

ارائه یک توصیفگر ترکیبی مبتنی بر ویژگی‌های مکانی و هندسی برای تطابق ابرنقاط سه‌بعدی

شکوفه فرهادی^۱ نازیلا محمدی^۲

امین صداقت^۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۰/۱۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۹/۰۱

چکیده

گسترش تکنولوژی لیزراسکنر و لایدار و در نظر گرفتن برتری‌های این تکنولوژی و اخذ داده‌های مکانی محیط و اشیاء، استفاده از این فناوری را روزبه‌روز بیش‌تر نموده است. این تکنولوژی توانایی استخراج نقاط از سطوح خارجی محیط و اشیاء در حجم بالا و در مدت زمان کوتاه را داشته که با توجه به امکان جابه‌جایی آسان لیزر اسکنرها، ابرنقاط مربوط به محیط و اشیاء معمولاً از زوایای متفاوتی اخذ می‌شوند که هر کدام در یک سیستم مختصات متفاوت قرار دارند و همگی باید به یک سیستم مختصات واحد منتقل شوند. به این منظور ابتدا باید جفت نقاط متناظر در هر مجموعه ابرنقاط معین شوند و سپس با استفاده از فرآیندی نقاط متناظر روی هم بیافتند تا مدل سه‌بعدی از طریق مجموعه‌های ابرنقاط ایجاد شود. یافتن مناسب‌ترین جفت نقاط متناظر در مجموعه‌های ابرنقاط از مهم‌ترین و چالش برانگیزترین مراحل بازسازی سه‌بعدی مدل‌های موردنظر محیط و اشیاء است. توصیفگرهای سه‌بعدی از جمله ابزارهای مناسب برای تعیین جفت نقاط متناظر در مجموعه‌های ابرنقاط هستند. این توصیفگرها برای هر نقطه‌ی منفرد در ابرنقاط، مجموعه‌ای از اطلاعات را به منظور کمک به تعیین نقاط مشابه در هر مجموعه ابرنقاط می‌سازد. تعریف یک توصیفگر سه‌بعدی که از پیچیدگی محاسباتی کم و قدرت توصیفگری بالایی برخوردار باشد، می‌تواند به یافتن جفت نقاط متناظر صحیح و در ادامه مدل‌سازی سه‌بعدی مجموعه‌های ابرنقاط کمک شایانی کند. در این پژوهش یک توصیفگر سه‌بعدی هندسی-مکانی پیشنهاد داده شده است که از هر دو ویژگی هندسی و مکانی به صورت توأم استفاده می‌کند. با توجه به آزمایش‌های انجام شده بر روی دو دسته مجموعه داده با ساختارهای متفاوت، توصیفگر سه‌بعدی پیشنهادی در مقایسه با توصیفگرهایی که تنها از یک ویژگی مکانی یا هندسی استفاده می‌کنند، قدرت توصیفگری بالاتری دارد.

واژه‌های کلیدی: ابرنقاط سه‌بعدی، انطباق، توصیفگر، ویژگی هندسی، ویژگی مکانی

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده فنی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران shokoufeh.farhadi@tabrizu.ac.ir

۲- دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران (نویسنده مسئول) n.mohamadi@tabrizu.ac.ir

۳- دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران a.sedaghat@tabrizu.ac.ir

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر استفاده از مدل‌های سه‌بعدی در کاربردهای مبتنی بر علوم سنجش‌ازدور و فتوگرامتری رونق یافته است. با گسترش تکنولوژی‌هایی هم‌چون لایدار و لیزراسکنر و با توجه به دسترسی آسان و سهولت در جابه‌جایی و توانایی بالای آن‌ها در اخذ ابرنقاط در مدت زمان کوتاه با مختصات سه‌بعدی دقیق (Bueno et al, 2016; Guo et al, 2014) بازسازی مدل‌های سه‌بعدی و سایر فرآیندهای مرتبط با آن مانند هم‌مرجع‌سازی، قطعه‌بندی و یا کلاس‌بندی مورد توجه محققان در این زمینه قرار گرفته است. از این‌رو به‌نظر می‌رسد با توجه به هزینه کم و سایر برتری‌های لیزراسکنرها، این تکنولوژی جایگزین مناسبی برای تصاویر دوبعدی در اکتساب داده‌های مکانی برای بازسازی مدل محیط و اشیاء هستند. از طرفی با توجه به جابه‌جا شدن لیزراسکنرها برای اخذ داده‌های سه‌بعدی از سطح محیط یا اشیاء، ابرنقاط مربوط به آن‌ها معمولاً از منظرها و زوایای متفاوتی برداشت می‌شوند. برای رسیدن به یک نمایه کامل از یک شیء یا محیط ضروری است تمام مجموعه‌های ابرنقاط به یک سیستم مختصات واحد منتقل شوند. بنابراین می‌توان اذعان داشت به‌منظور انتقال تمام مجموعه‌های ابرنقاط برداشت شده از یک شیء یا محیط، تعیین مطابقت میان مجموعه‌های ابرنقاط و هم‌مرجع‌سازی آن از گام‌های مهم و ضروری در مدل‌سازی سه‌بعدی محیط و اشیاء محسوب می‌شود. مهم‌ترین چالش در هم‌مرجع‌سازی سه‌بعدی مجموعه‌های ابرنقاط، تناظر یابی صحیح نقاط در دسته‌ها و سپس یافتن بهترین مدل مطابقت بین نقاط متناظر به‌منظور انطباق آن‌ها است (Li & Hartley, 2007). از این‌رو توصیفگرهای سه‌بعدی برای تعیین جفت نقاط متناظر صحیح در مجموعه‌های ابرنقاط تعریف می‌شوند. روش‌های زیادی برای ایجاد توصیفگر به این منظور پیشنهاد و توسعه داده شده است. توصیفگرهای سه‌بعدی به سه حالت محلی^۱، سرتاسری^۲

و یا ترکیبی^۳ عمل می‌کنند (Hana et al, 2018). توصیفگرهای محلی هر نقطه را با استفاده از ویژگی‌های محلی آن نقطه و همسایه‌های آن توصیف می‌کنند. در مقابل توصیفگرهای سرتاسری از ویژگی‌های کل ابرنقاط برای توصیف استفاده می‌کنند. این نوع از توصیفگرها دارای پیچیدگی محاسباتی کمتری بوده، اما به‌علت در نظر نگرفتن جزئیات، در تناظر یابی نقاط تکراری کارایی ضعیفی دارند. توصیفگرهای ترکیبی بر اساس ترکیبی از دو توصیفگر محلی و سرتاسری عمل می‌کنند. روش‌های محلی به‌علت ایجاد توصیفگرهایی با قدرت تشخیص بالا برای یافتن جفت نقاط متناظر و هم‌چنین استحکام در برابر مجموعه داده‌های حاوی نویز و درهم‌ریختگی^۴، در دهه‌های اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند (Mian et al, 2006). در میان روش‌های توسعه داده شده برای تعریف توصیفگر به صورت محلی، استفاده از هیستوگرام یکی از روش‌های متداول برای نمایش اطلاعات نقاط ابرنقاط می‌باشد. از آنجایی که این توصیفگر-ها اطلاعاتی از ویژگی‌های هندسی و مکانی ابرنقاط ارائه می‌دهند، خود به دو زیرگروه هندسی^۵ و مکانی^۶ تقسیم می‌شوند (Guo et al, 2016). توصیفگر THRIFT یکی از توصیفگرهای محلی پرکاربرد مبتنی بر ویژگی‌های هندسی ابرنقاط است. این توصیفگر بر مبنای دو توصیفگر SIFT^۷ و SURF^۸ توسعه داده شده و با استفاده از ویژگی‌های جهت‌ی نقاط برجسته شده است (Flint & al, 2007). PFH^۹ نیز از جمله توصیفگرهای محلی متداول مبتنی بر هیستوگرام بوده که از رابطه‌ی بین جفت نقاط استفاده کرده و با استفاده از بردار نرمال صفحه، ویژگی‌های هندسی نقطه و همسایگی آن را در قالب هیستوگرام نشان می‌دهد (Rusu et al, 2008a; Rusu et al, 2008b). توصیفگر PFH پیچیدگی محاسباتی بالایی داشته

3- Hybrid

4-- Clutter

5- Spatial Distribution Histogram based Descriptors

6- Geometric Attribute Histogram based Descriptors

7- Scale-invariant feature transform

8- Speeded up robust features

9- Point Feature Histogram

1- Local

2- Global

حفظ می‌شوند. در این روش، بعد از ایجاد همسایگی، در هر نقطه‌ی سطح کره همسایگی نگاشت مرکاتور تعیین شده و توصیفگر بر این اساس تعریف می‌شود (رضائی و همکاران، ۱۴۰۰). همچنین استفاده از هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار و نمونه‌ی مستقل از دوران آن به نام F_HOG، که مبتنی بر ویژگی‌های مختلف استخراج شده از ابرنقاط می‌باشد، برای تشکیل توصیفگر ایجاد شده است. در این مورد، از توابع پایه فوریه که توابعی پیوسته هستند استفاده می‌شود (باغانی و همکاران، ۱۳۹۹). توصیفگرهای جدید دیگری مبتنی بر توصیفگرهای موجود و با استفاده از توسعه آن‌ها نیز ایجاد شده‌اند. توصیفگر 3DNPFFH یک نمونه از این توصیفگرها است که از بسط و توسعه توصیفگر PFH به وجود آمده است. این توصیفگر بر اساس ترکیب ویژگی‌هایی نظیر بردارهای نرمال، انحنا و فاصله تعریف شده است (You & al, 2022). از دیگر توصیفگرهای محلی می‌توان به توصیفگر WSDesc اشاره نمود که بر اساس توصیفگر CNN توسعه داده شده و در آن از شبکه‌بندی و کسل برای بهبود ابعاد ابرنقاط استفاده شده است (Li et al, 2022).

همانطور که بیان شد، الگوریتم‌های بسیاری در زمینه ایجاد توصیفگر ارائه و توسعه داده شده است، اما اکثر روش‌های مذکور تنها یک جنبه از ویژگی‌های ابرنقاط، شامل ویژگی‌های مکانی و یا هندسی را در ایجاد توصیفگر مدنظر قرار داده‌اند. در تحقیق حاضر سعی شده است از ترکیب ویژگی‌های هندسی و مکانی در یک چارچوب واحد به منظور ایجاد یک توصیفگر ترکیبی کارا برای تطابق ابرنقاط استفاده شود. به این منظور ترکیب ویژگی‌ها در قالب یک هیستوگرام ترکیبی و تأثیر آن در کیفیت استخراج نقاط متناظر برای دو مجموعه داده‌ی متفاوت، مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. در ادامه، ساختار مقاله به این صورت است که در بخش دوم، روش پیشنهادی همراه با نمودار ارائه می‌شود. در بخش سوم، روش پیشنهادی پیاده‌سازی شده و نتایج مورد ارزیابی و بررسی قرار می‌گیرد. بخش آخر شامل نتیجه‌گیری و بیان نقاط قوت و ضعف روش است.

