مجله تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، سال بیست و یکم، شماره اول (پیاپی ۸۰)،بهار ۰۳، ص ص ۱۶-۱
شاپا ۷۲۸۶-۲۲۵۱

# یک مدل یادگیری عمیق بهینه برای تایید دست‌خط

**پروانه افضلی[۱]، عبدالرضا رضاپور[۲*]، احمد رضایی جوردهی[۳]**

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

۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد آستانه اشرفیه، دانشگاه آزاد اسلامی، آستانه اشرفیه، ایران

۳- استادیار، گروه مهندسی برق، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران

رسید مقاله: ۳ فروردین ۱۴۰۲

پذیرش مقاله: ۲۸ مرداد ۱۴۰۲

## چکیده

دست‌نوشته، به عنوان راهی متداول برای ارتباط در میان جوامع انسانی و یک زیست‌سنج رفتاری به منظور احراز هویت، شناخته شده است. تایید هویت نویسنده‌ی یک متن مکتوب از کاربردهای قابل توجه‌ای در حوزه سیستم‌های امنیتی، پزشکی قانونی و اسناد تاریخی و ادبی، برخوردار است. در این مقاله، برای نخستین بار، یک معماری عمیق بهینه‌شده با بهره‌مندی از شبکه سیامی، یادگیری انتقالی و الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری، به منظور تایید هویت نویسنده به‌صورت برون‌خط از روی دست‌خط فارسی ارایه می‌گردد. به دلیل عدم دسترسی به مجموعه داده مناسب در زبان فارسی، یک مجموعه داده شامل کلمات، جملات و ارقام فارسی جمع‌آوری شده است. علاوه بر آن، از دو مجموعه داده‌ی شناخته شده‌ی IAM و KHATT نیز برای تجزیه و تحلیل روش پیشنهادی استفاده گردید. نتایج آزمایشات و ارزیابی‌ها بر روی این مجموعه داده‌ها، بر توانایی رویکرد پیشنهادی برای تایید هویت نویسنده از روی دست‌خط در زبان‌های مختلف و سبک‌های گوناگون نگارش، تاکید دارند.

**کلمات کلیدی:** تایید هویت نویسنده، دست‌خط، شبکه سیامی، یادگیری انتقالی، الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری.

## ۱ مقدمه

تایید دست‌خط، یک روش زیست‌سنج رفتاری برای احراز هویت شخصی با کاربردهای مهم در سیستم‌های امنیتی و بررسی اسناد تاریخی و ادبی و امور مختلف مالی، اداری و حقوقی است [۱]. تصدیق برون‌خط هویت از روی دست‌نوشته، به فرآیند تجزیه و تحلیل تصویر متن مکتوب برای مطابقت دادن و یافتن میزان شباهت میان نمونه اصلی و نمونه مورد سوال برای تشخیص اصالت تألیف، اشاره دارد [۲]. این فرآیند بر این اساس که هر فرد از سبک دست‌خط خاص خود برخوردار است، امکان‌پذیر است [۳].

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: Abdoreza.Rezapour@iau.ac.ir



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

دو رهیافت در سیستم‌های تایید هویت با توجه به ماهیت روش‌های جمع‌آوری داده‌های دست‌خط وجود دارند: برخط[1] و برون‌خط. در رهیافت برخط، نمونه‌های دست‌خط از طریق یک دستگاه دیجیتال مانند قلم‌های الکترونیکی و صفحه‌های قابل لمس، جمع‌آوری می‌شوند. لذا، ویژگی‌های پویا و مختلفی مانند سرعت نوشتن و میزان فشار قلم در هنگام نوشتن قابل دسترس می‌باشند. اما در رهیافت برون‌خط، هیچ‌گونه اطلاعات زمانی و پویایی درخصوص دست‌نوشته وجود ندارد و تنها تصویر متن مکتوب به‌صورت اسکن‌شده پس از تکمیل فرآیند نوشتن، قابل استفاده است [۴]. علی‌رغم آنکه تصویر دست‌نوشته به عنوان تنها منبع موجود برای استخراج ویژگی می‌تواند چالش‌برانگیز باشد، رهیافت برون‌خط از اهمیت به‌سزایی در برنامه‌های کاربردی برخوردار است، زیرا دستگاه‌های ضبط دیجیتال در همه‌جا در دسترس نیستند و درخصوص تجزیه و تحلیل و تایید هویت در اسناد تاریخی و یا در برخی از اسناد پزشکی قانونی، جمع‌آوری اطلاعات پویای نوشتار، غیرممکن است [۵].

سیستم‌های تایید هویت مبتنی بر دست‌خط از دید محتوای متنی نیز به دو دسته‌ی وابسته به متن[2] و مستقل از متن[3] تقسیم می‌شوند. در رویکرد وابسته به متن، متن داده‌های آموزشی و متن داده‌های آزمایشی یکسان می‌باشند و لذا سیستم در چنین حالتی دارای کاربردهای خاص و محدودتری است. اما درمقابل، در سیستم‌های مستقل از متن، محدودیتی برای یکسان بودن محتوای داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی وجود نداشته و این سیستم‌ها کاربردی‌تر می‌باشند [۶].

در زمینه‌ی تایید هویت نویسنده، چالش‌های مهمی مطرح می‌باشند، ازجمله این‌که ممکن است دو نویسنده‌ی مختلف برای نوشتن به سبک‌های مشابه، آموزش دیده باشند. جاعل نیز در نمونه‌های جعلی سعی می‌کند تا بیشترین شباهت با نمونه‌ی اصلی وجود داشته باشد. از طرف دیگر، تغییرات مختلفی ممکن است در سبک نوشتار نویسنده باتوجه به حالت یا وضعیت نویسنده در زمان نوشتن یا با گذشت زمان، مشاهده شود که از آن به عنوان تغییرات درون کلاسی[4] یاد می‌شود و لذا به طورکلی یادگیری سبک دست‌خط یک فرد از روی چندین نمونه دست‌نوشته برای درنظرگرفتن تغییرات درون کلاسی در نمونه‌های دست‌خط، مطلوب‌تر است. بررسی پژوهش‌های موجود، نشان می‌دهد که در زمینه‌ی تایید هویت نویسنده براساس دست‌خط و به‌خصوص دست‌نوشته‌ی فارسی، مطالعات محدودی انجام شده است و بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه‌ی تایید هویت نویسنده براساس امضا، تشخیص هویت یا شناسایی نویسنده[5] براساس دست‌خط و یا تشخیص[6] حروف و کلمات از روی دست‌نوشته می‌باشند. باید به این نکته نیز توجه شود که تایید هویت نویسنده براساس دست‌خط دشواتر از تایید هویت نویسنده براساس امضا است، چراکه امضا معمولاً یک طرح ثابت انتخاب‌شده توسط فرد است اما در تایید هویت براساس دست‌خط، متن دست‌نوشته می‌تواند متغیر و شامل مجموعه‌ای متنوع از حروف، ارقام و نمادهای مختلف نگارشی باشد.

