مطالعه و بررسی روش تشخیص هویت کاربر مبتنی بر ژست روی دستگاه‌های چند لمسی

پرستو گودرزی[۱] ، فردین ابدالی محمدی[۲]

[۱] دانشگاه رازی، Email: goodarzi.parastoo@stu.razi.ac.ir

[۲] دانشگاه رازی، E-mail: fardin.abdali@razi.ac.ir

چکیده

نیاز به امنیت اطلاعات خصوصی و حساس در دستگاه‌های چند لمسی مانند گوشی‌های هوشمند و تبلت‌ها یکی از مشکلات اصلی در امنیت اطلاعات است. روش‌هایی که معمولا استفاده می‌شود پسوردها و توکن‌ها هستند که موانع و چالش‌های زیادی دارند. روش‌های بیومتریک تشخیص هویت جایگزین خوبی برای غلبه بر مشکلات این روش‌ها هستند. معرفی رفتار بیومتریک مبتنی بر لمس صفحه برای شناسایی کاربر گوشی هوشمند براساس انگشتان و حرکت لمس می‌باشد. هدف این مقاله بررسی روش‌های تشخیص هویت با استفاده از بیومتریک رفتاری براساس ژست‌های خاص برای قفل گشایی امن این دستگاه‌ها بر اساس طرح های موجود می‌باشد.

واژه‌های کلیدی

بیومتریک‌های رفتاری، حرکت دست، تشخیص هویت کاربر، صفحه لمسی، امنیت دستگاه‌های موبایل.

۱- مقدمه

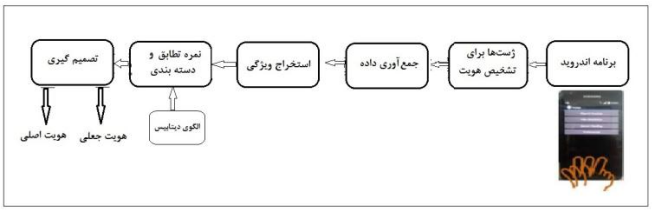
با رشد سریع دستگاه‌های تلفن هوشمند و تبلت‌ها، استفاده و کاربرد این دستگاه‌ها بیشتر از پیش شده است. کاربران می‌توانند با استفاده از این دستگاه‌ها کارهای شخصی و مالی خود را مانند مدیریت حساب بانکی در هر مکان و زمانی انجام دهند. بنابراین امنیت و حساسیت داده‌های ذخیره شده در این دستگاه‌ها منجر به بوجود آمدن مسئله مهم تشخیص هویت کاربران موبایل‌ها و تبلت‌ها شده است. شناسایی و تشخیص هویت افراد یکی از قدیمی‌ترین و مهمترین مسائل بشر است. اخیرا مطالعات زیادی انجام شده و روشهای شناسایی، بهبود زیادی داشته‌اند. طرح های مبتنی بر پسورد، پین و الگوها ذاتا در معرض آسیب حملات shoulder surfing وsmudge هستند. تشخیص هویت از طریق بررسی‌های بیومتریک به سرعت در حال همه‌گیر شدن است. روش جدیدی برای محافظت از دستگاه‌های لمسی ارائه شده که می‌تواند جایگزین الگوها و پسوردها برای قفل‌گشایی دستگاه‌های لمسی باشد. در این روش قفل‌گشایی با قرارگیری انگشتان دست کاربر در یک ژست خاص روی صفحه نمایش لمسی انجام می‌گیرد. و در این روش قفل‌گشایی با استفاده از اطلاعات بیومتریک استخراج شده که این اطلاعات برای هر فرد منحصر به فرد است انجام می‌شود. این روش ورود اشخاص دیگر به آن دستگاه را تقریبا غیر ممکن می‌کند، به طوری که اگر کسی نحوه انجام این ژست را ببیند و آن را انجام دهد باز هم نمی‌تواند به دستگاه او وارد شود، بنابراین خطر به سرقت رفتن در این روش مانند پسوردها یا الگوها وجود ندارد.

تکنیک‌های بیومتریک به دو گروه تقسیم می‌شوند که مربوط به خصوصیاتی برای شناسایی شخص هستند که شامل بیومتریک فیزیولوژیکی و رفتاری می‌باشند. بیومتریک فیزیولوژیکی مربوط به خصوصیات فیزیکی و آنالیز مشخصه‌های ثابت یک شخص مانند اثر انگشت، هندسه دست و صورت، عنبیه می‌باشد. بیومتریک رفتاری روش شناسایی منحصر به فردی است که کاربر قادر به تکرار آن باشد. شناسایی الگوهای رفتاری مشخص یک فرد، این ویژگی‌ها در حقیقت خصوصیات ناشی از رفتارهای انسان‌هاست نظیر طرز راه رفتن، نحوه فشردن دکمه‌های صفحه کلید و موس، امضا می‌باشد.

طرح تشخیص هویت برای دستگاه‌های چند لمسی در دو مجموعه عضویت و تایید، مجموعه اول به عنوان نمونه‌های عضویت برای بدست آوردن الگوهای کاربران جمع‌آوری می‌شود و مجموعه دوم نمونه‌هایی برای تایید کاربر اصلی گرفته می‌شود در فاز عضویت از کاربر خواسته می‌شود که ژست‌هایی را انجام دهد. سیستم داده‌ها را ذخیره می‌کند و با استفاده از آن یک پروفایل برای کاربر ایجاد می‌کند. در فاز تایید وقتی کاربر درخواست

دسترسی می‌دهد براساس پروفایل ذخیره شده و ژست ورودی کاربر، سیستم تصمیم می‌گیرد که به دسترسی درخواست شده مجوز دهد یاخیر.

