

Intelligent Objects Detection in the Intelligent Glove based on Random Forest Algorithm and Support Vector Machine

Received: 6 June 2024

Accepted: 13 August 2024

Article type: Research Article

PP: 1-11

Abstract

Objects classification is very important and happens a lot in our daily lives. Identification and classification rely on several elements, and in the absence of any of these elements, the work of classification becomes a difficult task. In this article, a glove has been designed using various sensors, which can measure some parameters of an object just like a human hand. The objects include a large ball, small plastic ball, small metal ball, empty glass and a glass of hot water. The purpose of this article is to extract some characteristics of objects during grasping; after extracting the feature of each object, the data is given to the random forest machine learning algorithm and the support vector machine to classify them according to the features related to the object. The estimation accuracy for the random forest method is 99% and for the support vector machine is 98%. After classification, the machine learning algorithm model will be able to recognize the object. After learning, this system works in such a way that the object is taken using gloves, and then according to the characteristics of the object, the computer recognizes what that object is.

Keywords: Smart glove, classification, machine learning, random forest, support vector machine

طبقه‌بندی اشیاء با استفاده از دستکش هوشمند بر مبنای الگوریتم جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان

چکیده

طبقه‌بندی اشیاء بسیار مهم است و در زندگی روزمره ما زیاد اتفاق می‌افتد. شناسایی و طبقه‌بندی بر چندین عنصر متکی است که در نبود هر کدام از این عناصر کار طبقه‌بندی به یک عمل دشوار تبدیل شود. در این مقاله با استفاده از انواع حسگرها یک دستکش طراحی شده است که همانند دست انسان قابلیت اندازه‌گیری برخی از پارامترهای یک جسم را دارد. اجسام شامل یک توپ بزرگ، توپ کوچک پلاستیکی، توپ کوچک فلزی، لیوان خالی و لیوان آب داغ است. هدف در این مقاله استخراج برخی از ویژگی‌های اجسام در هنگام گرفتن است؛ پس از استخراج ویژگی هر جسم، داده‌ها به الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان داده می‌شود تا با توجه به ویژگی‌های مربوط به جسم آن‌ها را طبقه‌بندی کند. دقت تخمین برای روش جنگل تصادفی ۹۹٪ و برای ماشین بردار پشتیبان ۹۸٪ به دست آمده است. پس انجام طبقه‌بندی، مدل الگوریتم یادگیری ماشین قابلیت تشخیص جسم را خواهد داشت. این سیستم پس از یادگیری به این گونه عمل می‌کند که جسم با استفاده از دستکش گرفته می‌شود و سپس با توجه به ویژگی‌های جسم، کامپیوتر تشخیص می‌دهد آن جسم چیست.

کلیدواژه‌ها: دستکش هوشمند، طبقه‌بندی، یادگیری ماشین، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان

دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۱۷

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۲۳

نوع مقاله: پژوهشی

صص: ۹-۱

شناسه دیجیتال (doi).

<https://doi.org/10.22034/pitc.2024.1279618.1301>

مریم معاضدی

استادیار، گروه مهندسی نوین، دانشکده فناوریهای نوین، دانشگاه محقق اردبیلی، استان اردبیل، کشور ایران
(نویسنده مسئول)

moazedi@uma.ac.ir

الیه علی‌زاده گون‌پاپاق

کارشناسی ارشد، هندسی نوین، دانشکده فناوریهای نوین، دانشگاه محقق اردبیلی، استان اردبیل، کشور ایران
e.alizadeh@student.uma.ac.ir

رامین مشک‌آبادی

استادیار، گروه مهندسی نوین، دانشکده فناوریهای نوین، دانشگاه محقق اردبیلی، استان اردبیل، کشور ایران
r_meshkabadi@uma.ac.ir

عادل اکبری مجد

استاد، گروه برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، استان اردبیل، کشور ایران
akbarimajd@uma.ac.ir

۱- مقدمه

طبقه‌بندی اشیاء برای کاربردهای مختلف مانند بینایی کامپیوتر، رباتیک و هوش مصنوعی بسیار مهم است که شامل دسته‌بندی اشیاء به کلاس‌های از پیش تعریف‌شده بر اساس ویژگی‌های آن‌ها است و ماشین‌ها را قادر می‌سازد تا محیط را به‌طور مؤثر درک کنند و با آن تعامل داشته باشند. اهمیت طبقه‌بندی اشیاء در توانایی آن برای افزایش کارایی و دقت در کارهایی مانند رانندگی مستقل، تشخیص تصویر و اتوماسیون صنعتی است. طبقه‌بندی دقیق به ماشین‌ها کمک می‌کند تا تصمیمات آگاهانه بگیرند و عملکرد کلی را بهبود بخشند. دستکش هوشمند داده با ثبت حرکات و ژست‌های دست نقش مهمی در طبقه‌بندی اشیاء دارند. آن‌ها داده‌های بلادرنگ را در مورد موقعیت و جهت انگشت ارائه می‌دهند و امکان تعامل دقیق با اشیاء مجازی را فراهم می‌کنند. در طبقه‌بندی اشیاء، دستکش‌های هوشمند را می‌توان برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشینی برای تشخیص حرکات دست یا حرکات خاص مرتبط با اشیاء مختلف استفاده کرد و دقت طبقه‌بندی و قابلیت استفاده سیستم را افزایش داد. دستگاه‌های پوشیدنی نظارت بر حرکت دست در حوزه‌های مختلف از جمله واقعیت مجازی، کنترل، پزشکی و توان‌بخشی موردبررسی قرار گرفته است. دستکش‌های هوشمند ادغام‌شده با مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند به‌عنوان زبان استعاره یا رمزی در زمینه عملیات اطلاعاتی و جرم‌کاوی کاربرد داشته باشند. در اطلاعات و امنیت، کلمات معمولی اغلب برای نشان دادن ابزار، روش‌ها یا مفاهیم مختلف مربوط به فعالیت‌های جاسوسی استفاده می‌شود؛ به‌عنوان مثال درست همان‌طور که یک دستکش فیزیکی دست را می‌پوشاند و از آن محافظت می‌کند، دستکش ممکن است به‌طور استعاره‌ای نشان‌دهنده روش یا ابزاری باشد که برای پنهان کردن یا محافظت از هویت یک عامل یا اقدامات آن‌ها استفاده می‌شود که می‌تواند به هر چیزی از هویت‌های جعلی گرفته تا روش‌های ارتباطی رمزگذاری شده اشاره داشته باشد. از دستکش هوشمند می‌توان برای رسیدگی به اشیایی استفاده کرد که نباید مستقیماً آن‌ها را لمس شوند و دستکش می‌تواند نمادی از جابجایی ایمن با اطلاعات حساس یا طبقه‌بندی‌شده باشد که می‌تواند شامل حمل‌ونقل ایمن یا مدیریت دقیق اطلاعات برای جلوگیری از اثرانگشت باشد. در فضای جاسوسی، مأموران اغلب از موارد به‌ظاهر بی‌ضرر برای ارسال سیگنال یا پیام استفاده می‌کنند. یک دستکش می‌تواند یک شیء فیزیکی باشد که در چنین روشی استفاده می‌شود برای مثال، گذاشتن دستکش در یک مکان خاص می‌تواند یک سیگنال از پیش تنظیم‌شده در میان عوامل عملیاتی باشد. درک معنای دقیق بدون زمینه بیشتر می‌تواند چالش‌برانگیز باشد، زیرا دنیای امنیتی عمداً پوشیده و پر از اصطلاحات و زبان رمزگذاری شده است. هر کاربرد ممکن است بسته به ژانر، کشور یا زمینه متفاوت باشد که منعکس‌کننده ماهیت مخفیانه و در حال تکامل کار اطلاعاتی است. دستکش هوشمند در حوزه امنیت را می‌توان به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی کرد که حرکات انگشتان را به‌عنوان یک کد ذخیره کند و همانند دستکش‌های تبدیل زبان اشاره عمل کند. همچنین پلیس‌ها می‌توانند از