[1] Online
[2] Text-dependent
[3] Text-independent
[4] Intra-class Variations
[5] Writer Identification
[6] Recognition



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

لذا در این مقاله، پس از جمع‌آوری یک مجموعه‌داده از نمونه‌های دست‌خط فارسی از ۵۰ نویسنده با درنظرگرفتن تغییرات درون کلاسی، یک رویکرد بهینه‌ی برون‌خط و مستقل از متن برای تایید هویت نویسنده از روی دست‌خط ارایه می‌گردد. در رویکرد پیشنهادی مبتنی بر شبکه سیامی[1]، هر زوج تصویر (اصلی-اصلی یا اصلی-جعلی) به دو زیرشبکه‌ی یکسان وارد شده و بردارهای ویژگی به‌دست آمده از دو زیر شبکه‌ی یکسان برای تشخیص میزان شباهت میان نمونه‌ی اصلی و نمونه‌ی مورد سوال و تایید هویت نویسنده، مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ساختار شبکه سیامی از مدل‌های از پیش آموزش دیده شده[2] به کمک یادگیری انتقالی[3] استفاده شده است و همچنین برای افزایش دقت[4] در آموزش شبکه، الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری[5] (GWO) برای برای تنظیم ابرپارامترها به‌کارگرفته شده است.

ساختار مقاله در ادامه به این شرح است: بخش ۲ شامل مروری بر پیشینه تحقیق در زمینه‌ی تایید هویت نویسنده می‌باشد. شرح روش انجام تحقیق در بخش ۳ ارایه شده است. داده‌های مورد استفاده، آزمایشات انجام شده جهت ارزیابی عملکرد رویکرد پیشنهادی و بحث پیرامون نتایج در بخش ۴ شرح داده شده‌اند. نتیجه‌گیری و پیشنهادها نیز در بخش ۵ بیان شده‌اند.

## ۲ پیشینه تحقیق

تاکنون، روش‌های مختلفی برای تایید هویت نویسنده با استفاده از راهکارهای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق پیشنهاد شده است. در هنگام استفاده از روش‌های رایج یادگیری ماشین[۷]، ویژگی‌های مورداستفاده برای بازنمایی و آموزشِ مدل طبقه‌بندی، باید از قبل توسط طراح تعریف‌شده و از تصویر استخراج شوند. این فرآیند بسیار وقت‌گیر است و در انتخاب توصیف‌کننده‌های مناسب ویژگی‌ها، به دقت زیادی نیاز دارد. با این حال، تلاش‌های تحقیقاتی گوناگونی برای تعریف و استخراج بهترین مجموعه ویژگی‌های متمایزکننده انجام شده است [۸]. در بخش عمده‌ای از تحقیقات اخیر، از روش‌های بازنمایی آماری برای استخراج ویژگی‌ها از تصویر امضا استفاده شده است که ازجمله آن‌ها می‌توان به استفاده از توصیف‌کننده‌های مبتنی بر جهت مانند هیستوگرام گرادیان‌های جهت دار [۹] اشاره نمود.

بنسفیا و همکاران [۱۰] از روشی مبتنی بر تجزیه‌وتحلیل یک نمونه‌ی منحصربه‌فرد از یک کلمه دست‌نویس برای تشخیص اصالت نویسنده‌ی دست‌خط استفاده کردند. در این روش از معیار فاصله ویرایش لون‌اشتاین[6] استفاده شد و روش پیشنهادی بر روی بخشی از مجموعه داده IAM شامل ۱۰۰ نویسنده، آزمایش شد. نتایج نشان داد که دقت مدل پیشنهادی بر روی کل مجموعه داده (۱۰۰ نویسنده) ۸۷ درصد و بر روی ۴۰ نویسنده ۹۲ درصد است.

[1] Siamese Network
[2] Pre-trained Models
[3] Transfer Learning
[4] Accuracy
[5] Gray Wolf Optimizer
[6] Levenshtein Edit Distance



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

جانگ و همکاران [۱۱] روشی را برای تشخیص اصالت نویسنده بر پایه متون کره‌ای ارایه دادند. در روش پیشنهادی این پژوهش ابتدا تصاویر رنگی تبدیل به تصاویر سیاه‌وسفید شدند و تصاویر از پس‌زمینه، با استفاده از یک حد آستانه، جداشده و پس‌ازآن نویزها تشخیص داده‌شده و حذف شدند. درنهایت تصاویر با استفاده از الگوریتم باریک‌سازی ایجاد شدند. گوشه، انتها و نقاط تقاطع تشخیص داده شده و بخش‌های بین این نقاط حذف شدند. درنهایت معیار فاصله بدون نرمال‌سازی و با نرمال‌سازی تعیین شد. در این پژوهش میزان خطا در حالت بدون نرمال‌سازی ۳۷ درصد و در حالت نرمال شده ۳۶ درصد گزارش شده است.

در سال‌های اخیر، در حوزه تایید هویت نویسنده نیز به دلیل مشکلات استخراج ویژگی‌ها، علاقه زیادی به روش‌هایی وجود دارد که به ویژگی‌های دست‌ساز تکیه نمی‌کنند. روش‌های یادگیری عمیق می‌توانند ویژگی‌های یک تصویر را مستقیما از خود تصویر یاد بگیرند و امکان ترکیب وظایف استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی را در یک چارچوب واحد فراهم کنند [۱].

هافمن و همکاران [۱۲] یک مدل استخراج ویژگی مستقل از نویسنده با استفاده از شبکه عصبی پیچشی را پیشنهاد کردند که با امضاهای اصلی و جعلی یک گروه از امضاکنندگان آموزش دیده بود. چالیک و همکاران [۵] از شبکه عصبی پیچشی عمیق برای تشخیص و تایید خودکار امضای دست‌نویس در حالت برون‌خط استفاده کردند. در معماری شبکه پیشنهادی، از ترکیب الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه به‌منظور طبقه‌بندی بردار ویژگی‌ها استفاده شد. الگوریتم پیشنهادی در این مطالعه بر روی سه مجموعه داده‌ی مختلف ازجمله GPDS، MCYT و CEDAR ارزیابی شد. همچنین این الگوریتم با شبکه‌های ازپیش‌آموزش دیده مقایسه شد و به صحت‌های ۹۶ درصد و ۹۸ درصد دست یافت.

گُش [۱۳] از شبکه‌های عصبی بازگشتی برای تایید و تشخیص امضای دست‌نویس در حالت برون‌خط استفاده نمود. در این پژوهش از ویژگی‌های مختلف ساختاری و جهت‌دار از هر نمونه امضا که به‌صورت محلی استخراج شده بود، استفاده شد و بردار ویژگی تولید شده با استفاده از دو مدل مختلف شبکه‌های عصبی بازگشتی شامل LSTM و BLSTM طبقه‌بندی شد. الگوریتم پیشنهادی بر روی شش پایگاه داده عمومی ( GPDS Synethic، GPDS-300، MCYT-75، CEDAR، BHsig260 Hindi و BHsig260 Bengali) که به‌طور گسترده در مطالعات مربوط به تشخیص خودکار نویسنده‌ی امضاء استفاده می‌شوند، ارزیابی شد. همچنین، الگوریتم پیشنهادی با شبکه‌های پیچشی مقایسه شد و به نتایج بهتری نسبت به این شبکه‌ها دست یافت.

یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های مساله تایید امضای دست‌نویس، داده‌های ناکافی برای مراحل آموزش است که باعث ایجاد محدودیت‌هایی در استفاده از روش‌های یادگیری عمیق می‌گردد. یاپیجی و همکاران [۱۴]، نحوه‌ی جدیدی از بهره‌مندی از شبکه‌های مولد تخاصمی[1] را به‌عنوان یک روش داده‌افزایی در نمونه‌های آموزشی، برای حل مشکل داده‌های ناکافی در مساله تایید امضا ارایه می‌کنند. محققان، روش داده‌افزایی پیشنهادی خود را با استفاده از دو مجموعه داده‌ی محبوب در ادبیات فن (GPDS و MCYT) و برروی چهار مدل

[1] Generative Adversarial Network (GAN)



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

مختلف از شبکه عصبی پیچشی (VGG16، VGG19، ResNet50 و DenseNet121) مورد ارزیابی قرار دادند و به نتایج قابل قبولی دست یافتند.

دی و همکاران [۱۵] یک مدل تایید مستقل از نویسنده به‌نام SigNet با استفاده از یک شبکه سیامی متشکل از شبکه‌های عصبی پیچشیِ دوقلو با وزن مشترک ارایه کردند. این دو شبکه به طور موازی با جفت‌های مختلفی از تصاویر امضای مشابه و متفاوت برای یادگیری فضای ویژگی مشاهدات مشابه، آموزش دیدند. مارگنر و همکارانش [۱۶] یک مدل تایید امضا را پیشنهاد نمودند که از معماری شبکه سه‌گانه با مدل های پیشرفته شبکه عصبی پیچشی استفاده کرده است. شبکه سه‌گانه یک فرمت از شبکه سیامی است که شامل سه شاخه از همان شبکه پیشرو با پارامترهای مشترک است. برای آموزش، یک سه‌گانه از امضا (امضای مرجع، نمونه مثبت و نمونه منفی) به شبکه داده می‌شود و تابع هزینه بر اساس فاصله اقلیدسی بین جفت‌های مثبت و منفی محاسبه می‌شود.

آداک و همکاران [۱۷] روشی را بر پایه یادگیری تجمعی[1] با استفاده از شبکه سیامی برای تشخیص اصالت نویسنده ارایه دادند. در این روش ابتدا تابع توزیع احتمال برای استخراج ویژگی‌های مهندسی شامل ویژگی‌های متنی مانند روش گرفتن قلم و شیب نوشتاری و همچنین ویژگی‌های مربوط به شکل حروف و نویسه‌ها، استفاده شد و پس از آن این ویژگی‌ها با ویژگی‌هایی که به‌طور خودکار از شبکه‌های پیچشی به‌دست آمدند، ترکیب شدند و درنهایت به‌عنوان ورودی به شبکه سیامی اعمال شدند تا تشخیص اصالت نویسنده انجام شود. روش ارایه شده با استفاده از مجموعه داده‌ای متشکل از ۱۰۰ نویسنده با ۳۰۰ صفحه دست‌نوشته مبتنی بر زبان بنگالی ارزیابی شد. نتایج نشان داد که ویژگی‌های متنی با شبکه سیامی دقت ۹۷ درصد و ویژگی‌های مرتبط با شکل حروف و نویسه‌ها با شبکه سیامی دقت ۹۶ درصد را برای تشخیص ارایه می‌دهند. این در حالی است که شبکه عصبی تک لایه به‌جای شبکه سیامی برای دسته‌بندی با همین ویژگی‌ها به ترتیب دقت ۹۶ درصد و ۹۵ درصد را ارایه می‌دهد. شیخ و همکاران [۲] روشی را مبتنی بر یادگیری تجمعی بر پایه شبکه‌های عمیق پیشرفته سیامی خودرمزگذار[2] برای تشخیص اصالت نویسنده ارایه دادند. در این روش ویژگی‌های مهندسی با استفاده از روش SIFT[3] و GSC[4] استخراج شدند و با ویژگی‌هایی که به‌صورت خودکار با استفاده از شبکه عمیق استخراج شدند، ترکیب شدند. برای ارزیابی مدل پیشنهادی تنها از کلمه پرتکرار ''and'' استخراج‌شده از مجموعه داده CEDAR که شامل ۱۵۵۱۸ کلمه از ۱۵۶۷ نویسنده است، استفاده شد. ارزیابی‌ها نشان داد که هرچند استخراج ویژگی‌ها با استفاده از SIFT و GSC مکملی برای روش‌های استخراج ویژگی توسط شبکه‌های عمیق هستند؛ اما فرآیند استخراج ویژگی به‌صورت دستی امری بسیار زمان‌بر است و ۷۰ درصد از زمان یادگیری برای این کار مصرف می‌شود. نتایج نشان داد که بهترین دقت مدل پیشنهادی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های SIFT با شبکه عمیق سیامی است که برابر است با ۹۹ درصد برای مجموعه داده آموزش و ۶۳ درصد برای مجموعه داده ارزیابی، که این خود بیانگر وجود بیش‌برازش در سامانه است.

[1] Ensemble Learning
[2] Auto Encoder
[3] Scale Invariant Feature Transform
[4] Gradient Structural Concavity



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

پرچم و همکارانش [۱] یک مدل تایید امضای جدید را با هدف ارایه یک مدل دقیق با عملکردی بالا پیشنهاد نمودند. در این مدل، یک معماری ترکیبی به‌نام CBCapsNet شامل مدل‌های پیشنهادی شبکه عصبی پیچشی و شبکه عصبی کپسول[1] ارایه گردید تا قابلیت شبکه اصلی در مرحله استخراج ویژگی بهبودیافته و دقت تشخیص افزایش یابد. این محققان تلاش نمودند تا با استفاده از مزایای شبکه‌های پیچشی در شناسایی و استخراج ویژگی ها، ضعف آنها در تشخیص و تمایز بین دگرگونی‌ها و تغییرات مکانی در مولفه‌های تصویر را با استفاده از قدرت شبکه های عصبی کپسول جبران نمایند. علاوه بر این، با طراحی یک سازوکار آموزشی جدید که در آن یک شبکه واحد به طور هم‌زمان توسط دو تصویر آموزش داده می‌شود، پارامترهای آموزشی را کاهش دادند.

همان‌گونه که از بررسی پژوهش‌های پیشین مشخص می‌باشد، تحقیقات گسترده و متنوعی درخصوص تشخیص اصالت نویسنده براساس دست‌خط و به‌ویژه دست‌خط فارسی صورت نپذیرفته و بیشتر پژوهش‌ها در این زمینه برپایه‌ی امضا بوده است.

## ۳ روش انجام تحقیق

در این بخش، ابتدا به مرور شبکه عصبی پیچشی[2] (CNN)، یادگیری انتقالی و مدل‌های از پیش آموزش دیده شده برمبنای آن، شبکه سیامی و الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری و سپس به تشریح معماری روش پیشنهادی پرداخته می‌شود.

