

بخش‌بندی معنادار مدل سه‌بعدی اجسام بر اساس استخراج برجستگی‌ها و هسته جسم

مهسا میرلو و حسین ابراهیم‌نژاد

آزمایشگاه تحقیقاتی بینایی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

چکیده

بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی، نقش مهمی در پردازش این مدل‌ها از جمله بازیابی، فشرده‌سازی و نهان‌نگاری مدل‌های سه‌بعدی دارد. در این مقاله روش جدیدی برای بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی بر اساس استخراج نقاط برجسته ارائه شده است. تحقیقات علوم شناختی، تجزیه جسم سه‌بعدی به بخش‌های ساده‌تر را به‌عنوان یکی از راه‌های تحلیل و تشخیص اجسام سه‌بعدی توسط انسان معرفی کرده است. بر این اساس بخش‌های حاصل از تجزیه جسم سه‌بعدی، به دو دسته کلی هسته و بخش‌های برجسته تقسیم می‌شوند. در روش پیشنهادی، ابتدا مرکز ثقل مدل سه‌بعدی محاسبه می‌شود؛ سپس نقطه‌ای با بیش‌ترین فاصله اقلیدسی از مرکز مدل به‌عنوان نقطه برجسته که نماینده بخش برجسته‌ای از مدل است، انتخاب و همسایگی ژئودزیکی آن از مجموعه جستجوی نقاط برجسته حذف می‌شود. این فرآیند تا یافتن تمام بخش‌های برجسته ادامه می‌یابد. سپس هسته مدل به‌عنوان قسمتی که سایر بخش‌های برجسته را به یکدیگر متصل می‌کند، شناسایی شده و بدین ترتیب بخش‌بندی مدل سه‌بعدی صورت می‌پذیرد. معرفی مرکز ثقل مدل به‌عنوان نقطه مرجع، استفاده هم‌زمان از فاصله اقلیدسی و ژئودزیکی و حذف همسایگی نقطه برجسته انتخابی از مجموعه جستجوی نقاط، باعث مقاوم‌شدن الگوریتم پیشنهادی در برابر تبدیلات جابه‌جایی، چرخش و تغییر وضعیت مدل و همچنین باعث افزایش سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌ها شده است. واژگان کلیدی: بخش‌بندی، مدل‌های سه‌بعدی، فاصله ژئودزیکی، نقاط برجسته، هسته.

۱- مقدمه

استفاده فراگیر از مدل‌های سه‌بعدی در عرصه‌های مختلف توجه پژوهش‌گران را برای ارائه الگوریتم‌های پردازش این مدل‌ها به خود جلب کرده است. در حال حاضر الگوریتم‌های بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی، دسته پرکاربردی از الگوریتم‌های پردازش این مدل‌ها هستند.

الگوریتم‌های بخش‌بندی به دو دسته کلی بخش‌بندی مبتنی بر ویژگی هندسی و بخش‌بندی مبتنی بر معنا تقسیم می‌شوند. الگوریتم‌های مبتنی بر ویژگی هندسی، بخش‌هایی از مدل سه‌بعدی را که در شرایط مشابه هندسی قرار دارند، در یک دسته قرار می‌دهند. این ویژگی هندسی می‌تواند بیان‌گر شکل محلی مانند قطر متوسط و یا ویژگی ساختاری مانند گراف ریب باشد. این دسته بیشتر به‌عنوان مرحله

پیش‌پردازش سایر الگوریتم‌های پردازشی مانند فشرده‌سازی (Cheng, Kuo et al., 2010)، بازیابی و نهان‌نگاری (Ai, Liu et al., 2009) به‌کار می‌روند. دسته دیگر از الگوریتم‌های بخش‌بندی که مبتنی بر معنا هستند، ریشه در مطالعه درک انسان دارند. بسیاری از تحقیقات با آزمون درک بصری بشر نشان داده‌اند که بازیابی و درک انسان از اشکال مختلف، مبتنی بر تجزیه ساختار آن به قسمت‌های ساده‌تر است. بر اساس این نتایج، روش‌های بخش‌بندی مبتنی بر معنا، شی سه‌بعدی را به قسمت‌هایی که به لحاظ ظاهری معنادار هستند، تجزیه می‌کنند. این دسته در زمینه‌هایی مانند حاشیه‌نویسی (Attene, Robbiano et al., 2009) و مسائل مرتبط با وب‌معنایی کاربرد دارند. این تقسیم‌بندی بر اساس هدف و نتیجه به‌دست آمده از الگوریتم بخش‌بندی صورت می‌پذیرد. به‌عنوان مثال در (Shlafman, Tal et al., 2002) از

الگوریتم تنها مدل‌های سه‌بعدی صنعتی CAD را به‌خوبی بخش‌بندی می‌کند و برای مدل‌های طبیعی مانند مدل‌های انسان، حیوانات و انیمیشن کارآمد نخواهد بود.

ما در الگوریتم پیشنهادی روشی را ارائه می‌کنیم که نسبت به تبدیلات صلب و مقادیر مختلف نوفه‌گوسی جمع‌شونده پایدار بوده و با داشتن پیچیدگی محاسباتی پایین، زمان اجرای آن نسبت به سایر الگوریتم‌ها کمتر است. علاوه بر این، روش پیشنهادی قابلیت به‌کارگیری در محدوده گسترده‌ای از مدل‌های سه‌بعدی را دارد.

۲- روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا مفاهیم اولیه پردازش مدل‌های سه‌بعدی و مفهوم بخش‌بندی و سپس قسمت‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی شرح داده می‌شود.

۲-۱- مفاهیم اولیه

رویه مرزی سه‌بعدی M به‌صورت چندتابی $S = \{V, E, F\}$ تعریف می‌شود که از رئوس V (مجموعه نقاط تشکیل‌دهنده مدل)، یال‌های E (نحوه اتصال رئوس به یکدیگر) و وجوه F (رویه‌های به‌وجود آمده از این اتصالات) تشکیل یافته است، به‌طوری که:

(۱)

$$V = \{p_i | p_i \in \mathbb{R}^3, 1 \leq i \leq m\}$$

(۲)

$$E = \{e_{ij} = (p_i, p_j) | p_i, p_j \in V, i \neq j\}$$

$$F = \{f_{ijk} = (p_i, p_j, p_k) | p_i, p_j, p_k \in V, i \neq j \neq k\} \quad (۳)$$

m تعداد رئوس مدل است، وجوه F به‌طور معمول به‌صورت مثلث در نظر گرفته می‌شوند، هرچند می‌توان از شکل‌های دیگری مانند مربع و چندضلعی‌ها هم استفاده کرد. عبارت رویه مرزی برای تمایز این دسته رویه‌ها از رویه‌های سه‌بعدی حجمی استفاده شده است. محدودیت‌های بسیاری روی روابط بین عناصر مختلف رویه (رئوس، یال‌ها و وجوه) وجود دارد که نمایش‌های معتبری را سازمان‌دهی می‌کنند. شکل (۱) نمونه‌ای از بیان مدل سه‌بعدی با استفاده از رویه مرزی است.

ترکیب دو ویژگی هندسی فاصله اقلیدسی و فاصله زاویه‌ای برای بخش‌بندی مدل‌ها به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش الگوریتم دگرذیسی استفاده شده است. این نوع بخش‌بندی برای یک مدل تنها، نتایج قابل قبولی به‌دست می‌دهد، اما به‌دلیل تغییرات قابل ملاحظه ویژگی‌های استفاده شده، هنگام تغییر وضعیت مدل در اثر تبدیلات صلب، این الگوریتم بخش‌بندی، پایدار نخواهد بود. منظور از تغییر وضعیت، حالت‌های مختلف از مدل است. به‌عنوان مثال حالت‌های نشستن، ایستادن و دویدن وضعیت‌های مختلفی از مدل سه‌بعدی انسان است. منظور از پایداری الگوریتم بخش‌بندی نسبت به تغییر وضعیت، این است که نتیجه بخش‌بندی در تمامی این حالت‌ها یکسان باشد. در مدل انسان، دست‌ها، پاها، سر و تنه باید به‌صورت یکسان از هم تفکیک شده باشند. زاویه بین اجزای بدن با یکدیگر یکی از ویژگی‌هایی است که در وضعیت‌های مختلف مقادیر متفاوتی دارد و فاصله ژئودزیک نقاط از هم که به‌صورت کمترین فاصله روی سطح در نظر گرفته می‌شود، ویژگی مقاوم در برابر تغییر وضعیت است. در (Shapira, Shamir et al., 2008) از ویژگی هندسی قطر متوسط شکل به‌منظور بخش‌بندی معنادار مدل‌های سه‌بعدی استفاده شده است. این الگوریتم پایداری بسیار خوبی دارد؛ اما قادر به جداسازی بخش‌های مجزا با قطر یکسان نیست. به‌عنوان مثال هر دو دست مدل انسان را متعلق به یک دسته می‌داند، در حالی که دو بخش مستقل هستند. در (Simari, Kalogerakis et al., 2006) بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی براساس صفحات تقارن آنها صورت پذیرفته است. واضح است که این روش برای مدل‌های نامتقارن کارساز نخواهد بود. روش معرفی شده در (Agathos, Pratikakis et al., 2010) شباهت‌هایی با روش پیشنهادی داشته و از این رو در بخش بررسی نتایج مورد مقایسه با الگوریتم پیشنهادی واقع شده است. این الگوریتم نیز روشی برای استخراج بخش‌های برجسته معرفی کرده و از پایداری خوبی نیز برخوردار است؛ اما بار محاسباتی بالایی نسبت به روش پیشنهادی داشته و محدودیت نسبتاً سنگینی در انتخاب مدل‌ها اعمال می‌کند. این الگوریتم به‌دلیل استفاده از کانتورها قابل استفاده برای مدل‌هایی که شکافی روی سطح خود دارند، نیست. الگوریتم معرفی شده در (Wang and Yu, 2011) که با استخراج ویژگی‌های سطحی رویه به بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی می‌پردازد، مدل‌ها را به قسمت‌های تخت، مقاطع کوادراتیک و بی‌شکل تقسیم می‌کند. با توجه به تقسیم‌بندی انجام شده، این

