مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، سال نوزدهم، شماره دوم (پیاپی ۷۳)،تابستان ۰۱، ص ص ۲۱-۱
شاپا ۷۲۸۶-۲۲۵۱

# تشخیص کیفیت خلق مبتنی بر فعالیت‌های روزمره سالمند با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیر و ابزارهای هوشمند (خانه، دستبند و تلفن همراه هوشمند)

**محسن فلاح راد[۱]، مجتبی شاکری[۲]، کامراد خوشحال رودپشتی[۳*]، ایرج شاکری نیا[۴]**

۱- دانشجوی دکتری سیستم‌های نرم‌افزاری، گروه کامپیوتر، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران

۲- استادیار، گروه کامپیوتر، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران و استادیار، گروه کامپیوتر، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

۳- استادیار، گروه کامپیوتر، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران

۴-دانشیار، گروه روانشناسی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران و دانشیار، گروه روانشناسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

رسید مقاله:۲۶ آبان ۱۳۹۹

پذیرش مقاله:۶ شهریور ۱۴۰۰

## چکیده

با توجه به رشد پدیده سالمندی، استفاده از فناوری سامانه‌های هوشمند جهت نظارت بر فعالیت‌های روزمره که منجر به کاهش هزینه‌های نظارتی، مراقبتی و درمانی سالمندان می‌شود، موردتوجه قرارگرفته شده است. با توجه به این‌که، فعالیت‌های روزانه هر فرد با حالات خلقی وی مرتبط است، بنابراین با استفاده از الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمند مانند الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان این ارتباط را مدل نمود. در این تحقیق، برای مدل کردن حالات خلق با توجه به فعالیت‌های روزانه سالمند، از الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمندی از قبیل مدل احتمالاتی مبتنی بر شبکه بیزین قابل توصیف، ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه، تحلیل متمایزکننده خطی، درخت تصمیم و یادگیری دسته‌بندی جمعی دسته‌ای و تقویتی استفاده‌شده است. بدین منظور سامانه هوشمندی شامل خانه، دستبند و تلفن همراه برای جمع‌آوری داده‌های موردنیاز جهت پیاده‌سازی، آموزش و ارزیابی مدل‌های پیشنهادی طراحی و آماده شد. با سامانه هوشمند موردنظر، فعالیت‌های روزانه فردی به مدت ۵ ماه ثبت و با کمک گروه روانشناسی وضعیت خلق وی برچسب‌گذاری شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش‌های تصمیم‌گیری ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری دسته‌جمعی دسته‌ای می‌توانند با دقت بالایی حالات خلق شخص را با توجه به فعالیت‌های روزمره وی تشخیص دهند؛ اما به لحاظ کاربردی، مدل شبکه بیزین طراحی‌شده، به علت قابل توصیف بودن ارتباط میان متغیرهای مربوط به فعالیت و حالات خلق، به روانشناس در بررسی و تحلیل علل حالات خلق تشخیصی می‌تواند کمک مؤثرتری نماید.

**کلمات کلیدی:** الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمند، سالمندی، مدل بیزین، حالات خلق، خانه‌های هوشمند.

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: kamrad@liau.ac.ir



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]

[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]

[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

## ۱ مقدمه

هم‌زمان با رشد شاخص‌های پزشکی، امکانات رفاهی و اقتصادی، جمعیت سالمندان در حال افزایش است. بر اساس پیش‌بینی سازمان بهداشت جهانی، تعداد افراد بالای ۶۰ سال در جهان به بیش از دو میلیارد نفر در سال ۲۰۵۰ خواهد رسید [۱]. مرکز آمار ایران در سال ۱۳۹۵، تعداد سالمندان کشور را، ۷ میلیون و ۴۵۰ هزار نفر اعلام و پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد که جامعه سالمندی به ۱۳.۵ درصد جمعیت در سال ۱۴۲۰ خواهد رسید.

سالمندان دارای احتمال بالایی از ابتلاء به بیماری‌هایی از قبیل پارکینسون، دیابت، بیماری‌های قلبی و عروقی، آلزایمر و یا ابتلاء به محدودیت و ناتوانی‌های جسمی و روانی می‌باشند. افسردگی شایع‌ترین علت رنج عاطفی سالمندان است و به‌طور قابل‌توجهی منجر به کاهش کیفیت زندگی افراد مسن می‌شود [۲].

به‌موازات رشد سالمندی، محققان ترغیب به استفاده از فناوری زندگی با کمک محیط[1] که بر استفاده از فناوری‌های ارتباطی و اطلاعاتی در زندگی روزمره افراد و محیط آنان تمرکز دارد، شده‌اند تا با نظارت، آن‌ها فعال و مستقل‌تر زندگی کنند. امروزه آخرین تحولات در زندگی با کمک محیط با استفاده از سامانه‌های هوشمند نظیر خانه، دستبند و تلفن همراه صورت می‌پذیرد. در زندگی با کمک محیط، ابتدا داده‌های خام توسط حسگرهای مختلف از سالمند و محیط اطراف وی جمع‌آوری می‌گردد، سپس مراحل پیش‌پردازش جهت پاک‌سازی داده‌ها از اختلالات، کاهش دامنه برای انتخاب ویژگی‌های مناسب، قطعه‌بندی به‌منظور نگهداری داده‌ها در قالب موردنظر، انجام می‌گیرد [۳].

یکی از کاربردهای این فناوری، استفاده از خانه‌های هوشمند در تشخیص فعالیت‌ها و تحلیل رفتار افراد مقیم با استفاده از حسگرهای تعبیه‌شده در آن است [۴]. در سامانه‌های هوشمند می‌توان، بر فعالیت‌های روزانه[2] نظارت نمود و این بررسی می‌تواند در تشخیص و درمان بیماری‌های جسمی و روانی کمک نماید. فعالیت‌های روزانه به مجموعه فعالیت‌هایی همانند درست کردن و خوردن غذا، انجام بهداشت شخصی، لباس پوشیدن، خوابیدن و انجام کار در منزل گفته می‌شود که فرد، آن‌ها را در طول شبانه‌روز انجام می‌دهد. تشخیص فعالیت‌های روزانه و نظارت بر آنان با استفاده از حسگرهای تعبیه‌شده در محیط و الگوریتم‌های یادگیری ماشین و پردازش سیگنال قسمت مهمی در فناوری زندگی با کمک محیط است [۵].

سامانه زندگی با کمک محیط، با نظارت بر فعالیت‌های روزانه، می‌تواند هرگونه رفتار غیرعادی در رفتار و فعالیت‌های فرد را کشف و متناسب با آن عکس عملی از قبیل اعلام به ناظران را نشان دهد که به این فرایند، تشخیص ناهنجاری گفته می‌شود [۶]. بیماری‌ها و علائم آنان را می‌توان به‌صورت ناهنجاری و انحراف نسبت به الگوی رفتار مرسوم افراد در نظر گرفت، نشانه‌های بیماری‌های روانی مانند افسردگی، آلزایمر و اختلالات عصبی مشخص است و محققان علوم روان‌شناختی در مورد آن‌ها تحقیقات جامعی انجام داده‌اند. به‌عنوان نمونه نشانه‌هایی از قبیل تغییر الگوی خواب و فعالیت‌های روزانه می‌تواند، علائم اختلالات روانی همانند دلهره باشد و

[1] Ambient Assisted Living
[2] Active Daily Living



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

تشخیص این ناهنجاری‌ها توسط خانه‌های هوشمند و حسگرهای مختلف ازجمله کاربردهای سامانه‌های هوشمند است [۷].

در این تحقیق، تأثیر تغییرات خلق بر روی فعالیت‌های روزمره سالمندان به کمک سامانه هوشمند بررسی و مدل شده است. داده‌های موردنیاز از سامانه هوشمند شامل خانه، تلفن همراه و دستبند جمع‌آوری می‌گردد. در مطالعه حاضر، روش‌های تصمیم‌گیری هوشمند مانند تحلیل احتمالاتی مبتنی بر شبکه بیزین قابل توصیف، ماشین‌های بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه، تحلیل متمایزکننده خطی، درخت تصمیم و یادگیری دسته‌بندی جمعی دسته‌ای[1] و تقویتی[2] برای تحلیل، مدل‌سازی و پیش‌بینی خلق فرد با توجه به ویژگی‌های مربوط به فعالیت‌های روزانه به کار گرفته‌شده است. اطلاعات از منابع مذکور، به‌صورت روزانه جمع‌آوری‌شده و گروه روانشناسی مدت‌زمان و کیفیت ویژگی‌های مربوط به فعالیت‌های روزانه و وضعیت خلق فرد را بررسی و از آن در جهت برچسب زدن نمونه‌ها برای آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین موردنظر استفاده می‌نماید.

در این مطالعه علاوه بر پیاده‌سازی و مقایسه عملکرد روش‌های مختلف یادگیری ماشین بر روی‌داده‌های گردآوری‌شده که در حال حاضر نمونه مشابهی از آن وجود ندارد، مزیت استفاده از روش‌های قابل توصیف همانند شبکه بیزین، ارایه و مزایای آن نسبت به دیگر روش‌ها شرح داده شد. در انتها تأثیر تعداد داده‌ها در دوره‌های زمانی متفاوت نمونه‌برداری بر روی عملکرد روش شبکه بیزین مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفت.

در ادامه این تحقیق، در بخش ۲، مروری بر کارهای مطالعه‌شده پیرامون تشخیص ناهنجاری در خلق و رفتار بیان‌شده و در بخش ۳، روش‌شناسی تحقیق، چگونگی استخراج و گسسته‌سازی ویژگی‌ها، برچسب‌گذاری نمونه‌ها و الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمند شرح داده می‌شود. در بخش ۴، نتایج پیاده‌سازی نمایش داده‌شده و موردبررسی قرار می‌گیرد. در پایان نیز، نتیجه‌گیری پژوهش بیان می‌گردد.

## ۲ پیشینه تحقیق

پژوهشگران زیادی پیرامون استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین باهدف نظارت و بررسی فعالیت‌های روزمره و رفتارهای شناختی تلاش نمودند و یکی از پرطرفدارترین موارد تحقیق، کاربرد در تشخیص ناهنجاری است. در ادامه برخی از تحقیقات مرتبط با تشخیص ناهنجاری‌های رفتار، وضعیت شناختی و خلق موردبررسی قرار می‌گیرد و در آن‌ها شیوه جمع‌آوری داده‌ها، روش تحلیل و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نوع و روش تشخیص ناهنجاری موردبررسی قرار می‌گیرد.

