



احراز هویت اوراق امتحانی با استفاده از تکنیک نهان نگاری و بهینه سازی با استفاده از الگوریتم های فرا مکاشفه ای

امیرحسین مقدم ^۱ مریم حاجی نی ^۱ امیرشهاب شهابی ^۱	تاریخ چاپ: ۱ اردیبهشت ۱۴۰۵ تاریخ پذیرش: ۲۸ بهمن ۱۴۰۴ تاریخ بازنگری: ۲۱ بهمن ۱۴۰۴ تاریخ ارسال: ۲۴ آذر ۱۴۰۴	شیوه استناددهی: مقدم، امیرحسین، حاجی نی، مریم، و شهابی، امیرشهاب. (۱۴۰۵). احراز هویت اوراق امتحانی با استفاده از تکنیک نهان نگاری و بهینه سازی با استفاده از الگوریتم های فرا مکاشفه ای. یادگیری هوشمند و تحول مدیریت، ۱(۱)۴، ۳۳-۱.
----------------------------------------------------------------------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

چکیده

هدف اصلی این پژوهش، طراحی یک روش نهان نگاری کارآمد برای احراز هویت اوراق امتحانی است؛ به گونه ای که کیفیت تصویر اصلی تا حد امکان حفظ شده و کمترین میزان تحریف در آن ایجاد شود. این پژوهش یک روش نهان نگاری تصویر در سه مرحله را پیشنهاد می دهد که ترکیبی از بهینه سازی، نهان نگاری و تبدیل های حوزه فرکانس است. برای جلوگیری از تخریب نواحی حساس تصویر، جاسازی داده ها در لبه ها و گوشه ها انجام نمی شود؛ بلکه بخش هایی از تصویر استخراج و انتخاب می شوند که دارای پیکسل های پرانرژی بوده اما فاقد لبه یا گوشه هستند. این روش از تبدیل موجک، تبدیل کسینوسی گسسته (DCT)، کدگذاری هافمن و الگوریتم بهینه سازی کرکس آفریقایی (AVOA) بهره می برد. شبیه سازی ها در محیط نرم افزار متلب (MATLAB) انجام شده و عملکرد روش پیشنهادی با سه طرح پایه مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته است. نتایج ارزیابی ها نشان داد که روش پیشنهادی با دستیابی به مقادیر حداقلی در معیار خطای میانگین مربعات (MSE)، کیفیت نهان نگاری تصاویر را به طور قابل توجهی بهبود بخشیده است. در مقایسه با روش های پایه، میزان بهبود معیار MSE در تصویر اول بین ۳ تا ۴ درصد، در تصویر دوم بین ۲۵ تا ۳۹ درصد و در تصویر سوم بین ۳ تا ۲۵ درصد بوده است. در نتیجه مقدار MSE برای هر سه تصویر مورد بررسی، نسبت به سه طرح پایه وضعیت بهتری داشته است. ترکیب تبدیل موجک، روش بهینه سازی کرکس آفریقایی و کدگذاری هافمن، یک راهکار امن و مؤثر برای نهان نگاری، احراز هویت اوراق امتحانی و حفاظت از مالکیت معنوی فراهم می کند که با کاهش چشمگیر خطا و حفظ کیفیت تصویر، نسبت به روش های موجود برتری دارد.

واژگان کلیدی: احراز هویت اوراق امتحانی، تکنیک نهان نگاری، بهینه سازی، الگوریتم های فرا مکاشفه ای

مشخصات نویسندگان:

۱. گروه مهندسی کامپیوتر، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران



© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به

نویسنده است.

انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی CC BY-NC 4.0 صورت گرفته است.

پست الکترونیکی: Mhajiee@iau.ac.ir

Authentication of Exam Papers Using Steganography Techniques and Optimization Using Meta-Heuristic Algorithms

Amirhosein Moghadam¹
Maryam Hajiee^{1*}
Amir Shahab Shahabi¹

Submit Date: 15 December 2025
Revise Date: 10 February 2026
Accept Date: 17 February 2026
Publish Date: 21 April 2026

How to cite: Moghadam, A., Hajiee, M., & Shahab Shahabi, A. (2026). Authentication of Exam Papers Using Steganography Techniques and Optimization Using Meta-Heuristic Algorithms. *Intelligent Learning and Management Transformation*, 4(1), 1-33.

Abstract

The primary objective of this study is to design an efficient steganography method for the authentication of exam papers, ensuring that the original image quality is maximally preserved with the least amount of distortion. This study proposes a three-stage image steganography method that combines optimization, steganography, and frequency-domain transforms. To prevent the degradation of sensitive regions, data embedding is avoided in edges and corners. Instead, high-energy regions without edges or corners are extracted and selected. The proposed framework utilizes the Wavelet transform, Discrete Cosine Transform (DCT), Huffman coding, and the African Vultures Optimization Algorithm (AVOA). The simulations were conducted in the MATLAB environment, and the performance of the proposed method was evaluated against three baseline schemes. The evaluation results demonstrated that the proposed method significantly improved image steganography quality by achieving minimum Mean Squared Error (MSE) values. Compared to the three baseline methods, the proposed approach showed an MSE improvement of 3% to 4% for the first test image, 25% to 39% for the second image, and 3% to 25% for the third image. Across all three tested images, the proposed method consistently yielded better MSE outcomes than the baseline schemes. The integration of the Wavelet transform, AVOA optimization, and Huffman coding provides a secure and highly effective steganographic solution for exam paper authentication and intellectual property protection, proving superior to existing approaches by significantly reducing errors and preserving visual quality.

Keywords: Authentication of exam papers, Steganography technique, Optimization, Meta-heuristic algorithms

Authors' Information:

Mhajiee@iau.ac.ir

1. Department of Computer Engineering, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran



© 2026 the authors. This is an open access article under the terms of the [CC BY-NC 4.0 License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).

مقدمه

تکامل سریع و ادغام فراگیر فناوری‌های دیجیتال، چارچوب‌های عملیاتی مؤسسات آموزشی مدرن را به طور بنیادین متحول کرده است. با تغییر پارادایم به سمت سیستم‌های یادگیری الکترونیکی و مدیریت دیجیتال، سازمان‌های دانشگاهی به طور فزاینده‌ای برای تولید، توزیع و بایگانی اسناد بسیار حساس، به ویژه برگه‌های امتحانی، به پلتفرم‌های مجازی وابسته شده‌اند. در حالی که این تحول دیجیتال کارایی عملیاتی بی‌سابقه و دسترسی جهانی را به همراه دارد، همزمان آسیب‌پذیری‌های شدیدی را در خصوص امنیت اطلاعات و یکپارچگی داده‌ها ایجاد می‌کند. حفظ محرمانگی دقیق و اصالت غیرقابل انکار برگه‌های امتحانی به عنوان یک چالش اساسی برای مقامات آموزشی در سراسر جهان پدیدار شده است. دستکاری مخرب، دسترسی غیرمجاز و توزیع مجدد غیرقانونی این اسناد حیاتی، تهدیدات فاجعه‌باری برای اعتبار و عدالت ارزیابی‌های علمی به همراه دارد. در نتیجه، ایجاد مکانیسم‌های احراز هویت قوی برای تأیید غیرقابل انکار منبع، یکپارچگی و اصالت برگه‌های امتحانی دیجیتال، دیگر تنها یک ترجیح اداری نیست، بلکه یک ضرورت بنیادین در آموزش مدرن است (Sharma et al., 2024). درون این اکوسیستم دیجیتال به شدت آسیب‌پذیر، توسعه چارچوب‌های بی‌نقص احراز هویت منبع و حفاظت از هویت، برای تضمین اینکه محتوای حساس آموزشی در طول انتقال و ذخیره‌سازی در شبکه‌های پیچیده آنلاین کاملاً دست‌نخورده باقی می‌ماند، امری ضروری است (Shaliyar & Mustafa, 2024).

پروتکل‌های رمزنگاری استاندارد به طور معمول برای ایمن‌سازی داده‌ها در حین انتقال به کار می‌روند؛ با این حال، این روش‌های مرسوم یک محدودیت بحرانی دارند: به محض اینکه سند دیجیتال برای نمایش یا چاپ رمزگشایی می‌شود، محتوای بصری آن کاملاً در معرض کپی‌برداری غیرمجاز یا تغییرات ظریف و مخرب قرار می‌گیرد. در خصوص سوابق دیجیتال مبتنی بر تصویر، مانند برگه‌های امتحانی اسکن‌شده یا فرم‌های ارزیابی تولیدشده به صورت دیجیتال، اقدامات امنیتی باید به طور ذاتی و جدایی‌ناپذیر با خود داده‌های بصری گره بخورند. پرداختن به این نیاز پیچیده مستلزم درک عمیقی از پردازش تصویر دیجیتال پیشرفته و روش‌های جامع استخراج ویژگی است. احراز هویت مؤثر و امن تصویر، به شدت به تحلیل دقیق ساختارهای زیربنایی تصویر متکی است که محققان معمولاً آن‌ها را به دسته‌های ویژگی‌های ظاهری، ویژگی‌های جبری و خواص آماری پیچیده تقسیم می‌کنند (Huang et al., 2023). علاوه بر این، توسعه این چارچوب‌های امنیتی اغلب نیازمند استراتژی‌های پیچیده تقویت تصویر (Image Augmentation) است تا مدل‌های امنیتی مقاومتی آموزش داده شوند که بتوانند با موفقیت طیف متنوعی از بردارهای حمله مدرن را پیش‌بینی کرده و در برابر آن‌ها مقاومت کنند (Xu et al., 2023). برای ارزیابی دقیق موفقیت هر مکانیسم حفاظتی اعمال‌شده بر روی این تصاویر، استفاده از معیارهای بسیار قابل اعتمادی که ارتباط مستقیمی با ادراک بصری انسان دارند، کاملاً ضروری است؛ تا از این طریق اطمینان حاصل شود که شباهت ساختاری و وفاداری بصری سند امتحانی اصلی پس از جاسازی داده‌های امنیتی (Payload) کاملاً دست‌نخورده باقی می‌ماند (Wang et al., 2004).

به منظور مبارزه مداوم با آسیب‌پذیری‌های روزافزون رسانه‌های دیجیتال، جامعه علمی به طور گسترده‌ای واترمارکینگ دیجیتال (نهان‌نگاری دیجیتال) را به عنوان یک راهکار بنیادین و بسیار مؤثر برای امنیت چندرسانه‌ای، حفاظت از حق نشر (کپی‌رایت) و صدور گواهینامه احراز هویت مورد بررسی قرار داده است (Aberna & Agilandeewari, 2024). واترمارکینگ دیجیتال شامل جاسازی عمدی و الگوریتمی یک سیگنال یا امضای قابل تشخیص و قابل تأیید به طور مستقیم در رسانه میزبان است. ادبیات دانشگاهی کنونی، مجموعه وسیع و پیچیده‌ای از تکنیک‌های واترمارکینگ را ارائه می‌دهد که ویژگی بارز آن‌ها پیشرفت‌های مداوم فناوری با هدف ایجاد تعادل کامل بین مبادلات پیچیده و اغلب متضاد است؛ مبادلاتی میان غیرقابل‌رؤیت بودن بصری، ظرفیت داده‌های جاسازی‌شده و مقاومت در برابر دستکاری‌های مخرب و اعوجاج‌های تصادفی سیگنال (Singh & Kasana, 2024). مرورهای سیستماتیک جامع در زمینه واترمارکینگ مقاوم تصاویر، بر یک تغییر پارادایم مداوم از سیستم‌های شکننده سنتی به طرح‌های پیشرفته نیمه‌شکننده و بسیار مقاوم تأکید می‌کنند؛ طرح‌هایی که به طور خاص بسته به اینکه هدف عملیاتی اولیه «تشخیص حساس دستکاری» باشد یا «تأیید غیرقابل انکار مالکیت»، سفارشی‌سازی می‌شوند (Wan et al., 2022). به ویژه در حوزه تصاویر رنگی پیچیده، که حاوی همبستگی‌های درون‌کانالی در هم‌تنیده و ماتریس‌های داده مترکم هستند، محققان رویکردهای الگوریتمی تخصصی را برای جاسازی داده‌های قابل توجه احراز هویت، بدون ایجاد هرگونه افت رنگ محسوس یا مصنوعات بصری (Artifacts) توسعه داده‌اند (Mahto & Singh, 2021).