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N}$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \Rightarrow V_{center} = (x_c, y_c, z_c) \quad (4)$$

$$z_c = \frac{\sum_{i=1}^N z_i}{N}$$

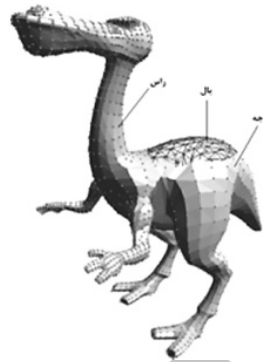
V_{center} مرکز مدل به مختصات x_c, y_c, z_c است که N تعداد کل رئوس تشکیل دهنده مدل و x_i, y_i, z_i مختصات رأس i ام رویه مدل هستند. مرکز مدل، نقطه‌ای است که همواره در داخل بخش هسته‌ای بوده و دوری و نزدیکی رئوس مدل از آن، مشخصه خوبی برای تفکیک بخش‌های برجسته است. از آنجا که بارزترین ویژگی نقاط برجسته دور بودن آنها از سایر نقاط است، در نتیجه دور بودن آنها نسبت به دیگر نقاط از نقطه مرجع معیار خوبی برای شناسایی آنها خواهد بود. انتخاب مرکز مدل به عنوان نقطه مرجع با روش گفته شده و با توجه به این که موقعیت آن نسبت به سایر رئوس، در اثر تبدیلات انتقال، چرخش و تغییر مقیاس ثابت است، الگوریتم را نسبت به چنین تبدیلاتی مقاوم می‌سازد.

۲-۳- استخراج نقاط برجسته مدل سه بعدی

پس از یافتن مرکز مدل، جستجوی نقاط برجسته با تعیین فاصله تمامی رئوس از مرکز مدل آغاز می‌شود. برجستگی‌های مدل را می‌توان با تعاریف مختلفی به دست آورد. در روش پیشنهادی، ویژگی متمایزکننده‌ای که برای نقاط برجسته در نظر گرفته شده میزان فاصله آنها از مرکز مدل است. در نتیجه برجستگی‌ها به صورت نقاطی از مجموعه رئوس V که بیشترین فاصله را از مرکز جسم دارند، تعریف می‌شوند. مقیاسی که برای محاسبه این فاصله در نظر گرفته شده است، فاصله اقلیدسی رئوس از مرکز مدل است؛ چون مرکز مدل روی رویه مدل قرار ندارد و استفاده از دیگر انواع فاصله، مانند فاصله ژئودزیک ممکن نیست. ماتریس D که درایه‌های آن بیانگر فاصله رئوس از مرکز مدل است به صورت رابطه (۵) در نظر گرفته می‌شود:

$$D = [Dist(V_{center}, V_i)]_{N \times 1} \quad (5)$$

$Dist(V_{center}, V_i)$ فاصله رأس i ام از مرکز مدل بوده و



(شکل-۱): نمونه‌ای از نمایش رویه مرزی سه بعدی (Shamir, 2008)

با توجه به تعاریف بالا، بخش بندی رویه به صورت زیر خواهد بود (Shamir, 2008): با داشتن رویه مرزی سه بعدی M و مجموعه عناصر S متناظر به آن که می‌تواند شامل V ، E و یا F باشد، بخش بندی رویه که با نماد \sum نشان داده می‌شود، مجموعه‌ای از زیر رویه به صورت: $\sum = \{M_0, K, M_{k-1}\}$ خواهد بود که با افزایش k زیرمجموعه جدا از هم به وجود آمده است.

همان طور که گفته شد، S می‌تواند شامل رئوس، یال‌ها و یا وجه‌ها باشد و تجزیه S منجر به بخش بندی M می‌شود. الگوریتم‌های بخش بندی به طور معمول وجه‌های رویه را قطعه بندی می‌کنند ($S=F$)، برخی از آن‌ها رئوس را بخش بندی کرده ($S=V$) و تعداد کمی از آن‌ها یال‌ها را مورد بررسی قرار می‌دهند ($S=E$). در الگوریتم پیشنهادی، مجموعه رئوس برای استخراج ویژگی و بخش بندی مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های بخش بندی به طور معمول از دو مرحله متوالی تشکیل می‌شوند. در مرحله اول ویژگی‌های مورد نظر از رویه استخراج و در مرحله دوم قسمت‌های مختلف مدل بر اساس ویژگی‌های استخراج شده به دسته‌های مشخص و جدا از هم تقسیم می‌شوند. مرحله استخراج ویژگی در الگوریتم پیشنهادی شامل محاسبه مرکز مدل، استخراج نقاط برجسته و تعیین نقطه مناسبی به نمایندگی از بخش هسته مدل است.

۲-۲- استخراج مرکز مدل

قدم اول در این الگوریتم یافتن مرکز مدل است که با میانگین گرفتن از رئوس مدل به صورت رابطه (۴) به دست می‌آید:

طبق تعریف فاصله اقلیدسی با رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$Dist(V_{center}, V_i) = \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2 + (z_c - z_i)^2} \quad (6)$$

بدین ترتیب نقطه‌ای که بیشترین فاصله از مرکز را دارد طبق رابطه (۷) به‌عنوان اولین نقطه برجسته با نام $V_{1_salient}$ انتخاب می‌شود.

$$V_{1_salient} = \{V_j \in V \mid j = \arg(\max(D))\} \quad (7)$$

نقاطی که در همسایگی $V_{1_salient}$ قرار دارند در فاصله‌ای نزدیک به فاصله $\max(D)$ از مرکز مدل هستند، برای پرهیز از یافتن نقاط برجسته تکراری در یک ناحیه برجسته، نقاط همسایگی $V_{1_salient}$ از دامنه جستجوی نقاط حذف می‌شوند. بدین ترتیب مجموعه جستجوی نقاط از مجموعه کل رئوس مدل (V) به مجموعه V_{search_domain} به‌صورت رابطه (۸) کاهش می‌یابد:

$$V_{search_domain} = V - V_{neighbourhood} \quad (8)$$

نکته قابل تأمل در به‌دست آوردن همسایگی نقطه $V_{1_salient}$ یعنی مجموعه $V_{neighbourhood}$ این است که ممکن است نقاط برجسته مدل به‌لحاظ فاصله اقلیدسی به یکدیگر نزدیک باشند؛ اما هر یک به بخش برجسته متفاوتی تعلق داشته باشند؛ مانند نوک انگشتان یک دست که در شعاع کوچکی از همسایگی با فاصله اقلیدسی از هم قرار دارند، اما فاصله آنها روی رویه مدل از یکدیگر نشان‌دهنده دوربودن آنها از همدیگر است و تعلق آنها به بخش‌های مجزا را سبب می‌شود. در نتیجه، پیدا کردن این همسایگی باید به نحوی باشد که دو شرط زیر را برآورده سازد:

- I) مانع انتخاب نقطه برجسته دیگری از یک بخش برجسته شود.
- II) نقطه برجسته قسمت‌های دیگر وارد این همسایگی نشود.

