



شناسایی مدل‌های سه‌بعدی در حوزه فوریه با استفاده از فشرده‌کردن کره مشی تا رویه مدل

فرشته بهبهانی^۱، وحید مهرداد^{۲*} و حسین ابراهیم‌نژاد^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه برق - الکترونیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

^۲ استادیار گروه برق - الکترونیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

^۳ استاد گروه برق، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

چکیده

در این مقاله توصیف‌گر نوین مدل سه‌بعدی در حوزه فوریه پیشنهاد شده است. به منظور استخراج ویژگی در روش پیشنهادی، کره مش‌بندی شده محیط بر مدل، از بیرون مدل به سمت مرکز آن فشرده شده، سپس طول مسیری که رأس‌های کره از ابتدا تا رسیدن به رویه مدل طی می‌کنند، محاسبه می‌شود. این مقادیر به منظور محاسبه تابع مسیر، که طول مسیر رأس‌های مدل تا مرکز آن است، استفاده می‌شوند. تابع به دست آمده در مقابل تغییرات ایزومتریک مقاوم و برای شناسایی مدل‌های غیر صلب بسیار کارآمد است. در ادامه، ضرایب فوریه تابع مسیر به عنوان بردار ویژگی محاسبه می‌شوند و سپس بردار ویژگی استخراج شده در رده‌بند SVM مورد استفاده قرار می‌گیرد. با بهره‌گیری از ویژگی پاسخ دامنه تبدیل فوریه سیگنال‌های حقیقی، مدل در فضایی با ابعاد کمتر، بدون از دست دادن ویژگی‌های ذاتی خود توصیف شده، همچنین از نرمالیزاسیون حالت بی‌نیاز می‌شود. نتایج پیاده‌سازی بروی پایگاه داده McGill نشان‌دهنده دقت بالای روش پیشنهادی در رده‌بندی مدل‌های سه‌بعدی است.

واژگان کلیدی: ویژگی‌های مبتنی بر محتوا، استخراج ویژگی، شناسایی مدل‌های سه‌بعدی، رده‌بند SVM، تبدیل فوریه گسسته.

3D Models Recognition in Fourier Domain Using Compression of the Spherical Mesh up to the Models Surface

Fereshteh Behbahani¹, Vahid Mehrdad^{2*} & Hossein Ebrahimnezhad³

¹ MSc Student, Department of Electrical and Electronics Engineering, Faculty of Engineering, Lorestan University, khoramabad, Iran.

² Assistant Professor of Electrical Engineering, Department of Electrical and Electronics Engineering, Faculty of Engineering, Lorestan University, khoramabad, Iran.

³ Professor of Electrical Engineering, Electrical Engineering Faculty, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

Abstract

Representing 3D models in diverse fields have automatically paved the way of storing, indexing, classifying, and retrieving 3D objects. Classification and retrieval of 3D models demand that the 3D models represent in a way to capture the local and global shape specifications of the object. This requires establishing a 3D descriptor or signature that summarizes the pivotal shape properties of the object. Therefore, in this work, a new shape descriptor has been proposed to recognize 3D model utilizing global characteristics. To perform feature extraction in the proposed method, the bounding meshed sphere surrounding the 3D model and concentrated from the outside toward the center of the model. Then, the length of the path which the sphere's vertices travel from the beginning to the model's surface will be measured. These values are exploited to

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

compute the path function. The engendered function is robust against isometric variations and it is appropriate for recognizing non-rigid models. In the following, the Fourier transform of the path function is calculated as the features vector, and then the extracted features vector is utilized in SVM classifier. By exploiting the properties of the magnitude response of the Fourier transform of the real signals, the model can be analyzed in the lower space without losing the inherent characteristics, and no more pose normalization is needed. The simulation results based on the SVM classifier on the McGill data set show the proposed method has the highest accuracy (i.e. 79.7%) among the compared related methods. Moreover, the confusion matrix for performing 70% trained SVM classifier indicates the suitable distinguishing ability for similar models and does not have a high computational complexity of model processing in 3D space.

Keywords: Feature Content base, Feature extraction, 3D Models Recognition, SVM Classifier, Discrete Fourier Transform.

رده‌بندی، بازیابی و درکل شناسایی مدل‌های سه‌بعدی بر اساس ویژگی‌های مبتنی بر محتوی، یکی از زمینه‌های پژوهشی است که در سال‌های اخیر توجه علاقه‌مندان بسیاری را به خود جلب کرده است. این روش محدودیت‌های مبتنی بر کلید واژه را نداشته و از ویژگی‌های دیداری به‌عنوان شاخص مدل، به‌صورت مستقیم استفاده می‌کند.

اساس کلی این روش‌ها بر این اصل استوار است که اندازه‌گیری شباهت بین دو مدل سه‌بعدی با استفاده از محاسبه فاصله بین دو بردار ویژگی استخراج شده از آنها، انجام می‌گیرد. بردار ویژگی مدل مورد جستجو در یک سامانه شناسایی بر اساس محتوا، کلید جستجویی است که مدل‌های سه‌بعدی در پایگاه داده با آن مقایسه می‌شوند.

متأسفانه یافتن توصیف‌گری که قادر به توصیف ویژگی‌های مهم مدل سه‌بعدی باشد، امری ساده و بدیهی نیست. از این‌رو، یافتن روشی مناسب به‌منظور ارائه کمی شکل مدل سه‌بعدی که بتواند در شناسایی مدل‌های سه‌بعدی مورد استفاده قرار بگیرد، بسیار ارزشمند است. در سال ۲۰۰۶، پژوهش‌گران در این زمینه ابتکار عمل به خرج داده و سالانه مسابقه‌ای، به‌منظور ارزیابی روش‌های شناسایی مدل‌های سه‌بعدی به نام SHREC (Shape Retrieval Contest) تشکیل دادند [1]. هدف کلی این مسابقه بررسی اثربخشی الگوریتم‌های شناسایی مدل‌های سه‌بعدی است. نتایج این آزمون‌ها نشان می‌دهد که هر توصیف‌گر نقاط ضعف و قدرت خاصی برای وظایف و داده‌های مختلف دارد؛ از این‌رو نمی‌توان توصیف‌گری را یافت که برای همه انواع مدل‌ها و وظایف مناسب باشد. تنوع منابع دست‌یابی به داده‌های سه‌بعدی و کاربردهای متفاوت آنها باعث ظهور انواع مختلفی از توصیف‌گرهای سه‌بعدی شده است. توصیف‌گرهای مدل‌های سه‌بعدی را می‌توان به سه دسته گسترده روش‌های مبتنی بر ویژگی، روش‌های مبتنی بر گراف و روش‌های مبتنی بر نما تقسیم‌بندی کرد. توصیف‌گرهای مدل‌های سه‌بعدی مبتنی بر

۱- مقدمه

روش‌های تصویربرداری سه‌بعدی به‌منظور حل مشکلات تصاویر دو بعدی، ناشی از این واقعیت است که جهان سه بعدی بر روی تصویری دوبعدی طرح‌ریزی شده، به‌وجود آمدند با پیشرفت پویش‌گرها، نرم‌افزارهای مدل‌سازی و دوربین‌های تصویربرداری سه‌بعدی، در اواخر قرن بیستم، مدل‌های سه‌بعدی به‌طور گسترده در بینایی ماشین، پزشکی، باستان‌شناسی، بازی‌های رایانه‌ای، طراحی به‌کمک رایانه^۱ و غیره مورد استفاده قرار گرفتند. با گسترش مدل‌های سه‌بعدی در زمینه‌های مختلف، نیاز به ذخیره‌سازی، فهرست، رده‌بندی و بازیابی آن‌ها به‌شکل قابل توجهی افزایش یافت. بنابراین اینترنت برنامه جستجویی به‌منظور تسهیل استفاده از مدل‌های سه‌بعدی که به‌طور چشم‌گیری در حال افزایش هستند، طراحی کرد.

در ابتدا شناسایی مدل سه‌بعدی بر اساس کلید واژه با وجود سرعت و دقت بالای این روش مورد استفاده قرار گرفت، دو عیب بزرگ، مانع استفاده گسترده از آن شد؛ نخست برچسب‌زدن تمامی مدل‌های سه‌بعدی، در صورت بزرگی پایگاه داده، کاری وقت‌گیر است. همچنین واژگان کلیدی به‌راحتی توسط انسان تحت تأثیر قرار می‌گیرند؛ زیرا هر فرد برای مدل‌های یکسان مفاهیم مختلفی را در ذهن خود می‌پروراند. با این حال، روش‌های رده‌بندی و بازیابی برای متن، تصاویر دوبعدی و فیلم‌ها را نیز نمی‌توان بدون تغییر برای مدل‌های سه‌بعدی مورد استفاده قرار داد؛ زیرا مدل‌های سه‌بعدی دارای ویژگی‌های متفاوتی با سایر داده‌ها هستند. رده‌بندی و بازیابی مدل‌های سه‌بعدی نیازمند ارائه این مدل‌ها از طریق استخراج ویژگی‌های محلی و یا کلی شکل آنها است. این امر مستلزم ایجاد توصیف‌گری سه‌بعدی است که به‌اختصار خواص مهم شکل مدل را بیان کند.