که به منظور غلبه بر این محدودیت، توصیفگر FPFH^۱ با ساختاری مشابه و ساده شده ارائه شده است. این توصیفگر با در نظر گرفتن روابط بین همسایه‌های همسایگی‌ها به صورت وزن‌دار و همچنین کاهش ابعاد هیستوگرام توصیفگر برای هر نقطه، به سرعت و دقت بالاتری نسبت به توصیفگر PFH رسیده است (Bueno et al, 2016; Rusu et al, 2009). توصیفگر جهت نرمال^۲ نیز از کسینوس زوایای بین بردار نرمال صفحه در نقطه موردنظر و همسایگی‌هایش، برای ایجاد یک هیستوگرام استفاده کرده و توصیفگری قوی برای مدل‌سازی نواحی مسطح ایجاد می‌کند (Behley et al, 2006; Triebel et al, 2012). در زمینه‌ی توصیفگرهای محلی مبتنی بر ویژگی‌های مکانی که در قالب هیستوگرام ارائه شده‌اند، می‌توان به توصیفگر 3DSC^۳ اشاره کرد. این توصیفگر با اختصاص دادن یک چارچوب کروی در محل نقطه‌ی موردنظر و تقسیم آن در راستای آزیموت، ارتفاع و شعاع سعی در استخراج ویژگی‌ها با استفاده از نقاط همسایگی دارد (Frome et al, 2004). توصیفگر USC^۴ یکی دیگر از توصیفگرهای سه‌بعدی بوده که با هدف اجتناب از محاسبه چند ویژگی برای یک نقطه‌ی واحد ارائه شده است و با افزودن محدوده‌ای منحصر به فرد و یکپارچه به نقطه‌ی موردنظر، توصیفگر را برای آن نقطه تعریف می‌کند (Tombari & al, 2010).

Spinimage یک توصیفگر متداول بر اساس ویژگی‌های مکانی بوده که یک چارچوب محلی از طریق بردار نرمال نقطه و صفحه‌ی گذرنده از آن برقرار کرده، توصیفگر را بر اساس فواصل بین نقاط بر روی صفحه‌ی موردنظر ایجاد می‌کند (Brusco et al, 2005). استفاده از نگاشت‌های سه‌بعدی به دو بعدی از موارد دیگری است که می‌توان در توصیفگرهای محلی از آن‌ها استفاده نمود. در این توصیفگر تمامی اشکال، فواصل واقعی، جهت و طول و عرض جغرافیایی نسبی

1- Fast Point Feature Histogram

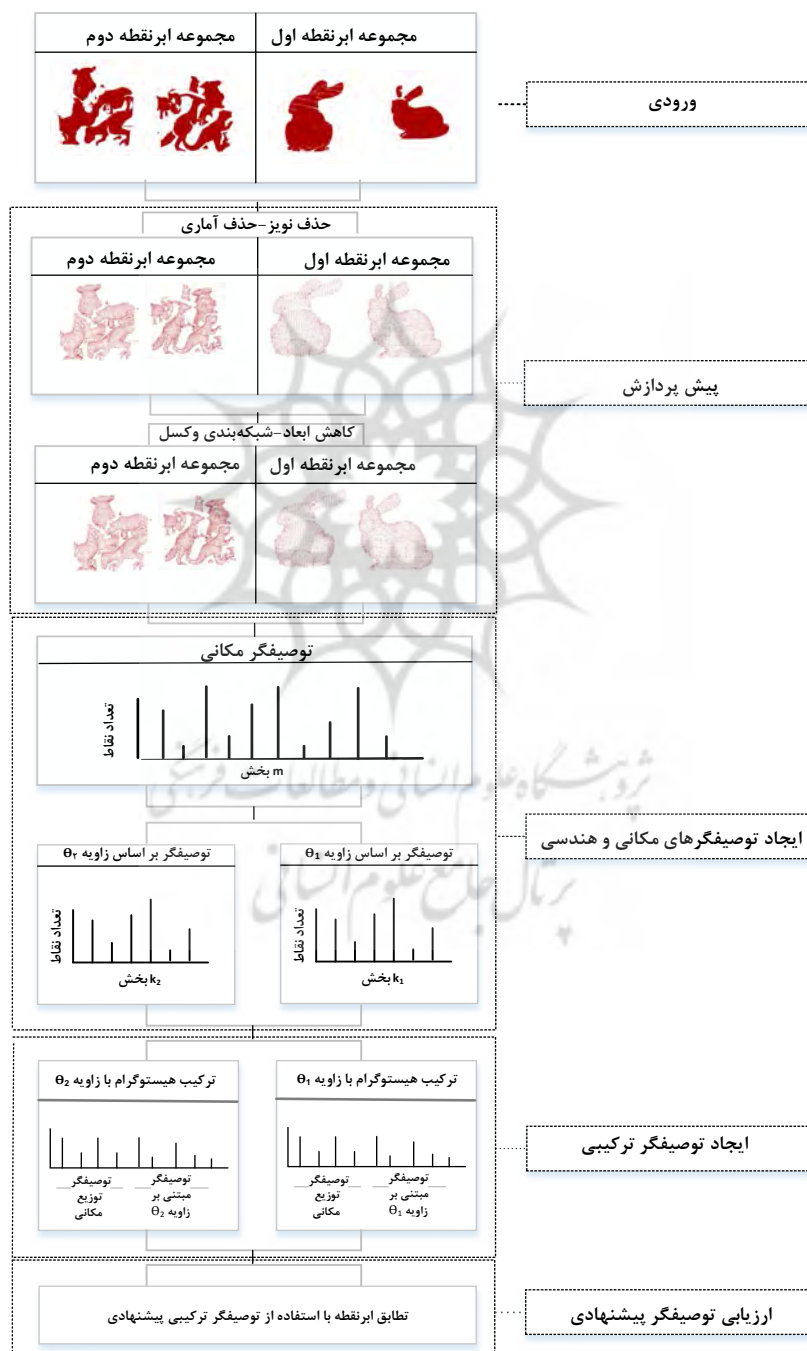
2- Histogram of Normal Orientation

3- 3D shape contexts

4- Unique Shape Context

۲- روش پیشنهادی

روند کلی روش پیشنهادی مطابق نمودار نگاره (۱) است. همانطور که در نگاره (۱) ملاحظه می‌شود، به منظور ایجاد توصیفگرهای پیشنهادی ابتدا نیاز است مجموعه‌ی ابرنقاط ورودی با انجام مراحل پیش‌پردازش برای فرآیندهای آتی آماده‌سازی شوند. سپس ویژگی‌های مبتنی بر روابط مکانی و روابط هندسی نقاط، استخراج شده و توصیفگرها بر آن اساس ایجاد شوند. برای تعریف دو توصیفگر پیشنهادی، توصیفگرهای ایجاد شده بر اساس ویژگی‌های مبتنی بر روابط مکانی و روابط هندسی با یکدیگر ترکیب شده و



نگاره ۱: روند کلی روش پیشنهادی

دو توصیفگر پیشنهادی برای هر نقطه از مجموعه‌ی ابرنقاط (۳) حاصل می‌شود.

$$M_d = \frac{d_1 + d_2 + \dots + d_i + \dots + d_n}{n} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$T = M_d + \alpha(\partial_d) \quad \text{رابطه (۳)}$$

با توجه به روابط (۲) و (۳) برای هر نقطه i ، α ضریب انحراف و ∂_d انحراف معیار فواصل d_i بوده و M_d متوسط کل میانگین فواصل نقاط و T حدآستانه موردنظر است. به این ترتیب، نقاطی که میانگین فاصله‌ی آن‌ها از همسایگی‌های خود، d_i از حد آستانه‌ی T بیشتر باشد، به‌عنوان نویز در نظر گرفته شده و حذف می‌شوند (Moore, 1978).

روش شبکه‌بندی و کسل از متداول‌ترین روش‌های کاهش تراکم ابرنقاط می‌باشد (Sultani & Ghani, 2015). در این روش ابرنقاط با فاصله‌های معینی از یکدیگر به‌صورت سه‌بعدی شبکه‌بندی شده و به این ترتیب مکعب‌های و کسل در کل ابرنقاط ایجاد می‌شود. در شبکه‌بندی و کسل، تعریف نماینده برای انتخاب نقاط باقی‌مانده در مکعب ضروری است. نماینده می‌تواند نقاط مرکزی مکعب، یا گوشه‌های کناری آن و یا حتی نقاط مرکز ثقل مکعب در نظر گرفته شود. معمولاً برای حفظ انحنای شکل ابرنقاط در محدوده‌ی هر یک از مکعب‌ها، نقاطی که در مرکز شبکه‌های مکعبی یا در نزدیکی آن هستند، به‌عنوان نماینده مکعب انتخاب شده و سایر نقاط در آن محدوده حذف شده و بدین ترتیب از تراکم ابرنقاط کاسته می‌شود (Amini Amirkolaee & Arefi, 2017).

۲-۲- استخراج ویژگی‌های ابرنقاط

هر یک از نقاط مجموعه‌ی ابرنقاط به همراه نقاطی که در همسایگی آن‌ها وجود دارد، اطلاعات بسیاری را در اختیار قرار می‌دهند که براساس این اطلاعات می‌توان ویژگی‌هایی را برای هر نقطه استخراج کرد. از آنجایی که این ویژگی‌ها نمایانگر شکل کلی ابرنقاط و جزئیات آن هستند، کمک شایانی به ایجاد توصیفگر و در ادامه تناظر یابی و تطابق جفت نقاط یکسان در دو یا چند مجموعه ابرنقاط برداشت

تعریف می‌شوند و سپس نقاط متناظر غلط حذف می‌شوند تا در ادامه تناظر یابی بین نقاط مجموعه‌ی ابرنقاط صورت گیرد.

۱-۲ پیش‌پردازش

گام اولیه در به‌کارگیری هر مجموعه داده، انجام فرآیندهای پیش‌پردازش است. روش‌های فیلترینگ از جمله مهم‌ترین فرآیندهای پیش‌پردازش بوده که خود شامل دو دسته‌ی کلی عملیات کاهش تراکم و حذف نقاط اشتباه و نویز است (Hackel et al, 2016).

روش حذف آماری از جمله روش‌های متداول فیلترینگ در حوزه‌ی حذف نویز است. در این روش برای هر نقطه از مجموعه نقاط، میانگین فاصله از تمامی همسایگی‌های مربوطه محاسبه شده و فرض می‌شود که توزیع حاصل، گوسی بوده و دارای میانگین و انحراف معیار استاندارد می‌باشد. با توجه به میانگین فاصله، نقاطی که متوسط فاصله‌ی آن‌ها از یک بازه‌ی تعریف شده بیشتر باشد، نویز در نظر گرفته شده و حذف می‌شوند.

بنابراین برای هر نقطه از مجموعه ابرنقاط P ، به تعداد نزدیک‌ترین همسایه انتخاب شده و میانگین فاصله‌ی نقطه‌ی موردنظر از همسایه‌ها، با استفاده از مختصات نقاط همسایه، طبق رابطه‌ی (۱) محاسبه می‌شود.

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$$

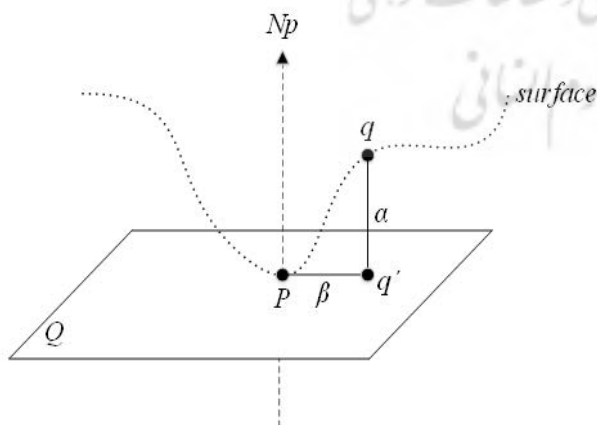
$$d_i = \frac{p_i p_1 + p_i p_2 + \dots + p_i p_j + \dots + p_i p_k}{k} \quad \text{رابطه (۱)}$$

باتوجه به رابطه (۱)، $p_i p_j$ فاصله‌ی بین نقطه موردنظر i با j امین نقطه‌ی همسایه بوده و k تعداد نقاط همسایگی نقطه موردنظر است. d_i میانگین فاصله‌ی نقطه‌ی موردنظر i از نقاط همسایه بوده و n تعداد کل نقاط مجموعه ابرنقاط است. متوسط کل میانگین فواصل نقاط از همسایه‌های خود از رابطه (۲) به دست آمده و حدآستانه موردنظر از رابطه

به نحوه‌ی استخراج ویژگی‌های مبتنی بر روابط مکانی و هندسی با استفاده از بردار نرمال پرداخته می‌شود.