شرط اول محدودیت فاصله اقلیدسی و شرط دوم محدودیت فاصله ژئودزیک نقاط از $V_{1_salient}$ را بیان می‌کند. البته لازم به ذکر است که بخش‌بندی مدل‌هایی که قسمت‌های برجسته آنها فاصله اقلیدسی بالایی دارند، تنها با شرط اول امکان‌پذیر است (Chiang and Kuo, 2012). دلیل

این امر شرایط هندسی حاکم بر مجموعه رئوس است. مکان هندسی نقاطی از فضای سه‌بعدی که از یک نقطه فاصله یکسانی دارند، به‌صورت کره‌هایی حول نقطه مورد نظر است. در نتیجه هر چه این نقاط، که در اینجا برجستگی‌های استخراج شده هستند، از یکدیگر دورتر باشند فصل مشترک این کره‌ها کمتر بوده و جداسازی قسمت‌های مختلف در این شرایط، تنها با اعمال محدودیت فاصله اقلیدسی انجام می‌شود؛ اما این روش پایداری بسیار ضعیفی دارد؛ زیرا با تغییر وضعیت مدل، فاصله اقلیدسی نقاط مختلف تغییرات بسیاری نسبت به هم خواهند داشت؛ در نتیجه مجموعه $V_{neighbourhood}$ با استفاده از اشتراک همسایگی اقلیدسی و ژئودزیک نقطه برجسته تعیین شده، به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$V_{neighbourhood} = \{V_j \in V \mid D_{Geodesic}(V_{1_salient}, V_j) \leq r\} \quad (9)$$

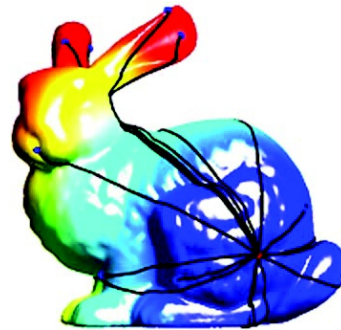
طبق این رابطه، مجموعه همسایگی $V_{neighbourhood}$ زیرمجموعه‌ای از مجموعه رئوس V است؛ به‌طوری‌که فاصله ژئودزیک تمام رئوس آن از نقطه $V_{1_salient}$ کمتر یا مساوی ضریبی از شعاع همسایگی اقلیدسی باشند. $D_{Geodesic}(V_{1_salient}, V_j)$ بیان‌گر فاصله ژئودزیک بین $V_{1_salient}$ و V_j و r نشان‌دهنده شعاع همسایگی است.

فاصله ژئودزیک به‌صورت کوتاه‌ترین فاصله بین دو نقطه روی رویه تعریف می‌شود و برای محاسبه آن چندین روش دقیق و تقریبی وجود دارد که در این مقاله از روش دیکسترا (Kanai and Suzuki 2001) استفاده شده است. برای یافتن یک مسیر با کوتاه‌ترین فاصله از نقطه مفروضی در رویه، فاصله تمامی رئوس همسایه نقطه مورد نظر را از آن محاسبه کرده و در راستای کوتاه‌ترین فاصله شروع به پیشروی می‌کنیم. چنانچه تمام مسیرهای ممکن از یک نقطه را مورد بررسی قرار دهیم، مطابق شکل (۲) فاصله ژئودزیک نقطه مورد نظر از تمام رئوس بر رویه به‌دست خواهد آمد. برای نمایش و درک بهتر این فاصله، کمترین فاصله از نقطه مورد نظر با رنگ آبی و بیشترین فاصله با رنگ قرمز مشخص شده و دیگر فواصل، طیف رنگ بین این دو مقدار را به خود گرفته است. برای نمونه، چند مسیر روی رویه که نشان‌دهنده فاصله ژئودزیک بین چند نقطه و نقطه مورد نظر است با خطوط مشکی رنگ مشخص شده است.

مدل بستگی به توپولوژی آن دارد. در نتیجه، مقادیر مختلفی برای مدل های کلاس های مختلف و مقادیر یکسانی برای مدل های متعلق به کلاس یکسان دارد. یکی از راه های تعیین مقادیر α و k ، مقداردهی آنها به صورت دستی توسط کاربر است (مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، شهریور ۱۳۹۲؛ مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، اسفند ۱۳۹۲). این مقادیر معین که در ابتدای بخش بندی مدل های مربوط به یک کلاس در اختیار الگوریتم قرار داده می شود، در واقع بخشی از دانش انسانی است که برای هوشمندسازی بینایی ماشین آلات در اختیار الگوریتم گذاشته می شود تا بخش بندی توسط الگوریتم، مشابه بخش بندی ذهن انسان شود؛ اما این روش از نظر معیارهای ارزیابی الگوریتم های بخش بندی (Attene, Katz et al., 2006) روش مناسبی نیست؛ چرا که خودکار بودن الگوریتم از بین می رود. روش خودکاری که در این مقاله برای تعیین k در نظر گرفته شده، استفاده از نامساوی (۱۴) است. تازمانی که این نامساوی برقرار است، حلق، یافتن نقاط برجسته ادامه داشته و هر بار رأس جدیدی به عنوان نقطه برجسته تعیین و به مقدار k اضافه می شود.

$$\frac{\min[Dist(V_{search_domain}, V_{center})]}{\max[Dist(V_{search_domain}, V_{center})]} \leq 0.5 \quad (14)$$

در شکل (۴)، روش پیشنهادی روی مدل های سه بعدی از دو پایگاه داده McGill (Siddiqi, Zhang et al., 2008) و NTU (Chen, Tian et al., 2003) اعمال شده است. در این شکل در ستون راست، مدل های سه بعدی مورد نظر به نمایش گذاشته شده اند. در سه ستون وسط، نتیجه بخش بندی مدل ها با ضرایب متفاوت شعاع همسایگی نمایش داده شده است. در ستون سمت چپ، نقاط برجسته که با اعمال α مناسب به دست آمده، مشاهده می شود. تغییرات مقدار پارامتر α به طور تقریبی روی همه مدل های پایگاه داده McGill مورد بررسی قرار گرفته و به عنوان نمونه، نتیجه بررسی ها روی چند مدل در شکل (۳) نشان داده شده است. همان طور که ذکر شد، مقدار α در بازه $[0.5, 1]$ تغییر کرده و تغییرات در این بازه نتیجه بخش بندی را تحت تأثیر قرار می دهد. آزمایش ها حاکی از این است که مقادیر کمتر از 0.5 و بیشتر از 1 هیچ تغییری نسبت به $\alpha = 0.5$ و $\alpha = 1$ ایجاد نمی کنند. برای مدل هایی که نقاط برجسته دور از هم دارند α بزرگتر و برای مدل هایی که نقاط برجسته نزدیک به هم دارند α کوچکتر به جواب مناسب



(شکل - ۲): نمودار فاصله ژئودزیک از نقطه مشخص

برای دو رأس داده شده V_i و V_j یک مسیر $R(V_i, V_j)$ از V_i به V_j به صورت یک سری مرتب شده از رئوس $(V_{r(1)}, \dots, V_{r(k)})$ تعریف می شود که از قیود رابطه (۱۰) پیروی می کنند:

$$\begin{aligned} V_{r(1)} &\equiv V_i \\ V_{r(k)} &\equiv V_j \\ V_{r(h)} &\text{ is adjacent to } V_{r(h+1)}, \forall h \in \{1, \dots, k-1\} \end{aligned} \quad (10)$$

برای یک مسیر کلی $R(V_i, V_j)$ طول آن $L(R(V_i, V_j))$ با محاسبه مجموع فواصل اقلیدسی جفت رئوس مجاور به دست می آید:

$$L(R(V_i, V_j)) = \sum_{h=1}^{k-1} d_E(V_{r(h)}, V_{r(h+1)}) \quad (11)$$

بر اساس مفروضات بالا، فاصله ژئودزیک بین دو رأس با عبارت زیر تقریب زده می شود:

$$\mu(V_i, V_j) = \min_R(L(R(V_i, V_j))) \quad (12)$$

r در رابطه (۹) به صورت ضربی از همسایگی اقلیدسی به شکل رابطه (۱۳) تعریف می شود.

$$r = \alpha \cdot Dist(V_{salient}, V_{center}) \quad (13)$$

α ضربی است که به صورت تجربی به دست آمده و برای مدل های متعلق به کلاس های مختلف در بازه $[0.5, 1]$ تغییر می کند. پس از به دست آوردن دامنه جستجوی جدید، برجستگی بعدی به همان ترتیب با در نظر گرفتن نقطه ای که در دامنه جستجوی جدید بیشترین فاصله را از مرکز مدل دارد، انتخاب می شود. این حلقه تا به دست آوردن تمام نقاط برجسته ادامه می یابد. تعداد نقاط برجسته (k) در هر

مدل سه بعدی	نتیجه بخش بندی با روش پیشنهادی				نقاط برجسته با α متناسب
مورچه	$K=9, \alpha=0.99$	$K=9, \alpha=0.7$	$K=9, \alpha=0.5$	$K=9, \alpha=0.5$	$K=9, \alpha=0.5$
مهره شطرنج	$K=3, \alpha=0.9$	$K=3, \alpha=0.7$	$K=3, \alpha=0.5$	$K=3, \alpha=0.5$	$K=3, \alpha=0.9$
سگ	$K=8, \alpha=0.9$	$K=8, \alpha=0.7$	$K=8, \alpha=0.5$	$K=8, \alpha=0.5$	$K=8, \alpha=0.5$
شمسان	$K=4, \alpha=0.9$	$K=4, \alpha=0.7$	$K=4, \alpha=0.5$	$K=4, \alpha=0.5$	$K=4, \alpha=0.9$
دلفین	$K=5, \alpha=0.9$	$K=5, \alpha=0.7$	$K=5, \alpha=0.5$	$K=5, \alpha=0.5$	$K=5, \alpha=0.9$

(شکل - ۳): بررسی تغییرات پارامترهای کنترلی

تقریبی یکسان بوده و تنها یک نقطه برجسته برای هر بخش در نظر گرفته می‌شود، اما حذف همسایگی‌ها و استفاده از محاسبات ماتریسی در روش پیشنهادی این مقاله، پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای الگوریتم را به شدت کاهش داده و آن را به گزینه مناسبی جهت استفاده در کاربردهای مختلف مانند انیمیشن و مدل‌های پویا^۱ تبدیل کرده است.