دستکش داده‌ای برای آموزش و تمرین در مهارت‌های دستی مانند تشخیص و جمع‌آوری شواهدی که نیاز به مهارت‌های دستی دقیق دارند و یا برای آموزش روی پیچیدگی‌های دستگاه‌ها و ابزارهای مخصوص پلیس استفاده کنند. پلیس‌ها می‌توانند حرکات و اعمال مجرمین را در جرم‌های مختلف بازسازی کنند که در تحلیل و فهم بهتر روند جرم‌ها کمک می‌کند. دستکش داده می‌تواند اطلاعات دقیقی در مورد حرکات دست و انگشتان پلیس در هنگام انجام عملیات مختلف را جمع‌آوری کند که برای تحلیل حرکات و بهبود مهارت‌های عملیاتی مفید است. در مجموع، استفاده از دستکش داده در پلیس تشخیص می‌تواند به بهبود مهارت‌های عملیاتی، تقویت تحلیل‌های جرم‌شناسی و به دست آوردن اطلاعات دقیق‌تر در هنگام عملیات کمک کند.

طرح کلی این مقاله به این شکل است که در بخش دوم پیشینه‌ای در مورد انواع دستکش‌های داده ارائه‌شده است و در بخش سوم یک توضیح کلی از معماری سیستم داده‌شده است. در بخش چهارم ساختار دستکش به‌صورت کامل توضیح داده‌شده است. در بخش پنجم توضیحاتی در مورد روش‌های طبقه‌بندی اشیاء ارائه‌شده و در بخش ششم مجموعه اشیاء که قرار است طبقه‌بندی شوند نشان داده‌شده است. در بخش هفتم نتایج حاصل از آزمایش موردبررسی قرار گرفته است و بخش آخر شامل نتیجه‌گیری و کارهای آینده است:

۲- پیشینه تحقیق

امروزه از روش‌های یادگیری ماشین در حوزه امنیتی نیز بسیار استفاده می‌شود [۱، ۲] و دستکش‌های هوشمند نیز همان‌طور که گفته شد می‌توانند بسیار کاربردی باشند. در ادامه به انواع دستکش‌های داده پرداخته‌شده است. در محیط‌های واقعیت مجازی^۱ و واقعیت افزوده^۲، کاربران می‌توانند اشیاء مجازی را دست‌کاری^۳ کنند، رابط‌ها را هدایت کنند و با استفاده از حرکات دست، وظایف را انجام داده و تعامل را افزایش دهند. از یک روش ساخت کم‌هزینه با استفاده از حسگر انعطاف‌پذیر برای تولید دستکش استفاده شده است. دستکش هوشمند مبتنی بر حسگر انعطاف‌پذیر برای ردیابی حرکات انگشتان انسان در آموزش واقعیت مجازی پیشنهاد شده است. حسگرهای فلکس^۴ روی هر انگشت دستکش قرار داده‌شده است. برای ردیابی حرکت انگشتان دست کاربران، دستکش هوشمند حداکثر و حداقل مقدار حسگرهای فلکس هرکدام را جمع‌آوری می‌کند و زاویه را با توجه به مقادیر محاسبه می‌کند. این دستکش هوشمند به افراد امکان می‌دهد از برنامه‌های واقعیت مجازی یا واقعیت افزوده لذت ببرند [۳]. یک دستکش داده قابل تنظیم جدید معرفی شده است تا بتواند حالت‌های مختلف تعاملات دست انسان و اشیاء را ثبت کند؛ که اساساً برای آموزش عوامل هوش مصنوعی در کارهای دست‌کاری خوب، ضروری است. این دستکش در سه حالت متمایز عمل می‌کند که عبارت‌اند از حالت لمسی، واقعیت مجازی و شبیه‌سازی که هرکدام قابلیت‌های منحصر به فردی را برای جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌ها ارائه می‌دهند.

³ Manipulation

⁴ Flex

¹ Virtual Reality

² Augmented Reality

دهند. حالت لم سی با استفاده از حسگرهای نیرو حرکات دست و نیروهای مرتبط را ثبت می‌کند. حالت واقعیت مجازی تعامل بلادرنگ با اشیاء مجازی را امکان‌پذیر می‌کند و بازخورد لمسی و تشخیص برخورد را ارائه می‌دهد. حالت شبیه‌سازی از یک روش المان محدود پیشرفته برای شبیه‌سازی دست‌کاری اشیاء استفاده می‌کند [۴]. یک سیستم دستکش داده برای تشخیص حرکات دست در زمان واقعی، افزایش تعامل انسان و کامپیوتر معرفی شده است. این سیستم با استفاده از بینایی کامپیوتری، الگوریتم‌های تشخیص الگو و حسگرهای پایه الکترومیوگرافی^۱ به دقت تشخیص متوسط ۸۹٫۶ درصد دست می‌یابد. روش پیشنهادی به محدودیت‌های فناوری‌های دستکش‌های داده می‌پردازد و راه‌حلی جامع برای تشخیص ژست‌ها در برنامه‌های مختلف، از جمله واقعیت مجازی، توان‌بخشی پزشکی و تفسیر زبان اشاره ارائه می‌دهد [۵]. یک مدل جدید برای تشخیص حرکات پویای دست با استفاده از دستکش‌های داده ارائه شده است. از شبکه‌های عصبی^۲ برای ضبط ویژگی‌های فضایی محلی^۳، یک شبکه حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت دوطرفه برای مدل‌سازی روابط زمانی و یک مکانیسم توجه^۴ برای بهبود درک معناشناسی ژست دست استفاده شده است. این مطالعه بر تشخیص هفت ژست پویا دست مرتبط با روش هفت مرحله‌ای شستن دست که در آموزش شبیه‌سازی پزشکی بسیار مهم است، تمرکز دارد. داده‌ها توسط ۳۲ نفر جمع‌آوری شده و مدل ساخته شده دقت ۹۵٫۰۵ درصد و ۹۵٫۴۳ درصد را ارائه می‌دهد. همچنین محدودیت‌های سیستم‌های تشخیص حرکت مبتنی بر بینایی مورد بحث قرار گرفته و مزایای سیستم‌های مبتنی بر دستگاه‌های پوشیدنی، مانند دستکش‌های داده را در محیط‌های پیچیده مورد توجه قرار گرفته شده است [۶]. استفاده از دستکش‌های هوشمند در ترجمه زبان اشاره می‌تواند فرایند ترجمه‌ی زبان اشاره را بهبود بخشد. این فناوری می‌تواند در ارتباطات بین فردی، آموزش، یا مواردی که نیاز به ترجمه زبان اشاره دارند، مفید باشد و کمک‌کننده‌ی قابل توجهی در ارتباط با افراد با نیازهای ویژه و کم‌شنوایی یا ناشنوایی باشد به‌عنوان مثال در [۷، ۸] دستکش هوشمندی ارائه شده است که قابلیت ترجمه زبان اشاره را دارد. دستکش‌های هوشمند در حوزه کنترل نیز بسیار کاربردی هستند به‌عنوان مثال با استفاده از یک طراحی مشترک سخت‌افزاری و نرم‌افزاری، کنترل‌کننده بازو ربات مورد بحث قرار گرفته است و یک روش کلی برای نگاشت حرکات انسان به بازو ربات نشان داده شده است و حرکت بازوی انسان به صورت دقیق توسط بازو ربات انجام داده می‌شود [۹]. یک دست مصنوعی سه‌بعدی کم‌هزینه و کنترل بی‌سیم ارائه شده است که می‌تواند به‌طور مؤثر توسط افراد معلول برای برآوردن نیازهای روزانه خود استفاده شود. این مرجع نشان می‌دهد که اندام مصنوعی را می‌توان با جایگزینی فناوری پرهزینه با حسگرهای کم‌هزینه اقتصادی کرد. علاوه بر آن، انعطاف‌پذیری کنترل را می‌توان با گنجاندن کنترل بی‌سیم مبتنی بر فرکانس رادیویی به اندام مصنوعی اضافه کرد. دست مصنوعی توسط حسگرهای فلکس کنترل می‌شود که سیگنال‌های آنالوگ را

