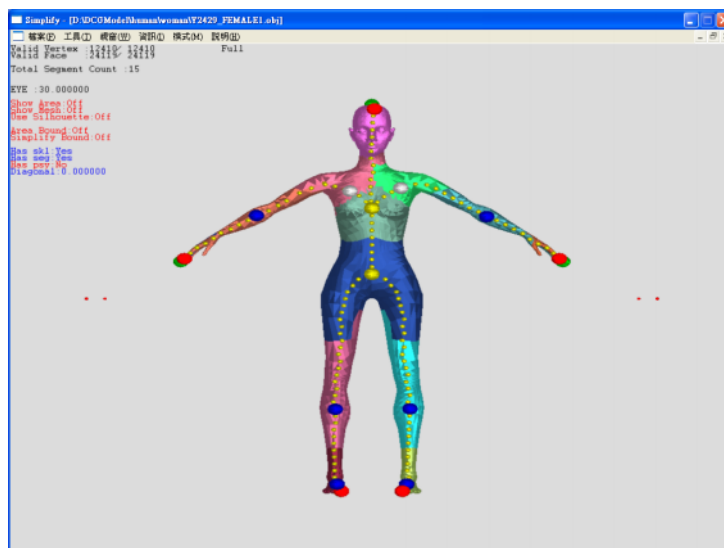


圖 6：經由 DCG，segmentation 後所產生的模型

這個演算法一開始要先對模型做收縮的動作，以減少雜訊避免水流法失誤，對於收縮的部份，演算法先算出點 v 到鄰近的點的所有向量，將向量平均化後再乘以參數 (<1) 得到一個全新的向量 $vector(v)$ ，之後將所有的點 v 加上這個向量 $vector(v)$ 即可得到相對收縮的模型。我們使用 100 次的收縮，如圖 7，之後再找出 protrusion 值較高的分支末端如頭頂，使用水流法沿著分支找較低的 protrusion 值的點，依照水流法不會找到比原 vertex 還高的數值的點，能夠在尋找分支界線前就停止搜尋，最後找到區域 A，如圖 7 的紅點部分。

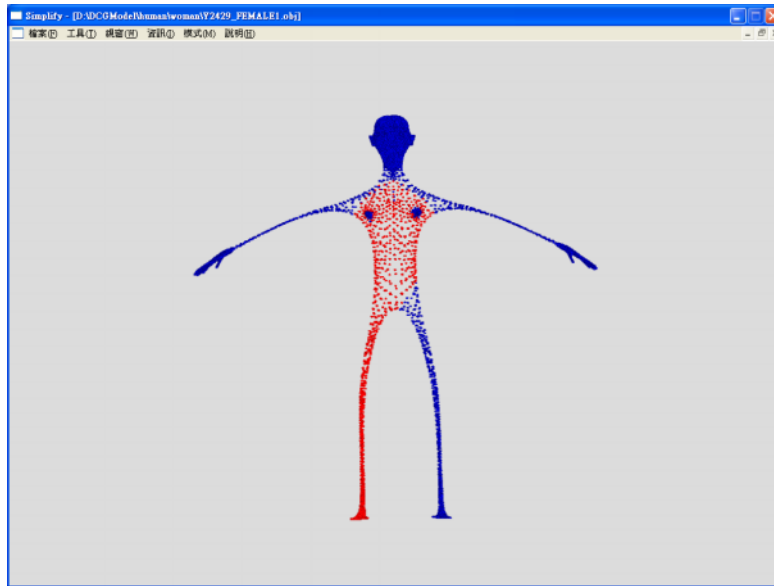


圖 7：經由 100 次收縮的 woman 模型，紅色為水流法所經過的區域

但由於 woman 有過於突出的地方，對於胸部可能會被判斷成為分支，因此我們將收縮的次數提高到 1000 次。

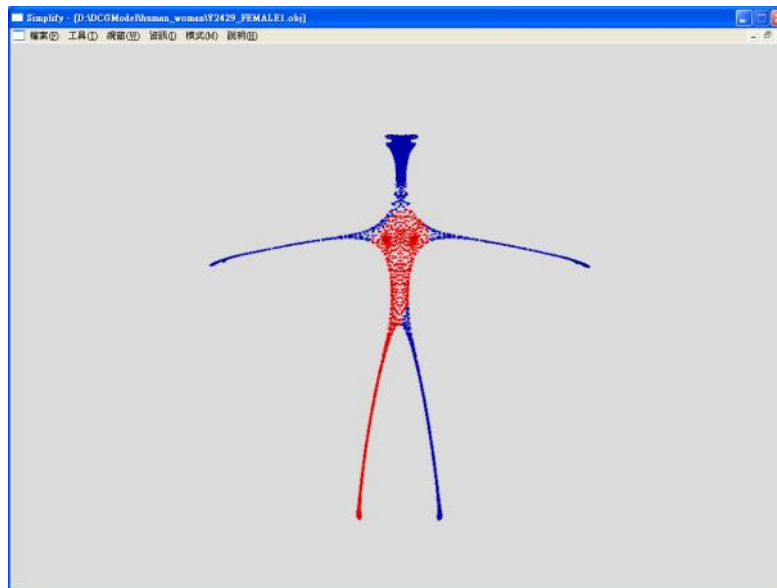


圖 8：經由 1000 次收縮的 woman 模型，原本凸出的地方被歸類為身體

以此方法再依序找手與腳的相對區域，獲得區域 B~E，最後依照互斥反或所推演出來的公式

$$\begin{aligned} \text{Main Body} = & A \cdot B + A \cdot C + A \cdot D + A \cdot E + B \cdot C + B \cdot D + B \cdot E \\ & + C \cdot D + C \cdot E + D \cdot E \end{aligned}$$

來算出身體的包含範圍，如圖 9。

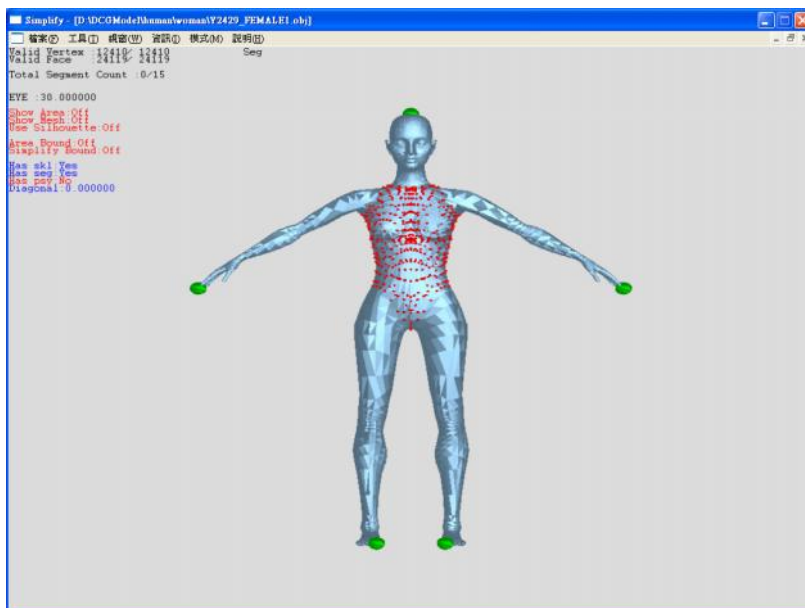


圖 9：segmentation 後的結果，紅色區域為軀幹部分

如此一來就能確定身體的區域，對於 abstraction 的設定有很大的幫助。

3.3 抽象化模型

由於 DCG 對於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 MAT 演算法、排斥力場與模型分解法，讓 DCG 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；而對團塊、板狀的模型雖然也可以產生骨架，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，如四隻腳的狗產生的結果可被輕易辨認(如圖 10)，而烏龜模型產生的骨架在視覺認知上就有辨認上的困難(如圖 11)。因此我們希望藉由骨架的資訊以少量的三角面來做出抽象化模型，來代表人類對該模型的印象。

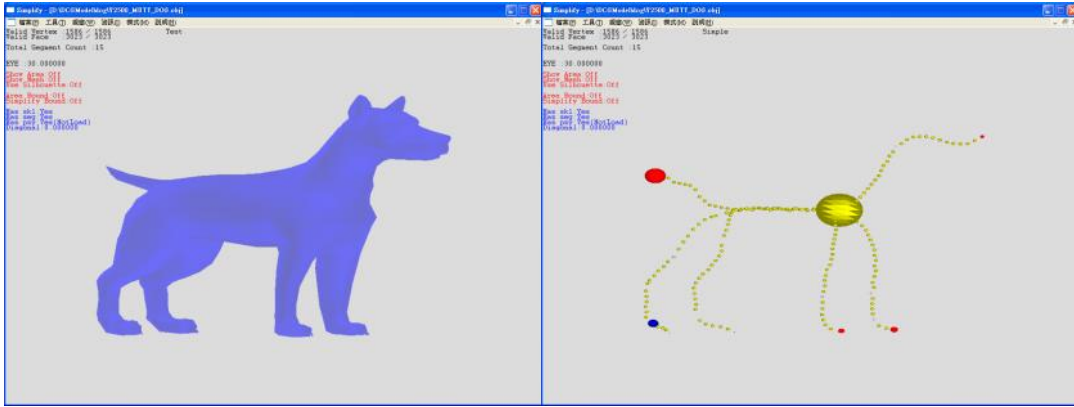


圖 10：Y2500_MUTT_DOG 的模型以及骨架

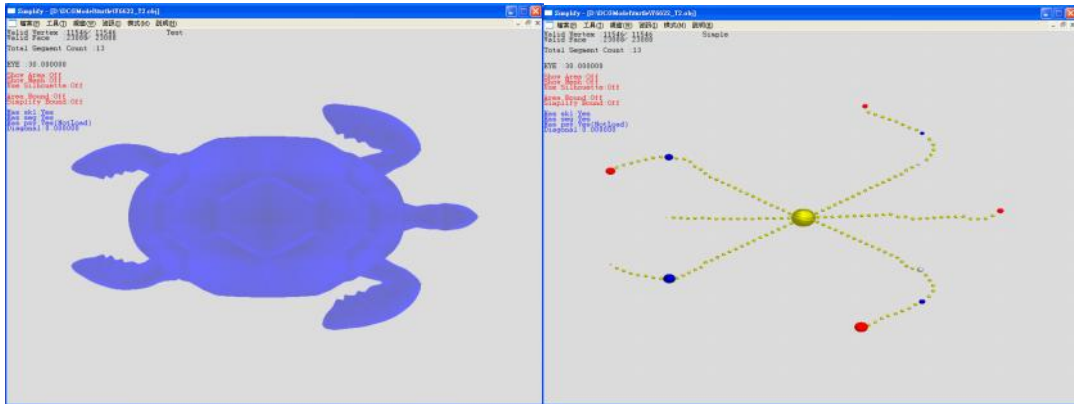


圖 11：Y6622_T2 的模型以及骨架

我們希望能使用抽象化模型表示一個模型，由於抽象化模型面數非常精簡，又不失整體的特徵，所以如果是極其簡化的情況下代入這個面數，應該能夠讓模型還能保留其特徵。

對於抽象化模型，我們試著從模型上找出相關的 vertex，配合 DCG 骨架的 domain ball、skeleton line 長度以及拓撲型態，經統計之後來構成最基本的簡化模型，這個模型將可代表人類對此模型的印象。為了以最少三角面數來構成抽象化模型，我們假設分支的末端 end point 到 connection point 部分用六角錐來構成，而 connection point 跟 connection point 之間可用六角柱構成，而 joint point 與 joint point 之間的部分可以用一連串的六角柱來覆蓋住，為了讓六角柱能夠涵蓋身體的範圍，以及一個模型即使只有一個 joint point 也能顯示身體部分，我們加入了 segmentation 的數據來設定身體六角柱的長度。之所以用六角柱和六角錐來組成模型，是因為六角柱(六角錐)比較接近

原柱體(圓錐體)，而且面數的使用並不多。假設一個人類的模型，我們可以將最接近頭部的 joint point 與頭部的分界點的距離作為抽象化身體的頂端的位置，而接近腳部的 joint point 和兩隻腳的分界點距離作為抽象化身體底部的位置，而 joint point 與 joint point 相連接的部份可以用六角柱來表示，如此一來，就能形成抽象化身體的六角柱系列。由於身體是由簡單的六角柱構成，所以 connection point 到 joint point 之間的六角柱並沒有實際的連接。