۲-۴- تقریب هسته

پس از حذف بخش‌های برجسته از مجموعه جستجوی نقاط، نقطه بعدی با بیشینه فاصله از مرکز مدل، نقطه‌ای روی هسته خواهد بود. بدین ترتیب، این نقطه می‌تواند به عنوان نماینده هسته مدل در نظر گرفته شود؛ اما نتایج شبیه‌سازی حاکی از این است که با انتخاب نماینده هسته به این شیوه، هسته مدل به گونه‌ای به دست می‌آید که با تعریف آن به عنوان بخشی که قسمت‌های برجسته را به هم وصل می‌کند مغایرت دارد و برخی قسمت‌های برجسته بدون کمک هسته، به طور مستقیم به یکدیگر متصل می‌شوند. یکی دیگر از گزینه‌های ممکن برای یافتن نقطه‌ای به نمایندگی از هسته مدل، یافتن نقطه‌ای روی رویه است که کمینه فاصله

منتهی می‌شود. در نظر گرفتن یک مقدار میانه ثابت برای α که کمی بیش از مقادیر کوچک و اندکی کمتر از مقادیر بزرگ است، مرزها را در حدی جابه‌جا می‌کند که این جابه‌جایی در مقابل مزیت ثابت بودن پارامتر α و عدم تعیین آن توسط کاربر که باعث خودکارشدن الگوریتم می‌شود، قابل نظر کردن است. مرکز مدل با مثلث قرمز رنگ و نقاط برجسته با مربع‌های سبز رنگ علامت‌گذاری شده است. این نقاط به درستی در تمام مدل‌ها محاسبه شده و اجزای معناداری را بیان می‌کنند. در سطر اول، پاهای بدنه دو تکه و شاخک‌های مدل مورچه؛ در سطر دوم، سر، بدنه و پایه مهره شطرنج و در سطر سوم، پاهای، سر، بدنه و دم مدل سگ به درستی تشخیص داده شده و به بخش‌های مجزا تقسیم شده‌اند. سطر چهارم نمونه‌ای از مدل‌هایی است که به دلیل دور بودن نسبی اجزای برجسته از یکدیگر میزان موفقیت الگوریتم پیشنهادی به صورت چشم‌گیرتری قابل ملاحظه است. دلیل این موفقیت این است که مکان هندسی نقاطی از فضای سه‌بعدی که از یک نقطه فاصله یکسانی دارند به صورت کره‌هایی حول نقطه مورد نظر است. در نتیجه هر چه این نقاط (برجستگی‌های استخراج شده) از یکدیگر دورتر باشند، فصل مشترک کره‌ها کمتر بوده و جداسازی قسمت‌های مختلف راحت‌تر انجام می‌شود. در سطر آخر نیز مدل دلفین به بخش‌های معنادار سر، باله فوقانی، دم و بدنه تقسیم‌بندی شده که بدنه آن به دلیل داشتن دو باله کناری که به عنوان نقاط برجستگی شناسایی می‌شوند؛ به دو قسمت تقسیم شده است. قسمت نارنجی‌رنگ از زاویه دید نشان داده شده، یک باله کناری و قسمت زرد رنگ (که قسمتی از آن دیده می‌شود) شامل باله کناری دیگر است. پس از بررسی مقادیر مختلف α روی مدل‌های پایگاه داده‌های ذکر شده، مقدار آن با آزمون و خطا به طور ثابت ۰/۷ در نظر گرفته شد. در الگوریتم‌های بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی که به طور مشابه مدل‌ها را به بخش‌های برجسته و هسته‌ای خود تجزیه می‌کنند، استخراج نقاط ویژه به شیوه‌های متفاوتی صورت می‌پذیرد و در هیچ یک به حذف همسایگی نقاط و محدود کردن دامنه جستجو پرداخته نمی‌شود. روشی که سایر الگوریتم‌ها (Valette, Katz, Leifman et al., 2005; Kompatsiaris et al., 2005; Agathos, Pratikakis et al., 2010) برای پرهیز از استخراج چندین نقطه برجسته برای یک بخش استفاده می‌کنند، شامل استفاده از فاصله متوسط ژئودزیک و گروه‌بندی نقاط ویژه پس از انتخاب چندین نقطه برجسته است. با اینکه خروجی تمام الگوریتم‌ها به طور

¹ Dynamic



(شکل- ۴): الف) بخش بندی بدون مرحله استخراج هسته (مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، شهریور ۱۳۹۲) ب) بخش بندی با در نظر گرفتن مرحله استخراج هسته (الگوریتم پیشنهادی)

مدل اصلی	مرکز مدل	نقطه برجسته ۱	همسایگی V_1
نقطه برجسته ۲	همسایگی V_2	نقطه برجسته ۳	همسایگی V_3
نقطه برجسته ۴	همسایگی V_4	نقطه برجسته ۵	همسایگی V_5
اندیکاتور هسته	نتیجه بخش بندی	اندیکاتور هسته	نتیجه بخش بندی

(شکل- ۵): نمونه‌ای از مراحل بخش بندی توسط الگوریتم پیشنهادی

در شکل (۵) نشان داده شده است. با توجه به مراحل گفته شده در روند الگوریتم، پس از به دست آوردن نقاط برجسته نوبت به تعیین نقطه‌ای روی مدل به عنوان نماینده بخش مرکزی می‌رسد. انتخاب این نقطه با هر دو روش گفته شده در شکل (۵) دیده می‌شود و مطابق انتظار، انتخاب این نقطه با روش دوم به نتیجه مطلوب منتهی شده است.

۳- پیاده سازی و ارزیابی نتایج

نتایج پیاده سازی الگوریتم‌های پیشنهادی روی مدل‌های سه بعدی پایگاه داده‌های (Podolak, Shilane et al.) McGill و (Chen, Tian et al., 2003) NUT (2006) نشان داده شده

سال ۱۳۹۳ شماره ۱ پایانی ۲۱

را از مرکز دارد و از آنجا که مرکز مدل مشخصات مشابهی با مجموعه نقاط هسته مدل دارد، این انتخاب گزینه مناسب‌تری برای به دست آوردن نماینده هسته است.

باید توجه کرد که بخش بندی مدل‌های سه بعدی براساس نقاط برجسته به این معنی نیست که تنها با استخراج این نقاط بخش بندی درست می‌شود، بلکه مرحله استخراج هسته بخش مهمی است که در ساختار چنین روش‌هایی جزء اصول بخش بندی درست است. چنانچه مرحله استخراج هسته به صورت جداگانه از استخراج نقاط برجسته مورد بررسی قرار نگیرد (مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، شهریور ۱۳۹۲)، بخش هسته به درستی تعیین نمی‌شود و تعیین بخش‌های برجسته به تنهایی برای ارائه نتایج کامل کافی نیست. نمونه‌ای از نتایج بخش بندی با در نظر گرفتن قسمتی برای تعیین هسته و بخش بندی بدون این مرحله در شکل (۴) مشاهده می‌شود.

با توجه به مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی مشاهده می‌شود که در کل الگوریتم از موقعیت نقاط نسبت به یکدیگر استفاده شده است و چون موقعیت نسبی نقاط تحت تبدیلات چرخش و انتقال ثابت است، در نتیجه الگوریتم پیشنهادی در برابر این تبدیلات مقاوم است.

در شکل (۵) نمونه‌ای از مراحل به دست آوردن نقاط برجسته مدل با روش پیشنهادی مشاهده می‌شود. ابتدا اولین نقطه برجسته که در دورترین فاصله اقلیدسی از مرکز مدل قرار دارد، روی سر اسب شناسایی شده است؛ سپس همسایگی حذف شده آن که در دو شرط همسایگی اقلیدسی و همسایگی ژئودزیکی می‌گنجد با رنگ قرمز مشخص شده و از دامنه جستجوی نقاط حذف می‌شود. پس از این مرحله، نقطه برجستگی جدید که در پای اسب است مورد بررسی قرار می‌گیرد. با توجه به همسایگی اقلیدسی که در شکل به صورت کره‌ای در اطراف برجستگی پا نشان داده شده است، پای دیگر اسب نیز در این همسایگی حضور دارد، لیکن شرط همسایگی ژئودزیکی مانع از حذف پای دیگر در همسایگی این نقطه می‌شود. اگر شرط تکمیلی همسایگی ژئودزیکی در نظر گرفته نمی‌شد، پای دیگر اسب که خود قطعه برجسته منحصر به فردی است در این مرحله حذف می‌شد و هر دو پا تنها یک بخش در نظر گرفته می‌شدند. الگوریتم با بررسی سایر نقاط ادامه یافته و تا محاسبه $k=5$ نقطه برجسته ادامه می‌یابد که انتخاب نقطه جدید در هر مرحله و سپس حذف همسایگی آن از دامنه جستجوی نقاط

است. ارزیابی الگوریتم‌های بخش‌بندی به‌طور معمول بر اساس معیارهای معرفی‌شده در (Attene, Katz et al., 2006) صورت می‌پذیرد که در این مقاله نیز از این معیارها استفاده شده است. الگوریتم پیشنهادی با چند روش با هدف مشترک با این الگوریتم، مقایسه می‌شود.