۲-۱- استخراج ویژگی‌های مبتنی بر توزیع مکانی
فاصله بین نقاط یکی از ویژگی‌های متداول بوده که در واقع نحوه‌ی توزیع مکانی نقاط را توصیف می‌کند. این ویژگی تأثیر مهمی در توصیف یک نقطه با توجه به روابط همسایگی داشته و در تناظریابی نقاط بسیار کارآمد عمل می‌کند (Vandeborre & al, 2002).

در این پژوهش، از فاصله‌ی بین نقاط در یک ساختار منظم برای توصیف توزیع مکانی نقاط استفاده شده است. با فرض تعیین نقاط همسایه مناسب، اگر صفحه‌ای مماس بر نقطه‌ی موردنظر عبور داده شود به طوری که بر بردار نرمال آن عمود باشد، فاصله‌ی بین نقطه‌ی همسایه تا صفحه‌ی مماس یک ویژگی مبتنی بر فاصله خواهد بود. از طرفی فاصله بین نقطه‌ی موردنظر تا پای عمود نقطه‌ی همسایه بر روی صفحه‌ی مماس، ویژگی دیگری مبتنی بر فاصله است. در نگاره (۲) دو فاصله‌ی موردنظر که از جمله ویژگی‌های مبتنی بر توزیع مکانی هستند نشان داده شده‌اند.



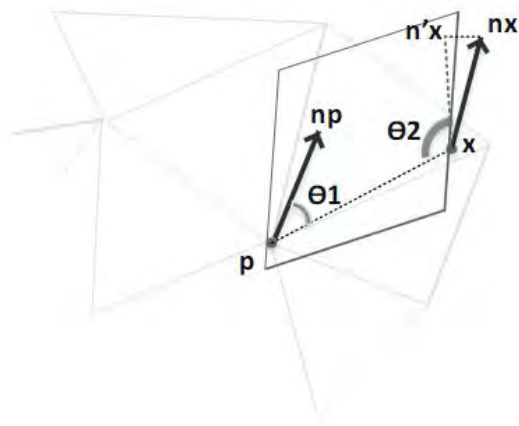
نگاره ۲: ویژگی‌های مکانی مورد استفاده در توصیفگر

تصاویر چرخش (Tombari & al, 2010)

شده از منظرهای متفاوت می‌کنند. از این رو استخراج ویژگی‌های مناسب نقش اساسی در ایجاد توصیفگر دارند. توزیع مکانی نقاط و روابط هندسی بین آن‌ها در مجموعه ابرنقاط از جمله ویژگی‌های تأثیرگذار در ایجاد توصیفگر قوی برای یک تناظریابی صحیح هستند.

برای تعریف یک توصیفگر سه‌بعدی محلی اولین و مهم‌ترین بخش، تعیین همسایگی‌های صحیح و کارآمد برای نقطه‌ی موردبررسی است که این امر در پژوهش حاضر با تعیین شعاع مناسب همسایگی و روش جست‌وجوی نزدیک‌ترین همسایه با استفاده از درخت k بعدی انجام می‌گیرد. استفاده از درخت k بعدی سبب تسریع جست‌وجوی نقاط همسایه در محدوده‌ی نقطه‌ی مورد نظر می‌شود. از آنجایی که هر ابرنقاط تنها در بردارنده‌ی تعداد محدودی از نقاط سطوح اشیاء و محیط بوده و احتمال وجود نقاطی در هر یک از مجموعه‌ی ابرنقاط که مربوط به یک نقطه‌ی واحد از محیط باشند بسیار اندک است، معمولاً برای تمامی نقاط ابرنقاط، توصیفگر ایجاد می‌شود. البته در برخی روش‌ها اگر تشخیص داده شود که نقطه‌ای مربوط به یک سطح بدون ویژگی مانند یک صفحه است، از ایجاد توصیفگر برای آن نقطه صرف‌نظر می‌شود. اما معمولاً یا امکان تشخیص دقیق این وضعیت وجود ندارد و یا در صورت امکان به محاسبات زیادی نیاز دارد که به دلیل هزینه بودن آن، از بررسی این موضوع صرف‌نظر می‌شود. در قریب به اتفاق، توصیفگرهای سه‌بعدی محلی موجود برای ایجاد توصیفگر برای هر نقطه، معمولاً گره‌ای در اطراف آن در نظر گرفته شده و سپس برای تمام نقاطی که درون کره واقع می‌شوند، یک توصیفگر ایجاد می‌شود که از همین روش در پژوهش حاضر استفاده شده است.

همانطور که در نگاره (۱) نشان داده شد ابتدا دو دسته ویژگی برای استفاده در توصیفگرهای پیشنهادی معرفی می‌شود. این دو ویژگی در واقع ویژگی‌های مبتنی بر روابط مکانی و هندسی هستند که به‌طور مستقیم با بردار نرمال هر نقطه و همسایگی‌های اطراف آن در ارتباط هستند. در ادامه



نگاره ۳: زوایای مورد بررسی در توصیفگر پیشنهادی

مطابق نگاره (۳)، برای نقطه‌ای مانند p، ابتدا با روش جست‌وجوی درخت k بعدی و در یک همسایگی کروی شکل به شعاع r نزدیک‌ترین همسایه‌های این نقطه انتخاب می‌شوند. با فرض اینکه نقطه‌ی x یکی از این همسایگی‌ها بوده، بردار نرمال برای دو نقطه‌ی p و x با نام‌های \vec{n}_p و \vec{n}_x به روش توضیح داده شده در بخش ۲-۲-۱ ایجاد می‌شوند. بردار $\vec{p}x$ که دو نقطه‌ی p و x را به یکدیگر متصل می‌کند و صفحه‌ای که از این بردار و بردار نرمال نقطه‌ی p می‌گذرد، صفحه‌ی مبنا برای تعریف زوایا به‌منظور ایجاد توصیفگر در این پژوهش در نظر گرفته می‌شود. کسینوس زاویه‌ی بین بردار نرمال نقطه‌ی p و بردار $\vec{p}x$ در صفحه‌ی مبنا که زاویه‌ی θ_1 نامیده می‌شود، اولین ویژگی هندسی توصیفگر پیشنهادی است. ویژگی هندسی دوم به کار رفته در توصیفگر پیشنهادی، کسینوس زاویه‌ی تشکیل شده از افکنش بردار نرمال \vec{n}_x بر روی صفحه‌ی مبنا (\vec{n}'_x) با بردار $\vec{p}x$ در صفحه‌ی مبنا بوده که زاویه θ_2 نامیده می‌شود.

۳- پیاده‌سازی و ارزیابی

در این بخش، مراحل پیاده‌سازی روش پیشنهادی ارائه می‌شود. در این راستا ابتدا مجموعه داده‌های ابر نقطه معرفی شده و سپس جزئیات هر مرحله همراه با نتایج حاصل از آن ارائه می‌شود.

با توجه به نگاره (۲)، نقطه‌ی p نقطه‌ی موردبررسی بوده و بردار N_p بردار نرمال بر سطح در این نقطه است. صفحه‌ی Q صفحه‌ای عمود بر بردار نرمال N_p و مماس در نقطه‌ی p خواهد بود. نقطه‌ی q نقطه‌ای در شعاع همسایگی نقطه‌ی مورد بررسی است که افکنش آن بر روی صفحه‌ی Q، نقطه‌ی q را ایجاد کرده است. به این ترتیب می‌توان به مرکز نقطه p یک سیستم مختصات استوانه‌ای نسبت داد که فاصله‌ی افقی نقطه p تا q، مختصات شعاعی و فاصله عمودی نقطه q تا q مختصات فاصله‌ای این سیستم مختصات را نشان می‌دهد. دو فاصله α و β از جمله ویژگی‌های مکانی مهم برای ایجاد توصیفگر SI است که مبتنی بر ویژگی فاصله بوده و به ترتیب از روابط (۴) و (۵) حاصل می‌شوند.

$$\alpha = \sqrt{\|q - p\|^2 - (n_p \cdot (q - p))^2} \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$\beta = n_p \cdot (q - p) \quad \text{رابطه (۵)}$$

در این روابط N_p بردار نرمال بر مبنای بردار ویژه متناظر با کوچک‌ترین مقدار ویژه ماتریس کواریانس بوده که به تفصیل در قسمت ۲-۲-۱ شرح داده شد.

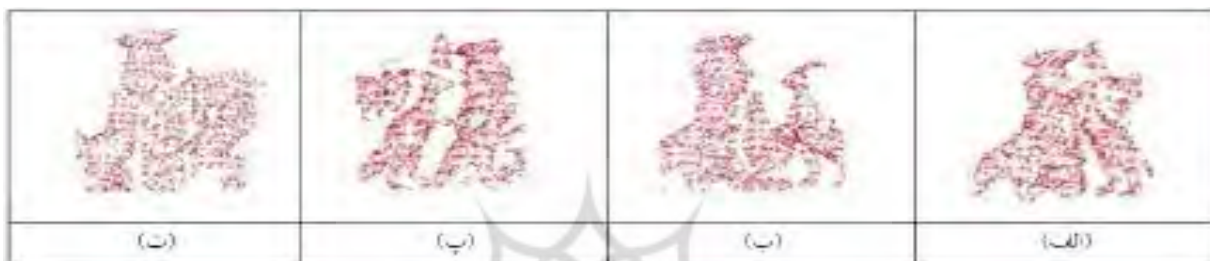
۲-۲-۲ استخراج ویژگی‌های مبتنی بر روابط هندسی

زوایای بین بردارهای نرمال نقاط ابرنقاط، اطلاعات هندسی قابل توجهی برای ایجاد توصیفگر ارائه می‌دهند. در این حالت نقاط مجموعه ابرنقاط براساس روابط بین زوایای آن‌ها توصیف می‌شوند. در تحقیق حاضر دو مورد از زوایای بین نقاط و همسایگی آن‌ها در مجموعه ابرنقاط موردبررسی قرار می‌گیرد.

در توصیفگر پیشنهادی دو زاویه به همین منظور مورد توجه قرار گرفته است که در نگاره (۳) نمایش داده شده‌اند.



نگاره ۴: مجموعه داده‌ی مطالعاتی اول، (الف) اخذ شده با زاویه ۰ درجه، (ب) اخذ شده با زاویه ۴۵ درجه، (پ) اخذ شده با زاویه ۹۰ درجه، (ت) اخذ شده با زاویه ۲۷۰ درجه، (ث) اخذ شده با زاویه ۳۱۵ درجه



نگاره ۵: مجموعه داده‌ی مطالعاتی دوم، (الف) اخذ شده در مدل چینش اول، (ب) اخذ شده در مدل چینش دوم، (پ) اخذ شده در مدل چینش سوم، (ت) اخذ شده در مدل چینش چهارم

مجموعه داده‌ی مبنا در نظر گرفته شده و سایر داده‌ها در مناظر مختلف نسبت به آن سنجیده می‌شوند. همانطور که در نگاره (۴-الف)، (۴-ب) و (۴-ث) ملاحظه می‌شود، داده‌های d_1^0 و d_1^{45} به علت تغییر زاویه اخذ ۴۵ درجه نسبت به داده d_1^0 در دو جهت مخالف، کمترین چرخش و بیشترین همپوشانی را نسبت به این مجموعه داده‌ی d_1^0 دارد. در مقابل با توجه به نگاره (۴-پ) و (۴-ت)، داده‌های d_1^{90} و d_1^{270} با توجه به زاویه‌ی برداشتشان، چرخش بیشتری نسبت به داده‌ی d_1^0 با توجه به نگاره (۴-الف) داشته و همپوشانی کمتری با نقاط این مجموعه داده دارند.