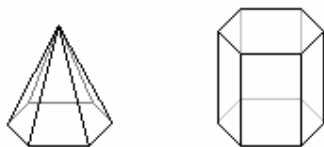


圖 12：六角錐和六角柱

我們的作法是找出環繞在 connection point 上的六個 vertex 為基準點，作為構成六角柱(六角錐)最基本的頂點位置，由於 end point 是六角錐的頂點，因此不用找出相關的六個 vertex。一開始我們先找出在模型骨架上的末端的 domain ball(db1)以及相連接的 domain ball(db2)的向量 v ，以此向量 v 以及 db2 所構成的平面，求出 db2 的 segment 所包含的點，最接近於平面的 vertex 為其中一點，作為 p_1 ，之所以會限制 segment 是因為有可能會找到其他分支的 vertex，這可能會造成不必要的錯誤。接下來 p_1 以 db2 為中心以向量 v 為軸，旋轉 60 度後定為 p_t ，接著從這個 segment 中找出一個與 p_t 距離最近的 vertex 定為 p_2 ，用同樣的方法每轉 60 度就找一次 vertex，依序找出 p_3 、 p_4 、 p_5 、 p_6 ，就能找出構成六角柱(六角錐)最基本的六點頂點位置，最後沿著分之的拓撲型態即可構成一連串系列。由於我們希望分支到達之前 segmentation 的分界線就停止，所以我們以分界線投影到 skeleton line 來算出最符合的點作為虛擬的 domain ball，以此 domain ball 再做一次六頂點位置，作為整個分支的末端。

頭部的構成方法比較特殊，由於頭部是最容易受到注意的地方，而且有些時候 end point 並沒有到達頭頂的地方，所以必須多用一組六角柱來代表較細膩的頭部。因此我們使用 domain ball 之間的向量延伸頭部的 end point 到達頭頂的地方，在最接近這個向量的 vertex 作為暫時的 end point，然後將原本 end point 視為 connection point 並找出周圍的六個 vertex 進行連接，即可以連接成為有凹凸起伏的頭部。

對於抽象化身體，我們使用一連串的六角柱來代替身體的部位，在 joint point 上垂直於 domain ball 之間的向量的平面，找尋最接近平面的一個 vertex 為 p_1 ，之後再沿著 skeleton 向量轉 60 度、120 度、180 度、240 度、300 度，分別為 p_2 、 p_3 、 p_4 、 p_5 、 p_6 ，作為六角柱的六個角的位置。由於以這種方法來找，不同的 domain ball 之間的六點位置並沒有相對的關係，一連串的六角柱可能會造成形狀扭曲，因此我們依照 joint points 之間的向量，以延伸六點的方式，並且將六點投影在向量與 domain ball 所構成的平面，再參考身體在該平面上的寬度，來設定新的位置。如圖 13。

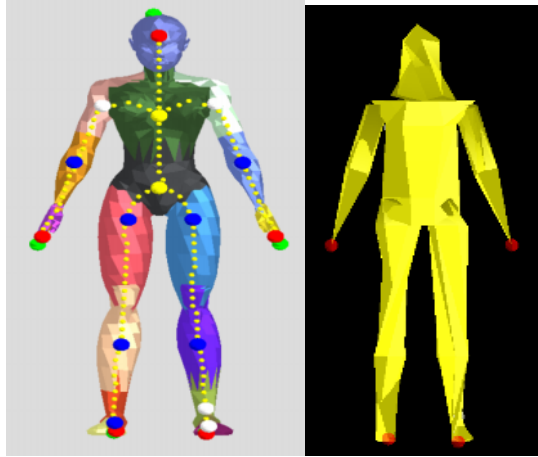


圖 13：模型、骨架與抽象化模型

由於身體的六角柱的上底和下底的部分是由頭部與腳部的分界線所算出，對於手部分支連接到身體的部份可能會出現斷裂的現象，因此我們將分支到身體的連接面多加了一根管狀圓柱，來代表身體與分支的連接情況。如圖 14。

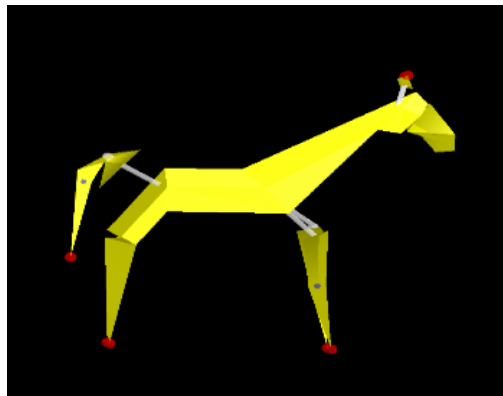


圖 14：將分支的切面中心與身體的六角柱連接

一個抽象化模型會依照他的骨架轉折點的多寡，來決定抽象化模型所要構成的面數，以圖 14 來說，包含了 8 個 end point、5 個 connection point、以及 3 個 joint point，我們以六角錐來表示 end point 到 connection point 這一段分支，需要用到 6 個三角面，而 connection points 之間以及 connection point 到 joint point 之間則是使用六角柱，需要 12 個面，而 3 個 joint points 之間需要 4 個連續的六角柱(不含連接面)才能夠構成，以及我們需要頭頂的部份，還要再多一組六角柱，再將頂端的部份以 6 個三角面的六角形覆蓋起來，所以總共是 180 個面，我們使用了 180 個面能夠構成該模型的抽象化模型，那麼原本模型簡化到這個面數時應該也能保持模型的特徵。

3.4 模型簡化

由於之前所提到的 QEM 是以區域性的計算來當作簡化的基礎，但是人類辨認一個物體的第一印象仍然是整體上的形狀，因此有以視覺為重點(view dependent)的簡化權重設定，讓模型簡化仍不失其特性以符合人類的感覺，著名的有以剪影(silhouette)，不過由於人類觀察模型的視點可能隨時變動，可能造成模型簡化的結果不盡相同，所以也有以視點獨立(view independent)的加權法，以最終保留點來當作最低層級簡化的重要依據。

為了將模型簡化時還保留其特徵，我們試著分析模型整體上的拓樸，發現 geodesic 有著良好的模型整體性，將 vertex 與其他所有的 vertex 的 geodesic distance 總合起來的 protrusion 值可以代表身體的分支突出度，如圖 15。

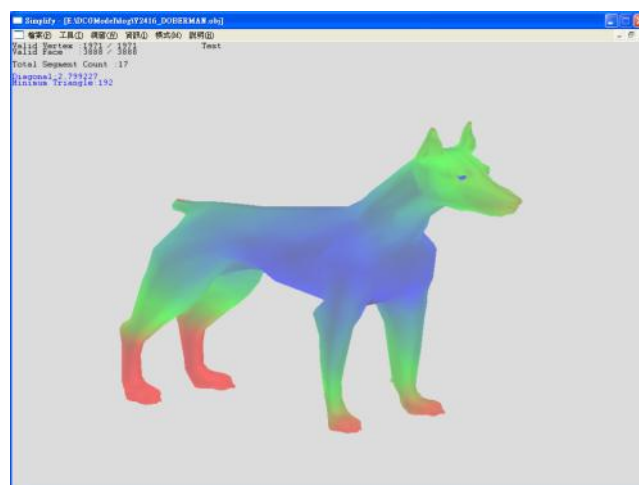


圖 15：經過 protrusion 加權過後的模型

爲了保留讓模型分支最爲突出的地方，我們將分支末端的 protrusion 值最高的 vertex，將其權重加重，以防止頂點被簡化而難以辨認，而次等突出的地方例如大腿或手臂，由於權重比身體部分還大，因此極簡化時也能夠保留一些頂點，避免分支末端存在 vertex 時，因爲中間部分的 vertex 已經被簡化完畢導致分支破碎。

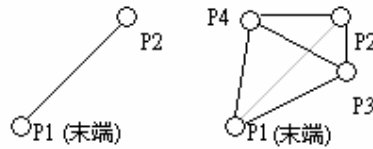


圖 16：分支依照剩下的 vertex 決定是否能形成 triangle mesh

在圖 17 中的狗的耳朵的頂點，由於簡化的順序被移到後面了，還能夠保持整體上的外觀，而沒有加重權重的模型，耳朵就比較容易被簡化掉。

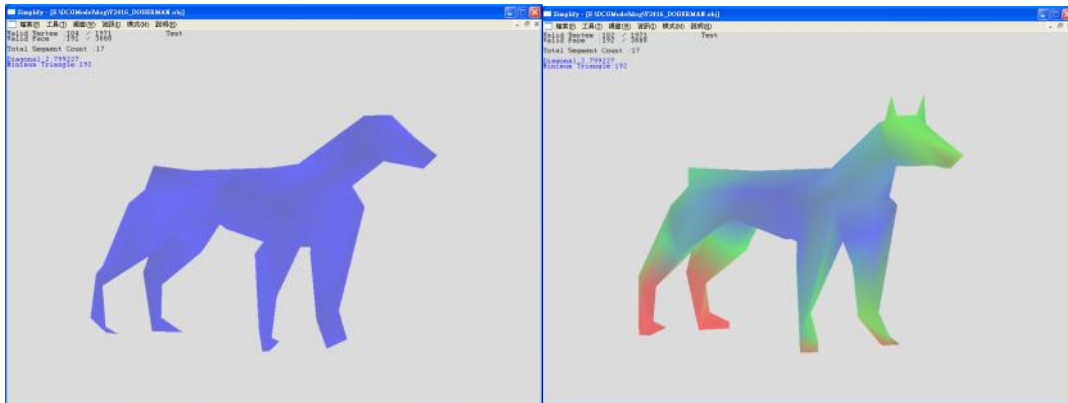


圖 17：左圖爲傳統的 QEM，右圖爲加權過後的 QEM 結果，設定面數爲 192

第四章 研究結果

本研究的實驗的平台：

CPU	DualCore AMD 1800 MHz
RAM	2GB
顯示卡	NVIDIA GeForce 7600 GT
作業系統	Microsoft Windows XP pro
開發平台	MS Visual C++ .Net2003 +DirectX 9.0c

4.1 抽象化模型結果

由於以前的抽象化模型是由三角錐、三角柱以及長方體所構成，而且沒有 segmentation 出身體的部份，所以抽象化模型會有較多不合理的凸出部分。現在則是除了將三角錐、三角柱以及長方體改成六角錐、六角柱，以符合原筒狀的分支與軀幹，身體的部分也對應到原本應該有的尺寸與形狀。

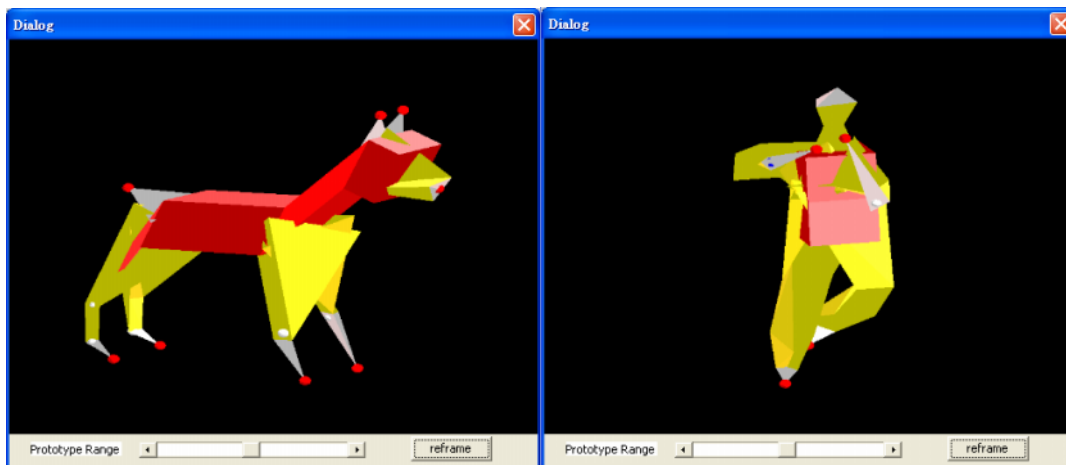


圖 18：以前的抽象化模型(1)

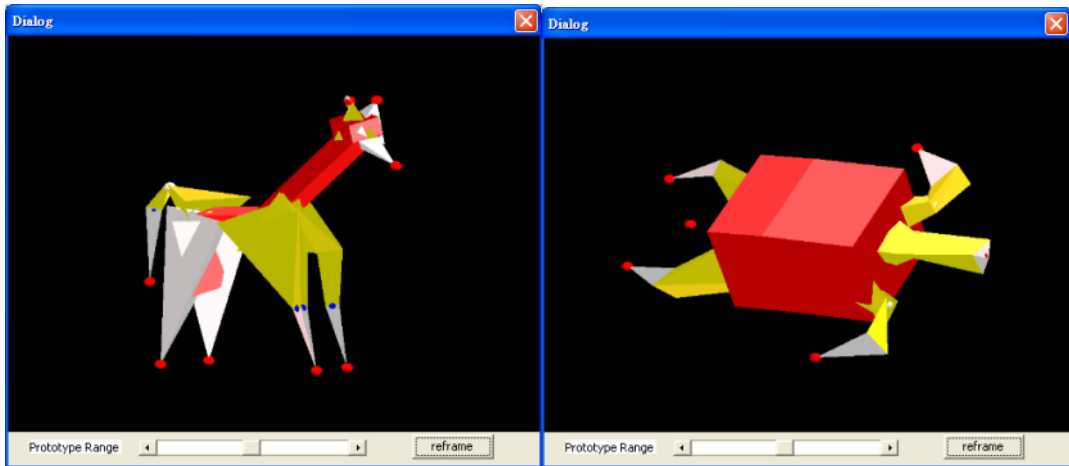


圖 19：以前的抽象化模型(2)