معیارهای ارزیابی الگوریتم‌های بخش‌بندی معرفی شده در (Attene, Katz et al., 2006) معیارهای کیفی جامعی هستند که به‌صورت کامل الگوریتم‌های بخش‌بندی را از نقطه نظرات مهم و کاربردی این علم مورد بررسی قرار داده‌اند و به این دلیل اغلب پژوهش‌گران، الگوریتم‌های پیشنهادی خود را با این معیارها ارزیابی کرده‌اند (Katz, Kim, Yun et al., 2005; Lee, Lee Leifman et al., 2005 et al., 2005; Valette, Kompatsiaris et al., 2005; Lin, Liao et al., 2007; Agathos, Pratikakis et al., 2010).

توجه به این نکته حائز اهمیت است که به‌دلیل ماهیت نتایج الگوریتم‌های بخش‌بندی، اغلب معیارهای معرفی‌شده برای ارزیابی این شاخه از علوم، معیارهای کیفی بوده (Attene, Chen, Katz et al., 2006) و تنها در برخی از مراجع مانند (Chen, Golovinskiy et al., 2009) و نمونه تکمیل یافته آن (Benhabiles, Lavoué et al., 2010) معیارهای کمی معرفی شده است. معیارهای کمی تنها برای دسته خاصی از الگوریتم‌ها روی مدل‌های به‌کار رفته در فرآیند تهیه و تعریف این معیارها قابل استفاده است. علاوه بر این، با این‌که این معیارها کمی هستند، اما قادر به اعلام نتیجه کلی درباره وضعیت الگوریتم‌ها نسبت به هم نیستند (Chen, Golovinskiy et al., 2009).

معیارهای ارزیابی (Attene, Katz et al., 2006) که مقایسه روش‌ها نیز بر اساس آن صورت می‌پذیرد، عبارتند از: ۱. نوع الگوریتم بخش‌بندی، ۲. استخراج "درست" بخش‌ها، ۳. مرزها، ۴. بخش‌بندی سلسله‌مراتبی یا چندمقیاسی، ۵. حساسیت نسبت به تغییر وضعیت (تحت تبدیلات صلب)، ۶. حساسیت به نوفه، ۷. پیچیدگی زمانی و ۸. پارامترهای کنترلی.

معیارهای ارزیابی کمی موجود برای ارزیابی الگوریتم‌های بخش‌بندی مدل سه‌بعدی بر اساس داده‌های مرجع^۱ خاصی تعریف شده‌اند. این داده‌های مرجع با تاکید بر هدف شبیه‌سازی نحوه بخش‌بندی توسط انسان با همکاری افراد متعدد جمع‌آوری شده‌اند و استفاده از آنها چند مشکل عمده دارد. اول اینکه هدف الگوریتم‌های مختلف بخش‌بندی

متفاوت است و این موضوع نتایج را به‌شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌طور مثال در مدل سه‌بعدی اسب اگر هدف بخش‌بندی مبتنی بر شبیه‌سازی دستگاه بینایی انسان باشد، اسب به اجزای متعددی از جمله گوش‌ها، چشم‌ها، دهان، سر، گردن، پاها، دم و تنه تقسیم می‌شود؛ اما اگر بخش‌بندی اسب با هدف پیش‌پردازش مدل به‌منظور بازیابی یا طبقه‌بندی مدل باشد، مانند هدف الگوریتم پیشنهادی، تجزیه آن به قسمت‌های سر، بدنه، پاها و دم کافی است. علاوه بر اینکه نتیجه این دو بخش‌بندی تعداد اجزای متفاوتی دارند، شامل قسمت‌هایی هستند که قابل مقایسه با هم نیستند. به‌طور مثال بخش‌های گوش‌ها و چشم‌ها در هدف اول هیچ بخش متناظری در هدف دوم برای مقایسه ندارند. در نتیجه مقایسه الگوریتم‌های بخش‌بندی به‌طور کیفی بر مبنای رعایت کردن اصول کیفی بخش‌بندی صورت گرفته است. این اصول در روش پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته‌اند و عبارتند از پایدار بودن معیار بخش‌بندی، عدم حساسیت به تغییر موقعیت و نوفه، خودکار بودن پارامترهای کنترلی، میزان پیچیدگی محاسبات و زمان اجرای الگوریتم. الگوریتم آگاتس^۲ و همکاران (Agathos, Pratikakis et al., 2010) و والت^۳ و همکاران (Valette, Kompatsiaris et al., 2005) با الگوریتم پیشنهادی مقایسه شده‌اند. این الگوریتم‌ها از کارهای انجام‌شده اخیر در همین زمینه بوده و از ویژگی مشابه استفاده از نقاط برجسته بهره برده‌اند. استفاده از نقاط ویژه، که به‌طور معمول به‌صورت نقاط نماینده برجستگی تعریف می‌شود، شامل الگوریتم‌هایی است که تفاوت آنها در نحوه به‌دست آوردن نقاط برجسته و تعیین هسته مرکزی است. در نهایت تأثیر این تفاوت‌ها در نتایج به‌دست آمده از الگوریتم‌ها مشاهده و مورد بررسی قرار می‌گیرند.

• نوع الگوریتم بخش‌بندی

الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم والت و الگوریتم آگاتس با روش‌های متفاوت، از ویژگی هندسی فاصله ژئودزیک برای استخراج نقاط برجسته و تجزیه مدل سه‌بعدی به قسمت‌هایی با معنای ظاهری مشخص استفاده کرده‌اند.

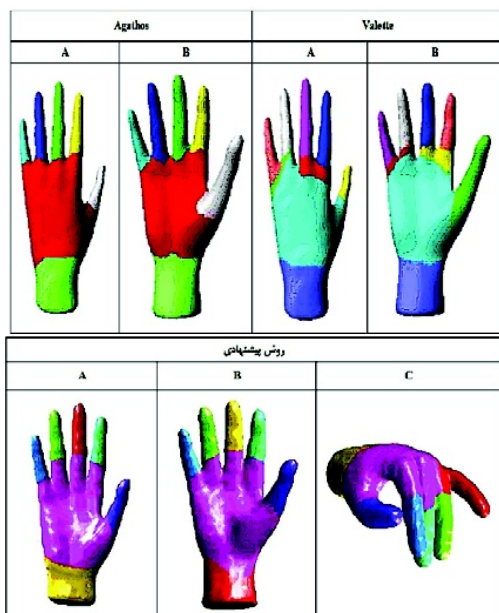
• استخراج بخش‌های "درست"

در این معیار انتخاب بخش‌های "درست" به کاربرد، نقطه نظر بیننده و دانش دنیای اطراف وابسته بوده و تنها می‌تواند به‌صورت کیفی با مشاهده تصاویر خروجی از الگوریتم‌های بخش‌بندی مورد قضاوت قرار گیرد. نکته قابل

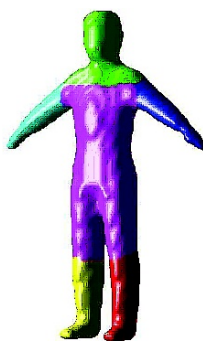
² Agathos

³ Valette

¹ Ground truth



(شکل - ۶): بررسی استخراج بخش های دست توسط الگوریتم های مختلف



(شکل - ۷): بررسی مرزها در مدل انسان

• بخش بندی سلسله مراتبی

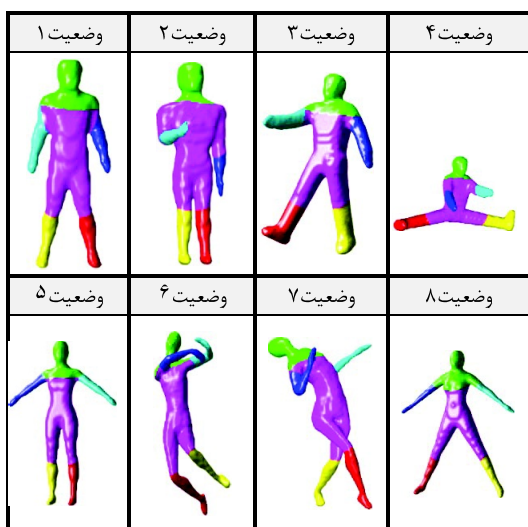
منظور از این معیار، تجزیه عناصر به زیر بخش های خود است. تجزیه پاها و دستها در مدل انسان به انگشتان و دیگر اجزا، مانند آنچه که در (Katz, Leifman et al., 2005) اتفاق افتاده، بیانگر این نوع بخش بندی است. داشتن چنین مرحله ای، بستگی کامل به کاربرد نتایج بخش بندی داشته و در بسیاری از موارد، تجزیه مدل به بخش های بسیار جزئی مانند چشم و گوش در قسمت سر و انگشتان در قسمت دست یا پا هیچ ضرورت و مزیت خاصی به ارمغان نمی آورد. هیچ کدام از الگوریتم ها، الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم آگاتس و الگوریتم والت چنین مرحله ای ندارد.

