|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | دانشگاه تهران  پردیس دانشکده‌های فنی  دانشکده برق و کامپیوتر |  |
|  | | | |
|  | | | |
| طرح پیشنهادی رساله دکتری  **ارائه روشی تفسیرپذیر برای ارزیابی اختلالات عملکردی صورت و صدا در بیماران مبتلا به پارکینسون** | | | |
| **عاطفه ایرانی** | | | |
| **استاتید راهنما:**  دکتر هادی مرادی  دکتر رشاد حسینی | | | |
|  | | | |
| **اردیبهشت ماه 1402** | | | |

|  |
| --- |
|  |

****

**چکیده**

بیماری پارکینسون یک اختلال عصبی پیش‌رونده است که با نشانه‌های حرکتی و غیرحرکتی مشخص می‌شود. علائم حرکتی این بیماری عبارت‌اند از کندی حرکت، سفتی، خشکی و لرزش که بر تعداد زیادی از اندام‌ها و عضلات بدن از جمله صورت تأثیر می‌گذارد و ممکن است فرد را در بروز احساسات چهره‌ای دچار مشکل کند. همچنین مبتلایان به پارکینسون اغلب دچار اختلالات صدا نظیر دیزآرتری می‌شوند. تشخیص این بیماری در مراحل اولیه بسیار حیاتی است زیرا درمان در این مرحله اثربخش‌تر است و روند پیشرفت بیماری کنترل می‌گردد. در سال‌های اخیر، تلاش‌های بسیاری برای توسعه روش‌های کارآمد تشخیص پارکینسون انجام شده است. این روش‌ها بر اساس علائم گوناگون پارکینسون، از منابع داده‌ای مختلف مانند گفتار، الگوهای حرکتی، تصاویر رادیولوژیک، نمونه‌های دستخط و ویدئو استفاده می‌کنند. این مطالعات معمولاً از یک نوع داده برای تشخیص استفاده می‌کنند.

در این پژوهش، هدف ما ارائه یک روش جامع برای تشخیص افراد مبتلا به بیماری در مراحل اولیه است. این روش از یک برنامه کاربردی بهره می‌برد که داده‌های تصویری، صوتی، دستخط و سایر علائم بالینی فرد را جمع‌آوری می‌کند و باتوجه‌به کل این اطلاعات، شدت بیماری را در فرد بررسی می‌کند. این روش نه‌تنها می‌تواند به افراد کمک کند تا قبل از مراجعه به پزشک مورد ارزیابی قرار گیرند، بلکه می‌تواند به پزشکان نیز در تشخیص و بررسی دقیق‌تر علائم بیمار کمک کند. یکی از جنبه‌های نوآوری این پژوهش درنظرگرفتن صدا و تصویر و دیگر مدالیتی‌ها به‌صورت ترکیبی است. همچنین، ازآنجایی‌که در کاربردهای پزشکی، دقت و قابلیت اطمینان سیستم همراه با تفسیرپذیری آن اهمیت زیادی دارد، روش پیشنهادی ما بر مبنای تشخیص هر یک از نشانه‌های بیماری و ارائه نتیجه‌ای علّی و قابل‌توضیح برای بیماری است. در توسعه این روش باید استحکام مدل را باتوجه‌به عدم‌قطعیت، داده‌های محدود، نویزدار و ناقص در نظر بگیریم.

**واژه‌های کلیدی**: بیماری پارکینسون، تشخیص هایپومیمیا، تشخیص از صوت و تصویر، تلفیق علائم بیماری

فهرست مطالب

[فصل 1 :پیشگفتار 1](#_Toc132469790)

[1-1- مقدمه 1](#_Toc132469791)

[1-2- علائم بیماری پارکینسون 1](#_Toc132469792)

[1-3- تشخیص بیماری پارکینسون 2](#_Toc132469793)

[1-4- اهداف پژوهش 5](#_Toc132469796)

[1-5- ساختار پژوهش 5](#_Toc132469797)

[فصل 2 :پیشینه تحقیق 2](#_Toc132469798)

[2-1- مقدمه 2](#_Toc132469799)

[2-2- پژوهش‌های حوزه تشخیص هوشمند پارکینسون 3](#_Toc132469800)

[2-3- نتیجه‌گیری 13](#_Toc132469805)

[فصل 3 :روش پیشنهادی 14](#_Toc132469806)

[3-1- مقدمه 14](#_Toc132469807)

[3-2- اپلیکیشن و نرم‌افزار جمع‌آوری داده 14](#_Toc132469808)

[3-3- بازی صدا 16](#_Toc132469809)

[3-4- نمونه موردمطالعه 21](#_Toc132469810)

[3-5- جمع‌آوری داده 22](#_Toc132469811)

[3-6- مدل پیشنهادی برای پردازش داده 17](#_Toc132469812)

[فصل 4 :روش آزمایش و زمان‌بندی 20](#_Toc132469813)

[4-1- مقدمه 20](#_Toc132469814)

[4-2- روش و مراحل پژوهش 20](#_Toc132469815)

[4-3- شیوه ارزیابی 22](#_Toc132469816)

[4-4- زمان‌بندی پیشنهادی 24](#_Toc132469817)

[4-5- جمع‌بندی 24](#_Toc132469818)

[فصل 5 :مراجع 26](#_Toc132469819)

[فصل 6 :واژگان 30](#_Toc132469820)

فهرست اشکال

[شکل ‏3‑1- نمای کلی اپلیکیشن 15](#_Toc132451494)

[شکل ‏3‑2 - بازی صدا 16](file:///D:\Daneshgah\Tez\Proposal\تمپلیت%20نگارش%20و%20تدوین%20پایان%20نامه.doc#_Toc132451495)

[شکل ‏3‑3- مدل پیشنهادی برای پردازش داده‌ها 19](#_Toc132451496)

فهرست جداول

[جدول 1- مراحل و زمان‌بندی پیش‌بینی شده برای تکمیل پروژه پیشنهادی 24](#_Toc132451497)

# پیشگفتار

## مقدمه

بیماری پارکینسون[[1]](#footnote-1) یک اختلال عصبی پیش‌رونده است که بر روی سیستم حرکتی انسان تأثیر می‌گذارد. این بیماری به دلیل نقص ناقل عصبی[[2]](#footnote-2) دوپامین[[3]](#footnote-3) در مغز ایجاد می‌شود و باعث ایجاد علائمی مانند لرزش دست‌ و پا، سفتی عضلانی، کاهش توانایی حرکت و تعادل بدن می‌شود [1]. همچنین، بیماران ممکن است در کنار علائم حرکتی با مشکلات شناختی، افسردگی و اختلالات خواب مواجه شوند. در حال حاضر، درمان قطعی برای بیماری پارکینسون وجود ندارد، اما روش‌های درمانی متنوعی وجود دارد که می‌توانند کمک کنند تا علائم را کنترل کرده و کیفیت زندگی بیماران را بهبود بخشند. این روش‌ها شامل مصرف داروهای جبران کننده دوپامین، جراحی مغزی و تمرینات فیزیوتراپی هستند.

## علائم بیماری پارکینسون

علائم حرکتی اصلی بیماری پارکینسون عبارتند از: 1) لرزش در استراحت که معمولاً در انگشتان، دستان، بازوها و پاها شروع می‌شود و در حالات پیشرفته به صورت، لب‌ها و چانه نیز منتشر می‌شود؛ 2) سفتی عضلانی[[4]](#footnote-4) یا ریگیدیته[[5]](#footnote-5) که باعث می‌شود حرکات بدن کند و سخت‌کار شود که در صورت منجر به لبخند سخت، حرکات کمتر در اطراف دهان و ابرو، کاهش پلک زدن و ابراز هیجان‌های نامتقارن می‌شود ؛ 3) برادیکینزی[[6]](#footnote-6) یا کاهش سرعت حرکات طبیعی بدن که می‌تواند بر عضلات صورت تأثیر بگذارد و باعث مشکلاتی در ابراز هیجان صورت شود. کاهش ابراز هیجان صورت، همچنین به عنوان هایپومیمیا[[7]](#footnote-7) یا نقاب‌زدگی[[8]](#footnote-8) شناخته می‌شود؛ و 4) تعادل و قدرت راه رفتن ضعیف شده که ممکن است منجر به سقوط و مشکلات پیشرفته‌تر شود [2, 3].

علائم غیرموتوری پارکینسون نیز در بیماران دیده می‌شود که عبارت‌اند از: 1) اختلالات خواب که شامل بی‌خوابی، خواب ناپایدار و خواب روزانه طولانی می‌شود؛ 2) اختلالات شناختی که می‌تواند به دمانس[[9]](#footnote-9) یا فراموشی منجر شود و تأثیر منفی بر توانایی برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری داشته باشد؛ 3) مشکلات روانی مانند افسردگی، اضطراب و تحریک‌پذیری که بر روحیه و کیفیت زندگی بیماران تأثیر می‌گذارد. 4( معمولاً این افراد در تشخیص احساسات از صدا و تصاویر به دلیل مشکلات شناختی دچار مشکل هستند [4]؛ 4) مشکلات دستگاه عصبی خودمختار[[10]](#footnote-10) مانند اختلالات گوارشی، تغییرات فشار خون.

## تشخیص بیماری پارکینسون

تشخیص بیماری پارکینسون بر اساس مشاهده علائم و نشانه‌های مربوط به بیماری است. به علت عدم وجود یک آزمایش مخصوص برای تشخیص پارکینسون، پزشکان از مشاوره، معاینه بالینی و بررسی تاریخچه‌ی پزشکی بیمار برای شناسایی بیماری استفاده می‌کنند. در مراحل اولیه بیماری، تشخیص دقیق ممکن است دشوار باشد، زیرا علائم موتوری مشابه دیگر اختلالات عصبی می‌تواند به وجود آید. همچنین، آزمایش‌های عصبی یا اسکن مغزی مانند سی‌تی‌اسکن[[11]](#footnote-11) و ام‌آرآی[[12]](#footnote-12) برای بررسی بیشتر و شناسایی اختلالات مشابه یا انسدادهای ساختاری در مغز استفاده می‌شود.

تشخیص زودهنگام بیماری پارکینسون از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا می‌تواند به بهبود مدیریت علائم و کاهش اثرات منفی این بیماری بر کیفیت زندگی بیماران کمک کند [5]. هرچند که درمان قطعی برای بیماری پارکینسون وجود ندارد، اما تشخیص به موقع امکان اجرای روش‌های درمانی را فراهم می‌آورد که می‌توانند به کنترل بهتر علائم و پیشگیری از پیشرفت بیماری کمک کنند. بنابراین، توسعه یک الگوریتم برای تشخیص در مراحل اولیه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین بسیار مهم است. این ابزارها می‌توانند به پزشکان کمک کنند تا تشخیص دقیق و کارآمد انجام دهند. رویکردهای مختلف تشخیص خودکار بر اساس داده‌های حرکتی، صدا و تصویر که از تلفن همرا، ساعت هوشمند یا سنسورهای دیگری جمع‌آوری می‌شود، برای تشخیص بیماری به کار می‌روند.