با توجه به حرکات دست تولید می‌کنند [۱۰]. یک سیستم بازو ربات کنترل شده با استفاده از دستکش داده برای برداشت محصولات کشاورزی ارائه شده است. از شبکه‌های عصبی برای تشخیص دقیق حرکات دست و کنترل بازو ربات استفاده شده است. معماری این سیستم شامل یک کنترل‌کننده بازو ربات، سرور و بازو ربات است که داده‌ها از طریق یک سری برنامه‌های تخصصی پردازش می‌شوند. دقت تشخیص ژست دست ۹۶٫۴۳ درصد است که نشان‌دهنده عملکرد خوب سیستم در تقلید از اعمال انسان برای کارهای کشاورزی است [۱۱]. به‌طور کلی، دستکش‌های هوشمند طیف وسیعی از کاربردها را در زمینه پزشکی ارائه می‌دهند، از توان‌بخشی گرفته تا نظارت و مداخلات جراحی که آن‌ها را به ابزاری همه‌کاره برای ارائه‌دهندگان مراقبت‌های بهداشتی تبدیل می‌کند. به‌عنوان مثال از دستکش‌های هوشمند می‌توان در فیزیوتراپی استفاده کرد تا با ارائه بازخورد در مورد حرکات و تمرینات، به بهبودی بیماران از آسیب‌های دست یا شرایط عصبی کمک کند [۱۲-۱۷]. دستکش‌های هوشمند می‌توانند علائم حیاتی مانند ضربان قلب و دما را ردیابی کنند و برای نظارت بر بیماران از راه دور یا در زمان واقعی مفید باشند [۱۸]. یک بازوی ربات یا دست رباتیک با توانایی طبقه‌بندی اشیاء معمولاً از حسگرهایی مانند دوربین‌ها یا انواع حسگرها برای گرفتن اطلاعات در مورد اشیاء در محیط خود استفاده می‌کند. سپس این اطلاعات با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی و شناسایی اشیاء پردازش می‌شود. بازوی ربات می‌تواند از این طبقه‌بندی برای تعامل مؤثرتر با اشیاء مانند برداشتن آن‌ها یا انتقال آن‌ها به مکان‌های مورد نظر استفاده کند [۱۹-۲۱].

در دستکش‌های هوشمند، الگوریتم‌های طبقه‌بندی نقش مهمی در درک و پاسخ به ورودی‌های کاربر دارند. این الگوریتم‌ها که اغلب بر اساس مدل‌های یادگیری ماشین هستند، بر روی داده‌های جمع‌آوری شده از تعاملات کاربر آموزش داده می‌شوند و به دستکش امکان می‌دهند تا حرکات مختلف را به‌طور مؤثر تشخیص داده و تمایز قائل شوند. با کاوش در قلمرو طبقه‌بندی با استفاده از دستکش‌های هوشمند، می‌توان ادغام پیچیده فناوری پوشیدنی و روش‌های پیشرفته تجزیه و تحلیل داده‌ها را کشف کرد و راه را برای افزایش تجارب کاربر و کاربردهای نوآورانه در رابط‌های انسان و ماشین هموار کرد. به‌عنوان مثال یک دستکش مجهز به حسگر فلکس ساخته شده است که با روش ماشین بردار پشتیبان^۵ اشیاء را شناسایی می‌کند. طبقه‌بندی بر اساس اطلاعات به دست آمده از یک بار گرفتن اشیاء انجام می‌شود. دستکش فلکس با پنج حسگر انعطاف‌پذیر نصب شده بر روی پنج مفصل انگشت ساخته شده است و برای اندازه‌گیری خمش انگشتان فرد در حین گرفتن یک شیء استفاده می‌شود. سیگنال‌های خمشی به سه فاز برداشتن، نگه‌داشتن و رهاسازی تقسیم می‌شوند. از سیگنال‌های فاز نگه‌داشتن برای آموزش SVM استفاده می‌شود. دو مجموعه از اشیاء برای آزمایش طبقه‌بندی آماده شده است. یکی مجموعه اشیاء چاپی و دیگری مجموعه اشیاء روزمره است. مجموعه اشیاء چاپی برای بررسی الگوهای

⁴ Attention Mechanism

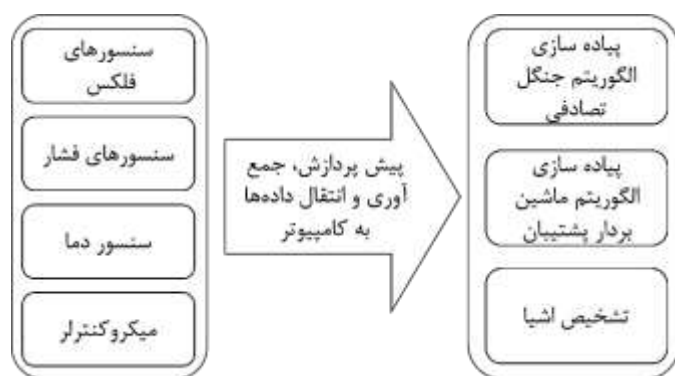
⁵ Support Vector Machine

¹ Electromyography

² Neural Networks

³ Local Spatial Features

از سه تا حسگر برای شناسایی اشیاء است. بلوک دیاگرام سیستم شامل دو بخش است که یکی بخش دستکش مجهز به انواع حسگرها و پردازش اولیه و دیگری بخش مربوط به شناسایی است. سیگنال‌های مربوط به حسگرها به میکروکنترلر^۲ منتقل شده، تبدیل به دیجیتال شده، پیش‌پردازش می‌شوند و سپس در کامپیوتر ذخیره می‌شوند. با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده مدل‌های یادگیری ماشین آموزش داده‌شده و سپس عملکرد مدل مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. با استفاده از مدل ساخته‌شده می‌توان اشیاء را تک‌به‌تک شناسایی کرد. بلوک دیاگرام عملکرد کلی سیستم در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱): بلوک دیاگرام عملکرد سیستم

۲-۱- ساختار دستکش

برای ساخت دستکش هوشمند از یک دستکش نخی استفاده شده و بر روی هر انگشت یک حسگر فلکس نصب شده است. برای انگشت کوچک و انگشت شست از حسگر فلکس ۲،۲ اینچ و برای انگشت اشاره، انگشت وسط و انگشت حلقه از حسگر فلکس ۴،۵ اینچ استفاده شده است تا بتوان میزان خمش هر انگشت را به دست آورد. حسگرهای فشار در قسمت داخلی انگشت شست و انگشت وسط قرار گرفته‌اند تا بتوان میزان فشار در زمان برداشتن جسم را محاسبه کرد. حسگر دمای LM35 در قسمت داخلی انگشت اشاره قرار گرفته است تا در هنگام گرفتن جسم دمای آن تشخیص داده شود. برای خواندن حسگرها میکروکنترلر بر روی مچ دستکش قرار داده می‌شود. از پای‌بورد SM1432F405 به عنوان میکروکنترلر برای پردازش اولیه و انتقال سیگنال‌های استفاده می‌کنیم که دارای پردازنده ARM است. شکل (۲) و شکل (۳) قسمت داخلی و خارجی دستکش را به شکل شماتیکی و واقعی نشان می‌دهد.