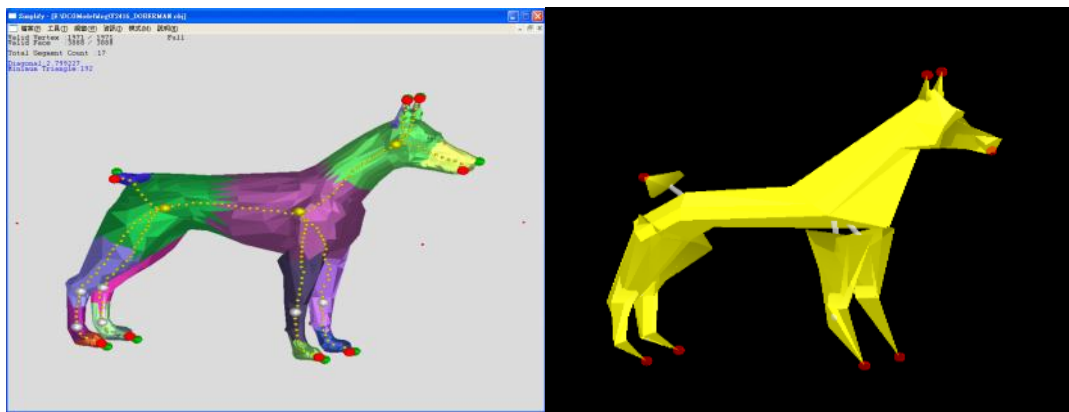


圖 20：Y2416_DOBERMAN 與抽象化模型(面數 192)

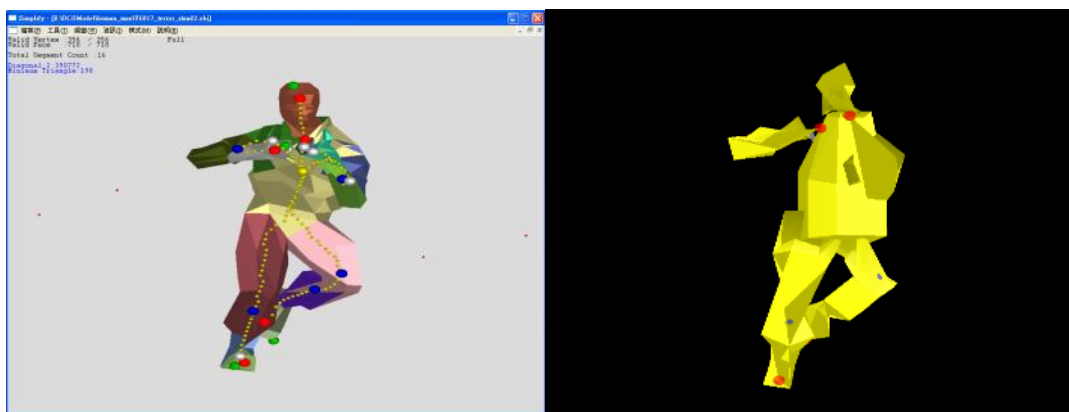


圖 21：Y6817_terror_stand 與抽象化模型(面數 198)

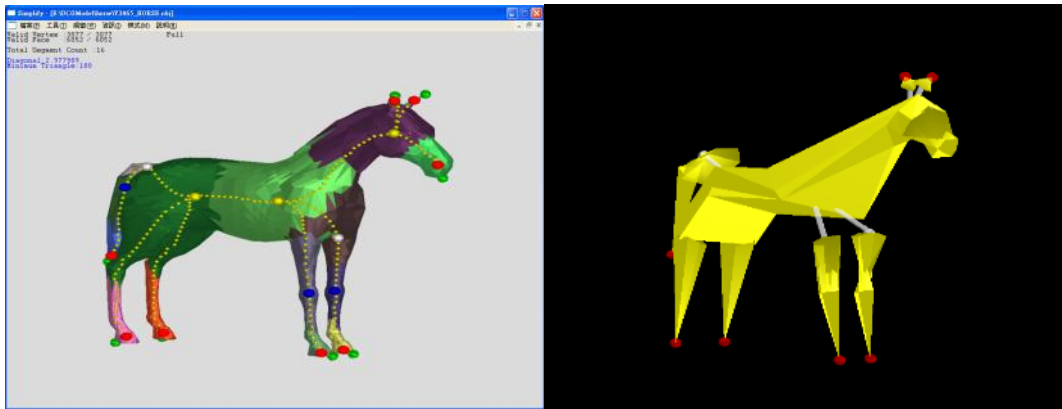


圖 22：Y2465_HORSE 與抽象化模型(面數 180)

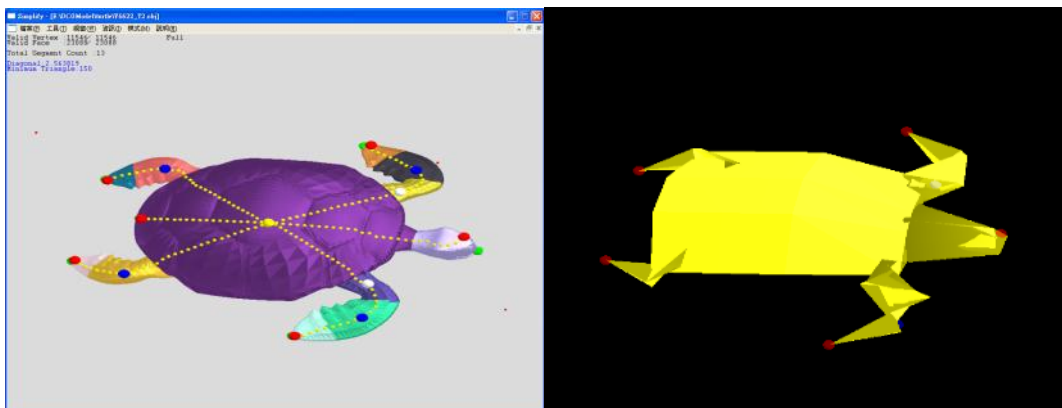


圖 23：Y6622_T2 與抽象化模型(面數 156)

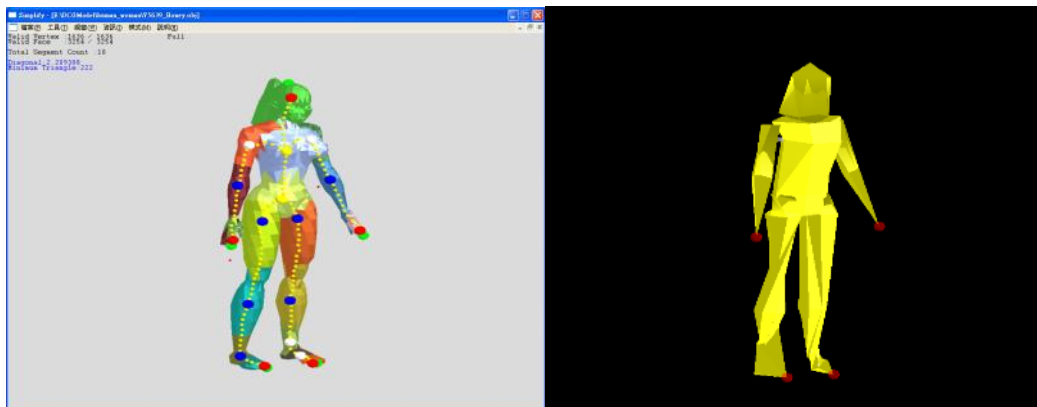


圖 24：Y5639_Honey 與抽象化模型(面數 222)

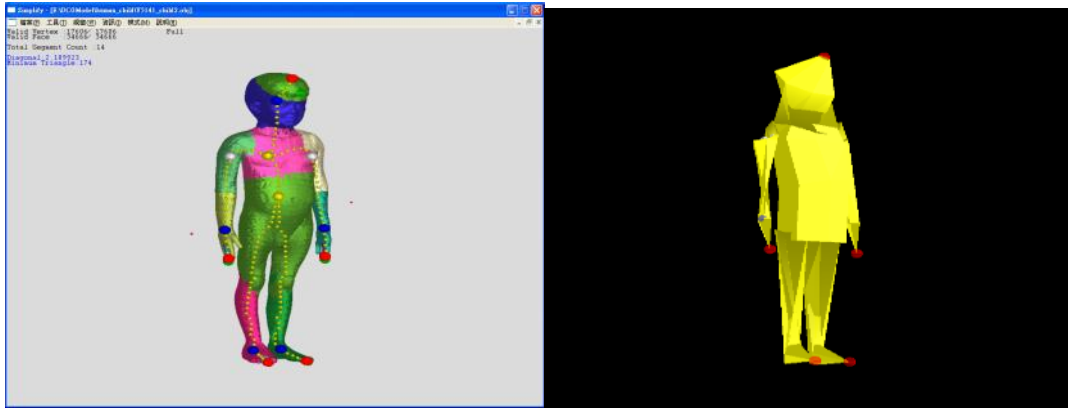


圖 25：Y5141_child 與抽象化模型(面數 174)

我們可以看到結果，對於小孩與大人的身體的比例就不一樣，以小孩的身體來說，身體的長度就會比較短，但是男人與女人之間的特徵點仍然不足，因此較無法分辨出性別。

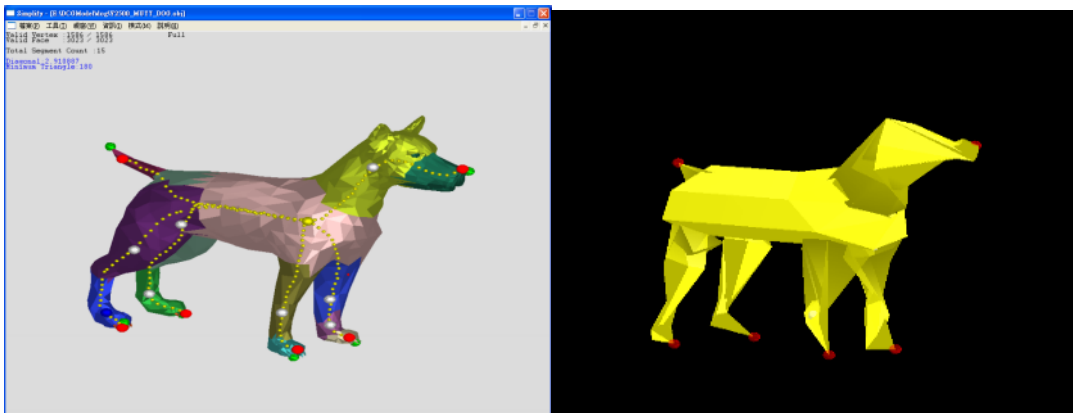


圖 26：Y2500_MUTT_DOG 與抽象化模型(面數 180)

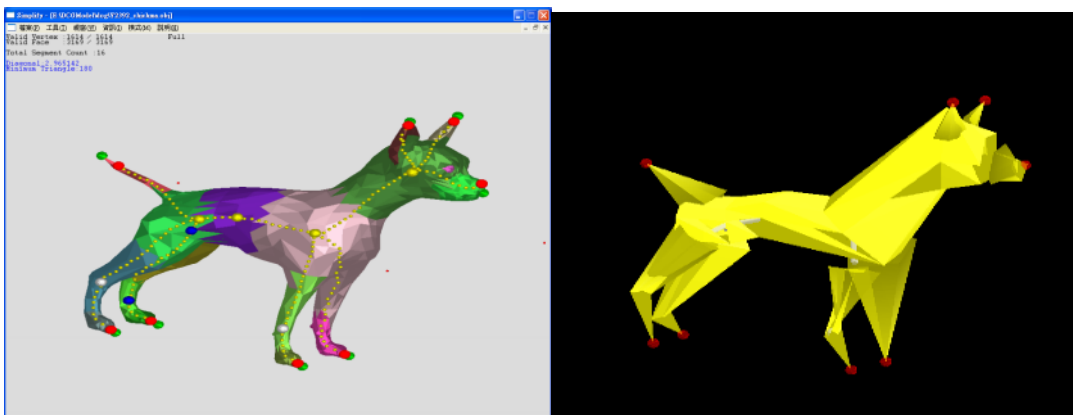


圖 27：Y2392_chichma 與抽象化模型(面數 180)