در سال‌های اخیر، تلاقی قدرتمند امنیت چندرسانه‌ای و هوش مصنوعی، توسعه روش‌های واترمارکینگ بسیار پیچیده و مبتنی بر یادگیری را به طور چشمگیری سرعت بخشیده است. معماری‌های یادگیری عمیق، به ویژه شبکه‌های عصبی پیچشی (CNNs)، تحلیل تصاویر زیست‌پزشکی و استخراج ویژگی را عمیقاً متحول کرده‌اند (Chakraborty & Mali, 2023)، و اکنون دقیقاً همین پارادایم‌های قدرتمند شبکه‌های عصبی به شدت برای واترمارکینگ پیشرفته تصاویر دیجیتال تطبیق داده شده و بهینه‌سازی می‌شوند (Hosny et al., 2024). تکنیک‌های پیشگامانه‌ای نظیر آموزش تک‌مرحله‌ای (SST) و آموزش پویای دومارحله‌ای (DST)، شبکه‌های عصبی عمیق را قادر می‌سازند تا بهینه‌ترین و پایدارترین فضاهای جاسازی را از نظر ریاضی درون یک تصویر، به طور خودکار یاد بگیرند و نگاشت کنند. کارایی فوق‌العاده این روش‌های پیشرفته هوش مصنوعی، غالباً در حوزه‌های بسیار حساس و بحرانی، مانند حفاظت دقیق از تصویربرداری پزشکی، به اثبات رسیده است. در بخش مراقبت‌های بهداشتی، حفظ محرمانگی عمیق بیمار و اطمینان از یکپارچگی مطلق داده‌ها در طول اشتراک‌گذاری دیجیتال اسکن‌های پزشکی، الزامات حیاتی محسوب می‌شوند که منجر به طراحی الگوریتم‌های بسیار تخصصی «واترمارکینگ صفر» (Zero-watermarking) مبتنی بر مدل‌های قدرتمند یادگیری عمیق مانند NasNet-mobile شده‌اند (Dong et al., 2023). تکامل مداوم و سریع واترمارکینگ تصاویر پزشکی، به شدت بر ضرورت جهانی دقت فوق‌العاده در جاسازی تأکید می‌کند؛ جایی که هرگونه اعوجاج بصری جزئی از نظر تئوری می‌تواند منجر به تشخیص‌های اشتباه و فاجعه‌بار

شود (Gull & Parah, 2024). الزامات عملیاتی فوق‌العاده سخت‌گیرانه مشابهی در زمینه سنجش از دور نیز مشاهده می‌شود؛ جایی که الگوریتم‌های واترمارکینگ باید به طور استثنایی کور (بدون نیاز به تصویر اصلی)، از نظر ریاضی منعطف و به اندازه کافی مقاوم باشند تا در برابر حملات هندسی شدید، برش‌های افراطی و تبدیل‌های گسترده فرمت مقاومت کنند (Ren et al., 2023).

در راستای بررسی بیشتر این نیاز حیاتی به تاب‌آوری هندسی و ساختاری، مطالعات سطح بالای اخیر، طرح‌های امنیتی فوق‌العاده نوآورانه‌ای را پیشنهاد داده‌اند؛ مانند چارچوب‌های واترمارکینگ مقاوم مبتنی بر کدهای تصحیح هندسی که به طور خاص برای مقابله پیشگیرانه با حملات پیچیده عدم همگام‌سازی (Desynchronization) طراحی شده‌اند (Zhou et al., 2023). رویکرد بسیار امیدوارکننده و پیشرفته دیگر، واترمارکینگ تصاویر با کیفیت بالا و مکان‌محفوظ (Location-secured) است؛ رویکردی که به طرز ظریفی از قدرت یادگیری عمیق همراه با تشخیص نقاط کلیدی غالب بهره می‌برد تا داده‌های حیاتی را به طور یکپارچه در چندین ناحیه فضایی غیرهم‌پوشان جاسازی کرده و موقعیت‌های دقیق جاسازی را به طور امن به یک کلید خصوصی رمزنگاری پیوند دهد (Zhu et al., 2021). به موازات آن، برای پرداختن به مسائل اعتماد سیستمی و تأیید جهانی، در حال حاضر ادغام استراتژیک فناوری‌های دفتر کل توزیع شده (مانند معماری بلاک‌چین) با سیستم‌های واترمارکینگ دیجیتال، به شدت در حال بررسی است تا مکانیسم‌های انتساب کاملاً ضد دستکاری و مکانیسم‌های تأیید غیرمتمرکز و شفاف برای رسانه‌های دیجیتال حساس ایجاد شود (Sudar et al., 2025).

اگرچه ادبیات گسترده واترمارکینگ دیجیتال، یک چارچوب ریاضی توانمند را برای احراز هویت عمومی چندرسانه‌ای فراهم می‌کند، این تکنیک‌ها اساساً مقاومت و مالکیت را در اولویت قرار می‌دهند که گاهی اوقات به بهای ایجاد مصنوعات بصری میکروسکوپی و بسیار ریز تمام می‌شود. در زمینه‌هایی که نیازمند وفاداری بصری مطلق و بی‌نقص هستند—مانند برگه‌های امتحانی دانشگاهی با اهمیت بالا—حتی کوچک‌ترین تغییر ادراکی یا تخریب پیکسل می‌تواند فوراً شک و تردیدهای جدی در مورد دستکاری ایجاد کرده و سند را بی‌اعتبار سازد. در نتیجه، نهان‌نگاری (Steganography) به عنوان یک رویکرد بسیار برتر و مناسب برای این کاربرد خاص ظهور می‌کند. برخلاف واترمارکینگ، تمرکز اولیه نهان‌نگاری بر غیرقابل‌رؤیت بودن مطلق و هنر ظریف ارتباطات کاملاً پنهان است. هدف اساسی در نهان‌نگاری مدرن، پنهان کردن کامل نفس وجود داده‌های احراز هویت جاسازی شده است، تا اطمینان حاصل شود که کیفیت تصویر میزبان تا بالاترین درجه ممکن ریاضی با حداقل اعوجاج مطلق حفظ می‌شود. تکنیک‌های نهان‌نگاری مرسوم، که از نظر تاریخی مقادیر پیکسل‌های مکانی را به صورت دلخواه تغییر می‌دادند، غالباً در در نظر گرفتن هندسه ساختاری ذاتی تصویر ناکام می‌مانند که این امر همواره منجر به ناهنجاری‌های بصری قابل تشخیص می‌شود. رویکردهای مدرن با جداسازی استراتژیک و انتخاب نواحی جاسازی بهینه از نظر ریاضی، به شکلی ظریف این نقص حیاتی را برطرف می‌کنند. به عنوان مثال، روش‌های پیشرفته نهان‌نگاری در ایمن‌سازی داده‌های پیچیده در بستر اینترنت اشیا صنعتی (IIoT) بسیار حیاتی بوده‌اند؛ جایی که جاسازی بسیار سبک و در

عین حال به شدت امن الزامی است (Hassaballah et al., 2021). برای جلوگیری فعال از تخریب نواحی حساس بصری، اجتناب دقیق از جاسازی داده‌ها در لبه‌های برجسته و گوشه‌های تیز، کاملاً حیاتی است. الگوریتم‌های پیشرفته‌ای که از تکنیک‌های دقیق تشخیص لبه در کنار بهینه‌سازی زیستی استفاده می‌کنند، مانند الگوریتم بهینه‌سازی بویایی کوسه (SSO)، اثربخشی فوق‌العاده‌ای در هدایت ایمن فرآیند جاسازی داده‌ها به دور از این نواحی ساختاری بسیار آسیب‌پذیر از خود نشان داده‌اند (Abdulhammed et al., 2022).

محققان برای غلبه قطعی بر محدودیت‌های مستند و آسیب‌پذیری‌های ساختاری جاسازی در حوزه مکان (Spatial Domain)، به طور گسترده‌ای به سمت تکنیک‌های پیچیده حوزه تبدیل (Transform Domain) روی آورده‌اند. تبدیل کسینوسی گسسته (DCT) به عنوان یکی از ارکان اساسی پردازش تصویر در حوزه فرکانس و استانداردهای مدرن فشرده‌سازی شناخته می‌شود. الگوریتم DCT به لحاظ ریاضی، تصویر میزبان را از حوزه مکان استاندارد مستقیماً به حوزه فرکانس تبدیل کرده و با کارایی بالایی بخش عمده انرژی سیگنال تصویر را در تعداد بسیار کمی از ضرایب فرکانس پایین متمرکز می‌کند. این قابلیت خارق‌العاده فشرده‌سازی انرژی، اساساً به الگوریتم‌های پیشرفته نهان‌نگاری و امنیتی اجازه می‌دهد تا پیام‌های پنهان احراز هویت را به طور استراتژیک در ضرایب فرکانس میانی یا فرکانس بالای کمتر برجسته درج کنند، بدون اینکه هیچ‌گونه افت کیفیت بصری محسوسی برای چشم انسان ایجاد شود. جاسازی داده‌های حیاتی در حوزه DCT، مقاومت کلی روش را در برابر حملات رایج و بسیار مخرب پردازش سیگنال، به ویژه الگوریتم‌های تهاجمی فشرده‌سازی JPEG، به طور قابل توجه و سنجش‌پذیری بهبود می‌بخشد (Lin et al., 2010). با انتخاب دقیق و ریاضی مناسب‌ترین ضرایب DCT، می‌توان به طور مستمر به یک تعادل بسیار ظریف و کامل بین نامرئی بودن مطلق داده‌های پنهان و مقاومت پایدار آن دست یافت.

با تکیه مستقیم بر این مزایای متمایز در حوزه فرکانس، تبدیل موجک گسسته (DWT) یک نمایش چندرزولوشنی بسیار پیچیده‌تر و ظریف‌تر از تصویر دیجیتال ارائه می‌دهد. برخلاف DCT که معمولاً به صورت سراسری یا در بلوک‌های ثابت عمل می‌کند، DWT به لحاظ ریاضی تصویر را به زیرباندهای فضایی و فرکانسی متمایز تجزیه می‌کند و به طور همزمان اطلاعات مکانی و فرکانسی به شدت محلی شده را فراهم می‌آورد. این تجزیه سلسله‌مراتبی پیچیده، به شکلی مؤثر بنیان‌های ساختاری فرکانس پایین تصویر را از جزئیات محلی فرکانس بالا (نظیر لبه‌های تیز و بافت‌های ظریف) جدا می‌کند. ثابت شده است که جاسازی داده‌های حساس در زیرباندهای مشخص و هدفمند DWT، مقاومت ریاضی در برابر طیف وسیع و تهاجمی از حملات (از جمله افزودن نویز تصادفی، فیلترینگ شدید و فشرده‌سازی قدرتمند) را به شدت افزایش می‌دهد. در نتیجه، رویکردهای ترکیبی که به طور هوشمندانه نقاط قوت ریاضی قدرتمند هر دو تبدیل DCT و DWT را با هم تلفیق می‌کنند، به منظور به حداکثر رساندن مقاومت ساختاری و غیرقابل‌رؤیت بودن بصری، به ویژه در تصاویر رنگی بسیار پیچیده پیشنهاد شده‌اند (Abdulrahman & Ozturk, 2019). علاوه بر این، سایر انواع موجک‌های پیشرفته، مانند تبدیل موجک ایستا (SWT)، نیز در کنار مدل‌سازی آماری عمیق، نظیر گشتاورهای نمایی فوریه

(EFMs)، برای مهندسی آشکارسازهای واترمارک محلی استفاده شده‌اند که اطلاعات را منحصرأ بر اساس موقعیت‌های دقیق اندازه فرکانس مخفی می‌کنند (Wang et al., 2022).

علیرغم مزایای تئوریک چشمگیر این روش‌های حوزه تبدیل، تعیین ایستا یا دستی مکان‌های جاسازی و قدرت‌های عملیاتی غالباً به نتایج غیربهبوده‌ای منجر می‌شود؛ عمدتاً به این دلیل که ویژگی‌های ریاضی و ساختاری تصاویر میزبان مختلف به طور طبیعی به میزان قابل توجهی با یکدیگر متفاوت است. برای تطبیق پویا و هوشمندانه فرآیند جاسازی با ویژگی‌های ساختاری خاص هر تصویر، محققان به طور فزاینده‌ای الگوریتم‌های پیشرفته بهینه‌سازی فراابتکاری (Meta-heuristic) را در هسته خط لوله نهان‌نگاری ادغام کرده‌اند. این الگوریتم‌های قدرتمند، که با نبوغ از پدیده‌های طبیعی و رفتارهای بیولوژیکی الهام گرفته شده‌اند، به طور جدی برای جستجوی خودکار در فضای راه‌حل‌های ریاضی وسیع به کار گرفته می‌شوند تا بهینه‌ترین پارامترهای جاسازی را که خطای محاسبه‌شده را به حداقل رسانده و همزمان وفاداری بصری را به حداکثر می‌رسانند، بیابند. به عنوان مثال، الگوریتم بسیار کارآمد کرم شب‌تاب (Firefly) با موفقیت در کنار مدل‌های ریاضی پیچیده‌ای مانند گشتاورهای تغییرناپذیر هو و تجزیه‌های ترکیبی DWT-SVD برای بهینه‌سازی کامل جاسازی داده‌ها در حوزه فرکانس مورد استفاده قرار گرفته است (Sharma et al., 2022). این الگوریتم‌های فراابتکاری می‌توانند به طور هوشمندانه تصویر را نقشه‌برداری کرده و به صورت فعال از نواحی ساختاری فوق‌حساس (مانند گوشه‌های تیز و لبه‌های برجسته) دوری کنند و در عوض، دقیقاً مناطق پرانرژی و از نظر ریاضی پایداری را هدف قرار دهند که می‌توانند بار محموله را بدون هیچ‌گونه افت بصری ادراکی جذب کنند.

از جمله جدیدترین و امیدوارکننده‌ترین پیشرفت‌ها در زمینه بهینه‌سازی فراابتکاری، الگوریتم بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقای (AVOA) است. این الگوریتم با الهام از رفتارهای بسیار کارآمد جستجوی غذا، مسیریابی و رقابتی کرکس‌های آفریقای در طبیعت، تعاملات پیچیده بین گروه‌های متمایز پرندگان مجازی را مدل‌سازی می‌کند که دائماً توسط بهترین راه‌حل‌های کاندیدا در جمعیت هدایت می‌شوند. این الگوریتم با ظرافت تعادلی میان اکتشاف ریاضی گسترده در فضای جستجو با بهره‌برداری بسیار متمرکز از نواحی امیدوارکننده برقرار می‌کند؛ این امر از طریق پارامترهای کنترل ریاضی پویایی انجام می‌شود که به دقت سطوح گرسنگی و سیری پرندگان را شبیه‌سازی می‌کنند. این مکانیسم بسیار پیچیده به AVOA اجازه می‌دهد تا با موفقیت از بهینه‌های محلی فریبده فرار کرده و به سرعت راه‌حل‌های ریاضی بسیار برتری را کشف کند. در زمینه نهان‌نگاری تصویر، الگوریتم AVOA می‌تواند نقش فوق‌العاده مهمی در شناسایی پویای بهینه‌ترین پیکسل‌ها یا ضرایب تبدیل برای جاسازی امن داده‌ها ایفا کند و بی‌نقص تضمین کند که نواحی انتخاب‌شده به طور طبیعی دارای انرژی بسیار بالایی هستند، اما کاملاً عاری از لبه‌های حیاتی و گوشه‌های تیز می‌باشند.