گرفتن با شکل و اندازه مشخص است، درحالی‌که مجموعه اشیاء روزمره شامل ۹ شیء است که به‌طور تصادفی از زندگی روزمره انتخاب‌شده‌اند تا نشان دهند که روش پیشنهادی می‌تواند برای شناسایی طیف گسترده‌ای از اشیاء مورد استفاده قرار گیرد. دقت تخمین برای اشیاء چاپی ۹۵،۵۶٪ و برای اشیاء روزمره ۸۸،۸۹٪ است این دستکش ساخته قابلیت تشخیص اشیاء با اشکال مشابه را ندارد و دچار خطا می‌شود [۲۲]. مشابه با دستکش فلکس ذکرشده یک دستکش با حسگرهای فلکس طراحی شده است که در تمرینات توان‌بخشی قابل استفاده است و این دستکش قابلیت تشخیص اشیاء را نیز دارد. مجموع اشیاء شامل ۸ شیء از زندگی روزمره است. روش‌های مختلف یادگیری ماشین برای تشخیص اشیاء بر روی این دستکش پیاده‌سازی شده است که در میان تمام روش‌های نظارت‌شده روش جنگل تصادفی^۱ بهترین نتیجه یعنی دقت ۹۵٪ را داشته است [۲۳]. دستکش لمسی با چگالی بالا بر اساس یک آرایه چند حسگری چاپ‌شده روی یک صفحه ارائه‌شده و دارای قابلیت تشخیص دقیق اشیاء است. ماژول حسگر فشار یکپارچه به‌عنوان گیرنده مکانیکی با توانایی درک فشار تماس جسم گرفته‌شده عمل می‌کند، درحالی‌که هدایت حرارتی یک ماده از طریق ماژول حساس به دما برای تقلید از ویژگی‌های عملکردی گیرنده حرارتی تشخیص داده می‌شود. درک هم‌زمان ویژگی مکانیکی با خاصیت حرارتی که دستکش لمسی را با دقت شناسایی افزایش یافته تسهیل می‌کند. با استفاده از فناوری اسکن چندگانه، روش دریافت سیگنال قادر است به‌طور مؤثری تداخل را از بین ببرد. از طریق نمایش یکپارچه برنامه تشخیص اشیاء، دقت ۹۴،۲٪ تمایز ۲۰ نوع اشیاء گرفته‌شده در بین ۱۰ نفر شرکت‌کننده با تجزیه و تحلیل یادگیری عمیق به‌دست‌آمده است این دستکش ساخته‌شده هرچند که دقت خوبی را در مجموعه اشیاء مشابه ارائه می‌دهد اما به دلیل استفاده از حسگرهای آرایه‌ای هزینه ساخت نسبت سایر دستکش‌های گفته شده زیاد است [۲۴].

۳- معماری سیستم

دستکش‌های هوشمند زیادی با استفاده از حسگرهای مختلف ساخته شده‌اند که هر کدام از آن‌ها عملکرد خاص خود را دارند برای مثال در مراجع [۲۲، ۲۳] دستکش هوشمند ساخته‌شده با استفاده از حسگر فلکس قابلیت تشخیص اشیاء دارد و می‌تواند در توان‌بخشی نیز استفاده کرد یعنی با توجه به میزان خمش هر انگشت شکل هندسی جسم تشخیص داده شده و شناسایی می‌شود. در مرجع [۲۳] با استفاده از دو نوع حسگر که قابلیت تشخیص مکانیکی و دمایی از جسم را دارد، طراحی شده است ساختار این دستکش به‌گونه‌ای است که حسگرها داخل دستکش به شکل آرایه‌ای هستند وقتی جسمی با استفاده از این دستکش گرفته می‌شود با توجه به ویژگی‌های مکانیکی مثل نرمی یا سفتی و ویژگی دمایی جسم شناسایی می‌شود. هدف در این مقاله ساخت دستکش با استفاده از حسگرهای فلکس، فشار و دما است تا بتوان ویژگی‌های هندسی، مکانیکی و دمایی جسم را بررسی کرده و اجسام را با توجه به ویژگی‌ها دسته‌بندی کرد. نوآوری ما در این مقاله استفاده

^۲ Microcontroller

^۱ Random Forest

خروجی شناخته شده هستند، اما نه به طور کامل. با توجه به پیشینه تحقیق و نوع داده ها روش های جنگل تصادفی و SVM بهترین عملکرد را داشته اند و در این مقاله از دو روش ذکر شده برای طبقه بندی استفاده شده است که روش طبقه بندی نظارت شده هستند.

• جنگل تصادفی

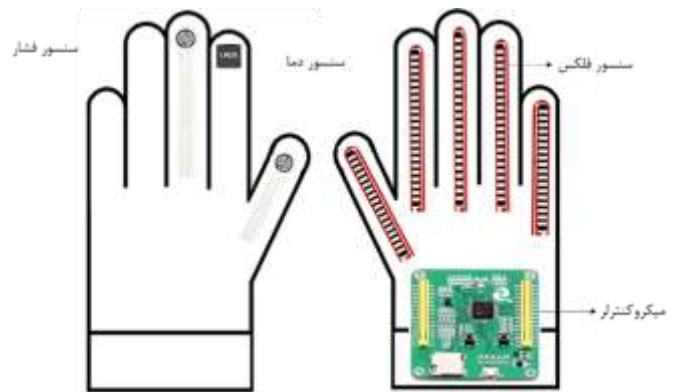
جنگل های تصادفی یک روش یادگیری مجموعه ای برای طبقه بندی و رگرسیون هستند که با ساختن تعداد زیادی درخت تصمیم در زمان آموزش و خروجی کلاسی که حالت خروجی کلاس ها توسط درختان جداگانه است، عمل می کنند. در واقع جنگل تصادفی طبقه بندی کننده ای است که از مجموعه ای از طبقه بندی کننده های ساختار درختی تشکیل شده است که $\{\Theta_k\}$ بردارهای تصادفی مستقلی هستند که به طور یکسان توزیع شده اند و هر درخت یک رأی واحد برای محبوب ترین کلاس در ورودی x می دهد. این تعریف نشان می دهد که جنگل تصادفی ترکیبی از چندین طبقه بندی کننده درختی است. در مدل جنگل تصادفی لئو بریمن^۱، هر درخت بر اساس یک مجموعه نمونه آموزشی و یک متغیر تصادفی ساخته می شود، متغیر تصادفی مربوط به k امین درخت با Θ_k نشان داده می شود، بین هر دو از این متغیرهای تصادفی مستقل و به طور یکسان توزیع می شوند. در یک طبقه بندی کننده $h(x, \Theta_k)$ که x بردار ورودی است. پس از k بار اجرا، توالی طبقه بندی کننده $\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)\}$ به دست می آید و از آن ها برای ایجاد بیش از یک سیستم مدل طبقه بندی استفاده می شود، نتیجه نهایی این سیستم با اکثریت معمولی غرق می شود. فرمول (۱) تابع تعریف شده را نشان می دهد [۲۵].

$$H(x) = \arg \max_Y \sum_{i=1}^k I(h_i(x) = Y) \quad (1)$$

که در آن $H(x)$ ترکیبی از مدل طبقه بندی است، h_i یک مدل درخت تصمیم است، Y متغیر خروجی است، $I(\cdot)$ تابع نشانگر است. برای یک متغیر ورودی معین، هر درخت حق رأی برای انتخاب بهترین نتیجه طبقه بندی را دارد [۲۵]. در شکل (۴) برای یک متغیر ورودی معین، هر درخت حق رأی برای انتخاب بهترین نتیجه طبقه بندی را دارد؛ یعنی برای هر متغیر ورودی معین هر درخت به صورت جداگانه تصمیم می گیرد و در نهایت خروجی که بیشترین رأی را داشته باشد به عنوان جواب نهایی انتخاب می شود.