### آزمون یو‌پی‌دی‌آر‌اس[[13]](#footnote-13)

یکی از معروف‌ترین ابزارهای کلینیکی برای بررسی شدت و پیشرفت بیماری پارکینسون آزمون یو‌پی‌دی‌آر‌اس است. این مقیاس در سال 1987 توسط نورولوژیست‌ها به عنوان یک روش استاندارد برای ارزیابی این بیماری ارائه شد [6]. این آزمون شامل چهار بخش است: 1) علائم غیرحرکتی، 2) علائم حرکتی در زندگی روزانه، 3) ارزیابی حرکتی در معاینه کلینیکی و 4) عوارض جانبی درمان. این مقیاس به کارشناسان اجازه می‌دهد تا پیشرفت بیماری را به طور دقیق بررسی کرده و اثربخشی درمان‌ها را ارزیابی کنند.

در طول زمان، تغییراتی در این آزمون ایجاد شده است تا ارزیابی بهتری از بیماران پارکینسون انجام شود. در سال 2008، ام‌دی‌اس-یو‌پی‌دی‌آر‌اس[[14]](#footnote-14) توسط انجمن اختلالات حرکتی[[15]](#footnote-15) به عنوان یک نسخه به‌روزرسانی شده از این آزمون معرفی شد. این نسخه شامل تغییراتی در مقیاس سوالات است و نسبتا تاکید بیشتری روی تشخیص و درمان علائم غیر حرکتی بیماری پارکینسون دارد [2]. ام‌دی‌اس-یو‌پی‌دی‌آر‌اس به طور گسترده‌ای در جوامع پزشکی برای ارزیابی و پیگیری بیماران مبتلا به پارکینسون استفاده می‌شود و نقش مهمی در بهبود کیفیت درمان و مراقبت‌های این بیماران ایفا می‌کند.

### تشخیص با استفاده از صدا و تصویر

در مراحل اولیه بیماری پارکینسون، علائم صورت می‌تواند سرنخ‌های مهمی برای تشخیص ارائه دهد. این علائم که به عنوان ماسک صورت یا هایپومیمیا شناخته می‌شوند، با کاهش حالات خودبه‌خودی صورت مشخص می‌شوند و باعث می‌شوند چهره فرد کمتر بااحساس یا پویا به نظر برسد. این به دلیل کاهش دوپامین در مغز است که بر کنترل حرکتی از جمله عضلات مسئول حالات صورت تأثیر می‌گذارد. در نتیجه، افراد مبتلا به پارکینسون در مراحل اولیه ممکن است کاهش بروز احساسات را از طریق حالات چهره خود نشان دهند که منجر به ظاهری ماسکی شکل می‌شود. همچنین بیماری بر روی تعداد پلک‌زدن افراد تأثیر می‌گذارد و باعث می‌شود که فرد نسبت به افراد عادی کم‌تر پلک بزند. تشخیص زودهنگام بیماری با شناسایی این علائم در چهره می‌تواند صورت بگیرد [7].

در مراحل اولیه بیماری پارکینسون، علائم صدا و گفتار ممکن است بلافاصله آشکار نشود، اما تغییرات ظریفی ممکن است رخ دهد که 75 تا 90٪ از افراد مبتلا به پارکینسون را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد [8]. علائم عبارتند از کاهش حجم صدا، در نتیجه صدای نرم‌تر یا ضعیف‌تر، و صدای یکنواخت‌تر، که منجر به بیان کمتر بیان می شود. بیماران همچنین ممکن است مشکلاتی در بیان، ایجاد صدای نامفهوم یا نادقیق گفتار و سرعت گفتار نامنظم داشته باشند. این تغییرات به دلیل انحطاط نورون‌های تولید کننده دوپامین در مغز است که بر کنترل حرکتی از جمله ماهیچه‌های مورد استفاده برای تولید گفتار تأثیر می‌گذارد. با پیشرفت بیماری پارکینسون، این علائم گفتاری و صدا ممکن است بدتر شود و ارتباطات را برای افراد مبتلا چالش‌برانگیزتر کند. شناسایی گسترده این اختلالات، اهمیت تشخیص زودهنگام و مداخله در مدیریت بیماری پارکینسون را برجسته می‌کند [9].

## اهداف پژوهش

هدف نهایی این تحقیق ارائه یک روش نوآورانه و قابل‌تفسیر برای تشخیص بیماری پارکینسون در مراحل اولیه است. این روش درنظر دارد تا با ارائه علائمی از بیماری که در فرد دیده می‌شوند شدت هر علامت و مقدار اطمینان نسبت به جواب نهایی را ارائه بدهد. اصلی‌ترین مؤلفه‌هایی که برای تشخیص استفاده می‌شوند، صدا و تصویر هستند. این داده‌ها از یک نرم‌افزار کاربردی با هدف تشخیص و ارزیابی پارکینسون جمع‌آوری می‌شوند که شامل آزمون‌های متنوعی برای ارزیابی است و داده‌های آن از تنوع بالایی برخوردارند. این پژوهش به دنبال یک مدل هوشمند است که بتواند بر اساس این داده‌ها علائم بیماری را در فرد مورد بررسی قرار دهد. سپس با درنظرگرفتن فاکتورهای ریسک و خوداظهاری فرد، تصمیم‌گیری درمورد وجود یا عدم وجود بیماری صورت گیرد. هدف فرعی، طراحی و ساخت برنامه ای کاربردی است که غربالگری پارکینسون را فراهم آورد.

## نوآوری پژوهش

در این تحقیق، مجموعه‌ای جامع از ویژگی‌های صدا و چهره مرتبط با بیماری پارکینسون برای آموزش مدل‌ استخراج می‌شوند. تجزیه و تحلیل این ویژگی‌ها برای شناسایی علائم بالقوه جدید یا شاخص‌های اولیه بیماری پارکینسون، و به دست آوردن بینش در مورد روابط بین ویژگی‌های مختلف و بیماری نوآوری این پژوهش خواهد بود. در نهایت انتظار می‌رود تا در این پژوهش بتوان به مدل‌ یادگیری ماشینی با دقت و قابلیت اطمینان در تشخیص بیماری دست یافت.

## ساختار پژوهش

در ادامه مطالب در فصل 2، به بررسی پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه تشخیص هوشمند پارکینسون می‌پردازیم. سپس در فصل 3 روش پیشنهادی خود را شرح می‌دهیم و فعالیت‌های انجام شده و نتایج به‌دست‌آمده تاکنون را مطرح می‌کنیم. در نهایت در فصل 4 زمان‌بندی برای انجام کارها ارائه می‌دهیم.

# پیشینه تحقیق

## مقدمه

شیوع روزافزون بیماری پارکینسون باعث توسعه روش‌های تشخیص خودکار برای تشخیص و مداخله زودهنگام شده است. این روش‌ها از الگوریتم‌های پیشرفته، تکنیک‌های یادگیری ماشین و مدل‌های محاسباتی برای تجزیه و تحلیل انواع داده‌ها مانند حالات چهره، الگوهای گفتار، راه‌رفتن، دست‌نوشته و تصویربرداری عصبی استفاده می‌کنند. پتانسیل بهبود دقت تشخیصی و کاهش زمان و هزینه مرتبط با روش‌های تشخیصی سنتی، این روش‌های خودکار را در نبرد با این بیماری ناتوان‌کننده بسیار مهم می‌سازد.

ویژگی‌های صورت، صدا و دست خط به‌عنوان منابع بسیار ارزشمند داده در تشخیص بیماری پارکینسون ظاهر شده‌اند. تجزیه و تحلیل ویژگی‌های صورت بر روی تشخیص تغییرات ظریف در بیان و حرکت تمرکز می‌کند، مانند کاهش بیان چهره یا صورت ماسکی شده که از علائم رایج بیماری هستند. از سوی دیگر، ویژگی‌های صوتی، الگوهای گفتار و ویژگی‌های صوتی را بررسی می‌کنند تا اختلالات گفتاری مانند دیزآرتری[[16]](#footnote-16) را شناسایی کنند که منجر به نامفهوم یا آهسته گفتار و همچنین سایر تغییرات صوتی مانند کاهش حجم یا صدای یکنواخت می‌شود.

علاوه بر ویژگی‌های صورت و صدا، تجزیه و تحلیل دستخط نقش مهمی در تشخیص زودهنگام بیماری پارکینسون دارد. این بیماری اغلب باعث میکروگرافیا[[17]](#footnote-17) می‌شود، علامتی که با دستخط کوچک و تنگ مشخص می‌شود. با ارزیابی نمونه‌های دستخط یا نقاشی برای تغییرات اندازه، فشار و سرعت، روش‌های تشخیص خودکار می‌توانند وجود علائم حرکتی مرتبط با پارکینسون را تشخیص دهند. ادغام ویژگی‌های صورت، صدا و دستخط در الگوریتم‌های تشخیص، رویکردی جامع برای شناسایی بیماری پارکینسون ارائه می‌دهد و راه را برای مداخله مؤثر و به‌موقع هموار می‌کند.

## پژوهش‌های حوزه تشخیص هوشمند پارکینسون

در این بخش، پژوهش‌های مختلفی را بررسی خواهیم کرد که به استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به تشخیص و درمان بیماری پارکینسون می‌پردازند. این پژوهش‌ها شامل پژوهش‌هایی در حوزه تشخیص از روی چهره، صدا، رسم شکل و ترکیبی از این‌ها و سایر ویژگی‌ها هستند.

### تشخیص پارکینسون از روی چهره

تفسیر صحیح از احساسات صورت می‌تواند کمک کند تا بیماری پارکینسون را به‌صورت خودکار از طریق ویدئوها و عکس‌ها تشخیص دهیم. مطالعات در مورد تشخیص پارکینسون از کاربران خواسته می‌شود که در مقابل دوربین احساس خاصی مانند خوشحالی، خشم یا ناراحتی را بروز دهند تا بتوانند هایپومیمیا، توانایی بیان احساسات، نرخ پلک‌زدن را بررسی کنند. این مطالعات از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و روش‌های یادگیری عمیق با بهره‌گیری از ویژگی‌های مختلفی از تصویر بهره برده‌اند.

#### ویژگی‌های استفاده شده در تشخیص از روی چهره

ویژگی‌های مختلفی که از ویدئو و یا عکس در این مطالعات استخراج می‌شوند، شامل موارد زیر هستند:

* *ویژگی‌های هندسی*[[18]](#footnote-18): در رویکرد مبتنی بر ویژگی‌های هندسی، گام اولیه، مشخص‌کردن و ردیابی مجموعه‌ای از نقاط کلیدی[[19]](#footnote-19) صورت است که اطلاعات فیزیکی ویژگی‌های صورت را نشان می‌دهند [10]. این روش نقاط کلیدی چهره و فواصل آن‌ها را تجزیه و تحلیل می‌کند.
* *ویژگی‌های بافتی*[[20]](#footnote-20)*:* بافت‌ها با استفاده از روشی مانند الگوی باینری محلی[[21]](#footnote-21) [11] و ماتریس همزمانی سطح خاکستری[[22]](#footnote-22) [12]، و هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار[[23]](#footnote-23) [13] استخراج می‌شوند.
* *سیستم کدگذاری حرکات صورت*[[24]](#footnote-24): سیستم کدگذاری حرکات صورت یک سیستم جامع و مبتنی بر آناتومیک برای توصیف تمام حرکات صورت قابل‌مشاهده است. حالات صورت را به اجزای منفرد حرکت ماهیچه‌ای که واحدهای عمل[[25]](#footnote-25) نامیده می‌شوند، تجزیه می‌کند [14, 15].
* *تغییرات در هیجانات ابراز شده در چهره*
* *فریم‌های ویدئو و تصاویر به‌صورت خام*
* *تعداد و مدت‌زمان پلک‌زدن فرد*

همچنین ترکیب ویژگی‌های هندسی و ویژگی‌های بافتی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای کمک به تشخیص هایپومیمیا استفاده می‌شوند [12].