### ۳-۱ شبکه عصبی پیچشی، یادگیری انتقالی و مدل‌های از پیش آموزش دیده‌شده

شبکه‌های عصبی پیچشی، نوعی خاصی از شبکه‌های عصبی عمیق هستند که شامل چندین لایه پیچشی با اندازه کرنل‌های گوناگون، لایه‌های ادغام و لایه‌های کاملا متصل می‌باشند. لایه‌های پیچشی پایینی در این شبکه‌ها به استخراج ویژگی‌های سطح پایین مانند لبه و رنگ پرداخته و در لایه‌های بالایی، ویژگی‌های سطح بالا نظیر خط و شئ استخراج می‌شوند. این شبکه‌ها در انواع وظایف بینایی ماشین بسیار پرکابرد هستند [۱۸]. با این وجود، آموزش مدل‌های شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق از مشکلات مربوط به عدم تنوع و کمیت داده رنج می‌برد. در این میان، استفاده مجدد از یک مدل از پیش آموزش دیده‌شده بر روی تعداد زیادی داده آموزشی، با هدف انتقال دانش کسب‌شده به یک مساله جدید می‌تواند راهگشا باشد و به عنوان مفهوم یادگیری انتقالی شناخته می‌شود. تاکنون مدل‌های از پیش آموزش داده شده بسیار متنوعی از شبکه عصبی پیچشی عمیق ارایه شده‌اند.

### ۳-۲ شبکه سیامی

شبکه عصبی سیامی نوع خاصی از معماری شبکه‌های عصبی شامل دو زیرشبکه با پیکربندی یکسان است. به‌روزرسانی پارامترها در هر دو زیرشبکه منعکس می‌شود و زیرشبکه‌ها از طریق یک تابع زیان[3] به هم متصل می‌شوند. این تابع یک معیار شباهت را برمبنای فاصله اقلیدسی بین بردارهای ویژگی حاصل از دو زیرشبکه،

[1] Capsule Neural Network
[2] Convolutional Neural Network
[3] Loss Function



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

محاسبه می‌کند [۱۹]. شبکه سیامی بر اساس مفهوم مقایسه الگوها عمل می‌کند و با استفاده از آن می‌توان به طور موثر الگوهای مشابه یا متفاوت را تشخیص داد. این شبکه به عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد در حوزه تشخیص الگو، در مسایل مختلفی در حوزه بینایی ماشین از جلمه تایید چهره [۲۰] و تایید امضا [۱۵] به نتایج قابل قبولی دست یافته است.

شبکه سیامی به دلیل ویژگی‌های خاص خود برای مسایل تایید دست‌خط مناسب است. دست‌خط شامل الگوها و جزییاتی است که به صورت یکتا برای هر فرد متفاوت است، و تشخیص و تایید صحت دست‌خط یکی از چالش‌های مهم در حوزه تایید هویت فردی است. شبکه سیامی قادر است ویژگی‌های مشترک بین دو دست‌خط را استخراج کند و بر اساس آنها تصمیم‌گیری کند.

در ادامه، به‌صورت موردی به علل انتخاب شبکه سیامی در تایید دست‌خط اشاره می‌کنیم:

- عدم نیاز به تعداد زیادی دست‌خط برچسب‌دار: یکی از مزایای اصلی استفاده از شبکه سیامی در تایید دست‌خط، عدم نیاز به تعداد زیادی دست‌خط برچسب‌دار برای آموزش است. شبکه سیامی با استفاده از معماری خاص خود، امکان استخراج ویژگی‌های مشترک بین نمونه‌های دست‌خط را فراهم می‌کند. به این ترتیب، با داشتن تعداد محدودی دست‌خط برچسب‌دار، می‌توان شبکه را آموزش داد و برای تایید دست‌خط‌های جدید استفاده کرد. این قابلیت بسیار مفید است زیرا در صورت محدود بودن داده‌های برچسب‌دار یا عدم دسترسی به تعداد زیادی نمونه دست‌خط، شبکه سیامی همچنان قادر به تشخیص و تایید دست‌خط خواهد بود.
- تشخیص الگوهای مشابه و متفاوت: شبکه سیامی به عنوان یک روش قدرتمند می‌تواند الگوهای مشابه و متفاوت در نمونه‌های دست‌خط را تشخیص دهد. با استخراج ویژگی‌های مشترک بین دست‌خط‌ها، می‌توان الگوهایی که در دست‌خط‌های یک فرد تکرار می‌شوند را تشخیص داد. همچنین، با تشخیص تفاوت‌ها و انحرافات بین دست‌خط‌ها، می‌توان به تایید یا رد دست‌خط پرداخت.
- قابلیت تشخیص تغییرات در دست‌خط: شبکه سیامی قادر است به تشخیص تغییرات در دست‌خط کمک کند. زمانی که یک فرد تغییراتی در دست‌خط خود ایجاد می‌کند، می‌توان با استفاده از شبکه سیامی این تغییرات را تشخیص داد.

### ۳-۳ الگوریتم بهینه ساز گرگ خاکستری

الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری [۲۱]، یکی از انواع الگوریتم‌های فرا ابتکاری [۲۲] است که با الهام از ساختار سلسله مراتبی رهبری و سازوکار شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت، ارایه گردید. در هر گله، ۴ رتبه اصلی از گرگ‌ها وجود دارند. گله توسط گرگ‌های گروه آلفا هدایت می‌شود و توسط گرگ‌های بتا، گرگ‌های زیردستی که به آلفا در فرآیند تصمیم‌گیری و حفظ پویایی دسته کمک می‌کنند، دنبال می‌شوند. در این میان، پایین‌ترین رتبه در میان گرگ‌های خاکستری، امگا است که همیشه باید مطیع دیگر گرگ‌های غالب باشند و آخرین گرگ‌هایی هستند که مجاز به خوردن از طعمه می‌باشند. اگر گرگ، آلفا، بتا یا امگا نباشد، به عنوان دلتا



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

شناخته می‌شود. گرگ‌های دلتا باید به آلفا و بتا گزارش دهند. آن‌ها بر گرگ‌های امگا تسلط دارند و به عنوان پیشاهنگ، نگهبان، سالمند، شکارچی و نگهبان عمل می‌کنند. در الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری مناسب‌ترین راه‌حل به عنوان آلفا شناخته می‌شود.

علت انتخاب الگوریتم گرگ خاکستری به منظور بهینه‌سازی مدل عمیق پیشنهادی برای تایید دست‌خط عبارتند از:

- سادگی و سرعت اجرا: الگوریتم گرگ خاکستری به دلیل ساختار ساده خود، به عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی مستقیم، سرعت اجرای بالایی دارد. این ویژگی برای بهینه‌سازی در مدل‌های عمیق که معمولاً دارای تعداد زیادی پارامتر هستند، بسیار مهم است.
- قابلیت جستجوی گسترده: الگوریتم گرگ خاکستری قادر به جستجو در فضای پارامترها به صورت گسترده است. این به معنی این است که الگوریتم می‌تواند در محدوده‌های گسترده‌تری از فضای جستجو حرکت کند و از این طریق به دست‌یابی به نقاط بهینه بهتر کمک کند.
- تعامل گروهی: الگوریتم گرگ خاکستری بر اساس رفتار گروهی گرگ‌ها طراحی شده است. این ویژگی به این الگوریتم کمک می‌کند تا بهینه‌سازی را به‌صورت هم‌زمان در بخش‌های مختلف فضای جستجو انجام دهد و از این طریق به جستجوی موثرتری برای پیدا کردن نقاط بهینه برسد.
- قابلیت همگرایی به نقاط بهینه محلی و سرعت خروج از مینیمم محلی: الگوریتم گرگ خاکستری قادر است به نقاط بهینه محلی همگرا شود و در عین حال از مینیمم محلی خارج شود. این به معنی این است که الگوریتم قادر است در محدوده‌های نزدیک بهینه‌های محلی گیر نکند و به جستجوی مناطق بهینه جدید بپردازد. این قابلیت سبب می‌شود تا این الگوریتم از اجتناب بالا از بهینه محلی سود ببرد که منجر به اجتناب از همپوشانی ویژگی‌ها در مساله انتخاب ویژگی می‌گردد.