• SVM

SVM یک الگوریتم یادگیری ماشینی شناخته شده برای طبقه بندی است که برای طبقه بندی چند کلاسه از یک الگوریتم رأی گیری استفاده می کند و در طول طبقه بندی کارایی بالایی دارد زیرا به جای شناسایی خوشه ها، مرزهای خوشه را جستجو می کند. هدف الگوریتم SVM یافتن ابرصفحه ها با حداکثر حاشیه از یک کلاس به کلاس دیگر در یک فضای N بعدی است که در آن N



شکل (۲): شماتیک دستکش پیشنهادی



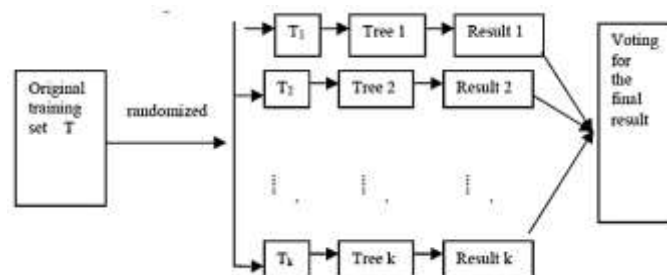
شکل (۳): دستکش پیشنهادی ساخته شده

۲-۲- الگوریتم های یادگیری ماشین

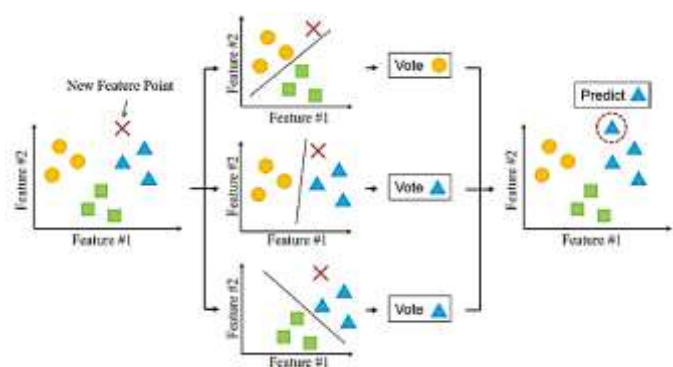
الگوریتم های یادگیری ماشین را می توان برای ایجاد مدل های طبقه بندی با داده های جمع آوری شده از دستگاه های مختلف برای شناسایی ویژگی ها و پارامترهای مورد استفاده در ارزیابی استفاده کرد. مدل های طبقه بندی توسط طبقه بندی ایجاد می شوند که می توانند به سه نوع تحت نظارت، نیمه نظارت و بدون نظارت تقسیم شوند. طبقه بندی کننده نظارت شده از مجموعه ای از داده های برچسب دار استفاده می کند که خروجی شناخته شده خود را دارد؛ بنابراین، طبقه بندی بر اساس وجود رابطه بین ورودی و خروجی است. طبقه بندی بدون نظارت امکان استخراج ساختاری از داده ها را فراهم می کند که تأثیر متغیرها لزوماً مشخص نیست؛ بنابراین، در طول آموزش، خروجی برای هر ورودی مشخص نیست. طبقه بندی کننده های نیمه نظارت شده ترکیبی از طبقه بندی کننده های نظارت شده و بدون نظارت هستند؛ بنابراین، برچسب های

¹ Leo Breiman

تعداد ویژگی‌ها است. حاشیه SVM را می‌توان به شکل فرمول (۲) بیان کرد [۲۲].



شکل (۴): عملکرد روش جنگل تصادفی [۲۵]



شکل (۵): عملکرد روش SVM [۲۲]

این توابع وظایف پیچیده‌ای را انجام می‌دهند که در روش‌های یادگیری ماشین اصلی هستند، به‌عنوان مثال: محاسبه تابع هزینه، کاهش گرادینان، ماتریس سردرگمی و غیره. از scikit-learn همچنین می‌توان برای تقسیم مجموعه داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی استفاده می‌شود [۲۳].

۲-۳- مجموعه اشیاء

مجموعه اشیاء جمع‌آوری شده شامل یک توپ بزرگ، توپ کوچک فلزی، توپ کوچک پلاستیکی، لیوان خالی و لیوان گرم است که در شکل (۶) نشان داده شده است. توپ‌های کوچک و لیوان‌ها هم‌اندازه هستند. در مطالعات انجام‌شده اجسامی که از نظر هندسه شکل آن‌ها مشابه هم بود برای طبقه‌بندی کننده قابل تشخیص نبودند. هدف تشخیص اجسام هم‌اندازه با اضافه کردن برخی حسگرها است. به‌عنوان مثال دو لیوان خالی و لیوان آب داغ کاملاً هم‌اندازه هستند ولی با این تفاوت که یکی خالی و دیگری داغ است و یا مثلاً توپ و فلزی و پلاستیکی هم‌اندازه هستند ولی توپ فلزی نسبت به پلاستیکی سنگین‌تر و سخت‌تر است. برای استخراج داده هر جسم ۲۰۰ بار با استفاده از دستکش برداشته می‌شود. در مجموع ۱۰۰۰ داده از ۵ اشیاء مختلف به دست آمده است. از ۸ داده‌ها برای آموزش و از ۲ داده‌ها برای آزمایش مدل جنگل تصادفی و SVM استفاده می‌شود.

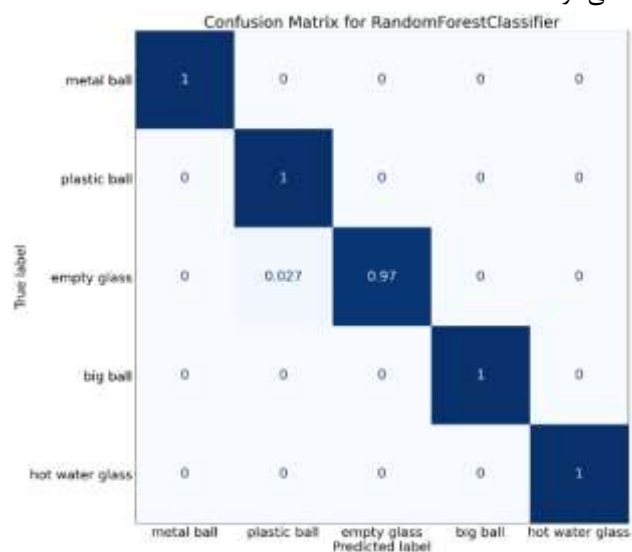
۳- نتایج آزمایش

برای ارزیابی مدل یادگیری ماشین از روش‌های اعتبار سنجی متقابل استفاده می‌شود. اگر مدل بتواند در مورد داده‌های که قبلاً استفاده نشده پیش‌بینی دقیقی داشته باشد یعنی تعمیم‌پذیری بالایی دارد. در اعتبار سنجی متقابل داده به دو دسته تقسیم می‌شوند که با استفاده از بخشی آموزش دیده و با استفاده از بخشی دیگر مورد آزمایش قرار داده می‌شوند. اعتبار سنجی متقابل روش‌های مختلفی از جمله Leave One Out، Hold Out، K Fold دارد. در این مقاله برای اعتبار سنجی متقابل از روش K Fold استفاده شده است. داده‌ها به K شکل متفاوت تقسیم می‌شوند که به هر کدام یک Fold گفته می‌شوند. در این روش، مدل K بار بر روی هر یک از Foldها آموزش داده می‌شوند که K دقت به دست می‌آید و در نهایت میانگین دقت‌ها با استفاده از فرمول (۳) محاسبه می‌گردد.