^۱ Computer-Aided Design

شاخص شکل سه‌بعدی^۱ (3DSID) از مشخصات انحنای محلی سطح مدل سه‌بعدی به‌منظور محاسبه شاخص آن مدل استفاده می‌کند [14-16]. تصاویر گوسی گسترش‌یافته^۲ (EGI)، توصیف‌گرهایی هستند که اطلاعات مربوط به مش سه‌بعدی را بر روی یک کره گوسی تقسیم‌شده به چندین وجه، ترکیب می‌کنند. هر مثلث تأثیری برابر با مساحت خود در وجهی از کره گوسی که مرتبط با آن است دارد [17]. در مرجع [18]، نویسندگان تابع اندازه‌گیری کروی را به‌منظور محاسبه بیشترین فاصله سطح یک مدل در میان همه شعاع‌های متصل به مرکز تعریف کردند؛ سپس به مقایسه دو نوع مختلف از توابع نمایندگی آن، که از هارمونیک‌های کروی و گشتاور آنها استفاده می‌کرد، پرداختند. چندی پیش، هندسه انتشار که برگرفته از معادله حرارتی است، به‌عنوان یک ابزار مهم برای تشخیص شکل پدید آمد [19-21]. در سال ۲۰۱۰، آموسکاترو و همکارانش، توصیف‌گر مدل سه‌بعدی را پیشنهاد دادند که از نقشه مکانی دوبعدی نقاط برجسته به منظور بازنمایی رده‌بندی مدل‌ها بهره می‌برد [1]. در مرجع [22] شکل هندسی مدل سه‌بعدی به‌عنوان توزیع احتمال متغیرهای دودویی در شبکه وکسل‌بندی‌شده ارایه شد. برخی از تلاش‌ها نیز از ترکیب هر دو خاصیت محلی و سراسری مدل‌ها استفاده می‌کنند. به‌عنوان مثال در [23] و [24] نویسندگان یک شکل سه‌بعدی سراسری را به‌عنوان یک شکل فضایی به‌صورت مجموعه‌ای از ویژگی‌های محلی نمایش داده و با محاسبه توزیع فاصله اقلیدسی بین جفت خوشه‌های محلی، شکل توسط تصاویر اسپینی ارائه داده می‌شود. توصیف‌گر پیشنهادی در مرجع [25] بهره‌گیری از ماتریس‌های کوواریانس بردارهای ویژگی را به جای استفاده مستقیم از خود بردار ویژگی پیشنهاد می‌دهد، که امکان به‌کارگیری تلفیقی از ویژگی‌های مختلف را فراهم می‌سازد.

روش‌های ویژگی سراسری محاسبات کارآمدی دارند. به‌عنوان مثال فضای مورد نیاز مدل‌های سه‌بعدی را به‌وسیله توصیف مدل با ابعاد کمتر، کاهش می‌دهند. با این وجود این روش‌ها زمانی که تفاوت‌های کوچکی میان مدل‌های مورد شناسایی وجود داشته باشد، در بازنمایی‌های درون طبقاتی و یا رده‌بندی مدل‌های مشابه به اندازه کافی تفکیک‌پذیر نیستند [26]؛ اما روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های محلی بیش‌تر نیازمند مش‌های منظم با بردارهای نرمال با جهت‌گیری‌های مناسب است. علاوه‌براین به‌چندبرابرکردن مش و اعمال یک فیلتر پایین‌گذر، به‌منظور هموارکردن سطح مدل به‌عنوان

ویژگی به‌دلیل قابل‌درک‌بودن و سادگی محاسبات، در بین محققان از اهمیت بیشتری برخوردار است. این روش‌ها را می‌توان به دو دسته روش‌های مبتنی بر ویژگی‌های محلی و سراسری تقسیم کرد. در ابتدا، کار بر روی ویژگی‌های سراسری که مشخصات هندسی کل شکل را بررسی می‌کردند و روش‌های توزیع این ویژگی‌ها متمرکز بود. در میان نخستین روش‌ها برای نمایه‌سازی مدل‌های سه‌بعدی می‌توان به روش پیشنهادی در سال ۱۹۹۹ که با نام توصیف‌گر طنابی منتشر شد، اشاره کرد [2]. در سال ۲۰۰۱ ایلا و همکارانش خواص گشتاور و بردار مقادیر گشتاور را به‌عنوان توصیف‌گری برای مدل‌های سه‌بعدی مورد استفاده قرار دادند [3]. در مقاله منتشرشده در سال ۲۰۰۲، از تعدادی تابع توزیع سراسری همچون زاویه بین سه نقطه تصادفی (A3)، فاصله بین یک نقطه و نقاط مختلف تصادفی (D1)، فاصله بین جفت‌نقاط تصادفی (D2)، مساحت مثلث بین سه نقطه تصادفی (D2) و حجم بین چهار نقطه تصادفی بر روی سطح (D4) به‌منظور نمایندگی مدل‌های سه‌بعدی بهره‌برده‌اند [4]. در مرجع [5]، عملکرد تابع شکل D2 با اندازه‌گیری جهت سطوحی که جفت‌نقاط مورد نظر در آن قرار دارند، علاوه‌بر اندازه‌گیری فاصله بین آنها بهبود پیدا کرد. برخی از کارهای انجام‌شده نیز از روش‌های توزیع ویژگی بهره می‌برند. به‌عنوان مثال توصیف‌گر پیشنهادی توسط محمودی و همکاران او از هیستوگرام تابع خروج از مرکز بهره‌برده است [6]. این هیستوگرام از بیشینه فاصله ژئودیزیکی بین یک نقطه مرجع تا همه نقاط دیگر بر روی سطح مدل استفاده می‌کند. پژوهش‌های اخیر، تمرکز بیشتری بر روی ویژگی‌های محلی برای نمایندگی مدل‌های سه‌بعدی دارند. توصیف محلی مدل‌ها بر این فرض استوار است که مدل‌های سه‌بعدی می‌توانند به‌وسیله ویژگی‌های محاسبه‌شده بر روی قسمت‌هایی از مدل توصیف شوند. این رویکرد زمانی که برای شناسایی مدل‌هایی با شکل کلی مشابه استفاده شوند، دارای قدرت تفکیک‌پذیری قوی‌تری است [7]. ویژگی‌های محلی اغلب برای نقاطی محاسبه می‌شوند که به‌عنوان نقاط مورد علاقه یا نقاط برجسته بر روی مدل سه‌بعدی تعیین می‌شوند. این نقاط در مراجع مختلف به شیوه‌های متفاوتی در نظر گرفته می‌شوند. از روش‌های مؤثر تشخیص نقاط ویژه می‌توان به عملکرد هریس [8]، تشخیص نقاط ویژه مبنی بر هسته حرارتی [9]، [10]، خواص میانگین انحنای [11] و موقعیت‌هایی که در آن‌ها اختلاف سطح وجود دارد، اشاره کرد [12]، [13]. مدل‌ها می‌توانند به‌وسیله ویژگی‌های محاسبه‌شده بر روی نقاط مورد علاقه و تکه‌هایی از مدل توصیف شوند. توصیف‌گر

¹ 3D-shape index descriptor

² Extended Gaussian Images

هستند. برای محاسبه و ذخیره سازی تابع مسیر در هر رأس V ، روی سطح M مدل سه بعدی، تابع مسیر به صورت زیر تعریف می شود:

$$Pf(V) = g(V, O) \quad (2)$$

که $g(V, O)$ نوعی فاصله بین رأس V و مرکز شکل O است. در ادامه به منظور هم مقیاس بودن تابع مسیر در تمامی مدل ها، مدل ها را هم مقیاس کرده و به مرکز مختصات منتقل می کنیم. برای این کار ابتدا مرکز مدل را با متوسط گیری از رأس های آن به صورت رابطه (۳) به دست می آوریم:

$$\left. \begin{aligned} x_c &= \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \\ y_c &= \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \\ z_c &= \frac{\sum_{i=1}^N z_i}{N} \end{aligned} \right\} \rightarrow V_{center} = (x_c, y_c, z_c) \quad (3)$$

که V_{center} مرکز مدل به مختصات (x_c, y_c, z_c) ، N تعداد کل رأس های مدل و (x_i, y_i, z_i) مختصات رأس i ام از سطح مش اولیه هستند. مختصات جدید رأس های مدل برای انتقال مرکز آن به مبدأ مختصات به صورت رابطه (۴) به دست می آید:

$$V'_i = (x_i - x_c, y_i - y_c, z_i - z_c) \quad (4)$$

گام بعدی، هم مقیاس کردن مدل ها است که با نگاشت هر مدل به داخل دایره واحد صورت می پذیرد. برای محاسبه نگاشت تک تک رأس ها به درون دایره واحد، ابتدا فاصله همه رأس ها تا مرکز را محاسبه کرده (رابطه ۵)، بزرگ ترین فاصله از مرکز را به دست می آوریم (رابطه ۶) و سپس مختصات همه رأس ها را بر آن تقسیم می کنیم (رابطه ۷):

$$r_i = \sqrt{(x_i)^2 + (y_i)^2 + (z_i)^2} \quad (5)$$

$$r_{\max} = \max(r_i) \quad (6)$$

$$V'' = \left\{ \frac{x'_i}{r_{\max}}, \frac{y'_i}{r_{\max}}, \frac{z'_i}{r_{\max}} \mid (x'_i, y'_i, z'_i) = V'_i \in V', i = 1, 2, \dots, n \right\} \quad (7)$$

در آخر، به منظور سهولت در محاسبات، مختصات رأس ها را در عددی بزرگ (که در اینجا پنجاه در نظر گرفته شده است) ضرب می کنیم:

گام های پیش پردازش نیازمندند. از معایب این روش ها می توان به وابستگی به اتصالات مش، زیاد بودن اطلاعات حاصل از آنها، تغییر پذیری تحت تحولات مختلف هندسی اشاره کرد.