توجه در این معیار، ثابت بودن مبنای "درست" بودن در بخش بندی مدل های مشابه است. مبنای درست بودن باید در طول بخش بندی ثابت و پایدار باشد. پایداری به این معنی است که بخش بندی مدل های مربوط به یک طبقه مشخص از داده ها منجر به نتایج مشابهی شود. به طور مثال تمام مدل های متعلق به طبقه دست در الگوریتم مورد بررسی باید به کف دست، مچ و انگشتان تجزیه شوند. نتایج شکل (۶) حاکی از این است که الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم آگاتس به بخش بندی درست و پایداری از مدل ها، به طور مثال مدل دست منجر شده است. الگوریتم والت با اینکه به نظر پایدار است، اما بخش های معناداری را جداسازی نمی کند.

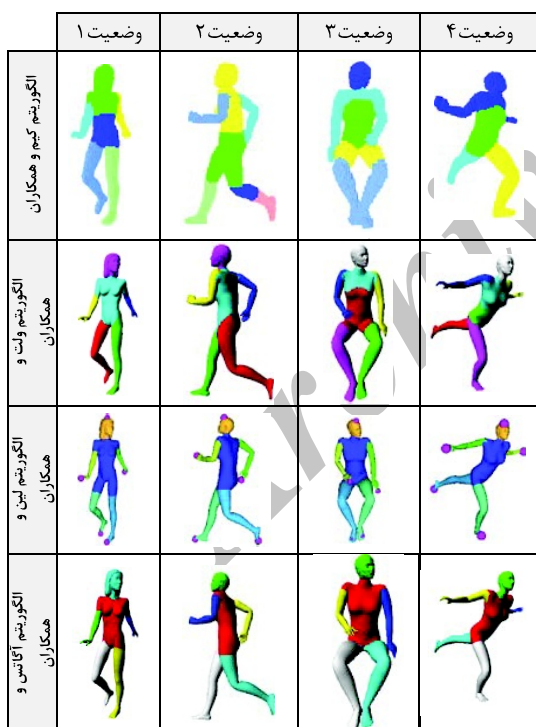
• مرزها

مسئله بخش بندی در واقع متشکل از دو زیر مسأله است. مسأله اول استخراج درست بخش ها و مسأله دوم داشتن مرزهای هموار و طبیعی. برخی از الگوریتم ها مانند (Mortara, Patané et al., 2004) داشتن مرزهای طبیعی را تضمین می کنند. الگوریتم پیشنهادی نیز به دلیل استفاده از همسایگی های اقلیدسی به شکل هندسی کروی دارای مرزهای هموار بوده و چون قسمت ها به درستی شناسایی شده اند، این مرزها در قسمت های طبیعی خود قرار می گیرند. به طور مثال، در مدل انسان در شکل (۷) این مرزها در گردن، شانه ها و پاها به درستی به صورت هموار و طبیعی مشخص شده اند. در الگوریتم آگاتس پس از بخش بندی اولیه، مرزها توسط برنامه ای براساس برش گرافها و استفاده از کانتورها تصحیح شده اند که نتایج بسیار خوبی به همراه داشته است؛ اما این مزیت با محدودیت بزرگی روی مش های مورد استفاده همراه است. اضافه کردن چنین قسمتی باعث افزایش بار محاسباتی برنامه شده و استفاده از کانتورها این محدودیت را برای مدل ایجاد می کند که هیچ گونه شکافی روی رویه مدل نباشد. به همین دلیل آگاتس در (Agathos, Pratikakis et al., 2010) خود را تنها روی تعداد محدودی از مدل ها اعمال کرده است که چندین مدل آن یک مدل مشخص در وضعیت های مختلف است. الگوریتم والت نیز به تصحیح مرزها پرداخته و زمان اجرای الگوریتم آن مانند الگوریتم آگاتس بالاست؛ اما در الگوریتم پیشنهادی، هیچ محدودیت سنگینی روی انتخاب مدل ها گذاشته نشده و به این دلیل توانسته ایم الگوریتم پیشنهادی را روی دو پایگاه داده متشکل از مدل های متعدد اعمال کنیم.

تفاوت دارند. الگوریتم آگاتس (Agathos, Pratikakis et al., 2010) حساسیتی به تغییر وضعیت نداشته است.



(شکل - ۸): بررسی پایداری الگوریتم نسبت به تغییر وضعیت



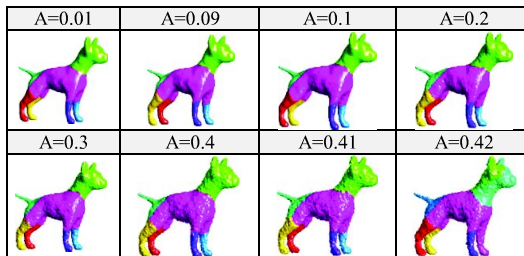
(شکل - ۹): بررسی حساسیت سایر الگوریتم‌های بخش بندی به تغییر وضعیت (شکل‌های مستخرج از Agathos, Pratikakis et al., 2010)

• حساسیت به تغییر وضعیت

نتایج خروجی الگوریتم پیشنهادی که در شکل (۸) برای وضعیت‌های مختلف از انسان نشان شده است، مثالی از پایداری الگوریتم پیشنهادی در برابر تغییر وضعیت است. در نظر گرفتن مرکز ثقل مدل به عنوان نقطه مرجع و استفاده از ویژگی فاصله ژئودزیک که جزء ویژگی‌های مقاوم به تغییر وضعیت است، از مهم‌ترین دلایل عدم حساسیت الگوریتم پیشنهادی نسبت به تغییر حالت و وضعیت مدل است. علاوه بر این، حذف همسایگی‌ها در مرحله استخراج نقاط برجسته باعث می‌شود تا تغییر مکان همسایگی‌ها که در اثر تغییر وضعیت ایجاد می‌شوند، تأثیری در نتیجه بخش بندی نداشته و الگوریتم پیشنهادی نسبت به تغییر وضعیت مقاوم باشد.

لازم به ذکر است که این تغییرناپذیری در مورد تغییرات مفصل دار برقرار بوده و اگر تغییر موقعیت چنان صورت گیرد که عضوی به قسمت دیگری بچسبد یا از آن جدا شود، به دلیل تغییرات شدید در ساختار روبه و حذف یا اضافه شدن مسیرهای متعدد ژئودزیکی، مقاومت نسبت به این تغییرات از بین خواهد رفت. مانند آنچه که در قسمت بازوی مدل‌های ۱، ۲ و ۳ اتفاق افتاده است. قسمت دست در هر صورت به طور مشابه به درستی جدا شده اما چون بازو در مدل‌های ۱ و ۲ به بدنه متصل بوده و در مدل ۳ این تغییر حالت در حدی بوده که این اتصال را حذف کرده، بازو از قسمت‌های متفاوتی جدا شده است. چنانچه در شکل (۸) دیده می‌شود، این حالت در الگوریتم‌های دیگر نیز به طور طبیعی رخ می‌دهد. در شکل (۸)، مثال‌هایی برای بررسی حساسیت سایر الگوریتم‌های بخش بندی در برابر تغییر وضعیت و مقایسه آنها با الگوریتم پیشنهادی آورده شده است. در شکل (۹) نیز نتایج بخش بندی مربوط به چهار روش دیگر آورده شده است. همان طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم کیم و همکاران (Kim, Yun et al., 2005) و الگوریتم ولت و همکاران (Valette, Kompatsiaris et al., 2005) نسبت به تغییر وضعیت مقاوم نیستند. نحوه جداسازی بخش‌های پاها و تنه در چهار وضعیت توسط الگوریتم کیم و نحوه جداسازی بخش تنه در الگوریتم ولت متفاوت است. مرزهای بخش‌های مختلف در الگوریتم لین و همکاران (Lin, Liao et al., 2007) نیز برای مدل‌های متفاوت نشان داده شده در وضعیت ۱ و ۲ بسیار با هم فاصله دارند؛ به عنوان مثال، مرز پاها در وضعیت ۱ و ۲ با یکدیگر

Pratikakis et al., 2010) و جدول زمانی الگوریتم پیشنهادی، مشاهده می شود که الگوریتم پیشنهادی به دلیل زمان اجرای پایین برای کار در حیطه کاربردهای مربوط به بینایی ماشین در هوشمندسازی ماشین آلات و تحلیل پویانمایی های سه بعدی مناسب است. زمان های ذکر شده در جدول (۱)، زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی در رایانه با مشخصات Windows XP, Dual core, 2Gb of RAM نرم افزار MATLAB 2012 است. برای درک نسبی از بالابودن سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی، بخشی از جدول زمان اجرای الگوریتم آگاتس را که در (Agathos, Pratikakis et al., 2010) گزارش شده است، در جدول (۲) آورده ایم.



