مروری بر روش‌های نهان‌نگاری تصویر منطبق با محتوا

بهناز عبدالهی، احد هراتی*، امیرحسین طاهری‌نیا

گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

چکیده

نهان‌نگاری هنر انتقال اطلاعات از طریق یک ارتباط محرمانه است. در نهان‌نگاری، اطلاعات حساس و مهم در یک محیط رسانه‌ای به نام پوشانه جاسازی می‌شود؛ به‌طوری‌که رسانه حاوی پیام از نمونه رسانه اصلی قابل تمایز نبوده و وجود پیام مخفی حتی به‌صورت احتمالی قابل تشخیص نباشد. اعوجاج حاصل از جاسازی در نهان‌نگاری منطبق با محتوا (تطبیقی) به ساختار محلی تصویر وابسته است؛ ازاین‌رو، تغییرات در مناطق پیچیده کمتر قابل تشخیص بوده و درنتیجه از اولویت بالاتری برای جاسازی برخوردار خواهند بود. تاکنون رویکردهای مختلفی در زمینه نهان‌نگاری منطبق با محتوا ارائه شده است: مبتنی بر مدل، مبتنی بر هزینه و مبتنی بر یادگیری تقابلی. در رویکرد نهان‌نگاری مبتنی بر مدل سعی می‌شود مدل آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود؛ درحالی‌که هدف رویکرد مبتنی بر هزینه، کمینه‌سازی اعوجاج حاصل از مجموع هزینه‌های ویرایش پیکسل‌های حامل پیام است. در رویکرد یادگیری تقابلی، از رابطه رقابتی بین نهان‌نگار و نهان‌کاو برای حفظ مشخصات آماری تصویر و بهبود محرمانگی بهره گرفته می‌شود. در این مقاله مفاهیم و رویکردهای نهان‌نگاری معرفی می‌شود و سپس روش‌های پیشنهادی در نهان‌نگاری مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند.

واژگان کلیدی: نهان‌نگاری منطبق با محتوا، نهان‌کاوی، کمینه‌سازی اعوجاج، مدل آماری، یادگیری تقابلی.

A review of Content Adaptive Image Steganography methods

Behnaz Abdollahi, Ahad Harati* and Amir Hossein Taherinia

Computer Engineering Department, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Abstract

Steganography is the art of transferring information through secret communication. The essential aim of steganography is to minimize the distortion caused by embedding the secret message; so that the image containing the message (stego) cannot be distinguished from the original image (cover), and the existence of the hidden message cannot be detected.

The distortion in content-adaptive steganography depends on the local structure of the image. The embedding changes into the areas with rich textures are less detectable than smooth areas, so the textured areas have a higher modification priority. In this regard, three main steganography approaches are proposed: model-based, cost-based, and adversarial. The model-based approach considers a statistical model for the cover image and tries to preserve this model during the embedding process. The cost-based one focuses on minimizing the distortion obtained from the sum of the heuristic costs of modified pixels. The adversarial approach uses the competition between steganography and steganalysis to improve the embedding performance.

In the first section of this paper, the concept of steganography and its history is expressed. Digital steganography including three types of cover synthesis, selection, and modification is introduced in the second section. The focus of this paper is on steganography based on the cover modification. The goal is to estimate the best probability distribution of modifications, and embedding the message in the estimated places is left to existing coding algorithms. In the third section, the problem of estimating the probability distribution is formulated as an optimization problem with the aim of distortion minimization. The distortion-based methods compute the probability distribution of embedding changes

* Corresponding author

*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۴/۲۷ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۰/۲۴ • نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

using a pre-defined distortion function. In the additive distortion function, the embedding changes are assumed to be independent. Thus, the distortion function cannot capture interactions between changes caused by embedding, and it leads the performance to suboptimality. In this regard, the non-additive distortion functions are presented that consider the dependencies among the modification of adjacent pixels. The distortion-based methods include two model-based and cost-based approaches are introduced in the fourth section. Then, their most significant methods are reviewed in the fifth section.

Considering the competitive nature of steganography and steganalysis, a new steganography approach is presented in the sixth section that takes advantage of adversarial learning to improve secrecy. Adversarial learning includes two strategies: Generative adversarial networks (GANs) and adversarial attacks. In the concept of steganography, the GAN-based strategy tries to train the steganographic network against a steganalysis network. This is an iterative and dynamic game between steganographic and steganalysis networks to reach the Nash equilibrium. Another strategy attempts to simulate an adversarial attack and generate stego images that deceive the steganalysis network. The adversarial-based steganography methods are reviewed in the seventh section.

In the eighth section, different methods are compared from various points of view. The results of this study show that some techniques, such as smoothing the embedding changes, considering the interactions between the changes, using side-informed information, and exploring adversarial networks, can help to estimate the proper embedding probability map and improve performance and security. In the ninth section, suggestions are stated that can be considered for future research. Finally, the conclusion is expressed in the tenth section.

Keywords: Content-adaptive steganography, Steganalysis, Distortion minimization, Statistical model, Adversarial learnin

۱- مقدمه

امروزه، با توسعه اینترنت و پیشرفت در فناوری‌های دیجیتال، ارتباطات نقشی اساسی در زندگی روزمره پیدا کرده‌است؛ اما از طرف دیگر، انتشار اطلاعات خصوصی می‌تواند خسارات زیادی را به‌دنبال داشته باشد. این امر نگرانی‌هایی را در مورد امنیت اطلاعات ایجاد می‌کند. محبوب‌ترین روش‌ها برای تأمین امنیت، رمزنگاری[1] و مخفی‌سازی داده[2] است که مخفی‌سازی داده نیز به دو دسته نهان‌نگاری[3] (پنهان‌نگاری) و ته‌نقش‌نگاری[4] تقسیم می‌شود.

روش‌های رمزنگاری پیام اصلی را به متن غیرقابل فهم تبدیل می‌کنند، سپس متن رمزگذاری شده از طریق یک کانال عمومی منتقل می‌شود؛ اما فقط شخص مجاز که دارای یک کلید رمزگذاری است، می‌تواند آن را رمزگشایی کند. با استفاده از روش‌های استاندارد رمزگذاری می‌توان محتوای پیام را از دید ناظر غیرمجاز مخفی نگه داشت؛ اما در بیشتر موارد، ارتباط با پیام‌های رمزگذاری‌شده می‌تواند توجه‌ها را به خود جلب کند؛ زیرا کانال ارتباطی می‌تواند کنترل شده و کلیه پیام‌های عبوری از کانال ارتباطی تجزیه و تحلیل شوند. در چنین حالتی، مؤثرترین راه عملی امنیت، پنهان کردن واقعیت وجود ارتباط است که با کمک نهان‌نگاری قابل انجام است. برخلاف روش‌های رمزگذاری که هدف آن‌ها پنهان‌کردن محتوای پیام است، نهان‌نگاری با تلاش برای پنهان‌کردن واقعیت ارتباطات، پا را فراتر می‌گذارد.