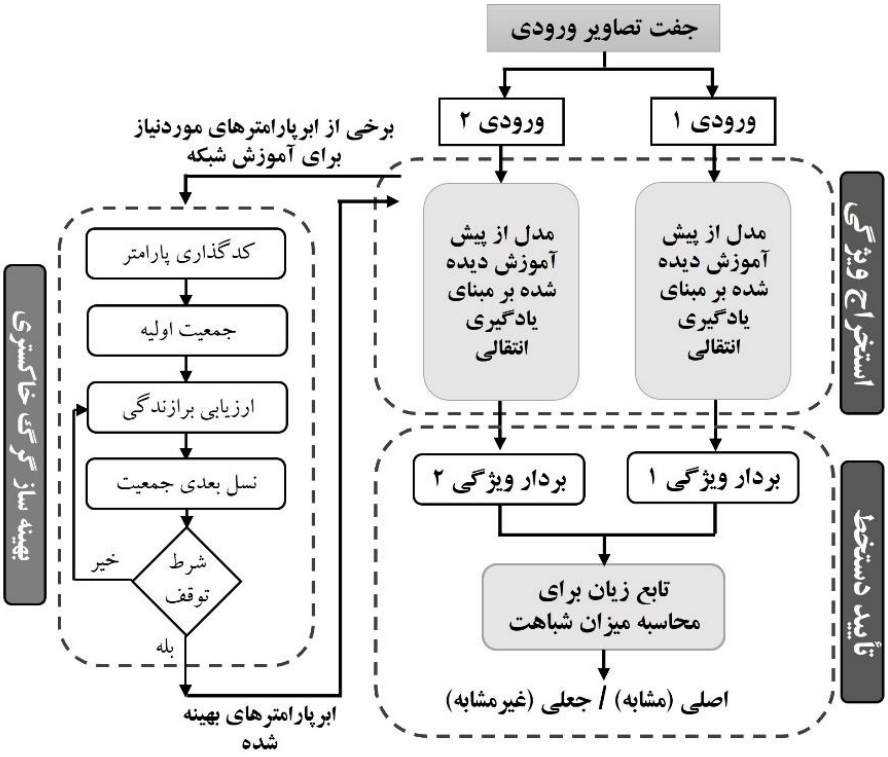
## ۳-٤ معماری روش پیشنهادی

آنچنان که در شکل ۱ قابل مشاهده است، در معماری روش پیشنهادی، یک شبکه عصبی پیچشی سیامی ارایه گردید به گونه‌ای که در شاخه‌های شبکه سیامی به جای استفاده از یک شبکه عصبی پیچشی معمول، با هدف دستیابی به دقت بالاتر، از مدل‌های پیچشی از پیش آموزش دیده‌شده مبتنی بر یادگیری انتقالی استفاده شد. در این ساختار، ابتدا دو زیرشبکه با وزن‌های یکسان با یک جفت تصویر از دست‌نوشته (اصلی-اصلی یا اصلی-جعلی) به عنوان ورودی، تغذیه می‌شوند. سپس بردارهای ویژگی به‌دست آمده از این دو زیر شبکه‌ی یکسان، بر اساس تابع زیان برمبنای فاصله اقلیدسی برای تشخیص میزان شباهت میان نمونه‌ی اصلی و نمونه‌ی مورد سوال و درنهایت تایید دست‌خط مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین از آنجایی‌که ابرپارامترها نقش مهمی در دقت و همگرایی شبکه‌های عصبی پیچشی ایفا می‌کنند، در آموزش شبکه، الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری برای تنظیم برخی از ابرپارامترها مورد استفاده قرار گرفت.



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]




**شکل ۱.** ساختار شبکه سیامی بهینه پیشنهادی برای تایید دست‌خط

## ٤ بحث پیرامون نتایج

در این بخش، ابتدا مجموعه داده‌ی جمع‌آوری‌شده و دو مجموعه داده‌ی مورد استفاده‌شده جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، نحوه ایجاد جفت تصاویر در مجموعه داده‌ها و پیش پردازش‌های لازم، معرفی‌شده و سپس نتایج حاصل از آزمایشات مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند.

### ٤-۱داده

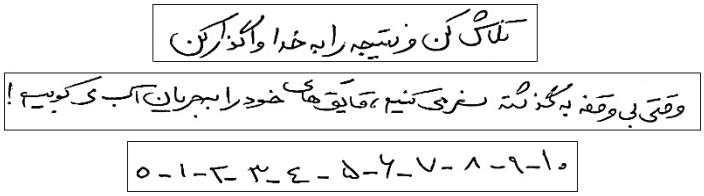
### ٤-۱-۱ مجموعه داده راست به چپ جمع‌آوری‌شده

زبان فارسی از جمله زبان های راست به چپ با سبک‌های نوشتاری متفاوت بر اساس نحوه اتصال حروف به یکدیگر است. از آنجایی‌که تعداد کمی از مجموعه داده‌های راست به چپ در دسترس عموم وجود دارند، لذا ما یک مجموعه داده از داده‌های دست‌خط راست به چپ شامل کلمات، جملات و اعداد فارسی را با توجه به وجود تنوع در نمونه‌های دست‌خط یک نویسنده، طراحی کردیم. در جمع‌آوری این مجموعه داده، ۵۰ نویسنده شامل ۲۹ مرد و ۲۱ زن از مشاغل گوناگون و در سنین مختلف مابین ۱۶ تا ۶۳ سال شرکت داشتند. اکثر مشارکت کنندگان راست دست بودند و برای نوشتن از انواع مختلف قلم‌ها در دو رنگ آبی و مشکی استفاده کردند. به منظور مشاهده تغییرات در نمونه‌های دست‌خط هر نویسنده‌ی خاص، به هر شرکت‌کننده هفت برگ کاغذ داده شد و از آنها خواسته شد که محتوای متنی هر برگه را ده بار بنویسند. چند نمونه از تصاویر دست‌خط از مجموعه داده‌ی جمع‌آوری شده، در شکل ۲ نشان داده شده است.