(شکل - ۱): بررسی پایداری الگوریتم پیشنهادی در برابر مقادیر مختلف نوفه

(جدول - ۱): زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای مدل های مختلف

مدل سه بعدی	تعداد وجوهها	تعداد رئوس	تعداد قطعات	زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی (ثانیه)
حشره	۲۹۵۹۶	۱۴۸۰۰	۱۱	۹/۴۵
سگ	۳۱۷۸۸	۱۵۸۹۶	۷	۱۰/۹۲
دست	۲۴۱۶۰	۱۲۰۸۲	۷	۵/۲۶
دایناسور	۱۶۴۰۸	۸۲۰۶	۸	۳/۸۸
هشت پا	۲۳۳۳۲	۱۱۶۶۸	۹	۶/۳۳
انبر	۱۴۸۸۸	۷۴۴۶	۵	۲/۴۲
انسان	۲۲۱۵۲	۱۱۰۷۸	۶	۴/۱۴
پنگوئن	۴۵۸۶	۱۵۸۱	۶	۱/۲۹
اسب	۷۲۵۷	۳۵۸۸	۷	۲/۳۲
خرس	۶۱۶۰	۳۱۰۹	۶	۲/۱۱

• حساسیت نسبت به نوفه

الگوریتم پیشنهادی نسبت به مقادیر مختلف نوفه جمع شونده (که به طور معمول در ارزیابی مورد بررسی قرار داده می شود) مقاوم بوده و نتایج بخش بندی مدل نوفه دار همانند مدل بدون نوفه به دست آمده است. در شکل (۱۰) نتایج بخش بندی با مقادیر مختلف نوفه نشان داده شده است. چنانچه مقادیر نوفه در حدی باشد که محل نقاط برجسته و در نتیجه همسایگی آنها را بیش از حد تغییر دهد، نتایج تحت تأثیر قرار می گیرند؛ مانند آنچه که در دامنه ۰/۴۲ نوفه در شکل (۱۰) اتفاق افتاده است.

حساسیت سایر الگوریتم های مورد بحث نیز در همین حد است. در برخی الگوریتم ها، مانند (Mortara, Patané et al., 2004)، با افزودن یک مرحله پیش پردازش به الگوریتم بخش بندی تحت عنوان هموارسازی رویه، به شرط تحمل افزایش پیچیدگی زمانی، حساسیت نسبت به نوفه بسیار کاهش می یابد. مقادیر متفاوت دامنه نوفه مربوط به هر یک از نتایج در شکل (۱۰) آورده شده است.

• پیچیدگی محاسباتی

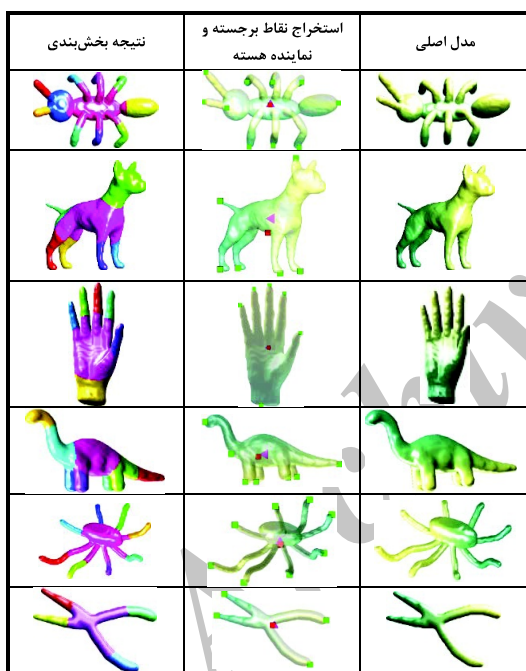
به طور معمول زمان اجرای الگوریتم ها روی مدل های مختلف ذکر می شود که این زمان عامل مهمی در کاربرد الگوریتم ها به حساب آمده و به نحوه پیاده سازی و شرایط زمینه اجرای برنامه بستگی دارد و در نتیجه به سختی قابل مقایسه است؛ اما مرتبه این پیچیدگی زمانی قابل بررسی است. فرض کنید N تعداد کل رئوس رویه، F تعداد وجوه آن و M تعداد بخش های هر مدل باشد. در الگوریتم پیشنهادی محاسبه فاصله ژئودزیک با استفاده از الگوریتم دیکسترا صورت پذیرفته و پیچیدگی آن از مرتبه $O(MN \log(N))$ است. این مرحله در الگوریتم آگاتس برای اطمینان بیشتر و افزایش وضوح از مرتبه $O(8MN \log(N))$ است و پیچیدگی زمانی الگوریتم والت در (Valette, Kompatsiaris et al., 2005) از مرتبه $O(MN \log(N))$ تخمین زده شده و زمان اجرا به عنوان مثال چهل ثانیه برای مدلی با ۵۰۰۰۰ رأس بوده است. در الگوریتم آگاتس پیچیدگی زمانی به دلیل وجود گروه بندی و انتخاب نقطه نهایی برجستگی، تخمین هسته به شیوه متفاوت صورت گرفته و در نهایت تصحیح مرزها بیش از دیگر الگوریتم ها بوده و پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم به مقادیر $O(8MN \log(N) + NN_{\max} \log(N_{\max}) + 8kmn \log(n))$ می رسد. با توجه به جدول زمانی موجود در (Agathos,

(جدول - ۲): زمان اجرای الگوریتم آگاتس برای مدل‌های

مختلف (Agathos, Pratikakis et al., 2010)

مدل سه‌بعدی	تعداد وجه‌ها	تعداد رئوس	تعداد قطعات	زمان اجرای الگوریتم آگاتس (ثانیه)
حشره	۱۷۰۰۴	۸۵۰۴	۱۱	۶۰
سگ	۱۸۹۸۰	۹۴۹۲	۷	۴۵
دست	۱۴۴۸۰	۷۲۴۲	۷	۳۴
انبر	۱۲۲۰۴	۶۱۰۴	۵	۲۴
انسان	۲۲۰۲۸	۱۱۰۱۶	۶	۵۹
اسب	۱۴۵۲۲	۷۲۶۸	۷	۳۵

آگاتس پنج پارامتر کنترلی ثابت، بدون دخالت کاربر وجود دارد. در ادامه، نمونه‌هایی از مدل‌های دو پایگاه داده متفاوت مورد بررسی قرار گرفته که کارایی و صحت الگوریتم‌های پیشنهادی را نشان می‌دهد. در شکل (۱۱) نتایج الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده McGill با فرمت off. همراه با مرحله استخراج مرکز مدل، نقاط برجسته و نقطه نماینده هسته آورده شده است. در شکل (۱۲) نیز، نتایج الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده NTU با فرمت obz. همراه با مرحله استخراج مرکز مدل، نقاط برجسته و نقطه نماینده هسته آورده شده است. نتایج این شکل‌ها حاکی از این است که الگوریتم، روی مدل‌های متنوع با فرمت‌های متفاوت به خوبی عمل کرده و نداشتن شرطی برای انتخاب مدل، قابلیت انعطاف‌پذیری و همه‌جانبه بودن الگوریتم را تأیید می‌کند.



(شکل - ۱۱): نتایج الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده

McGill با فرمت off.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روش جدیدی برای بخش‌بندی مدل‌های سه‌بعدی مبتنی بر استخراج قسمت‌های برجسته مدل ارائه شد. این روش منجر به بخش‌بندی معنادار مدل‌های سه‌بعدی با استفاده از ویژگی هندسی فاصله اقلیدسی و ژئودزیک شد. نتایج پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی مدل‌های سه‌بعدی متعدد، با فرمت‌های متفاوت به نمایش

لازم به ذکر است که این دو جدول را به طور مستقیم نمی‌توان مقایسه کرد زیرا نحوه پیاده‌سازی و زمینه اجرای جدول (۱) و جدول (۲) با هم یکسان نیستند و جدول (۲) با رایانه‌ای با مشخصات Pentium 4, 3GHz, 1.5Mb cash و پیاده‌سازی در برنامه C++ به دست آمده است. در واقع سخت‌افزار پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی نیز به پایین بودن سرعت اجرای الگوریتم در نتایج به دست آمده تا حدی کمک کرده؛ اما زبان برنامه‌نویسی C++ نیز سریع‌تر از MATLAB است. با این حال دیده می‌شود که حتی با در نظر گرفتن عامل سخت‌افزار پیاده‌سازی، نتایج الگوریتم پیشنهادی در زمان بسیار کمتری به دست آمده‌اند. به عنوان مثال با در نظر گرفتن ردیف اول در هر دو جدول مشاهده می‌شود که زمان لازم برای اجرای الگوریتم پیشنهادی برای مدل حشره با ۱۴۸۰۰ رأس ۹/۴۵ ثانیه است در حالی که این زمان برای الگوریتم آگاتس برای مدل حشره با تعداد رأس ۸۵۰۴ (که کمتر از تعداد رأس مدل استفاده شده در این مقاله است) شصت ثانیه است. این تفاوت آشکار حتی با در نظر گرفتن ضریب سخت‌افزار نیز مقدار قابل ملاحظه‌ای است. برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌های موجود در بحث حساسیت به تغییر وضعیت به اثبات رسید و از ذکر جدول زمانی مربوط به آنها خودداری می‌شود.