فریم‌ها و تصاویر می‌توانند به طور مستقیم در روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص مورداستفاده قرار گیرند. در این روش‌ها قبل از اینکه تصاویر به یک شبکه تغذیه شوند، با استفاده از متدهای بینایی ماشین پیش‌پردازش شده و داده‌های افزوده شده[[26]](#footnote-26) به شبکه داده می‌شوند. انواع مختلفی از شبکه‌های عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنال[[27]](#footnote-27)، شبکه‌های عصبی بیزی[[28]](#footnote-28) و شبکه‌های باقیمانده[[29]](#footnote-29) استفاده می‌شوند. درحالی‌که رویکردهای یادگیری عمیق برای تشخیص پارکینسون کمتر رایج است، آن‌ها نتایج امیدوارکننده‌ای را در برخی موارد نشان ‌داده‌اند. مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از ویدئو نسبت به ‌تک عکس در تشخیص این بیماری مؤثرتر است.

#### تشخیص با استفاده از عکس

برخی روش‌ها به تشخیص هایپومیمیا با استفاده از عکس می‌پردازند. روش‌های مبتنی بر عکس از نقاط کلیدی چهره و حرکت آن‌ها، تصاویر سه بعدی شبیه‌سازی‌شده، یا تصاویر حرارتی گرفته‌شده با دوربین‌های مادون قرمز استفاده می‌کنند [16-19].

در مطالعه [16] بر روی ناهمسانی شکاف پلکی[[30]](#footnote-30) و جدایی ناخواسته لب‌ها در عکس‌های سلفی کار شده است و با استفاده از رگرسیون لجستیک[[31]](#footnote-31) دقت 80 درصدی کسب کردند. در [18] برای شناسایی هایپومیمیا از تصاویر ثابت با استفاده از چارچوبی که شامل شناسایی چهره، ایجاد نقاط کلیدی، نرمال‌سازی تصویر، استخراج ویژگی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بودند، دقت 67.33% درصدی کسب کردند.

در مقایسه با روش‌های یادگیری ماشین، تعداد کمی از پژوهشگران رویکرد یادگیری عمیق را برای شناسایی بیماری پارکینسون انتخاب کرده‌اند. یاکوبوفسکی[[32]](#footnote-32) و همکاران [17] از تصاویر دوربین و تصاویر حرارتی صورت بیماران استفاده کردند و در فرآیند شناسایی از شبکه‌های کانولوشنال و ادغام[[33]](#footnote-33) تصویر بهره بردند. در این مطالعه که از شبکه‌های عمیق بهره برده ‌شده است، شبکه‌ی الکس‌نت[[34]](#footnote-34) سازگار شده نتایج بهتری نسبت به ویژگی‌های هندسی نشان داد. در [19] یک پایگاه داده صورت ایجاد کردند، پیش‌پردازش تصویر انجام دادند و با استفاده از یک شبکه کانولوشنال 14 لایه برای استخراج ویژگی و دسته‌بندی، دقت 85 درصدی روی تصاویر آزمایشی به دست آوردند.

#### تشخیص با استفاده از ویدئو

برخی روش‌ها از چند فریم ویدئو استفاده می‌کنند و در واقع تغییرات چهره را بررسی کرده تا بر اساس آن پارکینسون را تشخیص دهند.

در مطالعه [20] شدت هایپومیمیا را با استفاده از یک سنسور سه‌بعدی که حرکات صورت را به دقت بررسی می‌کرد، ارزیابی کردند و دقت بالایی کسب کردند. در مطالعه [21] بیماری پارکینسون را بر اساس شدت هیجانات مختلف بروز داده ‌شده در زمان قرائت یک متن، شناسایی کردند و با الگوریتم ایکس‌جی‌بوست[[35]](#footnote-35) دقت 69٪ کسب کردند. در مطالعات [22] و همچنین [23] بر اساس واحدهای عمل ابراز شده در طول ویدئو دسته بندی بین افراد سالم و مبتلا به پارکینسون با استفاده از ماشین بردار پشتیبان[[36]](#footnote-36) و رگرسیون لجستیک به دقت 95% رسیدند.

در مطالعه [24] محقق شش احساس اولیه صورت خشم، انزجار، ترس، شادی، غم و تعجب را از هر شرکت کننده ثبت کرد. چهل نقطه کلیدی از صورت بر اساس ویژگی‌های چهره مشخص شد. این نقاط ردیابی شدند و چهل فاصله اقلیدسی در هر فریم محاسبه شد. همچنین، یک شاخص تحرک صورت[[37]](#footnote-37) بر اساس فواصل بین نقاط اصلی هر عضله و نقاط کلیدی صورت ایجاد شد. با استفاده از این ویژگی‌ها الگوریتم‌های کا‌-نزدیک‌ترین همسایه[[38]](#footnote-38) و جنگل تصادفی[[39]](#footnote-39) بهینه‌ترین تکنیک‌ها در طبقه‌بندی داده‌ها شناخته شدند.

در مطالعه [25] یک چارچوب یادگیری عمیق برای تشخیص و ارزیابی هایپومیمیا با استفاده از سگمنت‌های ویدئویی از افرادی که احساسات مختلف را نشان می‌دهند، معرفی شد. بر طبق این مطالعه، سازگارکردن دامنه احساسات با استفاده از روش‌های یادگیری انتقالی[[40]](#footnote-40) راه موثری برای مدل کردن هایپومیمیا در بیماران است. نتایج این مطالعه نشان داد که استفاده از تابع هزینه ‌سه‌گانه[[41]](#footnote-41) عملکرد مدل وی‌جی‌جی8[[42]](#footnote-42) و رزنت7[[43]](#footnote-43) را بهبود بخشید. همچنین، بردارهای ویژگی چند فریم[[44]](#footnote-44) نتایج بهتری نسبت به بردارهای ویژگی تک عکس نشان داد. در حالی که روش پیشنهادی برای تشخیص بیماران مناسب است، به همان اندازه برای تشخیص افراد سالم موثر نیست.

در [26] با بهره‌گیری از دو دیتاست از افراد سالم و بیمار که از یوتیوب[[45]](#footnote-45) استخراج شده بود، مدلی بر پایه وی‌جی‌جی آموزش دید. پس از آموزش، الگوریتم به هر فریم ویدیو امتیازی بر اساس میزان هایپومیمیا تشخیص داده شده توسط الگوریتم در آن فریم اختصاص داد. توزیع احتمال برای هر ویدیو شکل متفاوتی متناسب با شدت هایپومیمیا داشت. از توزیع چگالی امتیاز فریم‌های ویدیو برای طبقه‌بندی هر ویدیو استفاده شد. این نشان داد که ویدئوهایی که هایپومیمیا کمی دارند، دارای توزیع با چولگی مثبت هستند.

کاهش نرخ پلک زدن چشم یک علامت رایج در بین بیماران پارکینسون است و می‌تواند به طور موثر به عنوان داده برای تشخیص بیماری مورد استفاده قرار گیرد. چشم‌های افراد سالم حرکات مکرر و انعطاف‌پذیرتری دارند و مدت پلک زدن آنها بیشتر است. در مقابل، چشم های بیمار مبتلا به پارکینسون سرعت پلک زدن کمتر و مدت زمان پلک زدن کمتری دارند. برای تشخیص تعداد پلک زدن در دقیقه از روش‌های پردازش تصویر استفاده می‌شود و سپس طبقه بندی انجام می‌شود [27-29].

### تشخیص پارکینسون از روی صدا

افراد مبتلا به پارکینسون ممکن است هیپوفونیا[[46]](#footnote-46)، کاهش بلندی صدا، را تجربه کنند که شنیدن و درک گفتار آن‌ها را دشوار می‌کند. علاوه بر این، آن‌ها ممکن است صدایی یکنواخت داشته باشند و صدای آن‌ها فاقد تنوع رایج در زیر و بم و ریتم باشد. سایر مشکلات رایج صدا عبارت‌اند از: صدای خشن، بیان نادرست، و گفتار بسیار سریع یا غیر قابل فهم. تشخیص زودهنگام و مداخله، مانند گفتار درمانی، می تواند به کاهش این مسائل و بهبود رفاه کلی افراد مبتلا به بیماری پارکینسون کمک کند. اختلالات دیزآرتری[[47]](#footnote-47) صدا، مانند هایپوفونیا یا به طور جامع‌تر هایپوکینتیک دیزآرتری[[48]](#footnote-48) از علائم شایع پارکینسون هستند [30]. این بیومارکرهای صوتی را می‌توان با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشینی برای تشخیص وجود بیماری تجزیه و تحلیل کرد و یک ابزار تشخیصی غیر تهاجمی و مقرون به صرفه را ارائه کرد. برای تشخیص این اختلالات عمدتا از ویژگی‌های آکوستیک صدا شامل ویژگی‌های ایستا[[49]](#footnote-49) و داینامیک[[50]](#footnote-50) استفاده می‌شود [31].تعدادی از این ویژگی‌ها عبارت‌اند از:

**ویژگی‌های ایستا:**

* میانگین فرکانس پایه: میانگین زیروبمی صدای گوینده.
* جیتر[[51]](#footnote-51) و شیمر[[52]](#footnote-52): اندازه‌گیری تغییرپذیری در فرکانس اساسی و دامنه، به ترتیب. افزایش آن‌ها ممکن است نشان‌دهنده دیز‌آرتری باشد.
* ضرایب کپستروم فرکانس مل[[53]](#footnote-53) : این ویژگی‌ها شکل طیفی سیگنال گفتار را نشان می‌دهند و می‌توانند به شناسایی الگوهای گفتاری دیزارتریک کمک کنند.
* نسبت هارمونیک به نویز[[54]](#footnote-54): این اندازه‌گیری نسبت اجزای تناوبی به نویز را در سیگنال گفتاری. هر چه مقادیر آن پایین‌تر باشند نشان می‌دهد که صدا نویزی‌تر یا تنفسی‌تر است.
* فرمانت‌ها[[55]](#footnote-55): فرکانس‌های تشدیدکننده دستگاه صوتی هستند که می‌توانند به شناسایی صداهای گفتاری مختلف کمک کنند.