نهان‌نگاری و ته‌نقش‌نگاری دو شاخه اصلی در مخفی‌سازی اطلاعات هستند. در سامانه‌های مخفی‌سازی اطلاعات سه شاخه ظرفیت[5]، محرمانگی[6] و مقاومت[7] حائز اهمیت هستند. ته‌نقش‌نگاری برای حفظ داده‌های دیجیتال در مقابل رونوشت یا دست‌کاری‌های غیرمجاز مورد استفاده قرار می‌گیرد. ازاین‌رو، مقاومت و پایداری ته‌نقش در برابر دست‌کاری یا حذف، اهمیت بسیاری دارد. در برخی از کاربردها، حتی ممکن است جاسازی داده و وجود یک ته‌نقش دیجیتال در پوشانه، مسئله‌ای آشکار و علنی بوده و اندازه‌ی نسبی ته‌نقش هم بسیار کوچک باشد. درصورتی‌که در نهان‌نگاری، امنیت و غیرقابل شناسایی‌بودن اطلاعات با حفظ کیفیت پوشانه در درجهٔ نخست اهمیت و پس از آن هدف ظرفیت بالای جاسازی است. در نهان‌نگاری تشخیص وجود پیام منجر به شکست می‌شود؛ درحالی‌که در ته‌نقش‌نگاری مخفی‌بودن اطلاعات اهمیتی ندارد اما هدف پایداری و حفظ اطلاعات جاسازی‌شده در برابر حملات و آسیب‌های رسانه است.

ظهور هنر نهان‌سازی اطلاعات، بسیار قدیمی و به‌طورتقریبی معاصر با رمزنگاری است. نخستین نمونه مربوط به قرن پنجم قبل از میلاد است که در زندگی‌نامه هرودت معرفی شده است [۱]. یونانی‌ها برای انتقال پیام

[1] Cryptography
[2] Data hiding
[3] Steganography
[4] Watermarking

[5] Capacity
[6] Secrecy
[7] Robustness

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

موهای یک برده را می‌تراشیدند، سپس پیامی را روی سر او خال‌کوبی می‌کردند. هنگامی‌که موها به عقب رانده می‌شد، برده می‌توانست بدون برانگیختن شک از خاک دشمن عبور کند. پس از حضور در محل گیرنده، پیام با تراشیدن سر برده دریافت می‌شد. مثال دیگر استفاده از جوهرهای نامرئی است [۲]. این روش پرکاربردترین روش نهان‌نگاری در طول قرن‌ها بوده است. مثال دیگر نوشتن پیام با استفاده از آب‌لیمو، شیر یا برخی مواد شیمیایی خاص در وسط متن‌های نوشته‌شده با جوهر است که باعث می‌شود پیام پس از خشک‌شدن کاغذ ناپدید شود؛ اما یک شعله ساده یا آغشته‌کردن کاغذ به یک ماده شیمیایی پیام را آشکار خواهد ساخت.

اغلب روش‌های نهان‌نگاری بین قرن سیزدهم تا شانزدهم شامل متن نوشتاری بوده‌اند. به‌عنوان مثال، برخی از کاغذ سوراخ‌دار به‌عنوان ماسک بین فرستنده و گیرنده استفاده می‌کردند. با قراردادن ماسک بر روی متن، پیام مشخص می‌شد. فرانسیس بیکن [۳] دریافت که دو فونت متفاوت برای هر حرف می‌تواند برای جاسازی نمایش دودویی پیام‌ها اعمال شود. با توجه به وضعیت نویسه‌نگاری در آن زمان، این روش خیلی قابل توجه نبود. بروستر [۴] در سال ۱۸۵۷ یک فن بسیار ابتکاری ابداع کرد که بعدها در چندین جنگ مورد استفاده قرار گرفت. وی پیشنهاد کرد که پیام تا حدی شبیه ذرات گردوغبار کوچک شود؛ اما در صورت بزرگ‌نمایی همچنان قابل خواندن باشد. پس از اینکه فناوری به‌درستی توسعه یافت، آلمانی‌ها از این "ریزنقطه‌ها" در جنگ جهانی اول استفاده کردند.

یکی از مشهورترین تعاریف سامانه نهان‌نگاری "مسئله زندانیان" است که در سال ۱۹۸۳ توسط سیمونز ارائه شد [۵]. در این تعریف سنتی، آلیس و باب به جرم جنایی دستگیر و در دو سلول جداگانه قرار می‌گیرند. آن‌ها به فکر طراحی نقشه فرار هستند، زندانیان مجاز به ارسال پیام هستند؛ اما متأسفانه تمام ارتباطات بین آن‌ها توسط یک نگهبان به نام حوا کنترل می‌شود. در چنین شرایطی، آلیس و باب برای برقراری ارتباط بدون جلب توجه حوا، نیاز به برقراری ارتباط محرمانه دارند. زندانیان توافق کردند که از نهان‌نگاری برای این ارتباط استفاده کنند. آن‌ها پیش از دستگیری یک الگوریتم جاسازی و استخراج پیام طراحی کرده و در مورد یک کلید خصوصی به توافق رسیده‌اند. رویکرد حوا برای آزمون آماری جهت تشخیص پیام مخفی، نهان‌کاوی نامیده می‌شود. در این سناریو، هنگامی‌که حوا بفهمد که آلیس و باب در حال تبادل پیام توسط یک ارتباط مخفی هستند، نهان‌نگاری با شکست مواجه می‌شود.

با توجه به پیشرفت فناوری الکترونیک و دیجیتال، امروزه نهان‌نگاری دیجیتال بسیار موردتوجه قرار گرفته است که در آن یک پیام محرمانه با ابعاد به‌نسبه بزرگ در یک رسانه دیجیتال مانند متن، صوت، تصویر و یا فیلم مخفی می‌شوند. تصاویر، به‌دلیل افزونگی ذاتی و عدم توانایی چشم انسان در تشخیص تغییرات کوچک در مقادیر شدت پیکسل، می‌توانند به‌عنوان پوشانه مناسب برای انتقال اطلاعات محرمانه مورد استفاده قرار گیرند. علاوه بر ارتباطات مخفی، از نهان‌نگاری می‌توان در کارت‌های شناسایی کارکنان برای ذخیره اطلاعات مربوط به فرد، برای ذخیره اطلاعات شبکه در بسته‌های TCP/IP ، جاسازی اطلاعات بیمار در تصاویر پزشکی و غیره استفاده کرد. روش‌های موجود بررسی‌شده در این مقاله منحصر به نهان‌نگاری در تصاویر دیجیتال هستند. پیام مخفی می‌تواند یک جریان بیت، متن ساده، متن رمزگذاری شده یا حتی یک تصویر باشد.