با توجه به موارد یاد شده، ارایه روشی مبتنی بر ویژگی که کارآمد بوده، هزینه های محاسباتی کم روش های مبتنی بر ویژگی های سراسری را دارا باشد و در عین حال همانند روش هایی که از ویژگی های محلی بهره می برند، در بازشناسی های درون طبقه ای و یا رده بندی مدل های مشابه به اندازه کافی تفکیک پذیر باشد، حیاتی است. علاوه بر این، روش پیشنهادی برای شناسایی مدل های غیر صلب و منعطف مناسب بوده، نسبت به چرخش مقاوم باشد و توانایی بالایی در فشرده سازی اطلاعات با کمترین میزان ازدست رفتن اطلاعات را داشته باشد.

در ادامه، در بخش دوم، با در نظر گرفتن سطح مش به صورت S_i (متشکل از n رأس و اطلاعات مربوط با اتصال این نقاط)، به بیان الگوریتم پیشنهادی به منظور تجزیه و تحلیل رویه S_i و ایجاد نمایندگی عددی از شکل به عنوان بردار ویژگی D_i می پردازیم؛ سپس، روش پیشنهادی را بر روی پایگاه داده McGill پیاده سازی کرده، به ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شناسایی و رده بندی اشکال مختلف خواهیم پرداخت. در نهایت در بخش چهارم نتیجه گیری را بیان می کنیم [27].

۲- روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا به بیان الگوریتم پیشنهادی به منظور توصیف سطح مدل سه بعدی و استخراج تابع مسیر می پردازیم؛ سپس بردار ویژگی مدل سه بعدی را با بهره گیری از تبدیل فوریه تابع مسیر به دست آمده محاسبه می کنیم.

از آنجایی که در برنامه های رایانه ای، اشیای سه بعدی به طور معمول به وسیله مش های مثلثی نمایش داده می شوند، در این قسمت فرآیند یافتن تابع مسیر برای مدل های سه بعدی با مش های مثلثی را شرح می دهیم. تابع مسیر را به گونه ای تعریف می کنیم که در مرکز مدل سه بعدی دارای مقادیر کم و در برآمدگی ها دارای مقادیر بالا باشد. بدین منظور، مش مثلثی M به صورت رابطه (۱) بیان می شود:

$$M = (V, E, F) \quad (1)$$

که در آن $V = \{V_1, \dots, V_n\}$ رأس ها، $E = \{e_{ij}\}$ مجموعه لبه ها و $F = \{t_1, \dots, t_n\}$ مجموعه ای از رویه های مثلثی مدل

¹ Vertex

² Edge

³ Face

$$V'' = \{x_i'' \times 50, y_i'' \times 50, z_i'' \times 50 \mid (x_i'', y_i'', z_i'') = V_i'' \in V'', i=1,2,...,n\} \quad (8)$$

۲-۱- محاسبه تابع مسیر مدل سه‌بعدی

به‌منظور به‌دست‌آوردن تابع مسیر با فشرده‌سازی کره مشی و رسیدن به تعریفی جامع و صحیح از مدل بر روی سطح کره، ابتدا مدل به‌صورت کامل درون آن قرار می‌گیرد. بنابراین جهت قرارگیری کامل مدل سه‌بعدی در درون کره، شعاع کره به‌صورت رابطه (۹) به‌دست می‌آید:

$$r = d_{\max} = \max \left(d_E(V_i'', O) \right) \quad (9)$$

که d_{\max} ، بیشینه فاصله اقلیدسی سطح مدل از مرکز است. پس از انجام مراحل نام‌برده‌شده، مدل به‌صورت کامل درون کره قرار می‌گیرد و سطح مدل در نقاطی که دارای بیشینه فاصله از مرکز هستند، مماس به کره می‌شوند. حال به‌منظور ایجاد حاشیه اطمینان، شعاع کره مورد نظر (d_{\max}) را با $k \geq 0$ جمع می‌کنیم. باید توجه داشت که هرچه k به صفر نزدیک‌تر، حاشیه اطمینان کمتر و هر چه بزرگتر باشد، زمان فشرده‌سازی کره و در نتیجه استخراج ویژگی، بیشتر خواهد بود. با توجه به مقیاس مدل‌ها که بین $[0.50]$ است و موارد یاد شده، در اینجا مقدار $k=10$ را در نظر گرفته‌ایم (رابطه ۱۰). مراحل توصیف‌شده در شکل (۱) نمایش داده شده‌اند.

$$R = r + 10 \quad (10)$$

به‌منظور محاسبه تابع مسیر، شعاع کره احاطه‌کننده مدل را مرحله به مرحله، با گام‌های واحد در راستای بردارهای نرمال رأس‌های آن کاهش می‌دهیم. برای محاسبه بردار نرمال رأس‌ها، از میانگین حسابی بردارهای نرمال وجوه مجاور، با رأس مورد نظر استفاده می‌کنیم (جین، ۲۰۰۵). در هر مرحله از کاهش کره، همسایگی رأس‌های کره با رأس‌های مدل را به‌صورت رابطه (۱۱) بررسی می‌کنیم:

$$C = \{V_S \in S \mid \forall V_M \in M, d_E(V_S, V_M) < T_S\} \quad (11)$$

که S مجموعه رأس‌های کره، M مجموعه رأس‌های مدل، $d_E(V_S, V_M)$ فاصله اقلیدسی بین رأس‌های مدل و کره و $0 < T_S < 1$ شعاع همسایگی است.

برای سنجش همسایگی در هر مرحله، اطراف هر یک از رأس‌های کره، محدوده‌ای کروی به شعاع T_S جستجو

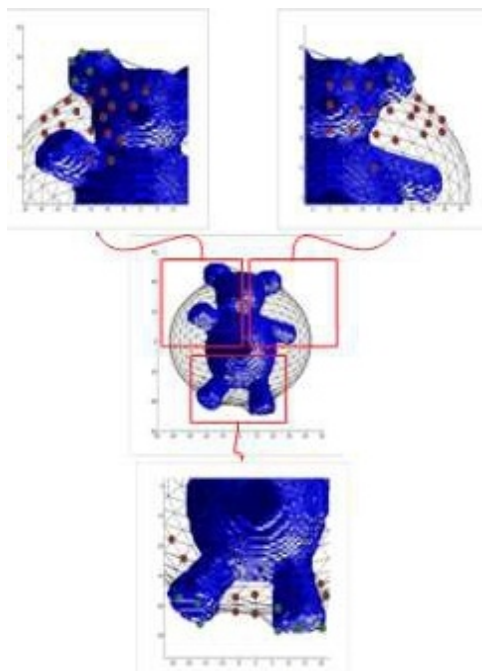
می‌شود و اگر رأسی از مدل در آن ناحیه قرار گرفته باشد، برای رأس مورد نظر از کره اعلام همسایگی می‌شود. در شکل (۲) بزرگ‌نمایی قسمتی از مدل خرس و همسایگی تعریف‌شده برای چند رأس آن نشان داده شده است. همان‌گونه که در این شکل دیده می‌شود، رأس‌هایی از کره که همسایگی برای آنها رخ داده با محدوده همسایگی قرمز رنگ و رأسی که همسایگی آن با رنگ آبی نمایش داده شده، هنوز همسایگی اتفاق نیافتاده است. در شکل (۳) وضعیت کره پس از چند مرحله کاهش برای مدل خرس نشان داده شده است.

در هر مرحله، بردار نرمال رأس‌های کره کاهش‌یافته محاسبه شده و کاهش در جهت بردار نرمال رأس‌هایی ادامه می‌یابد که هنوز ثابت نشده‌اند. این روند تا ثابت شدن همه رأس‌های کره ادامه پیدا خواهد کرد (شکل (۴)).

برای تعیین مقدار تابع مسیر تعداد گام‌هایی را که هر رأس از شروع تا ثابت‌شدن در کاهش شرکت می‌کند، ثبت می‌کنیم، که به آن تابع اولیه می‌گوییم. تابع اولیه فاصله رأس‌ها تا سطح کره را نشان می‌دهد، که مقدار آن برای رأسی که از مرکز دورتر و به سطح کره اولیه نزدیک‌تر باشد، دارای مقدار کمتر و هرچه رأس به مرکز نزدیک‌تر یا از سطح کره اولیه دورتر باشد، دارای مقدار بزرگ‌تری خواهد بود. در اینجا به دنبال تابعی هستیم که برای رأس‌های دور از مرکز مدل دارای مقادیر بزرگ و برای رأس‌های نزدیک به مرکز دارای مقادیر کوچک باشند. بنابراین برای به‌دست‌آوردن تابع مسیر نهایی، مطابق با رابطه (۱۲) عمل می‌کنیم:

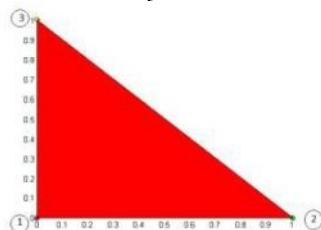
$$Pf(V) = \text{تعداد گام‌هایی که هر رأس طی کرده} - \text{کل گام‌ها} \quad (12)$$

با این کار رأس‌هایی که مقادیر تابع اولیه کمتری دارند، دارای تابع مسیر بیشتر می‌شوند و رأس‌های نزدیک به مرکز که دیرتر از همه ثابت می‌شوند و دارای مقدار اولیه بیشتری هستند، پس از کم‌شدن از تعداد کل گام‌ها، دارای تابع مسیر کمتری می‌شوند. به‌منظور نمایش تابع مسیر به‌دست‌آمده و بیان این واقعیت که شکل کلی مدل توسط تابع پیشنهادی به‌خوبی توصیف می‌شود، تابع مسیر به‌دست‌آمده برای هر مدل را بر روی سطح کره نمایش می‌دهیم. برای انجام این کار، کره تعریف‌شده اولیه را رسم کرده و برای رنگ‌آمیزی آن از تابع مسیر به‌دست‌آمده بهره می‌بریم. رنگ هر رأس با تابع مسیر آن مشخص می‌شود و رنگ هر وجه مطابق رنگ رأسی از کره است که برای نام‌گذاری وجه در ابتدا آورده می‌شود. شکل (۵) این روش را به روشنی نشان می‌دهد.