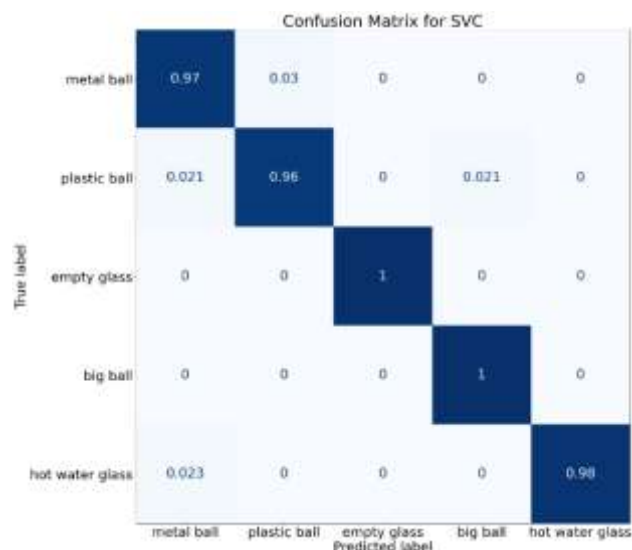
که در آن ω و b و x_i و y_i به ترتیب بردار نرمال و بردار ضریب ابرصفحه‌ها، ویژگی‌های مجموعه داده‌های ورودی و کلاس‌های مربوطه هستند. فاصله حاشیه‌ای که دو کلاس را از هم جدا می‌کند به صورت $(2/\|\omega\|)$ در سمت چپ معادله (۲) است و حداکثر شدن آن را می‌توان به‌عنوان کمینه‌سازی $\omega^T \omega / 2$ در سمت راست نشان داد. هنگامی که فرآیند آموزش انجام شد، موارد آزمایش بر اساس اینکه در کدام سمت ابرصفحه قرار می‌گیرند برای طبقه‌بندی اشیاء دسته‌بندی می‌شوند.

شکل (۵) عملکرد الگوریتم SVM برای طبقه‌بندی بین سه کلاس را نشان می‌دهد. سه کلاس به صورت دایره، مربع و مثلث بر روی صفحه مشخصه از ویژگی ۱# و ۲# رسم شده‌اند. یک نقطه داده جدید به‌عنوان علامت ضربدر قرمز رسم شده است. مجموعه داده‌های جدید بین هر دو کلاس از سه کلاس، همان‌طور که در ردیف دوم در شکل نشان داده شده است، دسته‌بندی شده‌اند و کلاس تعیین‌شده یک رأی می‌گیرد. از آنجایی که کلاس مثلث بیشترین آرا را در بین سه کلاس جمع‌آوری می‌کند، طبقه‌بندی نهایی مجموعه داده‌های جدید کلاس مثلث خواهد بود. از پایتون به‌عنوان نرم‌افزار برای پیاده‌سازی طبقه‌بندی کننده‌های چند کلاسه و scikit-learn به‌عنوان یک کتابخانه یادگیری ماشین استفاده شده است. کتابخانه scikit-learn توابع یادگیری ماشین را ارائه می‌دهد که به راحتی پیاده‌سازی می‌شوند.

الگوریتم جنگل تصادفی بهترین دقت یعنی ۹۵٪ را داشته است. در مرجع [۲۴] دستکش آرایه‌ای ساخته‌شده و پیاده‌سازی شده با استفاده از روش شبکه‌های عصبی، دقت ۹۴٪ را دارد. در این مرجع دستکش هوشمند ساخته‌شده با استفاده از روش جنگل تصادفی دقت ۹۹٪ و روش SVM دقت ۹۸٪ را ارائه کرده است. الگوریتم جنگل تصادفی مشاهدات را به‌صورت تصادفی انتخاب کرده، درخت تصمیم می‌سازد و نتیجه متوسط گرفته می‌شود و از هیچ مجموعه فرمولی استفاده نمی‌کند و به دلیل این که از زیرمجموعه‌های داده ایجاد می‌شوند



شکل (۷): ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل جنگل تصادفی



شکل (۸): ماتریس درهم‌ریختگی برای مدل SVM.

خروجی نهایی بر اساس رتبه‌بندی میانگین یا اکثریت است یعنی از خروجی چندین درخت استفاده می‌کند، دقت بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. همچنین جنگل تصادفی مشکل بیش برآزش ندارد. مشخصات کیفی دستکش‌های ساخته‌شده و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در جدول (۲)

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K E_i \quad (3)$$

که در آن E_i خطای Fold، i ام است و K همان‌طور که گفته شد تعداد Foldها می‌باشد.

تابع هزینه در جنگل تصادفی بصورت خطای متوسط مربع تعریف شده است که معادل دقت مدل می‌باشد و برای حالت‌های مختلف در جدول (۱) ارائه شده است.