دید کلی از روش‌هایی که ارائه شده در شکل۱ نمایش داده شده است. در این مقاله مروری بر روش‌های بیومتریک رفتاری و فیزیولوژیکی برای تشخیص هویت کاربر روی صفحه لمسی گوشی‌های هوشمند و تبلت‌های چند لمسی انجام شده است. بقیه مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است. در بخش دوم جمع‌آوری داده و ثبت داده‌های کاربران از رویدادهای لمس صفحه و در بخش سوم انواع حرکت‌های انگشتان با ژست‌های مختلف برای تشخیص هویت روی صفحه لمسی در پژوهش‌های مختلف ذکر شده و در بخش چهارم ویژگی‌های استخراج شده از روش‌های بیان شده و در بخش پنجم انواع دسته‌بندهای بیان شده و در بخش ششم ارزیابی نتایج و دقت روش‌های موجود و در نهایت در بخش هفتم نتیجه‌گیری و کارهای آینده ذکر شده است.



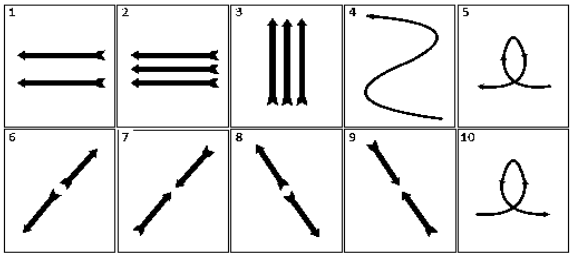
شکل 1: دید کلی از روش تشخیص هویت موجود روی صفحه‌های لمسی.

۲- جمع‌آوری داده

برای جمع‌آوری داده یک برنامه اندروید نصب می‌شود که داده‌های خام مانند مختصات نقاط لمس، برچسب زمانی، فشار انگشتان روی صفحه لمسی، سایز لمس شده انگشتان، داده های حاصل از سنسور شتاب‌سنج و دیگر سنسورها [۸،۲۰،۲۵] ، چرخش انگشتان و گوشی را ثبت می‌کند. در [۱۲] دو برنامه اندروید به نام WebTouch و GesturePattern برای جمع‌آوری داده استفاده شده است. در [۱۱] از دو دیتابیس معروف MTiDB و Bosphorus از هندسه دست روی بیومتریک دست استفاده شده است.

۳- روش‌های حرکت انگشتان دست روی صفحه لمسی

در[۱،۱۰] حرکت کف دست به دو دسته تقسیم می‌شود، موقعیت کف دست ایستا: بدون حرکت دست فقط انگشتان دست حر کت کنند، موقعیت کف دست پویا: مرکز دست حرکت می‌کند. حرکت انگشتان دست به چهار دسته تقسیم می‌شود، موازی: همه‌ی انگشتان در یک جهت یکسان حرکت می‌کنند، بسته: همه‌ی انگشتان در جهت درون به سمت مرکز دست حرکت می‌کنند، باز: همه‌ی انگشتان به سمت بیرون کف دست حرکت می‌کنند، چرخشی: همه‌ی انگشتان اطراف مرکز دست می‌چرخند. با این دسته‌بندی مجموعه جامع‌ایی از ۲۲ ژست دست برای تشخیص هویت تعریف شده است. در [۲] ژست اول از کاربر خواسته شده دو انگشت خود را تا حد امکان باز کند و روی صفحه فشار دهد، در ژست دوم از کاربر خواسته شده سه انگشت خود را در یک موقعیت ثابتی قرار دهد که خود شامل ۴ ژست مختلف است که در دو ژست انگشتان در موقعیت ثابت و انگشت کوچک با حرکت خود یک منحنی را رسم می‌کند. در دو ژست دیگر انگشتان در موقعیتی ثابت در حالیکه انگشت اشاره با حرکت خود یک منحنی را رسم می‌کند. در [۳] ژست‌ها شامل بستن انگشتان Close، چرخش در جهت عقربه ساعت CW، چرخش در خلاف جهت عقربه ساعت CCW، شست ثابت بقیه انگشتان چرخش در جهت عقربه ساعت FTCW، شست ثابت بقیه انگشتان چرخش در خلاف جهت عقربه ساعت FTCCW می‌باشد. در [۴] مبتنی بر لمس پویاست و ژست‌ها به تک لمسی، چند لمسی، لمسی حرکتی تقسیم می‌شوند. در [۵] از هفت ژست کشیدن انگشتان از چپ به راست L2R، کشیدن از راست به چپ R2L، مرور به سمت بالا و پایین SU، SD، بزرگ‌نمایی و کوچک‌نمایی ZI، ZO استفاده شده است. در [۶،۸،۲۵] از فلیک‌های[۱] افقی و عمودی استفاده شده. در [۷] روی ناحیه قفل در جهت خلاف عقربه ساعت چرخش انجام می‌شود. در [۹] ژست‌ها به صورت بزرگ‌نمایی، کوچک‌نمایی، چرخش و کشیدن و رها کردن با یک انگشت است. در [۱۲] به تعداد ۱۴ ژست تک لمسی و چند لمسی استفاده شده در [۱۳] تعداد ژست‌های انتخابی از ۲ تا ۱۵ تا متفاوت است. در [۱۵] تمرکز روی ژست‌های تک لمسی که با خواندن یک متن و مقایسه دو تصویر ایجاد شده است. در [۱۸] از فشار دادن Tapingپسوردهای ۴ و ۸ رقمی استفاده شده در [۲۰] از کشیدن-های افقی[۲] برای پاسخ به سوالات استفاده شده در [۲۱] از ۱۰ ژست مورد استفاده که در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل 2: ژست‌های مورد استفاده [۲۱]

در [۲۲] پژوهش اول کلیک روی دکمه‌ایی که مقدار جهت دستگاه را تعیین کند و پژوهش دوم اتصال ۴ نقطه از ماتریس ۳*۳ از نقاط برای قفل‌گشایی در [۲۳] کشیدن یک انگشت به صورت افقی، عمودی، قطری و دو انگشت افقی است. در [۲۴] ایجاد یک منحنی پیوسته روی صفحه لمسی و در [۲۶] یک الگوی آزادانه‌ایی با هر تصویر دلخواه کاربر به عنوان پسورد در نظر گرفته شده است.