ادامه این مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در دو بخش بعدی تعاریف مورد نیاز در زمینه نهان‌نگاری بیان می‌شوند. در بخش چهارم، نهان‌نگاری مبتنی بر بهینه‌سازی تابع اعوجاج معرفی می‌شود که بر یافتن بستر مناسب برای جاسازی تمرکز دارد؛ به‌گونه‌ای که حداقل اعوجاج را در تصویر حامل ایجاد نماید و سپس در بخش پنجم به مرور روش‌های موجود در این حوزه پرداخته می‌شود. با توجه به رابطه رقابتی بین نهان‌نگاری و نهان‌کاوی، در بخش ششم، نحوه بهره‌گیری از یادگیری تقابلی در نهان‌نگاری بیان شده و سپس در بخش هفتم روش‌های مبتنی بر یادگیری تقابلی مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند. در بخش هشتم روش‌های مورد مطالعه مقایسه و ارزیابی می‌شوند. در بخش نهم، چشم‌انداز و مسیرهای آینده مشخص و در پایان نتیجه‌گیری نهایی بیان می‌شود.

۲- نهان‌نگاری

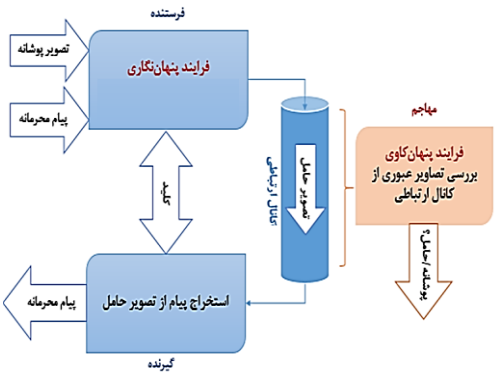
نهان‌نگاری به‌عنوان هنر انتقال اطلاعات از طریق یک ارتباط محرمانه شناخته شده است؛ به‌طوری‌که اطلاعات حساس و مهم در محیط رسانه‌ای به نام پوشانه[1] جایگذاری می‌شود و حامل[2] را تولید می‌کند شکل (۱). مهم‌ترین اصل در نهان‌نگاری، محرمانگی است؛ ازاین‌رو،

[1] Cover
[2] Stego

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

جایگذاری پیام باید به‌گونه‌ای انجام شود که مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود تا از حامل قابل تمایز نبوده و تشخیص موجودیت پیام ممکن نباشد؛ اما از طرف دیگر، ظرفیت جاسازی تا حد ممکن افزایش یابد. برخلاف تلاش روش‌های نهان‌نگاری برای مخفی‌سازی وجود پیام، مهاجمان پیام‌هایی را که از طریق کانال ارتباطی عبور می‌کنند با هدف تغییر، تخریب یا جلوگیری از انتقال تجزیه و تحلیل می‌کنند. زمینه پژوهشی که به بررسی روش‌های مقابله با نهان‌نگاری می‌پردازد، نهان‌کاوی[1] نامیده می‌شود. نهان‌کاو لزوماً نباید پیام مخفی را استخراج کند؛ زیرا چنین کاری به‌طورمعمول بسیار دشوار و یا غیرممکن است. در عوض، هدف نهان‌کاو این است که فقط وجود ارتباط محرمانه را با احتمال قابل قبولی تشخیص دهد [۶].

روش‌های نهان‌نگاری بر اساس چگونگی جاسازی پیام محرمانه به سه دسته تقسیم می‌شوند: نهان‌نگاری با انتخاب پوشانه[2]، نهان‌نگاری با ساخت پوشانه[3]، نهان‌نگاری با ویرایش پوشانه[4].



(شکل- ۱): فرایند نهان‌نگاری
Figure 1: The process of steganography

- در نهان‌نگاری با انتخاب پوشانه، فرستنده یک پایگاه داده از تصاویر در اختیار دارد. فرستنده پایگاه داده خود را با هدف یافتن تصویری متناسب با پیام موردنظر بررسی می‌کند. پس از یافتن و انتقال تصویر به همراه یک تابع درهم‌سازی و کلید مخفی، گیرنده می‌تواند با استفاده مجدد از تابع درهم‌سازی و کلید مشترک، به‌راحتی پیام مخفی را دریافت کند. ازآنجاکه پوشانه در این روش تحت هیچ تغییری قرار نمی‌گیرد، ازاین‌رو غیرقابل‌شناسایی است. بااین‌وجود، مشکل اصلی این روش‌ها ظرفیت جاسازی بسیار محدود و نیاز به تلاش‌های متعدد جهت یافتن پوشانه مناسب است که این روش را تاحدودی غیرعملی کرده است.

- در نهان‌نگاری با ساخت پوشانه، فرستنده به‌جای انتخاب پوشانه از یک پایگاه داده موجود، به‌سادگی یک پوشانه مناسب را ایجاد می‌کند که پیام را به بهترین شکل منتقل کند. اگر فرستنده بتواند پوشانه‌ای با توزیع مشخص بین خود و گیرنده تولید کند، می‌تواند پیام محرمانه را با آسودگی خیال پنهان کند. این روش از سطح امنیتی بالایی دارد، اما از نظر ظرفیت جاسازی بسیار محدود است که باعث محبوبیت کمتر این روش می‌شود.

- نهان‌نگاری با ویرایش پوشانه پرکاربردترین روش نهان‌نگاری است که مبتنی بر ویرایش یک پوشانه موجود برای جاسازی یک پیام محرمانه است؛ درحالی‌که تا حد امکان سعی می‌شود مؤلفه‌های آماری پوشانه حفظ شود. ازآنجاکه نهان‌نگاری با ویرایش پوشانه، ویژگی‌های آماری پوشانه را در حین جاسازی پیام تغییر می‌دهد؛ بنابراین لازم است مناطق امن پوشانه به‌درستی انتخاب شوند تا در صورت ویرایش تأثیر قابل‌توجهی بر روی آماره‌های پوشانه نداشته باشند. این مهم در اغلب روش‌های نهان‌نگاری موجود با استفاده از یک تابع اعوجاج حاصل می‌شود که تأثیر جاسازی بر امنیت را مدل می‌کند.

در نهان‌نگاری با ویرایش پوشانه، اعوجاج ناشی از جاسازی پیام به محتوای تصویر وابسته است و این امر باعث تخمین احتمال یا نرخ تغییر بیشتر در نواحی پیچیده تصویر نسبت به نواحی هموار می‌شود؛ زیرا تشخیص الگوهای غیرمنطقی (حاصل از جاسازی) در نواحی پیچیده برای الگوریتم‌های نهان‌کاوی دشوارتر است. ازاین‌رو، نهان‌نگاری تطبیقی یا منطبق با محتوا[5] [۷] مورد توجه پژوهش‌گران قرار گرفته است. در نهان‌نگاری غیر تطبیقی، ظرفیت جاسازی هر پیکسل ثابت است و بدون توجه به همسایگی اطراف تعیین می‌شود؛ بنابراین، اطلاعات در کل تصویر توزیع‌شده و تفاوتی بین نواحی مختلف تصویر وجود ندارد؛ درحالی‌که در نهان‌نگاری تطبیقی، ظرفیت جاسازی بر اساس ساختار محلی تصویر تعیین و هر پیکسل بر اساس احتمال به‌دست‌آمده از پیکسل‌های همسایگی محلی ویرایش می‌شود؛ ازاین‌رو، تغییرات ناشی از جاسازی[6] در مناطقی که کمتر قابل تشخیص هستند، مانند بافت‌های غنی و مناطق نوفه‌ای، با اولویت بیشتری انجام می‌گیرد.