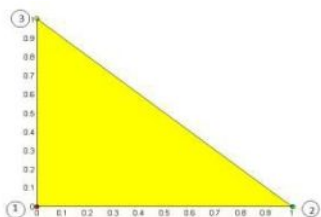


(شکل-۳): رأس‌های کره که همسایگی تعریف‌شده با رأس‌های مدل برای آنها اتفاق افتاده و ثابت شده‌اند با نقاط سبز، و رأس‌هایی از کره که همسایگی آنها با رأس‌های مدل تأیید نشده با نقاط قرمز مشخص شده‌اند.

(Figure-3): Green points show the sphere surfaces adjacent neighbor with the model surface and the red points represent on the contrary of this situation

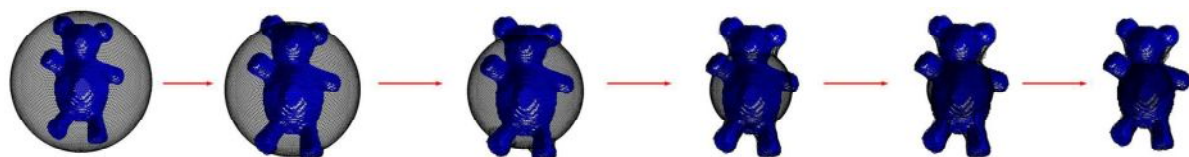


(الف)

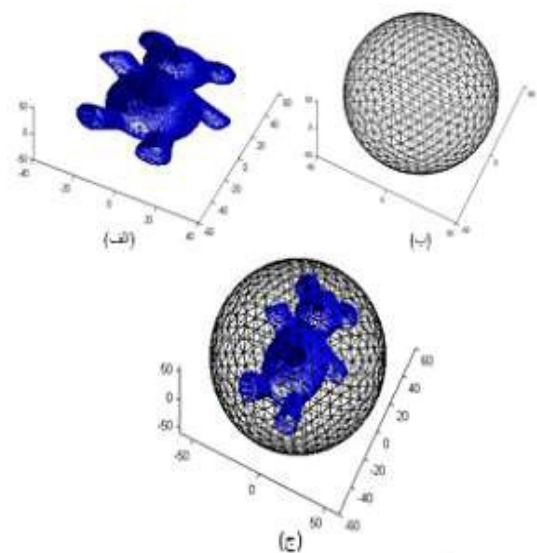


(ب)

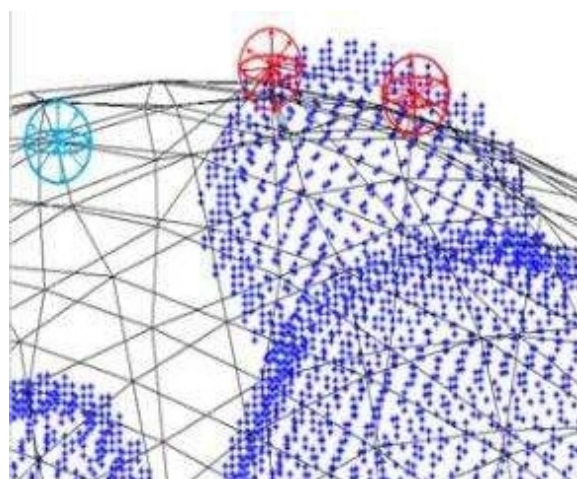
(شکل-۵): تعیین رنگ هر وجه. (الف): وجه به صورت (۱۲۳) نام‌گذاری شده. شکل (ب): وجه به صورت (۳۲۱) نام‌گذاری شده. Figure 5. Color recognition for each surface. (a) The number (123) surface. (b) The number (321) surface.



(شکل-۴): تعدادی از مراحل جمع شدن کره از ابتدا تا رسیدن به مدل نهایی (Figure-4): Some steps of the concentrated sphere from the outside toward the center of the model



(شکل-۱): (الف): تصویر مدل خرس (ب): کره محاسبه شده برای آن (ج): نمایش همزمان مدل خرس به همراه کره احاطه کننده آن (Figure-1): (a) Picture of Teddy model, (b) The calculated sphere for Teddy model, (c) Simultaneous representation of Teddy model with its surrounded sphere



(شکل-۲): بزرگ‌نمایی قسمتی از مدل خرس و همسایگی تعریف‌شده برای چند رأس آن.

(Figure-2): Some Teddy models part Magnification and identified neighbor for some surfaces

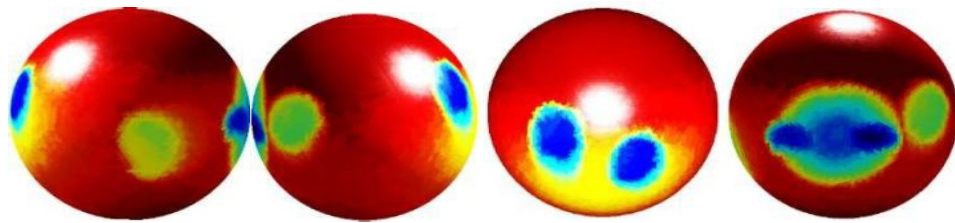
$Pf(V_i)$ را ایجاد می‌کند که در بخش ۲-۱ آن را با $Pf(V_i)$ نشان دادیم. این ماتریس حاوی اندازه طول مسیری از درون مدل سه‌بعدی است، که نقطه‌ای دلخواه بر روی سطح مدل طی می‌کند تا به مرکز مدل برسد.

این ماتریس را می‌توان به‌عنوان یک سیگنال یک‌بعدی، به‌صورت نوشته‌شده در رابطه (۱۳) در نظر گرفت:

$$f_{pf}(n) = [pf(V_1), pf(V_2), \dots, pf(V_{N_s})] \quad (13)$$

تابع f_{pf} دارای ویژگی‌های ذاتی یک مدل است. در شکل (۷) سیگنال حاصل از تابع مسیر مدل خرس نمایش داده شده است. تبدیل فوریه تابع f_{pf} با استفاده از رابطه (۱۴) به‌دست می‌آید:

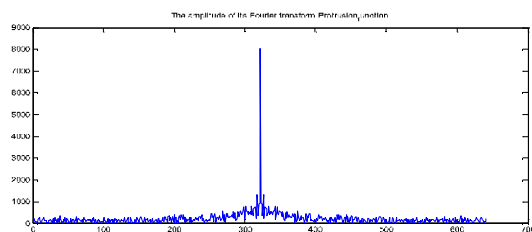
$$F_{pf}(\omega) = \sum_{n=1}^{N_s} f_{pf}(n) e^{-j\omega n} \quad (14)$$



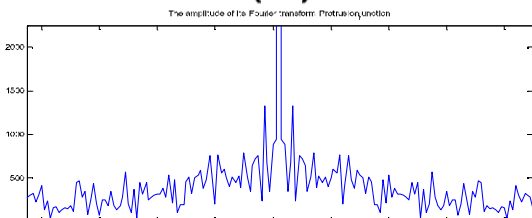
(شکل-۶): تابع مسیر مربوط به مدل خرس از چهار نمای مختلف به‌ترتیب از چپ به راست: از نماهای چپ، راست، بالا و پایین مدل.
(Figure-6): Teddy models path function with four point of view, left to right, left, right and up to down respectively

$$F_{pf}(\omega) = F_{pf}^*(2\pi - \omega) \quad (15)$$

$$|F_{pf}(\omega)| = |F_{pf}^*(2\pi - \omega)| = |F_{pf}(2\pi - \omega)| \quad (16)$$



(الف)



(ب)

(شکل-۸): (الف) تقارن دامنه تابع مسیر برای مدل خرس.

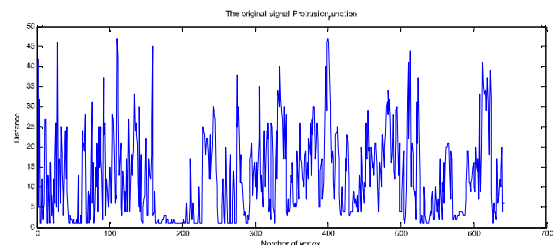
(ب) بزرگ‌نمایی تصویر

(Figure-8): (a) The magnitude symmetry of the path function for Teddy model. (b) The picture magnification

اکنون با بهره‌گیری از تابع مسیر به‌دست‌آمده برای هر رأس و با استفاده از روش بالا به‌منظور تعیین رنگ وجه‌های کره، تابع مسیر مربوط به مدل خرس از چهار نمای مختلف در شکل (۶) نشان داده شده است. همان‌گونه که پیداست، تابع مسیر به‌خوبی مدل خرس را توصیف می‌کند و علاوه‌بر فشرده‌سازی بسیار خوب داده‌ها و سنجش اطلاعات در فضای سه‌بعدی، اطلاعات از دست‌رفته کمی دارند.