**ویژگی‌های داینامیک:**

* مشخصه‌ی کانتور پیچ[[56]](#footnote-56): الگوی تغییرات پیچ (فرکانس اساسی) در طول زمان که ممکن است در بیماران نامنظم یا کاهش‌یافته باشد.
* نرخ سخن: نرخ تولید هجاها یا کلمات که ممکن است تغییر کند.
* مدت وقفه: طول وقفه‌ها بین بخش‌های سخنرانی که ممکن است در هایپوکینتیک دیزآرتری طولانی‌تر باشد.
* زمان آغاز صدا: زمان بین رهاسازی همخوان انفجاری[[57]](#footnote-57) و شروع ارتعاش صفحه‌های صوتی که این معیار در افراد مبتلا به دیزآرتری ممکن است تغییر کند.
* مشتقات مرتبه اول و دوم ویژگی‌های ثابت مانند ام‌اف‌سی‌سی[[58]](#footnote-58): این ویژگی‌ها که نرخ تغییر و شتاب در سیگنال صوتی را نشان می‌دهند. این ویژگی‌ها می‌توانند در بررسی پویایی تولید صوت کمک کنند و ممکن است برای شناسایی هایپوکینتیک دیزآرتری به‌خصوص مفید باشند.

در ادامه بعد از مشخص کردن این ویژگی‌ها، ویژگی‌های مهم‌تر با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی انتخاب شده و در بعضی موارد از روش‌های استخراج ویژگی مانند تحلیل‌ مولفه‌های اساسی[[59]](#footnote-59) استفاده می‌شود [32]. سپس برای طبقه‌بندی از روش‌های یادگیری ماشین مانند کا-نزدیک‌ترین همسایه وماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود [33]. در برخی موارد این ویژگی‌ها به صورت مستقیم به شبکه عصبی داده می‌شود [31, 34] . دقت این روش‌ها عموما بالا بوده و به عنوان روشی موثر در تشخیص به حساب می‌آیند.

یکی دیگر از روش‌های تشخیص پارکینسون بر اساس اسپکتروگرام[[60]](#footnote-60) صدا است. اسپکتروگرام یک نمایش گرافیکی از طیف فرکانسی سیگنال صدا به‌عنوان یک تابع از زمان است. این روش اطلاعات مفیدی را در مورد توزیع انرژی فرکانسی در طول زمان ارائه می‌دهد که می‌تواند به شناسایی تغییرات مربوط به پارکینسون در صدا کمک کند. در تشخیص پارکینسون بر اساس اسپکتروگرام، الگوهای غیرمعمول و تغییراتی که در ساختار اسپکتروگرام در افراد مبتلا به پارکینسون رخ می‌دهد، مورد بررسی قرار می‌گیرند. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق، می‌توان این تغییرات و الگوهای منحصربه‌فرد را برای تشخیص و طبقه‌بندی پارکینسون استخراج کرد و به ارائه‌ی مدل‌های قوی‌تری برای تشخیص این بیماری کمک کرد [35].

### تشخیص پارکینسون از روی دستخط

در بیماری پارکینسون سفتی و سختی در عضلات دست رخ می‌دهد که ممکن است باعث تغییر در حرکت‌های دست و پایین آوردن کیفیت نوشتن شود. ازاین‌رو استفاده از دستخط و نقاشی، مانند نوشتن جملات یا کشیدن مارپیچ، برای تشخیص علائم اولیه بیماری پارکینسون مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. این فعالیت‌ها می‌توانند تغییراتی را در کنترل حرکتی، سرعت و دقت که ممکن است نشان‌دهنده بیماری باشند، آشکار کنند. شاخص‌های کلیدی در تجزیه و تحلیل رسم مارپیچ یا دستخط برای تشخیص پارکینسون عبارت‌اند از [36]:

* میکروگرافیا[[61]](#footnote-61): فرد مبتلا به پارکینسون ممکن است در ابتدای نوشتن به اندازه عادی همیشه بنویسد؛ اما کم‌کم شروع به ریز نوشتن می‌کند.
* فشار قلم: افراد مبتلا به پارکینسون ممکن است فشار بیش از حدی را هنگام نوشتن اعمال کنند.
* سرعت نوشتن: تغییر در سرعت نوشتن یا مکث در حین نوشتن ممکن است نشان‌دهنده مشکلات در کنترل حرکتی باشد.
* لرزش: لرزش یا حرکات نوسانی غیرارادی که ممکن است باعث ایجاد خطوط نامنظم یا ناهموار در مارپیچ شود.
* دقت: مشکل در حفظ فاصله ثابت بین خطوط مارپیچ، یا دنبال‌کردن یک منحنی صاف و پیوسته، می‌تواند نشان‌دهنده مسائل مربوط به کنترل موتور باشد.
* صافی خط: افراد مبتلا به پارکینسون ممکن است در حفظ یک خط صاف و پیوسته هنگام کشیدن مشکل داشته باشند که منجر به شکستگی یا تغییر ناگهانی جهت می‌شود.

برای تشخیص بیماری از روی این نشانه‌ها روش‌های متفاوت یادگیری ماشین به ‌کار می‌روند. در این روش‌ها معمولاً یا از یک روش نظارت شده[[62]](#footnote-62) مانند درخت بردار پشتیبان و درخت تصمیم استفاده می‌شود یا این‌که از شبکه‌های عمیق استفاده می‌شود [37].

برناردو[[63]](#footnote-63) و همکاران [27] نمونه‌های نقاشی کشیده شده توسط شرکت‌کنندگان را با استفاده از یک نرم‌افزار جمع‌آوری کردند. این نقاشی‌ها شامل 85 مثلث، 80 مارپیچ و 76 مکعب بود. پس از استخراج 11 ویژگی بهینه از این الگوها، آن‌ها را با مدل‌های مختلف یادگیری مانند ماشین بردار پشتیبان و بیز ساده[[64]](#footnote-64) آموزش دادند. دقت نتایج به‌دست‌آمده توسط این سیستم حدود 96٪ بود. به‌این‌ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که این روش می‌تواند در تشخیص مؤثر باشد.

در مطالعه [38] محققان با ترکیب چندین مجموعه داده دست‌نویس از افراد مبتلا به پارکینسون موجب افزایش و تنوع داده‌ها شدند. در نهایت با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری انتقالی در یادگیری عمیق، توانستند به نرخ دقت 99.22% در شناسایی پارکینسون دست یابند که از روش‌های پیشرفته فعلی بهتر عمل کرد.

### تشخیص پارکینسون با داده‌های چندوجهی[[65]](#footnote-65)

مطالعات اندکی از ترکیب داده‌های مختلف مانند صدا و تصویر برای تشخیص استفاده کرده‌اند. در یک تحقیق جدید، جوشی[[66]](#footnote-66) و همکاران [39] ویژگی‌های صوتی را با فیلم‌هایی از بیماران مبتلا به پارکینسون که در حال صحبت کردن بودند تلفیق کردند. در این تحقیق، از واحدهای عمل صورت که از فیلم استخراج شده و 160 ویژگی صوتی ثابت استفاده شده است. یک چارچوب شبکه عصبی بیزی سلسله مراتبی برای فعال‌سازی یادگیری پارامترهای مدل، که با مفاهیم از پیش تعریف شده مانند جنسیت بیمار و شدت ابراز احساسات سازگار است، به کار گرفته شده است. در نهایت، مهمترین واحدهای عملی صورت 5 و 12 بوده‌اند، در حالی که واحد‌های 17 و 45 کمترین اهمیت را داشته‌اند.

مطالعه [40] نیز یکی دیگر از آن‌هاست که از داده‌های مولفه‌های لرزش، اختلالات صوتی، سرعت واکنش، تعادل و قدم زدن برای آموزش سامانه هوشمند استفاده کرده است. طبق این پژوهش، قوی‌ترین عامل برای تفکیک بیماران پارکینسونی از گروه کنترل، لرزش وضعی[[67]](#footnote-67)، لرزش در حالت استراحت[[68]](#footnote-68) و اختلالات صوتی بوده است.

## نتیجه‌گیری

باتوجه‌به تحقیقات انجام شده در حوزه تشخیص هوشمند پارکینسون، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در تشخیص بیماری پارکینسون بر اساس مشاهدات چهره، صدا و دستخط، می‌تواند در کمک به تشخیص بیماری مؤثر باشد.

بر اساس بررسی ما از روش‌های هوشمند تشخیص از چهره و گفتار، متوجه شدیم که یکی از زمینه‌هایی که به طور کامل مورد بررسی قرار نگرفته است، تأثیر بررسی احساسات ناخودآگاه در صوت و چهره برای تشخیص پارکینسون است. در مطالعات موجود معمولاً از شرکت‌کنندگان خواسته شده تا یک احساس خاص یا یک کلمه خاص را بیان کنند که سپس آن تجزیه و تحلیل می‌شود. علاوه بر این، درصورتی‌که ویژگی‌های مربوط به پلک‌زدن با ویژگی‌های صورت ترکیب شود احتمالاً نتایج بهتری به دست‌ آید. علاوه‌ بر این، ترکیب علائم چهره با گفتار، به می‌تواند نتایج ارزند‌ه‌ای ارائه دهد و یکی از کارهایی است که در این زمینه کم‌تر به آن پرداخته شده است. برخی از مطالعات منحصراً بر روی حالات چهره برای تشخیص بیماری پارکینسون تمرکز داشتند، درحالی‌که برخی دیگر ویژگی‌های گفتار را تجزیه و تحلیل کردند. ترکیب هر دو رویکرد ممکن است برای توسعه ابزارهای تشخیصی دقیق که شامل طیف کامل علائم حرکتی باشد، امیدوارکننده باشد. همچنین تجزیه و تحلیل احساسات در صداهای گفتاری می‌تواند یک رویکرد جدید برای تشخیص باشد. کار آینده در این زمینه باید بر اصلاح و بهبود دقت و قابلیت اطمینان الگوریتم‌ها و مدل‌های موجود، کاوش در ترکیب منابع داده‌های مختلف، و یکپارچه‌سازی رویکردهای جدید مانند تحلیل احساسات در گفتار متمرکز شود.