شکل (۶): مجموعه اشیاء انتخاب‌شده برای طبقه‌بندی

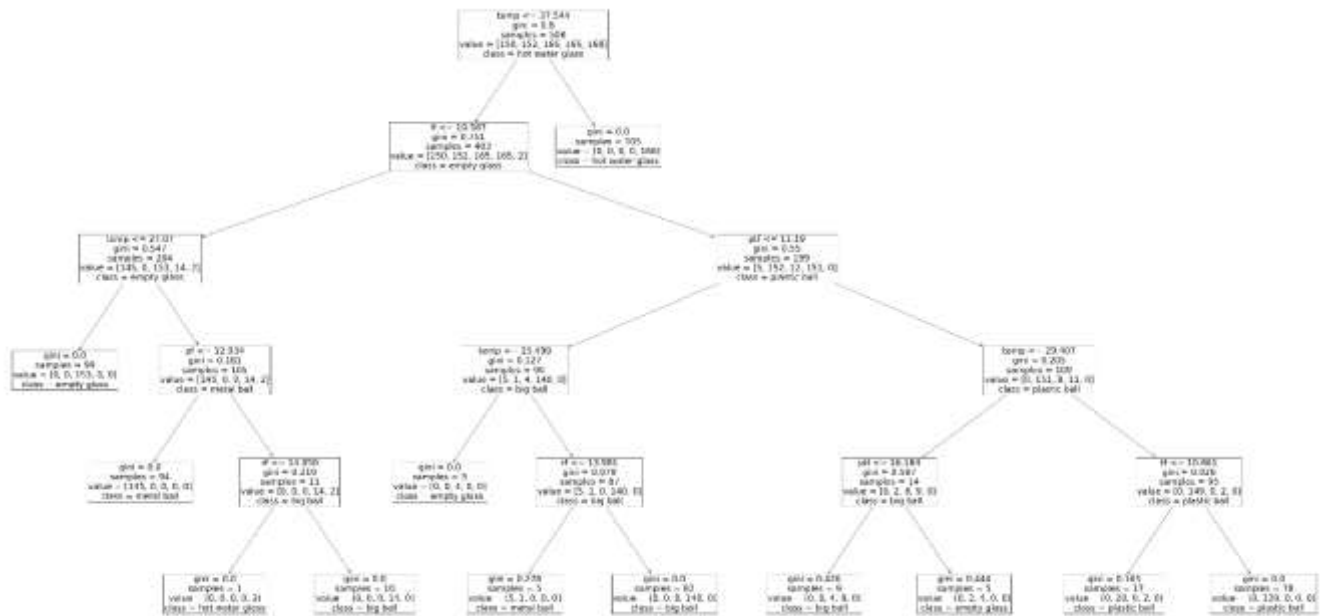
جدول (۱): دقت مدل برای حالت‌های مختلف

حالت‌های مختلف	دقت	خطا
حالت ۱	۰,۹۹۵	۰,۰۰۵
حالت ۲	۰,۹۹۲۵	۰,۰۰۷۵
حالت ۳	۰,۹۸۳۷۵	۰,۰۱۶۲۵
حالت ۴	۰,۹۹۳۷۵	۰,۰۰۶۲۵
حالت ۵	۰,۹۸۷۵	۰,۰۱۲۵
حالت ۶	۰,۹۹	۰,۰۱
حالت ۷	۰,۹۹۱۲۵	۰,۰۰۸۷۵
حالت ۸	۰,۹۹۷۵	۰,۰۰۲۵
حالت ۹	۰,۹۸۸۷۵	۰,۰۱۱۲۵

میانگین خطای این مدل برای ۹ حالت مختلف برابر است با ۰,۸ درصد. ماتریس درهم‌ریختگی به ماتریسی گفته می‌شود که در آن عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین را نشان می‌دهد. معمولاً برای الگوریتم‌های یادگیری با ناظر استفاده می‌شود، ولی در یادگیری بدون ناظر نیز کاربرد دارد. ماتریس درهم‌ریختگی برای شناسایی رفتار یک طبقه‌بندی کننده در مجموعه داده‌هایی که مقادیر واقعی آن مشخص است، استفاده می‌شود و برای هر شیء آزمایش شده نتایج کلاس پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. هر ستون از ماتریس، نمونه‌ای از مقدار پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در صورتی که هر سطر نمونه‌ای درست را در بردارد [۲۶]. ماتریس درهم‌ریختگی برای الگوریتم جنگل تصادفی در شکل (۷) و برای الگوریتم SVM در شکل (۸) قابل مشاهده است. دستکش هوشمند مرجع [۲۲] با استفاده از الگوریتم SVM اشیاء را طبقه‌بندی می‌کند و دقت طبقه‌بندی برای این دستکش برای اشیاء چایی ۹۵٪ و برای اشیاء روزمره ۸۸٪ است. در مرجع [۲۳] با استفاده از دستکش هوشمند تمام روش‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده پیاده‌سازی شده است که در میان این روش‌ها،

کوچک، rf، حسگر فلکس انگشت حلقه، mf، حسگر فلکس انگشت وسط، pf، حسگر فلکس انگشت اشاره، tf، حسگر فلکس انگشت شست، pmf، حسگر فشار انگشت وسط و pf مقدار حسگر فشار انگشت شست را مشخص می‌کند.

مشخص شده است. همان‌طور که گفته شد مدل جنگل تصادفی با ساختن چندین درخت را برای رسیدن به یک نتیجه واحد، ترکیب می‌کند. در شکل (۹) یک نمونه از درخت‌های ساخته‌شده توسط جنگل تصادفی نشان داده شده است. پارامتر temp نشان‌دهنده مقدار حسگر دما، lf، حسگر فلکس انگشت

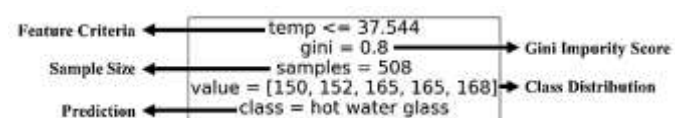


شکل (۹): درخت تصمیم

• Prediction: مقدار کلاس پیش‌بینی یک گره داده‌شده را نشان می‌دهد و می‌توان آن را از لیست مقادیر تعیین کرد. هر کلاسی که بیشتر در گره رخ دهد به‌عنوان مقدار کلاس انتخاب می‌شود.

جدول (۱): مشخصات کیفی دستکش‌های ساخته‌شده و الگوریتم‌های یادگیری ماشین

دقت	الگوریتم	
۹۵٪	اشیاچاپی	
۸۸٪	SVM	دستکش هوشمند مرجع [۱۶]
۹۵٪	جنگل تصادفی	دستکش هوشمند مرجع [۱۷]
۹۴٪	شبکه‌های عصبی	دستکش هوشمند مرجع [۱۸]
۹۹٪	جنگل تصادفی	دستکش هوشمند ساخته‌شده
۹۸٪	SVM	دستکش هوشمند ساخته‌شده



شکل (۱۰): تعریف متغیرهای برگ درخت

در شکل (۱۰) متغیرهای موجود در هر برگ درخت تعریف شده است.

• Feature Criteria: معیارهای تصمیم‌گیری را با استفاده از متغیر ویژگی نشان می‌دهد. در این مثال، گره در حال آزمایش دمای کوچک‌تر مساوی ۳۷٫۵۴۴ درجه است. اولین سؤالی که درخت تصمیم می‌پرسد این است که آیا دما کوچک‌تر مساوی ۳۷٫۵۴۴ درجه است و بر اساس نتیجه، مسیر درست یا نادرست را دنبال می‌کند.

• Gini Impurity Score: نشان‌دهنده مقدار ناخالصی Gini در گره است. در این مثال، گره دارای مقدار ناخالصی برابر با ۰٫۸ است. مقدار ناخالصی Gini بزرگ‌تر از صفر نشان می‌دهد که نمونه‌های موجود در آن گره به کلاس‌های مختلف تعلق دارند. مقدار ناخالصی Gini صفر نیز به این معنی است که گره خالص است و در آن گره فقط یک کلاس از نمونه‌ها وجود دارد.

• Sample Size: اندازه نمونه (تعداد ردیف از مجموعه داده‌های آموزشی) را نشان می‌دهد. در این مثال، گره با ۵۰۸ نمونه سروکار دارد.

• Class Distribution: نشان‌دهنده تعداد نمونه‌هایی است که در کلاس‌ها (دسته‌های) مختلف قرار می‌گیرند. در این مثال، گره ۱۵۰ نمونه را در کلاس اول، ۱۵۲ نمونه را در کلاس دوم، ۱۶۵ نمونه را در کلاس سوم، ۱۶۵ نمونه را در کلاس چهارم و ۱۶۸ نمونه را در کلاس پنجم طبقه‌بندی کرده است. با توجه به مقدار ناخالصی Gini این گره یک گره خالص نیست زیرا انواع مختلفی از کلاس‌ها در یک گره وجود دارند.

recognition using CNN-BiLSTM model with attention mechanism," *Plos one*, vol. 18, no. 11, p. e0294174, 2023.