۲-۲- تبدیل فوریه سیگنال مربوط به تابع مسیر

در این بخش به بیان استخراج ویژگی‌های مدل سه‌بعدی با بهره‌گیری از میزان تابع مسیر نقاط کره کاهش‌یافته و خواص تبدیل فوریه می‌پردازیم. اندازه‌گیری تابع مسیر برای مجموعه رأس‌های کره V_i که $i = 1, \dots, N_s$ ، ماتریسی با ابعاد



(شکل-۷): سیگنال حاصل از تابع مسیر مدل.

(Figure-7): The resulting signal from the models path function

طبق خواص تبدیل فوریه گسسته (DFT)، از آنجایی که عناصر تابع مسیر $f_{pf}(n)$ همگی مقادیر حقیقی هستند، تبدیل فوریه آن $F_{pf}(\omega)$ متقارن مزدوج بوده و به این معنا است که دامنه $F_{pf}(\omega)$ تابعی متقارن است. تبدیل فوریه به تابع مسیر به‌دست‌آمده اعمال شده و در شکل (۸) نمایش داده شده است.

با توجه به روابط (۱۵ و ۱۶) که اشاره به تقارن دامنه

تبدیل فوریه $|F_{pf}(\omega)|$ دارند، نیمی از دامنه $[F_{pf}(\omega)]_{\omega=0}^{\pi}$ اطلاعات کامل یک مدل را در خود ذخیره دارد و برای نشان دادن مشخصات یک مدل، رده‌بندی و یا شناسایی آنها کافی است.

۳-۱-۳- ویژگی‌های مهم الگوریتم پیشنهادی

۳-۱-۱- محاسبات ساده

با کاهش تراکم رأس‌های کره اولیه، پیچیدگی محاسباتی و زمان مورد نیاز برای استخراج تابع مسیر به میزان قابل توجهی کم می‌شود، که به دلیل کمتر شدن داده‌های مورد محاسبه در الگوریتم پیشنهادی است. البته این کاهش باید تا جایی باشد که شکل کلی مدل حفظ شود. این امر ناشی از این است که با تعداد رأس‌های بیشتر کره اولیه، جزئیات بیشتری از شکل مدل استخراج می‌شود؛ اما با رأس‌های کمتر، کلیت مدل به دست می‌آید که برای شناسایی کافی است. نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی الگوریتم با سه تراکم مختلف از کره اولیه برای مدل خرس در جدول (۱) به تصویر کشیده شده است. در محاسبات انجام شده، پیاده‌سازی و بهره‌گیری از الگوریتم پیشنهادی، کره اولیه را با تراکم رأس‌های ۶۴۲ رأس مورد بررسی قرار داده‌ایم؛ سپس با استفاده از خواص تبدیل فوریه و نصف شدن اندازه بردار ویژگی، محاسبات مورد نیاز جهت مقایسه بردارهای ویژگی در شناسایی مدل‌ها نیز کاهش می‌یابد.

۳-۱-۲- سازگاری با مفصل متحرک و عدم نیاز به

نرمالیزاسیون حالت^۱ در مدل‌های سه‌بعدی

طبق خواص تبدیل فوریه گسسته (FFT)، جابه‌جایی تابع در حوزه مکان تأثیری بر دامنه تبدیل فوریه آن ندارد. اگر موقعیت فضایی مدل تغییر کند و یا اجزای آن جابه‌جایی‌های ایزومتریک داشته باشند، پاسخ دامنه آن $|F_{pf}(\omega)|$ تحت تأثیر قرار نمی‌گیرد. این موضوع در شکل (۱۰) نشان داده شده است.

۳-۱-۳- عدم وابستگی به کاربر

در این الگوریتم تنها پارامتری که کاربر به برنامه وارد می‌کند، مدل‌های اولیه بوده و همه بخش‌های الگوریتم، محاسبه تابع مسیر و استخراج بردار ویژگی مدل است، به طور کامل خودکار و بدون دخالت کاربر انجام می‌گیرد.

۳-۲- بهره‌گیری از رده‌بند SVM و تبدیل

فوریه سیگنال مربوط با تابع مسیر در

شناسایی مدل‌های سه‌بعدی

در روش پیشنهادی هر مدل با کره‌ای دارای ۶۴۲ رأس، بازسازی و تابع مسیر هر رأس محاسبه می‌شود؛ سپس با بهره‌گیری از ویژگی‌های تبدیل فوریه برای سیگنال‌های

ویژگی تقارن تبدیل فوریه این امکان را فراهم می‌سازد که مدل هدف به عنوان یک بردار با اندازه $(N_s \times 0.5)$ ، که N_s تعداد رأس‌های کره اولیه است، توصیف شود. این بردار برای مدل خرس در شکل (۹) به صورت سیگنال یک‌بعدی نشان داده شده است. این بردار را برای تمامی مدل‌ها محاسبه و به عنوان شاخص و بردار ویژگی آن‌ها ذخیره می‌کنیم و در مراحل بعدی مورد استفاده قرار می‌دهیم.

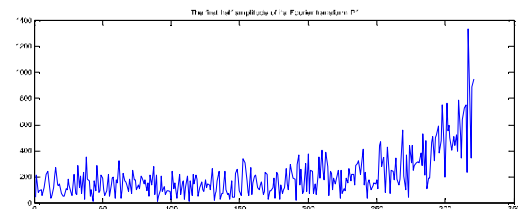
از آنجایی که جابه‌جایی در حوزه مکان، تأثیری بر دامنه تبدیل فوریه ندارد (روابط ۱۷-۲۰)، حتی اگر مدل‌ها در موقعیت فضایی یکسانی نباشند، پاسخ دامنه $|F_{pf}(\omega)|$ را تحت تأثیر قرار نمی‌دهند و لذا به هم تراز می‌شوند و نیاز نیست:

$$F_{pf}(\omega) = \sum_{n=1}^{n=N_s} f_{pf}(n) e^{-j\omega n} \quad (17)$$

$$f_{pf}(n) \xrightarrow{FT} F_{pf}(\omega) \quad (18)$$

$$f_{pf}(n-m) \xrightarrow{FT} F_{pf}(\omega) e^{-j\omega m} \quad (19)$$

$$|F_{pf}(\omega)| = |F_{pf}(\omega) e^{-j\omega m}| \quad (20)$$



(شکل-۹): نیمه نخست دامنه تبدیل فوریه سیگنال تابع مسیر
(Figure-9): Fourier transform magnitude response of the signal's path function for the first half side

۳- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در رده‌بندی اشکال مختلف، روش پیشنهادی را بر روی پایگاه داده McGill پیاده‌سازی کرده و به ارزیابی نتایج آن خواهیم پرداخت. معیار شکل McGill مجموعه داده‌ای مشتمل بر ۴۲۵ مدل در ۱۹ مجموعه و هر مجموعه حاوی ۲۰ تا ۳۰ نمونه مدل در حالات و جهت‌های مختلف است.

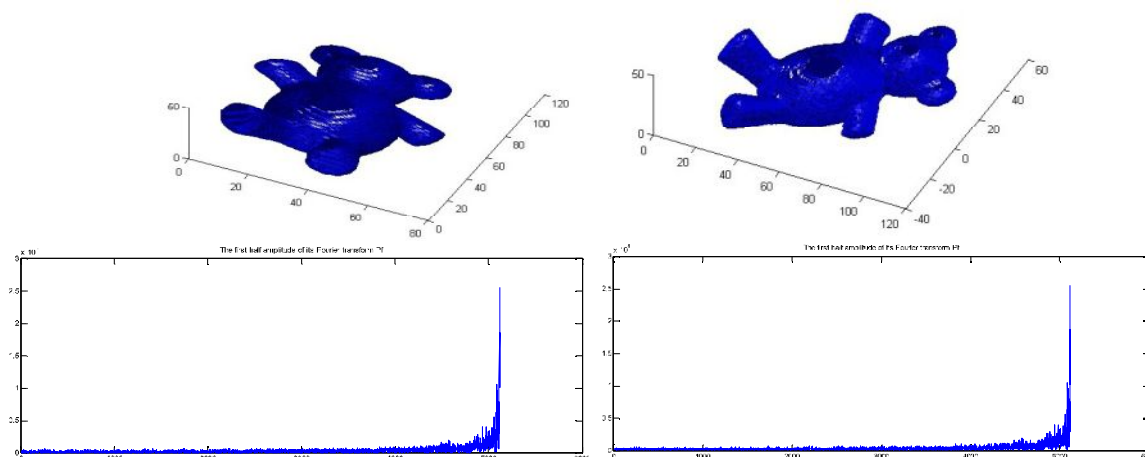
به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی ابتدا برخی از ویژگی‌های مهم آن را بیان کرده و با پیاده‌سازی بر روی مدل‌های پایگاه داده و نمایش نتایج حاصل از آن‌ها به اثبات ادعای خود می‌پردازیم.