در برخی از روش‌ها، الگوی رفتاری و فعالیت‌های فرد به دست آورده می‌شود و هرگونه انحراف غیرمعقول از آن، به‌عنوان ناهنجاری در نظر گرفته می‌شود. جن و همکاران، از الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای ایجاد خوشه‌های الگوهای رفتاری افراد استفاده نمودند. انتقال و حرکت میان خوشه‌ها نیز توسط زنجیره مارکوف مدل

[1] Bagging
[2] Boosting



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

گردید. انحراف در زمان و مکان وقوع فعالیت‌ها نسبت به الگوی رفتار پایه به‌عنوان ناهنجاری در نظر گرفته می‌شود [۸].

در [۹]، یحیی و همکاران، فرایند تشخیص فعالیت مرسوم و غیرمرسوم را توسط چندین مدل انجام داده‌اند و نتیجه نهایی با استفاده از روش‌های رأی‌گیری داخلی و خارجی به دست می‌آید. هر مدل می‌تواند دارای فرزندان متعددی که با استفاده از راه‌کار k-folds ایجادشده، باشد. بین فرزندان یک مدل، رأی‌گیری داخلی و میان مدل‌ها نیز رأی‌گیری خارجی انجام می‌شود. در گام آموزش، وزن‌های هر مدل و تأثیر آن بر رأی خارجی تعیین می‌شود و فعالیت غیرمرسوم بر اساس انحراف بیش‌ازحد آستانه از الگوی مرسوم تعیین می‌شود. در [۱۰]، مدلی بانام ODHMAD[1] ارایه‌شده که روش تشخیص در آن به‌صورت برخط و بر اساس میزان اطلاعات ثبت‌شده توسط حسگرها برای انجام فعالیت‌های تعیین‌شده است و در آن از الگوریتمی مبتنی بر درخت تصمیم‌گیری بانام DDHM[2] برای تشخیص عادات و ناهنجاری‌ها استفاده می‌شود.

در [۱۱] الگوی انتقال میان اتاق‌ها و رفتار هر فرد در آن، توسط سامانه هوشمند به دست می‌آید و هرگونه انحراف از این الگوها به‌عنوان ناهنجاری در نظر گرفته می‌شود و تغییرات غیرعادی در الگوهای حرکتی در خانه به‌عنوان نشانه‌های مشکلات پزشکی در نظر گرفته می‌شود. در [۱۲] علایم اختلال خفیف شناختی[3] که می‌تواند نشان‌دهنده بیماری‌هایی از قبیل زوال عقل و آلزایمر باشد، توسط سامانه هوشمند تشخیص داده می‌شود. هرگونه انحراف از الگوی مرسوم، نشان‌دهنده علائم اختلال خفیف شناختی است. بدین منظور ویژگی‌هایی همانند طول مدت و زمان انجام کار، تعداد حسگرهای فعال‌شده برای انجام فعالیت‌ها و ترتیب بین آن‌ها و اطلاعات مربوط به اختلالات خواب مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در دسته دیگر، برای تشخیص خلق، رفتار و ناهنجاری‌های مربوط به آن، از ایده‌های محققان علوم شناختی، پزشکی و روانشناسی برای استخراج ویژگی‌های و برچسب زدن نمونه‌ها استفاده می‌گردد. در هر دوره زمانی مشخص، بر اساس ارزیابی‌های کلینیکی، امتیازی به فعالیت‌های انجام‌شده به‌عنوان برچسب داده می‌شود و سامانه تلاش می‌کند تا رابطه میان ویژگی‌ها و برچسب را مدل نماید و به بررسی و پیش‌بینی دست زند.

در [۱۳] کاربر توسط یک برنامه تحت تلفن همراه که بر اساس مدل خلق حلقوی راسل [۱۴] ایجادشده، وضعیت خلقی خود را چندین مرتبه در شبانه‌روز جهت آموزش سامانه یادگیر، اعلام می‌نماید. در تحقیق موردنظر، اطلاعات موردنیاز از قبیل پیامک، پست الکترونیک، تماس، برنامه‌های سیاحت در اینترنت و مکان از تلفن همراه جمع‌آوری می‌شود و از الگوریتم‌های رگرسیون آماری برای ایجاد مدل و پیش‌بینی خلق استفاده می‌شود. در [۱۵] فعالیت‌های روزانه فرد با استفاده از ارزیابی‌های سلامت همانند GDS[4]، MMSE[5] و SFHS[6] از طریق مصاحبه و مشاهدات کلینیکی سنجیده می‌شود و تغییرات خارج از حد آستانه، به‌عنوان ناهنجاری در نظر

[1] Online Daily Habit Modeling and Anomaly Detection
[2] Dynamic Daily Habit Modeling
[3] Mild Cognitive Impairment
[4] Geriatric Depression Scale
[5] Mini Mental State Exam
[6] Short Form Health Survey



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

گرفته می‌شود. در این تحقیق، برنامه‌ای تحت وب، نقشه چگالی فعالیت روزانه را در ماتریسی دوبعدی که سطر و ستون آن نشان‌دهنده ساعات شبانه‌روز و فعالیت‌های انجام‌شده در هر ساعت است را ترسیم می‌نماید، این نقشه با اطلاعات کلینیکی جهت تصمیم‌گیری مقایسه می‌شود.

در [۱۶] از ارزیابی‌های TUG[1] و RBANS[2] برای به دست آوردن امتیازهای کلینیکی افراد استفاده‌شده است، با استفاده از سامانه هوشمندی به نام CAAB[3]، از فعالیت‌های استخراج‌شده خانه هوشمند، ویژگی‌های آماری را به دست آورده و سپس ارتباط میان امتیاز کلینیکی و فعالیت‌های خانه هوشمند را مدل می‌نماید.

**جدول ۱**. خلاصه‌ای از تحقیقات موردمطالعه قرارگرفته شده در زمینه تشخیص ناهنجاری در رفتار و خلق

| مرجع | نوع حسگر | روش تحلیل | نوع ناهنجاری | روش تشخیص ناهنجاری |
|---|---|---|---|---|
| [۸] | خانه هوشمند | جنگل تصادفی[4] و خوشه‌بندی | رفتار | انحراف از الگوی مرسوم |
| [۹] | خانه هوشمند | جنگل جداسازی[5] و ماشین بردار تک کلاسه[6] | رفتار | انحراف از الگوی مرسوم |
| [۱۰] | پوشیدنی | درخت تصمیم‌گیری دولایه‌ای | عادات | انحراف از الگوی مرسوم |
| [۱۱] | خانه هوشمند | دسته‌بند مبتنی بر قوانین | رفتار | بررسی مدل انتقال بین اتاق‌ها |
| [۱۲] | خانه هوشمند | رگرسیون لجستیک[7] و تعدادی مدل دیگر | اختلال خفیف شناختی | علائم اختلال خفیف شناختی |
| [۱۳] | تلفن همراه | الگوریتم‌های رگرسیون | خلق | انحراف از الگو |
| [۱۵] | خانه هوشمند | ایجاد جدول چگالی فعالیت | زوال عقل و افسردگی | مقایسه با ارزیابی سلامت |
| [۱۶] | خانه هوشمند | جنگل تصادفی و چندین مدل دیگر | سلامت فیزیکی و شناختی | مقایسه با ارزیابی کلینیکی |
| [۷] | خانه هوشمند | روش‌های خطی و غیرخطی، درخت تصمیم | مشکلات خواب‌وبیداری | امتیازهای خواب‌وبیداری |
| [۱۷] | خانه هوشمند | پرسپترون چندلایه[8] و چندین مدل دیگر | آلزایمر | انحراف نسبت به الگو |
| [۱۸] | دستبند | ماشین بردار پشتیبان | خلق | انحراف نسبت به الگو |

بررسی [۷] با استفاده از ارزیابی PSQI[9] پارامترهای مرتبط با خواب از خانه هوشمند را محاسبه می‌نماید و بر اساس آن، امتیازهای کیفیت خواب و همچنین فعالیت‌های فرد در بیداری را به دست آورده و با استفاده از مدل یادگیری، از فعالیت‌های گذشته، برای پیش‌بینی استفاده می‌نماید و تأثیر متقابل ویژگی‌های مربوط به خواب و تأثیر آن بر روی فعالیت‌های زمان بیداری موردبررسی قرار می‌گیرد.

در [۱۷]، از ارزیابی‌های کلینیکی RBANS، PRMQ[10] و Digit Cancellation برای محاسبه میزان توانایی شناختی، ارزیابی‌های ARM Curl و TUG برای میزان تحرک و GDS برای وضعیت خلق استفاده می‌شود. ویژگی‌های مربوط به مدت‌زمان انجام فعالیت خاص، خواب و تحرک جمع‌آوری می‌شود، تغییر طول مدت‌زمان هر یک از ویژگی‌های فوق می‌تواند نشان‌دهنده علائم آلزایمر باشد. در [۱۸] با استفاده از برنامه‌ای مبتنی بر طرح

[1] Timed Up and Go Test
[2] Repeatable Battery for the Assessment of Neuropsychological Status
[3] Clinical Assessment using Activity Behavior
[4] Random Forest
[5] Isolation Forest
[6] One-Class SVM
[7] Logistic Regression
[8] Multilayer Perceptron
[9] Pittsburgh Sleep Quality Index
[10] Prospective and Retrospective Memory Questionnaire



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

پیشنهادی خلق راسل، کاربر وضعیت خلقی خود را چندین مرتبه در شبانه‌روز اعلام می‌نماید و تعدادی ویژگی از دستبند هوشمند متصل به سالمند استخراج و برای آموزش سامانه از ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود.

در جدول ۱ خلاصه کارهای مطالعه‌شده در زمینه تشخیص ناهنجاری در رفتار و خلق، شیوه جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها، نوع و چگونگی تشخیص ناهنجاری موردبررسی قرارگرفته شده است.

همان‌طورکه در کارهای گذشته بررسی شد، برای جمع‌آوری اطلاعات از مراجع مختلفی همانند دستبند، تلفن همراه و خانه هوشمند به‌صورت جداگانه استفاده‌شده است. در این مقاله سامانه‌ای هوشمند ارایه می‌گردد که بتواند خلق سالمند را با توجه به فعالیت‌های روزمره وی تشخیص دهد. مدل‌سازی ارتباط میان فعالیت‌های روزانه و خلق ازجمله هدف‌هایی است که در این تحقیق موردبررسی قرار گرفت.

## ۳ روش‌شناسی تحقیق

در این تحقیق، برای تشخیص خلق، از داده‌های سامانه‌های هوشمند و اطلاعات جمع‌آوری‌شده توسط گروه روانشناسی برای یادگیری ماشین و تحلیل اطلاعات استفاده‌شده است. بدین‌جهت، منزل زنی ۶۰ ساله، به‌عنوان محیط آزمون انتخاب و در آن ۱۵ حسگر دودویی برای جمع‌آوری اطلاعات مربوط به ۸ فعالیت نصب گردید و از تلفن همراه و دستبند هوشمند نیز برای گردآوری داده‌های مرتبط با سه فعالیت مطابق با جدول ۴ استفاده شد. گروه روانشناسی نیز بر اساس پرسشنامه طراحی‌شده ۳۸ سؤاله که در ۸ طبقه دسته‌بندی می‌شود، اطلاعات روان‌شناختی در طول شبانه‌روز را به دست می‌آورد، پس از تحلیل اطلاعات ارایه‌شده توسط سامانه هوشمند و بررسی داده‌های پرسشنامه، وضعیت خلق فرد مشخص می‌گردد.