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

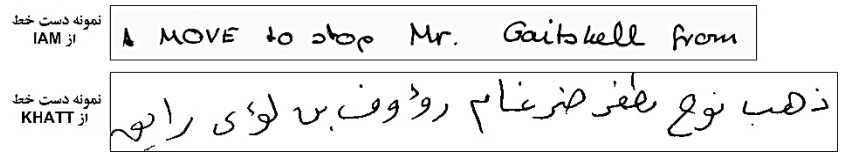
[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]



**شکل ۲.** چند نمونه از دست‌خط نویسندگان در مجموعه داده جمع‌آوری شده

### ٤-١-٢ مجموعه داده IAM و مجموعه داده KHATT

مجموعه داده‌ی IAM [۲۳] یک مجموعه داده‌ی انگلیسی بسیار معروف و پرکاربرد در زمینه‌ی پژوهش‌های مرتبط با دست‌خط است. این مجموعه داده شامل ۱۵۳۹ صفحه‌ی دست‌نویس از ۶۵۷ نویسنده است. این صفحات همچنین در قالب ۶۶۸۵ جمله جداشده و برچسب دار، ۱۳۳۵۳ خط متن و ۱۱۵۳۲۰ کلمه در دسترس می‌باشند. مجموعه داده‌ی KHATT [۲۴] شامل دست‌خط ۱۰۰۰ نویسنده‌ی عرب در دو سطح پاراگراف و خط است. نمونه‌های از تصاویر دست‌خط از این دو مجموعه‌داده در شکل ۳ نشان داده است.




**شکل ۳.** نمونه دست‌خط از مجموعه داده IAM و KHATT

### ٤-١-٣ نحوه ایجاد جفت تصاویر

در رویکرد مورد استفاده در این پژوهش به منظور ساخت جفت تصاویر جهت آموزش مدل، برای ایجاد یک جفت نمونه‌ی مثبت، دو نمونه از دست‌خط یک نویسنده انتخاب گردید و برای ایجاد یک جفت نمونه‌منفی، از دو نویسنده‌ی متفاوت به‌طور تصادفی یک نمونه از دست‌خط هر کدام از آن‌ها انتخاب گردید. جفت نمونه‌های مثبت و منفی نیز به تعداد یکسان ایجاد شدند.

### ٤-١-٤ پیش پردازش داده

یک مجموعه‌داده عمومی از دست‌نوشته می‌تواند حاوی نمونه‌های دست‌خط در قالب صفحات، خطوط یا کلمات با اندازه‌های مختلف باشد. از سوی دیگر، ورودی‌های یک شبکه مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی نمی‌توانند با اندازه‌های متفاوت باشند. تغییر اندازه یک تصویر دست‌نویس به اندازه‌ی ثابت نیز می‌تواند منجر به از بین رفتن اطلاعات سبک دست‌خط شود. همچنین، اگرچه اطلاعات بیشتری درخصوص سبک دست‌خط نویسندگان از روی صفحات یا خطوط متن‌های دست‌نویس قابل دستیابی هستند، اما در کاربردهای دنیای واقعی، تشخیص اصالت نویسنده بر اساس مقدار کمی از متن دست‌نویس شامل یک یا دو کلمه، دشوار و درعین حال بسیار قابل اهمیت است. بنابراین، به جای تغییر اندازه تصاویر دست‌نوشته، تکه‌هایی با اندازه۱۸۰×۸۰ را از تصاویر



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

دست‌نویس که تقریباً شامل یک یا دو کلمه بودند، برش داده و جدا نمودیم. همچنین برای افزایش داده‌ها از راهکارهای افزایش داده شامل "روشنایی"، "زوم" و "چرخش تصادفی" از کتابخانه‌ی Keras بهره بردیم.

کل مجموعه داده‌های موجود نیز به منظور آموزش و بررسی میزان یادگیری سبک‌های دست‌خط نویسندگان، توسط مدل به سه زیر مجموعه‌ی آموزش (۷۰ درصد)، اعتبارسنجی (۱۰ درصد) و آزمایش (۲۰ درصد) تقسیم شدند.

## ٤-۲ آزمایشات و نتایج

یکی از چالش‌های موجود در تنظیم ابرپارامترها جهت آموزش یک مدل عمیق، انتخاب دقیق نرخ یادگیری[1] است که اندازه گام را در هر تکرار که وزن‌های مدل به‌روزرسانی می‌شوند، مشخص می‌کند. درنظرگرفتن یک مقدار بسیار کوچک برای نرخ یادگیری باعث ایجاد تغییرات کوچک‌تری در وزن‌ها در هر به‌روزرسانی و در نتیجه سبب افزایش تعداد دوره‌ها و تاخیر در فرآیند یادگیری مدل می‌شود. یک مقدار بیش از حد بزرگ نیز منتج به همگرایی سریع مدل به یک راه حل غیربهینه می‌گردد.

تعداد دوره[2] بیانگر تعداد دفعاتی است که تمامی داده‌های آموزشی در چرخه‌ی آموزش مدل عمیق، مورداستفاده قرار می‌گیرند. اگر تعداد دوره‌های مورداستفاده برای آموزش مدل، بیش از حد لازم باشد، مدل الگوهایی را می‌آموزد که تا حد زیادی مختص نمونه داده‌های آموزشی هستند و این امر باعث می‌شود که مدل نتواند عملکرد خوبی بر روی مجموعه داده‌های آزمایش داشته باشد. به عبارت دیگر، قابلیت تعمیم مدل به‌دلیل بیش برازش بر روی داده‌های آموزش از دست می‌رود. نظارت بر مقدار زیان و دقت بر روی مجموعه داده آموزش و نیز مجموعه داده اعتبارسنجی، برای بررسی و تعیین تعداد دوره‌ها حایز اهمیت است.

در این مطالعه، برای استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری به منظور تعیین نرخ بهینه یادگیری و نیز تعداد بهینه دوره، ابتدا تابع هدفی براساس دقت مدل در مجموعه اعتبارسنجی تعریف می‌گردد. این بدان معناست که به دنبال یافتن نرخ یادگیری یا تعداد دوره‌هایی هستیم که مدل را به دقت بالایی روی داده‌های اعتبارسنجی برساند. شبه کد استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری برای بهینه نمودن نرخ یادگیری/ تعداد دوره‌ها در شکل ۴ به طور خلاصه نشان داده شده است.

[1] Learning Rate
[2] Epoch



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

۱) تعریف تابع هدف با درنظر گرفتن دقّت مدل در مجموعه اعتبارسنجی برای بررسی عملکرد شبکه در یافتن بهینه.
۲) تعریف مجموعه پارامترها با مشخص کردن پارامترهایی که قصد تنظیم آن‌ها را داریم (نرخ یادگیری/ تعداد دوره‌ها) و مشخص کردن محدوده‌ای از این پارامترها (به عنوان مثال بازه ۰.۱ تا ۰.۰۰۰۱ برای نرخ یادگیری و بازه ۱ تا ۱۰۰ برای تعداد دوره‌ها)
۳) قراردادن تعدادی گرگ خاکستری به صورت تصادفی در محدوده‌ی مشخص شده، به گونه ای که هر گرگ خاکستری بیانگر یک موقعیت در محدوده‌ی نرخ یادگیری/ تعداد دوره‌ها باشد.
۴) آموزش شبکه پیشنهادی برای هر گرگ خاکستری براساس نرخ یادگیری/ تعداد دوره‌های مشخص شده و ارزیابی عملکرد شبکه براساس تابع هدف درنظر گرفته شده.
۵) به‌روزرسانی مکان‌های گرگ خاکستری بر اساس رفتار طبیعی گرگ‌ها.
۶) به‌روزرسانی پارامترهای همگرایی و کاوش بر اساس مقدار عملکرد گرگ‌ها.
۷) انجام عملیات‌های آمیزش (crossover) و جهش (mutation) به منظور حفظ تنوع جمعیت و کاوش در نقاط بهینه‌ی جدید
۸) تکرار مراحل ۴ تا ۷ و به‌روزرسانی جمعیت در هر نسل تا رسیدن به نرخ بهینه یادگیری/ تعداد بهینه دوره‌ها در آموزش شبکه پیشنهادی

**شکل ٤.** شبه کد الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری برای نرخ یادگیری و تعداد دوره‌ها

در روش پیشنهادی، نرخ یادگیری در آموزش مدل پیشنهادی، به عنوان مقدار بهترین راه‌حل به‌دست‌آمده توسط الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری، درنظرگرفته شده و نرخ یادگیری به‌دست آمده به عنوان ابر پارامتر بهینه در این روش، برابر با $۱۰^{-۴}$ می‌باشد.