^۱ pose Normalization

آموزشی، آموزش داده شده و با استفاده از داده‌های آزمایش ارزیابی می‌شود. معیار ارزیابی هر الگوریتم رده‌بندی، میزان دقت رده‌بندی بر روی داده‌های آزمون است. به‌منظور عدم وابستگی دقت رده‌بندی به مجموعه‌های آموزش و آزمون، این مجموعه‌ها را با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی از مجموعه اصلی انتخاب کرده و دقت رده‌بندی را اندازه‌گیری می‌کنیم. این روال چندین بار تکرار می‌شود و میانگین نتایج را به‌عنوان تخمین نهایی در نظر گرفته می‌گیریم. باید توجه داشت که هر رده‌بندی به‌منظور عملکرد بهینه، نیازمند درصد مناسبی از داده‌ها برای آموزش است. به این منظور، در جدول (۲) دقت رده‌بندی ماشین بردار پشتیبان، برای درصدهای مختلف، داده‌های آموزش را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

حقیقی، سیگنال اولیه که حاصل از تابع مسیر رأس‌های کره است، می‌تواند در فضایی با ابعاد کمتر و اندازه بردار ویژگی (1×321) ، بدون از دست دادن ویژگی‌های ذاتی خود تحلیل شود.

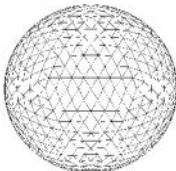
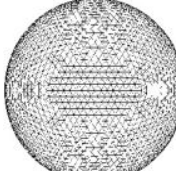
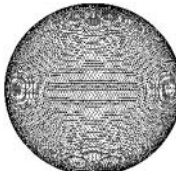
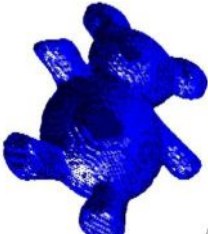


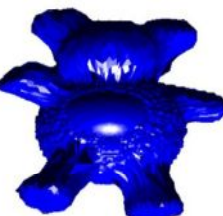
به‌منظور بررسی توانایی روش پیشنهادی در شناسایی مدل‌های سه‌بعدی، با به‌دست آوردن بردارهای ویژگی برای تمامی مدل‌ها، از رده‌بندی SVM استفاده می‌کنیم. SVM یا ماشین بردار پشتیبان، مرزی است که با داشتن بردارهای پشتیبان (مجموعه‌ای از نقاط در فضای n بعدی داده‌ها که مرز دسته‌ها را مشخص می‌کنند)، بهترین دسته‌بندی و تفکیک بین داده‌ها را مشخص می‌کند [28]. به‌منظور انجام رده‌بندی، مجموعه داده‌ها را به دو زیرمجموعه آموزش و آزمایش تقسیم می‌کنیم؛ سپس ماشین بردار پشتیبان با استفاده از داده‌های



(شکل-۱۰): عدم تأثیر جابه‌جایی ایزومتریک مدل و حالت قرارگیری آن در دستگاه مختصات در روش پیشنهادی
(Figure-10): Model is insensitive to isometric variation and its orientation in coordinate system in the proposed method

(جدول-۱): نتایج پیاده‌سازی الگوریتم

(Table-1): The algorithm simulation results

مدل اصلی			
تعداد رأس‌ها: ۱۸۲۴۹	تعداد رأس‌ها: ۶۴۲	تعداد رأس‌ها: ۲۵۶۲	تعداد رأس‌ها: ۱۰۲۴۲
تعداد وجه‌ها: ۴۱۱۷۸	تعداد وجه‌ها: ۱۲۸۰	تعداد وجه‌ها: ۵۱۲۰	تعداد وجه‌ها: ۲۰۴۸۰
			

(جدول-۲): دقت رده‌بندی با درصدهای مختلف

داده‌های آموزش

(Table-2): Precision of the classifier with different learning data percentage

داده‌ها برای آموزش 80%	داده‌ها برای آموزش 70%	داده‌ها برای آموزش 60%	داده‌ها برای آموزش 40%
داده‌ها برای آموزش 80%	داده‌ها برای آموزش 70%	داده‌ها برای آموزش 60%	داده‌ها برای آموزش 40%
64.3%	70.5%	68.65%	دقت رده‌بندی پایگاه داده McGill (۴۲۵ مدل)

(جدول-۳): دقت رده‌بندی با حذف رده‌ها با

مدل‌های متفاوت

(Table-3): Precision of the classifier using class removing with different models

داده‌ها برای آموزش 80%	داده‌ها برای آموزش 70%	داده‌ها برای آموزش 60%	داده‌ها برای آموزش 40%
داده‌ها برای آموزش 80%	داده‌ها برای آموزش 70%	داده‌ها برای آموزش 60%	داده‌ها برای آموزش 40%
77%	79.7%	78%	دقت رده‌بندی با حذف گروه‌های 5، 8، 13 و 15 از پایگاه داده (۳۳۹ مدل)

می‌کند. از آنجایی که مدل‌های قرارگرفته در برخی رده‌های این پایگاه داده بسیار با هم متفاوت بوده و باعث کاهش دقت رده‌بندی می‌شوند، با حذف آنها و تکرار فرایند رده‌بندی و ارزیابی انتظار بهبود درصد دقت رده‌بندی را داریم که نتایج نشان‌دهنده در جدول (۳) تأییدکننده این ادعاست.

تا اینجا روش پیشنهادی را از نظر عملکرد آن در رده‌بندی با بهره‌گیری از SVM و شناسایی مدل‌ها مورد بررسی قرار دادیم. اکنون به مقایسه دقت رده‌بندی روش پیشنهادی با برخی از توصیف‌گرهای مدل‌های سه‌بعدی در مراجع مختلف که در ادامه آمده‌اند، می‌پردازیم.

توصیف‌گر میدان نور (LFD): توصیف‌گری مبتنی بر نما که ویژگی‌های یک مدل سه‌بعدی را از تصاویر سایه دوبعدی استخراج شده از یکصد نمای مختلف آن به‌دست می‌آورد [29].

هارمونیک‌های کروی مبتنی بر شعاع (SPH): تعیین بیشینه فاصله سطح یک مدل از مرکز در شعاع‌های مختلف و استفاده از هارمونیک‌های کروی برای نمایندگی تابع شکل [30].

AAD: بهبود عملکرد تابع شکل D2، نمایش مدل‌های سه‌بعدی با بهره‌گیری از توزیع فاصله دو نقطه‌هایی که به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند [4]. این روش از اندازه‌گیری جهت‌گیری متقابل صفحاتی که در آن جفت رأس‌ها واقع شده‌اند، علاوه بر فاصله بین آنها استفاده می‌کند [5].

Salient Map: توصیف‌گر مدل سه‌بعدی که از نقشه مکانی دوبعدی نقاط برجسته بر اساس تحولات طول و عرض جغرافیای آنها به‌منظور تعریف، بازشناسی و رده‌بندی مدل‌ها بهره می‌برد [1].

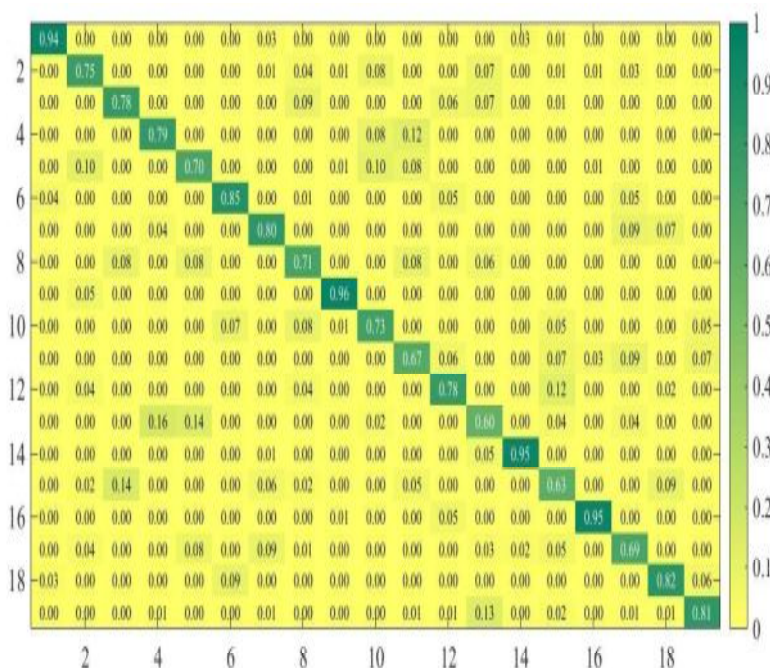
Nets 3D Shape: ارائه شکل هندسی مدل سه‌بعدی به‌عنوان توزیع احتمال متغیرهای دودویی در شبکه وکسل‌بندی‌شده [22].

ISM: بسط توصیف‌گر دوبعدی قوی (SURF) به‌منظور به‌کارگیری در شناسایی اشکال سه‌بعدی، و بهبود عملکرد رده‌بندی به‌وسیله روش‌های مبتنی بر تبدیل احتمالی (Hough) که در پردازش‌های 2D رایج است [31].

یادگیری نیمه‌نظارتی با شباهت‌های مبتنی بر محتوی: به‌کارگیری هیستوگرام فاصله و متغیرهای لحظه‌ای^۱ به‌عنوان ویژگی‌های مستقل از تغییرات مقیاس، جابه‌جایی و چرخش و سپس استفاده از یادگیری نیمه‌نظارتی برای ارزیابی ارتباط بین مدل‌های سه‌بعدی [32].