از داده‌های سامانه هوشمند و اطلاعات گروه روانشناس، ویژگی‌های مرتبط با فعالیت‌های روزانه فرد و احساسات وی استخراج می‌گردد و با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورداستفاده وضعیت خلق شخص تشخیص داده‌شده و پیش‌بینی می‌گردد. در ادامه این بخش سامانه هوشمند شامل خانه، دستبند و تلفن همراه، به همراه چگونگی استخراج ویژگی‌های موردبررسی قرار می‌گیرد، سپس روش گسسته‌سازی ویژگی‌ها[1] و چگونگی فرایند برچسب‌گذاری نمونه‌ها[2] شرح داده خواهد شد و در پایان نیز الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد مورد استفاده برای تشخیص و پیش‌بینی خلق بر روی پایگاه داده که بدین منظور تهیه‌شده، تشریح می‌گردد.

### ۳-۱ استخراج ویژگی توسط سامانه هوشمند

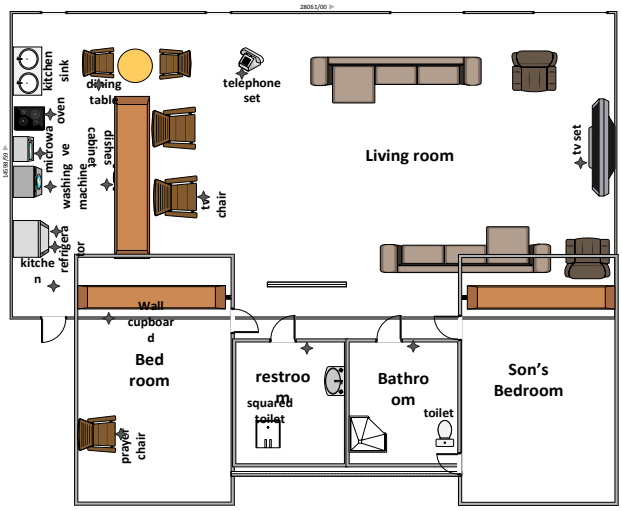
در این تحقیق، اجزاء سامانه هوشمند طراحی‌شده شامل خانه، تلفن همراه و دستبند است. خانه هوشمند، به‌عنوان یک عامل، محیط خود را با استفاده از حسگرها درک می‌کند و فعالیت‌های افراد مقیم و میزان محاوره آنان با اشیاء و لوازم را به دست می‌آورد. در این مطالعه به علت راحتی نصب، قیمت مناسب، مصرف انرژی کم و حفظ

[1] Discretizing feature
[2] Annotating process



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

حریم خصوصی افراد از حسگرهای دودویی استفاده‌شده است. تعداد ۱۵ حسگر دودویی در محیط آزمون به‌منظور جمع‌آوری اطلاعات مرتبط با فعالیت‌های روزانه نصب گردید.




**شکل ۱.** طرح خانه تجهیزشده، مکان‌های نصب حسگرها با علامت ستاره مشخص‌شده است.

در شکل ۱، طرح خانه هوشمند نمایش داده‌شده است که در آن مکان‌های نصب حسگرها با علامت ستاره مشخص گردیده شده است.

جدول ۲ حسگرهای مورداستفاده در خانه هوشمند را نشان می‌دهد.

**جدول ۲.** لیست حسگرهای استفاده‌شده در خانه هوشمند طراحی‌شده

| ردیف | محل | نوع | ردیف | محل | نوع | ردیف | محل | نوع |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ۱ | گاز | MQ-9 | ۶ | در ماشین لباسشویی | مادون‌قرمز | ۱۱ | کابینت آشپزخانه | مادون‌قرمز |
| ۲ | در یخچال | مادون‌قرمز | ۷ | صندلی غذاخوری | مادون‌قرمز | ۱۲ | تلفن ثابت | مادون‌قرمز |
| ۳ | در فریز | مادون‌قرمز | ۸ | صندلی تلویزیون | مادون‌قرمز | ۱۳ | در ورود و خروج | مادون‌قرمز |
| ۴ | در مایکروفر | مادون‌قرمز | ۹ | تلویزیون | تشخیص ولتاژ | ۱۴ | دستشویی | فشار دکمه‌ای |
| ۵ | صندلی عبادات | مادون‌قرمز | ۱۰ | حمام | میکروسوئیچ | ۱۵ | کمد خواب | فشار دکمه‌ای |

در خانه هوشمند طراحی‌شده، از حسگر MQ-9 برای روشن بودن اجاق‌گاز استفاده‌شده، این حسگر در هنگام مواجهه با گاز دی‌اکسید کربن، مقدار یک را برای سرور جمع‌آوری‌کننده اطلاعات، ارسال می‌کند. در درهای یخچال، فریز، مایکروفر، ورود و خروج، ماشین لباسشویی، کابینت آشپزخانه، گوشی تلفن ثابت، صندلی‌های عبادات، غذاخوری و تلویزیون از دو حسگر مادون‌قرمز[1] به‌صورت فرستنده و گیرنده استفاده می‌شود، به‌عنوان‌مثال اگر در یخچال باز شود، ارتباط میان حسگرهای مادون‌قرمز گیرنده و فرستنده قطع‌شده و مقدار یک ارسال می‌شود. در تلویزیون حسگری حساس به تغییر ولتاژ از طریق پورت USB به آن متصل می‌شود

[1] InfraRed



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

و در هنگام روشن شدن تلویزیون و متعاقب آن تغییر ولتاژ مقدار یک به سرور ارسال می‌شود. در حمام و دستشویی از حسگرهای میکروسوئیچ[1] استفاده می‌شود که هنگامی‌که کاربر وارد آن شود و کلیدهای برق را روشن نماید، مقدار یک برای سرور ارسال می‌گردد و کمد خواب از حسگر فشار دکمه‌ای[2] استفاده می‌شود که اگر شخص درب کمد را بازنماید، مقدار یک ارسال می‌شود. در سرور، داده‌های ارسال‌شده حسگرها از طریق یک دستگاه Arduino به رایانه جهت ذخیره‌سازی ارسال می‌شود.

در جدول ۳، نمایی از ذخیره‌سازی داده‌ها نمایش داده‌شده است، که با فعال شدن هر حسگر، مقدار آن برابر با یک می‌شود و صفر بودن مقادیر حسگرها نشان‌دهنده عدم فعالیتشان است.

**جدول ۳.** نمایی از پایگاه داده جهت ذخیره‌سازی خروجی حسگرها.

| کابینت آشپزخانه | گاز | مایکروفر | ماشین لباسشویی | فریزر | یخچال | صندلی عبادات | ورود و خروج | کمد خواب | دستشویی | حمام | صندلی غذاخوری | صندلی تلویزیون | تلفن | تلویزیون | تاریخ و ساعت |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 2 3:04:33 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:05:06 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:05:39 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:07:21 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:07:32 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:07:45 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1/8/20 23:09:20 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1/9/20 00:49:38 |

از برنامه تحت تلفن همراه بانام App Usage، اطلاعات فعالیت‌های مرتبط با آن از قبیل مدت‌زمان تماس و میزان زمان استفاده از شبکه‌های اجتماعی استخراج می‌شود. دستبند Mi Band 3 شرکت Xiaomi نیز برای به دست آوردن ویژگی تعداد قدم زدن در طول شبانه‌روز و همچنین تصدیق زمان‌های شروع خواب‌وبیداری استفاده‌شده است. از حسگرهای موجود در سامانه هوشمند ۱۱ فعالیت و ۱۸ ویژگی به دست می‌آید که در جدول زیر نمایش داده‌شده است.

**جدول ٤.** فعالیت، حسگرها و ویژگی‌های به‌دست‌آمده از سامانه هوشمند.

| ردیف | نام فعالیت | محل قرارگیری حسگر | ویژگی‌های استخراج‌شده |
|---|---|---|---|
| ۱ | تلویزیون نگاه کردن | تلویزیون و صندلی تلویزیون | مدت‌زمان نگاه کردن به تلویزیون |
| ۲ | تلفن زدن | تلفن ثابت | مدت‌زمان و تعداد تماس با تلفن |
| ۳ | غذا خوردن | صندلی نهارخوری | تعداد و مدت‌زمان غذا خوردن |
| ۴ | بیرون رفتن | حسگر در ورودی، دستبند | مدت‌زمان بیرون بودن از خانه |
| ۵ | عبادات روزانه و شبانه | صندلی عبادات | مدت‌زمان عبادات شبانه و روزانه |
| ۶ | پختن غذا | گاز، کابینت آشپزخانه، یخچال و فریز | تعداد و مدت‌زمان پختن غذا |
| ۷ | استراحت کردن | کمد مستقر در اتاق‌خواب | میزان و زمان‌های شروع و پایان استراحت |
| ۸ | خواب | کمد مستقر در اتاق‌خواب، سایر حسگرها از قبیل حمام، دستشویی و دستبند هوشمند | میزان خواب کافی، زمان‌های شروع و پایان خواب، تعداد وقفه‌های خواب و کارایی عادت خواب[3] |
| ۹ | تماس با تلفن همراه | تلفن همراه | تعداد و مدت‌زمان تماس |

[1] Micro Switch
[2] Push Button
[3] Habitual Sleep Efficiency



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

| | | | |
|---|---|---|---|
| ۱۰ | شبکه‌های اجتماعی | تلفن همراه | مدت‌زمان استفاده از شبکه‌های اجتماعی |
| ۱۱ | قدم زدن | دستبند هوشمند | تعداد قدم زدن در طول شبانه‌روز |

## ۳-۲ گسسته‌سازی ویژگی‌ها

برای تحلیل ورودی سامانه‌های تصمیم‌گیر هوشمند، با توجه به مفروضاتی که برای آن تعریف‌شده، ویژگی‌های پیوسته استخراج‌شده به سه مقدار توصیفی گسسته می‌شوند. برای گسسته‌سازی ویژگی‌های قدم زدن، خوابیدن و تلویزیون نگاه کردن بر اساس مطالعات مرتبط پیشین، معیارهایی به‌دست‌آمده و استفاده گردید؛ اما انجام برخی از فعالیت‌ها وابسته به عادات فردی است و برای شخصی‌سازی از فرایند صدک[1] برای گسسته‌سازی استفاده شد و یا این‌که از الگوی عادات رفتاری روزهای قبل استفاده گردید.