تعداد دوره‌های بهینه درنظر گرفته‌شده توسط الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری نیز برای آموزش رویکرد پیشنهادی ۷۰ می‌باشد.

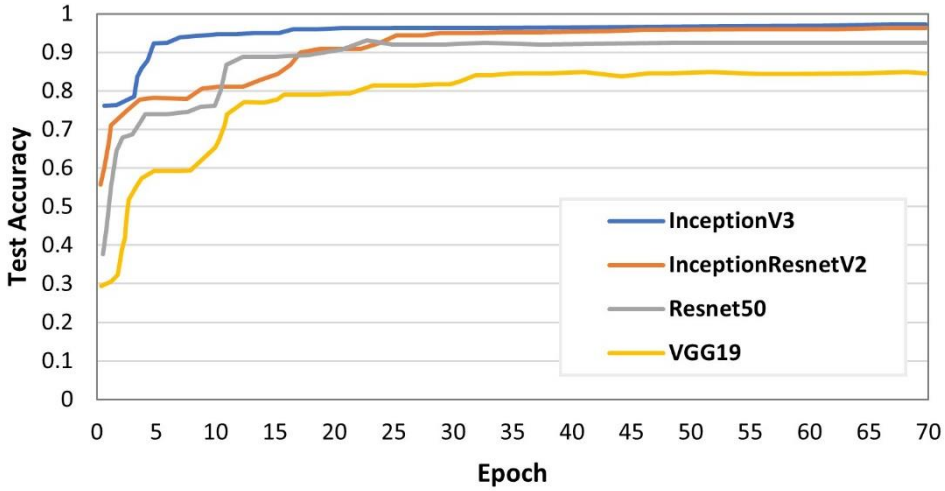
مدل پیشنهادی با استفاده از کتابخانه Kersa، بر روی NVIDIA GeForce GTX 1070 8GB اجرا گردید.

برای دستیابی به بالاترین عملکرد، از چهار مدل پیچشی از پیش آموزش دیده‌شده شامل VGG19، Resnet50، InceptionV3 و InceptionResnetV2 در ساختار پیشنهادی خود به عنوان زیرشبکه‌های یکسان در شبکه سیامی استفاده نمودیم. مقایسه دقت بر روی داده‌های آزمایش از مجموعه داده‌ی جمع‌آوری‌شده که در شکل ۵ نشان داده شده است، بیانگر پیشرو بودن نتایج InceptionV3 با دقت ۹۷/۲۱ درصد است.



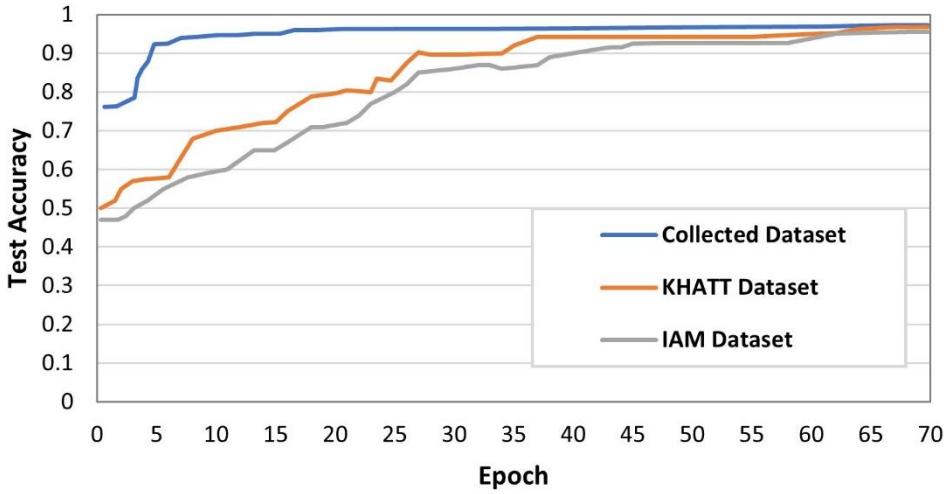
[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]




**شکل ۵.** مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی درصورت استفاده از چهار مدل ازپیش آموزش دیده شده‌ی مختلف در ساختار شبکه سیامی

شکل ۶، نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی بر روی هر سه مجموعه داده‌ی فارسی جمع‌آوری شده، IAM و KHATT به ترتیب با دقت ۹۷/۲۱ درصد، ۹۵/۴۷ درصد و ۹۶/۸۲درصد را نشان می دهد.




**شکل ٦.** عملکرد مدل پیشنهادی بر روی سه مجموعه داده‌ی فارسی جمع‌آوری‌شده، IAM و KHATT

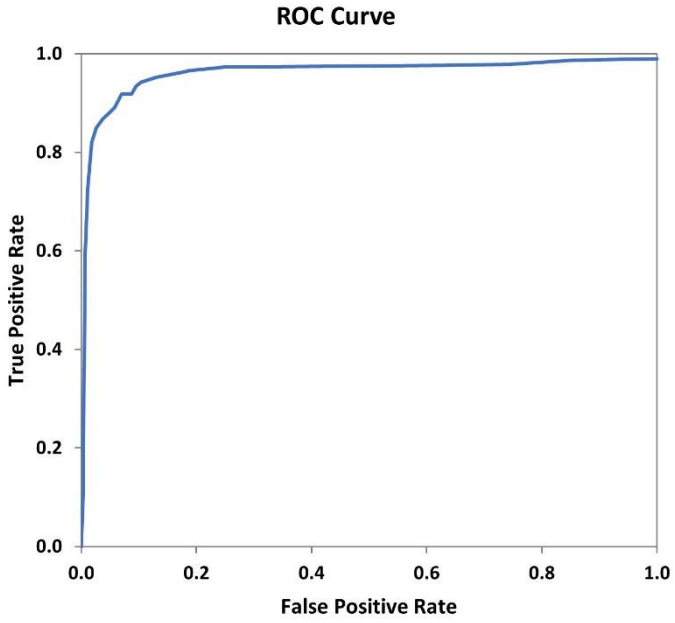
روشی دیگر برای ارزیابی کارایی و قابل اعتماد بودن رویکرد پیشنهادی، ترسیم نمودار مشخصه عملکرد سیستم (ROC[1]) بر روی داده‌های آزمایش می‌باشد که نرخ مثبت صحیح را در مقابل نرخ مثبت کاذب ترسیم می‌کند. همان‌طور که از شکل ۷ قابل استنباط است، نرخ مثبت واقعی، قابل قبول می‌باشد.