از آنجایی که تابع مسیر، شامل اطلاعات هندسی ذاتی از یک مدل سه‌بعدی است، بردار ویژگی حاصل برای مدل‌های قرارگرفته در یک رده بسیار شبیه به هم هستند، در حالی که بردار ویژگی مدل‌هایی از رده‌های متفاوت این‌طور نیست. نتایج حاصل از محاسبه ماتریس سردرگمی برای بردارهای ویژگی پایگاه داده در شکل (۱۱) نمایش داده شده‌اند. در این نمایش، سطرها نشان‌دهنده گروه واقعی مدل آزمایشی و ستون‌ها بیان‌گر گروهی است که رده‌بند به مدل آزمایشی نسبت داده است. میزان تیرگی هر آرایه (i,j) متناسب با احتمالی است که مدل i ام مرتبط به گروه j ام باشد. آرایه‌های تیره‌تر نشان‌دهنده احتمال بیشتر و آرایه‌های روشن‌تر احتمال کمتر است. تیرگی قطر اصلی ماتریس سردرگمی که نشان‌دهنده شباهت‌های درون‌رده‌ای است، توانمندی روش پیشنهادی در رده‌بندی مدل‌ها را اثبات

¹ Moment invariants



(شکل-۱۱): نمایش ماتریس سردرگمی برای عملکرد رده‌بند SVM با درصد آموزش ۷۰٪
(Figure-11): Representation of the confusion matrix for performing SVM classifier with 70% training

جدول خصوصیات مربوط به هر توصیف‌گر نشان داده شده و ستون آخر آن به روش پیشنهادی اختصاص دارد؛ سپس در جدول (۵) به مقایسه عملکرد توصیف‌گرها از نظر دقت رده‌بندی (درصد مدل‌هایی که به درستی دسته‌بندی شده‌اند) پرداخته‌ایم. دقت رده‌بندی ۷۹/۷٪ نشان می‌دهند که روش پیشنهادی با وجود استفاده از رده‌بند SVM دقت رده‌بندی بهتری در مقایسه با سایر روش‌ها دارد، که برتری روش پیشنهادی را نسبت به روش‌های دیگر بیان می‌کند.

این آزمایش بر روی رایانه‌ای با پردازش‌گر ۲/۵GHz و حافظه با دسترسی تصادفی ۴GB انجام گرفته است. گفتنی است، در روش پیشنهادی، تعداد رأس‌های کره مش‌بندی اولیه که به منظور بازسازی مدل‌ها و استخراج ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرد، بر زمان جستجو تأثیرگذار خواهد بود. همان‌طور که در ابتدای بخش ۳-۲ گفته شد، در این بررسی هر مدل با کره‌ای دارای (۶۴۲) رأس بازسازی شده و اندازه بردار ویژگی (۱×۳۲۱) است.

به منظور ارزیابی سرعت روش پیشنهادی به مقایسه زمان اجرای آن با دو توصیف‌گر (LFD) و (Salient Map) که آنها نیز از تصاویر و افکنش‌های دوبعدی از اشکال سه‌بعدی به منظور استخراج ویژگی بهره برده‌اند، می‌پردازیم. همان‌طور که در جدول (۶) آورده شده، زمان اجرای هر یک از این توصیف‌گرها را می‌توان به دو مرحله تقسیم کرد: استخراج ویژگی، مقایسه و رده‌بندی.

برخی از مقالات اشاره‌شده به شناسایی مدل‌های سه‌بعدی از طریق بازشناسی پرداخته‌اند و به منظور ارزیابی الگوریتم خود از نرخ بازخوانی^۱ دقت^۱ که از کمیت‌های آماری ارزیابی رده‌بندهای دودویی و بازشناسی اطلاعات است بهره برده‌اند؛ اما از آنجایی که در این مقاله به بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شناسایی مدل‌های سه‌بعدی از طریق رده‌بندی مدل‌ها در رده‌های مختلف پرداخته‌ایم، بنابراین به منظور مقایسه اصولی‌تر و پایگاه داده نزدیک‌تر به معیار شکل McGill، نسبت به پایگاه‌های داده‌هایی که در مقالات مرجع استفاده شده از نتایج رده‌بندی ارایه‌شده برای سه روش (LFD، SPH، AAD) در مرجع [1] استفاده شده است.

در این مرجع از پایگاه داده SHREC2008 به منظور ارزیابی آنها استفاده شده و با اشاره به این موضوع که مدل‌های هر رده در مجموعه داده SHREC2008 تا حد زیادی متفاوت بوده و باعث ایجاد یک مجموعه داده نامتعادل می‌شود، بنابراین الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند SVM نتایج خوبی در رده‌بندی مدل‌ها نداشته، و نمی‌تواند به منظور رده‌بندی اشیاء در مجموعه داده مورد استفاده قرار گیرند. در نتیجه، ماتریس فاصله دوبعدی بین هر شیء در مجموعه داده‌ها محاسبه و از دقت رده‌بندی نزدیک‌ترین همسایه آن استفاده کرده است.

جدول (۴) مقایسه‌ای کلی از روش پیشنهادی با هفت توصیف‌گر شکل بیان‌شده را ارائه می‌دهد. در ستون‌های این

¹ Precision-recall

بهبود یافته است. این امر به دلیل استفاده از یک افکنش دوبعدی و بردار ویژگی بسیار کوچک به منظور نمایندگی مدل در روش پیشنهادی، نسبت به روش LFD است که از صد تصویر استخراج شده از مدل به این منظور استفاده می کند.

همان طور که در جدول (۴) مشاهده می شود، زمان مورد نیاز هر دو مرحله در روش پیشنهادی نسبت به روش های مورد مقایسه، بهبود یافته است. زمان مقایسه و رده بندی در روش پیشنهادی نسبت به روش LFD به طور چشم گیری

(جدول-۴): مقایسه کلی روش پیشنهادی با هفت توصیف گر

(Table-4): A complete comparison between the proposed method and five descriptor

روش پیشنهادی تبدیل فوری	نظارتی یادگیری نیمه های مبتنی با شباهت	ISM	Nets 3D Shape	SOLIENT MAP	AAD	SPH	LFD	نوع
اندازه گیری ویژگی سراسری	اندازه گیری ویژگی سراسری	ویژگی محلی	اندازه گیری ویژگی سراسری	ویژگی محلی	اندازه گیری ویژگی سراسری	نقشه فضایی سراسری	مبتنی بر نما سراسری	
خیر	خیر	خیر	خیر	بله	بله	خیر	بله	نرمالیزاسیون حالت
بالا	بالا	متوسط	بالا	متوسط	متوسط	بالا	بالا	قدرت تفکیک
اشیا سه بعدی کلی	اشیا سه بعدی کلی	اشیا سه بعدی کلی	اشیا سه بعدی CAD	اشیا سه بعدی کلی و نشانگر	اشیا سه بعدی کلی	اشیا سه بعدی کلی	اشیا سه بعدی کلی	کاربرد

(جدول-۵): مقایسه دقت رده بندی روش پیشنهادی با هفت توصیف گر

(Table-5): A comparison between the proposed classifier method with five descriptor

توصیف گرهای مدل های سه بعدی در مقالات مختلف							
یادگیری نیمه نظارتی با شباهت های مبتنی بر محتوی	ISM	Nets 3D Shape	Salient Map	AAD	SPH	LFD	
دقت رده بندی	76%	40%	77.3%	56.9%	54.9%	71.5%	75.9%
دقت رده بندی روش پیشنهادی با بهره گیری از رده بند SVM و پایگاه داده McGill							
79.7%							

5- References

۵- مراجع

- [1] I. Atmosukarto, K. Wilamowska, C. Hcike, and L. G. Shapiro, "3D object classification using salient point patterns with application to craniofacial research," *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 4, pp. 1502-1517, 2010.
- [2] Paquet and M. Rioux, "Nefertiti: a query by content system for three-dimensional model and image databases management," *Image and Vision Computing*, vol. 17, no. 2, pp. 157-166, 1999.
- [3] M. Elad, A. Tal, and S. Ar, "Content based retrieval of VRML objects—an iterative and interactive approach," in *Multimedia 2001*: Springer, 2002, pp. 107-111.
- [4] Osada, R., Funkhouser, T., Chazelle, B., & Dobkin, D. (2002). Shape distributions. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 21(4), 807-832.
- [5] R. Ohbuchi, T. Minamitani, and T. Takci, "Shape-similarity search of 3D models by using enhanced shape functions," in *Proceedings of Theory and Practice of Computer Graphics*, 2003., 2003: IEEE, pp. 97-104.
- [6] M. Mahmoudi and G. Sapiro, "Three-dimensional point cloud recognition via distributions of geometric distances," *Graphical Models*, vol. 71, no. 1, pp. 22-31, 2009.
- [7] G. Passalis, I. A. Kakadiaris, and T. Theoharis, "Intraclass retrieval of nonrigid 3D objects: Application to face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, no. 2, pp. 218-229, 2007.
- [8] A. M. Bronstein and M. M. Bronstein, "Spatially-sensitive affine-invariant image descriptors," in *European Conference on Computer Vision*, 2010: Springer, pp. 197-208.
- [9] J. Sun, M. Ovsjanikov, and L. Guibas, "A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion," in *Computer graphics forum*, 2009, vol. 28, no. 5: Wiley Online Library, pp. 1383-1392.
- [10] K. Gēbal, J. A. Bærentzen, H. Aanæs, and R. Larsen, "Shape analysis using the auto diffusion function," in *Computer Graphics Forum*, 2009, vol. 28, no. 5: Wiley Online Library, pp. 1405-1413.
- [11] Lee, C. H., Varshney, A., & Jacobs, D. W. (2005, July). Mesh saliency. In *ACM transactions on graphics (TOG)* (Vol. 24, No. 3, pp. 659-666). ACM.
- [12] X. Li and I. Guskov, "Multiscale Features for Approximate Alignment of Point-based Surfaces," in *Symposium on geometry processing*, 2005, vol. 255: Citeseer, p. 217.