در حالی که ادبیات علمی موجود به طور جامع تکنیک‌های مختلف واترمارکینگ و نهان‌نگاری را که برای تصویربرداری پزشکی و امنیت چندرسانه‌ای تنظیم شده‌اند پوشش می‌دهد، یک شکاف علمی بسیار محسوس در خصوص احراز هویت تخصصی و بسیار امن بر گه‌های امتحانی دیجیتال آموزشی باقی مانده است. بر گه‌های امتحانی اسنادی با ساختار منحصر به فرد هستند؛ آن‌ها عمدتاً از متن با کتراست بالا، خطوط ساختاری و احتمالاً نمودارهای شماتیک تشکیل شده‌اند، که اگر داده‌ها به طور تصادفی در آن‌ها جاسازی شوند، به شدت در معرض اعوجاج‌های بصری خیره کننده قرار می‌گیرند. اکثر روش‌های امنیتی مرسوم در ارائه غیر قابل رؤیت بودن مطلق که برای این اسناد حساس مورد نیاز است ناکام می‌مانند. نیاز شدید و مبرمی به یک چارچوب نهان‌نگاری بسیار سازگار و کاملاً ساختار آگاه وجود دارد که از قابلیت‌های چندرزلوشنی تبدیل‌های ریاضی پیشرفته در کنار تکنیک‌های بهینه‌سازی بهره‌بردار، تا بر گه‌های امتحانی دانشگاهی را در برابر تهدیدات دیجیتال مدرن به شدت ایمن سازد.

پرداختن به این چالش عملیاتی متمایز، نیازمند یک رویکرد چندرشته‌ای است که به صورت بی‌نقصی تبدیل‌های ریاضی حوزه فرکانس را با مکانیسم‌های انتخاب مکانی هوشمند هماهنگ کند. با اجتناب دقیق از پیکسل‌های لبه و گوشه و استفاده انتخابی از نواحی پرانرژی، از لحاظ تئوری و عملی امکان‌پذیر است که میانگین مربعات خطا (MSE) به طور قابل توجهی کاهش یافته و نسبت سیگنال به نویز پیک (PSNR) افزایش یابد. مطالعه حاضر با تکیه بر اصول بنیادین پنهان‌سازی امن داده‌ها، به دقت یک معماری الگوریتمی سه‌مرحله‌ای بسیار پیچیده را مهندسی کرده است که به طور یکپارچه تبدیل موجک گسسته (DWT)، تبدیل کسینوسی گسسته (DCT) و کدگذاری امن هافمن را ادغام می‌کند؛ که همگی به صورت پویا و خودمختار توسط الگوریتم پیشرفته بهینه‌سازی کرکس‌های آفریقای (AVOA) بهینه شده‌اند. هدف اصلی این مطالعه، طراحی یک روش نهان‌نگاری کارآمد برای احراز هویت بر گه‌های امتحانی است، به طوری که اطمینان حاصل شود کیفیت تصویر اصلی با کمترین میزان اعوجاج به حداکثر ممکن حفظ می‌شود.

روش‌شناسی

-مدل سیستم

در مدل جاری برای احراز هویت اوراق امتحانی، با استفاده از نهان‌نگاری تصویر، تعدادی تصویر از یک دیتاست استاندارد که در مقالات مورد استفاده قرار گرفته در اختیار داریم

به منظور ارزیابی روش مطرح شده سه معیار ارزیابی نرخ پیک سیگنال به نویز (PSNR)، شاخص SSIM و ضریب همبستگی نرمال (NC) را انتخاب نموده ایم. ما از این سه معیار برای ارزیابی روش پیشنهادی خود و مقایسه با طرح پایه استفاده می‌نمایم. همچنین معیار زمان برای هر دو روش برای تعیین سربار زمانی محاسبات ثبت می‌گردد.

¹ Normalized correlation

اگر بخواهیم کیفیت تصویر نهان نگاری شده را بررسی کنیم می‌توانیم پارامتر پیک سیگنال به نویز را انتخاب کنیم که نسبت سیگنال به نویز موجود در یک تصویر را بررسی می‌کند. این پارامتر به صورت زیر تعریف می‌شود:

(۱)

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{225^2}{MSE}$$

که MSE معیار میانگین خطای مربعات است که کاربرد بسیار وسیعی در پردازش سیگنال یک بعدی و دو بعدی (تصویر) برای ارزیابی سیگنالهای حاصل شده دارد که مدل سه بعدی آن در پردازش تصویر رنگی به صورت معادله زیر تعریف می‌شود:

(۲)

$$MSE = \frac{1}{3MN} \sum_{j=1}^3 \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [I(x,y,j) - I^*(x,y,j)]^2$$

که در رابطه فوق M و N ابعاد تصویر، I تصویر مورد بررسی و I^* تصویر نهان نگاری شده می‌باشد. واضح است که در این رابطه، مقدار کمتر بدست آمده برای MSE نشان دهنده نزدیک تر بودن تصویر دارای واترمارک به تصویر اولیه است.

شاخص ارزیابی SSIM که در مرجع [۲۲] ارائه شده است همبستگی بالایی با سیستم بینایی انسان (HVS) دارد و بصورت رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

(۳)

$$SSIM(I, I^*) = l(I, I^*)c(I, I^*)s(I, I^*)$$

که در رابطه فوق l تابع مقایسه روشنایی دو تصویر، c تابع مقایسه کنتراست و s تابع مقایسه ساختاری دو تصویر می‌باشد.

علاوه بر این، برای اندازه گیری استحکام واترمارک، از همبستگی نرمال (NC) بین واترمارک اصلی W و واترمارک استخراج شده W^* استفاده می‌کنیم که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۴)

$$NC = \frac{\sum_{j=1}^3 \sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q (W(x,y,j) \times W^*(x,y,j))}{\sqrt{\sum_{j=1}^3 \sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q W(x,y,j)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^3 \sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q W^*(x,y,j)^2}}$$

P و Q ابعاد تصویر واترمارک می باشد.

- طرح پیشنهادی

در طرح پیشنهادی قصد داریم یک روش نهان نگاری تصویر شامل سه فاز ارائه دهیم که ترکیبی از بهینه سازی، تکنیک های پردازش تصویر و

تبدیل های حوزه فرکانس می باشد.



شکل ۱. فلوجارت روش پیشنهادی برای نهان نگاری

در روش پیشنهادی، تصویری که قرار است نهان نگاری شود، یک تصویر سطح خاکستری^۱ می باشد. این تصویر در تصویر میزبان که ابعاد آن

$N \times N$ می باشد، پنهان می شود.

¹ Grayscale

در روش پیشنهادی، تصویری که قرار است نهان‌نگاری شود، یک تصویر سطح خاکستری^۱ می‌باشد. این تصویر در تصویر میزبان که ابعاد آن $N \times N$ می‌باشد، پنهان می‌شود. ابتدا برای تضمین مقاوم بودن بیشتر پیام نهان‌نگاری شده، از الگوریتم کدگذاری هافمن^۲ استفاده می‌کنیم. روش کدگذاری هافمن نوع خاصی از کدهای پیشوندی^۳ بهینه است که اغلب برای فشرده‌سازی بی‌اتلاف اطلاعات مورد استفاده قرار می‌گیرد. کدهای پیشوندی نوعی از کدها (توالی بیت‌ها) هستند که در آن‌ها کد اختصاص داده شده به یک کاراکتر، پیشوند کد تخصیص داده شده به هیچ کاراکتر دیگری نیست. این، روشی است که کدگذاری هافمن با استفاده از آن اطمینان حاصل می‌کند که هیچ ابهامی هنگام رمزگشایی توالی بیت‌های (جریان بیت) تولید شده وجود نخواهد داشت. دو بخش اصلی مهم در کدگذاری هافمن وجود دارد که عبارتند از ساخت درخت هافمن از کاراکترهای ورودی و پیمایش درخت هافمن و تخصیص کد به کاراکترها. مراحل اجرای این کدگذاری به شرح ذیل می‌باشد. در اینجا، ورودی آرایه‌ای از کاراکترهای یکتا با تکرار وقوع هر یک و خروجی یک درخت هافمن است:

۱- یک گره برگ برای هر کاراکتر یکتا بساز و همچنین، هرم کمینه^۴ از همه گره‌های برگ را بساز (هرم کمینه به عنوان صف اولویت استفاده می‌شود. مقدار فیلد تکرار برای مقایسه دو گره در هرم کمینه مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طور اولیه، کاراکتری با کمترین تکرار در ریشه است)

۲- دو گره با حداقل تکرار از هرم کمینه را استخراج کن.

۳- یک گره داخلی با فرکانسی برابر با مجموع تکرارهای دو گره را بساز. اولین گره استخراج شده را به عنوان فرزند سمت چپ و دیگری گره استخراج شده را به عنوان گره سمت راست قرار بده. این گره را به هرم کمینه اضافه کن.

۴- گام‌های ۲ و ۳ را تا هنگامی که هرم تنها حاوی یک گره باشد تکرار کن. گره باقی‌مانده، گره ریشه و درخت کامل است.

پیمایش درخت ساخته شده، از ریشه آغاز می‌شود. برای این کار، باید از یک آرایه کمکی استفاده شود. در این راستا، هنگامی که به فرزند سمت چپ حرکت می‌شود، مقدار صفر باید در آرایه نوشته شود و در حالیکه به سمت فرزند سمت راست حرکت می‌شود، مقدار ۱ را باید در آرایه نوشت.

در فاز دوم برای اطمینان از عدم درج داده نهان‌نگاری شده در پیکسل‌های با اهمیت تصویر (لبه‌ها و گوشه‌ها) می‌خواهیم از تصویر اصلی، یک زیر تصویر شامل پیکسل‌های دارای انرژی بالا (مقاوم در برابر تغییرات) که در آن هیچ لبه یا گوشه‌ای وجود ندارد استخراج کنیم. برای اینکار از ترکیب

¹ Grayscale

² Huffman Code

³ Prefix Codes

⁴ Min Heap

تبدیل‌های موجک، تبدیل کسینوسی گسسته و روش بهینه‌سازی کرکس آفریقایی (AVOA)، استفاده خواهیم کرد. خروجی این مرحله یک ماتریس هم اندازه با تصویر اصلی است که در نقاط مهم مقدار ۰ و در نقاط کم اهمیت (جهت نهان نگاری) دارای مقدار یک می‌باشد. هر کرکس (به عنوان یک راه حل مساله) در اینجا یک بخش از تصویر (به عنوان زیر تصویر) است که دارای یک سری پیکسل است و ما مجموع انرژی پیکسل‌های این ناحیه را به عنوان شاخصی برای مقاوم بودن تصویر در تابع برازش محاسبه می‌کنیم. تشکیل جمعیت اولیه به معنای تولید یک مجموعه از راه حل‌های مساله است که مانند سایر روش‌های بهینه سازی این جمعیت اولیه بصورت صادفی در فضای مساله تعریف می‌گردد.

بر اساس مفاهیم اولیه کرکس‌ها و چهار فرض ارائه شده برای شبیه‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی کرکس آفریقایی، این روش بهینه‌سازی در فازهای جداگانه ذیل فرموله می‌شود:

فاز اول: تعیین بهترین کرکس در هر گروه

پس از تشکیل جمعیت اولیه، برازش تمامی راه‌حل‌ها مورد محاسبه قرار می‌گیرد و بهترین راه‌حل به عنوان بهترین کرکس گروه اول و بهترین راه‌حل دوم به عنوان بهترین کرکس گروه دوم انتخاب می‌شود و راه‌حل‌های دیگر با استفاده از رابطه (۵) به طرف بهترین راه‌حل‌ها در گروه اول و دوم حرکت می‌کنند. در هر تکرار میزان برازندگی، کل جمعیت دوباره مورد محاسبه قرار می‌گیرد.

$$R(i) = \begin{cases} \text{BestVulture}_1 & \text{if } p_i = L_1 \\ \text{BestVulture}_2 & \text{if } p_i = L_2 \end{cases} \quad (5)$$

در رابطه بالا، احتمال انتخاب کرکس‌های انتخاب شده برای حرکت کرکس‌های دیگر به طرف یکی از بهترین راه‌حل‌ها در هر گروه محاسبه می‌شود که در آن L_1 و L_2 ، پارامترهایی هستند که می‌بایست قبل از عملیات جستجو اندازه‌گیری شوند. با مقادیری میان صفر و یک که مجموع هر دو پارامتر یک است. احتمال انتخاب بهترین راه‌حل برای هر گروه با استفاده از $p_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i}$ به دست می‌آید. اگر پارامتر عددی α نزدیک به مقدار یک باشد و پارامتر عددی β نزدیک به مقدار صفر باشد، در AVOA باعث افزایش شدت می‌شود. همچنین، اگر پارامتر عددی β نزدیک به مقدار یک و پارامتر عددی α نزدیک به مقدار صفر باشد، سبب افزایش تنوع در AVOA خواهد شد.