---

[۱] Flick

[۲] Swipe

۴- استخراج ویژگی

در [۲] از ژست اول ۱۰ ویژگی فاصله بین همه‌ی انگشتان و ژست دوم نقاط لمس برچسب زده و پردازش شده و به صورت دنباله‌ایی از بردارهای متوالی ویژگی به فرم قطبی استخراج شده این ویژگی‌ها محاسبه میانگین زاویه برای هر کاربر است در [۳] ویژگی‌های ایستا مانند فاصله که از فاصله بین نقاط لمس مجاور بدست می‌آید، ویژگی زاویه که چون نوسان در فاصله کوتاه تکرار می‌شود نقاطی به فاصله ۷.۵ از نقاط مجاور هم انتخاب شده سپس بردارهایی به فاصله سه اندیس از هم ایجاد شده در کل هر توالی لمس ۱۰ زاویه بین این نقاط تولید می‌کند که از فرمولی زاویه نهایی محاسبه شده و ویژگی‌های پویا مانند شکل کف دست، ویژگی فشار وارد شده هر انگشت روی صفحه لمسی در ژست‌های مختلف دست ارائه شده است. در [۴] ۲۱ ویژگی شامل میانگین سرعت حرکت لمس در ۸ جهت، میانگین زمان تک لمسی، میانگین زمان چند لمسی، تعداد حرکت لمس در هر جلسه، تقسیم حرکت‌های لمس در ۸ جهت، تعداد تک لمس‌ها در هر جلسه، تعداد رویدادهای چند لمسی در هر ۸ جهت استخراج شده است. در [۵] ویژگی‌های استخراج شده شامل مساحت انگشتان لمس شده، اندازه‌گیری شتاب با سنسور شتاب‌سنج، جهت با سنسور جهت یاب، انحنای نقطه که از فرمول شیب حساب می‌شود، انحنای کشیدن swipe که از فرمول شیب با مختصات نقاط شروع و پایان یک ژست خاص محاسبه می‌شود. در [۶] برای هر کاربر هسیتوگرام مکان لمس، فشار و سایز لمس ایجاد شده است. در [۷] چندین الگوریتم برای برگرداندن حالت دست و استخراج بیومتریک‌های رفتاری و فیزیولوژیکی ارائه شده است. ۱- الگوریتم تشخیص جهت تبلت توسط ژیروسکوپ ۲- الگوریتمی برای برگرداندن حالت طبیعی دست، حالت طبیعی دست با توالی انگشتان اشاره، شست، میانه، حلقه و کوچک است. ۳- الگوریتم بررسی چپ دست یا راست دست بودن کاربر. ۴- ساخت پروفایل کاربر، اطلاعات فیزیولوژیکی انگشتان شامل موقعیت نسبی فاصله انگشتان مختلف از طریق فرمول فاصله اقلیدسی، مساحت ناحیه تشکیل شده از هر سه انگشت استخراج شد. در [۸] جهت حرکت انگشتان، سرعت حرکت انگشتان، فشار در هر نقطه لمس و فاصله بین نقاط لمس جمع‌اوری می‌شود و از دستکش دیجیتال ویژگی‌های اطلاعات زاویه محورهای X، Y، Z انحراف Yaw، شیب Pitch، گردش Roll از حرکات انگشتان که خروجی سه شتاب سنج روی برد دیجیتال دستکش است محاسبه شده در [۹] سرعت کشیدن منحنی، افست کشیدن برای هر ۴ حرکت تک لمسی و واریانس فشار انگشت، فاصله انحنای بین دو انگشت، زاویه انحنای بین دو انگشت، واریانس فشار انگشت برای هر ۸ حرکت چند لمسی دو انگشتی که در یک بردار و یژگی ۴۴ بعدی برای هر نمونه رفتار لمس نمایش داده شده. در [۱۰] مجموعه فاصله اول شامل ده ویژگی از جفت فاصله اقلیدسی بین نقاط لمس در هر توالی و مجموعه دوم برای دو سری متوالی از نقاط لمس ۵ انگشت فاصله اقلیدسی محاسبه می‌شود، بردار ویژگی یک نقطه در فضای ۲۰ بعدی از الحاق دو مجموعه ذکر شده است. در [۱۱] ویژگی‌های فاصله اقلیدسی بین همه‌ی ۱۰ ترکیب بین دو انگشت، زاویه بین خطوط تعریف شده از هر دو انگشت شامل ۹ زاویه، مساحت شکل‌های هندسی تعریف شده از انگشتان که شامل ۱۰ مثلث، ۵ چهارضلعی، و یک پنج ضلعی است در مجموع ۳۵ ویژگی استخراج شده است. در [۱۲] ۱۴ ویژگی که عبارتند از متوسط مدت زمان حرکت ژست ATDM، متوسط ابعاد ناحیه مقدار فشار انگشتانATZ، دو ویژگی ATAX و ATAY برای شناسایی مساحت تقریبی که کاربر لمس می‌کند، دو ویژگیATY و ATX انحراف معیار دو ویژگی(ATAX، ATAY) هستند، تعداد حرکات لمس در هر جلسه NTM، تعداد رویدادهای چند لمسی در هر جلسهNMT، متوسط مدت زمان حرکات لمس در هر جلسه ATTM، متوسط مدت زمان تک لمسی در هر جلسهATST، متوسط مدت زمان چند لمسی در هر جلسه ATMT، متوسط سرعت حرکت لمس ASTM، متوسط فشارلمسATP، تعداد تک لمس یا ضربه زدنNST استخراج شده است. در[۱۴] ویژگی‌ها با استفاده از توابع کتابخانه‌ایی برنامه نویسی اندروید که عبارتند از فشار انگشتان، سایز انگشتان، زمان فشار دادن و رها کردن، شتاب، فاصله، سرعت، لمس بزرگ TouchMajor، لمس کوچک TouchMinor استخراج شده و در [۱۵] برای هر انگشت ویژگی‌های مختصات نقاط، زمان رویداد بر حسب میلی ثانیه، فشار روی صفحه، مساحت ناحیه لمس هر انگشت، چرخش انگشتان، چرخش صفحه که از API استاندارد اندروید که در مجموع ۳۰ ویژگی رفتاری از داده‌های خام استخراج می‌شود. در[۱۶،۱۷] ویژگی‌های رفتار لمس عبارتند از مختصات نقاط لمس، فشار انگشتان، اندازه انگشتان، زمان و سرعت در [۱۸] برای هر d رقم در یک عمل پین پنج مقدار شتاب محاسبه می‌شود که در مجموع ۴۰ ویژگی برای پین چهار رقمی و ۸۰ ویژگی برای پین هشت رقمی بدست می‌اید. فشار و رها کردن شامل ۸ ویژگی برای پین چهار رقمی و ۱۶ ویژگی برای پین هشت رقمی، ویژگی مربوط به اندازه ناحیه فشار داده شده که برای پین چهار رقمی ۸ ویژگی، ویژگی زمان نگه داشتن و فاصله زمانی بین دو فشار در پین چهار رقمی ۷ ویژگی و در پین هشت رقمی ۱۵ویژگی دارد هر بعد ویژگی با انحراف معیار داده اموزشی نرمال‌سازی می‌شود. در [۱۹] ویژگی استخراج شده شامل مختصات نقاط، جهت انحنا، سرعت x، سرعت y، شتاب x، شتابy، فشار انگشتان و هندسه دست می‌باشد. در [۲۰] ۱۱ ویژگی از هر Swipe شامل مدت: زمان بین فشار دادن و رها کردن لمس، طول مسیر: طول قسمت تعریف شده با دو نقطه جمع طول زیر بخش ها محاسبه می‌شود، متوسط سرعت: از تقسیم طول مسیر به مدت زمان، شتاب شروع: متوسط شتاب در ۴ نقطه اول، فشار: فشار در نقطه وسط از Swipe، مساحت انگشتان در وسط Swipe، میانگین فشار، میانگین مساحت، متوسط گرانش X، متوسط گرانشY، متوسط گرانش Z در نقاط لمس و در [۲۱] ویژگی‌ها شامل مقدار سرعت، شتاب دستگاه، زمان stroke، زمان بین stroke، مقدار جابجایی stroke و جهت مسیر می‌باشد. در [۲۲] از ویژگی جهت و سرعت عبور از دکمه‌ها استفاده شد در [۲۴] داده‌های منحنی پیوسته به بخش‌های کوچکی افراز می‌شود از این بخش‌ها سرعت پروفایل‌ها محاسبه می‌شود. در [۲۵] ویژگی‌های بیومتریک شامل