# روش پیشنهادی

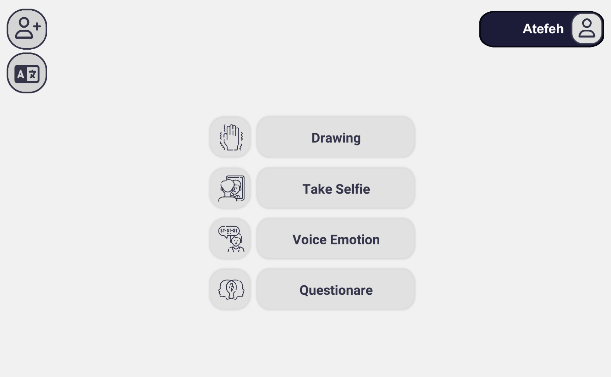
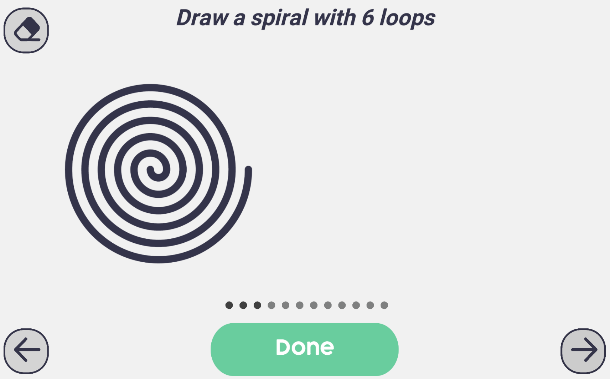
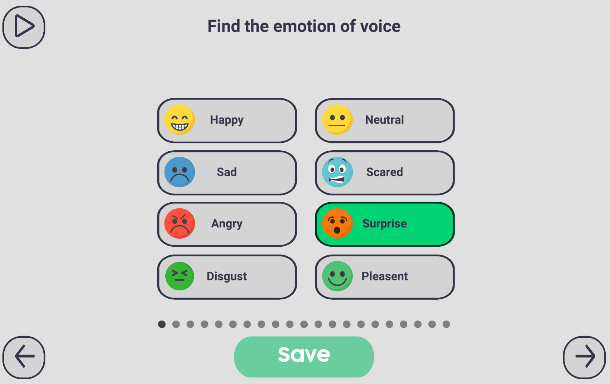
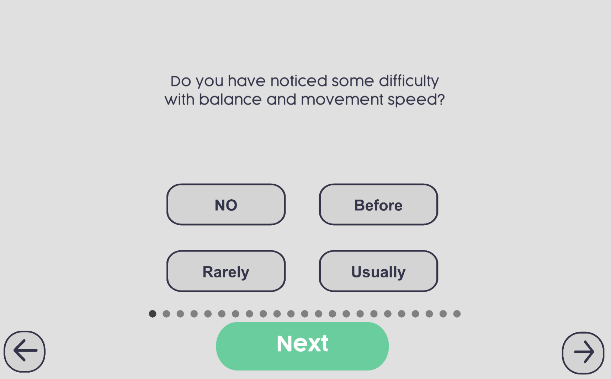
## مقدمه

در فصل قبلی به بررسی روش‌های موجود برای تشخیص پارکینسون پرداختیم. اکنون می‌خواهیم روش پیشنهادی خود را برای این پژوهش معرفی کنیم. این روش شامل طراحی و توسعه اپلیکیشنی برای جمع‌آوری داده و روش یادگیری ماشین برای تحلیل و بررسی این داده‌هاست.

## اپلیکیشن و نرم‌افزار جمع‌آوری داده

این نرم‌افزار که از شروع پژوهش طراحی و تولید شده است، با هدف جمع‌آوری داده برای پژوهش و در نهایت استفاده به‌عنوان ابزار تشخیصی و ارزیابی طراحی تولید شده است. بخش‌های مختلف این نرم‌افزار عبارت‌اند از:

* **رسم شکل:** در این قسمت فرد باید مشابه اشکال داده شده را ترسیم کند. این شکل‌ها عبارت‌اند از شکل مارپیچ، سیم، و سایر اشکالی که رسم آن می‌تواند در پارکینسون تحت‌تأثیر قرار بگیرد. رسم بعضی از اشکال با هر دودست خواسته شده است تا تأثیر بیماری بر هر طرف بدن بررسی شود.
* **ثبت داده‌های بالینی:** اطلاعات مربوط به بیمار، شامل سابقه‌ی بیماری، داروها و سایر علائمی را که بیمار ممکن است از آن‌ها رنج ببرد را ثبت می‌کند. این بخش شامل بیست سؤال است که با مشورت متخصص طراحی شده است.

شکل ‏3‑1- آ) نمای کلی اپلیکیشن. ب) بخش رسم شکل. ج) تشخیص هیجانات از روی صدا. د) عکاسی. ه) ثبت داده‌های بالینی

‌أ

(ه)

(ج)

(د)

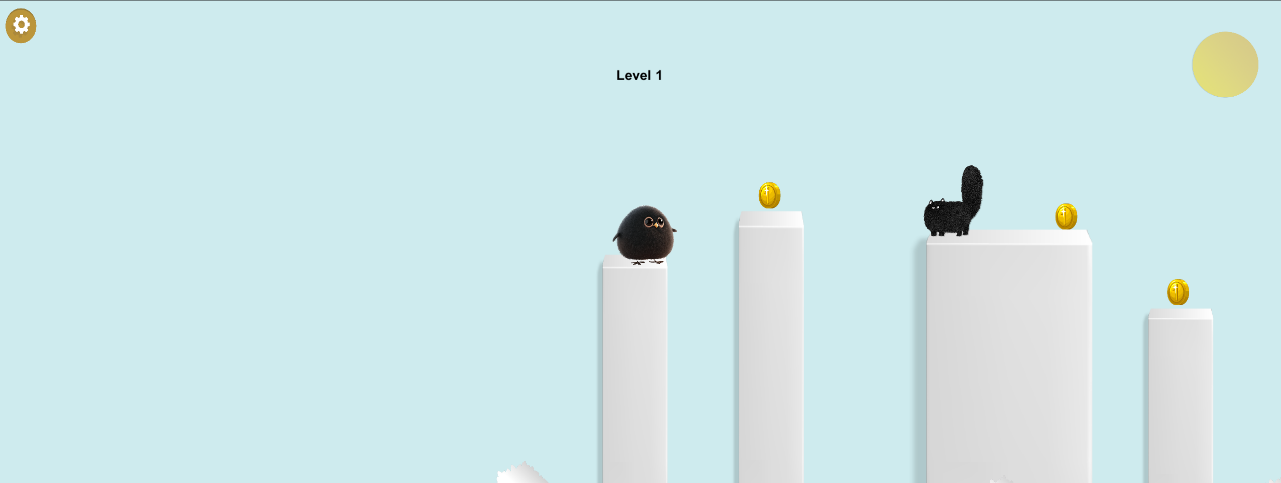
)ب(

(آ)

* **عکاسی:** در این تمرین فرد باید حالتی مانند تصویری که به او نشان‌ داده‌ شده است را در صورت خود بروز دهد و از خودش عکس بگیرد. این هیجانات شامل احساسات اصلی مانند خندیدن، ناراحتی، تنفر و عصبانیت هستند. در حین اجرا از فرد فیلم‌برداری می‌شود تا از روی زمان بروز هیجانات، پلک‌زدن و نحوه و شدت بروز هیجانات بتوان غربالگری را انجام داد.
* **تشخیص هیجانات از روی صدا:** در این قسمت تعداد 21 صوت از هیجانات مختلف انتخاب شده است که به ترتیب برای فرد پخش می‌شود و از آزمون‌دهنده خواسته می‌شود که احساس هر صدا را بیان کند (شکل ‏3‑1).

## بازی صدا

در کنار اپلیکیشن یک بازی برای جمع‌آوری داده طراحی و تولید شده است. این بازی یک بازی سبک ماجراجویی است که در آن با استفاده از صدا کاراکتر بازی حرکت داده می‌شود (شکل ‏3‑2). شخصیت بازی یک پرنده است و با کمک بلندی صدا ارتفاع آن تغییر می‌کند. این بازی با الهام از بازی محبوب اسکریم گو هیرو[[69]](#footnote-69) ساخته شده است. ازآنجایی‌که این بازی هم از صدا استفاده می‌کند و هم برای فرد هیجان ایجاد می‌کند، با رصدکردن صدا و هیجانات و تغییرات چهره می‌توان چندین علامت پارکینسون را جستجو کرد. استفاده از بازی و ثبت صدا و هیجانات ناخودآگاه، نوآورانه بوده و در کارهای مشابه معمولاً صدا و هیجانات به‌صورت خودآگاه بروز پیدا می‌کردند.



شکل ‏3‑2 - بازی صدا

## مدل پیشنهادی برای پردازش داده

بررسی روش‌های نوآورانه برای تشخیص پارکینسون از اهمیت قابل‌توجهی در تحقیقات پزشکی برخوردار است. هدف این پژوهش این است که بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده بتوانیم به موارد زیر دست ‌یابیم:

* تشخیص زودهنگام پارکینسون با استفاده از داده‌های صورت و صدا
* مشخص‌کردن علائم زودهنگام و تأثیرگذار در تشخیص اولیه بیماری

روش پیشنهادی برای تحلیل داده‌های این بیماری نیاز است تا تفسیرپذیر[[70]](#footnote-70) باشد. زیرا این مدل‌ها قابلیت توضیح را برای نتایج خروجی فراهم می‌کنند که این بدان معناست که بیماران و پزشکان می‌توانند به‌راحتی و با قابلیت تفسیر بیشتری از نتایج آن استفاده کنند. هدف این مدل ارائه نتایج دقیق، قابل‌توضیح و تفسیری و همچنین مشخص‌کردن سطوح اطمینان[[71]](#footnote-71) و حاشیه خطا[[72]](#footnote-72) است. در توسعه این روش باید استحکام مدل را باتوجه‌به عدم‌قطعیت، داده‌ محدود، نویزدار و ناقص در نظر بگیریم. علاوه بر این، ما باید بتوانیم با استفاده از مجموعه‌داده‌های سایر منابع مرتبط و مدل‌های موجود، آن را به طور کارآمد آموزش دهیم.

مدل پیشنهادی شامل چند طبقه‌بند و یک روش قابل‌تفسیر برای تصمیم‌گیری نهایی است. این مدل عوامل ریسک[[73]](#footnote-73) و خروجی طبقه‌بندها را برای به‌دست‌آوردن نتیجه ترکیب می‌کند. ما داده‌های متنوعی از جمله صدا، تصویر و نقاشی از بخش‌های مختلف نرم‌افزار داریم. دو نوع اصلی ترکیب اطلاعات از منابع مختلف می‌تواند برای رفع این مشکل مفید باشد [41]:

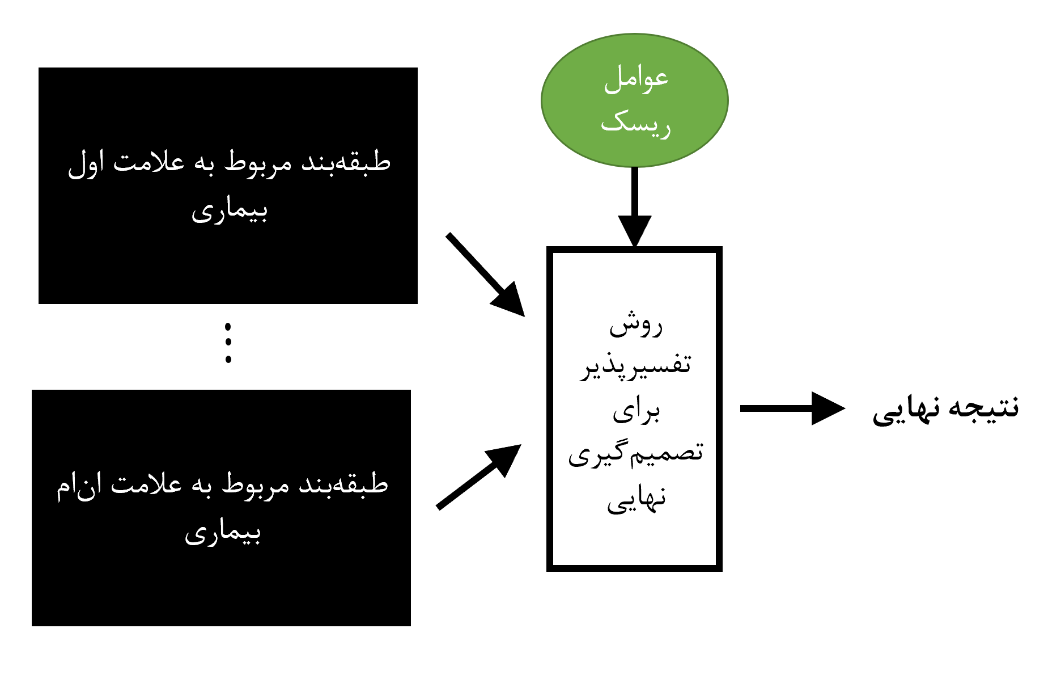
1. ترکیب در سطح اولیه: داده‌ها را از منابع مختلف در یک بردار با به هم پیوستن ویژگی‌های آنها ترکیب می‌شوند.