مجموعه‌ی داده‌ی دوم با ساختاری متفاوت با مجموعه داده‌ی اول، حاوی درهم‌ریختگی و پنهان‌شدگی^۲ است. این مجموعه داده با یک لیزر اسکنر Minolta Vivid910 از چند نمونه مجسمه‌ی چیده شده در کنار هم اخذ شده است (Mian et al, 2006). چهار حالت از این مجموعه داده در پژوهش حاضر مورد استفاده قرار گرفته که در نگاره (۵) نشان داده شده است.

۳-۱- داده‌های مطالعاتی

در این تحقیق از دو مجموعه ابرنقاط به منظور پیاده‌سازی و ارزیابی روند پیشنهادی استفاده شده است. این دو مجموعه داده به گونه‌ای اخذ شده‌اند که در یکی منظر و زاویه برداشت و در دیگری موقعیت و چینش اشیاء تغییر یافته است. مجموعه‌ی داده اول، داده standford bunny^۱ بوده که در لابراتور گرافیک کامپیوتری دانشگاه standford در سال ۱۹۹۶ و با دستگاه لیزر اسکنر سه‌بعدی Cyberarew3030m برداشت شده است (Curlless & Levoy, 1996). این مجموعه داده، ساختاری متراکم و همگون داشته و در آن اثری از درهم‌ریختگی مشاهده نمی‌شود.

در این تحقیق از پنج منظر این مجموعه داده که با زوایای ۰، ۴۵، ۹۰، ۲۷۰ و ۳۱۵ برداشت شده‌اند، استفاده می‌شود که در نگاره (۴) نشان داده شده است. در ادامه برای سهولت، داده‌های مجموعه ابرنقاط اول که با زوایای ۰، ۴۵، ۹۰، ۲۷۰، ۳۱۵ اخذ شده‌اند به ترتیب d_1^0 ، d_1^{45} ، d_1^{90} ، d_1^{270} ، d_1^{315} نامیده می‌شوند. داده‌ی d_1^0 به‌عنوان

برای ایجاد توصیفگر در یک هیستوگرام گرد هم آیند ساختاری شبیه به توصیفگر چرخش تصویر^۱ خواهند داشت که در این پژوهش برای ساده‌سازی، از این توصیفگر برای تشکیل بخشی از توصیفگر پیشنهادی استفاده شده است.

توصیفگر SI برای هر نقطه از ابرنقاط، با در نظر گرفتن شعاعی از همسایگی‌های اطراف همان نقطه محاسبه می‌شود. ابتدا با در نظر گرفتن همسایگی‌های اطراف نقطه‌ی موردنظر، بردار نرمال نقطه محاسبه می‌شود. سپس توصیفگر مکانی، برای هر نقطه از مجموعه ابرنقاط تشکیل می‌شود. برای تعریف توصیفگر مبتنی بر روابط مکانی با دو مؤلفه‌ی یاد شده ابتدا نیاز است یک ماتریس دو بعدی برای نقطه‌ی موردبررسی به تعداد سطر و ستون‌های معین ایجاد شود. از طرفی یک بازه‌ی معین برای هر خانه از ماتریس به نام فاصله‌ی پشتیبان^۲ در نظر گرفته می‌شود.

هر نقطه در همسایگی نقطه‌ی موردبررسی مختصاتی با مؤلفه‌های α و β دارد که با استفاده از این دو مؤلفه و با در نظر گرفتن فاصله‌ی پشتیبان، ماتریس موردنظر آدرس‌دهی می‌شود. برای هر نقطه در همسایگی نقطه‌ی موردبررسی با مختصات α و β یک واحد به مقدار خانه با مختصات α و β ام ماتریس اضافه می‌شود. در این حالت می‌توان گفت ماتریس موردنظر به صورت تجمعی بوده و می‌تواند به یک تصویر دو بعدی سیاه و سفید تبدیل شود. این روند برای تمام نقاط موجود در ابرنقاط، با در نظر گرفتن شعاع همسایگی مناسب اجرا شده و ماتریس تجمعی برای آن‌ها ساخته می‌شود که متناظر با تصویر چرخش هر نقطه‌ی مورد بررسی خواهد بود.

پس از تشکیل ماتریس برای هر نقطه و تبدیل آن به یک بردار می‌توان با انتساب یک ضریب همبستگی جفت نقاط متناظر در هر مجموعه ابرنقاط را تخمین زد. ضریب همبستگی هر چه قدر به عدد یک نزدیک‌تر باشد، احتمال شباهت بین دو نقطه در دو مجموعه ابرنقاط متفاوت بیشتر شده و نقاط موردبررسی بیشتر امکان دارد جفت نقاط

برای مجموعه ابرنقاطی دوم نیز به منظور سهولت، مجموعه داده‌های اخذ شده با مدل‌های چینش اول تا چهارم به ترتیب $d_1^1, d_1^2, d_1^3, d_1^4$ نامیده می‌شوند. در این مجموعه داده، d_1^1 به‌عنوان مجموعه داده مبنا در نظر گرفته شده و سایر داده‌ها در مدل‌های چینش مختلف، نسبت به آن سنجیده می‌شوند. همانطور که در نگاره (۵-الف) و (۵-ب) ملاحظه می‌شود، در داده‌ی d_1^2 نسبت به داده‌ی d_1^1 فقط یک مجسمه تغییر مکان داده و به قسمت جلوی محیط منتقل شده است و سایر مجسمه‌ها هیچگونه تغییری در وضعیت چینش خود نسبت به مجموعه داده‌ی مبنا نداده‌اند. در نگاره (۵-پ) و داده‌ی d_1^3 سه مجسمه نسبت به مجسمه‌های مجموعه داده‌ی مبنا دوران یافته‌اند و فقط یک مجسمه ثابت و بدون تغییر برجای مانده است. در داده‌ی d_1^4 و با توجه به نگاره (۵-ت)، دو مجسمه بدون هیچگونه تغییری بوده و یکی از مجسمه‌ها به‌طور کامل حذف و مجسمه‌ی دیگری جایگزین آن شده است. همچنین یکی از مجسمه‌ها نیز به قسمت جلوی محیط منتقل شده و دیگری علاوه بر انتقال، دورانی حدود ۹۰ درجه نیز دارد.

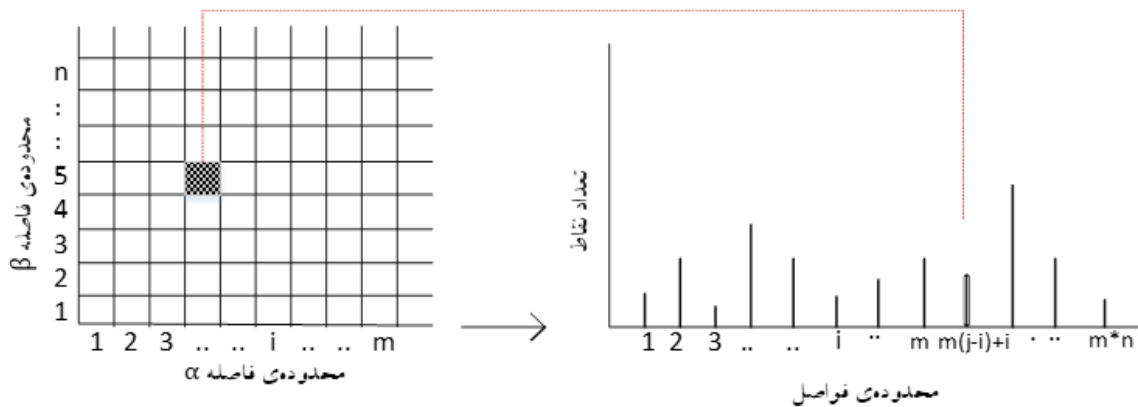
در واقع می‌توان گفت، مجموعه داده‌های $d_1^1, d_1^2, d_1^3, d_1^4$ با وجود تفاوت در مدل چینش از اشیای یکسان اخذ شده و تعداد نقاط مشترک در این سه مجموعه داده زیاد است. مجموعه داده‌ی d_1^4 در مقایسه با سایر داده‌ها علاوه بر اینکه به لحاظ مدل چینش متفاوت بوده، اشیای برداشت شده‌ی آن نیز تغییر کرده و جایگزین شده‌اند و بنابراین همپوشانی بسیار کمتری با مجموعه داده‌ی d_1^1 دارد.

۲-۳- ایجاد توصیفگر مبتنی بر ویژگی توزیع مکانی

همانطور که در قسمت ۱-۲ اشاره شد، ابتدا پیش‌پردازش‌های یاد شده بر روی مجموعه‌های ابرنقاط موردبررسی، به منظور آماده‌سازی آن اعمال می‌شود. سپس با استفاده از ویژگی شرح داده شده در ۲-۲-۲ برای هر نقطه از مجموعه داده‌های ابرنقاط، توصیفگر مبتنی بر ویژگی‌های مکانی ایجاد می‌شود. دو فاصله ذکر شده در ۲-۲-۲ اگر

1- SpinImage(SI)

2- Support Distance



نگاره ۶: هیستوگرام توصیفگر توزیع مکانی

هم‌ریختگی^۲ بسیار مقاوم عمل می‌کند (Johnson & Hebert, 1998). همان‌طور که اشاره شد توصیفگر SI براساس دو فاصله‌ی α و β برای نقطه‌ی مورد بررسی، در قالب هیستوگرام تعریف می‌شود. نگاره (۶) نحوه‌ی تشکیل هیستوگرام این توصیفگر را نشان می‌دهد. همان‌طور که در نگاره (۶) ملاحظه می‌شود، محدوده‌ی فاصله‌ی α به m قسمت و فاصله‌ی β به n قسمت مساوی تقسیم شده و برای هر نقطه‌ی همسایگی نقطه‌ی مورد نظر، اگر فاصله‌ی α در محدوده‌ی i ام و فاصله‌ی β در محدوده‌ی j ام قرار گیرد، براساس وزن اختصاص داده شده به هر همسایگی، یک واحد به محدوده‌ی ij ام اضافه شده و به این ترتیب برای هر نقطه، توصیفگر مبتنی بر ویژگی توزیع مکانی به صورت هیستوگرام بعدی با تعداد $m*n$ بخش به دست می‌آید. در این تحقیق برای ایجاد توصیفگر مکانی، فاصله α و β بصورت تجربی به ده قسمت مساوی تقسیم شد.

یکی دیگر از پارامترهای مهم در تعریف توصیفگر برای یک نقطه، فاصله همسایگی نقطه‌ی مورد بررسی و به بیان دیگر شعاع همسایگی به مرکز همان نقطه است. انتخاب شعاع همسایگی مناسب بر عملکرد توصیفگر تأثیر به‌سزایی دارد. بنابراین به منظور تعیین شعاع همسایگی مناسب، توصیفگر مکانی در پنج شعاع همسایگی مختلف برای هر دو مجموعه‌ی داده‌ی تست ایجاد شده است. از آنجا که تراکم نقاط هر دو

متناظر با هم باشند. به این ترتیب توصیفگر سه‌بعدی محلی تصاویر چرخش می‌تواند جفت نقاط متناظر در هر مجموعه ابرنقاط را بر اساس ویژگی‌های مبتنی بر توزیع مکانی بیابد. از جمله پارامترهای تعیین‌کننده در ایجاد تصاویر چرخش و تعریف این توصیفگر سه‌بعدی، اندازه و تعداد خانه‌های ماتریس تجمعی است. قدرت توصیفگری این توصیفگر به انتخاب صحیح و مناسب این پارامترها بستگی دارد.