فاز دوم: شدت گرسنگی کرکس‌ها

کرکس‌ها به دنبال غذا هستند و اگر سیر باشند دارای انرژی بالایی هستند که باعث طی کردن مسافت‌های طولانی‌تری جهت جستجوی غذا می‌گردند؛ اما اگر گرسنه باشند دارای انرژی مطلوب برای پرواز طولانی و جستجوی غذا در کنار کرکس قوی‌تر نیستند و در هنگام گرسنگی پرخاشگر خواهند شد. برای مدل‌سازی ریاضی این رفتار، معادلات زیر استفاده می‌شود. این امر جهت انتقال از مرحله اکتشاف به مرحله بهره‌برداری نیز استفاده می‌گردد که از سرعت سیر شدن یا گرسنگی کرکس‌ها الهام گرفته شده‌اند. نرخ سیر شدن، یک روند کاهشی دارد.

$$t = h \times \left(\sin^w \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{\text{iteration}_i}{\text{maxiterations}} \right) + \cos \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{\text{iteration}_i}{\text{maxiterations}} \right) - 1 \right) \quad (6)$$

$$F = (2 \times \text{rand}_1 + 1) \times Z \times \left(1 - \frac{\text{iteration}_i}{\text{maxiterations}} \right) + t \quad (7)$$

در این معادلات، F سیر بودن کرکس‌ها را نشان می‌دهد. iteration_i ، تعداد تکرار فعلی است و maxiterations ، حداکثر تعداد تکرارها را نشان می‌دهد. Z ، یک عدد تصادفی بین -1 و 1 است که هر تکرار را تغییر می‌دهد و h ، یک عدد تصادفی بین -2 و 2 است. rand_1 ، دارای مقدار تصادفی بین صفر و یک است. وقتی مقدار Z به زیر صفر می‌رسد، بدین معناست که کرکس گرسنه است و اگر به صفر افزایش یابد، بدین معناست که کرکس سیر شده است.

در حل مسائل چالش‌برانگیز بهینه‌سازی، هیچ‌گونه تضمینی نخواهد بود که جمعیت نهایی شامل برآوردهای دقیق برای بهینه سراسری در پایان مرحله اکتشاف باشد. بدین دلیل، باعث همگرایی زودرس در مکان بهینه محلی می‌شود. رابطه بالا برای افزایش عملکرد در حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی استفاده شد که سبب افزایش قابلیت اطمینان فرار از نقاط بهینه محلی می‌گردد. تکرارهای نهایی الگوریتم AVOA، مرحله بهره‌برداری را انجام می‌دهند و عملیات اکتشاف در برخی از تکرارهای نهایی انجام می‌گردد. هدف کلی این استراتژی، اصلاح رابطه $6-3$ برای تغییر فازهای اکتشاف و بهره‌برداری است، به طوری که الگوریتم AVOA بتواند احتمال ورود به مرحله اکتشاف را در نقطه‌ای از عملیات بهینه‌سازی افزایش دهد. در رابطه بالا، \sin و \cos به ترتیب نشان‌گر توابع سینوس و کسینوس هستند. w ، پارامتری با یک عدد ثابت را نشان می‌دهد که قبل از عملیات بهینه‌سازی تنظیم شده است و نشان‌دهنده این است که عملیات بهینه‌سازی، فازهای اکتشاف و عملیات را مختل می‌کند. با افزایش مقدار w ، احتمال ورود به فاز اکتشاف در مراحل بهینه‌سازی نهایی افزایش می‌یابد، اما با کاهش پارامتر w ، احتمال ورود به فاز اکتشاف کاهش می‌یابد. وقتی مقدار $|F|$ بزرگ‌تر از یک باشد، کرکس‌ها در مناطق مختلف به دنبال غذا می‌گردند و AVOA وارد مرحله اکتشاف می‌شود. اگر مقدار $|F|$ کمتر از یک باشد، AVOA وارد فاز بهره‌برداری خواهد شد و کرکس‌ها در فضای راه‌حل به دنبال غذا می‌گردند.

فاز سوم: اکتشاف

در محیط طبیعی، کرکس‌ها دارای قابلیت بصری بالایی در یافتن غذا و تشخیص حیوانات ضعیف در حال مرگ هستند. با این حال، یافتن غذا برای کرکس‌ها دشوار می‌باشد. کرکس‌ها به بررسی محیط زندگی خود برای مدت طولانی می‌پردازند و برای جستجوی غذا، مسافت‌های طولانی را طی می‌کنند. در AVOA، کرکس‌ها به بررسی مناطق تصادفی گوناگونی می‌پردازند که بر اساس دو استراتژی مختلف است و پارامتری به نام P_1 برای انتخاب هر یک از استراتژی‌ها استفاده می‌گردد. این پارامتر قبل از عملیات جستجو مقداردهی می‌شود و مقداری بین صفر تا یک دارد و روش استفاده از هر کدام از دو استراتژی را مشخص می‌کند. برای انتخاب هر یک از استراتژی‌ها در مرحله اکتشاف، از طریق $\text{rand}P_1$ ، یک عدد

تصادفی میان صفر و یک تولید می‌شود. اگر این عدد بزرگ‌تر یا مساوی با پارامتر P_1 باشد، رابطه ۸ به کار می‌رود، اما اگر $\text{rand}P_1$ کوچک‌تر از پارامتر P_1 باشد، رابطه ۹ مورد استفاده است. در این صورت، هر کرکس به‌طور تصادفی جهت سیر شدن خود در محیط به جستجو می‌پردازد.

$$D(i) = |X \times R(i) - P(i)| \quad (۸)$$

$$P(i + 1) = R(i) - D(i) \times F \quad (۹)$$

با توجه به رابطه ۸، کرکس‌ها به صورت تصادفی به دنبال غذا در منطقه اطراف، در فاصله تصادفی یکی از بهترین کرکس‌های دو گروه هستند، جایی که $P(i + 1)$ نشان دهنده بردار موقعیت کرکس در تکرار بعدی است و F ، نرخ سیر شدن کرکس است که با استفاده از رابطه ۷ در تکرار فعلی به دست می‌آید. در رابطه ۸، $R(i)$ ، یکی از بهترین کرکس‌ها محسوب می‌شود که با استفاده از رابطه ۴ در تکرار فعلی انتخاب می‌شود. X ، جایی است که کرکس‌ها به‌طور تصادفی حرکت می‌کنند تا از غذا در برابر سایر کرکس‌ها حفاظت کنند. X ، به‌عنوان یک بردار ضریب به کار می‌رود که باعث افزایش حرکت تصادفی که در هر تکرار تغییر می‌کند، می‌شود و با استفاده از فرمول $X = 2 \times \text{rand}$ حاصل می‌شود که در آن rand یک عدد تصادفی بین صفر و یک است. $P(i)$ ، بردار موقعیت فعلی کرکس است.

$$P(i + 1) = R(i) - F + \text{rand}_2 \times ((ub - lb) \times \text{rand}_3 + lb) \quad (۱۰)$$

در رابطه بالا، rand_2 دارای مقدار تصادفی بین صفر و یک است. ub و lb کران بالا و پایین متغیرها می‌باشند. rand_3 به‌منظور افزایش ضریب طبیعت تصادفی مورد استفاده است. این ضریب تصادفی در مقیاس محیط جستجو ایجاد می‌گردد تا تنوع و جستجوی مناطق متعدد فضای جستجو را افزایش دهد.

فاز چهارم: بهره‌برداری

اگر مقدار $|F|$ کمتر از یک باشد، $AVOA$ وارد فاز بهره‌برداری خواهد شد که این مرحله دارای دو فاز است که در هر فاز، دو استراتژی مختلف به کار می‌رود. تعیین درجه انتخاب هر استراتژی در هر فاز داخلی با دو پارامتر P_2 و P_3 صورت می‌گیرد. برای انتخاب استراتژی‌هایی که در فاز اول وجود دارند، پارامتر P_2 مورد استفاده است و به‌منظور انتخاب استراتژی‌هایی که در فاز دوم وجود دارند، پارامتر P_3 به کار می‌رود. قبل از انجام عملیات جستجو، هر دو پارامتر می‌بایست با صفر و یک مقداردهی شوند. $AVOA$ زمانی وارد فاز اول در مرحله بهره‌برداری می‌شود که مقدار $|F|$ بین ۰/۵ تا ۱ باشد. در مرحله اول، دو استراتژی متفاوت پرواز چرخشی و مبارزه با محاصره انجام می‌شود. وقتی $|F|$ ، بزرگ‌تر یا مساوی ۰/۵ باشد، کرکس‌ها نسبتاً سیر هستند و دارای انرژی لازم و کافی هستند. وقتی کرکس‌های زیادی روی یک منبع غذایی جمع می‌گردند، باعث درگیری‌های شدید بر سر تهیه غذا می‌شود. در چنین مواقعی، کرکس‌هایی که از نظر فیزیکی قدرت بالایی دارند، ترجیح نمی‌دهند که غذا را با

کرکس‌های دیگر به اشتراک بگذارند. از سوی دیگر، کرکس‌های ضعیف‌تر با جمع شدن در اطراف کرکس‌های قوی و ایجاد درگیری‌های کوچک، تلاش در خسته کردن و گرفتن غذا از کرکس‌های قوی دارند. معادلات ذیل به منظور مدل‌سازی این مرحله مورد استفاده است:

$$P(i + 1) = D(i) \times (F + \text{rand}_4) - d(t) \quad (11)$$

$$d(t) = R(i) - P(i) \quad (12)$$

در تجمع چند نوع کرکس بر روی منبع غذایی، به بررسی حرکت همه کرکس‌ها به طرف منبع غذایی پرداخته می‌شود. گهگاه کرکس‌ها گرسنه می‌مانند و برای غذا، رقابت زیادی وجود دارد که ممکن است چندین نوع کرکس بر روی یک منبع غذایی تجمع کنند. معادلات ذیل جهت فرمول‌بندی این حرکت کرکس‌ها استفاده می‌شود. در رابطه اول، $\text{BestVulture}_1(i)$ بهترین کرکس گروه اول در تکرار فعلی را نشان می‌دهد و $\text{BestVulture}_2(i)$ بهترین کرکس از گروه دوم در تکرار فعلی است و F میزان سیر شدن کرکس را نشان می‌دهد.

$$A_1 = \text{BestVulture}_1(i) - \frac{\text{BestVulture}_1(i) \times P(i)}{\text{BestVulture}_1(i) - P(i)^2} \times F \quad (13)$$

$$A_2 = \text{BestVulture}_2(i) - \frac{\text{BestVulture}_2(i) \times P(i)}{\text{BestVulture}_2(i) - P(i)^2} \times F \quad (14)$$

در انتها، تجمیع تمامی کرکس‌ها با استفاده از رابطه (15) انجام می‌گردد که در آن A_1 و A_2 با استفاده از معادلات بالا حاصل می‌شود و $P(i + 1)$ بردار موقعیت کرکس در تکرار بعدی است.

$$P(i + 1) = \frac{A_1 + A_2}{2} \quad (15)$$

بر اساس تابع برازش ابداعی، بهترین بخش از تصویر که حاوی گره‌هایی با انرژی بالاتر است و تفاوت پیکسلی زیادی با پیرامون خود ندارد، جهت نهان‌نگاری در گام بعدی گزینش شود. مساله موجود این است که ابعاد راه حل‌ها در یک روش فراابتکاری معمولاً، ثابت بوده و مقادیر توسط عملگرهای موجود در آن تغییر می‌کند تا به مرور راه حل بهینه مساله بر اساس یک تابع برازش تعیین شود. برای اینکه با اصل متغیر بودن اندازه ناحیه کم اهمیت مشکلی نداشته باشیم ما راه حل‌های مختلف با اندازه‌های متفاوت را در یک ماتریس اسپارس که ابعاد ثابتی برابر حداکثر اندازه تصویر دارد قرار خواهیم داد. به عبارت دیگر مقادیر خانه‌های متناظر با پیکسل‌های با انرژی کم، برابر صفر در نظر گرفته می‌شود. نمونه‌ای از این ماتریس به عنوان یک راه حل مساله در شکل زیر نشان داده شده است.

•	•	•	•	•	•	•	•
•	•	•	•	•	•	•	•
•	۱	۱	۱	۱	•	•	•

۰	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۰
۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۰
۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱

شکل ۲. شمای راه حل در روش فراابتکاری کرکس آفریقایی برای نهان نگاری

متغیر تصمیم گیری و تعیین کننده میزان برازش یک راه حل ارائه شده توسط الگوریتم فراابتکاری، مجموع انرژی پیکسل های باقیمانده تصویر بر اساس گرادیان می باشد. بنابراین تابع هدف برای تعیین میزان برازندگی راه حل sol_u بصورت زیر می باشد:

(۱۶)

$$Fit(sol_u) = \sum_{p \in sol_u} I'(p)$$

$I'(p)$ گرادیان پیکسل های در نظر گرفته شده به عنوان زیر تصویر استخراجی در راه حل پیشنهادی می باشد.

در فاز سوم، می خواهیم نهان نگاری را با استفاده از ترکیب تبدیل موجک، تبدیل کسینوسی گسسته، تجزیه مقادیر منفرد (SVD) و در نظر گرفتن پیکسل هایی از تصویر که مقدار متناظر آنها در خروجی فاز قبل برابر یک است اعمال کنیم. بنابراین تابع ارزیابی راه حل های تولید شده در مساله، مجموع گرادیان پیکسل های تصویر به عنوان شاخصی برای سنجش انرژی پیکسل های تصویر می باشد.