در ادامه چگونگی گسسته‌سازی برای هر ویژگی شرح داده‌شده است. برای گسسته‌سازی مدت‌زمان فعالیت‌هایی از قبیل استفاده از تلفن، غذا خوردن و درست کردن، میزان استفاده از شبکه‌های اجتماعی، عبادات شبانه و مدت‌زمان بیرون بودن از خانه، به این صورت است که ابتدا مجموع مدت‌زمان فعالیت موردنظر برای هر روز در مجموعه داده‌های آموزشی محاسبه می‌گردد و با استفاده از صدک جهت گسسته‌سازی کردن مقادیر به سه دسته با دو حد آستانه می‌رسیم. به‌عنوان نمونه دریکی از آزمایش‌ها، مقادیر حد آستانه برابر با ۳۵۳۰ و ۶۱۹۷ ثانیه برای فعالیت مدت‌زمان غذا خوردن به دست آمد که در این صورت، اگر این مدت‌زمان غذا خوردن شخص بالای ۶۱۹۷، بین ۳۵۳۰ و ۶۱۹۷ و کمتر از ۳۵۳۰ ثانیه در شبانه‌روز باشد، به ترتیب مقدار ۳، ۲ و ۱ به آن اختصاص داده می‌شود.

برای گسسته‌سازی ویژگی‌هایی همانند میزان استراحت کردن در طول روز، ساعات شروع و اتمام استراحت، ساعات شروع و پایان خواب، ابتدا مقادیر مدت‌زمان، زمان شروع یا پایان فعالیت به دست می‌آید و سپس با میانگین مقادیر موردنظر در هفته گذشته مقایسه می‌شود. اگر اختلاف زیر نیم ساعت باشد، نشان‌دهنده میزان تغییر کم نسبت به الگوی هفته گذشته است و امتیاز ۳ به آن داده می‌شود. اگر این مقدار اختلاف بین سی دقیقه تا یک ساعت باشد، نشان‌دهنده میزان تغییر متوسط در الگو است و امتیاز آن ۲ می‌شود. اگر میزان اختلاف بیش از یک ساعت باشد، نشان‌دهنده میزان تغییر زیاد است و امتیاز ۱ به آن داده می‌شود.

طبق مرجع [۱۹]، اگر میزان نگاه کردن به تلویزیون تا ۱۵ درصد فعالیت‌های روزانه (به‌غیراز خوابیدن، استراحت و تلویزیون نگاه کردن) باشد، ایده‌ال در نظر گرفته می‌شود و امتیاز ۳ به آن داده می‌شود. اگر این مقدار بین ۱۵ تا ۲۷ درصد فعالیت‌های روزانه باشد، مقدار آن تقریباً مطلوب در نظر گرفته‌شده و امتیاز ۲ به آن داده می‌شود. اگر این مقدار بالای ۲۷ درصد فعالیت‌های روزانه باشد، این میزان نشان‌دهنده کسالت و تحرک کم بوده و امتیاز ۱ به آن داده می‌شود.

بر طبق مرجع [۲۰]، اگر تعداد قدم‌ها، بالای ۷۴۹۹ قدم در روز باشد، نشان‌دهنده فعال بودن است و امتیاز ۳ به آن داده می‌شود. اگر این مقدار بین ۵۰۰۰ تا ۷۴۹۹ قدم در روز باشد، نشان‌دهنده میزان تحرک متوسط بوده و

[1] Percentile



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

امتیاز ۲ به آن داده می‌شود. اگر تعداد قدم‌ها کمتر از ۵۰۰۰ باشد، نشان‌دهنده کم‌تحرکی بوده و امتیاز آن ۱ خواهد شد.

عبادات روزانه (نمازهای ظهر و مغرب)، بر اساس بررسی در عادات فرد تحت نظر سنجیده می‌شود، سالمند عبادات فوق را در هر روز انجام می‌دهد، اما این ویژگی بررسی می‌نماید که عبادات فوق در مسجد انجام‌شده یا در منزل صورت گرفته است. اگر عبادات روزانه را در مسجد انجام داده باشد، امتیاز ۳ به آن داده می‌شود. اگر فقط یکی از دونماز فوق را در مسجد خوانده باشد، امتیاز ۲ به آن داده می‌شود و در غیر این صورت، امتیاز آن ۱ خواهد بود.

بر طبق مرجع [۷] و بر اساس ارزیابی PSQI، کل میزان زمان خواب در طول شب محاسبه می‌شود، اگر مدت‌زمان بالای ۷ ساعت در طول شب باشد، نشان‌دهنده میزان خواب کافی است و امتیاز آن ۳ است. اگر این زمان بین ۶ تا ۷ ساعت باشد، نشان‌دهنده میزان خواب تقریباً مطلوب است و امتیاز آن ۲ است. اگر این زمان کمتر از ۶ ساعت باشد، نشان‌دهنده میزان خواب ناکافی است و امتیاز ۱ به آن داده می‌شود.

بر طبق مرجع [۷] و بر اساس ارزیابی PSQI، میزان وقفه‌ها در خواب به‌غیراز وقفه‌های مربوط به نماز در طول شب جمع‌آوری می‌گردد. اگر هیچ وقفه‌ای وجود نداشته باشد، امتیاز آن ۳ می‌شود. اگر فقط یک‌بار در طول خواب بیدار شود، امتیاز آن ۲ می‌شود و در غیر این صورت، امتیاز آن ۱ می‌شود.

کیفیت عادت خواب، نشان‌دهنده نسبت طول مدت فعالیت خواب بدون وقفه به‌کل زمان خواب است. بر طبق مرجع [۷]، بر اساس فرمول زیر به دست می‌آید. اگر این عدد بالای ۸۵ درصد باشد، امتیاز آن ۳ است. اگر بین ۷۵ تا ۸۴ درصد باشد، امتیاز آن ۲ است. اگر عدد به‌دست‌آمده زیر ۷۵ درصد باشد، امتیاز آن ۱ است.

$$\text{کیفیت عادت خواب} = \left(\frac{\text{مدت زمان خواب بدون وقفه}}{\text{کل زمان فعالیت خواب شامل مدت زمان وقفه}}\right) * ۱۰۰ \quad (۱)$$

در جدول ۵ نام فعالیت‌ها، نوع و علت انتخاب شیوه گسسته‌سازی آنان بیان‌شده است.

**جدول ۵.** نام فعالیت‌ها، نوع و علت انتخاب شیوه گسسته سازی

| ردیف | نام فعالیت‌ها | نوع گسست‌سازی | علت |
|---|---|---|---|
| ۱ | تلفن، غذا خوردن و درست کردن، میزان استفاده از شبکه‌های اجتماعی، عبادات شبانه و مدت‌زمان بیرون بودن | استفاده از صدک | وابسته به مدت‌زمان انجام فعالیت هستند. |
| ۲ | میزان استراحت در طول روز، ساعات شروع و اتمام استراحت و ساعات شروع و پایان خواب | استفاده از عادات هفته گذشته | وابسته به زمان شروع یا اتمام فعالیت هستند. |
| ۳ | تلویزیون نگاه کردن، قدم زدن، مدت‌زمان خواب، وقفه در خواب و کیفیت عادت خواب | استفاده از مراجع | وجود تحقیقات معتبر برای آنان |
| ۴ | عبادات روزانه | میزان حضور سالمند در مسجد | تأثیر مراتب حضور در مسجد در خلق فرد |



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

## ۳-۳ فرآیند برچسب‌گذاری

جهت تشخیص وضعیت روزانه خلق شخص نیاز به برچسب‌گذاری نمونه‌های جمع‌آوری‌شده از سامانه هوشمند به‌صورت روزانه است. بدین منظور در این تحقیق از یک گروه روانشناسی با پرسشنامه مشخص جهت تحلیل خلق روزانه شخص استفاده‌شده است. با توجه به پرسشنامه تعریف‌شده در جدول ۶، گروه روانشناسی علاوه بر استفاده از ۱۸ ویژگی که از سامانه هوشمند استخراج‌شده، ۸ ویژگی روان‌شناختی با عناوین وضعیت دلهره، احساس تنهایی، کیفیت خواب، وضعیت سلامتی، انجام کارهای منزل و داشتن اشتها را ارزیابی می‌نماید.

**جدول ٦.** اطلاعات جمع‌آوری‌شده برای برچسب‌گذاری خلق توسط گروه روانشناس

| نام طبقه فعالیت‌ها | سؤالات | نام ویژگی (فعالیت) | سامانه هوشمند | روانشناس |
|---|---|---|---|---|
| فعالیت‌های اجتماعی | مدت‌زمان بیرون از منزل بودن | بیرون بودن | * | |
| | مدت‌زمان استفاده از تلفن ثابت | تلفن ثابت | * | |
| | مدت‌زمان استفاده از تلفن همراه | تلفن همراه | * | |
| | مدت‌زمان استفاده از برنامه‌های تلفن همراه | شبکه اجتماعی | * | |
| | انجام کارهای عام‌المنفعه و کمک به دیگران | عام‌المنفعه | | * |
| غذا | مدت‌زمان غذا خوردن | غذا خوردن | * | |
| | مدت‌زمان آماده‌سازی غذا | آماده‌سازی غذا | * | |
| | داشتن اشتها | اشتها | | * |
| خواب | میزان وقفه‌های خواب | وقفه‌های خواب | * | |
| | خوابیدن به‌موقع در شب | شروع خواب | * | |
| | بیدار شدن به‌موقع در صبح | پایان خواب | * | |
| | کیفیت عادت خواب | کیفیت عادت خواب | * | |
| | مدت‌زمان خواب کافی در طول شب | زمان خواب | * | |
| | کیفیت خواب | کیفیت خواب | | * |
| استراحت | طول مدت‌زمان نگاه کردن به تلویزیون | تلویزیون | * | |
| | شروع استراحت به‌موقع در طول روز | شروع استراحت | * | |
| | پایان استراحت به‌موقع در طول روز | پایان استراحت | * | |
| | میزان استراحت کافی در طول روز | مدت استراحت | * | |
| عبادات | انجام عبادات روزانه | عبادت روز | * | |
| | انجام عبادات شبانه | عبادت شب | * | |
| وضعیت بدنی | تعداد قدم‌های پیاده‌روی در طول روز (ورزش) | قدم | * | |
| | داشتن تحرک و نشاط و وضعیت بدنی مناسب | وضعیت بدنی | | * |
| کار در منزل | انجام کارهای مربوط به نظافت خانه | کارهای منزل | | * |
| احساسی | داشتن علائم شاد بودن | شاد بودن | | * |
| | نداشتن علائم دلهره | دلهره | | * |
| | نداشتن علائم حس تنهایی | تنهایی | | * |

برای برچسب‌گذاری وضعیت خلق روزانه شخص، پرسشنامه‌ای با تعداد ۳۸ سوال و در ۸ دسته تهیه‌شده است که اعتبار آن توسط سه روانشناس تایید شده است. گروه روانشناسی به‌صورت روزانه و با مراجعه به منزل



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

سالمند و از طریق مشاهده و با توجه به اطلاعات ارایه‌شده توسط سامانه هوشمند، سؤالات پرسشنامه را پاسخ می‌دهد. هر سؤال دارای سه گزینه زیاد، دارای امتیاز ۳، متوسط دارای امتیاز ۲ و کم دارای امتیاز ۱ است.