برای انتخاب مناسب‌ترین اندازه‌ی خانه‌های SI، از دقت مش^۱ در سطح ابرنقاط استفاده کرده‌اند (Kobbelt & Botsch, 2004) و ضریبی از آن را به‌عنوان اندازه‌ی خانه‌ها در نظر گرفته‌اند. همان‌طور که اشاره شد، تعداد خانه‌های SI نیز از عوامل مؤثر در قدرتمندی توصیفگر یادشده است. سطر و ستون‌های SI می‌توانند به‌عنوان تعداد خانه‌های تصاویر چرخش در نظر گرفته شوند. از طرفی برای اینکه بتوان برای یک نقطه SI ایجاد نمود باید زاویه بردار نرمال میان این نقطه و بردار نرمال نقاط تحت تأثیر پوشش تصویر چرخش از یک حد آستانه تعریف شده کمتر باشد. این حد آستانه را زاویه پشتیبان تعریف می‌کند (Tombari et al, 2010).

از جمله مهم‌ترین مزایای SI توصیفگر مقاومت این توصیفگر سه‌بعدی محلی نسبت به چرخش و تغییر مقیاس است (Moore, 1978). این توصیفگر همچنین برای هر یک از نقاط موجود در ابرنقاط قابل تعریف بوده و در برابر در

جدول ۱: دقت تناظریابی توصیفگر مکانی در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده اول

۳۵	۳۰	۲۵	۲۰	۱۰	شعاع همسایگی (سانتی‌متر)
					مجموعه داده‌های متناظر
%۹۰/۱	%۹۰/۱	%۹۰	%۹۵/۵	%۹۰/۲	d_1^2, d_1^1
%۲۷/۲	%۱۴/۲	%۲۱/۲	%۲۴	%۲۸/۳	d_1^3, d_1^1
%۷/۱	%۷/۶	%۱۰/۴	%۲۰/۲	%۲۵/۴	d_1^4, d_1^1
%۲۰/۳	%۵۰/۶	%۹۰/۱	%۹۰/۵	%۹۴/۶	d_1^5, d_1^1

جدول ۲: دقت تناظریابی توصیفگر مکانی در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده دوم

۳۵	۳۰	۲۵	۲۰	۱۰	شعاع همسایگی (سانتی‌متر)
					مجموعه داده‌های متناظر
%۵۳/۵	%۵۳/۳	%۶۰/۱	%۷۰/۳	%۷۱/۵	d_2^1, d_2^1
%۲۶/۶	%۲۸/۳	%۴۱/۶	%۳۱/۲	%۶۰/۲	d_2^2, d_2^1
%۱۲/۵	%۱۵/۱	%۱۵/۳	%۲۰/۳	%۴۶/۱۵	d_2^3, d_2^1

داده‌ی d_1^1 ، با توجه به افزایش اختلاف درجه‌ی زاویه‌ی اخذ این دو مجموعه داده با داده‌ی d_1^1 و همچنین میزان کم همپوشانی آن‌ها، بدیهی است تعداد نقاط مشترک بین داده‌ها کاهش یافته و به دنبال آن دقت تناظریابی نسبت به دو مجموعه داده‌ی قبل کمتر است. همچنین مشاهده می‌شود دقت تناظریابی در این دو مجموعه داده برای شعاع‌های مختلف تفاوت معنادار داشته و به صورت کلی در شعاع ۱۰ سانتی‌متری نتایج بهتری به دست آمده است.

برای مجموعه داده‌ی دوم نیز مشابه مجموعه داده‌ی اول، توصیفگر در پنج شعاع یاد شده، تشکیل و تناظریابی داده‌های $d_2^1, d_2^2, d_2^3, d_2^4$ با d_2^1 انجام گرفت. نتایج به دست آمده از تناظریابی در جدول (۲) ارائه شده است. با توجه به جدول (۲) و با در نظر گرفتن ساختار مجموعه داده‌ی دوم و نحوه‌ی چینش آن، می‌توان دریافت که تناظریابی در دو مجموعه داده d_2^2 و d_2^3 با مجموعه داده d_2^1 به علت وجود اشیای ثابت حتی با وجود تغییر در نحوه‌ی چینش، در مقایسه با تناظریابی مجموعه داده‌ی d_2^1 با مجموعه داده‌ی d_2^1 ، که علاوه بر نحوه‌ی چینش تغییر اشیاء نیز در آن مشهود است، دقت بیشتری دارد. برای مجموعه داده دوم نیز مشاهده می‌شود که شعاع ۱۰ سانتی‌متری مناسب‌ترین شعاع همسایگی برای توصیفگر مبتنی بر توزیع مکانی است.

مجموعه‌ی داده‌ی ابرنقاط به کار رفته در این پژوهش، مشابه هم بوده، لذا شعاع‌های همسایگی ۱۰، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۳۵ سانتی‌متری متناسب با میانگین فاصله‌ی ابرنقاط در نظر گرفته شد. پس از ایجاد توصیفگرها در شعاع‌های مورد نظر، لازم است برای هر حالت تناظریابی براساس معیار دقت ارزیابی شود. معیار دقت به صورت نسبت تعداد تناظرهای صحیح (C) به تعداد کل تناظرهای استخراج شده (M)، تعریف و طبق رابطه‌ی (۶) محاسبه می‌شود (Mikolajczyk & Schmid, 2005).

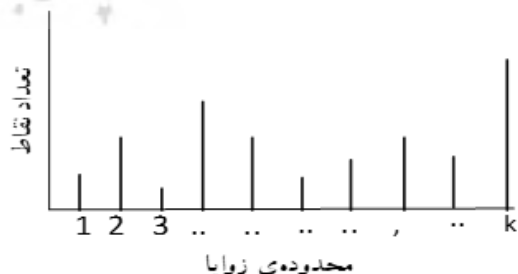
$$\text{رابطه (۶)} \quad p = \frac{C}{M} \times 100$$

پس از تشکیل توصیفگر در شعاع‌های ذکر شده برای هر نقطه از تمامی داده‌های مجموعه‌ی ابرنقاط اول، عملیات تناظریابی مجموعه داده‌های $d_2^1, d_2^2, d_2^3, d_2^4$ با d_2^1 انجام می‌شود. دقت تناظریابی انجام شده برای جفت نقاط مجموعه‌ی داده اول در شعاع‌های مختلف در جدول (۱) ارائه شده است. با توجه به نتایج حاصل از جدول (۱)، در تناظریابی دو مجموعه داده d_2^1 و d_2^2 با داده‌ی d_2^1 ، به علت اختلاف ۴۵ درجه‌ای این دو مجموعه داده با داده‌ی مبنای d_2^1 (در دو جهت مخالف)، همپوشانی بین نقاط این داده‌ها زیاد بوده و دقت تناظریابی بین این داده‌ها زیاد است. در رابطه با مجموعه داده‌های d_2^3 و d_2^4 و تناظریابی آن‌ها با

۳-۳- ایجاد توصیفگر مبتنی بر ویژگی‌های هندسی

مطابق آنچه بیان شد، دومین دسته از ویژگی‌های مورد استفاده برای تعریف توصیفگرهای سه‌بعدی پیشنهادی، ویژگی‌های مبتنی بر روابط هندسی هستند. با توجه به دو ویژگی ذکر شده در قسمت ۲-۲-۲ دو توصیفگر مبتنی بر روابط هندسی مجموعه ابرنقاط تشکیل می‌شود. همان طور که پیش‌تر اشاره شد با ایجاد ناحیه‌ی پشتیبان در واقع یک سیستم مختصات محلی به مرکز نقطه‌ی موردبررسی به این توصیفگر اختصاص داده می‌شود.

محورهای اصلی سیستم مختصات نسبت داده شده برای ایجاد این توصیفگر، به ترتیب بردار نرمال نقطه‌ی موردبررسی، اندازه‌ی ضرب خارجی بردار نرمال نقطه‌ی موردنظر در فاصله‌ی بین دو نقطه‌ی موردنظر با نقطه‌ی همسایه و مؤلفه‌ی سوم در واقع بردار عمود بر دو محور اصلی دیگر است. با در نظر گرفتن ارتباط میان نقطه‌ی موردبررسی و نقاط همسایگی آن در کره موردنظر، ویژگی‌های هندسی موردنظر برای هر نقطه در سیستم مختصات شرح داده شده محاسبه می‌شود. برای تعریف این توصیفگر سه‌بعدی، در هر یک از ویژگی‌ها یک هیستوگرام یک‌بعدی ایجاد شده و بر مبنای مقدار ویژگی‌ها برای هر نقطه، یک واحد به مقدار قطعات متناظر هیستوگرام اضافه می‌شود. نگاره (۷) ساختار هیستوگرام توصیفگر مبتنی بر ویژگی هندسی متشکل از k بخش را نشان می‌دهد.



نگاره ۷: هیستوگرام توصیفگر مبتنی بر ویژگی هندسی

توصیفگر هندسی اول مربوط به کسینوس زاویه θ_1 بوده که به صورت تجربی به ۲۰ بخش تقسیم شده است.

طبق آنچه در بخش پیشین ذکر شد، انتخاب شعاع همسایگی مناسب به مرکز نقطه‌ی موردبررسی از جمله عوامل تأثیرگذار بر عملکرد توصیفگر است. بنابراین برای هر نقطه از مجموعه ابرنقاط، توصیفگر مبتنی بر زاویه‌ی θ_1 در پنج شعاع همسایگی مختلف، ایجاد شد. با توجه به تراکم مجموعه‌ی داده‌های موردبررسی و میانگین فاصله‌ی بین نقاط، پنج شعاع به اندازه‌های ۲، ۴، ۶، ۱۰ و ۲۰ سانتی‌متر در نظر گرفته شد. نتایج تناظریابی مجموعه‌ی داده‌ی اول با استفاده از توصیفگر پیشنهادی بر اساس کسینوس زاویه‌ی θ_1 در جدول (۳) آمده است.

جدول (۴) نیز نتایج تناظریابی مجموعه‌ی داده‌ی دوم با توصیفگر پیشنهادی بر اساس کسینوس زاویه θ_1 را نشان می‌دهد. توصیفگر هندسی دوم مربوط به کسینوس زاویه‌ی θ_2 نیز همانند توصیفگر مبتنی بر ویژگی هندسی اول با تعداد ۲۰ بخش است و به صورت مشابه، عملکرد آن در شعاع‌های متفاوت همسایگی بررسی می‌شود.

این توصیفگر نیز در شعاع همسایگی ۲، ۴، ۶، ۱۰ و ۲۰ سانتی‌متری بررسی می‌شود. نتایج تناظریابی برای مجموعه داده‌ی اول و دوم با استفاده از توصیفگر پیشنهادی مبتنی بر زاویه‌ی θ_2 در شعاع‌های یاد شده، به ترتیب در جدول (۵) و (۶) آمده است.

همان‌طور که در بخش ۳-۳ به تفصیل بیان شد، علت تفاوت زیاد در دقت‌های حاصل از تناظریابی میان جفت داده‌های ابرنقاط، وضعیت چرخش و چینش متفاوت مجموعه داده‌ها نسبت به یکدیگر است. به طور کلی با توجه به جداول (۳) تا (۶)، شعاع ۴ سانتی‌متری به عنوان مناسب‌ترین شعاع همسایگی برای ایجاد هر دو توصیفگر هندسی اول و دوم انتخاب شد.