یافته ها

جهت مقایسه پارامترهای ارزیابی عملکرد از طرح های پایه تحت عنوان "واترمارکینگ تصاویر مقاوم با استفاده از کدهای تصحیح هندسی"، "الگوریتم واترمارک کور و مقاوم برای تصاویر سنجش از راه دور مقاوم در برابر حملات هندسی"، و "الگوریتم واترمارک صفر مقاوم برای تصاویر پزشکی بر اساس NasNet-Mobile و DCT بهبود یافته" استفاده شده است. برای شبیه سازی، از نرم افزار MATLAB استفاده شده است.

تصاویری که برای آزمایش ها انتخاب شده اند، از نظر ابعاد و سطح پیچیدگی متنوع هستند. این تصاویر به گونه ای انتخاب شده اند که جزئیات زیادی داشته باشند تا برای فرآیند نهان نگاری مناسب باشند. این تصاویر تا کنون در مقاله ای استفاده نشده و بصورت ویژه جهت انجام شبیه سازی در تحقیق جاری انتخاب شده است. مشخصات این تصاویر در جدول ۱ ارائه شده است و نمونه هایی از آن ها در شکل ۱ نمایش داده شده اند.

جدول ۱. مشخصات تصاویر استفاده شده در روش نهان نگاری پیشنهادی

نام تصویر	ابعاد	نوع تصویر
prague	۶۴۰ * ۴۸۰	رنگی
mahbod	۳۸۰ * ۳۸۰	رنگی
peppers	۵۱۲ * ۵۱۲	خاکستری



شکل ۳. تصاویر استفاده شده در طرح پیشنهادی برای نهان نگاری

در طرح پیشنهادی، پس از تبدیل موجک، با استفاده از روش فراابتکاری AVOA، پیکسل‌های با انرژی بالا در تصویر معین می‌گردد. مشخصه‌های سیستم و پارامترهای استفاده شده در پیاده‌سازی در جداول ۲ و ۳ نشان داده شده است.

جدول ۲. مشخصات سیستم جهت پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی

مشخصات	مقدار
CPU	Core i5
RAM	۴ GB
OS	Windows ۱۰

جدول ۳. پارامترهای شبیه‌سازی

پارامتر شبیه‌سازی	مقدار
تعداد تصاویر پایگاه داده	۳ تصویر
اندازه جمعیت اولیه در روش کرکس آفریقایی	۵۰
تعداد دور تکرار در روش کرکس آفریقایی	۳۰ دور
ابعاد راه حل در روش بهینه‌سازی	هم اندازه تصویر با مقادیر باینری

در طرح پیشنهادی برای تعیین پیکسل‌های کم اهمیت تصویر به عنوان یکی از ورودی‌های روش بهینه سازی کرکس آفریقایی از گوشه یاب هریس لاپلاس استفاده شده است.

در مدل ارائه شده برای نهان‌نگاری تصویر، تعدادی تصویر از یک دیتاست استاندارد که در مقالات معتبر استفاده شده است، در دسترس قرار دارد. برای ارزیابی روش پیشنهادی، از چهار معیار نرخ پیک سیگنال به نویز (PSNR)، میانگین مربعات خطا (MSE)، شاخص ارزیابی SSIM و همبستگی نرمال (NC) بین واترمارک اصلی و واترمارک استخراج شده استفاده شده است. این معیارها امکان تحلیل کمی و کیفی کیفیت تصاویر نهان‌نگاری شده را فراهم می‌کنند. شاخص نرخ پیک سیگنال به نویز برای مقایسه کیفیت تصاویر تعریف شده است. PSNR به عنوان نسبتی برای اندازه‌گیری میزان سیگنال به نویز موجود در تصویر تعریف می‌شود. مقدار بالاتر PSNR نشان‌دهنده کیفیت بهتر تصویر است. یکی از مهم‌ترین معیارهای ارزیابی در نهان‌نگاری تصویر، نرخ پیک سیگنال به نویز یا PSNR است که به طور گسترده برای اندازه‌گیری کیفیت تصویر استفاده می‌شود. این پارامتر نشان‌دهنده میزان تغییرات ایجاد شده در تصویر میزبان پس از انجام فرآیند نهان‌نگاری است و به عنوان شاخصی عددی، کیفیت تصویر نهان‌نگاری شده را نسبت به تصویر اصلی ارزیابی می‌کند. فرمول MSE برای یک تصویر دوبعدی به شکل زیر است:

(۱۷)

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (G_{orig}(i,j) - G_{denoised}(i,j))^2$$

میانگین مربعات خطا (MSE) یکی از معیارهای کلیدی در ارزیابی کیفیت تصاویر دیجیتال است که در بسیاری از زمینه‌های پردازش تصویر، از جمله نهان‌نگاری، به کار گرفته می‌شود. این شاخص ریاضی به طور ویژه برای سنجش میزان تغییرات ایجاد شده در تصویر میزبان پس از نهان‌نگاری اطلاعات استفاده می‌شود و می‌تواند تفاوت بین تصویر اصلی و تصویر تغییر یافته را به طور کمی بیان کند. در نهان‌نگاری تصویر، هدف اصلی این است که اطلاعات مخفی به گونه‌ای در تصویر میزبان جاسازی شوند که تغییرات ایجاد شده در تصویر برای انسان قابل تشخیص نباشد. MSE به عنوان یک معیار عددی، نشان می‌دهد که این تغییرات تا چه اندازه ناچیز بوده‌اند. مقدار MSE پایین‌تر بیانگر این است که تصویر نهان‌نگاری شده شباهت بیشتری به تصویر اصلی دارد و کیفیت آن حفظ شده است.

مقدار MSE معمولاً یک عدد مثبت است که مقادیر بزرگ‌تر آن نشان‌دهنده تغییرات بیشتر و کاهش کیفیت تصویر هستند. برای دستیابی به یک سیستم نهان‌نگاری ایده‌آل، مقدار MSE باید تا حد ممکن کوچک باشد.

یکی از مهم‌ترین مزایای MSE سادگی و شفافیت آن است. این معیار به راحتی قابل محاسبه بوده و به طور مستقیم بیانگر میزان تغییرات پیکسل‌های تصویر است. با این حال، محدودیتی که باید به آن توجه داشت این است که MSE، مانند سایر معیارهای ریاضی، همبستگی کاملی با سیستم بینایی

انسان (HVS) ندارد. به عبارت دیگر، ممکن است دو تصویر با مقدار MSE مشابه از نظر بصری کیفیت متفاوتی داشته باشند. به همین دلیل، استفاده از شاخص‌های تکمیلی مانند SSIM برای بررسی کیفیت بصری تصاویر نیز توصیه می‌شود.

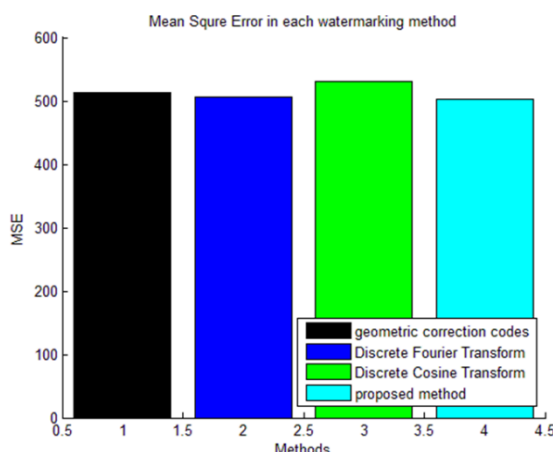
پس از محاسبه MSE، PSNR به صورت زیر محاسبه می‌شود:

(۱۸)

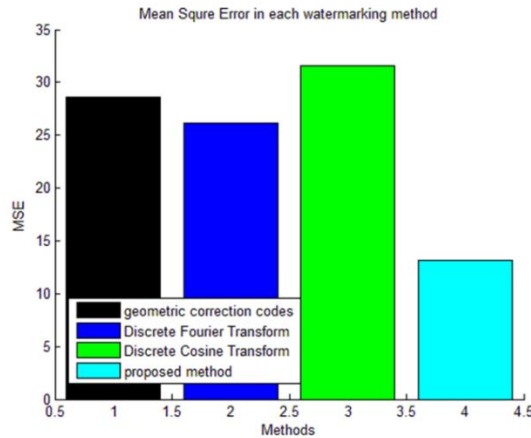
$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{225^2}{\text{MSE}}$$

مقدار PSNR معمولاً بین ۳۰ تا ۵۰ دسی‌بل برای تصاویر دیجیتال متغیر است. مقادیر بالاتر از ۴۰ دسی‌بل نشان‌دهنده کیفیت بسیار خوب تصویر نهان‌نگاری شده هستند، در حالی که مقادیر زیر ۳۰ دسی‌بل حاکی از کاهش کیفیت قابل توجه تصویر هستند.

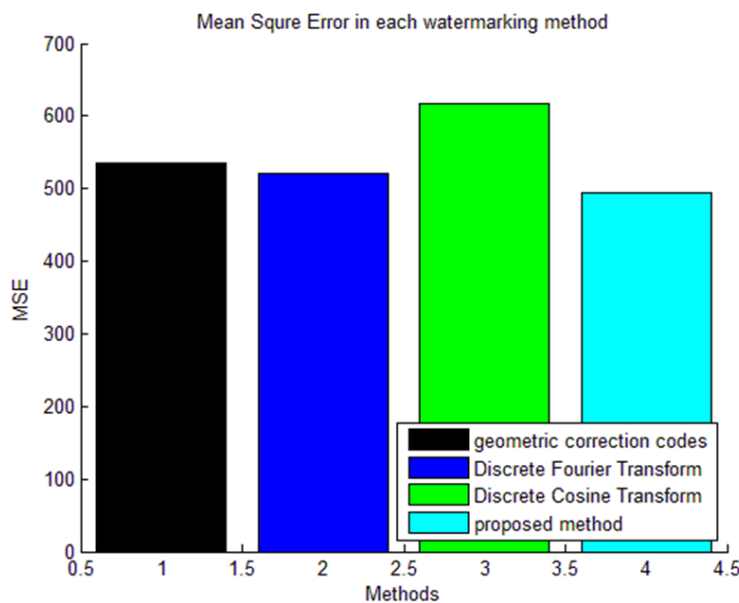
استفاده از PSNR در نهان‌نگاری مزایای قابل توجهی دارد. این پارامتر به طور مستقیم تأثیر تغییرات در تصویر میزبان را نشان می‌دهد و امکان مقایسه روش‌های مختلف نهان‌نگاری را فراهم می‌کند. همان‌طور که در شکل‌های ۲ تا ۴ مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی نهان‌نگاری توانسته است با دستیابی به مقادیر حداقلی MSE، کیفیت نهان‌نگاری تصاویر را به‌طور قابل توجهی بهبود دهد. این نتایج، عملکرد موثر روش پیشنهادی با بهره‌گیری از تبدیل موجک، روش بهینه‌سازی کرکس آفریقای و کدگذاری هافمن را تایید می‌کند. همان‌گونه که در نتایج می‌بینیم در تصویر اول حداقل ۳ و حداکثر ۴ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته‌ایم، در تصویر دوم بهبود به میزان حداقل ۲۵ و حداکثر ۳۹ درصد نسبت به طرح‌های پایه بوده است و در نهایت در تصویر سوم حداقل ۳ و حداکثر ۲۵ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته‌ایم.



شکل ۴. بررسی شاخص MSE پس از نهان‌نگاری (تصویر peppers)

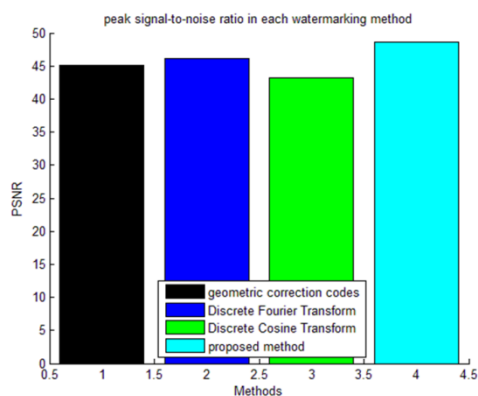


شکل ۵. بررسی شاخص MSE پس از نهان نگاری (تصویر Prague)

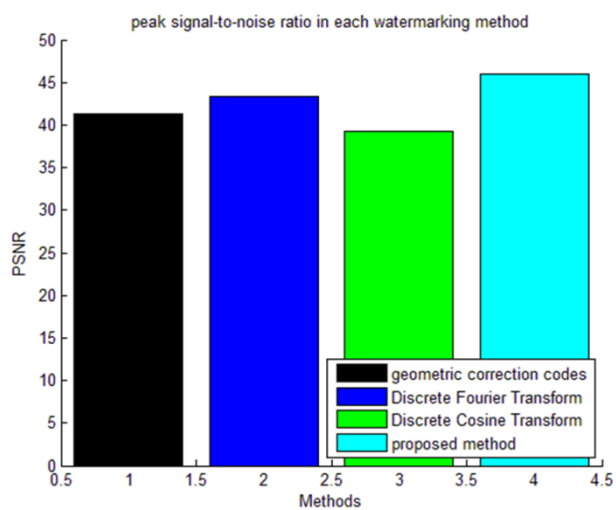


شکل ۶. بررسی شاخص MSE پس از نهان نگاری (تصویر mahbod)

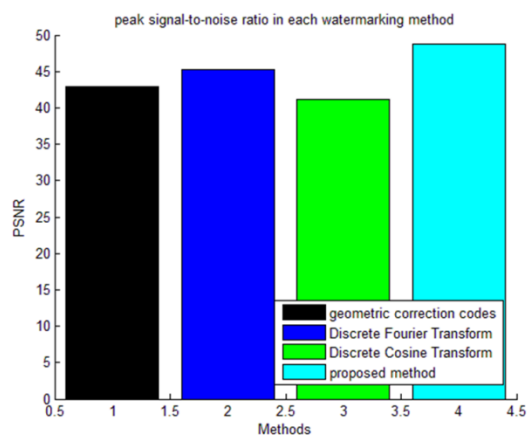
در ادامه ضمن بررسی عینی اختلاف تصاویر و میزان اعوجاج تصویر، شاخص PSNR هر تصویر در هر مرحله از کار بیان می گردد. خروجی این بخش در شکل ۷ تا ۷ نشان داده شده است. همانگونه که در نتایج بدست آمده می بینیم، روش نهان نگاری پیشنهادی توانسته با بیش ترین مقدار نسبت PSNR، کیفیت تصاویر نهان نگاری شده را افزایش دهد. همانگونه که در نتایج می بینیم در تصویر اول حداقل ۲ و حداکثر ۱۱ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته ایم، در تصویر دوم بهبود به میزان حداقل ۳ و حداکثر ۱۲ درصد نسبت به طرح های پایه بوده است و در نهایت در تصویر سوم حداقل ۶ و حداکثر ۱۱ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود در نرخ پیک سیگنال به نویز داشته ایم.