فشار، زمان کشیدن دایره، اندازه فشار که با استفاده از توابع API اندروید بدست می‌آید و در [۲۶] ۳۱ خصوصیت که به دو سطح تقسیم شده، سطح پسورد که شامل نمره اطمینان، زمان توقف بین stroke و ماکزیمم تعداد stroke است و در سطح stroke شامل زمان کشیدن، سرعت، طول، سایز، زاویه شروع، زاویه پایان، جهت شروع می‌باشد..

۵- نمره تطابق و دسته‌بندها

در [۱] با تماس انگشتان روی صفحه و ادامه حرکت انگشتان توالی لمسی ایجاد و همه‌ی نقاط لمسی برچسب گذاری و نرمالسازی برای حفظ ویژگی‌های مکانی چرخشی و مسیر انجام شده است. و با استفاده از الگوریتم DTW تطابق بین دو سری زمانی سیگنال‌ها با طول مختلف محاسبه شده سپس تطابق بین حرکت چند لمسی ورودی نرمال و الگوی نرمال ذخیره شده محاسبه و در نهایت برای پذیرش یا رد کاربر در سیستم، نمره تطابق با مقدار آستانه تعریف شده مقایسه شده است. در [۲] فاصله منهتن بین جفت نمونه‌ها و متریک فاصله بین دو بردار به عنوان نمره تطابق بدست می‌آید. در [۳] فاصله اقلیدسی به عنوان مقدار تطبیق بین دو توالی لمس استفاده می‌شود فاصله اقلیدسی بین فاصله جدید با ویژگی فاصله ذخیره شده با یک استانه انتخاب شده، مقایسه می‌شود. به همین ترتیب برای بررسی تطابق فشار و زاویه از فاصله اقلیدسی استفاده می‌شود. در [۴] پنج دسته‌بندی کننده درخت تصمیم، PSO-RBFN، BPNN، Kstar بکار برده شده است. در [۵] تطبیق مجموعه ویژگی‌ها با استفاده از فاصله اصلاح شده MHD[۳] که در این کار MHD و DTW برای محاسبه نمره تطبیق استفاده شده است. در [۶] از الگوریتم دسته‌بند WKNN[۴] استفاده شده است. در [۷] محاسبه نمره تطابق بیومتریک ورودی به وسیله کاربر و الگوی ذخیره شده پروفایل کاربر برای هر ویژگی و همچنین با استفاده از الگوریتم k-Nearest Neighbors برای ارزیابی بیومتریک‌های فیزیولوژیکی تحلیل شده است. در [۸] سه الگوریتم جنگل تصادفی، درخت تصمیم J48، بیزنت به عنوان دسته‌بندی‌کننده روی داده‌های جمع‌آوری شده بکار رفته است. در [۹] دسته‌بندهای استفاده شده شامل: شبکه عصبی، در مرحله یادگیری شبکه‌ایی با m گره ورودی یک لایه مخفی با 2m+1 گره و یک گره خروجی است در مرحله تست نمونه‌های از طریق شبکه اجرا و خروجی شبکه به عنوان نمره دسته‌بندی می‌باشد. شبکه بیزین مبتنی برMCMC که شبکه‌ایی سه لایه است در مرحله یادگیری پارامتر شبکه با استفاده ازMCMC یادگیری شده و در مرحله تست پارامتر نمونه‌ها از نمونه‌های تست شده از طریق MCMC بدست می‌آیند و برای محاسبه احتمال اینکه نمونه تست شده اصلی است استفاده می‌شود این مقدار احتمال به عنوان نمره دسته‌بندی استفاده می‌شود. ماشین بردار پشتیبان، فاصله بین نمونه‌ها و هایپرپلن[۵] به عنوان نمره دسته‌بندی درنظر گرفته می‌شود. در [۱۰] از ویژگی توالی نقاط بدست امده از دو ژست فاصله بین این دو ژست با استفاده از روش‌های زیر شامل فاصله اقلیدسی، فاصله منهتن و cosine محاسبه می‌شود. نمره تطابق از همه‌ی جفت فاصله‌های بین یک ژست ورودی و نمونه ثبت شده بدست می‌اید. در [۱۱] از دسته-بندهای مختلف شبکه عصبی، شبکه بیزین، جنگل تصادفی، SVM که دقت بهتر و زمان یادگیری کوتاهتر SVM دلیل انتخاب آن است. در [۱۲] دسته‌بندهای انتخاب شده عبارتند از درخت تصمیم J48، Naïve Bayes، RBFN، BPNN، JRIP، PSO-RBFN است. در [۱۳] الگوریتم بکار رفته برای تشخیص ژست‌ها در Gesture coder یک مدل ماشین حالتی است که با رویدادهای گذاشتن، حرکت و برداشتن انگشت از روی صفحه لمسی با تعداد انگشتان متفاوت در انجام یک ژست ایجاد می‌شود. برای یادگیری یک درخت تصمیم C4.5 از جعبه ابزار Weka استفاده شده است. الگوریتم یادگیری برای بررسی یک نمونه آن مسیری را انتخاب می‌کند که ماکزیمم هماهنگی را با توالی رویداد نمونه‌ها داشته باشد. در [۱۴] ویژگی‌ها از دیدگاه کاهش ویژگی بررسی شد ۸ الگوریتم Genetic Search، Best First Search، Exhaustive Search، Sequential Forward Selection، Subset Size Forward Selection، Random Search، Rank Search برای تاثیر کاهش بعد روی عملکرد تشخیص بررسی شده و برای مقایسه دسته‌بندها روی زیرمجموعه‌ایی از داده‌ها با cross validation 10-fold که تمرکز روی Random Forest و Naïve Bayes است. در [۱۵] از دو دسته‌بند KNN و SVM استفاده شده. و در [۱۶،۱۷] از دسته‌بند SVM استفاده شد. در [۱۸] دسته‌بندی براساس فاصله نزدیک‌ترین همسایه به داده آموزشی است. در [۱۹] این ماژول دسته‌بند برای ایجاد یک الگوی تشخیص هویت یک دسته‌بند بهینه براساس داده ویژگی‌های استخراج شده از مجموعه یادگیری شده می-دهدکه با مقایسه منحنی ها با الگوریتم DTW و وزن‌های تخصیص داده شده به هر ویژگی همه‌ی منحنی‌ها به دو کلاس دسته‌بندی می‌شوند و از الگوریتم LR[۶] به عنوان الگوریتم دسته‌بند برای تشخیص این دو کلاس بکار می‌رود. در [۲۰] اگر نمونه های منفی (داده جعلی) در دسترس است از دسته بند دو کلاسی جنگل تصادفی، بیزنت، K-NN استفاده می‌شود در غیر اینصورت از دسته‌بند یک کلاسی تخمین چگالی Parzen، نزدیک‌ترین همسایهNN، ترکیب‌های گوسین، روش توصیف داده بردار پشتیبان استفاده می‌شود. در [۲۱] دسته بندی تک کلاسی با استفاده از فقط نمونه-های یادگیری شده از کاربر مشروع ایجاد می‌کند. در [۲۲] دسته‌بندی با استفاده از K-Means روی داده‌ها بکار می‌رود تعداد کلاسترها مشخص کننده تعداد کاربران است انتخاب مراکز اولیه به دو روش است. در [۲۳] مجموعه مرجع با ۲۰ قفل‌گشایی برای هر کاربر که هر کدام با ۱۹ تای دیگر با استفاده از الگوریتم DTW مقایسه می‌شود در نهایت قفل‌گشایی با متوسط فاصله کمتر به عنوان مجموعه مرجع انتخاب می‌شود و در مرحله بعد مجموعه مرجع با ۱۹ قفل باقی مانده مقایسه می‌شود. در [۲۴] روش KNN برای انجام دسته بندی بخش‌های منحنی استخراج شده استفاده می‌کنیم همچنین نیاز به اندازه گیری تطابق بین دو بخش داریم که از