2.ترکیب در سطح تصمیم: طبقه‌بندهای جداگانه برای هر منبع داده ایجاد می‌کند و بعداً پیش‌بینی‌های این طبقه‌بندها را برای تصمیم نهایی ادغام می‌کند.

اگر همه ویژگی‌ها را در مراحل اولیه ادغام کنیم، ممکن است با چالش‌های مقابله با داده‌های ازدست‌رفته و قابلیت تفسیر مدل مواجه شویم؛ بنابراین، مدل ما از رویکرد دوم استفاده می‌کند که تفسیرپذیری را با مشخص‌کردن سهم هر مدل در تصمیم نهایی تسهیل می‌کند و درعین‌حال مقیاس‌پذیری[[74]](#footnote-74) را نیز افزایش می‌دهد.

هر طبقه‌بند مسئول تشخیص یک علامت از بیماری است، به این معنی که طبقه‌بند فقط برای ارزیابی آن علامت آموزش می‌بیند. برای مثال یک طبقه‌بند را مسئول تشخیص هایپومیمیا در صورت قرار می‌دهیم و داد‌های مربوط به آن را هم به عنوان ورودی به آن می‌دهیم. خروجی این طبقه‌بندها به همراه عوامل ریسک در یک طبقه‌بند دیگر ترکیب شده و نتیجه نهایی را تولید می‌کنند (شکل ‏3‑3). نکته‌ای که باید در نظر گرفت این است که برچسب این‌که هر فرد آیا یک علامت بیماری را دارد یا خیر را نداریم. یعنی نمی‌دانیم که فرد بیمار آیا یک علامت را دارد یا خیر مثلا آیا هایپومیمیا دارد یا خیر. به‌جای برچسب زدن روی داده‌ها که هزینه زیادی دارد پیشنهاد این است که از روش‌های نظارت ضعیف[[75]](#footnote-75) برای برچسب‌گذاری داده‌ها استفاده کنیم.

در این مدل، هر کدام از طبقه‌بندها جدا طراحی شده و آموزش می‌بینند و مزیت این روش این است که هرکدام را می‌توان جدا و به همراه منابع دیگری از داده آموزش داد. برای آموزش هر کدام از آن‌ها می‌توان یک روش یادگیری عمیق یا روش‌های دیگر یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک بسته به هدف آن طبقه‌بند اختصاص داد. در نهایت برای ترکیب این علائم و ریسک فاکتورها هم استفاده از روش‌های ساد‌ه قابل‌توضیح مانند درخت تصمیم و در نهایت روش‌های پیشرفته‌تری مانند شبکه‌های بیزی[[76]](#footnote-76) مدنظر است.



شکل ‏3‑3- مدل پیشنهادی برای پردازش داده‌ها

# روش آزمایش و زمان‌بندی

## مقدمه

در این فصل به بررسی شیوه‌ی ارزیابی روش‌های پیشنهاد شده در این پژوهش می‌پردازیم. سپس برای رسیدن به نتایج مطلوب، مدت‌زمان موردنیاز در فازهای مختلف پروژه را تخمین زده و برنامه‌ای در جدول از این زمان‌بندی‌ها ارائه خواهیم کرد. برای انجام این کار لازم است اهداف پژوهش به‌خوبی روشن شود، لذا پیش از ارائه‌ی این برنامه بار دیگر حیطه‌ی کاری پژوهش را با بیان مراحل اهداف آن مشخص‌تر خواهیم کرد.

## روش و مراحل پژوهش

هدف این پژوهش تشخیص پارکینسون با استفاده از یک نرم‌افزار بومی‌سازی شده برای تشخیص پارکینسون است. مراحل پژوهش در ادامه آمده‌اند:

* مرحله اول: بررسی کامل علائم بیماری و مطالعه ادبیات حوزه
* مرحله دوم: طراحی و ساخت اپلیکیشن برای جمع‌آوری هر یک از علائم
* مرحله سوم: جمع‌آوری داده از نمونه‌ها
* مرحله چهارم: رفع عیوب سیستم و افزایش کاربردپذیری[[77]](#footnote-77) سیستم
* مرحله پنجم: انتخاب روش مناسب یادگیری ماشین
* مرحله ششم: آموزش هر طبقه‌بند و مشخص کردن ویژگی‌های مهم
* مرحله هفتم: ترکیب داده‌های طبقه‌بندها و تولید خروجی
* مرحله هشتم: یکپارچه‌سازی نرم‌افزار و الگوریتم تشخیص
* مرحله نهم: ارزیابی روش

## نمونه موردمطالعه

در این پژوهش، نمونه موردمطالعه شامل افراد بالای 50 سال است که 25 بیمار مبتلا به پارکینسون با علائم اولیه بیماری و 25 فرد عادی نیاز است.

**معیارهای ورود به مطالعه:**

1. سن بیش از 50 سال
2. تأیید وجود علائم توسط پزشک نورولوژیست
3. بیماران تازه تشخیص‌داده‌شده تا حداکثر 5 سال از شروع بیماری
4. رضایت شرکت در مطالعه
5. قادر به ارتباط برقرارکردن و تعامل با گروه پژوهشی

**معیارهای خروج از مطالعه:**

1. تشخیص بیماری‌هایی که علائم مشابهی با بیماری پارکینسون داشته باشند؛ مانند آلزایمر
2. مشکلات جسمانی یا روانی که انجام ارزیابی‌های مطالعه را محدود کنند
3. عدم همکاری در انجام ارزیابی‌ها و تست‌های مطالعه

## جمع‌آوری داده

بعد از توسعه اپلیکیشن‌ها تا کنون از ده بیمار داده جمع‌آوری شده است. در هر مرحله با گرفتن بازخورد از بیماران و پزشکان مشاور روند آزمایش را بهبود دادیم. برای نمونه دستگاهی که برای تست گرفتن از بیماران استفاده می‌شود یک گوشی تلفن همراه بود که به تبلت تغییر دادیم تا بتوانند راحت‌تر به سؤالات پاسخ دهند. در هنگام تست با دو دوربین یک وب کم برای رصد صورت و دیگری یک دوربین 170 درجه با دید وسیع‌تر و برای مشاهده دست‌ها و بازوان فرد برای تشخیص لرزش فرد استفاده می‌کنیم. در طول این مدت طراحی اپلیکیشن را چندین‌باره تغییر دادیم تا به یک طراحی با کاربری بهتر و مناسب‌تر برسیم.

## شیوه ارزیابی

ارزیابی روشی که بیماری پارکینسون را با استفاده از تجزیه و تحلیل صوتی و تصویری تشخیص می‌دهد، نیازمند توجه دقیق به‌ دقت، قابلیت اطمینان و کاربردپذیری است. برای ارزیابی عملکرد برنامه، بررسی کیفیت الگوریتم‌های مورداستفاده برای تشخیص هر نشانه بیماری ضروری است. درجه بالایی از حساسیت[[78]](#footnote-78) و ویژگی[[79]](#footnote-79) در تشخیص علائم اولیه پارکینسون برای این برنامه بسیار مهم است که ابزاری ارزشمند برای افراد باشد.

ویژگی و حساسیت معیارهای ضروری هنگام ارزیابی اثربخشی پژوهش هست. حساسیت به توانایی برنامه برای شناسایی صحیح افراد مبتلا به این بیماری اشاره دارد، درحالی‌که ویژگی، ظرفیت برنامه را برای تشخیص دقیق افراد بدون این بیماری اندازه‌گیری می‌کند. حساسیت بالا برای اطمینان از شناسایی افراد مبتلا به پارکینسون در مراحل اولیه حیاتی است و امکان مداخله و درمان به‌موقع را فراهم می‌کند. درجه بالایی از ویژگی به همان اندازه مهم است، زیرا موارد مثبت کاذب را به حداقل می‌رساند، اضطراب غیرضروری و آزمایش‌های اضافی را برای افرادی که به این بیماری مبتلا نیستند کاهش می‌دهد.

وقتی نوبت به تشخیص زودهنگام بیماری می رسد، روش تشخیصی نیاز است که حساسیت بالایی داشته باشد. حساسیت بالا تضمین می کند که بخش زیادی از موارد مثبت واقعی شناسایی می‌شوند و شانس منفی کاذب را به حداقل می رساند. این امر به ویژه برای بیماری هایی که مداخله زودهنگام می‌تواند به طور قابل توجهی نتایج بیمار را بهبود بخشد، مهم است.

علاوه بر حساسیت، مقدار پیش‌بینی مثبت[[80]](#footnote-80) و نسبت احتمال مثبت[[81]](#footnote-81) هم در ارزیابی روش موثر هستند. پیش‌بینی مثبت که این نسبت موارد مثبت واقعی را در بین تمام بیماران با نتایج آزمایش مثبت اندازه گیری می‌کند، هر چه بالاتر باشد نشان دهنده عملکرد بهتر در پیش بینی وجود بیماری است و نشان می دهد که نسبت بیشتری از بیماران با نتایج آزمایش مثبت واقعاً به این بیماری مبتلا هستند، که می تواند در تشخیص زودهنگام برای جلوگیری از درمان یا مداخلات غیر ضروری بسیار مهم باشد.

نسبت احتمال مثبت در واقع حساسیت و ویژگی را در یک مولفه ترکیب می‌کند و عبارت است از: نسبت حساسیت به (1- ویژگی). نسبت احتمال مثبت بالاتر نشان دهنده توانایی بهتری برای تمایز بین بیماران مبتلا به بیماری و بدون بیماری در زمانی که نتیجه آزمایش مثبت است، می باشد. زیرا برای جلوگیری از مثبت کاذب بیش از حد تعادل بین حساسیت و ویژگی ضروری است.

برای ارزیابی شدت یک بیماری، ممکن است معیارهای همبستگی یا توافق، مانند ضریب همبستگی پیرسون[[82]](#footnote-82)، ضریب همبستگی رتبه اسپیرمن[[83]](#footnote-83)، یا ضریب همبستگی درون‌رده‌ای[[84]](#footnote-84)، می‌توانند برای مقایسه رابطه بین نتایج روش تشخیصی و شدت واقعی بیماری مفید باشند.