[1] Steganalysis
[2] Cover selection
[3] Cover synthesis
[4] Cover modification
[5] Content-adaptive steganography
[6] Embedding modifications

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

(شکل- ۲): مراحل نهان‌نگاری در حوزه مکان
Figure 2: The phases of spatial steganography

۳- نهان‌نگاری بر اساس ویرایش پوشانه

محرمانگی و غیرقابل‌شناسایی‌بودن نیاز اصلی رویکرد نهان‌نگاری است. قابلیت شناسایی داده‌های پنهان در یک شیء حامل، تحت تأثیر سه عنصر اساسی است:

- نوع رسانه پوشانه که حوزه جاسازی را مشخص می‌کند؛
- انتخاب مکان‌های مناسب جاسازی در پوشانه (بستر جاسازی یا کانال انتخاب[1])؛
- الگوریتم جاسازی پیام.

پژوهش‌گران در حوزه نهان‌نگاری، به‌طورمعمول تمرکز خود را بر روی یکی از این جنبه‌ها معطوف می‌سازند.

حوزهٔ جاسازی: نهان‌نگاری را می‌توان بر اساس حوزه‌ای که پیام در آن جاسازی می‌شود به دو دسته مکان [۸-۴۳] و تبدیل [۴۴-۵۱] دسته‌بندی نمود. در نهان‌نگاری حوزه مکان[2]، پیام به‌طور مستقیم در پیکسل‌های تصویر پوشانه جاسازی می‌شود، درحالی‌که در نهان‌نگاری حوزه تبدیل[3]، ابتدا تصویر با یک تبدیل خاص (مانند DDT، FFT، Wavelet) به حوزه فرکانس برده شده و سپس پیام در ضرایب تبدیل جایگذاری می‌شود. روش‌های حوزه مکان به‌طورمعمول از ظرفیت و کیفیت بیشتری برخوردارند؛ درحالی‌که به دلیل تغییر مستقیم پیکسل‌ها امکان شناسایی آن‌ها نیز بیشتر است؛ ازاین‌رو، در این روش‌ها تمرکز ویژه‌ای بر روی انتخاب مکان‌های مناسب جاسازی با قابلیت تشخیص کمتر وجود دارد.

بستر جاسازی: برای انتخاب مکان‌های مناسب جاسازی، به هر پیکسل از تصویر پوشانه یک مقدار عددی (معیار قابلیت تشخیص) اختصاص می‌یابد که تأثیر تغییر حاصل از جاسازی در آن پیکسل را اندازه‌گیری می‌کند و هزینه جاسازی نامیده می‌شود.

[1] Selection channel
[2] Spatial domain
[3] Transforms domain

ازاین‌رو، مسئله محاسبه بستر جاسازی به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی فرموله می‌شود که هدف آن به کمینه‌رساندن اعوجاج[4] کل است که از مجموع هزینه‌های مؤلفه‌های ویرایش شده بدست می‌آید [۲۵-۴۳] (شکل ۲).

این روش‌ها بر انتخاب پیکسل‌های مناسب برای جاسازی تأکید دارند و جاسازی پیام را به کدهای عملی کارآمد موجود می‌سپارند که با کمترین اعوجاج پیام را جاسازی می‌کنند.

الگوریتم جاسازی پیام: الگوریتم‌های جاسازی با ارائه یک روش کدگذاری مناسب، پیام را در پیکسل‌های پوشانه جایگذاری می‌کنند؛ به‌طوری‌که تا حد امکان اعوجاج کاهش و بازدهی جاسازی[5] افزایش یابد. به‌عنوان مثال، روش جایگزینی بیت‌های کم‌ارزش که رایج‌ترین روش جاسازی پیام در حوزه مکان است و یا روش جاسازی ماتریسی[6] با در نظر گرفتن هزینه جاسازی ثابت برای همه پیکسل‌های پوشانه، با بهره‌گیری از یک ساختار مناسب برای جاسازی پیام باعث کاهش تعداد تغییرات جاسازی در تصویر پوشانه و درنتیجه افزایش بازده جاسازی می‌شود [۸-۲۴].

این مقاله به مطالعه روش‌های نهان‌نگاری تطبیقی که بر انتخاب بستر جاسازی مناسب در حوزه مکان تمرکز دارند، می‌پردازد.

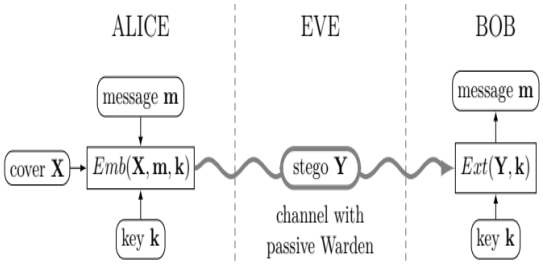
۳-۱- مؤلفه‌های سامانه نهان‌نگاری

سامانه نهان‌نگاری از یک منبع پوشانه، یک منبع پیام[7] و توابع جاسازی[8] و استخراج[9] تشکیل شده است (شکل ۳). منبع پوشانه $\{\mathcal{C}, P_c\}$ با مجموعه تمام تصاویر ممکن روی پوشانه $x \in \mathcal{C}$ و توزیع آن‌ها تعریف می‌شود.

[4] Distortion
[5] Embedding efficiency
[6] Matrix Embedding
[7] Message
[8] Embedding
[9] Extraction

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

منبع پیام $\{\mathcal{M}, P_m\}$ به‌طور مشابه با مجموعه تمام پیام‌های ممکن و توزیع آن‌ها بیان می‌شود. توجه داشته باشید که توزیع P_m تابعی از منبع پوشانه است. با در نظر گرفتن $\mathcal{S}$ به‌عنوان مجموعه همه تصاویر حامل ممکن با توزیع P_s، تابع جاسازی $Emb: \mathcal{C} \times \mathcal{M} \times \mathcal{K} \to \mathcal{S}$ پیام را با استفاده از یک کلید مخفی مشترک $k \in \mathcal{K}$ در پوشانه جاسازی می‌کند؛ سپس تصاویر حامل $y = Emb(x, k, m) \in \mathcal{S}$ تولید شده از طریق یک کانال عمومی به گیرنده منتقل می‌شود. تابع استخراج $Ext: \mathcal{S} \times \mathcal{K} \to \mathcal{M}$، می‌تواند پیام مخفی $m = Ext(y, k)$ را با استفاده از کلید مشترک صحیح k استخراج کند. با داشتن منبع پوشانه $\{\mathcal{C}, P_c\}$ ، هر شیء پوشانه را می‌توان به‌عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفت که از توزیع پوشانه $\mathbf{X} \sim P_c$ پیروی می‌کند. به‌طور مشابه، حامل نیز یک متغیر تصادفی با تابع توزیع حامل $\mathbf{Y} \sim P_s$ در نظر گرفته می‌شود.