شکل ۷. بررسی شاخص PSNR تصویر پس از نهان نگاری (تصویر peppers)



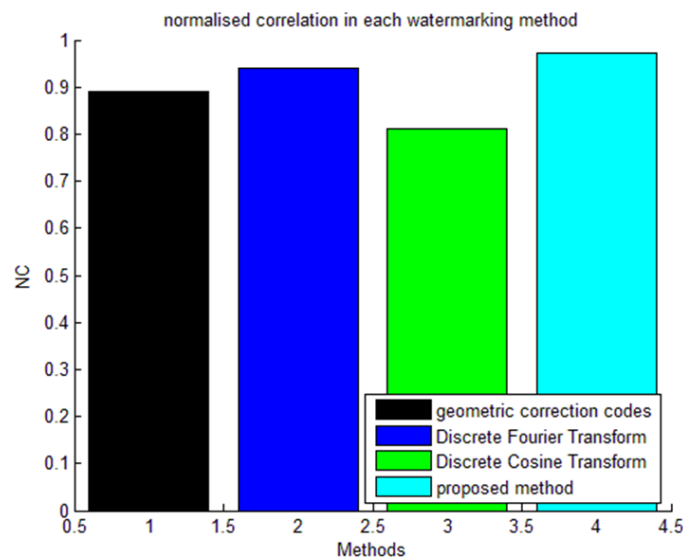
شکل ۸. بررسی شاخص PSNR تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Prague)



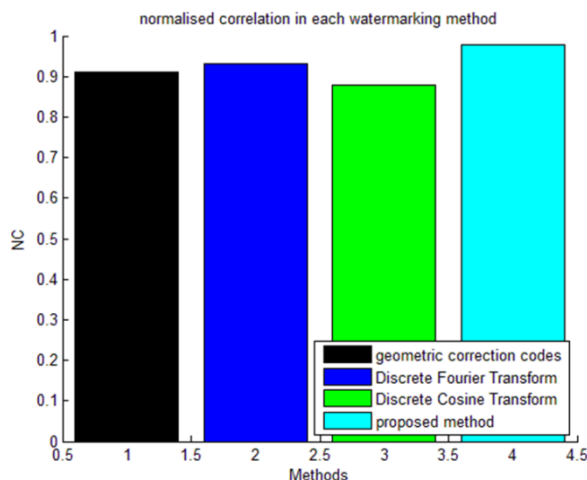
شکل ۹. بررسی شاخص PSNR تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Mahbod)

در حوزه نهان نگاری تصویر، یکی دیگر از شاخص های مهم برای ارزیابی استحکام سیستم و میزان موفقیت در بازیابی اطلاعات نهان شده، پارامتر همبستگی نرمال^۱ یا NC است. این معیار به طور خاص برای سنجش شباهت بین واترمارک اصلی و واترمارک استخراج شده طراحی شده است و نقشی کلیدی در ارزیابی عملکرد سیستم های نهان نگاری ایفا می کند. مقدار NC همواره عددی بین ۰ و ۱ است. مقدار ۱ نشان دهنده همبستگی کامل بین واترمارک اصلی و استخراج شده است، به این معنا که واترمارک بدون هیچ گونه تغییر یا خطایی بازیابی شده است. مقادیر نزدیک به صفر حاکی از اختلاف زیاد بین دو واترمارک و ضعف روش نهان نگاری در بازیابی اطلاعات نهان شده هستند.

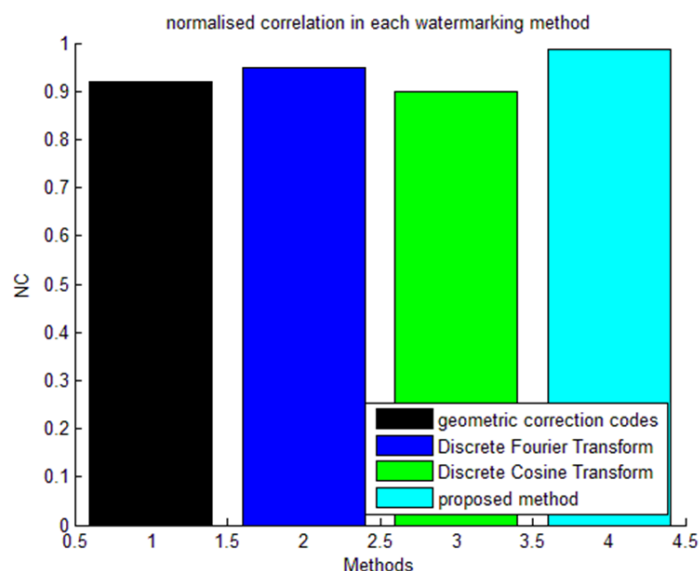
در ادامه شاخص همبستگی نرمال هر تصویر در هر روش نهان نگاری بیان می گردد. خروجی این بخش در شکل ۷ تا ۹ نشان داده شده است. همانگونه که در نتایج بدست آمده می بینیم، روش نهان نگاری پیشنهادی توانسته با بیش ترین مقدار همبستگی نرمال، کیفیت نهان نگاری را افزایش دهد. همانگونه که در نتایج می بینیم در تصویر اول حداقل ۴ و حداکثر ۱۸ درصد نسبت به روش های پایه مطرح شده بهبود داشته است، در تصویر دوم بهبود به میزان حداقل ۶ و حداکثر ۱۱ درصد نسبت به طرح های پایه بوده است و در نهایت در تصویر سوم حداقل ۶ و حداکثر ۸ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته ایم.



شکل ۱۰. بررسی شاخص همبستگی نرمال تصویر پس از نهان نگاری (تصویر peppers)



شکل ۱۱. بررسی شاخص همبستگی نرمال تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Prague)



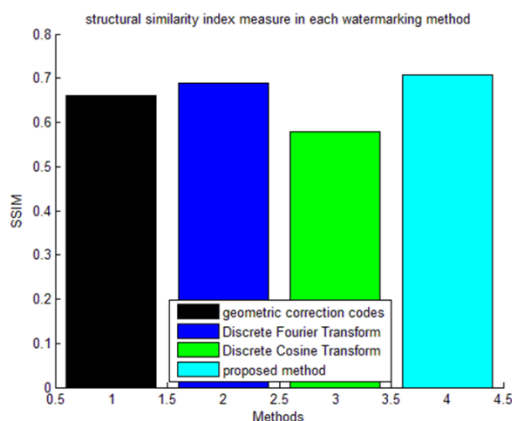
شکل ۱۲. بررسی شاخص همبستگی نرمال تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Mahbod)

در حوزه نهان نگاری تصویر، حفظ کیفیت بصری تصویر میزبان پس از جاسازی اطلاعات یکی از اهداف اصلی است. پارامتر شاخص شباهت ساختاری یا $SSIM$ یکی دیگر از معیارهای پیشرفته و پرکاربرد برای ارزیابی کیفیت تصاویر دیجیتال است. این شاخص به طور خاص برای اندازه گیری میزان شباهت بین دو تصویر طراحی شده است و به دلیل همبستگی بالا با سیستم بینایی انسان (HVS)، نسبت به معیارهای سنتی مانند $PSNR$ یا MSE عملکرد بهتری در ارزیابی کیفیت بصری دارد. پارامتر $SSIM$ با هدف ارزیابی کیفیت تصویر نهان نگاری شده در مقایسه با تصویر اصلی استفاده می شود. این شاخص، برخلاف معیارهای مبتنی بر اختلاف پیکسلی، کیفیت تصویر را از سه جنبه روشنایی، کنتراست و ساختار مقایسه می کند. مقدار $SSIM$ عددی بین -1 و 1 است. مقدار 1 نشان دهنده شباهت کامل بین دو تصویر است، در حالی که مقادیر نزدیک به 0 یا منفی نشان دهنده شباهت بسیار کم یا تفاوت قابل توجه بین تصاویر هستند. در نهان نگاری تصویر، مقدار $SSIM$ نشان می دهد که فرآیند جاسازی اطلاعات

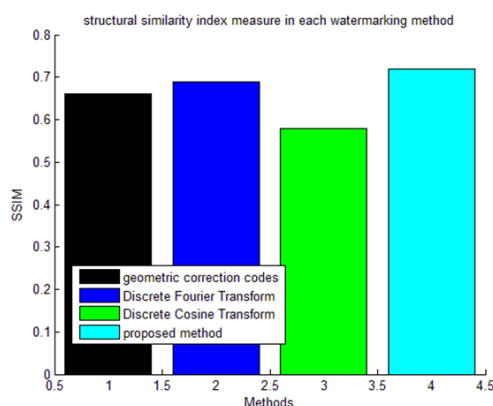
تا چه حد توانسته است ساختار و ویژگی‌های بصری تصویر اصلی را حفظ کند. مقدار بالای SSIM به این معناست که تغییرات ایجاد شده به دلیل نهان نگاری برای سیستم بینایی انسان غیر قابل تشخیص هستند. یکی از ویژگی‌های بارز SSIM این است که برخلاف معیارهایی مانند MSE یا PSNR که به تغییرات عددی در سطح پیکسل حساس هستند، این شاخص ویژگی‌های بصری تصویر را ارزیابی می‌کند. به همین دلیل، SSIM به طور مستقیم با کیفیت ادراک شده توسط انسان همبستگی دارد. این امر آن را به ابزاری مناسب برای ارزیابی کیفیت تصاویر نهان نگاری شده تبدیل کرده است.

SSIM به پژوهشگران اجازه می‌دهد تا تأثیر فرآیند نهان نگاری بر کیفیت تصویر میزبان را ارزیابی کنند. این شاخص نشان می‌دهد که آیا تغییرات ایجاد شده برای بیننده قابل تشخیص هستند یا خیر. از SSIM می‌توان برای مقایسه الگوریتم‌های مختلف نهان نگاری از نظر توانایی حفظ کیفیت تصویر میزبان استفاده کرد. الگوریتم‌هایی که مقدار SSIM بالاتری ارائه می‌دهند، معمولاً به عنوان روش‌های برتر در نظر گرفته می‌شوند. همچنین برای سنجش میزان تخریب کیفیت تصویر نهان نگاری شده در برابر حملاتی مانند نویز، فشرده سازی یا برش تصویر نیز به کار می‌رود. با وجود دقت و کارایی بالا، SSIM محدودیت‌هایی نیز دارد. این معیار به طور عمده بر ارزیابی ویژگی‌های محلی تصویر تمرکز دارد و ممکن است در برخی موارد خاص، مانند تغییرات کوچک اما سیستماتیک در تصویر، به تنهایی کافی نباشد. برای بهبود دقت، استفاده از SSIM همراه با معیارهای دیگر مانند PSNR و MSE توصیه می‌شود.

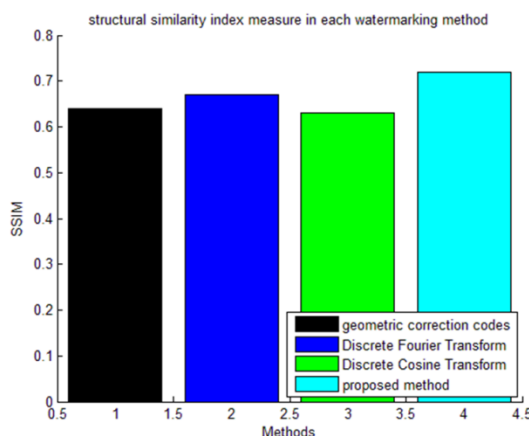
در ادامه شباهت ساختاری هر تصویر میزبان در هر روش نهان نگاری بررسی می‌گردد. خروجی این بخش در شکل ۴-۱۶ تا ۴-۱۸ نشان داده شده است. همانگونه که در نتایج بدست آمده می‌بینیم، روش نهان نگاری پیشنهادی توانسته با بهبود مقدار شباهت ساختاری، کیفیت تصاویر میزبان را حفظ نماید. همانگونه که در نتایج می‌بینیم در تصویر اول حداقل ۴ و حداکثر ۱۲ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته ایم، در تصویر دوم بهبود به میزان حداقل ۳ و حداکثر ۱۱ درصد نسبت به طرح‌های پایه بوده است و در نهایت در تصویر سوم حداقل ۶ و حداکثر ۱۰ درصد نسبت به سه روش دیگر بهبود داشته ایم.