تفسیرپذیری یکی دیگر از جنبه‌های حیاتی برای موفقیت چنین سیستمی است. این به توانایی درک و توضیح نحوه رسیدن الگوریتم‌های برنامه به یک تشخیص خاص اشاره دارد. این امر به‌ویژه برای متخصصان پزشکی که برای تصمیم‌گیری آگاهانه در مورد مراقبت از بیمار نیاز به اعتماد و درک فرایند تشخیصی دارند بسیار مهم است. یک سیستم قابل‌تفسیر باید بینش روشن و مختصری از ویژگی‌ها و الگوهایی که در داده‌ها شناسایی می‌کند و به تشخیص بیماری پارکینسون کمک می‌کند، ارائه دهد. این شفافیت نه‌تنها باعث ایجاد اعتماد در عملکرد برنامه می‌شود، بلکه پزشکان را قادر می‌سازد تا منطق پشت تشخیص را بهتر به بیماران و خانواده‌هایشان منتقل کنند و رویکرد بهتری را برای مدیریت بیماری تقویت کنند.

## زمان‌بندی پیشنهادی

مراحل کار و فعالیت‌هایی که برای رسیدن به هدف این پژوهش نیاز است انجام شود و همچنین زمان پیش‌بینی‌شده برای آن‌ها در جدول 1 آورده شده است. لازم به ذکر است که باتوجه‌به عملیاتی و گسترده بودن این پروژه امکان دارد زمان پیش‌بینی‌شده اندکی افزایش یابد.

## جمع‌بندی

در این فصل به بیان مراحل تصور شده برای انجام پژوهش پرداختیم. سپس شیوه ارزیابی خود را مطرح نمودیم و در نهایت زمان‌بندی پیش‌بینی شده از کل پژوهش را ارائه دادیم.

جدول 1- مراحل و زمان‌بندی پیش‌بینی شده برای تکمیل پروژه پیشنهادی

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **عنوان فعالیت‌ها** | **نیمسال اول ۱401-۱۴۰2** | | | | | **نیمسال دوم 1401-1402** | | | | | **تابستان ۱402** | | | | | **نیمسال اول ۱۴۰2-۱۴۰3** | | | | | **نیمسال دوم ۱۴۰2-۱۴۰3** | | | | | **تابستان ۱۴۰3** | | | | |
| بررسی کامل علائم و مطالعه ادبیات حوزه |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| طراحی و ساخت اپلیکیشن |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| جمع‌آوری و تست سیستم |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| رفع عیوب سیستم و افزایش کاربردپذیری سیستم |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| انتخاب روش یادگیری ماشین |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| آموزش هر طبقه‌بند |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| ترکیب داده‌های طبقه‌بندها و تولید خروجی |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| یکپارچه‌سازی نرم‌افزار و هوش مصنوعی |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| ارزیابی روش |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| آماده‌سازی و نوشتن مقالات |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| نگارش پایان‌نامه |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| ارائه دفاع از رساله |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

# مراجع

[1] S. J. Chinta and J. K. Andersen, "Redox imbalance in Parkinson's disease," *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-General Subjects,* vol. 1780, no. 11, pp. 1362-1367, 2008.

[2] C. G. Goetz *et al.*, "Movement Disorder Society‐sponsored revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS‐UPDRS): scale presentation and clinimetric testing results," *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society,* vol. 23, no. 15, pp. 2129-2170, 2008.

[3] E. Fitzpatrick, N. Hohl, P. Silburn, C. O’Gorman, and S. A. Broadley, "Case–control study of blink rate in Parkinson’s disease under different conditions," *Journal of neurology,* vol. 259, no. 4, pp. 739-744, 2012.

[4] H. M. Gray and L. Tickle-Degnen, "A meta-analysis of performance on emotion recognition tasks in Parkinson’s disease," *Neuropsychology,* vol. 24, no. 2, p. 176, 2010.

[5] F. L. Pagan, "Improving outcomes through early diagnosis of Parkinson's disease," *American Journal of Managed Care,* vol. 18, no. 7, p. S176, 2012.

[6] S. Fahn, "Members of the UPDRS development committee. Unified Parkinson's disease rating scale," *Recent developments in Parkinson's disease,* vol. 2, pp. 293-304, 1987.

[7] M. D. Pell and C. L. Leonard, "Facial expression decoding in early Parkinson's disease," *Cognitive Brain Research,* vol. 23, no. 2-3, pp. 327-340, 2005.

[8] G. Defazio, M. Guerrieri, D. Liuzzi, A. F. Gigante, and V. Di Nicola, "Assessment of voice and speech symptoms in early Parkinson’s disease by the Robertson dysarthria profile," *Neurological Sciences,* vol. 37, pp. 443-449, 2016.

[9] J. M. Tracy, Y. Özkanca, D. C. Atkins, and R. H. Ghomi, "Investigating voice as a biomarker: deep phenotyping methods for early detection of Parkinson's disease," *Journal of Biomedical Informatics,* vol. 104, p. 103362, 2020.

[10] D. Ghimire and J. Lee, "Geometric feature-based facial expression recognition in image sequences using multi-class adaboost and support vector machines," *Sensors,* vol. 13, no. 6, pp. 7714-7734, 2013.

[11] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, "Face recognition with local binary patterns," in *European conference on computer vision*, 2004: Springer, pp. 469-481.

[12] A. Baraldi and F. Panniggiani, "An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters," *IEEE transactions on geoscience and remote sensing,* vol. 33, no. 2, pp. 293-304, 1995.

[13] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR'05)*, 2005, vol. 1: Ieee, pp. 886-893.

[14] E. Friesen and P. Ekman, "Facial action coding system: a technique for the measurement of facial movement," *Palo Alto,* vol. 3, no. 2, p. 5, 1978.

[15] P. Ekman, W. V. Friesen, and J. C. Hager, *Facial Action Coding System: Facial action coding system: the manual: on CD-ROM*. Research Nexus, 2002.

[16] A. Grammatikopoulou, N. Grammalidis, S. Bostantjopoulou, and Z. Katsarou, "Detecting hypomimia symptoms by selfie photo analysis: for early Parkinson disease detection," in *Proceedings of the 12th ACM International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*, 2019, pp. 517-522.

[17] J. Jakubowski, A. Potulska-Chromik, K. Białek, M. Nojszewska, and A. Kostera-Pruszczyk, "A Study on the Possible Diagnosis of Parkinson’s Disease on the Basis of Facial Image Analysis," *Electronics,* vol. 10, no. 22, p. 2832, 2021.

[18] M. Rajnoha, J. Mekyska, R. Burget, I. Eliasova, M. Kostalova, and I. Rektorová, "Towards identification of hypomimia in Parkinson's disease based on face recognition methods," in *2018 10th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT)*, 2018: IEEE, pp. 1-4.

[19] B. Sonawane and P. Sharma, "Review of automated emotion-based quantification of facial expression in Parkinson’s patients," *The Visual Computer,* vol. 37, no. 5, pp. 1151-1167, 2021.

[20] N. Vinokurov, D. Arkadir, E. Linetsky, H. Bergman, and D. Weinshall, "Quantifying hypomimia in parkinson patients using a depth camera," in *Pervasive Computing Paradigms for Mental Health: 5th International Conference, MindCare 2015, Milan, Italy, September 24-25, 2015, Revised Selected Papers 5*, 2016: Springer, pp. 63-71.

[21] J. Skibińska and R. Burget, "Parkinson’s disease detection based on changes of emotions during speech," in *2020 12th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT)*, 2020: IEEE, pp. 124-130.

[22] M. R. Ali, T. Myers, E. Wagner, H. Ratnu, E. Dorsey, and E. Hoque, "Facial expressions can detect Parkinson’s disease: Preliminary evidence from videos collected online," *NPJ digital medicine,* vol. 4, no. 1, pp. 1-4, 2021.

[23] Y. Guan, "Application of logistic regression algorithm in the diagnosis of expression disorder in Parkinson's disease," in *2021 IEEE 2nd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA)*, 2021, vol. 2: IEEE, pp. 1117-1120.

[24] E. Pegolo, D. Volpe, A. Cucca, L. Ricciardi, and Z. Sawacha, "Quantitative Evaluation of Hypomimia in Parkinson’s Disease: A Face Tracking Approach," *Sensors,* vol. 22, no. 4, p. 1358, 2022.

[25] L. F. Gomez, A. Morales, J. Fierrez, and J. R. Orozco-Arroyave, "Exploring facial expressions and action unit domains for Parkinson detection," *Plos one,* vol. 18, no. 2, p. e0281248, 2023.

[26] A. Abrami, S. Gunzler, C. Kilbane, R. Ostrand, B. Ho, and G. Cecchi, "Automated computer vision assessment of hypomimia in Parkinson disease: proof-of-principle pilot study," *Journal of Medical Internet Research,* vol. 23, no. 2, p. e21037, 2021.

[27] A. Garcia-Agundez, T. Ochs, R. Konrad, P. Caserman, and S. Göbel, "Eye Aspect Ratio Based Blink Rate Detection and Its Potential Use for Parkinson’s Disease," 2018.

[28] A. Shinde, R. Atre, A. S. Guleria, R. Nibandhe, and R. Shriram, "Facial Features Based Prediction of Parkinson's Disease," in *2018 3rd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, 2018: IEEE, pp. 1-5.

[29] H. Iwaki *et al.*, "Using Spontaneous Eye-blink Rates to Predict the Motor Status of Patients with Parkinson's Disease," *Internal Medicine,* vol. 58, no. 10, pp. 1417-1421, 2019.

[30] S. Sapir, L. Ramig, and C. Fox, "Speech and swallowing disorders in Parkinson disease," *Current opinion in otolaryngology & head and neck surgery,* vol. 16, no. 3, pp. 205-210, 2008.

[31] W. Rahman *et al.*, "Detecting Parkinson disease using a web-based speech task: Observational study," *Journal of Medical Internet Research,* vol. 23, no. 10, p. e2, 2021.

[32] Z. Ayaz, S. Naz, N. H. Khan, I. Razzak, and M. Imran, "Automated methods for diagnosis of Parkinson’s disease and predicting severity level," *Neural Computing and Applications,* pp. 1-36, 2022.

[33] R. Mathur, V. Pathak, and D. Bandil, "Parkinson disease prediction using machine learning algorithm," in *Emerging Trends in Expert Applications and Security: Proceedings of ICETEAS 2018*, 2019: Springer, pp. 357-363.

[34] L. Parisi, N. RaviChandran, and M. L. Manaog, "Feature-driven machine learning to improve early diagnosis of Parkinson's disease," *Expert Systems with Applications,* vol. 110, pp. 182-190, 2018.

[35] L. Zahid *et al.*, "A spectrogram-based deep feature assisted computer-aided diagnostic system for Parkinson’s disease," *IEEE Access,* vol. 8, pp. 35482-35495, 2020.

[36] E. Heremans, E. Nackaerts, S. Broeder, G. Vervoort, S. P. Swinnen, and A. Nieuwboer, "Handwriting impairments in people with Parkinson’s disease and freezing of gait," *Neurorehabilitation and neural repair,* vol. 30, no. 10, pp. 911-919, 2016.

[37] M. Gil-Martín, J. M. Montero, and R. San-Segundo, "Parkinson’s disease detection from drawing movements using convolutional neural networks," *Electronics,* vol. 8, no. 8, p. 907, 2019.