- [7] A. Yudhana, J. Rahmawan, and C. U. P. Negara, "Flex sensors and MPU6050 sensors responses on smart glove for sign language translation," in *IOP conference series: materials science and engineering*, 2018, vol. 403, no. 1: IOP Publishing, p. 012032.
- [8] Y. Jhunjhunwala, S. Pooja, P. Pradnya, and W. Jyoti, "Sign language to speech conversion using arduino," *International Journal of Recent Innovation in Engineering and Research January-2017 (URIER)*, pp. 37-44, 2017.
- [9] A. Syed, Z. T. H. Agasbal, T. Melligeri, and B. Gudur, "Flex sensor based robotic arm controller using micro controller," *Journal of Software Engineering and Applications*, vol. 5, no. 5, pp. 364-366, 2012.
- [10] S. A. A. Hiader, A. Nasir, M. Ameen, A. Raza, A. Waleed, and Z. Ali, "Design and Development of Low Cost, Wireless Controlled, 3D Prosthetic Hand using Flex Sensors," in *2021 International Conference on Innovative Computing (ICIC)*, 2021: IEEE, pp. 1-6.
- [11] Z. Yu, C. Lu, Y. Zhang, and L. Jing, "Gesture-Controlled Robotic Arm for Agricultural Harvesting Using a Data Glove with Bending Sensor and OptiTrack Systems," *Micromachines*, vol. 15, no. 7, p. 918, 2024.
- [12] G. Placidi, "A smart virtual glove for the hand telerehabilitation," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, no. 8, pp. 1100-1107, 2007.
- [13] A. K. Aneesha, S. Bhat, and M. Kanthi, "Load Cell and FSR-Based Hand-Assistive Device," in *Progress in Advanced Computing and Intelligent Engineering: Proceedings of ICACIE 2019, Volume 1*, 2021: Springer, pp. 148-156.
- [14] H.-T. Jung, H. Kim, J. Jeong, B. Jeon, T. Ryu, and Y. Kim, "Feasibility of using the RAPAE Smart Glove in upper limb physical therapy for patients after stroke: A randomized controlled trial," in *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2017: IEEE, pp. 3856-3859.
- [15] L. K. Simone, N. Sundarajan, X. Luo, Y. Jia, and D. G. Kamper, "A low cost instrumented glove for extended monitoring and functional hand assessment," *Journal of neuroscience methods*, vol. 160, no. 2, pp. 335-348, 2007.
- [16] B.-S. Lin, P.-C. Hsiao, S.-Y. Yang, C.-S. Su, and I.-J. Lee, "Data glove system embedded with inertial measurement units for hand function evaluation in stroke patients," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, no. 11, pp. 2204-2213, 2017.
- [17] L. Plant, B. Noriega, A. Sonti, N. Constant, and K. Mankodiya, "Smart E-textile gloves for quantified measurements in movement disorders," in *2016 IEEE MIT Undergraduate Research Technology Conference (URTC)*, 2016: IEEE, pp. 1-4.
- [18] M. Pant, J. S. Jadon, R. Agarwal, and S. K. Sinha, "Smart Monitoring System using Smart Glove," in

۴- نتیجه‌گیری و کار آینده

در این مقاله با استفاده از حسگر فلکس، فشار و دما یک دستکش ساخته شده است. هدف از ساخت دستکش استخراج برخی ویژگی‌های جسم از جمله اندازه، میزان سختی و دمای جسم است. با هر بار گرفتن جسم برخی از ویژگی‌های جسم توسط حسگرها استخراج می‌شوند. مجموعه اشیاء که قرار است ویژگی آن‌ها استخراج شده و طبقه‌بندی گردد شامل یک عدد توپ بزرگ، توپ کوچک فلزی، توپ کوچک پلاستیکی، لیوان خالی و لیوان آب داغ است. داده‌ها پس از استخراج شدن در کامپیوتر ذخیره می‌گردند. برای طبقه‌بندی داده‌های جمع‌آوری شده از الگوریتم جنگل تصادفی و SVM استفاده شده است که الگوریتم جنگل تصادفی دقت ۹۹٪ و SVM دقت ۹۸٪ را ارائه کرده است. پس از پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین یک مدل ساخته می‌شود. در نهایت وقتی جسمی با استفاده از دستکش گرفته می‌شود، مدل ساخته شده می‌تواند اشیاء را تشخیص داده و طبقه‌بندی کند. دستکش پیشنهادی با توجه به هزینه کم، دقت خوبی را ارائه می‌دهد. هدف در کارهای آتی افزودن حسگرها و برخی از ماژول‌ها مانند ماژول بلوتوث و wifi برای بهبود عملکرد این دستکش است. همچنین در کارهای آتی از مجموعه اشیاء بیشتری از زندگی روزمره برای طبقه‌بندی استفاده خواهد شد. با افزایش مجموعه اشیاء الگوریتم‌ها بهبود داده خواهد شد.

مراجع

- [1] ع. پورابراهیمی، "مدلی and م. نیائی، ج. تنها، غ. شاه محمدی برای تشخیص نفوذ چند کلاسه با استفاده از انتخاب ویژگی CICIDS- سنجاقت و جنگل تصادفی بر روی مجموعه داده", vol. 2, no. 7, pp. 33-51, 2021, doi: 10.22034/pitc.2021.210611.1085.
- [2] س. بختیاری، "تشخیص بدافزار با استفاده از داده کاوی و الگوریتم های کلیدی تقویت گرادیان حداکثری و جنگل تصادفی," vol. 3, no. 9, pp. 55-68, 2022, doi: 10.22034/pitc.2022.1267935.1130.
- [3] J. Bang, J. You, and Y. Lee, "A Prototype of Flex Sensor Based Data Gloves to Track the Movements of Fingers," *Smart Media Journal*, vol. 8, no. 4, pp. 53-57, 2019.
- [4] H. Z. Liu, Zeyu; Jiao, Ziyuan; Zhang, Zhenliang; Li, Minchen; Jiang, Chenfanfu; Zhu, Yixin; Zhu, Song-Chun, "A reconfigurable data glove for reconstructing physical and virtual grasps," *Engineering*, vol. 32, pp. 202-216, 2024.
- [5] T. Sivakumar, S. R. Sudha, S. Lakshminarayanan, M. Anand, and A. F. Ahamed, "Data Glove-Based Hand Gesture Recognition for Improved Human-Computer Interaction," *Nanotechnology Perceptions*, pp. 159-178-159-178, 2024.
- [6] J. R. Wu, Peng; Song, Bomong; Zhang, Ran; Zhao, Chen; Zhang, Xiao, "Data glove-based gesture

- 2021 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions)(ICRITO), 2021: IEEE, pp. 1-4.
- [19] Z. Flintoff, B. Johnston, and M. Liarokapis, "Single-grasp, model-free object classification using a hyper-adaptive hand, google soli, and tactile sensors," in *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018: IEEE, pp. 1943-1950.
- [20] A. Polishchuk, W. T. Navaraj, H. Heidari, and R. Dahiya, "Multisensory smart glove for tactile feedback in prosthetic hand," *Procedia Engineering*, vol. 168, pp. 1605-1608, 2016.
- [21] P. P. Devnath, A. S. Kundu, O. Mazumder, and S. Bhaumik, "Human—Hand posture classification for robotic teleoperation using wearable sensor," in *2019 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)*, 2019: IEEE, pp. 114-119.
- [22] S.-H. Yu, J.-S. Chang, and C.-H. D. Tsai, "Grasp to see—Object classification using flexion glove with support vector machine," *Sensors*, vol. 21, no. 4, p. 1461, 2021.
- [23] D. Nogueira, P. Abreu, and M. T. Restivo, "Comparing classification techniques for identification of grasped objects," *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 18, pp. 1-14, 2019.
- [24] Y. Qiu *et al.*, "A multisensory-feedback tactile glove with dense coverage of sensing arrays for object recognition," *Chemical Engineering Journal*, vol. 455, p. 140890, 2023.
- [25] Y. Liu, Y. Wang, and J. Zhang, "New machine learning algorithm: Random forest," in *Information Computing and Applications: Third International Conference, ICICA 2012, Chengde, China, September 14-16, 2012. Proceedings 3*, 2012: Springer, pp. 246-252.
- [26] S. V. Stehman, "Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy," *Remote sensing of Environment*, vol. 62, no. 1, pp. 77-89, 1997.