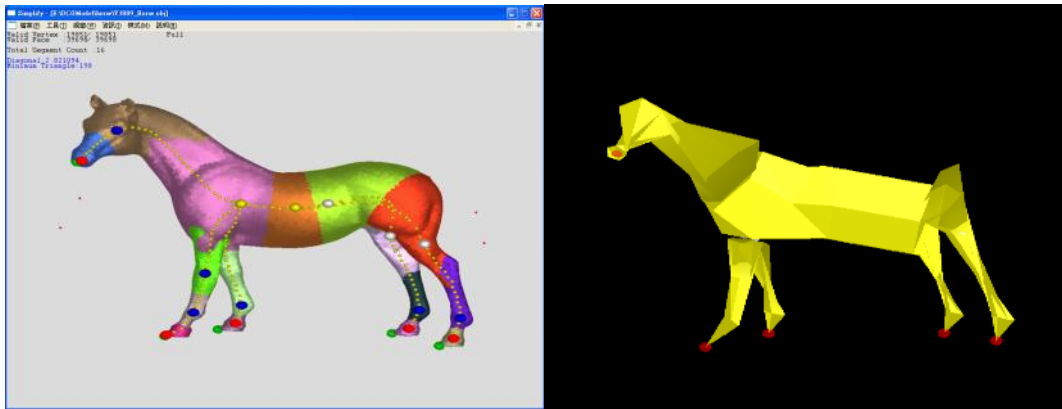


圖 28：Y3089_Horse 與抽象化模型(面數 198)

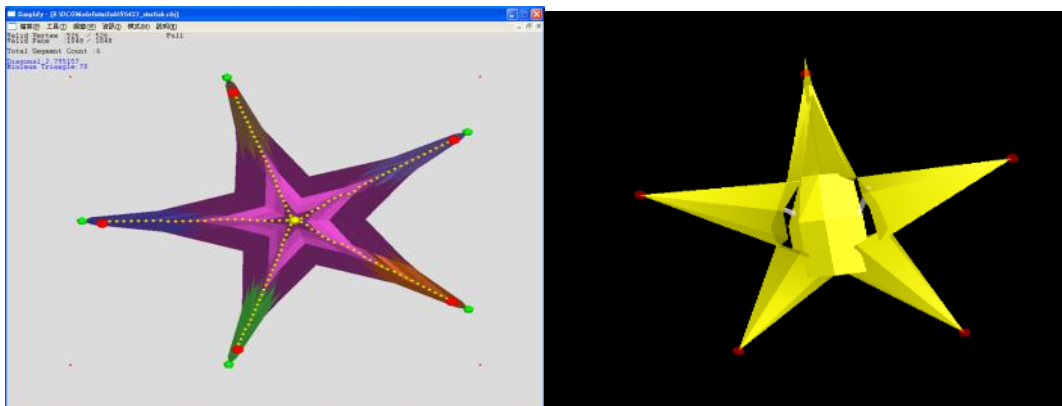


圖 29：Y6423_starfish 與抽象化模型(面數 78)

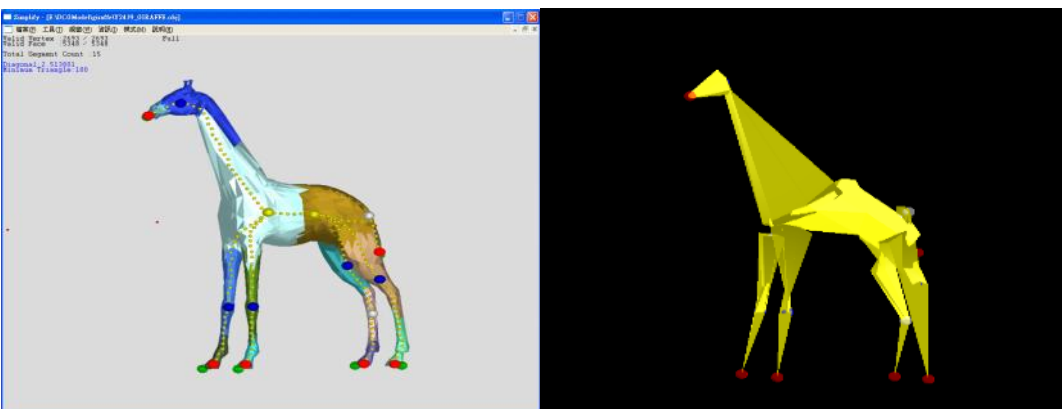


圖 30：Y2439_GIRAFFE 與抽象化模型(面數 180)

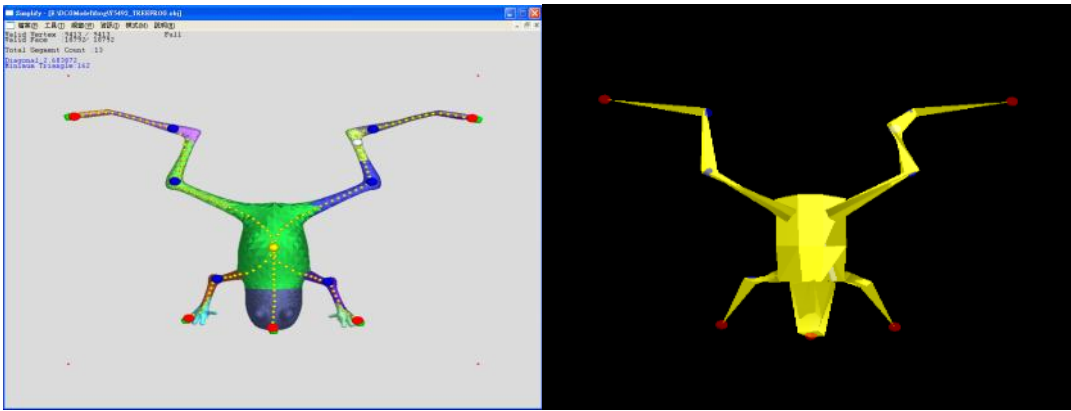


圖 31：Y5492_TREEFROG 與抽象化模型(面數 162)

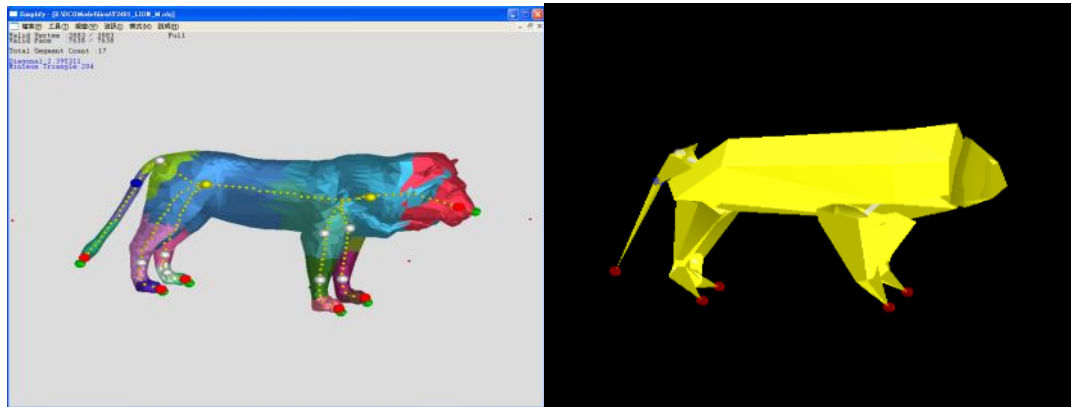


圖 32：Y2481_LION_M 與抽象化模型(面數 204)

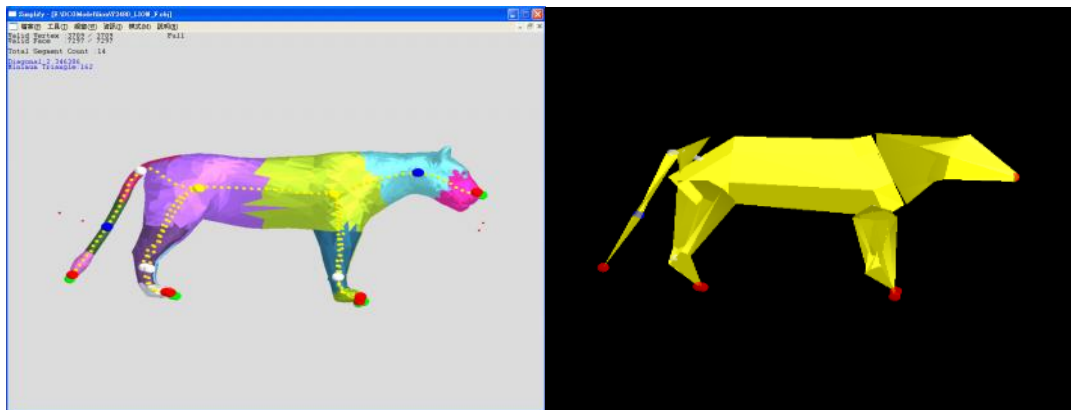


圖 33：Y2480_LION_F 與抽象化模型(面數 168)

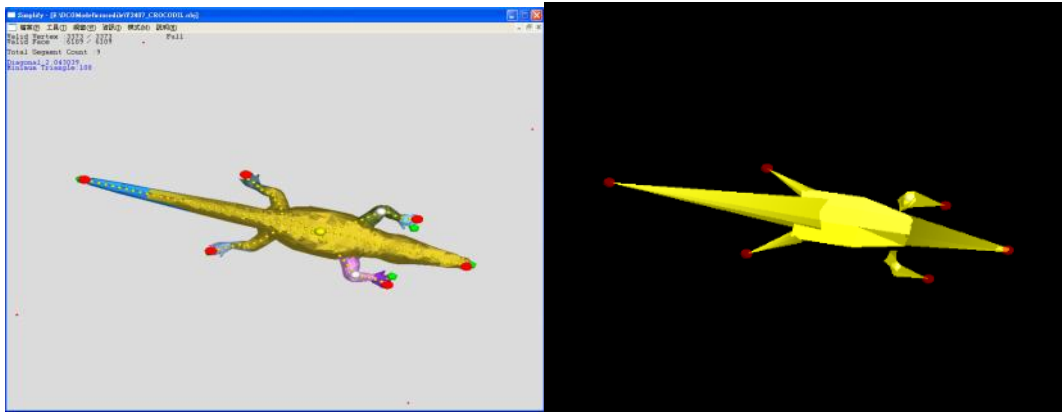
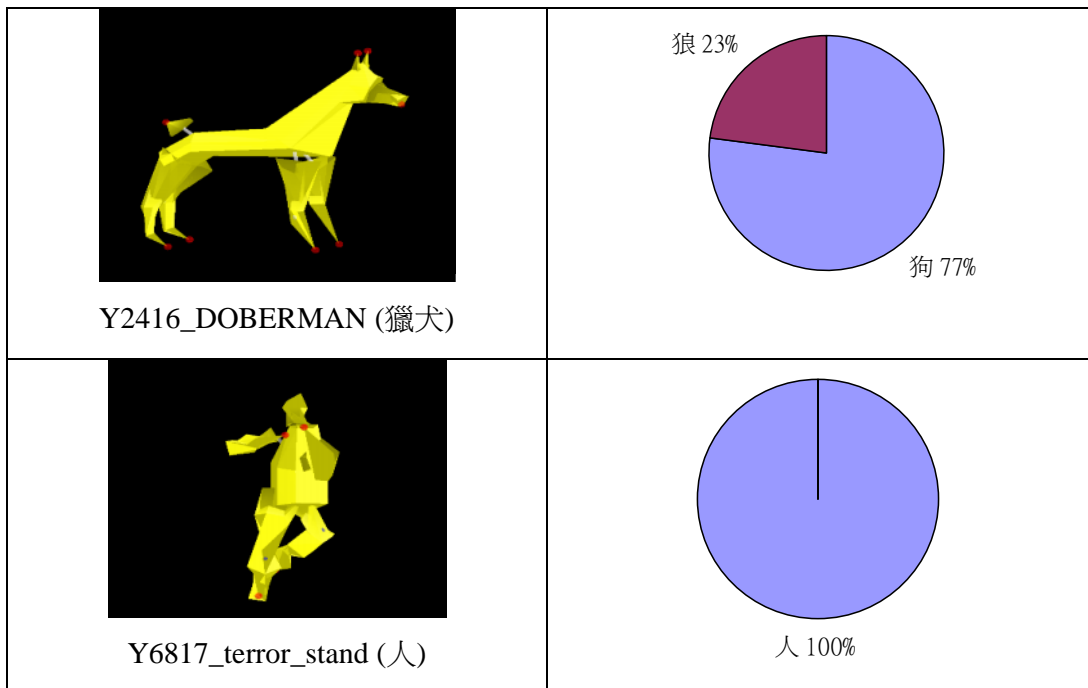