(شکل- ۳): مؤلفه‌های کانال نهان‌نگاری[۷]

Figure 3: Steganography Channel Components [7]

در رویکرد نهان‌نگاری، فرستنده و گیرنده به دنبال تبادل پنهانی اطلاعات هستند؛ درحالی‌که ناظر هر پیام را که از طریق کانال ارتباطی عبور کرده بررسی می‌کند و سوءظن به یک ارتباط مخفی منجر به قطع فوری آن کانال خواهد شد. ازاین‌رو، جاسازی باید به‌گونه‌ای انجام شود که ناظر از وجود این ارتباط مطلع نشود. بر اساس اصل کرشهف[1]، فرض می‌شود که ناظر به‌جز کلید مخفی، از همه چیز در مورد کانال نهان‌نگاری شامل منبع پوشانه، منبع پیام و همچنین توابع جاسازی و استخراج آگاه است.

اگر توزیع پوشانه و حامل از نظر آماری قابل تمایز نباشند، سامانه نهان‌نگاری مورد استفاده امن خواهد بود. یک معیار مناسب برای اندازه‌گیری فاصله بین این دو توزیع احتمال، واگرایی کولبک –لیبلر[۲] (KL) است که آنتروپی نسبی نیز نامیده می‌شود:

$$D_{\mathrm{KL}}(P_c \parallel P_s) = \sum_{x \in \mathcal{C}} P_c(x) \log \frac{P_c(x)}{P_s(x)} \qquad (۱)$$

اگر $D_{\mathrm{KL}}(P_c \parallel P_s) = 0$ باشد، به معنی یکسان‌بودن توزیع‌هاست $P_c = Ps$ و در این صورت نمی‌توان بین پوشانه و حامل تفاوت قائل شد و سامانه نهان‌نگاری به‌طورکامل امن خواهد بود. این امر بسیار مطلوب است؛ اما در واقعیت به‌راحتی نمی‌توان به آن دست یافت؛ بنابراین، یک سامانه نهان‌نگاری در صورتی امن نامیده می‌شود که تفاوت بین دو توزیع حامل و پوشانه تا حد ممکن ناچیز باشد $D_{KL}(P_c \parallel P_s) \leq \epsilon$.

۲-۳- رویکردهای نهان‌نگاری

تاکنون سه رویکرد اصلی در زمینه نهان‌نگاری تطبیقی یا منطبق با محتوا ارائه شده است: رویکرد مبتنی بر مدل که بر پایه حفظ مدل آماری[۳] پوشانه عمل می‌کند، رویکرد مبتنی بر هزینه که هدف آن به کمینه‌رساندن اعوجاج[۴] حاصل از مجموع هزینه مؤلفه‌های تغییریافته پوشانه است و رویکرد تقابلی[۵] که از محیط رقابتی بین نهان‌نگار و نهان‌کاو برای بهبود عملکرد جاسازی بهره می‌گیرد. دو رویکرد اول نهان‌نگاری سنتی مبتنی بر مفاهیم بهینه‌سازی هستند، درحالی‌که روش‌های رویکرد سوم بر اساس یادگیری عمیق[۶] طراحی شده‌اند.

- رویکرد نخست مبتنی بر حفظ مدل آماری پوشانه است که در آن طراح مدلی برای پوشانه در نظر می‌گیرد و جاسازی با هدف حفظ کامل و یا تقریبی مدل انجام می‌شود. در این رویکرد که بر اساس مشخصات آماری ارزیابی می‌شود، باید خصوصیات آماری پوشانه و حامل تا حد امکان یکسان باشد و اعوجاج حاصل از جاسازی به کمینه برسد. نهان‌نگاری با این روش بسیار ایمن خواهد بود؛ اما یافتن مدل مناسب دشوار است؛ زیرا یک مدل ساده قادر به پوشش‌دادن جزییات نبوده و از سوی دیگر مدل‌های پیچیده در حل با مشکل مواجه خواهد شد؛ ازاین‌رو، عدم تطبیق مدل مناسب می‌تواند توسط مهاجمان برای کشف اطلاعات پنهان مورد سوءاستفاده قرار گیرد.
- محور اصلی رویکرد دوم، به حکمینه‌رساندن اعوجاج کل است. اعوجاج در این رویکرد از مجموع هزینه‌های اکتشافی مؤلفه‌های ویرایش‌شده پوشانه به‌دست

[1] Kerckhoffs' principle
[2] Kullback–Leibler(KL) divergence

[3] Model preservation
[4] Distortion minimization
[5] Adversarial
[6] Deep learning

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

می‌آید و در این روش سعی می‌شود حامل کمینه اعوجاج را نسبت به پوشانه دارا باشد. این روش منعطف‌تر بوده و امکان توسعه روش‌های نهان‌نگاری را که توسط عملکرد تشخیص نهان‌کاوی هدایت می‌شوند، فراهم می‌کند؛ ازاین‌رو، از سطح امنیتی بهتری برخوردار و رویکردی عملی‌تر است. این رویکرد، برخلاف ماهیت اکتشافی، در بسیاری از روش‌های نهان‌نگاری با امنیت مناسب مورد استفاده قرار گرفته است؛ اما ارتباط رسمی بین اعوجاج و تشخیص آماری وجود ندارد.

- کارهای اخیر نهان‌نگاری توانمندی مناسبی در استفاده از مفاهیم شبکه‌های عصبی مانند نمونه‌های تقابلی[1] و شبکه‌های مولد تقابلی[2] نشان داده‌اند. با توجه به حساست شبکه‌های عصبی به اغتشاشات کوچک تقابلی، در رویکرد سوم می‌توان از یادگیری تقابلی برای جاسازی مفهومی‌تر پیام بهره گرفت تا مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود. با توجه به رابطه رقابتی نهان‌نگاری و نهان‌کاوی، روش‌های نهان‌نگاری به‌عنوان یک حمله تقابلی[3] سعی می‌کنند شبکه نهان‌کاو را گمراه کنند تا همه تصاویر ورودی را به‌عنوان تصاویر پوشانه تشخیص دهد. پس در مفهوم نهان‌نگاری، نهان‌کاو به‌عنوان تمایزدهنده در نظر گرفته می‌شود و شبکه‌های نهان‌نگار و نهان‌کاو به‌طور متناوب وزن‌های خود را با توجه به دانش به‌روز شده دیگری اصلاح می‌کنند.