با توجه به امتیازاتی که گروه روانشناسی برای ۲۶ ویژگی می‌دهد، درمجموع عددی بین ۲۶ الی ۷۸ به‌عنوان امتیاز خلق شخص برای هرروز به دست می‌آید. با بررسی امتیازهای روزانه داده‌های آموزشی و استفاده از صدک، عدد ۵۵ به‌عنوان حد آستانه برای خلق شخص موردمطالعه رسیده می‌شود؛ به‌عبارت‌دیگر امتیاز بالای ۵۵ به‌عنوان خلق مرسوم و امتیاز زیر ۵۵ به‌عنوان پایین‌تر از خلق مرسوم در نظر گرفته می‌شود. این عدد با توجه به شرایط خلقی سالمند تحت نظارت و ویژگی‌های وی به‌دست‌آمده و سامانه بر اساس آن شخصی‌سازی‌شده است و ممکن است این عدد برای افراد دیگر و یا در شرایط دیگر متفاوت باشد.

لازم به ذکر است، مدل‌های یادگیری از ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های سامانه هوشمند جهت فرایند یادگیری استفاده می‌نمایند، اما گروه روانشناسی از هر دودسته ویژگی‌های به‌دست‌آمده از سامانه هوشمند و مشاهدات خود جهت برچسب‌گذاری خلق و سایر خصوصیات استفاده می‌نماید. برای برچسب‌گذاری هر طبقه، مقادیر گسسته ویژگی‌های طبقه فعالیت‌ها، در هرروز با یکدیگر جمع‌شده و با استفاده از صدک، داده‌های آموزشی برای رسیدن به ۳ مقدار توصیفی و با ۲ حد آستانه تبدیل می‌گردد. سپس کل داده‌ها با این ۲ حد آستانه به‌دست‌آمده، گسسته و طبقه فعالیت‌ها برچسب‌گذاری می‌شود.

در جدول ۶، نام طبقه فعالیت‌ها و سؤالات روان‌شناختی موردنیاز جهت برچسب‌گذاری هر طبقه و چگونگی به‌دست آوردن مقادیر ویژگی‌های هر طبقه (توسط سامانه هوشمند یا روانشناس)، شرح داده‌شده است. سه سطح اطلاعات شامل، ویژگی‌های مبتنی بر فعالیت[1]، ویژگی مبتنی بر طبقه فعالیت[2] و خصوصیات خلقی[3] در الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورداستفاده قرار می‌گیرد.

## ۳-٤ الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمند

در این تحقیق برای مدل‌سازی تشخیص خلق و تصمیم‌گیری هوشمند از دودسته الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای مدل کردن خلق استفاده‌شده است. در دسته اول، ارتباط میان متغیرها به کمک دانش فرد متخصص تعریف می‌گردد و سپس عمل یادگیری انجام می‌گیرد که از شبکه بیزین در این تحقیق استفاده می‌شود، این روش در شرایطی مفید است که دانش متخصص در تعریف ارتباط مابین متغیرها موجود باشد و همچنین چگونگی تجزیه‌وتحلیل تغییرات حالات کلاس با توجه به متغیرهای دیگر برای کاربر موردتوجه باشد. در دسته دوم، بدون استفاده از دانش فرد متخصص، سعی در یادگیری مدل جهت تشخیص کلاس با توجه به ورودی‌های سامانه می‌کند که روش‌های مشهوری همانند، ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه[4]، تحلیل متمایزکننده خطی[5]،

[1] Activity based feature
[2] Category of activity-based feature
[3] Mood state
[4] K-Nearest Neighbors
[5] Liner Discriminant Analysis



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

درخت تصمیم[1] و یادگیری دسته‌بندی جمعی[2] دسته‌ای و تقویتی استفاده گردید که در ادامه شیوه استفاده آن‌ها موردبررسی قرار خواهد گرفت.

شبکه بیزین نمونه‌ای از الگوریتم‌های دسته اول است که رویکرد یادگیری ماشین احتمالاتی همراه با ناظر است، در آن متخصصین می‌توانند ویژگی‌ها و روابط میانشان را در قالب گراف تعریف نماید که ویژگی‌ها در گره‌ها و روابط بینشان به‌صورت یال تعریف می‌شوند. داده‌های دارای برچسب، جهت یادگیری در فرایند کلاس‌بندی شبکه بیزین مورداستفاده قرار می‌گیرد. ازآنجاکه توپولوژی شبکه توسط متخصصان قابل‌تعریف است، تعداد نمونه‌های موردنیاز برای فرایند یادگیری نسبت به سایر روش‌ها کمتر خواهد بود [۲۱].

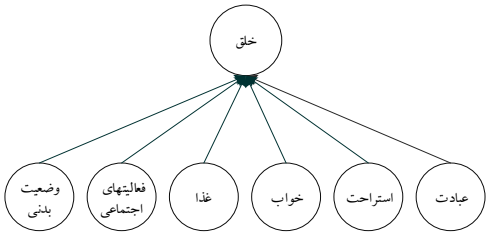
در این تحقیق شبکه بیزینی برای تبدیل سطوح مختلف اطلاعات در دو مرحله طراحی‌شده است. در اولین مرحله، از مجموعه‌ای از ویژگی‌ها مبتنی به فعالیت‌ها، به ویژگی‌ها مبتنی به طبقه فعالیت‌ها و در مرحله بعد از مجموعه ویژگی‌های مبتنی به طبقه فعالیت‌ها به حالت خلقی شخص خواهد رسید؛ بنابراین، برای درک وضعیت خلقی شخص، ابتدا باید ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها تخمین‌زده شود. برای تخمین هر ویژگی مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها، یک شبکه بیزین با استفاده از ویژگی مبتنی بر فعالیت‌های مربوطه به‌عنوان ورودی تعریف‌شده است.

معادله زیر، فرمول بیزین طراحی‌شده را نشان می‌دهد که احتمال حالت خلقی را با توجه به حالات ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها تخمین می‌زند.

P(خلق) و P(عبادات ,استراحت ,خواب ,غذا ,فعالیت اجتماعی ,وضعیت بدنی) نشان‌دهنده احتمالات اولیه متغیرها است و احتمال درست نمایی[3] ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها به‌صورت $P\left(\text{خلق}\middle|\text{عبادات ,استراحت ,خواب ,غذا ,فعالیت اجتماعی,وضعیت بدنی}\right)$ است که در گام آموزش محاسبه می‌شوند.

$$P\left(\textbf{خلق}\middle|\textbf{عبادات ,استراحت ,خواب , غذا , فعالیت اجتماعی,وضعیت بدنی}\right)=\frac{P(\textbf{خلق})*P(\textbf{عبادات ,استراحت ,خواب ,غذا ,فعالیت اجتماعی , وضعیت بدنی}|\textbf{خلق})}{P(\textbf{عبادات ,استراحت ,خواب , غذا , فعالیت اجتماعی,وضعیت بدنی})} \quad (۲)$$

در شکل ۲، گراف شبکه بیزین طراحی‌شده نشان داده‌شده است که اطلاعات را از سطح مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها به سطح حالت خلق تبدیل می‌نماید. همان‌طور که مشاهده می‌شود، شش ویژگی مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها وجود دارد که قبل از تشخیص حالت خلقی، باید توسط ویژگی‌های سطح فعالیت تخمین زده شود.




**شکل ۲.** گراف شبکه بیزین که برای تجزیه و تحلیل حالت خلقی از ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها استفاده می‌نماید

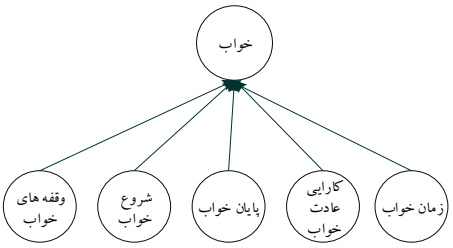
[1] Decision Tree
[2] Decision Tree Ensembles
[3] likelihood



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

برای محاسبه احتمال تابع درست‌نمایی ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها با توجه به حالات خلق، ابتدا نیاز به تشخیص حالات ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها در هر آزمایش است. در این صورت نیاز به تخمین ویژگی‌های مرتبط به طبقه فعالیت‌ها با استفاده از ویژگی‌های فعالیت مرتبط، به کمک رابطه‌های بیزین دیگری است. به‌عنوان نمونه برای تشخیص وضعیت طبقه خواب، شبکه بیزینی طراحی گردید که ویژگی‌های سطح فعالیت بانام‌های وقفه‌های خواب، شروع خواب، پایان خواب، کیفیت عادت خواب و زمان خواب را به طبقه خواب ارتباط می‌دهد. طبق شکل ۳، فرمول بیزین آن به شرح زیر است.

$$P(\text{خواب}|\text{کیفیت عادت خواب , زمان خواب, پایان خواب, شروع خواب, وقفه خواب}) = \frac{P(\text{خواب})*P(\text{کیفیت عادت خواب , زمان خواب, پایان خواب, شروع خواب, وقفه خواب})}{P(\text{کیفیت عادت خواب , زمان خواب, پایان خواب, شروع خواب, وقفه خواب})} \quad (۳)$$




**شکل ۳.** گراف ویژگی سطح طبقه خواب که از ۵ ویژگی سطح فعالیت به‌دست می‌آید

سایر فرمول‌های بیزین ویژگی‌های سطح فعالیت که برای رسیدن به ویژگی سطح طبقه فعالیت‌های متناظر مورداستفاده قرار می‌گیرد، به شرح زیر است.