---

[۳] Modified Hausdorff Distance

[۴] Weighted k-Nearest Neighbor

[۵] Hyper-plane

[6] Logistic Regression

الگوریتم DTW استفاده می‌شود. در [۲۵] از دسته‌بندهای Naïve Bayes, SMO J48 استفاده شده در [۲۶] از دسته‌بندهای SVM، NN، Naïve Bayes استفاده شده است.

۶- ارزیابی و نتایج روش‌های موجود

در [۱] نمره تطابق با مقدار آستانه تعریف شده مقایسه شده است و متوسط EER برای هر ژست برابر ۱۰٪ و برای ترکیب دو ژست برابر ۵٪ که با ترکیب دو ژست بین ۲ تا ۵ درصد بهبود EER رسیده و دقت این طرح ۹۰٪ است. در [۲] دقت این طرح ۹۷٪ است. در [۳] این طرح به دقت خوبی رسیده و حفاظت قوی در برابر دسترسی غیر مجاز می‌دهد. ویژگی فاصله و زاویه بهتر از وبژگی فشار قابلیت تشخیص را می‌دهد و ژست Close به دلیل راحتی زیاد توسط کاربران انتخاب شده است. در [۴] نتایج نشان داد که این طرح PSO-RBFN دارای میانگین نرخ خطای ۳ ٪ است. در [۵] روش‌های نرمالسازی نمره شامل مینیمم ماکزیمم min-max، نمره-Z که از میانه و انحراف معیار برای تطبیق نمره استفاده می‌کند، tanh-estimator، نمره-W، بنابراین نمره‌ها می‌توانند ترکیب شوند که روش‌های ترکیب شامل جمع نمرات، ماکزیمم نمره، قانون جمع و قانون ضرب نمره است. بهترین عملکرد مربوط به نرمالسازی tanh-estimator با قانون جمع برای تطبیق ژست‌ها است. در پژوهش اول روش MHD برای ویژگی‌های سنسور جهت‌یاب، مختصات نقاط، انحنای نقطه بهبود قابل توجهی داشته است. در پژوهش دوم روش DTW و MHD برای همه‌ی ژست‌ها بررسی شد و روش MHD برای ژست ZO بهترین و برای ژست ST بدترین عملکرد را داشت. این طرح برای همه ژست‌ها به EER برابر۰.۳۱٪ رسیده است. در [۶] در هر اجرا ۴۵۰ عمل Flick در مجموعه اموزشی یک الگوی هیستوگرام ایجاد شده و در مجموعه تست ۸۱۰ هیستوگرام که شامل ۲۷۰ هیستوگرام کاربر اصلی و ۵۴۰ هیستوگرام کاربر جعلی ایجاد شده است نتایج پژوهش نرخ خطای EER =۵.۵% برای تعداد عمل Flick بیش از ۳۰ تا دارد. در [۷] ۸۰ درصد از کاربران برای آموزش و ۲۰ درصد برای پیش بینی لاگین می‌کنند، نرخ ورود موفق با ۳-۴-۵ انگشت بررسی شد و با ۵ انگشت به نرخ موفقیت ۹۵٪ و EER برابر ۲۶.۸٪ رسید همچنین پیچیدگی و نیاز به محاسبات بیشتر برای انجام تحلیل KNN درمقابل زمان پاسخ سریع و قابلیت انتقال روی دستگاه‌ها از مزیت pbLogon است. در [۸] نتایج نشان می‌دهد دسته‌بند جنگل تصادفی همیشه عملکرد بهتری دارد و FAR= ۴.۶۶٪ و FRR=۱۳٪ دارد. در [۹] دسته‌بند SVM کارایی بهتری دارد و نرخ خطای FAR= ۴.۰۵٪ و FRR=۳.۲۷٪ کوچکتری دارد. در [۱۰] متوسط EER=۸.۰۹٪ برای فاصله اقلیدسی و متوسط EER=۷.۸۸٪ برای فاصله منهتن و EER=۹.۵۴٪ برای فاصله cosine رسیده است. در [۱۱] دقت دسته‌بندی با انتخاب زیرمجموعه ۶ و ۵، ۴، ۳ نمونه‌ایی از هر کاربر، که این نمونه‌ها به دو روش تصادفی و کلاس واریانس مینیمم انتخاب می‌شوند، دقت دسته‌بندی با افزایش مقدار نمونه‌ها در مجموع اموزشی افزایش می‌یابد و دقت با مجموعه آموزشی انتخاب شده از نمونه‌های کلاس واریانس مینیمم کاهش می‌یابد. و دقت این طرح ۹۴.۶۹ ٪ است. در [۱۲] هدف انتخاب بهترین دسته‌بند است که PSO-RBFN با متوسط نرخ خطای ۱.۹۵٪ بهترین روش شناخته شده است. در [۱۳] تعداد ژست‌های انتخابی K از ۲ تا ۱۵ ژست متفاوت است سپس یک cross validation12-fold برای همه‌ی کاربران انجام شد. تعداد توسعه دهنده‌ها M از ۱ تا ۴ متفاوت است، دقت ۹۰٪ برای حالت ساده فقط با دو ژست بدست آمد و هرچه تعداد ژست‌ها بیشتر شد دقت کاهش یافت. در [۱۴] نتایج نشان می‌دهد روش Exhaustive Search با ۱۳۴ نمونه به نرخ تشخیص ۸۹.۳۳٪ رسیده است. و برای هر دو ویژگی Touch Major Up و Touch Major Down کمترین نرخ تشخیص ۱۸.۶۷٪ و ۱۱.۳۳٪ را دارد. در [۱۵] نرخ خطا EER برابر با ۱۳٪ است با افزایش تعداد کشیدن‌ها stroke هر دو دسته‌بند خطای کمی دارند که بین ۲٪ تا ۳٪ رسیده است سه سناریو مختلف با انتخاب داده‌های اموزش و تست مختلف بررسی می‌شود. سناریو اول (interweek) به نرخ خطای EER برابر ۰٪ تا ۴٪ می‌رسد سناریو دوم (intersession) به نرخ خطای EER برابر ۲٪ تا ۳٪ می‌رسد سناریو سوم (intrasession). در آنها دسته‌بند SVM به نرخ خطای کمتری نسبت بهKNN می‌رسد. نتایج این دسته‌بندها به EER برابر ۰٪ تا ۴٪ می‌رسد. در [۱۸] دقت این روش با نرخ خطای EER کمتر از ۳.۶۵٪ می‌رسد. در [۱۹] برای حالت تک منحنی TPR=۹۷.۵٪ و FPR=۲.۳٪ و در حالت چند منحنی TPR=۹۹.۳٪ و FPR=۲.۲٪ که سیستم به TPR بالا و FPR کم رسیده است. در [۲۰] نتایج برای یک Swipe EER=4% و با ۵ Swipe به EER=2% بهبود یافته همچنین برای دسته‌بند دو کلاسی با جنگل تصادفی نتایج بهتری دارد.