• پارامترهای کنترلی

تعداد و نوع پارامترهای کنترلی که بر میزان متقابل بودن الگوریتم دلالت دارد، برای به دست آوردن بخش‌بندی با کیفیت بالا تأثیرگذار است. در الگوریتم پیشنهادی، پارامترهای α و k پارامترهای کنترلی هستند که α مقدار ثابت ۰/۷ در نظر گرفته شده است و k به صورت خودکار توسط الگوریتم برای هر مدل مشخص می‌شود. در الگوریتم والت، یک پارامتر کنترلی ثابت و در الگوریتم

¹ Interactive

هشتمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، زنجان.

Agathos, A., I. Pratikakis, et al. (2010). Protrusion-oriented 3D mesh segmentation. *The Visual Computer* 26(1): 63-81.

Ai, Q., Q. Liu, et al. (2009). A new digital watermarking scheme for 3D triangular mesh models. *Signal Processing* 89(11): 2159-2170.

Attene, M., Katz, S., Mortara, M., Patané, G., Spagnuolo, M., & Tal, A. (2006, June). Mesh segmentation-a comparative study. In *Shape Modeling and Applications*, 2006. SMI 2006. IEEE International Conference on (pp. 7-7). IEEE.

Attene, M., F. Robbiano, et al. (2009). Characterization of 3D shape parts for semantic annotation. *Computer-Aided Design* 41(10): 756-763.

Benhabiles, H., Lavoué, G., Vandeborre, J. P., & Daoudi, M. (2010, October). A subjective experiment for 3D-mesh segmentation evaluation. In *Multimedia Signal Processing (MMSp)*, 2010 IEEE International Workshop on (pp. 356-360). IEEE.

Chen, D. Y., Tian, X. P., Shen, Y. T., & Ouhyoung, M. (2003, September). On visual similarity based 3D model retrieval. In *Computer graphics forum* (Vol. 22, No. 3, pp. 223-232). Blackwell Publishing, Inc.

Chen, X., Golovinskiy, A., & Funkhouser, T. (2009, July). A benchmark for 3D mesh segmentation. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (Vol. 28, No. 3, p. 73). ACM.

Cheng, S. C., C. T. Kuo, et al. (2010). A novel 3D mesh compression using mesh segmentation with multiple principal plane analysis. *Pattern Recognition* 43(1): 267-279.

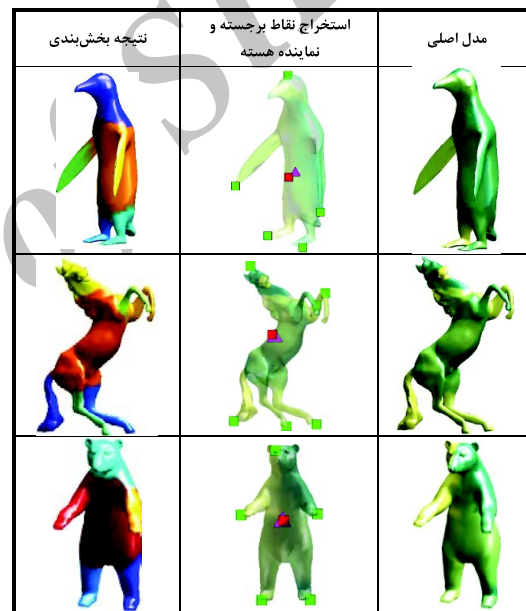
Chiang, P. Y. and C. C. J. Kuo (2012). Voxel-based shape decomposition for feature-preserving 3D thumbnail creation. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 23(1): 1-11.

Ho, T.-C. and J.-H. Chuang (2012). Volume based mesh segmentation. *Journal of Information Science and Engineering* 28(4): 705-722.

Kanai, T. and H. Suzuki (2001). Approximate shortest path on a polyhedral surface and its applications. *Computer-Aided Design* 33(11): 801-811.

Katz, S., G. Leifman, et al. (2005). Mesh segmentation using feature point and core extraction. *The Visual Computer* 21(8): 649-658.

گذاشته شد. ارزیابی الگوریتم، طبق معیارهای معرفی شده در (Attene, Katz et al., 2006) صورت پذیرفت. طبق این معیارها الگوریتم بخش بندی از نظر نوع الگوریتم، پایداری و درستی استخراج بخش ها، مرزها، وجود سلسله مراتب، حساسیت به نوفه، پیچیدگی زمانی و پارامترهای کنترلی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به دست آمده از جدول ها و مقایسه با روش هایی با هدف یکسان، کارایی و ارزشمندی الگوریتم های پیشنهادی را به اثبات رساند. سرعت بسیار بالا، پایداری و مقاومت در برابر انواع تبدیلات و نداشتن محدودیت های سنگین در انتخاب مدل های سه بعدی از نقاط قوت الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم های موجود است.



(شکل - ۱۲): نتایج الگوریتم پیشنهادی روی پایگاه داده NTU با

فرمت .obj

مراجع

مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، (اسفند ۱۳۹۲). بخش بندی هوشمند مدل های سه بعدی با استفاده از استخراج نقاط برجسته. یازدهمین کنفرانس سیستم های هوشمند ایران، تهران.

مهسا میرلو و حسین ابراهیم نژاد، (شهریور ۱۳۹۲). تجزیه مدل های سه بعدی مبتنی بر ویژگی فاصله ژئودزیک.

Wang, J. and Z. Yu (2011). Surface feature based mesh segmentation. *Computers & Graphics* 35(3): 661-667.



مهسا میرلو تحصیلات مقطع

کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۹ در رشته مهندسی برق- مخابرات در دانشگاه زنجان به پایان رساند. تحصیلات کارشناسی ارشد خود را در

رشته مهندسی برق- مخابرات در دانشگاه صنعتی سهند ادامه داد و در سال ۱۳۹۲ مدرک کارشناسی ارشد خود را اخذ نمود. در حال حاضر در مقطع دکترای رشته مهندسی برق- مخابرات دانشگاه صنعتی سهند مشغول به تحصیل است و در زمینه پردازش مدل‌های سه بعدی و بینایی کامپیوتر به تحقیقات خود ادامه می‌دهد.

نشانی رایانامه ایشان عبارتست از:

m_mirloo@sut.ac.ir



حسین ابراهیم‌نژاد مدرک کارشناسی

و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ در رشته مهندسی برق- الکترونیک و برق مخابرات از دانشگاه تبریز و دانشگاه

صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد. همچنین مدرک دکترای خود را در گرایش مخابرات سیستم در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان بینایی کامپیوتر، پردازش مدل سه بعدی، پردازش تصویر، شناسایی الگو و محاسبات نرم بوده و در حال حاضر عضو هیأت علمی با مرتبه دانشیار در دانشگاه صنعتی سهند است.

نشانی رایانامه ایشان عبارتست از:

ebrahimnezhad@sut.ac.ir

Kim, D. H., I. D. Yun, et al. (2005). A new shape decomposition scheme for graph-based representation. *Pattern Recognition* 38(5): 673-689.

Lee, Y., S. Lee, et al. (2005). Mesh scissoring with min-ima rule and part salience. *Computer Aided Geometric Design* 22(5): 444-465.

Lin, H., H.-Y. Liao, et al. (2007). Visual salience-guided mesh decomposition. *Multimedia, IEEE Transactions on* 9(1): 46-57.

Mortara, M., Patané, G., Spagnuolo, M., Falcidieno, B., & Rossignac, J. (2004, June). Plumber: a method for a multi-scale decomposition of 3D shapes into tubular primitives and bodies. In *Proceedings of the ninth ACM symposium on Solid modeling and applications* (pp. 339-344). Eurographics Association.

Podolak, J., Shilane, P., Golovinskiy, A., Rusinkiewicz, S., & Funkhouser, T. (2006, July). A planar-reflective symmetry transform for 3D shapes. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (Vol. 25, No. 3, pp. 549-559). ACM.

Shamir, A. (2008, September). A survey on mesh segmentation techniques. In *Computer graphics forum* (Vol. 27, No. 6, pp. 1539-1556). Blackwell Publishing Ltd.

Shapira, L., A. Shamir, et al. (2008). Consistent mesh partitioning and skeletonisation using the shape diameter function. *The Visual Computer* 24(4): 249-259.

Shlafman, S., Tal, A., & Katz, S. (2002, September). Metamorphosis of polyhedral surfaces using decomposition. In *Computer Graphics Forum* (Vol. 21, No. 3, pp. 219-228). Blackwell Publishing, Inc.

Siddiqi, K., J. Zhang, et al. (2008). Retrieving articulated 3-D models using medial surfaces. *Machine Vision and Applications* 19(4): 261-275.

Simari, P., Kalogerakis, E., & Singh, K. (2006, June). Folding meshes: Hierarchical mesh segmentation based on planar symmetry. In *Symposium on Geometry Processing* (pp. 111-119).

Valette, S., I. Kompatsiaris, et al. (2005). A polygonal mesh partitioning algorithm based on protrusion conquest for perceptual 3D shape. *Workshop towards Semantic Virtual Environments*: pp. 68-76.