۳-۴- ایجاد توصیفگر ترکیبی مبتنی بر ویژگی‌های هندسی

و توزیع مکانی

در این بخش توصیفگر مکانی با هر یک از توصیفگرهای تشکیل شده مبتنی بر ویژگی هندسی حاصل از بخش‌های

جدول ۳: دقت تناظریابی توصیفگر هندسی اول در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده اول

شعاع همسایگی (سانتی‌متر)		مجموعه داده‌های متناظر				
۲۰	۱۰	۶	۴	۲		
					d_1^+, d_1^-	
٪۲۳/۲	٪۵۰/۱	٪۷۰/۲	٪۵۳/۳	٪۵/۱	d_2^+, d_2^-	
٪۵/۱	٪۲۰	٪۱۵/۳	٪۳۲/۸	٪۲۷/۲	d_3^+, d_3^-	
٪۵/۱	٪۵/۱	٪۱۶/۲	٪۳۰/۶	٪۹/۶	d_4^+, d_4^-	
٪۲۵/۵	٪۵۳/۳	٪۷۰/۵	٪۵۳/۳	٪۵/۱	d_5^+, d_5^-	

جدول ۴: دقت تناظریابی توصیفگر هندسی اول در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده دوم

شعاع همسایگی (سانتی‌متر)		مجموعه داده‌های متناظر				
۳۰	۲۴	۱۸	۱۲	۶		
					d_1^+, d_1^-	
٪۳۰	٪۳۳/۳	٪۶۴	٪۸۶/۶	٪۶۱	d_2^+, d_2^-	
٪۶/۱	٪۶/۱	٪۲۸/۱	٪۲۵	٪۱۶/۶	d_3^+, d_3^-	
٪۲۵	٪۴۵/۴	٪۵۰/۱	٪۸۶/۶	٪۵۸/۳	d_4^+, d_4^-	

جدول ۵: دقت تناظریابی توصیفگر هندسی دوم در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده اول

شعاع همسایگی (سانتی‌متر)		مجموعه داده‌های متناظر				
۲۰	۱۰	۶	۴	۲		
					d_1^+, d_1^-	
٪۵۱/۱	٪۵۸/۳	٪۷۱/۴	٪۷۰/۴	٪۲۹/۴	d_2^+, d_2^-	
٪۵/۱	٪۱۱/۱	٪۳۳/۳	٪۴۵/۴	٪۳۸/۸	d_3^+, d_3^-	
٪۱۴/۲۸	٪۲۰/۲	٪۲۱/۱	٪۲۵/۳	٪۳۵/۷	d_4^+, d_4^-	
٪۵۴/۵	٪۴۱/۶	٪۷۲/۷	٪۷۸/۹	٪۲۹/۴	d_5^+, d_5^-	

جدول ۶: دقت تناظریابی توصیفگر هندسی دوم در شعاع‌های مختلف برای جفت داده‌های مجموعه داده دوم

شعاع همسایگی (سانتی‌متر)		مجموعه داده‌های متناظر				
۲۰	۱۰	۶	۴	۲		
					d_1^+, d_1^-	
٪۴۱/۶	٪۶۰	٪۶۶/۶	٪۴۷/۲	٪۶/۱	d_2^+, d_2^-	
٪۸/۳	٪۲۷/۷	٪۵۶/۲	٪۴۴/۴	٪۶/۱	d_3^+, d_3^-	
٪۶/۱	٪۲۰	٪۲۵	٪۲۸/۸	٪۱۰/۳	d_4^+, d_4^-	

بوده که داده‌های توصیفگر را به طریقی ساماندهی می‌کند که باعث کاهش افزونگی داده و رفع مشکلات ساختاری و آنومالی شود.

برای تبدیل داده‌ها از توزیع نرمال به نرمال استاندارد از نمره استاندارد استفاده می‌شود. حتی اگر داده‌ها توزیعی شبیه نرمال نیز داشته باشند باز هم تبدیل آن‌ها به نمره استاندارد می‌تواند مفید باشد. رابطه بین نمره استاندارد و مقدار واقعی به صورت رابطه (۷) است.

$$z = \frac{z - \mu}{\sigma}$$

رابطه (۷)

قبل ترکیب شده و دو توصیفگر ترکیبی تشکیل می‌دهد که در ادامه به بررسی آن‌ها پرداخته شده است.

برای ایجاد توصیفگر ترکیبی پیشنهادی قبل از انجام هر گونه تحلیلی روی داده‌ها، باید آن‌ها در یک قالب مشترک باشند به‌ویژه زمانی که داده‌ها چند بُعدی هستند. عدم انجام این مرحله ممکن است روی نتایج حاصل از تحلیل‌ها اثر نامناسبی داشته باشد، لذا قبل از ترکیب این دو توصیفگر و ایجاد توصیفگر ترکیبی پیشنهادی ابتدا اعداد هر دو توصیفگر مبتنی بر ویژگی‌های مکانی و هندسی باید نرمال شوند. نرمال‌سازی فرآیند سازمان‌دهی داده به‌طور کارآمد

با توجه به نگاره (۸)، توصیفگر ترکیبی از $m \times n$ بخش در قسمت اول و k بخش در قسمت دوم تشکیل شده و به طور کلی هیستوگرام ترکیبی شامل $m \times n + k$ بخش بوده که با توجه به انتخاب تجربی اعداد ۱۰، ۱۰ و ۲۰ به ترتیب برای پارامترهای m ، n و k ، هیستوگرام ترکیبی حاصل دارای ۱۲۰ بخش است.

در مرحله اول از این بخش، توصیفگر مبتنی بر ویژگی توزیع مکانی با توصیفگر مبتنی بر زاویه θ_1 ترکیب شده و هیستوگرام ترکیبی اول را ایجاد کرده و عملکرد آن بر روی مجموعه داده‌های مورد نظر بررسی شد، در مرحله دوم، عملکرد ترکیبی توصیفگر مبتنی بر ویژگی توزیع مکانی با توصیفگر مبتنی بر زاویه θ_2 ، به عنوان توصیفگر ترکیبی دوم، بر روی دو مجموعه داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت.

شعاع‌های همسایگی به کار رفته در توصیفگرهای پیشنهادی، براساس مناسب‌ترین شعاع در هر کدام از توصیفگرهای مذکور، انتخاب شدند. در توصیفگر پیشنهادی، مطابق نتایج حاصل از بخش‌های پیشین، شعاع ۱۰ سانتی‌متری برای توصیفگر مبتنی بر توزیع مکانی و شعاع ۴ سانتی‌متری برای توصیفگر مبتنی بر ویژگی‌های هندسی به کار رفته است. در تناظریابی با توصیفگر ترکیبی پیشنهادی در هر دو مجموعه‌ی داده‌ی مورد بررسی، به ترتیب مجموعه داده‌های d_1 و d_2 به عنوان مبنا در نظر گرفته شده و سایر داده‌ها نسبت به این دو مجموعه داده تناظریابی شدند. همچنین پارامترها و شرایط تناظریابی برای تمامی حالات یکسان در نظر گرفته شده است. جدول (۷) نتایج تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط اول با توصیفگر ترکیبی براساس زاویه θ_1 و توصیفگر ترکیبی براساس زاویه θ_2 را به همراه نتایج تناظریابی این مجموعه ابرنقاط با توصیفگر مکانی و توصیفگرهای هندسی اول و دوم یاد شده در بخش‌های قبل با مناسب‌ترین شعاع‌های همسایگی را نشان می‌دهد.

همانطور که از نتایج جدول ۷ و مقایسه‌ی دقت تناظریابی مجموعه داده‌ها در توصیفگرهای یاد شده برمی‌آید، در تناظریابی جفت داده‌های d_1 و d_2 و همچنین

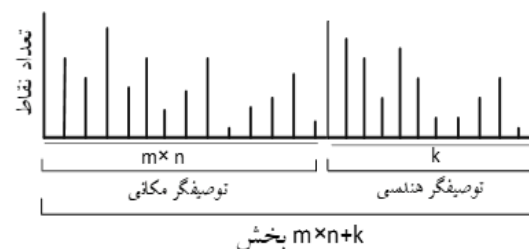
در رابطه (۷)، z نمره استاندارد برای داده‌ی x است و M میانگین و σ انحراف معیار برای داده‌ها است. با این کار z ها دارای میانگین صفر و واریانس یک می‌شوند. اگر برای برآورد انحراف معیار از دامنه تغییرات^۱ در محاسبه نمره استاندارد استفاده شود، شکل محاسبه به صورت رابطه‌ی (۸) خواهد بود.

$$z = \frac{x}{\max(x) - \min(x)} \quad \text{رابطه (۸)}$$

در رابطه‌ی (۸)، $\min(x)$ و $\max(x)$ به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار x را نشان می‌دهد. همچنین اگر به جای فاصله از مرکز در رابطه بالا، فاصله از حداقل نمرات ملاک قرار گیرد، نمره استاندارد جدیدی طبق رابطه‌ی (۹) به وجود خواهد آمد.

$$z = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad \text{رابطه (۹)}$$

با فرض اینکه مقادیر همگی مثبت باشند، نمره استاندارد رابطه‌ی بالا بین صفر تا یک تغییر خواهد کرد. البته یکی از نمره‌های استاندارد حتماً برابر با صفر (برای مقدار حداقل) و یکی هم برابر با یک (برای مقدار حداکثر) خواهد بود. در این پژوهش از رابطه‌ی (۹) برای نرمال‌سازی مقادیر تشکیل‌دهنده‌ی توصیفگر استفاده شده است. پس از نرمال‌سازی داده‌های حاصل از توصیفگرهای مبتنی بر روابط مکانی و هندسی، توصیفگرهای ترکیبی با ساختاری مشابه نگاره (۸) تشکیل می‌شوند.



نگاره ۸: توصیفگر ترکیبی پیشنهادی

جدول ۷: دقت تناظریابی توصیفگرهای ترکیبی پیشنهادی و توصیفگرهای مکانی و هندسی برای جفت داده‌های مجموعه داده اول

توصیفگر مکانی	توصیفگر هندسی اول	توصیفگر هندسی دوم	توصیفگر ترکیبی اول	توصیفگر ترکیبی دوم	مجموعه داده‌های متناظر
٪۹۰/۲	٪۵۳/۳	٪۷۰/۴	٪۹۰/۲	٪۹۲/۵	d_1^x, d_1^y
٪۲۸/۳	٪۳۲/۸	٪۴۵/۴	٪۴۸/۳	٪۵۴/۵	d_2^x, d_2^y
٪۲۵/۴	٪۳۰/۶	٪۲۵/۳	٪۳۱/۴	٪۴۱/۱	d_3^x, d_3^y
٪۹۴/۶	٪۵۳/۳	٪۷۸/۹	٪۹۴/۷	٪۹۵/۲	d_4^x, d_4^y

جدول ۸: دقت تناظریابی توصیفگرهای ترکیبی پیشنهادی و توصیفگرهای مکانی و هندسی برای جفت داده‌های مجموعه داده دوم

توصیفگر مکانی	توصیفگر هندسی اول	توصیفگر هندسی دوم	توصیفگر ترکیبی اول	توصیفگر ترکیبی دوم	مجموعه داده‌های متناظر
٪۷۱/۵	٪۳۵/۲	٪۴۷/۲	٪۹۰/۹	٪۸۵	d_1^x, d_1^y
٪۶۰/۲	٪۴۰/۶	٪۴۴/۴	٪۸۸/۳	٪۸۸/۸	d_2^x, d_2^y
٪۴۶/۱۵	٪۶/۶	٪۲۸/۸	٪۴۶/۱	٪۴۶/۱	d_3^x, d_3^y

جفت داده‌های d_1^x و d_1^y ، به علت تعداد بالای نقاط مشترک و همپوشانی بالا بین دو جفت داده، که ویژگی فاصله خود به تنهایی و به خوبی قادر به تناظریابی بوده و توصیفگر ترکیبی پیشنهادی اول و دوم عملکرد مشابهی در تناظریابی مجموعه داده‌ها دارد. بنابراین افزودن ویژگی هندسی اول و دوم به توصیفگر پیشنهادی، تأثیر قابل توجهی بر دقت تناظریابی ندارد. از طرفی با توجه به اینکه در هر دو داده‌ی مذکور مقدار چرخش نسبت به داده‌ی d_1^x ، یکسان بوده و تنها تفاوت در جهت چرخش است، نتایج تناظریابی با توصیفگرهای ترکیبی پیشنهادی اول و دوم تقریباً یکسان است. در تناظریابی جفت داده‌های d_1^x و d_1^y و همچنین جفت داده d_1^x و d_1^y که اختلاف زاویه‌ی برداشت بین آن‌ها بالا است، استفاده از توصیفگرهای پیشنهادی سبب افزایش دقت تناظریابی شده است.