در [۲۱] با سه ژست و ۲۵ نمونه یادگیری شده به EER= %۰.۵ می‌رسد. در [۲۲] برای پژوهش اول با روش اول به دقت ۸۷٪ و روش دوم ۸۴٪ و در پژوهش دوم روش اول ۷۲٪ و روش دوم ۷۸٪ رسیده است. در [۲۳] قفل-گشایی افقی با دو انگشت با دقت ۳۷٪ بدترین و قطری با ۵۷٪ بهترین است. جمع آوری مقدار کم از داده‌ها منجر به مطالعه الگوی پسورد که سری زمانی طولانی‌تری را ایجاد می‌کند در پژوهش دوم به دقت بالای ۹۰٪ رسیده است. در [۲۴] از Cross-validation 19-fold استفاده شده و برای شکل ساده تر به EER= ۱۰٪ و متوسط EER برای اشکال زاویه‌دار ۳.۵٪ کمتر از اشکال گرد است. در مطالعه دوم با EER کمتر از ۲۰٪ برای تشخیص کاربر اصلی از جعلی رسیده است. در [۲۵] دقت با دسته بند SMO به ۹۲٪ و با دسته‌بند j48 به ۹۷٪ و با Naïve Bayes به ۹۸٪ رسیده که بهترین عملکرد را دارد و در [۲۶] از Cross-validation 10-fold برای ارزیابی دقت استفاده شده نتایج برای مجموعه تست نشان داده شده که ۶۳٪ پسورد ورودی نامعتبر و ۵۶٪ از پسوردهای معتبر رد شده‌اند.

۷- نتیجه گیری و پیشنهادات

احراز هویت در دستگاه‌های چند لمسی برای جلوگیری از دسترسی غیر مجاز لازم الاجراست. در هر پژوهش تعداد کاربرانی که برای جمع‌آوری داده استفاده شده متفاوت است و از دیتاست مربوطه با داده‌های متفاوت شامل مختصات نقاط لمس، برچسب زمانی، فشار لمس انگشتان، شتاب دستگاه از سنسورهای شتاب‌سنج، جهت دستگاه از سنسورهای جهت‌یاب و دیگر

موارد که با استفاده از یک برنامه اندروید و یا با استفاده از توابع API اندروید جمع‌آوری شده است. در این پژوهش‌ها از ژست‌های تک لمسی و چند لمسی مشابه و مختلف، همچنین در بسیاری موارد برای نمره تطابق از الگوریتم DTW استفاده شده و یا از دسته‌بندهای مختلف که بهترین کارایی با دسته‌بندهای SVM و PSO-RBFN و Naïve Bayes بدست آمده استفاده شده است. و به طور کلی بهترین دقت مربوط به [۵ و۲۱] که دقت حاصل از این پژوهش‌ها به ترتیب ۹۹.۶۰ و ۹۹.۵۰ درصد می‌باشد. برای بررسی بیشتر چالش‌های مانند تاثیر ژست‌های طراحی شده و اینکه چه ژستی و چه مجموعه‌ایی از ویژگی‌ها متمایز کننده‌تر هستند. توسعه-پذیری و استفاده از این ژست‌ها برای قفل‌گشایی امن و بدون نگرانی در ورود به برنامه‌های خاصی مانند تلگرام که امنیت اهمیت بسیاری دارد بررسی خواهد شد. توانایی استفاده از ژست‌های مختلف و دلخواه از هر کاربر روی صفحه برای قفل‌گشایی دستگاه و شناسایی و دسته‌بندی ژست-ها و تشخیص اینکه او همان است بررسی خواهد شد. بررسی افزایش دقت و استخراج ویژگی‌های متمایز و قابلیت‌های استفاده آن به عنوان پیشنهاداتی برای کارهای آینده در نظر گرفته شده است.