ویژگی سطح طبقه فعالیت‌های اجتماعی:

$$P(\text{فعالیت اجتماعی}|\text{شبکه اجتماعی ,تلفن همراه ,تلفن ثابت ,بیرون بودن}) = \frac{P(\text{فعالیت اجتماعی})*P(\text{شبکه اجتماعی ,تلفن همراه ,تلفن ثابت ,بیرون بودن})}{P(\text{شبکه اجتماعی ,تلفن همراه ,تلفن ثابت ,بیرون بودن})} \quad (۴)$$

غذا:

$$P(\text{آماده‌سازی غذا,خوردن غذا}|\text{غذا}) = \frac{P(\text{غذا})*P(\text{غذا}|\text{خوردن غذا ,آماده سازی غذا})}{P(\text{خوردن غذا ,آماده‌سازی غذا})} \quad (۵)$$

استراحت:

$$P(\text{استراحت}|\text{تلویزیون ,مدت استراحت ,پایان استراحت ,شروع استراحت}) = \frac{P(\text{استراحت})*P(\text{استراحت}|\text{تلویزیون ,مدت استراحت ,پایان استراحت ,شروع استراحت})}{P(\text{تلویزیون ,مدت استراحت ,پایان استراحت ,شروع استراحت})} \quad (۶)$$

عبادات:

$$P(\text{عبادات}|\text{عبادات شب , عبادات روز}) = \frac{P(\text{عبادات})*P(\text{عبادات}|\text{عبادات شب ,عبادات روز})}{P(\text{عبادات شب ,عبادات روز})} \quad (۷)$$

ویژگی سطح طبقه وضعیت بدنی، فقط دارای یک ویژگی سطح فعالیت بانام تعداد قدم است که میزان تحرک و قدم زدن فرد در طول شبانه‌روز را ارزیابی می‌کند و برای این طبقه شبکه بیزین تعریف‌نشده و مستقیماً از حالت سطح فعالیت مرتبط با آن، یعنی همان قدم زدن برای تخمین وضعیت خلق استفاده می‌گردد. الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه، تحلیل متمایزکننده خطی، درخت تصمیم و یادگیری دسته‌جمعی



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

دسته‌ای و تقویتی نمونه‌ای از الگوریتم‌های دسته دوم می‌باشند که برخلاف روش بیزین از دانش اولیه متخصص برای طراحی ساختار مدل تصمیم استفاده نمی‌کند.

در ماشین بردار پشتیبان به دنبال پیدا کردن ابرصفحه‌ای هستیم که نمونه‌های دودسته را با دقت بالا از هم جدا کند [۲۲]. با فرض داشتن مجموعه داده آزمایشی $D$، که شامل $n$ نمونه به‌صورت $(x_i,y_i)$ باشد، که در آن $x_i$ شامل تمام ۱۸ ویژگی فعالیت‌های روزانه شخص و $y_i$ بیانگر یکی از دو کلاس وضعیت خلق برای نمونه $i$ است که به‌صورت $D=\{(x_i,y_i)\,|\,x_i\in\mathbb{R}^{۱۸},y_i\in\{-۱,۱\}\}_{i=۱}^{n}$ تعریف می‌شود. جایی که مقدار $y_i$ برابر۱ یا ۱- و هر $x_i$ یک بردار حقیقی۱۸ بعدی است. هدف پیدا کردن ابر صفحه جداکننده است که با بیشترین حاشیه‌ای امنیت نمونه‌های دودسته خلق را از هم جدا کند. روش ماشین بردار پشتیبان با هسته‌های مختلف با توجه به داده‌های آموزشی، سعی در انتخاب ابر صفحه جداسازی است که خطای تشخیص را کمینه کند.

در K نزدیک‌ترین همسایه، برای دسته‌بندی هر نمونه جدید با توجه به مقدار مشخص‌شده K، به محاسبه فاصله نمونه جدید با K نزدیک‌ترین نمونه‌های دارای برچسب، می‌پردازد و با توجه به تعداد رأی حداکثری نمونه‌های همسایه مربوط به دسته‌ها، در رابطه با برچسب نمونه موردنظر تصمیم‌گیری می‌شود. برای محاسبه این فاصله از روش‌های مختلفی نظیر فاصله اقلیدسی استفاده می‌گردد [۲۳]. ایده K نزدیک‌ترین همسایه به‌صورت $KNN(x_i)=\{j\in X\mid d(x_i,x_j)\le d(x_i,NN_K(x_i))\}$ تعریف می‌شود که در آن X نشان‌دهنده مجموعه داده‌ها، $d(x_i,x_j)$ بیانگر فاصله اقلیدسی میان نقاط داده‌ای $x_i$ و $x_j$ است. $NN_K(x_i)$ نیز k امین نقطه داده نزدیک به $x_i$ بر اساس فاصله است.

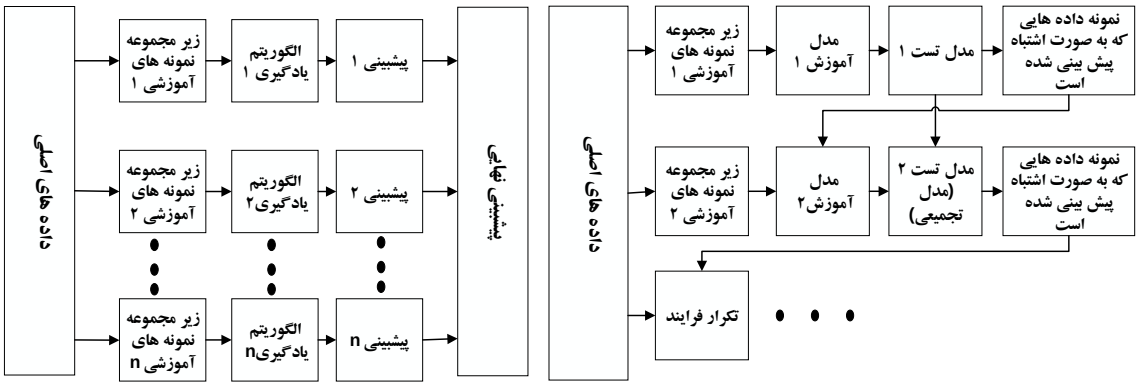
در تحلیل متمایزکننده خطی، مجموعه نمونه‌ها به‌صورت $\{x_i\}_{i=۱}^{n}$ که $x_i\in\mathbb{R}^m$ موجود باشد و نمونه‌ها به‌صورت ماتریس $X=[x_۱,x_۲,\ldots,x_n]\in R^{m+n}$ باشد، با فرض این‌که هر یک از نمونه‌ها متعلق به یکی از دو کلاس موجود باشد، روش موردنظر، نگاشت بین نمونه‌ها و کلاس‌ها را به‌گونه‌ای انجام می‌دهد که فاصله میان نمونه‌های کلاس‌ها حداکثر و فاصله نمونه‌های متعلق به یک کلاس حداقل گردد، به‌عبارت‌دیگر، دارای بیش‌ترین پراکندگی بین کلاسی و کم‌ترین پراکندگی درون کلاسی است [۲۴].

درخت تصمیم‌گیری، مدلی پیش‌بینی‌کننده است که به‌صورت بازگشتی بیان می‌شود. فضای ویژگی آن به زیرفضاهایی که دارای قابلیت پیش‌بینی دارد، تقسیم می‌گردد. درخت تصمیم را می‌توان به‌صورت گرافی جهت‌دار نشان داد که گره‌هایی دارای لبه‌های خروجی به‌عنوان گره داخلی و سایر گره‌ها، به‌عنوان گره‌های پایانی یا برگ در نظر گرفته شود. درخت تصمیم‌گیری با استفاده از مجموعه‌ای از تصمیم‌گیری‌های سلسله مراتبی بر روی ویژگی‌ها، فرایند کلاس‌بندی را انجام می‌دهد. در درخت، به هر برگ یک کلاس تخصیص داده می‌شود [۲۵]. در درخت تصمیم‌گیری، اگر مجموع داده‌ها $D=\{(x_۱,y_۱),\ldots,(x_i,y_i),\ldots,(x_n,y_n)\}$ که $x_i\in R^d, y_i\in R$ نمایش داده شود، درخت تصمیم تلاش می‌نماید، به‌صورت بازگشتی داده‌ها را به گونه‌ای از یکدیگر مجزا نماید که در هر گره، متغیرهای مستقل y به هم همگرا و نزدیک شوند.



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

یادگیری دسته‌بندی جمعی، زیرمجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیر است که می‌تواند آموزش مدل‌های انتخاب‌شده را با نمونه‌برداری‌های مختلف از مجموعه داده‌ها، انجام دهد. سپس نتایج این مدل‌ها به روش‌های مختلفی، همانند میانگین یا رأی گرفتن، در جهت تشخیص هدف ترکیب شوند. فرضیه اصلی روش موردنظر این است که با ترکیب مدل‌های مختلف، خطای هر یک از مدل‌های تشکیل‌دهنده این روش را با مدل‌های دیگر جبران نمود، بنابراین کارایی این روش از هر یک از مدل‌های زیرمجموعه بالاتر خواهد بود [۲۵]. دو نمونه از روش‌های یادگیری دسته‌جمعی، دسته‌ای و تقویتی نام دارند. در روش درخت دسته‌ای، هر نمونه داده آموزشی با احتمال مساوی در جهت ساخت درخت‌های تصمیم‌گیری جدید استفاده می‌گردد، اما درروش تقویتی احتمال وجود نمونه‌های آموزشی در ساخت درخت‌های تصمیم‌گیر جدید می‌تواند متفاوت باشد که این میزان احتمال، با توجه به نتیجه تشخیص نمونه موردنظر در درخت‌های تصمیم‌گیری قبلی، تنظیم می‌گردد. به‌عنوان‌مثال اگر نمونه موردنظر در درخت تصمیم‌گیر قبلی اشتباه تشخیص داده‌شده باشد، احتمال وجود این نمونه درداده های آموزشی جهت ساخت درخت‌های تصمیم‌گیر جدید، بیشتر خواهد شد. در شکل ۴، دیاگرام یادگیری دسته‌بندی جمعی، دسته‌ای و تقویتی نمایش داده‌شده است.




**شکل ٤.** دیاگرام یادگیری دسته‌بندی تقویتی (سمت راست) و دسته‌ای (سمت چپ)

## ٤ پیاده‌سازی و تحلیل نتایج

همان‌طورکه در بخش‌های قبلی توضیح داده شد، برای پیاده‌سازی بخش مطالعه، خانه زنی سالمند توسط حسگرهای دودویی تجهیز گردید و از تلفن همراه و دستبند هوشمند نیز جهت جمع‌آوری اطلاعات روزانه استفاده گردید. در همین حال، گروه روانشناس شرایط و حالات خلق سالمند را به‌صورت روزانه و از طریق مشاهده حضوری و بررسی اطلاعات تهیه‌شده توسط سامانه هوشمند برچسب‌گذاری نمود. بدین ترتیب در پایگاه داده ۳۰۸۴۴ رویداد از خانه هوشمند، ۳۲۴۲۰ رویداد از تلفن هوشمند و ۷۳۵ رویداد از دستبند در مدت‌زمان ۱۴۷ روز متوالی از تاریخ ۱۸ دی‌ماه ۱۳۹۸ الی ۱۳ خرداد ۱۳۹۹، ثبت‌شده است. در مدت‌زمان جمع‌آوری داده‌ها، حوادث متفاوتی از قبیل بارش برف سنگین و متعاقب آن قطعی برق، وقوع ماه مبارک رمضان که بسیاری از عادات فرد از قبیل الگوی غذا خوردن، نماز و خواب را تغییر می‌دهد، رخ داد. شیوع ویروس Covid-19 نیز در



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

کشور حادثه غیرقابل پیش‌بینی دیگری در زمان جمع‌آوری داده‌ها بود. با توجه به موارد ذکرشده، الگوی فعالیت روزمره فرد بارها تغییرکرده است، یکی از چالش‌های سامانه یادگیری ماشین در چنین شرایطی، یافتن الگوی مبتنی بر فعالیت مناسب در داده‌هایی است که تغییرات الگویی فراوان دارند. بدین منظور استخراج ویژگی‌هایی که بتواند با توجه به تغییرات الگوهای رفتاری شخص، کماکان عملکرد مناسبی در تشخیص حالات خلق داشته باشد، بسیار حیاتی است.