برای مجموعه داده‌ی دوم، نتایج تناظریابی توصیفگرهای ترکیبی پیشنهادی اول و دوم به همراه نتایج تناظریابی با توصیفگر مکانی و توصیفگرهای هندسی اول و دوم با مناسب‌ترین شعاع همسایگی به شکل جدول (۸) است. با توجه به ساختار مجموعه‌ی داده‌ی دوم و وجود تغییر در نحوه‌ی چینش و همچنین چرخش در اشیای محیط، نتایج تناظریابی متفاوتی نسبت به مجموعه داده اول حاصل شده است. با توجه به نتایج جدول (۸) ملاحظه می‌شود که به‌کارگیری توصیفگرهای ترکیبی منجر به بهبود دقت تناظریابی جفت داده‌های d_1^x و d_1^y و همچنین جفت داده‌های d_2^x و d_2^y ، در مقایسه با استفاده تنها از توصیفگر مکانی و هندسی، شده است. در تناظریابی جفت داده‌های d_3^x و d_3^y ، با توجه به تغییر قسمتی از اشیای محیط در مجموعه داده d_3^x نسبت به مجموعه داده d_1^x ، استفاده از ویژگی‌های هندسی اول و دوم تأثیر مناسبی بر دقت تناظریابی حاصل از توصیفگر مکانی نداشته و تناظریابی به روش ترکیبی پیشنهادی سبب افزایش دقت تناظریابی نشده است.

این امر به‌طور واضح قابل درک است که جفت داده‌های d_1^x و d_1^y و همچنین جفت داده‌ی d_1^x و d_1^y به علت همپوشانی بالای با یکدیگر درصد تناظریابی صحیح بالایی با توصیفگرهای پیشنهادی و همچنین با سایر توصیفگرها دارند. سایر جفت داده‌های مورد نظر به علت مقدار چرخش زیاد نسبت به هم همپوشانی کمتری نسبت به هم دارند که این امر سبب شده است درصد تناظریابی صحیح در این

جفت داده‌های d_1^x و d_1^y و همچنین جفت داده‌ی d_1^x و d_1^y به علت همپوشانی بالای با یکدیگر درصد تناظریابی صحیح بالایی با توصیفگرهای پیشنهادی و همچنین با سایر توصیفگرها دارند. سایر جفت داده‌های مورد نظر به علت مقدار چرخش زیاد نسبت به هم همپوشانی کمتری نسبت به هم دارند که این امر سبب شده است درصد تناظریابی صحیح در این

همسایگی‌های این نقاط در هر مجموعه‌ی ابرنقاط باشند، تفاوت فاصله اقلیدسی بین نقطه‌ی p و q در یک مجموعه‌ی ابرنقاط، در مقایسه با فاصله اقلیدسی p' و q' در مجموعه‌ی ابرنقاط بعدی، نباید بیشتر از یک حد آستانه مشخص باشد. در غیر این صورت جفت نقاط به‌عنوان نقاط متناظر اشتباه محسوب شده و در ادامه از روند هم‌مرجع‌سازی حذف می‌شوند. تعیین حد آستانه‌ی مناسب برای ارزیابی میزان فاصله‌ی بین جفت نقاط متناظر همسایه، از مهم‌ترین پارامترهای مؤثر در این بخش است. پس از شناسایی تناظر-های نادرست و حذف جفت نقاط اشتباه به روش شرح داده شده، از باقی جفت نقاط متناظر جهت هم‌مرجع‌سازی و در ادامه بازسازی مدل سه‌بعدی استفاده می‌شود.

با تخصیص یک حد آستانه‌ی مناسب برای میزان فاصله، مقایسه برای تشخیص درست یا نادرست بودن تناظریابی انجام می‌شود. برای تعیین حد آستانه در این منظور، نمودار توزیع اختلاف فاصله در جفت مجموعه‌ی ابرنقاط بین تمام جفت نقاط متناظر رسم شده و با آنالیز و تحلیل این نمودار حد آستانه‌هایی برای ارزیابی صحت فرآیند تناظریابی تعیین می‌شود. نوع داده و ساختار و شکل مجموعه‌ی ابرنقاط در تعیین حد آستانه مناسب مؤثر است.

با رسم نمودار توزیع اختلاف فاصله برای تمامی جفت نقاط در دو مجموعه‌ی ابرنقاط مرجع و هدف، حد آستانه ۲، ۴ و ۶ سانتی‌متری برای مجموعه‌ی داده اول و ۳، ۵ و ۱۰ سانتی‌متری برای مجموعه داده دوم در نظر گرفته شده است. جدول ۹ نتایج تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط اول با توصیفگر پیشنهادی ترکیبی اول و جدول ۱۰ نتایج تناظریابی همین مجموعه‌ی ابرنقاط را با توصیفگر پیشنهادی ترکیبی دوم با در نظر گرفتن حد آستانه‌های تعیین شده نشان می‌دهد. در این بررسی حد آستانه بر اساس معیار فاصله‌ی اقلیدسی و بر حسب سانتی‌متر است.

همانطور که جدول‌های ۹ و ۱۰ نشان می‌دهند، با کوچک‌تر شدن معیار فاصله‌ی اقلیدسی برای فواصل بین همسایگی‌های دو جفت نقطه‌ی متناظر در هر دو مجموعه‌ی

با توجه به نتایج حاصل از تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط، می‌توان اذعان داشت ترکیب توصیفگرهای هندسی با توصیفگر مکانی، در مواردی که دو مجموعه داده همپوشانی نسبی کمتری داشته و یا نسبت به هم چرخش نسبی بیشتری داشته باشند، بر خلاف حالت وجود تغییر مکان، منجر به بهبود عملکرد توصیفگر نهایی و افزایش دقت تناظریابی می‌شود. با دقت در نتایج حاصل از تناظریابی توصیفگر ترکیبی پیشنهادی می‌توان گفت وجود دو شعاع متفاوت در هر یک از قسمت‌های توصیفگرهای مبتنی بر ویژگی‌های روابط مکانی و هندسی در توصیفگرهای ترکیبی پیشنهادی بنا به نحوه‌ی صحیح تعریف نقاط همسایه در هر کدام از این توصیفگرها این امکان را فراهم می‌آورد که توصیفگر تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط از کیفیت بالایی برخوردار باشد. از طرفی ویژگی‌های مورد استفاده در این توصیفگرها در برابر تغییر موقعیت اشیاء نیز مقاوم بوده و در این دسته از مجموعه‌ی ابرنقاط کارایی بالایی دارد.

۳-۵- حذف تناظرهای اشتباه

مجموعه‌ی تناظرهای اولیه، که در مرحله‌ی قبل به آن اشاره شد، عموماً شامل تعدادی تناظرهای اشتباه هستند که بهتر است قبل از ورود به مرحله‌ی هم‌مرجع‌سازی، شناسایی و حذف شوند. به‌منظور شناسایی تناظرهای صحیح میان جفت نقاط موجود در هر جفت مجموعه‌ی ابرنقاط، این نقاط با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی بین نقاط همسایگی مقایسه می‌شوند.

به‌منظور اطمینان از صحت فرآیند تناظریابی و برای حذف تناظرهای اشتباه، فرض اساسی در این پژوهش یکسان بودن فواصل بین نقطه‌ی مورد بررسی و همسایگی آن، با نقطه‌ی متناظر نقطه‌ی مورد بررسی و همسایگی آن در مجموعه‌ی ابرنقاط بعدی است.

به این صورت که اگر نقطه‌ی p نقطه مورد بررسی در یک مجموعه‌ی ابرنقاط و p' نقطه‌ی متناظر آن در ابرنقاط بعدی باشد، و q و q' نیز به ترتیب جفت نقاط متناظر در

جدول ۹: دقت تناظریابی مجموعه‌های ابرنقاط اول با استفاده از توصیفگر پیشنهادی اول پس از حذف تناظرهای اشتباه در

حد آستانه‌های مختلف

۶	۴	۲	حد آستانه حذف تناظرهای اشتباه (سانتی‌متر)
			مجموعه داده‌های متناظر
۹۸/۹	۹۸/۹	۹۸/۹	d_1^r, d_1^i
۶۳/۶	۷۰/۱	۷۲/۷	d_1^r, d_1^i
۵۴/۵	۷۲/۲	۸۰	d_1^r, d_1^i
۹۵/۹	۹۵/۹	۹۸/۱	d_1^r, d_1^i

جدول ۱۰: دقت تناظریابی مجموعه‌های ابرنقاط اول با استفاده از توصیفگر پیشنهادی دوم پس از حذف تناظرهای اشتباه در

حد آستانه‌های مختلف

۶	۴	۲	حد آستانه حذف تناظرهای اشتباه (سانتی‌متر)
			مجموعه داده‌های متناظر
۹۸/۱	۹۸/۱	۹۸/۱	d_1^r, d_1^i
۷۲/۲	۸۰	۹۰/۹	d_1^r, d_1^i
۴۵/۴	۵۰/۴	۵۴/۵	d_1^r, d_1^i
۹۷/۲	۹۷/۲	۹۸/۱	d_1^r, d_1^i

جدول ۱۱: تناظریابی مجموعه‌های ابرنقاط دوم با استفاده از توصیفگر پیشنهادی اول پس از حذف تناظرهای اشتباه در حد

آستانه‌های مختلف

۱۰	۵	۳	حد آستانه حذف تناظرهای اشتباه (سانتی‌متر)
			مجموعه داده‌های متناظر
۷۸/۹	۸۰	۸۵	d_1^r, d_1^i
۹۰/۱	۹۰/۱	۹۰/۱	d_1^r, d_1^i
۶۰/۱	۶۰/۲	۷۰	d_1^r, d_1^i

جدول ۱۲: تناظریابی مجموعه‌های ابرنقاط دوم با استفاده از توصیفگر پیشنهادی دوم پس از حذف تناظرهای اشتباه در حد

آستانه‌های مختلف

۱۰	۵	۳	حد آستانه حذف تناظرهای اشتباه (سانتی‌متر)
			مجموعه داده‌های متناظر
۹۰/۹	۹۰/۹	۹۰/۹	$d_1^r, d_1^i, d_2^r, d_2^i$
۹۰/۹	۹۰/۹	۹۰/۹	$d_1^r, d_1^i, d_2^r, d_2^i$
۴۵/۴	۴۵/۴	۸۱/۸	$d_1^r, d_1^i, d_2^r, d_2^i$

می‌شوند. با توجه به نتایج حاصل از جدول‌های ۹ و ۱۰، حد آستانه با مقدار فاصله‌ی ۲ سانتی‌متری برای حذف نقاط اشتباه در مجموعه‌ی داده‌های اول انتخاب شده و ادامه‌ی فرآیند با استفاده از این حد آستانه صورت می‌گیرد. جدول‌های ۱۱ و ۱۲ نتایج تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط دوم با توصیفگر پیشنهادی ترکیبی اول و دوم را با در نظر گرفتن حد آستانه‌های تعیین شده نشان می‌دهد.