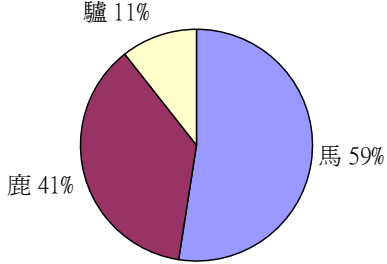
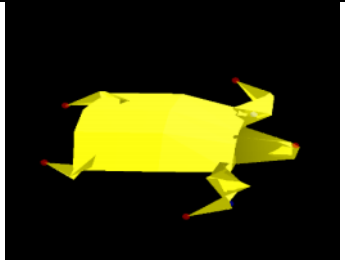
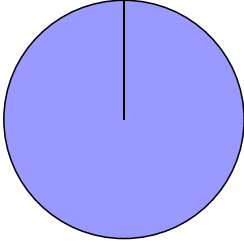

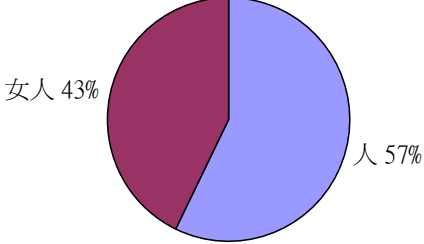
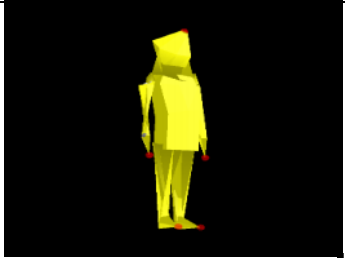
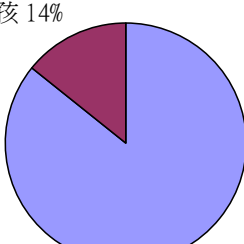

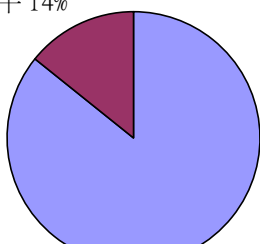


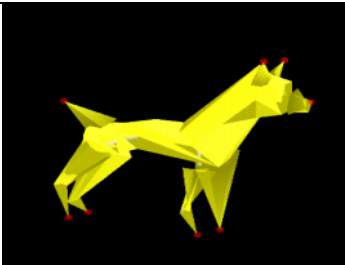
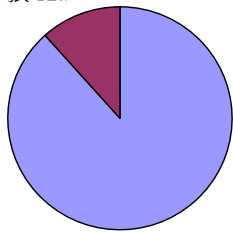
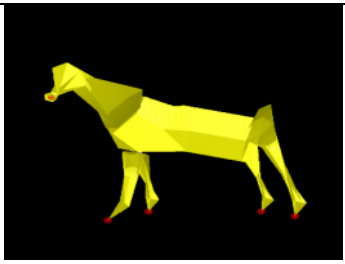
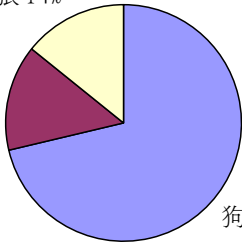

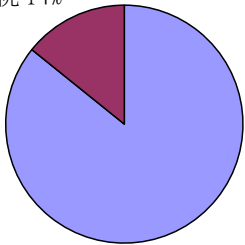
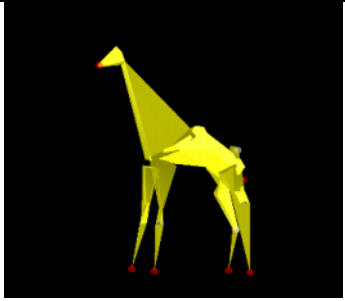
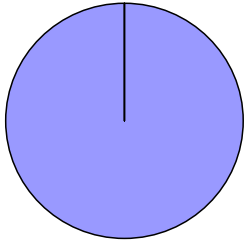
圖 34：Y2407_CROCODIL 與抽象化模型(面數 108)

以上所實驗的生物群組的主要為擁有身體與四肢，使用簡單的六角錐、六角柱，可以更有效地加強抽象化模型的辨識性，例如圖中的 dog 與 horse，雖然具有類似的 3D skeleton，但是在加入粗細長度比例的參數之後，產生了明顯的分別。

4.2 抽象化模型辨識率



 <p>Y2465_HORSE (馬)</p>	 <p>驢 11% 鹿 41% 馬 59%</p>
 <p>Y6622_T2 (烏龜)</p>	 <p>烏龜 100%</p>
 <p>Y5639_Honey (女人)</p>	 <p>女人 43% 人 57%</p>
 <p>Y5141_child (小孩)</p>	 <p>小孩 14% 人 86%</p>
 <p>Y2500_MUTT_DOG (狗)</p>	 <p>牛 14% 狗 86%</p>

 <p>Y2392_chichma (狗)</p>	 <p>狼 12% 狗 88%</p>
 <p>Y3089_Horse (馬)</p>	 <p>狼 14% 駱馬 14% 狗 72%</p>
 <p>Y6423_starfish (海星)</p>	 <p>楊桃 14% 海星 86%</p>
 <p>Y2439_GIRAFFE (長頸鹿)</p>	 <p>長頸鹿 100%</p>

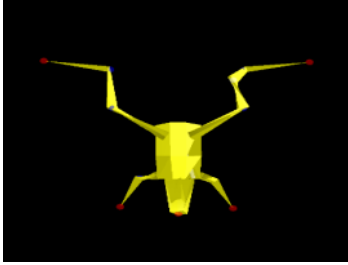
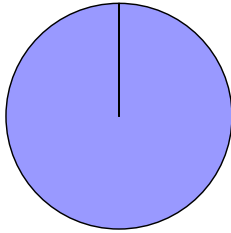
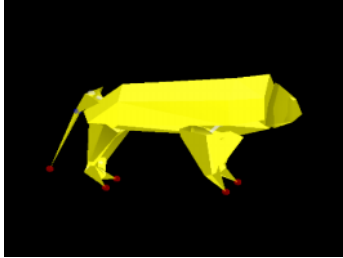
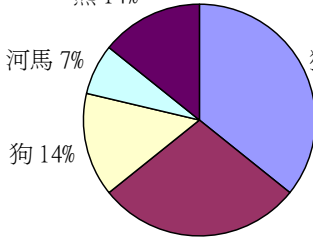
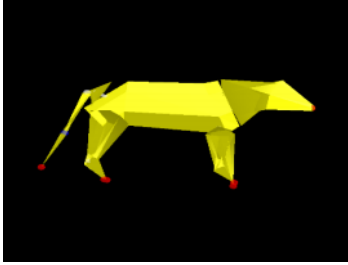
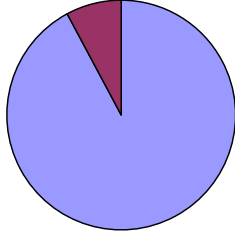
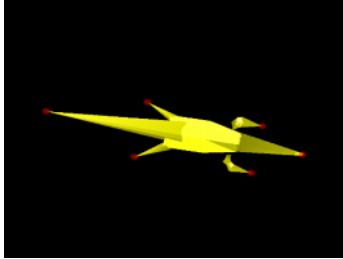
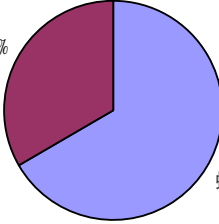
 <p>Y5492_TREEFROG (樹蛙)</p>	 <p>青蛙 100%</p>
 <p>Y2481_LION_M (獅子)</p>	 <p>熊 14% 獅子 36% 河馬 7% 狗 14% 猩猩 29%</p>
 <p>Y2480_LION_F (女獅子)</p>	 <p>牛 8% 狗 92%</p>
 <p>Y2407_CROCODIL (鱷魚)</p>	 <p>鱷魚 29% 蜥蜴 71%</p>

表 1：抽象化模型辨識率

由上表可知，擁有特殊特徵如長頸鹿、烏龜等，辨識成功率較高。但是同樣以四隻腳的動物而言，由於特徵極其相似，所以比較會有誤認的可能；如女獅子幾乎被便認為狗的模型。而體型與長度的比例也會影響辨認程度，例如鱷魚，由於沒有尺寸的參考，也可能被辨認為體積較小的蜥蜴。

4.3 模型極簡化結果

我們使用 QEM 的方法，並將抽象化模型的面數代入，過去我們也用舊的抽象化模型面數，來設定簡化模型可以簡化到的最低面數，但是以這個面數來設定時，模型的分支大多無法辨識，如下圖

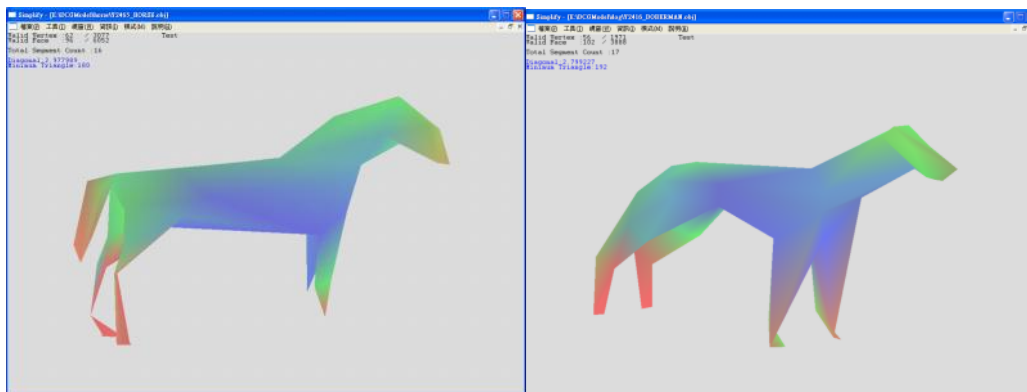


圖 35：以過去的抽象化模型面數來設定簡化最小面數的模型

因此我們又以六角柱來當作抽象化模型的分支，以下是傳統 QEM(左)與我們的 PQEM(右)比對的結果，顏色為權重的大小，藍色權重最小、綠色次之、紅色最大，爲了不讓顏色有先入爲主的感覺，所以多放一組同顏色來比對，以及過去與現在的抽象化模型的面數爲最小簡化面數來比對。