(جدول-۶): مقایسه سرعت روش پیشنهادی با توصیف‌گرهای

Salient Map و LFD

(Table-6): A comparison between the proposed method with Salient Map & LFD descriptors

توصیف‌گر	مرحله	زمان اجرا (۴۲۵ مدل)
LFD	استخراج ویژگی	63.3m
	مقایسه و رده‌بندی	140m
Salient Map	استخراج ویژگی	100m
	مقایسه و رده‌بندی	2m
روش پیشنهادی	استخراج ویژگی	58.3m
	مقایسه و رده‌بندی	20s

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روش نوین شناسایی مدل‌های سه‌بعدی در حوزه فوریه ارائه شد. این روش به‌منظور توصیف سطح مدل، کره مش‌بندی‌شده محیط بر مدل را از بیرون مدل به سمت مرکز آن فشرده و تابع برآمدگی رأس‌های مدل را محاسبه کرده است؛ سپس ضرایب فوریه تابع مسیر، به‌عنوان بردار ویژگی محاسبه شده و به‌منظور دسته‌بندی مدل‌ها در رده‌بند SVM مورد استفاده قرار گرفت. نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده McGill، نشان‌دهنده توانایی آن در شناسایی مدل‌های غیرصلب، مقاوم‌بودن در مقابل چرخش و عدم نیاز آن به نرمالیزاسیون حالت و به‌علاوه توانایی بالای فشرده‌سازی با کمترین میزان ازدست‌دادن اطلاعات و کمینه فضای مورد نیاز جهت ذخیره‌سازی اطلاعات است. مقایسه روش پیشنهادی با برخی توصیف‌گرهای شیء سه‌بعدی، نشان‌دهنده اثربخشی و برتری آن نسبت به روش‌های پیشین است.

برای ادامه کار می‌توان از تابع برآمدگی محاسبه‌شده به‌منظور تشخیص نقاط کلیدی که در حالات مختلف مدل ثابت و پایدار باشند و بتوانند به‌طور مؤثر در تشخیص اجزای کلیدی استفاده شوند، بهره برد. نقاط کلیدی، اطلاعات مفید بسیاری را در خود نهفته دارند. میزان تابع برآمدگی در این نقاط، تجزیه و تحلیل مسیر حرکت نقاط کلیدی از مرکز تا رسیدن به سطح مدل، بررسی انحناهای این مسیر علاوه بر طول آنها را به‌منظور توصیف مدل سه‌بعدی را در کارهای آینده پیشنهاد داده و بهبود عملکرد و نتایج قوی‌تر برای آن پیش‌بینی می‌کنیم؛ همچنین می‌توانیم ترکیب ویژگی‌های مبتنی بر نقاط کلیدی و ویژگی‌های استخراج‌شده از مدل‌ها با بهره‌گیری از تبدیل فوریه تابع برآمدگی آنها و استفاده از رده‌بند سلسله‌مراتبی را برای کارهای آینده پیشنهاد کنیم.

- tion," *The visual computer*, vol. 21, no. 1-2, pp. 71-82, 2005.
- [25] H. Tabia, H. Laga, D. Picard, and P.-H. Gosselin, "Covariance descriptors for 3D shape matching and retrieval," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, pp. 4185-4192.
- [26] T. Zaharia and F. Preteux, "Indexation de maillages 3D par descripteurs de forme," in *13ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'2002)*, 2002, pp. 48-57.
- [27] K. Siddiqi, J. Zhang, D. Macrini, A. Shokoufandeh, S. Bouix, and S. Dickinson, "Retrieving articulated 3-D models using medial surfaces," *Machine vision and applications*, vol. 19, no. 4, pp. 261-275, 2008.
- [28] B. E. Boser, I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," in *Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*, 2003, pp. 144-152.
- [29] D. Y. Chen, X. P. Tian, Y. T. Shen, and M. Ouhyoung, "On visual similarity based 3D model retrieval," in *Computer graphics forum*, 2003, vol. 22, no. 3: Wiley Online Library, pp. 223-232.
- [30] M. Kazhdan, T. Funkhouser, and S. Rusinkiewicz, "Rotation invariant spherical harmonic representation of 3 d shape descriptors," in *Symposium on geometry processing*, 2003, vol. 6, pp. 156-164.
- [31] J. Knopp, M. Prasad, G. Willems, R. Timofte, and L. Van Gool, "Hough transform and 3D SURF for robust three dimensional classification," in *European Conference on Computer Vision*, 2010: Springer, pp. 589-602.
- [32] K. Lu, Q. Wang, J. Xue, and W. Pan, "3D model retrieval and classification by semi-supervised learning with content-based similarity," *Information Sciences*, vol. 281, pp. 703-713, 2014.
- [13] X. Li and I. Guskov, "3D object recognition from range images using pyramid matching," in *2007 IEEE 11th international conference on computer vision*, 2007: IEEE, pp. 1-6.
- [14] J. J. Koenderink and A. J. van Doorn, "The internal representation of solid shape with respect to vision," *Biological cybernetics*, vol. 32, no. 4, pp. 211-216, 1979.
- [15] Fred, A., Cacelli, T., Duin, R. P., Campilho, A., & de Ridder, D. (Eds.). (2004). Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition: Joint IAPR International Workshops, SSPR 2004 and SPR 2004, Lisbon, Portugal, August 18-20, 2004 Proceedings (Vol. 3138). Springer Science & Business Media.
- [16] J. Assfalg, A. Del Bimbo, and P. Pala, "Retrieval of 3d objects using curvature maps and weighted walkthroughs," in *12th International Conference on Image Analysis and Processing, 2003. Proceedings.*, 2003: IEEE, pp. 348-353.
- [17] B. K. P. Horn, "Extended gaussian images," *Proceedings of the IEEE*, vol. 72, no. 12, pp. 1671-1686, 1984.
- [18] D. Saupe and D. V. Vranić, "3D model retrieval with spherical harmonics and moments," in *Joint Pattern Recognition Symposium*, 2001: Springer, pp. 392-397.
- [19] R. M. Rustamov, "Laplace-Beltrami eigenfunctions for deformation invariant shape representation," in *Proceedings of the fifth Eurographics symposium on Geometry processing*, 2007: Eurographics Association, pp. 225-233.
- [20] M. Ovsjanikov, A. M. Bronstein, M. M. Bronstein, and L. J. Guibas, "Shape google: a computer vision approach to isometry invariant shape retrieval," in *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops*, 2009: IEEE, pp. 320-327.
- [21] A. M. Bronstein, M. M. Bronstein, L. J. Guibas, and M. Ovsjanikov, "Shape google: Geometric words and expressions for invariant shape retrieval," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 30, no. 1, p. 1, 2011.
- [22] Z. Wu et al., "3d shapenets: A deep representation for volumetric shapes," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 1912-1920.
- [23] Y. Liu, H. Zha, and H. Qin, "Shape topics: A compact representation and new algorithms for 3d partial shape retrieval," in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, 2006, vol. 2: IEEE, pp. 2025-2032.
- [24] S. Jin, R. R. Lewis, and D. West, "A comparison of algorithms for vertex normal computa-



فرشته بهبهانی مدرک کارشناسی

مهندسی برق الکترونیک خود را در سال

۱۳۹۳ از دانشگاه شهید چمران اهواز اخذ

نموده و اکنون دانشجوی مقطع

کارشناسی ارشد دانشگاه لرستان

مهندسی برق الکترونیک است. زمینه پژوهشی مورد علاقه

ایشان پردازش تصویر، پردازش تصویر، پردازش مدل‌های

سه‌بعدی و شناسایی الگو است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

Behbahani.fe@fe.lu.ac.ir



وحید مهرداد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۶ و ۱۳۸۸ در رشته مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه شهید رجایی تهران و همچنین مدرک دکترای خود را در

رشته مهندسی برق- مخابرات سیستم در سال ۱۳۹۴ از دانشگاه صنعتی سهند تبریز دریافت کرد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، پردازش مدل‌های سه‌بعدی، ماشین بینایی و شناسایی الگو بوده و در حال حاضر عضو هیأت علمی با مرتبه استادیار در دانشکده فنی مهندسی دانشگاه لرستان است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

mehrdad.v@lu.ac.ir



حسین ابراهیم نژاد 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 و همچنین مدرک دکترای خود را درگرایش مخابرات سیستم در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تربیت مدرس تهران دریافت کرد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان بینایی کامپیوتر، پردازش مدل‌های سه‌بعدی، پردازش تصویر، شناسایی الگو، محاسبات نرم بوده و در حال حاضر عضو هیئت علمی با مرتبه استاد در دانشگاه صنعتی سهند است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ebrahimnezhad@sut.ac.ir