شکل ۱۳. بررسی شاخص SSIM تصویر پس از نهان نگاری (تصویر peppers)



شکل ۱۴. بررسی شاخص SSIM تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Prague)



شکل ۱۵. بررسی شاخص SSIM تصویر پس از نهان نگاری (تصویر Mahbod)

بحث و نتیجه گیری

پژوهش حاضر با هدف ارائه یک چارچوب امن و کارآمد برای احراز هویت اوراق امتحانی دیجیتال، یک روش نهان نگاری نوین سه مرحله‌ای مبتنی بر ترکیب تبدیل‌های حوزه فرکانس (DCT و DWT) و الگوریتم بهینه‌سازی کرکس آفریقایی ($AVOA$) را پیشنهاد داد. نتایج شبیه‌سازی‌ها و ارزیابی‌های کیفی و کمی روی تصاویر آزمایشی استاندارد نظیر Peppers، Prague، Mahbod نشان داد که رویکرد پیشنهادی در ایجاد تعادل میان دو چالش اصلی و متضاد در نهان نگاری—یعنی «حفظ کیفیت بصری و ساختاری تصویر میزبان» و «مقاومت و امنیت داده‌های پنهان شده»—بسیار موفق عمل کرده است. در این بخش، یافته‌های کلیدی پژوهش در مقایسه با روش‌های پایه تحلیل شده و با استناد به مبانی نظری و مطالعات پیشین، دلایل برتری این چارچوب تبیین می‌گردد.

ارزیابی‌های مبتنی بر شاخص میانگین مربعات خطا (MSE) و اوج نسبت سیگنال به نویز ($PSNR$) نشان‌دهنده برتری محسوس روش پیشنهادی در حفظ کیفیت تصویر هستند. نتایج به دست آمده تأیید می‌کند که مقدار شاخص MSE برای هر سه تصویر در روش پیشنهادی، در مقایسه با سه

طرح پایه از جمله روش های واترمارکینگ مقاوم مبتنی بر کدهای تصحیح هندسی (Zhou et al., 2023) و الگوریتم های واترمارک کور برای تصاویر سنجش از راه دور (Ren et al., 2023)، کاهش یافته و عملکرد بهتری را ثبت کرده است. کاهش MSE و افزایش متناظر آن در شاخص $PSNR$ به این معناست که اعوجاج و نویز ناشی از جاسازی اطلاعات هویتی در اوراق امتحانی به حداقل ممکن رسیده است. این دستاورد را می توان مستقیماً به سازو کار هوشمند انتخاب ناحیه توسط الگوریتم فراابتکاری $AVOA$ نسبت داد. در بسیاری از مطالعات اخیر، محدودیت اصلی تکنیک های نهان نگاری، اعمال تغییرات در نواحی حساس تصویر (مانند لبه ها و گوشه ها) است که منجر به افت کیفیت بصری می شود (Singh & Kasana, 2024). با این حال، در روش پیشنهادی، تعریف دقیق تابع برازش در الگوریتم $AVOA$ سبب شده تا کرکس های مجازی (راه حل ها) به سمت بلوک هایی با «انرژی بالا» و فاقد لبه یا گوشه هدایت شوند. این استراتژی مکان یابی، با رویکردهای نوین در حفاظت از هویت مطابقت دارد؛ جایی که پنهان سازی اطلاعات نباید کمترین خدشه ای به محتوای اصلی وارد کند (Sharma et al., 2022; Sharma et al., 2024). استفاده از تبدیل های حوزه فرکانس به جای حوزه مکان، به دلیل توزیع انرژی در ضرایب پایین فرکانس، پیش تر نیز در بهینه سازی ها مورد تأکید قرار گرفته بود (Sharma et al., 2024)، اما ترکیب آن با توانایی اکتشاف و بهره برداری بالای $AVOA$ ، نتایج MSE را به سطحی فراتر از روش های سنتی ارتقا داده است.

یکی از برجسته ترین دستاوردهای این پژوهش، بهبود چشمگیر در شاخص شباهت ساختاری ($SSIM$) است. شاخص $SSIM$ به عنوان یک معیار ادراکی که همبستگی بالایی با سیستم بینایی انسان (HVS) دارد، ابزاری بسیار دقیق تر از MSE برای سنجش تخریب ساختار تصویر محسوب می شود (Wang et al., 2022; Wang et al., 2004). نتایج حاصل از شبیه سازی ها (شکل های ۱۱ تا ۱۳) نشان می دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش های پایه، مقدار شباهت ساختاری را برای تصویر Peppers بین ۴ تا ۱۲ درصد، برای تصویر Prague بین ۳ تا ۱۱ درصد و برای تصویر Mahbod بین ۶ تا ۱۰ درصد بهبود بخشیده است. این سطح از بهبود، اهمیت عملی بسیار بالایی در احراز هویت اسناد و اوراق امتحانی دارد؛ زیرا در این نوع اسناد، خوانایی متون، حفظ خطوط، نمودارها و ساختار کلی بر گه امتحانی از اهمیت حیاتی برخوردار است. بر خلاف روش های پیشین که ممکن است به دلیل تغییر در ضرایب حساس باعث محوشدگی ساختار شوند (Wan et al., 2022)، روش ما با اعمال توأمان DCT و DWT در کنار تجزیه مقادیر منفرد (SVD)، مقادیر منفرد ماتریس تصویر را با ظرافت و با استفاده از فاکتورهای مقیاس دهی بهینه تغییر می دهد. این امر موجب می شود تا ساختار روشنایی و کنتراست تصویر، که پایه های اصلی محاسبه $SSIM$ هستند (Wang et al., 2004)، تا حد امکان دست نخورده باقی بماند. مطالعات مروری جدید نیز تأکید دارند که یک سیستم واترمارکینگ کارآمد باید بتواند یکپارچگی ساختاری را به خصوص در محیط های آموزشی و پزشکی که اسناد دارای جزئیات ظریف هستند، حفظ کند (Gull & Parah, 2024).

علاوه بر شاخص‌های ارزیابی کیفیت بصری، بررسی شاخص همبستگی نرمال (NC) در این پژوهش حاکی از مقاومت بالای داده‌های پنهان‌شده در برابر تغییرات و حملات احتمالی است. اوراق امتحانی دیجیتال در بستر شبکه‌های آموزشی مکرراً دست‌به‌دست شده، فشرده‌سازی می‌شوند و ممکن است تحت تأثیر نویزهای ناخواسته قرار گیرند. نتایج ارزیابی‌های مرتبط با شاخص همبستگی نرمال (همان‌طور که برای تصاویر Prague و Mahbod مورد بررسی قرار گرفت) تأیید می‌کند که واترمارک استخراج‌شده در گیرنده، تطابق بالایی با پیام اصلی دارد. این سطح از پایداری به دلیل بهره‌گیری از کدگذاری هافمن پیش از فرآیند جاسازی است که نه تنها حجم داده‌های هویتی را فشرده می‌کند، بلکه افزودنی اطلاعات را کاهش داده و مقاومت آن را در برابر اختلالات کانال انتقال افزایش می‌دهد. ادبیات تحقیق نشان می‌دهد که روش‌های نوین نهان‌نگاری برای اثبات اصالت محتوا در محیط‌های برخط و شبکه‌های توزیع‌شده، نیازمند مکانیزم‌های بازیابی دقیق با مقادیر NC نزدیک به یک هستند (Shaliyar & Mustafa, 2024). روش پیشنهادی با توزیع واترمارک در باند فرکانس میانی استخراج‌شده از تبدیل‌های DWT و DCT ، پایداری مطلوبی در برابر پردازش‌های رایج سیگنال از خود نشان داده است که با استانداردهای گزارش‌شده در مقالات جامع حوزه واترمارکینگ و حملات سایبری همخوانی کامل دارد (Aberna & Agilandeewari, 2024). به‌طور کلی، این پژوهش نشان داد که جایگزینی رویکردهای آزمون‌وخطا در نهان‌نگاری با رویکردهای مبتنی بر هوش گروهی نظیر کرکس آفریقایی، راهکاری اثربخش برای عبور از محدودیت‌های کلاسیک در حفاظت از رسانه‌های دیجیتال است.

با وجود دستاوردهای قابل‌توجه، این پژوهش با محدودیت‌هایی نیز مواجه بوده است که باید در تفسیر نتایج مورد توجه قرار گیرند. نخستین محدودیت، پیچیدگی محاسباتی و زمان‌بر بودن اجرای الگوریتم‌های ترکیبی است. استفاده همزمان از چندین تبدیل ریاضی سنگین نظیر تبدیل موجک گسسته، تبدیل کسینوسی گسسته و تجزیه مقادیر منفرد، در کنار اجرای تکرارپذیر یک الگوریتم فراابتکاری (الگوریتم کرکس آفریقایی) برای یافتن راه‌حل بهینه در فضای جستجو، نیازمند پردازشی بالایی است. این مسئله ممکن است استفاده از روش پیشنهادی را در سیستم‌های درنگ‌دررو (Real-time) که نیازمند پردازش و احراز هویت آنی هزاران برگه امتحانی در کسری از ثانیه هستند، با چالش مواجه کند. محدودیت دوم به وابستگی روش به تنظیم پارامترهای اولیه الگوریتم بهینه‌سازی مربوط می‌شود؛ عملکرد الگوریتم AVOA تا حدودی به تعداد کرکس‌های اولیه، نرخ احتمالات انتخاب رهبران و حداکثر تعداد تکرارها بستگی دارد که یافتن این مقادیر به‌صورت تجربی صورت گرفته است و در صورت تغییر ماهیت تصاویر (مثلاً تصاویری با بافت بسیار شلوغ یا کاملاً مسطح) ممکن است نیازمند تنظیم مجدد باشند. در نهایت، ارزیابی‌های این پژوهش عمدتاً بر روی تصاویر پایه و با فرمت‌های خاصی متمرکز بوده است و رفتار این روش در برابر واترمارکینگ رنگی یا اسنادی که حاوی ترکیبی پیچیده از دست‌نوشته، فرمول‌های ریاضی و مهرهای رنگی با رزولوشن‌های متغیر هستند، به‌طور جامع بررسی نشده است.

با توجه به یافته‌ها و محدودیت‌های شناسایی شده، مسیرهای متعددی برای توسعه و بهبود این پژوهش در آینده وجود دارد. اولین پیشنهاد، بررسی استفاده از رویکردهای مبتنی بر یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) یا یادگیری تقویتی به عنوان جایگزینی برای یا در ترکیب با الگوریتم‌های فراابتکاری است. مدل‌های یادگیری عمیق با آموزش روی مجموعه داده‌های وسیعی از اوراق امتحانی، می‌توانند نواحی بهینه برای جاسازی را بدون نیاز به تکرارهای محاسباتی در زمان استنتاج به سرعت شناسایی کنند که این امر مشکل زمان‌بر بودن پردازش را حل خواهد کرد. پیشنهاد دوم، توسعه این الگوریتم برای نهان‌نگاری چندگانه (Multiple Watermarking) است؛ به این معنا که به‌طور همزمان، اطلاعات هویتی دانشجو، امضای دیجیتال استاد و شناسه زمانی سامانه در بخش‌های مختلف و مستقل یک برگه امتحانی جاسازی شوند تا سطح امنیت چندلایه ایجاد گردد. پژوهشگران آینده همچنین می‌توانند مقاومت این روش را در برابر حملات هندسی پیچیده‌تر، نظیر چرخش‌های نامنظم، برش‌های تصادفی، و اعوجاج‌های ناشی از اسکن مجدد فیزیکی (Print-and-Scan attacks) به‌طور دقیق‌تری ارزیابی کنند. در نهایت، پیاده‌سازی این چارچوب بر روی تصاویر اسناد رنگی با استفاده از فضا‌های رنگی مختلف نظیر YCbCr یا HSV برای افزایش ظرفیت پنهان‌سازی بدون افت کیفیت بصری، موضوعی جذاب برای کاوش‌های آتی خواهد بود.

از منظر کاربردی، نتایج این مطالعه پتانسیل بالایی برای تجاری‌سازی و ادغام در سیستم‌های مدیریت یادگیری (LMS) و پلتفرم‌های برگزاری آزمون‌های الکترونیکی دانشگاه‌ها و مؤسسات آموزشی دارد. مدیران فناوری اطلاعات در دانشگاه‌ها می‌توانند این الگوریتم را به عنوان یک افزونه (Plugin) امنیتی یا یک میکروسرویس در پشت‌صحنه سامانه‌های دریافت پاسخنامه پیاده‌سازی کنند. بدین ترتیب، به محض بارگذاری فایل پاسخنامه توسط دانشجو، سامانه به‌طور خودکار اطلاعات هویتی وی (شامل شماره دانشجویی، کد ملی و زمان دقیق آزمون) را در قالب یک واترمارک نامرئی و با استفاده از روش بهینه‌سازی شده در دل تصویر برگه قرار می‌دهد. این امر از تقلب‌های رایج نظیر جایگزینی فایل پاسخنامه‌ها توسط افراد سودجو در میانه مسیر ارسال داده‌ها جلوگیری می‌کند. علاوه بر این، در فرآیند تصحیح اوراق توسط اساتید یا در کمیته‌های انضباطی، می‌توان با طراحی یک نرم‌افزار سمت کاربر ساده، ابزاری در اختیار هیئت‌علمی قرار داد تا تنها با یک کلیک، اصالت برگه بارگذاری شده را از طریق استخراج واترمارک پنهان تأیید کنند. این چارچوب عملی نه تنها به شفافیت و عدالت آموزشی کمک شایانی می‌کند، بلکه پایه‌ای محکم برای دیجیتالی کردن امن و بی‌نقص آرشيوهای امتحانی در سطح کلان ملی فراهم می‌آورد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ گونه تضاد منافی وجود ندارد.