۴- نهان‌نگاری مبتنی بر کمینه‌سازی اعوجاج

الگوریتم‌های نهان‌نگاری تطبیقی با هدف جاسازی پیام محرمانه در یک پوشانه، تلاش می‌کنند تا اعوجاج ناشی از روند جاسازی را به کمینه برسانند نمودار(۱). اعوجاج معیاری است که توسط یک نهان‌نگار برای مدل‌سازی اثر جاسازی پیام استفاده می‌شود و این روش‌ها سعی می‌کنند پیام را به‌گونه‌ای در پوشانه مخفی کنند که مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود.

هدف تعریف تابع اعوجاج، ارزیابی تأثیر آماری تغییرات حاصل از نهان‌نگاری است. ازآنجایی‌که یک تصویر دیجیتال دارای ابعاد بالا و همبستگی‌های پیچیده است، طراحی تابع اعوجاج کاری چالش‌برانگیز است. تاکنون اعوجاج به دو صورت تعریف شده است: جمع‌شونده[4] و غیرجمع‌شونده[5]. در تابع اعوجاج جمع‌شونده جاسازی اطلاعات در هر پیکسل مستقل از پیکسل‌های مجاور در نظر گرفته می‌شود؛ درحالی‌که در واقعیت تغییرات پیکسل‌ها به یکدیگر وابسته هستند و در تابع اعوجاج غیرجمع‌شونده سعی می‌شود اثر متقابل پیکسل‌ها لحاظ شود.

۴-۱-به‌کمینه‌رساندن اعوجاج جمع‌شونده

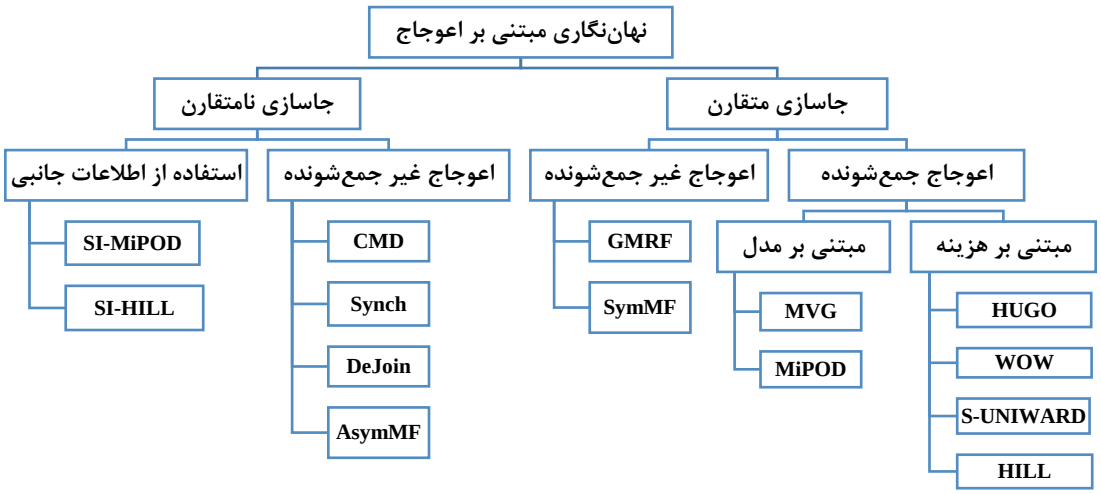
در این مقاله، پوشانه یک تصویر خاکستری در ابعاد $n_1 \times n_2$ است که با $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in X$ ، $n = n_1 \times n_2$ نشان داده می‌شود و عملیات جاسازی، پیام را با ویرایش بیت‌هایی از برخی پیکسل‌ها در تصویر پوشانه جایگذاری می‌کند که منجر به تولید تصویر حامل $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \in Y$ می‌شود. پیکسل‌های پوشانه و حامل $((x_i,\ y_i),\ i = 1,2,\dots,n)$ دارای مقدار عدد صحیح در محدوده $\{0..255\}$ می‌باشند. طرح جاسازی نهان‌نگاری با نگاشتی که به جفت $\{Y, \pi\}$ اختصاص داده شده مرتبط است. $Y \subset X$ مجموعه تمام تصاویر حاملی y است که می‌تواند با جاسازی پیام در تصاویر پوشانه x تولید شود. هدف یافتن بستر جاسازی مناسب است که با تخمین تابع احتمال جاسازی بهینه $\pi(y)$ بدست می‌آید. این تابع احتمال تغییر پیکسل‌های پوشانه بر اثر مخفی‌سازی پیام را مشخص می‌کند $\pi(y) = P(Y = y)$.

روش تطبیق بیت با کمترین اهمیت (LSBM[6]) به‌عنوان یک الگوریتم جاسازی سه‌گانه، پیام را در تصویر پوشانه جاسازی می‌کند به‌طوری‌که $x_i - y_i \in I = \{-1,0,+1\}$. درحالی‌که مقادیر ۱+ و ۱− به ترتیب نشان‌دهنده افزایش و کاهش یک واحدی و صفر به معنی عدم تغییر مقدار پیکسل است؛ بنابراین، جاسازی به سه هزینه ویرایش برای هر پیکسل نیاز دارد $\{\rho_i^-, \rho_i^0, \rho_i^+\}$ که به ترتیب بیانگر هزینه کاهش، عدم تغییر و افزایش پیکسل پوشش‌دهنده است. ظرفیت نسبی جاسازی[7] نیز بر اساس تعداد بیت‌های تغییریافته در پیکسل[8] محاسبه می‌شود.

[1] Adversarial examples
[2] Generative adversarial networks
[3] Adversarial attack

[4] Additive Distortion
[5] None-Additive Distortion
[6] Least Significant Bit Matching
[7] Relative payload
[8] bits per pixel (bpp)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]



(نمودار- ۱) دسته‌بندی روش‌های نهان‌نگاری سنتی مبتنی بر کمینه‌سازی اعوجاج

Chart 1- Classification of traditional adaptive steganography methods based on distortion minimization

۴-۱-۱- رویکرد مبتنی بر هزینه

الگوریتم‌های نهان‌نگاری، با هدف جاسازی پیام محرمانه در یک پوشانه، تلاش می‌کنند تأثیر ناشی از روند جاسازی را به کمینه برسانند. گام نخست برای دست‌یابی به این هدف، معرفی یک معیار اعوجاج مناسب است. در این راستا، ابتدا یک هزینه به هر پیکسل پوشانه منتسب می‌شود که این هزینه منعکس‌کننده قابلیت تشخیص هر پیکسل در صورت ویرایش است. مجموع هزینه مؤلفه‌های تغییریافته، میزان اعوجاج حامل را مشخص می‌کند؛ ازاین‌رو، هزینه کمتر بیانگر اولویت بیشتر مؤلفه برای جاسازی در راستای به کمینه‌رساندن اعوجاج پوشانه است؛ سپس پیام محرمانه در پوشانه بر اساس نقشه هزینه به‌دست‌آمده جاسازی می‌شود. فرایند جاسازی شامل ویرایش مؤلفه‌های پوشانه با کمک یک الگوریتم کدگذاری مناسب است؛ به‌طوری‌که کمترین اعوجاج ممکن در تصویر پوشانه ایجاد شود.