برای قطعه‌بندی بازه زمانی استخراج ویژگی‌های مبتنی بر فعالیت روزانه، داده‌ها از ساعت ۲۴ الی ۲۴ روز بعد بخش‌بندی شده است. البته ویژگی‌های مبتنی بر فعالیت خواب از این قاعده مستثنا می‌باشند و برای بخش‌بندی فعالیت‌های مذکور برای هرروز، از ساعت ۱۰ شب روز قبل تا اواسط ظهر روز جاری استفاده می‌گردد، زیرا فعالیت خواب می‌تواند از روز قبل شروع شود و تقسیم‌بندی استاندارد سایر فعالیت‌ها، توانایی پوشش دوره فعالیت خواب کامل در شبانه‌روز را ندارد.

پس از استخراج ویژگی‌های مبتنی بر فعالیت و انجام فرایند برچسب‌گذاری ویژگی‌های مبتنی بر طبقه فعالیت‌ها و خلق، مجموعه داده جهت آموزش و ارزیابی توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت بررسی و با استفاده از روش اعتبار سنجی متقابل با مقدار k[1] برابر با ۱۰ آماده گردید.

برای انجام پیاده‌سازی و ارزیابی مدل‌ها از ابزارهای موجود در نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. جهت ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها از پارامترهای ارزیابی شناخته‌شده، نظیر دقت[2]، صحت[3]، فراخوانی[4] و امتیاز F[5] استفاده شد. جدول ۷، نتایج حاصل، میانگین ده بار اجرای الگوریتم‌ها را نشان می‌دهد [۲۶].

**جدول ۷.** نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر روی‌داده‌های آزمایش

| الگوریتم‌های یادگیری ماشین | دقت | صحت | فراخوانی | F-امتیاز |
|---|---|---|---|---|
| ماشین بردار پشتیبان | ۸۸.۴۴ | ۸۸.۲۴ | ۸۶.۹۶ | ۸۷.۵۹ |
| درخت تصمیم | ۷۶.۸۷ | ۷۶.۴۷ | ۷۴.۲۹ | ۷۵.۳۶ |
| تحلیل متمایزکننده خطی | ۸۳.۶۷ | ۸۸.۲۴ | ۷۸.۹۵ | ۸۳.۳۳ |
| K نزدیک‌ترین همسایه | ۷۷.۵۵ | ۶۹.۱۲ | ۷۹.۶۶ | ۷۴.۰۲ |
| یادگیری دسته‌بندی جمعی(دسته‌ای) | ۸۳.۶۷ | ۸۲.۳۵ | ۸۲.۳۵ | ۸۲.۳۵ |
| یادگیری دسته‌بندی جمعی(تقویتی) | ۷۴.۱۵ | ۷۰.۵۹ | ۷۲.۳۷ | ۷۱.۶۴ |
| شبکه بیزین | ۷۱.۶۶ | ۷۱.۰۴ | ۷۳.۳۲ | ۷۲.۱۱ |

طبق نتایج به‌دست‌آمده با توجه به ویژگی‌های استخراج‌شده، روش ماشین بردار پشتیبان بهترین عملکرد برای تشخیص حالات خلق شخص را نشان می‌دهد. باید توجه نمود، در تمامی روش‌ها به‌غیر از شبکه بیزین تمام ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی و حالات خلق به‌عنوان خروجی سامانه است؛ اما در روش بیزین، ویژگی‌ها ابتدا به سطح طبقه فعالیت‌ها تبدیل و سپس از اطلاعات سطح طبقه فعالیت‌ها به وضعیت خلق شخص می‌رسیم. به همین

[1] 10-fold cross-validation
[2] Accuracy
[3] Precision
[4] Recall
[5] F-score

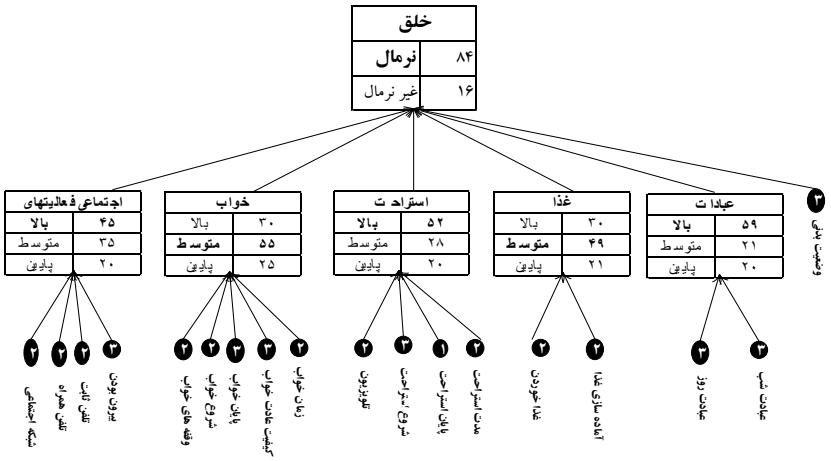


[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

دلیل، در تبدیل بردار ویژگی‌های فعالیت به بردار طبقه فعالیت‌ها، مقادیری از اطلاعات از دست می‌رود و همان‌طورکه در جدول نتایج مشهود است، دارای دقت تشخیصی پایین‌تر نسبت به سایر روش‌ها است.

یکی از مشکلات اساسی روش‌های یادگیری ماشین در کاربردهایی همانند پزشکی و روانشناسی، غیرقابل‌توصیف بودن نتیجه تشخیص ماشین توسط متخصصین است و اعتماد به ماشینی که همانند یک جعبه سیاه، ورودی را گرفته و خروجی بدهد، برایشان ممکن نیست. به همین منظور، روش شبکه بیزین می‌تواند علاوه بر تشخیص حالات خلق، علل تشخیصی خلق شخص را که در سطح طبقه فعالیت‌ها نهفته است را برای متخصص نمایان و در مسیر درمان کمک کند. به‌طور مثال، اگر ویژگی طبقه کیفیت خواب شخص وضعیت پایین را نشان دهد، در این صورت، کیفیت خلق وی نیز پایین می‌گردد و این رابطه توسط سامانه نمایش داده می‌شود، به‌عبارت‌دیگر، متخصص می‌تواند به نتیجه سامانه اعتماد بیشتری کند و با بررسی مشکل اختلال خواب، به درمان خلق شخص کمک بیشتری کند.

شکل ۵، شمای گرافی شبکه بیزین طراحی‌شده را نشان می‌دهد که متخصص علاوه بر احتمال هر یک از حالات خلق شخص، احتمال حالات طبقه فعالیت‌ها را نیز می‌تواند مشاهده کند؛ بنابراین، روانشناس با چنین سامانه‌ای، می‌تواند ارتباط قوی‌تری برقرار نموده و به‌صورت مؤثرتری از آن در جهت درمان استفاده نماید.




**شکل ۵.** نمونه‌ای از نتیجه یک شبکه بیزین مربوط به تشخیص حالات خلق به همراه خروجی سامانه برای طبقه‌های فعالیت و خلق شخص

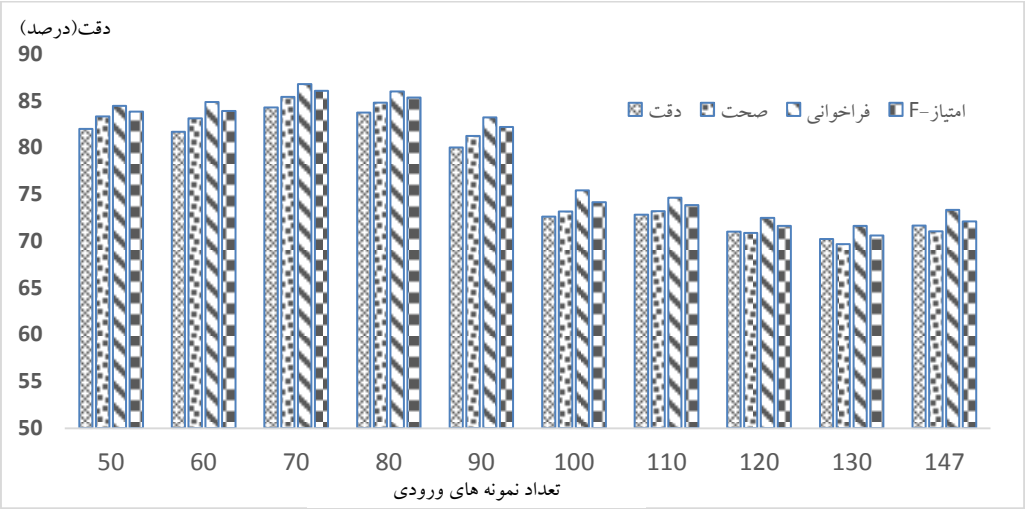
یکی از چالش‌های موجود در بررسی عملکرد سامانه‌های تشخیصی، تعداد و شرایط داده‌های تحت بررسی است، شکل ۶، عملکرد شبکه بیزین طراحی‌شده را با تعداد نمونه داده‌های متفاوت برای آموزش و آزمون را نشان می‌دهد.