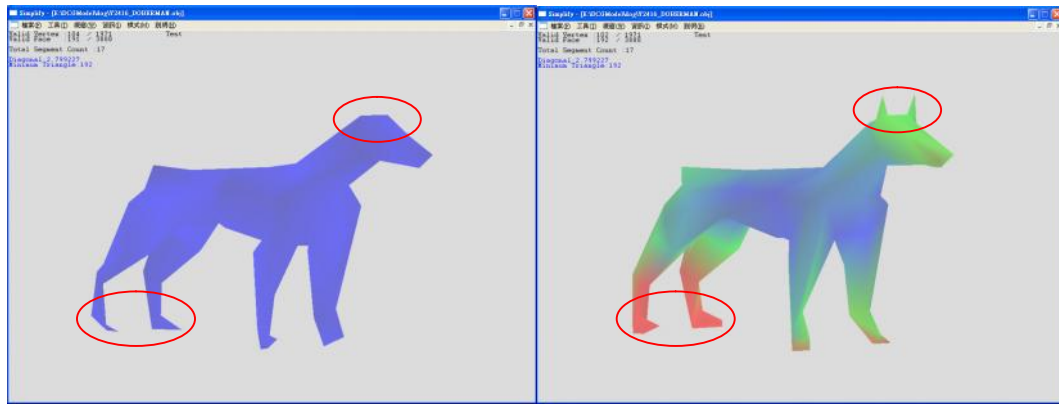


圖 36：Y2416 DOBERMAN 簡化到 192 面

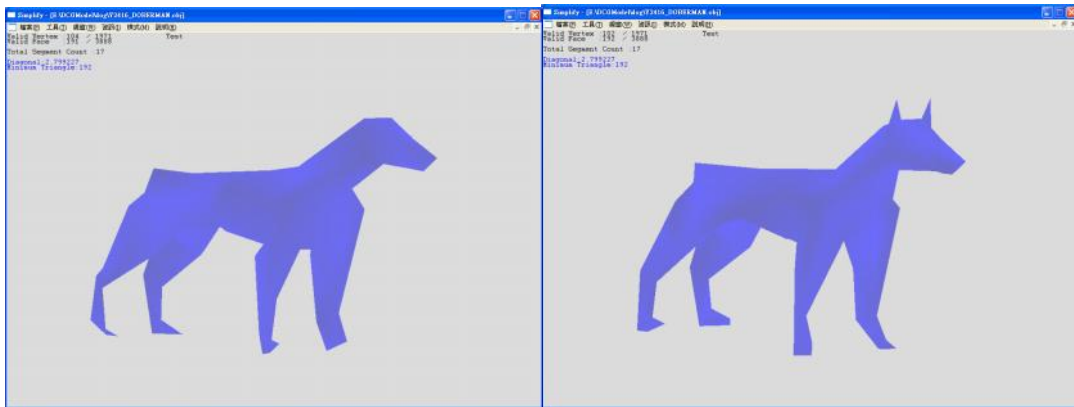


圖 37：Y2416 DOBERMAN 的同顏色比較

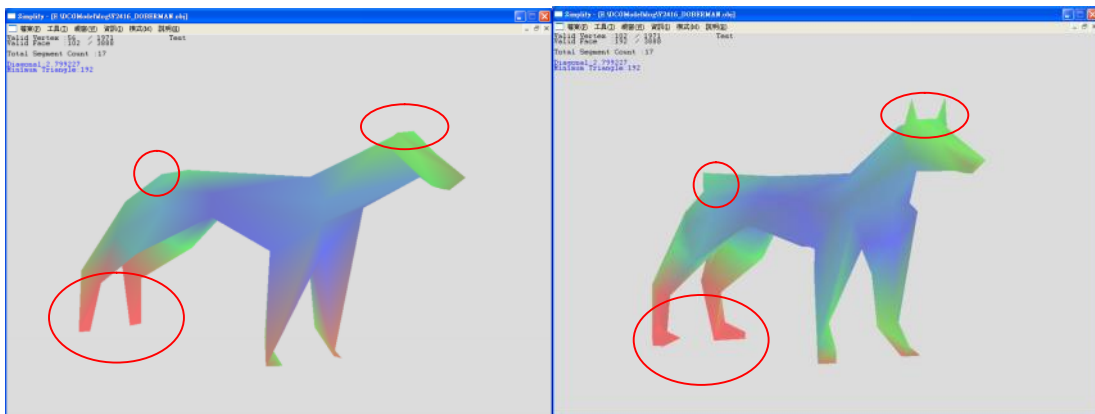


圖 38：設定最小簡化面數，左為 102 面，右為 192 面

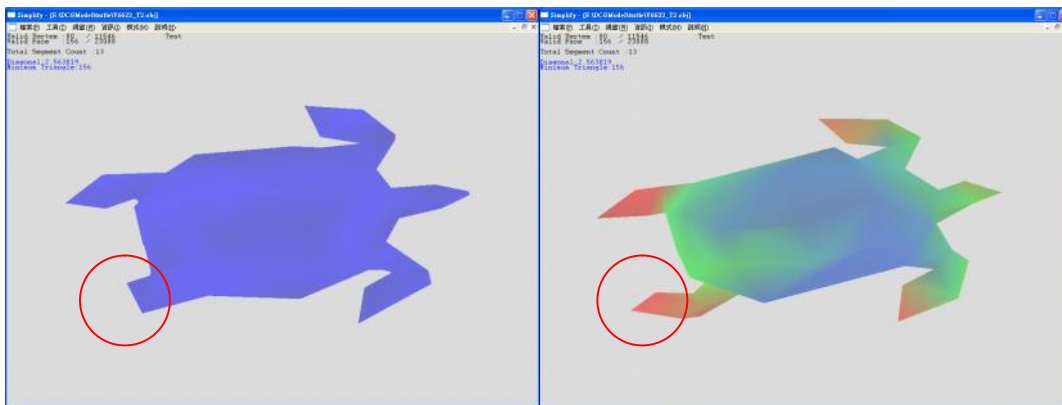


圖 39：Y6622_T2 簡化到 156 面

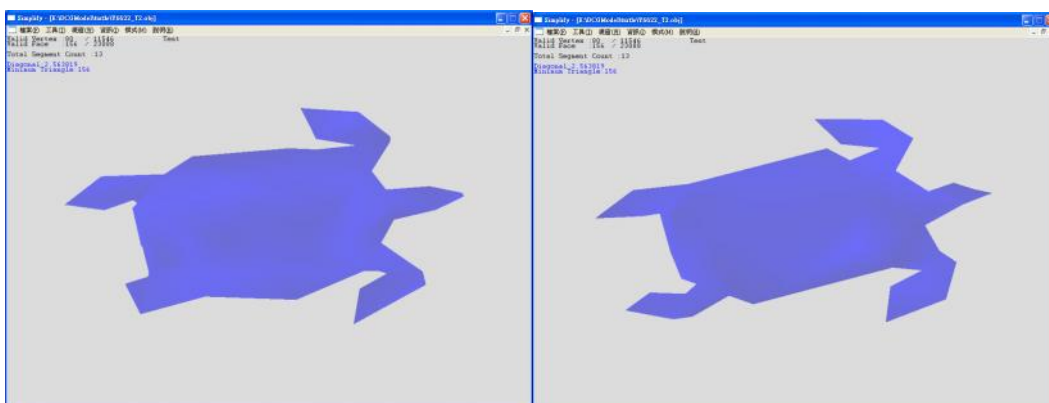


圖 40：Y6622_T2 的同顏色比較

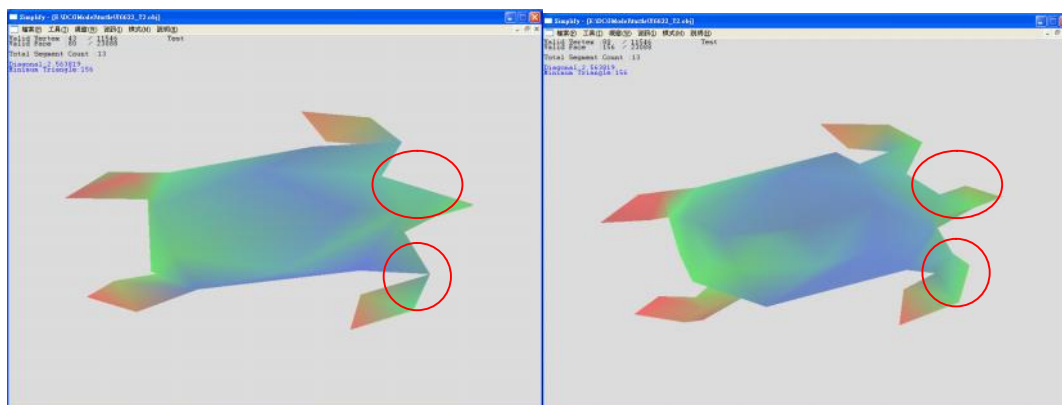


圖 41：設定最小簡化面數，左為 80 面，右為 156 面

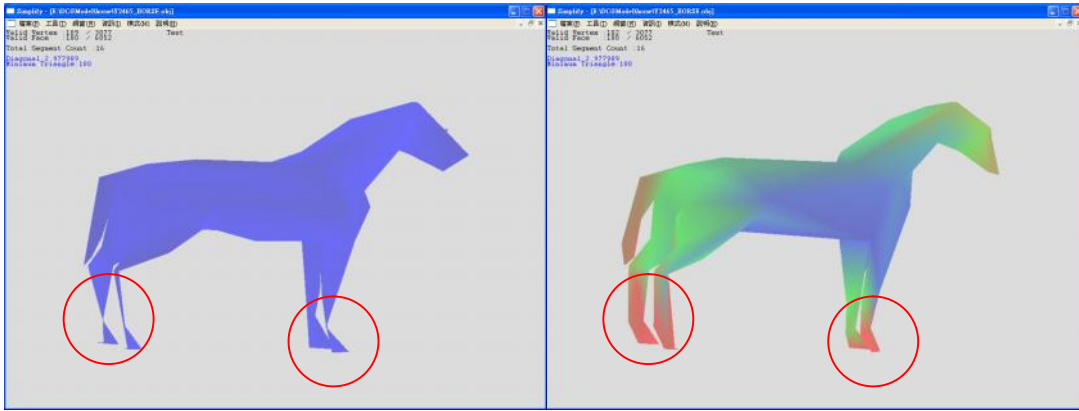


圖 42：Y2465_HORSE 簡化到 180 面

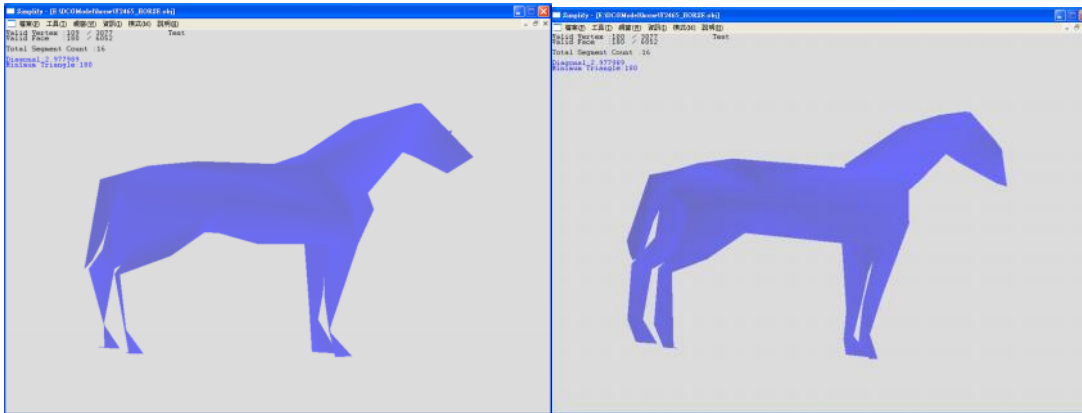


圖 43：Y2465_HORSE 的同顏色比較

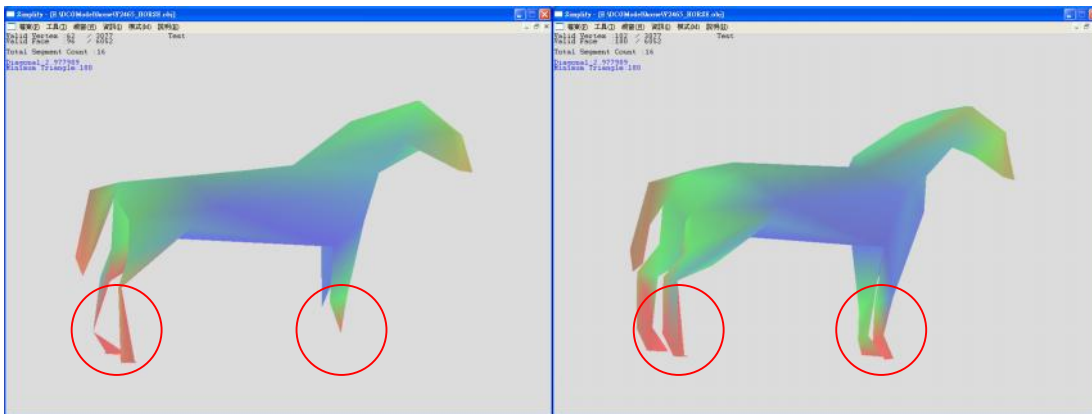


圖 44：設定最小簡化面數，左為 96 面，右為 180 面

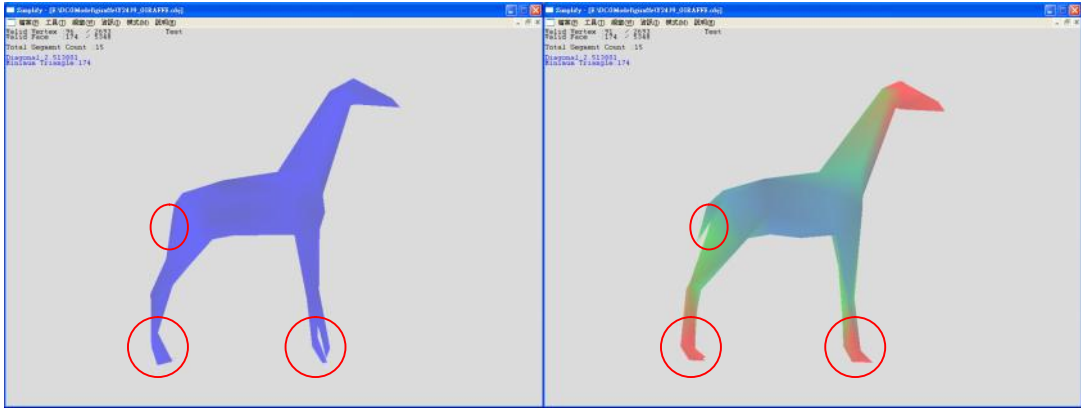


圖 45：Y2439_GIRAFFE 簡化到 180 面

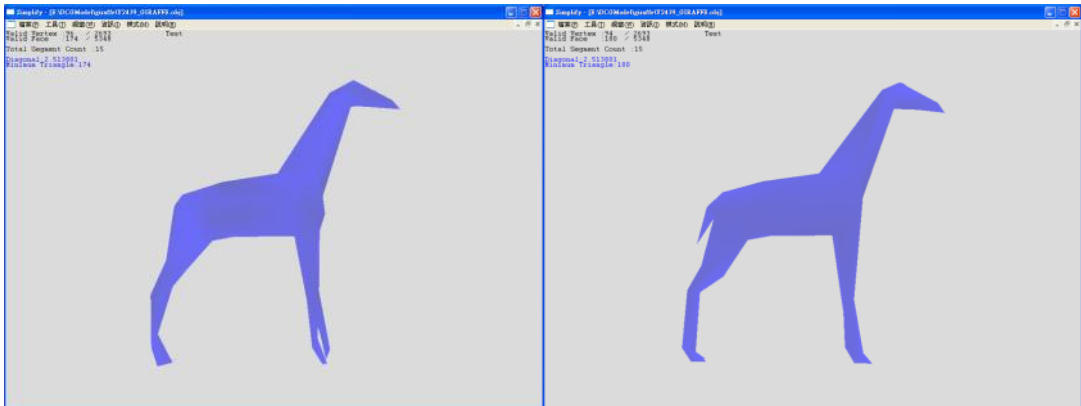


圖 46：Y2439_GIRAFFE 的同顏色比較



圖 47：設定最小簡化面數，左為 88 面，右為 180 面

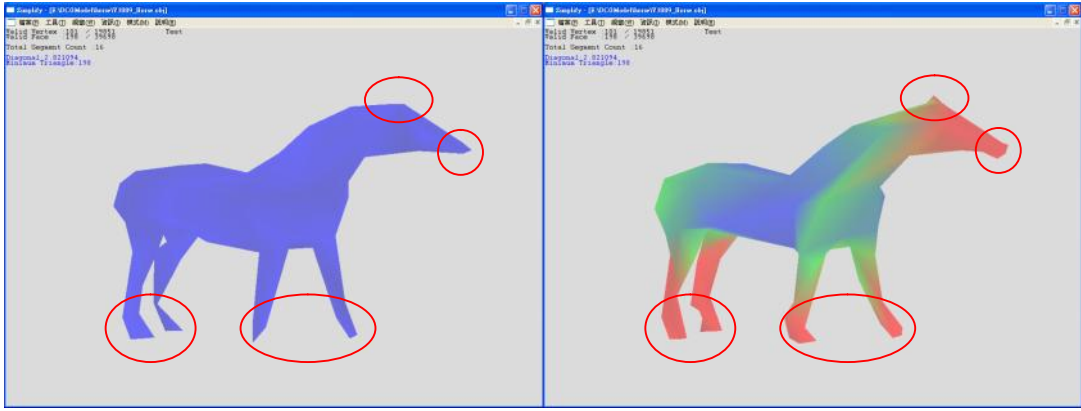


圖 48：Y3089_Horse 簡化到 198 面

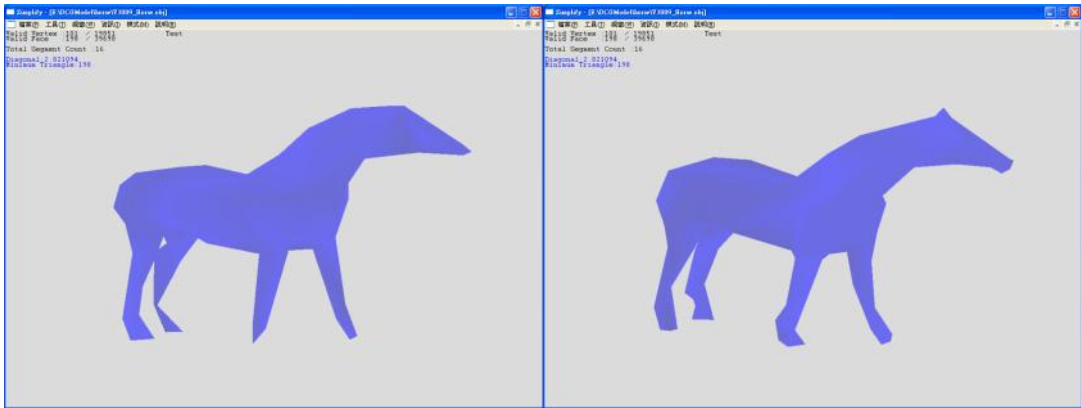


圖 49：Y3089_Horse 的同顏色比較

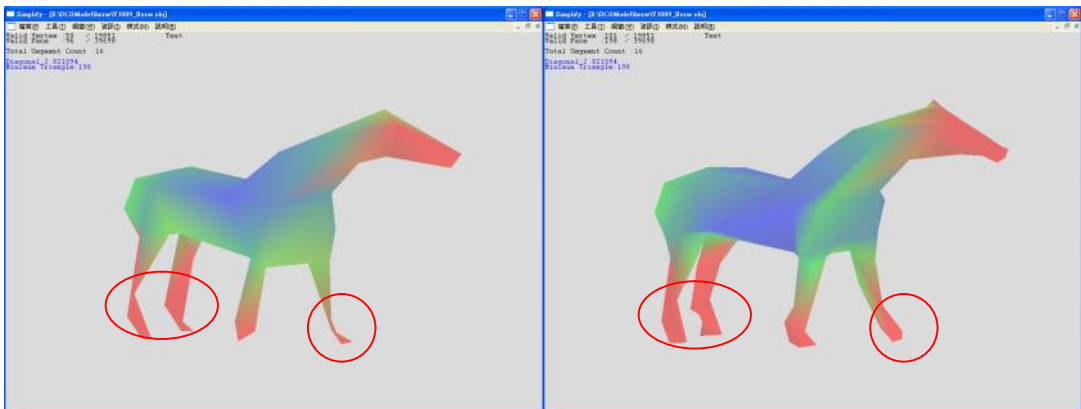


圖 50：設定最小簡化面數，左為 96 面，右為 198 面

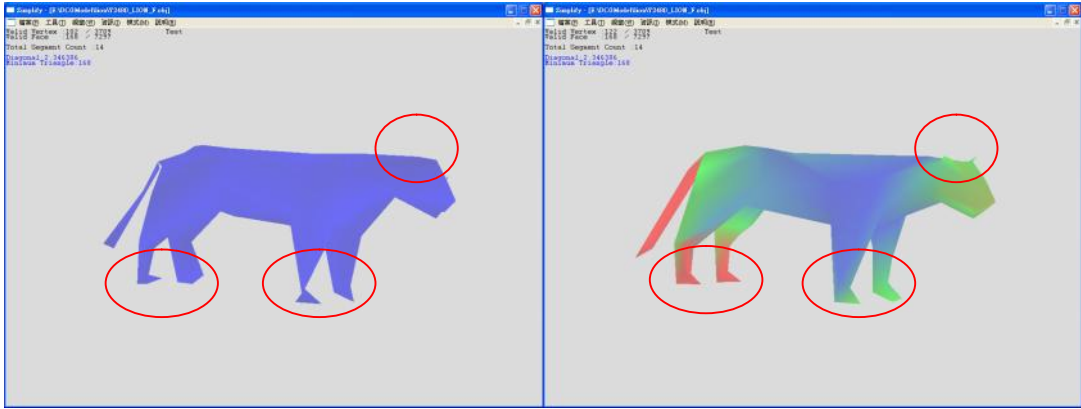


圖 51：Y2480_LION_F 簡化到 168 面

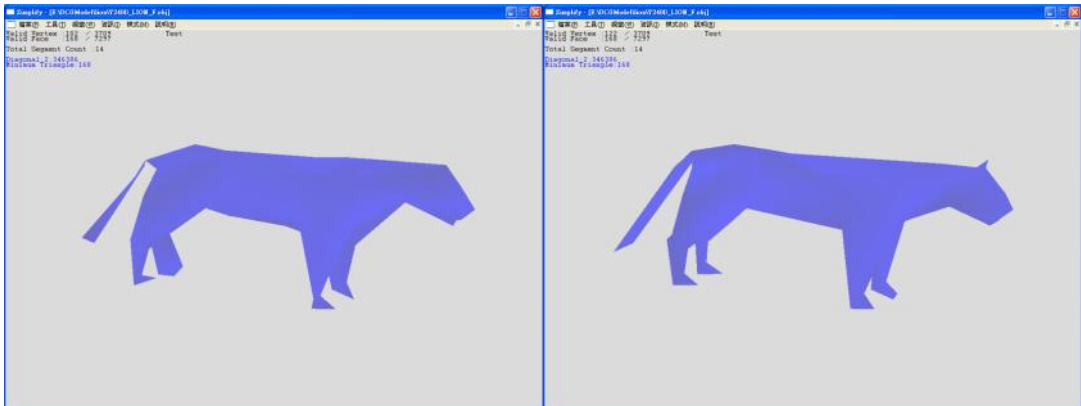


圖 52：Y2480_LION_F 的同顏色比較

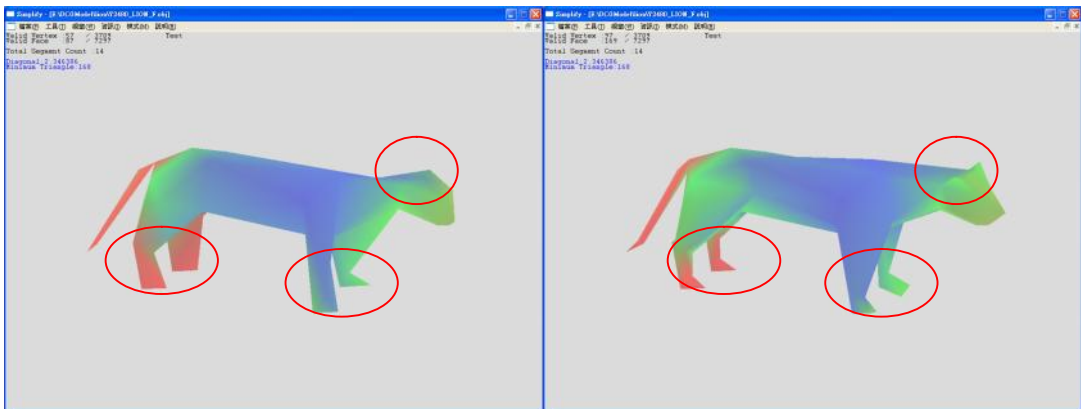


圖 53：設定最小簡化面數，左為 88 面，右為 168 面

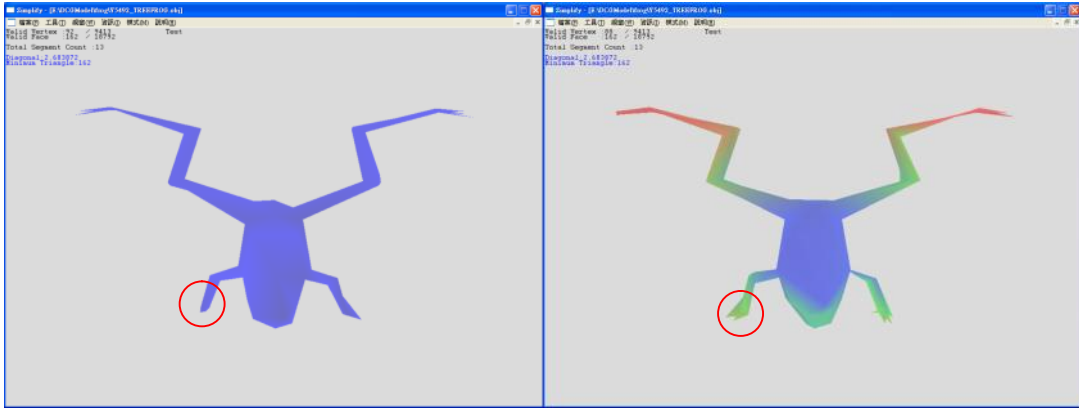


圖 54：Y5492_TREEFROG 簡化到 162 面

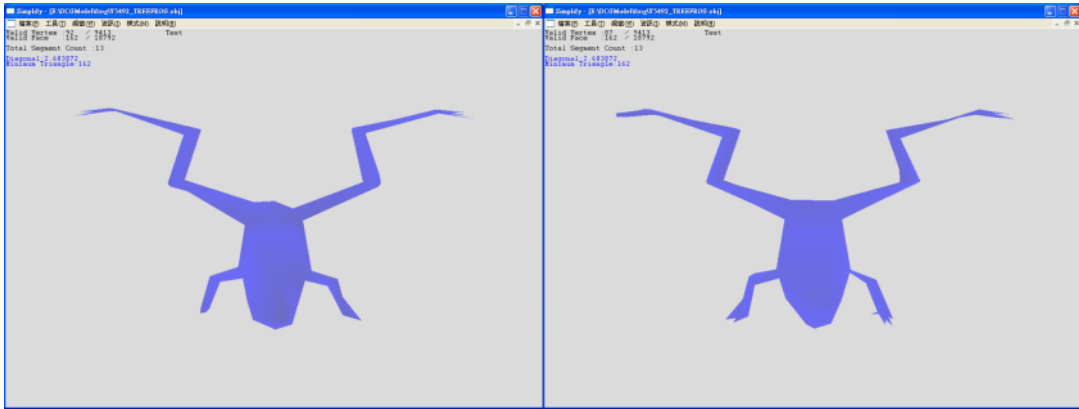


圖 55：Y5492_TREEFROG 的同顏色比較

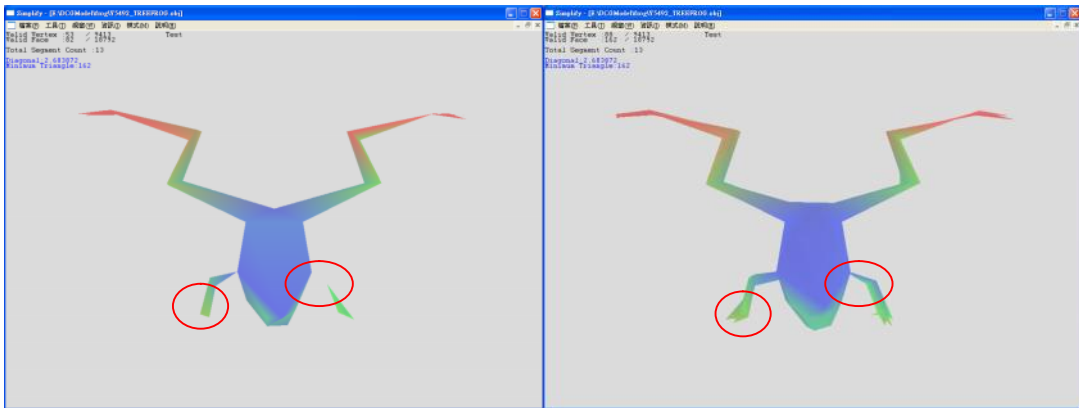
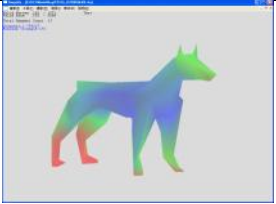
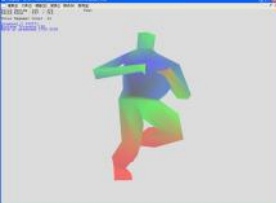
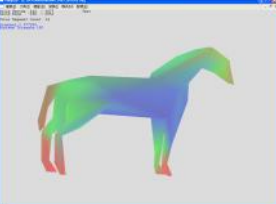
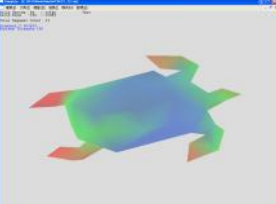
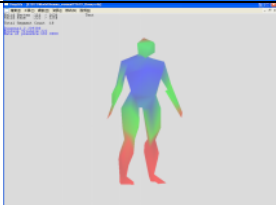



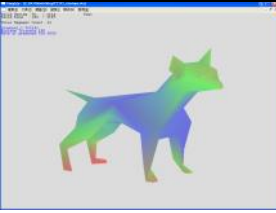
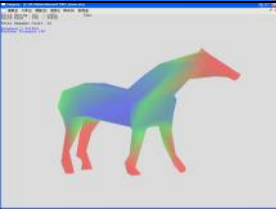
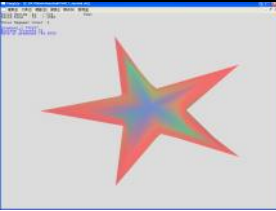

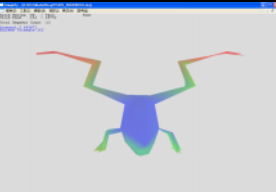
圖 56：設定最小簡化面數，左為 82 面，右為 162 面

由實驗結果可知，強化分支的權重，可以在簡化的時候更能保留分之形狀。以 Y2439_GIRAFFE 和 Y5949_Mouse3 來說，在簡化到非常低的面數時，有設定權重的 QEM 保留了尾巴，而 Y6622_T2 較能保存腳的部份，顯示強化了分支末端的部份是有效的。

4.4 最小面數之壓縮比例表

以下為使用抽象化模型的面數來設定最小能簡化的面數，並且加入 protrusion 權重的模型，在極簡化的結果能仍保持一定的特徵。

	極簡化面數 / 原始面數	壓縮率
 Y2416_DOBERMAN (獵犬)	192 faces / 3888 faces	4.94%
 Y6817_terror_stand (人)	198 faces / 710 faces	27.88%
 Y2465_HORSE (馬)	180 faces / 6052 faces	2.88%
 Y6622_T2 (烏龜)	156 faces / 23088 faces	0.65%