ابرنقاطی مورد بررسی، به‌عنوان حد آستانه برای حذف جفت نقاط متناظر اشتباه، دقت تناظریابی افزایش می‌یابد و تعداد بیشتری از نقاط متناظر نادرست حذف می‌شود. از طرفی با مقایسه‌ی جدول ۷ با نتایج حاصل از جداول ۹ و ۱۰ می‌توان نتیجه گرفت با حذف تناظرهای اشتباه، دقت تناظریابی نسبت به حالتی که از فرآیند مذکور استفاده نمی‌شود، بهبود یافته و جفت نقاط متناظر برای ورود به مراحل آتی آماده

معیار دقت در انطباق جفت داده‌های مجموعه‌ی ابرنقاط موردبررسی، مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از تناظریابی مجموعه‌ی ابرنقاط موردبررسی با استفاده از توصیفگر پیشنهادی نشان داد که این توصیفگر در مواردی که دو مجموعه داده نسبت به هم چرخش دارند، در مقایسه با مواردی که مکان جفت داده‌ها نسبت به هم تغییر یافته است، کاراتر عمل کرده و دقت تناظریابی حاصل از روش پیشنهادی در این حالت نسبت به سایر حالت‌های قرارگیری جفت داده‌ها افزایش می‌یابد. در پژوهش‌های آتی نتایج حاصل از ترکیب زوایا با یکدیگر و ترکیب آن با توصیفگرهایی مانند 3DSC بر روی انواع بیشتری از مجموعه ابرنقاط مدنظر قرار خواهد گرفت.

۵- منابع و مأخذ

۱- باغانی؛ ولدان زوج؛ مختارزاده (۱۳۹۹). روشی نوین برای جانمایی ابرهای نقاط زمینی محلی در ابرنقاط هوایی سراسری. نشریه علمی-پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، ۸(۴)، ۱-۲۶.

۲- رضائی؛ رضائیان؛ درهمی (۱۴۰۰). توصیفگر موضعی جدید با استفاده از نگاهت مرکاتور به منظور تشخیص اشیای سه‌بعدی. پردازش علائم و داده‌ها، ۱۹(۱)، ۱۱۱-۱۲۴.

3- Amini Amirkolae, H., & Arefi, H. (2017). 3D Semantic Labeling using Region Growing Segmentation Based on Structural and Geometric Attributes. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 7(2), 1-16.

4 - Behley, J., Steinhage, V., & Cremers, A. B. (2012). Performance of histogram descriptors for the classification of 3D laser range data in urban environments. Paper presented at the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation.

5- Brusco, M., Andreetto, M., Giorgi, A., & Cortelazzo, G. M. (2005). 3D registration by textured spin-images. Paper presented at the Fifth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM'05).

6- Bueno, M., Martínez-Sánchez, J., González-Jorge, H.,

با توجه به نوع و ساختار داده‌های مورد استفاده در ارزیابی جفت نقاط متناظر، همان‌طور که قبلاً اشاره شد، مقادیر مورد استفاده به‌عنوان حد آستانه متفاوت خواهند بود. در مجموعه ابرنقاط دوم سه مقدار ۳، ۵ و ۱۰ سانتی‌متر به این منظور استفاده شده‌اند که در این میان حد آستانه ۳ سانتی متری با توجه به نتایج استخراج شده در مورد حذف تناظرهای اشتباه بهتر عمل کرده و به‌عنوان حد آستانه برای این مرحله در نظر گرفته می‌شود. با توجه به جداول ۱۱ و ۱۲ و مقایسه‌ی آن با نتایج جدول ۸، در اینجا نیز می‌توان نتیجه گرفت با حذف جفت نقاط متناظر اشتباه، دقت تناظریابی نسبت به حالتی که از این فرآیند استفاده نمی‌شود، افزایش می‌یابد.

همان‌طور که ملاحظه شد، به منظور اطمینان از صحت فرآیند تناظریابی و جلوگیری از ورود جفت نقاط متناظر نادرست به مرحله‌ی بعد، شناسایی و حذف جفت نقاط متناظر اشتباه انجام می‌گیرد. این فرآیند به روند تناظریابی بهبود بخشیده و درصد جفت نقاط متناظر صحیح را افزایش می‌دهد.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق یک توصیفگر ترکیبی مبتنی بر ویژگی‌های توزیع مکانی و هندسی ابرنقاط به منظور انطباق جفت داده‌های ابرنقاط ارائه شد. دو مجموعه داده متفاوت با روش شبکه‌بندی و کسل به منظور کاهش تراکم نقاط و روش حذف آماری با هدف حذف نویز، آماده‌سازی شده و پیش‌پردازش روی آن‌ها صورت گرفت. سپس با استفاده از ویژگی توزیع مکانی ابرنقاط آماده‌سازی شده، توصیفگری مبتنی بر این ویژگی در قالب هیستوگرام ایجاد شد. در ادامه با استفاده از ویژگی‌های هندسی ابرنقاط موردبررسی و با در نظر گرفتن زوایای بین بردار نرمال نقاط، توصیفگرهای هندسی برای مجموعه ابرنقاط تعریف شد. با ترکیب دو توصیفگر مکانی و هندسی، توصیفگری شامل هر دو ویژگی ایجاد شد. عملکرد توصیفگر پیشنهادی ترکیبی بر روی دو مجموعه داده با ساختار و چینش متفاوت، با استفاده از

matching for object recognition in complex three-dimensional scenes. *Image and Vision Computing*, 16(9-10), 635-651.

17- Kobbelt, L., & Botsch, M. (2004). A survey of point-based techniques in computer graphics. *Computers & Graphics*, 28(6), 801-814.

18- Li, H., & Hartley, R. (2007). The 3D-3D registration problem revisited. Paper presented at the 2007 IEEE 11th international conference on computer vision.

19- Li, L., Fu, H., & Ovsjanikov, M. (2022). WSDesc: Weakly Supervised 3D Local Descriptor Learning for Point Cloud Registration. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*.

20 - Mian, A. S., Bennamoun, M., & Owens, R. (2006). Three-dimensional model-based object recognition and segmentation in cluttered scenes. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(10), 1584-1601.

21- Mikolajczyk, K., & Schmid, C. (2005). A performance evaluation of local descriptors. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 27(10), 1615-1630.

22- Moore, J. B. (1978). Statistical filtering. In *Mathematical Control Theory* (pp. 152-169): Springer.

23- Nuchter, A., Surmann, H., Lingemann, K., Hertzberg, J., & Thrun, S. (2004). 6D SLAM with an application in autonomous mine mapping. Paper presented at the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. *Proceedings. ICRA'04*. 2004.

24- Orts-Escolano, S., Morell, V., García-Rodríguez, J., & Cazorla, M. (2013). Point cloud data filtering and downsampling using growing neural gas. Paper presented at the The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).

25- Rusu, R. B., Blodow, N., & Beetz, M. (2009). Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration. Paper presented at the 2009 IEEE international conference on robotics and automation.

26 - Rusu, R. B., Blodow, N., Marton, Z. C., & Beetz, M. (2008). Aligning point cloud views using persistent feature histograms. Paper presented at the 2008 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and

& Lorenzo, H. (2016). DETECTION OF GEOMETRIC KEYPOINTS AND ITS APPLICATION TO POINT CLOUD COARSE REGISTRATION. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 41.

7- Curless, B., & Levoy, M. (1996). A volumetric method for building complex models from range images. Paper presented at the Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques.

8- Deschaud, J.-E., & Goulette, F. (2010). Point cloud non local denoising using local surface descriptor similarity. *IAPRS*, 38(3A), 109-114.

9- Flint, A., Dick, A., & Van Den Hengel, A. (2007). Thrift: Local 3d structure recognition. Paper presented at the 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA 2007).

10- Fritzsche, B. (1995). A growing neural gas network learns topologies. *Advances in neural information processing systems*, 7, 625-632.

11- Frome, A., Huber, D., Kolluri, R., Bülow, T., & Malik, J. (2004). Recognizing objects in range data using regional point descriptors. Paper presented at the European conference on computer vision.

12- Guo, Y., Bennamoun, M., Sohel, F., Lu, M., & Wan, J. (2014). 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: A survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 36(11), 2270-2287.

13- Guo, Y., Bennamoun, M., Sohel, F., Lu, M., Wan, J., & Kwok, N. M. (2016). A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors. *International Journal of Computer Vision*, 116(1), 66-89.

14- Hackel, T., Wegner, J. D., & Schindler, K. (2016). Fast semantic segmentation of 3D point clouds with strongly varying density. *ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 3, 177-184.

15- Hana, X.-F., Jin, J. S., Xie, J., Wang, M.-J., & Jiang, W. (2018). A comprehensive review of 3D point cloud descriptors. *arXiv preprint arXiv:1802.02297*, 2.

16- Johnson, A. E., & Hebert, M. (1998). Surface

systems.

27- Rusu, R. B., Marton, Z. C., Blodow, N., & Beetz, M. (2008). Persistent point feature histograms for 3D point clouds. Paper presented at the Proc 10th Int Conf Intel Autonomous Syst (IAS-10), Baden-Baden, Germany.

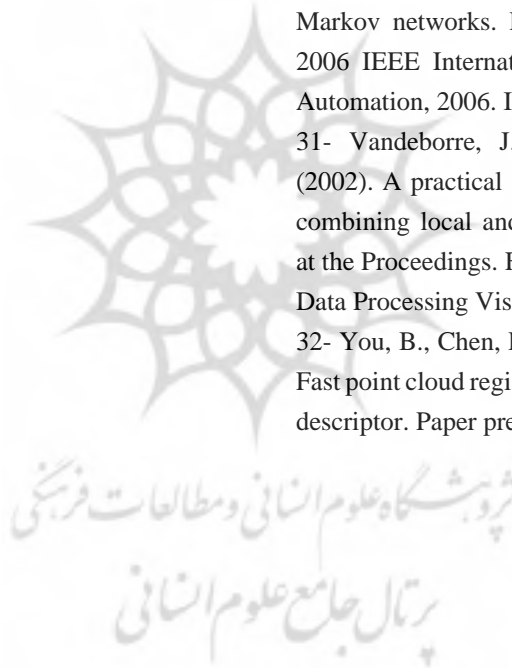
28- Sultani, Z. N., & Ghani, R. F. (2015). Kinect 3D point cloud live video streaming. *Procedia Computer Science*, 65, 125-132.

29- Tombari, F., Salti, S., & Di Stefano, L. (2010). Unique shape context for 3D data description. Paper presented at the Proceedings of the ACM workshop on 3D object retrieval.

30- Triebel, R., Kersting, K., & Burgard, W. (2006). Robust 3D scan point classification using associative Markov networks. Paper presented at the Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.

31- Vandeborre, J.-P., Couillet, V., & Daoudi, M. (2002). A practical approach for 3D model indexing by combining local and global invariants. Paper presented at the Proceedings. First International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission.

32- You, B., Chen, H., Li, J., Li, C., & Chen, H. (2022). Fast point cloud registration algorithm based on 3DNPFD descriptor. Paper presented at the Photonics.



COPYRIGHTS

©2023 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 3.0 Unported \(CC BY-ND 3.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/)