شکل ۶، تعداد روزهای نمونه‌برداری از ۵۰ روز اول تا کل روزهای نمونه‌برداری را نشان می‌دهد، البته برای برداشت n نمونه اول تلاش‌شده با همان نسبتی که دو کلاس در کل داده‌ها داشته‌اند، n نمونه اول برداشت شود. از روز چهل و چهارمین روز نمونه‌برداری، ایام شیوع کرونا در کشور آغاز گردید، بنابراین برخی از عادات روزانه فرد تحت تأثیر آن قرارگرفته است. همان‌طور که در شکل ۶ می‌توان دید، سامانه طراحی‌شده، توانسته عملکرد قابل قبولی از خود نشان دهد. عملکرد تشخیصی مطلوب تا نودمین روز نیز ادامه دارد؛ ولی پس آن با افت



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

شدیدی در دقت تشخیص مواجه می‌گردیم که علت آن تغییرات نسبتاً شدید در عادات روزانه فرد تحت بررسی، به دلیل فرارسیدن ماه رمضان است. پس از فرارسیدن ماه رمضان و همچنین ادامه شیوع ویروس کرونا، محدودیت شخص در انجام روابط اجتماعی تشدیدشده و الگوی انجام فعالیت های روزانه همانند غذا خوردن و خوابیدن در مقایسه با قبل از ماه رمضان تغییرات فراوان را متحمل شده که منجر به پایین آمدن کیفیت خلق شخص گردیده است. این تغییرات شدید در عادات و خلق در عملکرد سامانه نیز تأثیر خود را برجای گذاشته است. علت این افت عملکرد سامانه می‌تواند کمبود تعداد نمونه با توجه به این میزان تغییرات عادات روزانه شخص باشد.




**شکل ٦.** عملکرد شبکه بیزین طراحی‌شده، با تعداد نمونه داده‌های متفاوت

## ۵ نتیجه‌گیری

در این مطالعه، مدل‌های تصمیم‌گیر هوشمند نظیر ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، تحلیل متمایزکننده خطی، یادگیری دسته‌بندی جمعی دسته‌ای و تقویتی، K نزدیک‌ترین همسایه و شبکه احتمالاتی بیزین برای تخمین وضعیت خلقی فرد سالمند با توجه به تغییرات فعالیت‌های روزمره، ارایه و موردمطالعه قرارگرفته شد. برای انجام قسمت پیاده‌سازی، سامانه هوشمندی شامل خانه، تلفن همراه و دستبند طراحی و ساخته شد که توسط آن داده‌های فعالیت‌های روزانه پنج‌ماهه فردی سالمند در یک پایگاه داده ثبت گردید. فرایند برچسب‌گذاری خلق روزانه فرد، توسط گروه روانشناس و با استفاده از اطلاعات سامانه هوشمند صورت گرفت. در تمامی الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده به‌غیراز شبکه بیزین، تمام ویژگی‌های به‌عنوان ورودی و حالات خلق به‌عنوان خروجی سامانه تصمیم‌گیر به کار گرفته شد؛ اما درروش شبکه بیزین، این امکان وجود دارد که مدلی گرافی احتمالاتی طراحی شود که شامل سه سطح اطلاعات، با نام‌های ویژگی‌های مبتنی بر فعالیت (ورودی سامانه)، طبقه فعالیت‌ها و حالت خلقی شخص باشد.

نتایج به‌دست‌آمده، نشان می‌دهد، الگوریتم‌های تصمیم‌گیر هوشمند به‌ویژه ماشین بردار پشتیبان که نیاز به دانش اولیه متخصص ندارند و فقط با داشتن مقدار کافی نمونه با ویژگی‌های به‌عنوان ورودی و حالات خلق به‌عنوان خروجی عمل مدل‌سازی را انجام می‌نمایند، دارای عملکرد دقیق‌تری برای تشخیص حالات خلق شخص



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

نسبت به مدل شبکه بیزین طراحی‌شده دارند. این اتفاق به دلیل ساختار لایه‌ای شبکه بیزین طراحی‌شده که مقادیری از اطلاعات به دلیل تبدیل بردار ویژگی‌های فعالیت به بردار طبقه فعالیت‌ها از دست می‌رود، رخ می‌دهد. البته الگوی فعالیت‌های روزمره شخص در مدت‌زمان جمع‌آوری داده‌ها به دلیل اتفاق رخدادهای محیطی متعدد، تغییرات زیادی را متحمل شده است. کمبود داده‌های موردنیاز با این حجم از تغییرات، یکی از چالش‌های روش‌های تصمیم‌گیر هوشمند در جهت یادگیری الگوهای رفتاری بوده است. از طرف دیگر، اکثر روش‌های تصمیم‌گیر هوشمند همانند یک جعبه سیاه عمل می‌کنند که کاربر نمی‌تواند علت تشخیص حالات خلق را از روی مدل بررسی نماید؛ اما روش شبکه بیزین طراحی‌شده که بر اساس سطوح مختلف اطلاعات مدل شده است، می‌تواند خصوصیات و تأثیرات هر یک از طبقه فعالیت‌ها را بر روی خلق، برای کاربر یا روانشناس نشان دهد تا روانشناس با تجزیه‌وتحلیل وضعیت فعالیت‌های شخص، به علت وضعیت خلقی وی پی ببرد.

ازآنجاکه عادات فعالیت روزانه شرکت‌کننده به دلیل وقایع غیرمنتظره چندین بار تغییر کرده است، می‌تواند بر عملکرد مدل‌های تصمیم‌گیر تأثیر منفی بگذارد. در آینده، قصد داریم با استخراج ویژگی‌های مؤثرتر و با استفاده از یک مدل تصمیم‌گیر پویا، اثر منفی این تغییرات را بر روی مدل تشخیصی کمتر نماییم.

**قدردانی**: نویسندگان از حمایت مالی وزارت علوم، تحقیقات و فناوری از این مقاله در قالب کد اعتباری ۲۶-۹۹-۰۲-۰۰۰۲۶۷ قدردانی می‌نمایند. نویسندگان از حمایت مالی پارک فناوری اطلاعات و ارتباطات از این مقاله در قالب کد اعتباری ۲۶-۹۹-۰۲-۰۰۰۲۶۷ قدردانی می‌نمایند.

## منابع

[1] Hossain, M.A., Ahmed, D.T. (2012). Virtual Caregiver: An Ambient-Aware Elderly Monitoring System. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. 16, 1024–1031.
[2] Blazer, D.G. (2003). Depression in late life: review and commentary. J. Gerontol. A Biol. Sci. Med. Sci. 58, 249–265.
[3] Ni, Q., García Hernando, A.B., de la Cruz, I.P. (2015). The Elderly's Independent Living in Smart Homes: A Characterization of Activities and Sensing Infrastructure Survey to Facilitate Services Development. Sensors (Basel). 15, 11312–11362.
[4] Monekosso, D., Florez-Revuelta, F., Remagnino, P. (2015). Ambient Assisted Living [Guest editors' introduction]. IEEE Intelligent Systems. 30, 2–6.
[5] Debes, C., Merentitis, A., Sukhanov, S., Niessen, M., Frangiadakis, N., Bauer, A. (2016). Monitoring Activities of Daily Living in Smart Homes: Understanding human behavior. IEEE Signal Processing Magazine. 33, 81–94.
[6] Park, K., Lin, Y., Metsis, V., Le, Z., Makedon, F. (2010). Abnormal human behavioral pattern detection in assisted living environments. In: Proceedings of the 3rd International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments. pp. 1–8. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA.
[7] Williams, J.A., Cook, D.J. (2017). Forecasting behavior in smart homes based on sleep and wake patterns. Technol Health Care. 25, 89–110.
[8] Lundström, J., Järpe, E., Verikas, A. (2016). Detecting and exploring deviating behaviour of smart home residents. Expert Systems with Applications. 55, 429–440.
[9] Yahaya, S.W., Lotfi, A., Mahmud, M. (2019). A Consensus Novelty Detection Ensemble Approach for Anomaly Detection in Activities of Daily Living. Applied Soft Computing. 83, 105613.



[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]

[10] Meng, L., Miao, C., Leung, C. (2016). Towards online and personalized daily activity recognition, habit modeling, and anomaly detection for the solitary elderly through unobtrusive sensing. Multimed Tools Appl. 1–21.
[11] Eisa, S., Moreira, A. (2017). A Behaviour Monitoring System (BMS) for Ambient Assisted Living. Sensors (Basel). 17.
[12] Paudel, R. Cognitive Health Prediction on the Elderly Using Sensor Data in Smart Homes. Proceedings of the Thirty-First International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2018.
[13] LiKamWa, R., Liu, Y., Lane, N.D., Zhong, L. (2013). MoodScope: Building a mood sensor from smartphone usage patterns. In: MobiSys 2013 - Proceedings of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 389–401.
[14] Russell, J.A. (1980). A circumplex model of affect. Journal of Personality and Social Psychology. 39, 1161–1178.
[15] Galambos, C., Skubic, M., Wang, S., Rantz, M. (2013). Management of Dementia and Depression Utilizing In- Home Passive Sensor Data. Gerontechnology. 11, 457–468.
[16] Dawadi, P.N., Cook, D.J., Schmitter-Edgecombe, M. (2016). Automated Clinical Assessment from Smart home-based Behavior Data. IEEE J Biomed Health Inform. 20, 1188–1194.
[17] Alberdi, A., Weakley, A., Schmitter-Edgecombe, M., Cook, D.J., Aztiria, A., Basarab, A., Barrenechea, M. (2018). Smart Home-Based Prediction of Multidomain Symptoms Related to Alzheimer's Disease. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 22, 1720–1731.
[18] Bautista-Salinas, D., González, J.R., Méndez, I., Mozos, O.M. (2019). Monitoring and Prediction of Mood in Elderly People during Daily Life Activities. In: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). pp. 6930–6934.
[19] Depp, C.A., Schkade, D.A., Thompson, W.K., Jeste, D.V. (2010). Age, affective experience, and television use. Am J Prev Med. 39, 173–178.
[20] Tudor-Locke, C.E., Myers, A.M. (2001). Methodological considerations for researchers and practitioners using pedometers to measure physical (ambulatory) activity. Res Q Exerc Sport. 72, 1–12.
[21] Murphy, K.P. (2001). Active Learning of Causal Bayes Net Structure.
[22] Boser, B.E., Guyon, I.M., Vapnik, V.N. (1992). A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers. In: Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory. 144–152. ACM Press.
[23].Ren, C., Sun, L., Yu, Y., Wu, Q. (2020). Effective Density Peaks Clustering Algorithm Based on the Layered K-Nearest Neighbors and Subcluster Merging. IEEE Access. 8, 123449–123468.
[24] Yin, F., Jiao, L.C., Shang, F., Xiong, L., Mao, S. (2014). Double linear regressions for single labeled image per person face recognition. Pattern Recognition. 47, 1547–1558.
[25] Dev, V.A., Eden, M.R. (2019). Gradient Boosted Decision Trees for Lithology Classification. In: Muñoz, S.G., Laird, C.D., and Realff, M.J. (eds.) Computer Aided Chemical Engineering. 113–118.
[26] Powers, D.M.W. (2020) Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. arXiv:2010.16061 [cs, stat].

[ Downloaded from mail.jorlu.ir on 2026-11-28 ]
[ DOR: 20.1001.1.22517286.2022.19.2.8.0 ]
[ DOI: 10.52547/jamlu.19.2.1 ]