 Y5639_Honey (女人)	222 faces / 3254 faces	6.82%

 <p>Y2500_MUTT_DOG (狗)</p>	<p>180 faces / 3023 faces</p>	<p>5.95%</p>
 <p>Y2392_chichma (狗)</p>	<p>180 faces / 3169 faces</p>	<p>5.68%</p>
 <p>Y3089_Horse (馬)</p>	<p>198 faces / 39698 faces</p>	<p>0.49%</p>
 <p>Y6423_starfish (海星)</p>	<p>78 faces / 1048 faces</p>	<p>7.44%</p>
 <p>Y2439_GIRAFFE (長頸鹿)</p>	<p>180 faces / 5348 faces</p>	<p>3.36%</p>
 <p>Y5492_TREEFROG (樹蛙)</p>	<p>156 faces / 18792 faces</p>	<p>0.83%</p>


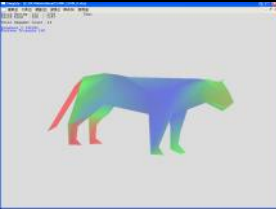
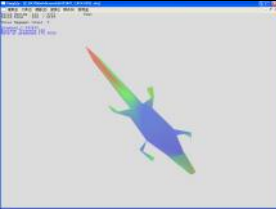
 <p>Y2481_LION_M (獅子)</p>	<p>204 faces / 7638 faces</p>	<p>2.67%</p>
 <p>Y2480_LION_F (女獅子)</p>	<p>168 faces / 7297 faces</p>	<p>2.3%</p>
 <p>Y2407_CROCODIL (鱷魚)</p>	<p>108 faces / 6109 faces</p>	<p>1.76%</p>

表 2：最小面數之壓縮比率

第五章 結論

將 HPS 導入到 LOD system 中，使得過去考慮幾何、材質等等的出發點，擴大到更符合人類來觀測並辨識 3D 模型時的模型簡化。之後我們賦予傳統的 QEM 手法，在給定各頂點權重時，具有更自然、更合理的策略。透過抽象化模型，可以決定 LOD 合理的最小解析度，配合 protrusion 權重，更能夠保存模型的分支。

雖然我們利用 HPS 來決定模型的抽象化模型和簡化，但是視覺認知很容易有主觀意識，隨著使用者所設定的參數不同，可能會有不同結果。由簡單圖形所構成的抽象化模型，有可能會有不同動物但形狀相似的結果。以同為四腳著地的哺乳類動物狗和虎為例，其抽象化模型結果很相似，可能會造成誤解。而現在的抽象化模型，身體與分支並沒有實際的连接，所以未來希望能做出一個可以剛好連接分支的抽象化身體的部分，讓抽象化結果更具有該物種的特性。而由於現在的模型是硬性的使用六角柱以及六角錐來組成抽象化模型，對於一些能夠以三角柱以及三角錐就能表示的部位來說，面數的使用就會太多，因此抽象化模型的組成還要再找出比較能夠合乎模型幾何形狀的元件。現在的抽象模型比較能夠用於生物特性上，如果使用在人工的器具上，例如桌子，抽象化模型可能就要改成長方體會比較適合。

隨著抽象化模型愈來愈符合原來的模型，也可以將抽象化模型做一些應用。例如以[11]的方法可以計算出抽象化模型的體積，由於抽象化模型是由簡單幾何的立體模型所構成的，因此可以很快速的算出模型體積，而原始模型要計算出體積，在現今的計算方式中仍然相當複雜且費時。假設抽象化模型非常符合原始模型的話，那麼我們將可以把體積結果代替原始模型體積，並進一步實現相關的運用。

另一個運用是 bounding box，由於模擬物理碰撞測試中，常常要先偵測物體的位置是否相交，以原始模型來說，要偵測所有的點與面似乎太過費時，所以也有人提出以 bounding box(AABB)作為偵測的基礎，以及 bounding box(AABB)應用的延伸，以 oct-tree 將整體空間分成更小的 8 個等體積的空間[12]，並取其包含物體的空間繼續分割下去，而沒有包含物體的空間就不管，直到每個空間包滿物體或沒有包含物體，或是直到分割的尺寸到達設定值，並算出所有佔有物體的空間的體積，以求取該模型的體積。對於一個模型，也可以試著將抽象化模型當作偵測的碰撞標準，讓計算變得更

簡單，也能夠符合模型的整體特性。

在 segmentation 演算法中，我們所使用的 geodesic distance 存在一些限制，對於沒有實際連接在一起的模型，可能無法算出相對應的最短路徑，因為這個限制，必須把模型分離出來的附件予以刪除，但是附件有時候也是分辨模型的重要依據，因此 geodesic distance 還需要搭配其他的演算法來連結分離的部份，才比較符合整體性質。另一方面是 geodesic distance 計算的時間太過費時，對於一個 30,000 多個點的模型，計算 geodesic distance 可能要數個小時以上，雖然計算完畢之後可以將這些數值儲存起來，仍然希望有一個好的方法可以加快演算法的速度。

設定 protrusion 為權重雖然能夠保存分支末端的部分，但是對於身體附近的凸出物，在極簡化中可能無法保留，例如烏龜的尾巴，由於烏龜的尾巴比起分支還要短得太多，protrusion 值也不夠大，通常在簡化到 4、500 面的時候就已經被刪除，所以在設定權重上面可能還要再參考區域性的相對凸出點。

Reference