اغلب روش‌های نهان‌نگاری تطبیقی پیام محرمانه را بر اساس کمینه‌کردن تابع اعوجاج با هدف حفظ مشخصات پوشانه جاسازی می‌کنند $D: \mathcal{C} \times \mathcal{S} \to [0, \infty]$ که D بیانگر اعوجاج کل بوده و تقریبی از قابلیت تشخیص تغییرات ناشی از جاسازی پیام را منعکس می‌کند؛ بنابراین به کمینه‌رساندن آن باید باعث بهبود امنیت نهان‌نگاری می‌شود.

اعوجاج جاسازی به‌صورت $D(x, y)$ تعریف می‌شود که به هر دو تصویر پوشانه و حامل وابسته است. با فرض ثابت‌بودن پوشانه، می‌توان اعوجاج را به‌صورت $D(x, y) = D(y)$ساده کرد. در اعوجاج جمع‌شونده، تغییرات پیکسل‌های پوشانه مستقل فرض می‌شود؛ بنابراین هزینه تغییر هر پیکسل به تغییرات پیکسل‌های دیگر بستگی ندارد. پس اعوجاج کل از مجموع هزینه پیکسل‌های ویرایش شده به دست می‌آید:

$$D(y) = \sum_{i=1}^{n} \rho_i [x_i \neq y_i] \qquad (۲)$$

که $\rho_i = \rho(y_i) \in \mathbb{R}$ توابع غیر منفی و محدودی هستند که هزینه جایگزینی i امین پیکسل پوشانه x_i با y_i را تعیین می‌کنند. روند نهان‌سازی یک مسئله بهینه‌سازی است که هدف آن به کمینه‌رساندن اعوجاج کل با شرط ظرفیت جاسازی مشخص است؛ اما این مسئله به دلیل مشخص‌نبودن مکان تغییرات، از نظر محاسباتی غیرممکن است. ازاین‌رو، به‌جای اعوجاج کل، میانگین اعوجاج کمینه می‌شود؛ بنابراین در این روش $H(\pi)$ بیت از پیام با میانگین اعوجاج $E_\pi(D)$ بااحتمال $\pi(y)$ در تصویر پوشانه جاسازی می‌شود:

$$E_\pi(D) = \sum_{i=1}^{n} \rho_i \pi_i \qquad (۳)$$

$$H(\pi) = -\sum_{i=1}^{n} \pi_i \log \pi_i \qquad (۴)$$

ظرفیت جاسازی مورد انتظار بیشینه آنتروپی بوده و $H_k(\pi_1, \pi_2, \ldots \pi_k)$برای تابع آنتروپی به‌صورت $\sum_{i=1}^{k} \pi_i = 1$ تعریف می‌شود. به‌طورمعمول ظرفیت جاسازی محدود فرض شده و هدف کمینه‌کردن میانگین اعوجاج برای جاسازی یک پیام به طول L است که می‌تواند به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی زیر فرموله شود:

$$\min_{\pi} E_\pi(D) \quad s.t: H(\pi) = L \qquad (۵)$$

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

برای یک ظرفیت مشخص، کمینه اعوجاج می‌تواند با پیروی تغییرات جاسازی از توزیع گیبز[1] به دست آید. طبق اصل آنتروپی بیشینه[2]، احتمال جاسازی بهینه π به فرم توزیع گیبز بیان می‌شود:

$$\pi_\lambda(y) = \frac{1}{Z(\lambda)}\exp\big(-\lambda D(y)\big) \qquad (۶)$$

که $Z(\lambda)$ فاکتور نرمال‌سازی است به‌طوری‌که:

$$Z(\lambda) = \sum_{y\in Y}\exp(-\lambda D(y)) \qquad (۷)$$

احتمال تغییر برای هر عنصر پوشانه به دست می‌آید؛ بنابراین، احتمال تغییرات $\pi_\lambda(y)$ می‌تواند به‌صورت ضرب احتمالات حاشیه‌ای تغییرات پیکسل‌های فردی فرموله شود:

$$\pi_\lambda(y) = \prod_{i=1}^{n}\pi(y_i) \qquad (۸)$$

$$\pi(y_i) = \frac{\exp(-\lambda\rho_i)}{\sum_{y_i\in I_i}\exp(-\lambda\rho_i)} \qquad (۹)$$

پارامتر عددی $\lambda > 0$ شرط آنتروپی را ارضا می‌کند (۴) و برای طول پیام مشخص L ، می‌تواند با جستجوی دودویی محاسبه شود. طبق تغییرات $\lambda \in (0,\infty)$ ، می‌توان یک رابطه بین حداکثر آنتروپی و حداقل اعوجاج حاصل از جاسازی فرض کرد که محدوده نرخ اعوجاج[3] نامیده می‌شود و برای شبیه‌سازی یک طرح جاسازی بهینه مفید است.

برای به دست‌آوردن هزینه تغییرات پیکسل‌ها برای جاسازی عملی، می‌توان معادله (۹) را با انتخاب دلخواه λ معکوس کرد؛ بنابراین، برای جاسازی سه‌گانه، هزینه‌ها به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\rho_i = \ln(1/\pi_i - 2) \qquad (۱۰)$$

۴-۱-۲- رویکرد مبتنی بر مدل

در این رویکرد به‌جای تعریف هزینه‌های اکتشافی از یک مدل آماری استفاده می‌شود. با فرض $p_i^{(c)}(x)$ به‌عنوان توزیع احتمال مدل پوشانه در مؤلفه i ام و استفاده از الگوریتم جاسازی LSBM، می‌توان توزیع حامل را به‌صورت زیر مدل‌سازی کرد:

$$p_i^{(s)}(x) = (1-2\pi_i)p_i^{(c)}(x) + \pi_i p_i^{(c)}(x+1) + \pi_i p_i^{(c)}(x-1) \qquad (۱۱)$$

برای نرخ‌های تغییر کوچک، واگرایی KL به‌خوبی با عبارت درجه دوم تقریب زده می‌شود:

$$\sum_{i=1}^{n} D_{KL}(p_i^{(c)}, p_i^{(s)}) \approx \sum_{i=1}^{n} I_i\pi_i^2 \qquad (۱۲)$$

درحالی‌که I_i اطلاعات فیشر نهان‌نگاری[4] است :

$$I_i = \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{p_i^{(c)}(x)}\left(\frac{\partial p_i^{(s)}(x)}{\partial \pi_i}\bigg|_{\pi_i=0}\right)^2 \qquad (۱۳)$$