مراجع

[1] N. Sae-Bae, K. Ahmed, K. Isbister, and N. Memon, "Biometric-richgestures: a novel approach to authentication on multi-touch devices," in ACM CHI'12, pp. 977–986, May 2012.

[2] N. Sae-Bae, Markus Jakobsson, "Hand Authentication on Multi-Touch Tablets," in ACM HotMobile'14, pp. 1-6, February 2014.

[3] M. Qiao, S. Zhang, A. H. Sung, and Q. Liu, "A novel Touchscreen-based Authentication Scheme using Static and Dynamic Hand Biometrics," in COMPSAC, pp. 494–503, 2015.

[4] Y. Meng, D S. Wong, R. Schlegel, L. Kwok, "Touch Gesture Based Biometric Authentication Scheme for Touchscreen Mobile Phones," Information Security and Cryptology, vol.7763, no. , pp. 331–350, 2013.

[5] A. Jain, V. Kanhangad, "Exploring orientation and accelerometer sensor data for personal authentication in smartphones using touchscreen gestures," Pattern Recognition Letters, vol. 68, no. 2, pp. 351–360, July 2015.

[6] C. Lin, C. Chang, D. Liang, "A Novel Non-intrusive User Authentication Method Based on Touchscreen of Smartphones," in Biometrics and Security Technologies, pp. 212–216, 2013.

[7] C. Koong, T. Yang, C. Tseng, "A User Authentication Scheme Using Physiological and Behavioral Biometrics for Multitouch Devices," Scientific World Journal, vol. 2014, pp. 1–12, July 2014.

[8] T. Feng, Z. Liu, K. Kwon, W. Shi, B. Carbunar, Y. Jiang, N. Nguyen, "Continuous mobile authentication using touchscreen gestures," Homeland Security, pp. 451–456, 2012.

[9] Z. Cai, C. Shen, M. Wang, Y. Song, J. Wang, "Mobile Authentication through Touch-Behavior Features," Biometric Recognition, vol. 8232, pp. 386–393, 2013.

[10] N. Sae-Bae, N. Memon, K. Lsbister, K. Ahmed, "Multitouch Gesture-Based Authentication," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 9, no. 4, pp. 568–582, April 2014.

[11] B. Blazica, D. Vladusic, D. Mladenic, "MTi: A method for user identification for multitouch displays," International Journal of Human-Computer Studies, vol. 71, no. 6, pp. 691–702, March 2013.

[12] J. Nader, A. Alsadoon, P.W.C. Prasad, A.K. Singh, A.Elchouemi, "Designing Touch-Based Hybrid Authentication Method for Smartphones," Procedia Computer Science, vol. 70, pp. 198–204, 2015.

[13] H. Lu, Y. Li, "Gesture coder: a tool for programming multi-touch gestures by demonstration," in ACM CHI'12, pp. 2875–2884, May2012.

[14] A.A. Alariki, A.A. Manaf, "Investigation of touch-based user authentication features using android smartphone," Communications in Computer and Information Science, vol. 488, pp. 135–144, 2014.

[15] M. Frank, R. Biedert, E.Ma, L. Martinovic, D.song, "Touchalytics: On the Applicability of Touchscreen Input as a Behavioral Biometric for Continuous Authentication," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 8, no. 1, pp. 136–148, January 2013.

[16] A.A. Alariki, A.A. Manaf, "Touch gesture authentication framework for touch screen mobile devices," Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol. 62, no. 2, pp. 493–498, September 2014.

[17] Y. Meng, D.S. Wong, R. Schlegel, L. Kwok," Touch Gestures Based Biometric Authentication Scheme for Touchscreen Mobile Phones," Information Security and Cryptology, vol. 7763, pp. 331–350, April 2013.

[18] N. Zheng, K. Bai, H. Huang, H. Wang, "You are How You Touch: user Verification on smartphones via Tapping Behaviors," Network Protocols (ICNP), pp. 221–232, 2014.

[19] J. Sun, R. Zhang, J. Zhang, Y. Zhang, "touchIn: sightless two-factor Authentication on multi touch mobile devices," IEEE Conference on Communications and Network Security, pp. 436–444, 2014.

[20] M. Antal, L. Z. Szabó, "Biometric authentication based on touchscreen swipe patterns," Procedia Technology, vol. 22, pp. 862–869, October2016.

[21] M. Shahzad, A. X. Liu, A. Samuel, "Secure Unlocking of Mobile Touch Screen Devices by Simple Gestures –You can see it but you can not do it," MobiCom '13, pp. 39–50, 2013.

[22] D. ElMenshawy, "Touchscreen Patterns Based Authentication Approach for Smart Phones," Science and Information Conference (SAI), pp. 1311–1315, July 2015.

[23] A. D. Luca, A. Hang, F. Brudy, C. Lindner, H. Hussmann, " Touch me once and I know it's you! Implicit Authentication based on Touch Screen Patterns," CHI'12, pp. 987-996, May 2012.

Devices," Informative and Cybernetics for Computational Social Systems (ICCSS), pp. 31-33, 2015.

[26] L. Sreeramareddy, S. Miao, J. H. Feng, "Investigating gesture-based password: usability and vulnerability to shoulder-surfing attacks," RACS'14, pp. 230-235, October 2014.

[24] U. Burgbacher, M. Pr¨atorius, K. Hinrichs, "A Behavioral Biometric Challenge and Response Approach to User Authentication on Smartphones," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), pp. 3328-3335, October 2014.

[25] D-H. Shih, C-M. Lu, M-H. Shih, "A Flick Biometric Authentication Mechanism on Mobile