- [1] M. Garland, P.S. Heckbert, "Surface Simplification Using Quadric Error Metrics", SIGGRAPH '97 Conf. Proc., T. Whitted, ed., Page(s):209-216, Aug. 1997.
- [2] H. Hoppe, "Progressive Meshes", SIGGRAPH '96 Conf. Proc., H. Rushmeier, ed., Page(s):99-108, Aug. 1996.
- [3] Fu-Che Wu, Wan-Chun Ma, Rung-Huei Liang, Bing-Yu Chen, and Ming Ouhyoung, "Domain Connected Graph: the Skeleton of a Closed 3D Shape for Animation", The Visual Computer, Vol. 22, No. 2, Pages p.117 – p.135. (SCI), 2006.
- [4] Sagi Katz and Ayellet Tal, "Hierarchical Mesh Decomposition using Fuzzy Clustering and Cuts", 2003.
- [5] Hsueh-Yi Sean Lin, Hong-Yuan Mark Liao, Senior Member, IEEE, and Ja-Chen Lin, "Visual Saliency-Guided Mesh Decomposition", IEEE TRANSACTIONS ON MULTIMEDIA, VOL. 9, NO. 1, JANUARY 2007.
- [6] Jung-Shiong Chang, Arthur Chun-Chieh Shiht, Hong-Yuan Mark Liao, and Wen-Hsien Fang, "Principal Component Analysis-based Mesh Decomposition", Multimedia Signal Processing, 2007. MMSP 2007. IEEE 9th Workshop on 1-3 Oct. 2007 Page(s):292 - 295.
- [7] Robert L. Solso 著; 梁耘塘編譯, "視覺藝術認知 : Cognition and the Visual Arts".
- [8] 鄭昭明, "人類的圖形辨識", 科學月刊 1982 0154 期.
- [9] Irving Biederman, "Recognition-by-components. A theory of human image understanding", Psychological Review 1987, Vol.94, No.2, 115-147.
- [10] David Kirk, "GRAPHICS GEMS III", Page(s):301-306.
- [11] Chun-Hao Chang, "Numerical Simulations for a 3D System Composed of Polyhedral Blocks-Dissection of Polyhedral Blocks", 2006.
- [12] Samet, H. Kochut, A. , 'Octree approximation and compression methods', 3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002.
- [13] Takuya Oda, Yuichi Itoh, Wataru Nakai, Katsuhiko Nomura, Yoshifumi Kitamura, Fumio Kishino, "Interactive Skeleton Extraction for 3D Animation using Geodesic Distances", Osaka University, 2006.
- [14] Antonio Krüger, "Automatic graphical abstraction in intent-based 3D-illustrations", University of Saarbrücken, 1998.

- [15] Feiner, S. "An Experiment in the Automated Creation of Pictorial Explanations",
IEEE Computer Graphics and Applications, Volume: 5, page(s): 29-37,1985.
- [16] Oscar Kin-Chung Au, Chiew-Lan Tai, Hung-Kuo Chu, Daniel Cohen-Or, Tong-Yee
Lee, "Skeleton Extraction by Mesh Contraction", ACM Transactions on Graphics, Vol.
27, No. 3, Article 44, Publication date: August 2008.