[38] I. Kamran, S. Naz, I. Razzak, and M. Imran, "Handwriting dynamics assessment using deep neural network for early identification of Parkinson’s disease," *Future Generation Computer Systems,* vol. 117, pp. 234-244, 2021.

[39] A. Joshi, S. Ghosh, S. Gunnery, L. Tickle-Degnen, S. Sclaroff, and M. Betke, "Context-sensitive prediction of facial expressivity using multimodal hierarchical bayesian neural networks," in *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018)*, 2018: IEEE, pp. 278-285.

[40] S. Arora *et al.*, "Smartphone motor testing to distinguish idiopathic REM sleep behavior disorder, controls, and PD," *Neurology,* vol. 91, no. 16, pp. e1528-e1538, 2018.

[41] W. Chango, J. A. Lara, R. Cerezo, and C. Romero, "A review on data fusion in multimodal learning analytics and educational data mining," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery,* vol. 12, no. 4, p. e1458, 2022.

# واژگان

|  |  |
| --- | --- |
| واحد عمل | Action Unit |
| دستکاری شده | Augmented |
| شبکه عصبی خودمختار | Autonomic Nervous System |
| شبکه بیزی | Bayesian Network |
| شبکه عصبی بیزی | Bayesian Neural Network |
| برادیکینزی | Bradykinesia |
| سی‌تی اسکن | CT Scan |
| سطح اطمینان | Confidence level |
| شبکه‌ عصبی کانولوشنال | Convolutional Neural Network (CNN) |
| دمانس | Dimentia |
| دوپامین | Dopamine |
| متحرک | Dynamic |
| دیزآرتری | Dysarthria |
| دیسکینزی | Dyskinesia |
| سیستم کدینگ تحرک صورت | Facial Action Coding System (FACS) |
| صورت ماسکی | Facial Masking |
| نقاط کلیدی صورت | Facial Key Points |
| فرمانت‌ها | Formants |
| تلفیق | Fusion |
| ویژگی‌های هندسی | Geometric features |
| هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار | Histogram of Oriented Gradients (HOG) |
| هایپوکینتیک دیزآرتری | Hypokinetic dysarthria |
| هایپومیمیا | Hypomimia |
| هایپوفونیا | Hypophonia |
| تفسیرپذیر | Interpretable |
| جیتر | Jitter |
| کا نزدیک‌ترین همسایه | KNN |
| الگوی باینری محلی | Local Binary Pattern (LBP) |
| رگرسیون لجستیک | Logistic Regression |
| حاشیه خطا | Margin of error |
| میکروگرافیا | Micrographia |
| انجمن اختلالات حرکتی | Movement Disorders Society (MDS) |
| چندوجهی | Multimodal |
| بیز ساده | Naïve Bayes |
| انتقال‌دهنده عصبی | Neurotransmitter |
| افتادگی پلکی | Palpebral Fissure |
| پارکینسون | Parkinson |
| پیچ کانتور | Pitch contour |
| لرزش وضعی | Postural tremor |
| تحلیل مولفه اصلی | Principal Component Analysis (PCA) |
| جنگل تصادفی | Random Forest |
| رزنت | ResNet |
| شبکه عصبی باقیمانده‌ای | Residual Neural Network |
| لرزش استراحت | Rest tremor |
| سختی | Rigidity |
| عوامل خطر | Risk factors |
| ماشین بردار پشتیبان | SVM |
| مقیاس‌پذیری | Scalability |
| حساسیت | Sensitivity |
| شیمر | Shimmer |
| ویژگی | Specificity |
| اسپکتروگرام | Spectrogram |
| ایستا | Static |
| یادگیری نظارت‌شده | Supervised learning |
| ویژگی‌های بافتی | Texture features |
| یادگیری انتقالی | Transfer learning |
| هزینه سه‌گانه | Triplet loss |
| کاربردپذیری | Usability |
| نظارت ضعیف | Weak Supervision |

**Abstract:**

Parkinson's disease is a progressive neurological disorder characterized by both motor and non-motor symptoms. The motor symptoms of this disease manifest as reduced speed in movement, stiffness, rigidity, and tremors. These symptoms can affect various body parts and muscles, including the face, which could potentially impede the natural expression of facial emotions. Parkinson's patients often also experience speech disorders such as dysarthria. Diagnosis of the disease is crucial because treatment helps manage the progression of the disease. In recent years, numerous efforts have been made to develop efficient diagnostic methods for Parkinson's assessment. These methods are based on various Parkinson's symptoms and utilize different data sources such as speech, movement patterns, radiological images, handwriting samples, and videos.

In this research study, our goal is to introduce a comprehensive method for the assessment of individuals with the disease correlated with their MDS-UPDRS test. This method employs a mobile application that collects visual, voice, handwriting, and other clinical symptom data from the individual. It then assesses the severity of the disease in the individual based on all this information. This method not only assists people in self-assessment before visiting a doctor but also helps specialists in more precise diagnosis and symptom examination. One of the innovative aspects of this study is the combined consideration of voice, image, and other modalities. Additionally, given the significance of accuracy and reliabilityin in medical applications, our proposed method is based on diagnosing each of the disease's symptoms and providing a causal and explainable result for the disease. The aim is to create a PD detection model using weak supervision and Bayesian Networks. In developing this method, we will account for model robustness in the face of uncertainty, limited, noisy, and incomplete data.

The model relies on weak supervision classifiers, which are capable of learning from limited or noisy supervision. The weak supervision classifiers leverage the LFs defined to generate probabilistic labels for the data instances. For each symptom such as hypokinetic dysarthria, hypomimia, and micrographia, we create separate weak supervision classifiers ensuring that each classifier is optimized for its respective data source. The defined LFs combine outputs into a single probabilistic label for each data instance using the learned generative model. These probabilistic labels can then train a Denoising Network (DN) such as a deep neural network to make predictions on new, unseen data. The loss function will be defined between the output of the DN and the labels generated by the generative model. In this case, a Bayesian Network (BN) was utilized as a fusion method to reach a final decision in a probabilistic framework. By integrating the outputs of weak supervision models and risk factors, the BN can provide a more accurate and reliable diagnosis, taking into account prior knowledge. Using BN, it addresses interpretability and uncertainty quantification, two of the most critical factors in medical decision-making.

1. Parkinson [↑](#footnote-ref-1)
2. Neurotransmitter [↑](#footnote-ref-2)
3. Dopamine [↑](#footnote-ref-3)
4. Dyskinesia [↑](#footnote-ref-4)
5. Rigidity [↑](#footnote-ref-5)
6. Bradykinesia [↑](#footnote-ref-6)
7. Hypomimia [↑](#footnote-ref-7)
8. Facial Masking [↑](#footnote-ref-8)
9. Dimentia [↑](#footnote-ref-9)
10. Autonomic Nervous System [↑](#footnote-ref-10)
11. CT Scan [↑](#footnote-ref-11)
12. MRI [↑](#footnote-ref-12)
13. Unified Parkinson's Disease Rating Scale(UPDRS) [↑](#footnote-ref-13)
14. MDS-UPDRS [↑](#footnote-ref-14)
15. Movement Disorders Society (MDS) [↑](#footnote-ref-15)
16. Dysarthria [↑](#footnote-ref-16)
17. Micrographia [↑](#footnote-ref-17)
18. Geometric features [↑](#footnote-ref-18)
19. Facial key points [↑](#footnote-ref-19)
20. Texture features [↑](#footnote-ref-20)
21. Local Binary Pattern (LBP) [↑](#footnote-ref-21)
22. Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) [↑](#footnote-ref-22)
23. Histogram of Oriented Gradients (HOG) [↑](#footnote-ref-23)
24. Facial Action Coding System (FACS) [↑](#footnote-ref-24)
25. Action Unit [↑](#footnote-ref-25)
26. Augmented [↑](#footnote-ref-26)
27. Convolutional Neural Network (CNN) [↑](#footnote-ref-27)
28. Bayesian Neural Network [↑](#footnote-ref-28)
29. Residual Neural Network [↑](#footnote-ref-29)
30. Palpebral Fissure [↑](#footnote-ref-30)
31. Logistic Regression [↑](#footnote-ref-31)
32. Jakubowski [↑](#footnote-ref-32)
33. Fusion [↑](#footnote-ref-33)
34. AlexNet [↑](#footnote-ref-34)
35. XGBoost [↑](#footnote-ref-35)
36. SVM [↑](#footnote-ref-36)
37. Face mobility index [↑](#footnote-ref-37)
38. KNN [↑](#footnote-ref-38)
39. Random Forest [↑](#footnote-ref-39)
40. Transfer learning [↑](#footnote-ref-40)
41. Triplet loss [↑](#footnote-ref-41)
42. Visual Geometric Graph (VGG) [↑](#footnote-ref-42)
43. ResNet [↑](#footnote-ref-43)
44. Multiframe [↑](#footnote-ref-44)
45. YouTube [↑](#footnote-ref-45)
46. Hypophonia [↑](#footnote-ref-46)
47. Dysarthria [↑](#footnote-ref-47)
48. Hypokinetic dysarthria [↑](#footnote-ref-48)
49. Static [↑](#footnote-ref-49)
50. Dynamic [↑](#footnote-ref-50)
51. Jitter [↑](#footnote-ref-51)
52. Shimmer [↑](#footnote-ref-52)
53. MFCCs [↑](#footnote-ref-53)
54. HNR [↑](#footnote-ref-54)
55. Formants [↑](#footnote-ref-55)
56. Pitch contour [↑](#footnote-ref-56)
57. Stop consonant [↑](#footnote-ref-57)
58. MFCC [↑](#footnote-ref-58)
59. Principal Component Analysis (PCA) [↑](#footnote-ref-59)
60. Spectrogram [↑](#footnote-ref-60)
61. Micrographia [↑](#footnote-ref-61)
62. Supervised learning [↑](#footnote-ref-62)
63. Bernardo [↑](#footnote-ref-63)
64. Naïve Bayes [↑](#footnote-ref-64)
65. Multimodal [↑](#footnote-ref-65)
66. Joshi [↑](#footnote-ref-66)
67. Postural tremor [↑](#footnote-ref-67)
68. Rest tremor [↑](#footnote-ref-68)
69. Scream go hero [↑](#footnote-ref-69)
70. Interpretable [↑](#footnote-ref-70)
71. Confidence level [↑](#footnote-ref-71)
72. Margin of error [↑](#footnote-ref-72)
73. Risk factors [↑](#footnote-ref-73)
74. Scalability [↑](#footnote-ref-74)
75. Weak Supervision [↑](#footnote-ref-75)
76. Bayesian Networks [↑](#footnote-ref-76)
77. Usability [↑](#footnote-ref-77)
78. Sensitivity [↑](#footnote-ref-78)
79. Specificity [↑](#footnote-ref-79)
80. Positive Predictive Value(PPV) [↑](#footnote-ref-80)
81. Likelihood Ratios (LR)+ [↑](#footnote-ref-81)
82. Pearson correlation coefficient [↑](#footnote-ref-82)
83. Spearman's rank correlation coefficient [↑](#footnote-ref-83)
84. Intraclass crrelation coefficient [↑](#footnote-ref-84)