موازین اخلاقی

در تمامی مراحل پژوهش حاضر اصول اخلاقی مرتبط با نشر و انجام پژوهش رعایت گردیده است.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در انجام این پژوهش ما را همراهی کردند تشکر و قدردانی به عمل می آید.

Extended Abstract

Introduction

The rapid acceleration of digital transformation within global educational infrastructures has necessitated the development of formidable security frameworks to ensure the authentication, integrity, and provenance of electronic documents, particularly high-stakes digital exam papers. As academic institutions increasingly rely on remote assessment platforms, the vulnerability of digital documents to unauthorized duplication, malicious tampering, and identity fraud has become a critical operational challenge, driving researchers to explore advanced digital image and video watermarking methodologies as a primary line of defense (Aberna & Agilandeewari, 2024). In recent years, the literature has witnessed a paradigm shift toward sophisticated techniques aimed at identity protection, verification, and the source authentication of web-distributed content across diverse digital landscapes (Shaliyar & Mustafa, 2024; Sharma et al., 2024; Singh & Kasana, 2024). Concurrently, extensive explorations into domain-specific applications, such as medical image watermarking and biomedical image analysis, have established rigorous standards for preserving the structural integrity and high-fidelity details of sensitive host media (Chakraborty & Mali, 2023; Gull & Parah, 2024). The evolutionary trajectory of watermarking has been significantly augmented by the integration of deep learning architectures, which have demonstrated exceptional capabilities in identifying optimal embedding regions and resisting complex geometric attacks, albeit often at the cost of substantial computational overhead (Dong et al., 2023; Hosny et al., 2024; Zhu et al., 2021). Furthermore, advancements in data augmentation, quaternion-based color image processing, and comprehensive steganographic frameworks have expanded the theoretical boundaries of secure data concealment in standard and complex spaces (Abdulhammed et al., 2022; Hassaballah et al., 2021; Huang et al., 2023; Mahto & Singh, 2021; Xu et al., 2023). Despite these technological strides, achieving an optimal equilibrium between robust watermark retention and absolute imperceptibility—often quantified via structural similarity indices—remains a persistent challenge in the design of comprehensive algorithms (Wan et al., 2022; Wang et al., 2022; Wang et al., 2004). Traditional

frequency domain transformations, including the Discrete Cosine Transform (DCT) and Discrete Wavelet Transform (DWT), have historically provided a foundational basis for improving resilience against common signal processing distortions such as JPEG compression (Abdulrahman & Ozturk, 2019; Lin et al., 2010). More recently, researchers have focused on overcoming vulnerabilities by employing geometric correction codes, advanced blind detection algorithms tailored for remote sensing environments, and innovative optimization techniques to intelligently navigate the host image's frequency spectrum (Ren et al., 2023; Sharma et al., 2022; Zhou et al., 2023). Building upon these foundational advancements and projecting into future technological horizons (Sudar et al., 2025), this study addresses the critical research gap in educational document security by introducing a novel, multi-stage watermarking framework that synergizes frequency domain transformations with metaheuristic optimization to seamlessly authenticate digital exam papers without compromising visual or structural fidelity.

Methods and Materials

To operationalize this secure authentication framework, the proposed methodology delineates a highly intricate, three-stage hybrid watermarking architecture that meticulously combines the mathematical properties of frequency domain transformations with the advanced exploratory capabilities of metaheuristic optimization. In the preliminary stage, the sensitive identity data designated for embedding—acting as the cryptographic watermark—is systematically compressed utilizing Huffman coding, a lossless data compression algorithm that significantly reduces the payload's volumetric footprint and eliminates informational redundancy, thereby fortifying the data against transmission channel degradation. The core embedding process initiates with the application of the Discrete Wavelet Transform (DWT) to the host digital exam paper, effectively decomposing the high-resolution spatial domain into distinct, non-overlapping frequency sub-bands characterized by varying levels of visual significance and energy concentration. To further isolate the optimal mathematical subspace for data concealment, the Discrete Cosine Transform (DCT) is subsequently applied to the carefully selected mid-frequency sub-bands, transitioning the data into a domain where the energy is compactly distributed, which inherently minimizes the perceptible distortion caused by subsequent algorithmic alterations. Following this dual-transformation, Singular Value Decomposition (SVD) is employed to extract the singular values of the transformed matrices, providing a highly stable algebraic foundation where the watermark bits can be injected through the precise modulation of scaling factors. The defining methodological innovation of this research, however, lies in the strategic deployment of the African Vultures Optimization Algorithm (AVOA) to govern the spatial-frequency block selection process. Rather than relying on arbitrary or static region selection, AVOA operates by simulating the sophisticated foraging behaviors, starvation dynamics, and hierarchical navigation strategies of African vultures to dynamically explore the expansive computational search space of the image. The algorithm's custom-designed fitness function rigorously evaluates potential embedding blocks, deliberately penalizing regions containing structural edges, sharp corners, or high-contrast textual boundaries, and forcefully directing the virtual agents toward high-energy, homogeneous textural

zones. By strictly avoiding sensitive visual topologies, the AVOA ensures that the physical injection of the watermark occurs exclusively in areas where human visual perception is least sensitive to localized pixel variance. This sophisticated, biologically inspired optimization orchestrates the perfect alignment of transform parameters, culminating in a highly robust embedding phase, followed by a mathematically symmetric extraction phase that is rigorously simulated and empirically validated utilizing the MATLAB computational environment.

Findings

The empirical evaluation of the proposed framework, conducted through exhaustive computational simulations on standard, complex test images including Peppers, Prague, and Mahbod, yielded exceptional outcomes that unequivocally demonstrate the superiority of the optimized hybrid approach over contemporary baseline techniques. A comprehensive quantitative analysis utilizing a spectrum of standardized image quality and robustness metrics—specifically Mean Square Error (MSE), Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity Index Measure (SSIM), and Normalized Correlation (NC)—revealed profound enhancements in both imperceptibility and resilience. Primarily, the algorithmic avoidance of sensitive edge and corner pixels orchestrated by the AVOA resulted in a dramatic, statistically significant reduction in the Mean Square Error across all testing scenarios when juxtaposed against established robust watermarking protocols and remote sensing blind detection algorithms. This minimization of spatial error naturally translated into consistently higher PSNR values, mathematically confirming that the acoustic and visual noise introduced by the watermark embedding process was effectively suppressed to sub-perceptual thresholds. Most notably, the framework exhibited extraordinary proficiency in preserving the holistic structural integrity of the host documents, a critical necessity for educational exam papers laden with intricate diagrams and fine-grained typography. Evaluations of the structural similarity demonstrated remarkable performance leaps; the proposed method enhanced the SSIM index by an impressive margin of 4 to 12 percent for the highly textured Peppers image, 3 to 11 percent for the architecturally complex Prague image, and 6 to 10 percent for the Mahbod dataset, systematically outperforming conventional frequency-domain and unoptimized steganographic methodologies. Beyond the preservation of visual fidelity, the architecture demonstrated formidable cryptographic resilience. The calculated Normalized Correlation (NC) values for the extracted watermarks consistently approached the absolute ideal of unity, empirically validating the framework's capacity to flawlessly reconstruct the embedded identity data even after the host media was subjected to standard digital signal processing operations and simulated channel noise. The high correlation directly validates the efficacy of the preliminary Huffman compression and the robust stabilization provided by the SVD modifications. Consequently, the findings concretely establish that the synergistic integration of metaheuristic spatial optimization with multi-layered frequency transformations successfully resolves the historic, paradoxical trade-off inherent in digital watermarking, delivering a solution that is simultaneously invisible to the human eye and highly resilient to digital perturbation.

Conclusion

In summation, this research successfully architects, implements, and extensively validates a pioneering digital watermarking framework tailored specifically for the rigorous security authentication demands of modern educational assessment environments. By innovatively synthesizing the Discrete Wavelet Transform, Discrete Cosine Transform, and Singular Value Decomposition with the advanced spatial-frequency optimization capabilities of the African Vultures Optimization Algorithm, the proposed methodology transcends the traditional limitations associated with document steganography. The profound empirical improvements observed in structural similarity and signal-to-noise ratios confirm that dynamically targeting high-energy, edge-devoid topological regions is a highly effective strategy for embedding substantial cryptographic payloads without introducing perceptible morphological distortion to sensitive exam papers. From a practical application perspective, this optimized framework holds immense transformative potential for institutional Learning Management Systems, offering a seamless, computationally reliable mechanism to automatically embed invisible, indestructible student identities and temporal metadata directly into the digital fabric of submitted assessments. This capability fundamentally mitigates the risks of academic misconduct, unauthorized digital distribution, and document falsification, thereby reinforcing the foundational integrity of remote education. While the multi-stage transformational complexity of the methodology necessitates a higher computational threshold—presenting a minor limitation for instantaneous, ultra-high-volume real-time processing systems—the architectural robustness it provides makes it an indispensable tool for asynchronous document verification. Future research trajectories will focus on mitigating these computational demands by integrating lightweight convolutional neural networks to predict optimal embedding zones instantaneously, alongside expanding the framework's capacity to support multiple simultaneous watermarks and adapting the algorithmic logic to accommodate the complex multi-dimensional properties of advanced color spaces. Ultimately, this study provides a robust, scalable, and highly secure digital blueprint that significantly advances the state-of-the-art in digital rights management, paving the way for a new era of unassailable academic and institutional document authentication.

References

- Abdulhammed, O. Y., Karim, P. J., Arif, D. R., Ali, T. S., Abdalrahman, A. O., & Saffer, A. A. (2022). A Secure Image Steganography Using Shark Smell Optimization and Edge Detection Technique. *Kurdistan Journal of Applied Research*, 7(2), 11-25.
- Abdulrahman, A. K., & Ozturk, S. J. M. (2019). A novel hybrid DCT and DWT based robust watermarking algorithm for color images. *Multimedia Tools and Applications*, 78(12), 17027-17049.
- Aberna, P., & Agilandeewari, L. (2024). Digital image and video watermarking: methodologies, attacks, applications, and future directions. *Multimedia Tools and Applications*, 83(2), 5531-5591.
- Chakraborty, S., & Mali, K. (2023). An overview of biomedical image analysis from the deep learning perspective. In *Research Anthology on Improving Medical Imaging Techniques for Analysis and Intervention* (pp. 43-59).
- Dong, F., Li, J., Bhatti, U. A., Liu, J., Chen, Y. W., & Li, D. (2023). Robust zero watermarking algorithm for medical images based on improved NasNet-mobile and DCT. *Electronics*, 12(16), 3444.
- Gull, S., & Parah, S. A. (2024). Advances in medical image watermarking: A state of the art review. *Multimedia Tools and Applications*, 83(1), 1407-1447.

- Hassaballah, M., Hameed, M. A., Awad, A. I., & Muhammad, K. (2021). A novel image steganography method for industrial internet of things security. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(11), 7743-7751.
- Hosny, K. M., Magdi, A., ElKomy, O., & Hamza, H. M. (2024). Digital image watermarking using deep learning: A survey. *Computer Science Review*, 53, 100662.
- Huang, C., Li, J., & Gao, G. (2023). Review of Quaternion-Based Color Image Processing Methods. *Mathematics*, 11(9), 2056.
- Lin, S. D., Shie, S. C., & Guo, J. Y. (2010). Improving the robustness of DCT-based image watermarking against JPEG compression. *Computer Standards and Interfaces*, 32(1-2), 54-60.
- Mahto, D. K., & Singh, A. (2021). A survey of color image watermarking: State-of-the-art and research directions. *Computers and Electrical Engineering*, 93, 107255.
- Ren, N., Pang, X., Zhu, C., Guo, S., & Xiong, Y. (2023). Blind and Robust Watermarking Algorithm for Remote Sensing Images Resistant to Geometric Attacks. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 89(5), 60-71.
- Shaliyar, M., & Mustafa, K. (2024). Watermarking approach for source authentication of web content in online social media: A systematic literature review. *Multimedia Tools and Applications*, 83(18), 54027-54079.
- Sharma, S., Choudhary, S., Sharma, V. K., Goyal, A., & Balihar, M. M. (2022). Image Watermarking in Frequency Domain using Hu's Invariant Moments and Firefly Algorithm.
- Sharma, S., Zou, J. J., Fang, G., Shukla, P., & Cai, W. (2024). A review of image watermarking for identity protection and verification. *Multimedia Tools and Applications*, 83(11), 31829-31891.
- Singh, B., & Kasana, G. (2024). A review of digital watermarking techniques: Current trends, challenges and opportunities. *Web Intelligence*, 22(4), 523-553.
- Sudar, K. M., Vaissnave, V., & Nagaraj, P. (2025). Integrating Blockchain With Watermarking Systems for Tamper-Proof Attribution in Digital Media. 195-216. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-6481-0.ch007>
- Wan, W., Wang, J., Zhang, Y., Li, J., Yu, H., & Sun, J. J. N. (2022). A comprehensive survey on robust image watermarking.
- Wang, X. Y., Shen, X., Tian, J. L., Niu, P. P., & Yang, H. Y. (2022). Locally optimum image watermark detector based on statistical modeling of SWT-EFMs magnitudes. *Journal of Information Security and Applications*, 65, 103105.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600-612.
- Xu, M., Yoon, S., Fuentes, A., & Park, D. S. (2023). A comprehensive survey of image augmentation techniques for deep learning. *Pattern Recognition*, 109347.
- Zhou, Z., Zhu, J., Su, Y., Wang, M., & Sun, X. (2023). Geometric correction code-based robust image watermarking. *IET Image Processing*, 17(13), 3660-3669.
- Zhu, L., Wen, X., Mo, L., Ma, J., & Wang, D. (2021). Robust location-secured high-definition image watermarking based on key-point detection and deep learning. *Optik*, 248, 168194.