[1] Receiver Operating Characteristic



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]




**شکل ۷.** نمودار ROC برای مدل پیشنهادی

## ۵ نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله، برای نخستین بار، از یک معماری عمیق بهینه شده برای تایید هویت نویسنده از روی تصاویر داده‌های دست‌نویس فارسی استفاده گردید. با وجود آن‌که دسترسی به اطلاعات و ویژگی‌های بیشتری از سبک دست‌خط نویسندگان از روی تصاویر کامل صفحات یا خطوط در متون دست‌نویس، بدیهی است، اما تایید هویت نویسنده از روی مقدار کمی از متن شامل یک یا دو کلمه می‌تواند در برنامه‌های کاربردی در دنیای واقعی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار باشد. لذا در معماری پیشنهادی، مدل‌های گوناگون از شبکه‌های پیچشی از پیش آموزش داده‌شده با بهره‌مندی از یادگیری انتقالی، برای استخراج ویژگی‌های سبک دست‌خط از روی جفت تصاویر کلمات ورودی، مورد استفاده و بررسی قرار گرفتند و تلاش شد تا با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری، برخی از ابرپارامترهای لازم برای آموزش مدل به منظور دستیابی به دقت بالاتر، تنظیم گردند. آزمایشات و ارزیابی‌های صورت گرفته بر روی مجموعه داده‌ی جمع‌آوری شده به زبان فارسی و نیز دو مجموعه‌ی شناخته‌شده به زبان‌های انگلیسی و عربی، بیانگر کارآمدی رویکرد پیشنهادی در تایید هویت نویسنده از روی تصاویر کلمات متون دست‌نویس در زبان‌های گوناگون در حوزه‌ی تجزیه و تحلیل اسناد پزشکی قانونی و اسناد تاریخی و اداری است. در پژوهش‌های آینده، تلاش خواهد شد تا از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف در تنظیم پارامترهای شبکه علاوه بر تنظیم ابرپارامترها برای آموزش بهتر مدل و دستیابی به عملکرد بالاتر استفاده گردد.



[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

## منابع


[1] Parcham, E., Ilbeygi, M., Amini, M., (2021). CBCapsNet: A novel writer-independent offline signature verification model using a CNN-based architecture and capsule neural networks, Expert Systems with Applications, 185.

[2] Shaikh, M. A., Chauhan, M., Chu, J., Srihari, S., (2018). Hybrid feature learning for handwriting verification. In 2018 IEEE 16th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR), 187-192.

[3] Khan, F. A., Khelifi, F., Tahir, M. A., Bouridane, A., (2018). Dissimilarity gaussian mixture models for efficient offline handwritten text-independent identification using sift and rootsift descriptors. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 14, 289–303.

[4] Chahi, A., Ruichek, Y., Touahni, R., (2018). Block wise local binary count for off-line text-independent writer identification. Expert Systems with Applications, 93, 1-14.

[5] Çalik, N., Kurban, O. C., Yilmaz, A. R., Yildirim, T., Durak Ata, L., (2019). Large-scale offline signature recognition via deep neural networks and feature embedding. Neurocomputing, 359, 1–14.

[6] Xiong, Y. J., Lu, Y., Wang, P.S.P., (2017). Off-line text-independent writer recognition: A survey. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 31 (5), 1756008.

[7] Falah Rad, M., Shakeri, M., Khoshhal Roudposhti, K., Shakerinia, I., (2022). Elderly Daily Activity-Based Mood Quality Estimation Using Decision-Making Methods and Smart Facilities (Smart Home, Smart Wristband, and Smartphone). Journal of Operational Research and Its Applications (Applied Mathematics)-Lahijan Azad University, 19(2), 1-21. In Persian.

[8] Diaz, M., Ferrer, M. A., Impedovo, D., Malik, M. I., Pirlo, G., Plamondon, R., (2019). A perspective analysis of handwritten signature technology. ACM Computing Surveys (CSUR), 51(6), 1–39.

[9] Yılmaz, M. B., Yanıkoglu, B., (2016). Score level fusion of classifiers in off-line signature verification. Information Fusion, 32, 109–119.

[10] Bensefia, A., Paquet, T., (2016). Writer verification based on a single handwriting word samples. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 1, 1-9.

[11] Jang, W., Kim, S., Kim, Y., Lee, E. C., (2018). Automated Verification method of Korean word handwriting using geometric feature. In Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing, 1340-1345.

[12] Hafemann, L. G., Sabourin, R., Oliveira, L. S., (2017). Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks. Pattern Recognition, 70, 163–176.

[13] Ghosh, R., (2021). A Recurrent Neural Network based deep learning model for offline signature verification and recognition system. Expert Systems with Applications, 168, 114249.

[14] Yapıcı, M. M., Tekerek, A., Topaloğlu, N., (2021). Deep learning-based data augmentation method and signature verification system for offline handwritten signature. Pattern Analysis and Applications, 24(1), 165-179.

[15] Dey, S., Dutta, A., Toledo, J. I., Ghosh, S. K., Llad´os, J., Pal, U., (2017). Signet: Convolutional siamese network for writer independent offline signature verification. ArXiv Preprint, ArXiv:1707.02131.

[16] Maergner, P., Pondenkandath, V., Alberti, M., Liwicki, M., Riesen, K., Ingold, R., Fischer, A., (2019). Combining graph edit distance and triplet networks for offline signature verification. Pattern Recognition Letters, 125, 527–533.

[17] Adak, C., Marinai, S., Chaudhuri, B. B., Blumenstein, M., (2018). Offline bengali writer verification by PDF-CNN and Siamese net. In 2018 IEEE 13th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems (DAS), 381-386.

[18] Javidi, M., Jampour, M., (2020). A deep learning framework for text-independent writer identification. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 95.




[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]

[19] Chakladar, D. D., Kumar, P., Roy, P. P., Dogra, D. P., Scheme, E., Chang, V., (2021). A multimodal-Siamese Neural Network (mSNN) for person verification using signatures and EEG, Information Fusion, 71, 17-27.
[20] Pei, M., Yan, B., Hao, H., Zhao, M., (2023). Person-Specific Face Spoofing Detection Based on a Siamese Network, Pattern Recognition, 135, 109148.
[21] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. & Lewis, A., (2014). Grey wolf optimizer. Advances in Engineering software, 69, 46–61.
[22] Seyedi, I., Hamedi, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., (2022). Enhancing the Search Capability of the Imperialist Competitive Algorithm for Truck Scheduling Problem in the Cross-Docking System. Journal of Operational Research and Its Applications (Applied Mathematics)-Lahijan Azad University, 19(4), 37-61. In Persian.
[23] Marti, U. V., Bunke, H., (2002). The IAM-database: an English sentence database for offline handwriting recognition, International Journal on Document Analysis and Recognition,5(1), 39–46.
[24] Mahmoud, S. A., Ahmad, I., Alshayeb, M., Al-Khatib, W. G., Parvez, M. T., Fink, G. A., Margner, V., Abed, H., (2012). KHATT: Arabic offline handwritten text database. in: 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR), 447–452.

[ Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-11-02 ]

[ DOI: 10.71773/jamlu-2024-1-2189 ]