با فرض ظرفیت جاسازی محدود، هدف کمینه‌کردن میانگین اعوجاج برای جاسازی یک پیام به طول L است که می‌تواند به‌صورت یک مسئله بهینه‌سازی فرموله شود:

$$\min \sum_{i=1}^{n} I_i\pi_i^2 \quad s.t: H(\pi) = L \qquad (۱۴)$$

که باید برای هر پیکسل i به‌صورت عددی حل شود. حل این معادله برای π_i معادل یافتن x است که رابطه $\lambda I_i(0)/2 = x\ln(x-2)$ را ارضا کند، درحالی‌که $x = \pi_i^{-1} \geq 3$ زیرا $H(x)$ برای $x = 1/3$ به بیشینه می‌رسد. برای حل سریع این معادله به‌ازای همه پیکسل‌ها، تابع معکوس $y = x\ln(x-2)$ برای $y \leq 10^3$ جدول‌بندی‌شده و یک راه‌حل تکراری مجانبی برای $y > 10^3$ اجرا می‌شود. برای کمینه بودن π_i محاسبه‌شده، دومین مشتق تابع هدف نسبت به π_i باید مثبت باشد که به معنی $\lambda > 0$ است. ضریب لاگرانژ λ از شرط ظرفیت (۴) محاسبه و پس از محاسبه احتمالات تغییر بهینه π_i، هزینه جاسازی هر پیکسل از رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

۴-۲- اعوجاج غیر جمع‌شونده

تابع اعوجاج برای امنیت نهان‌نگاری بسیار حائز اهمیت است. بیشتر روش‌های مبتنی بر اعوجاج، احتمالات تغییر پیکسل‌های پوشانه را مستقل فرض می‌کنند و تعامل بین تغییرات جاسازی در نظر گرفته نمی‌شود؛ اما در واقعیت، تغییرات پیکسل‌های مجاور در تصاویر طبیعی بر یکدیگر مؤثر هستند؛ ازاین‌رو، لحاظ‌نکردن این وابستگی درعمل منجر به کاهش بهینگی می‌شود. این واقعیت، ایده اصلی یک طرح اعوجاج غیرجمع‌شونده است که با لحاظ‌کردن اثر متقابل تغییرات محلی، از تولید الگوهای قابل‌شناسایی توسط نهان‌کاو جلوگیری کرده و محرمانگی را بهبود می‌بخشند.

تأثیر جاسازی را می‌توان با تابعی مدل کرد که فاصله بین تصویر پوشانه و تصویر حامل را در فضای ویژگی یا فضای توصیف دیگر اندازه‌گیری کند. پس تابع اعوجاج D را می‌توان به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$D(x,y) = \| f(x) - f(y) \| \qquad (۱۵)$$

[1] Gibbs distribution
[2] Principle of maximum entropy
[3] Rate–distortion bound
[4] Steganographic fisher information

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

که $f(x)$ و $f(y)$ به ترتیب ویژگی‌های بردار پوشانه و حامل را توصیف می‌کنند که با کمک فیلترهای محلی و اغلب بر اساس رخداد مقادیر پیکسل محاسبه می‌شوند. ازاین‌رو، تابع اعوجاج بیان‌شده در این معادله غیرجمع‌شونده است؛ اما به دلیل پیچیدگی مسئله کمینه‌سازی اعوجاج غیرجمع‌شونده و عدم وجود روش‌های جاسازی عملی مناسب برای این روش‌ها، پژوهش‌گران به‌طورمعمول از دو رویکرد تقریب به اعوجاج جمع‌شونده[1] یا بزرگ‌نمایی با اعوجاج محدود[2] استفاده می‌کنند.

در رویکرد تقریب، با فرض عدم تأثیر تغییر یک پیکسل بر قابلیت شناسایی پیکسل‌های همسایه، تابع اعوجاج غیرجمع‌شونده D با یک اعوجاج جمع‌شونده تقریب زده می‌شود به‌طوری‌که اثر تغییر ناشی از جاسازی برای هر پیکسل به‌صورت مجزا ارزیابی می‌شود $\widehat{D}(y) = \sum_{i=1}^{n} D(y_i X_{\sim i})$ [۲۹]. ازآنجایی‌که در واقعیت، اعوجاج کل به دلیل وجود تعامل بین پیکسل‌ها با مجموع اعوجاج پیکسل‌ها برابر نیست پس تقریب جمع‌شونده باعث از دست رفتن ظرفیت، به‌ویژه برای ظرفیت‌های بالا می‌شود؛ بنابراین، تقریب جمع‌شونده نمی‌تواند فعل و انفعالات تغییرات مجاور را لحاظ کند و باعث کاهش محرمانگی می‌شود. برای حل این مشکل، در رویکرد دوم، مسئله اصلی به زیرمسائل ساده محلی که حل آن‌ها نسبتاً آسان‌تر است، تقسیم می‌شود.

در رویکرد اعوجاج محدود از دو فرض زیر برای لحاظ‌کردن همبستگی تغییرات پیکسل‌ها در تابع اعوجاج بهره گرفته می‌شود:

- اختصاص هم‌زمان هزینه‌ها ضرورتی ندارد.
- افزایش و کاهش مقدار پیکسل لزوماً هزینه یکسانی ندارند.

در [۲۵] نویسندگان یک چارچوب کلی با تابع اعوجاج غیرجمع‌شونده مبتنی بر ساختار گیبز پیشنهاد کرده‌اند. در این روش اعوجاج کل به‌صورت مجموع پتانسیل‌های محلی بر روی گروهک[3] (گروه کوچکی از پیکسل‌ها) $D(y) = \sum_{c \in C} V_c(y)$ تعریف می‌شود که اعوجاج محدود نامیده می‌شود، درحالی‌که دو مؤلفه هر گروهک همسایه هستند. در این تابع اعوجاج با بررسی تغییرات پیکسل‌های مجاور، همگام‌شدن تغییرات پیکسل‌های هر گروهک را تشویق می‌کند زیرا همگام‌سازی مکان و جهت ویرایش‌های ناشی از جاسازی، نواحی یک‌پارچه‌تری از تغییرات را ایجاد می‌کند؛ در این صورت فقط پیکسل‌های مرزی بر خصوصیات آماری تصویر به‌دست‌آمده تأثیر می‌گذارند که باعث بهبود محرمانگی و امنیت می‌شود. در این روش تصویر پوشانه با گروه‌بندی پیکسل‌ها به چند زیرتصویر تقسیم می‌شود؛ به‌طوری‌که در هر زیر تصویر پیکسل‌ها مستقل از یکدیگر هستند؛ سپس پیام به قسمت‌های کوچکی تقسیم می‌شود که هر قسمت باید در یک زیرتصویر جاسازی شود به‌طوری‌که اعوجاج را به کمینه برساند. در این صورت، می‌توان یک طرح کدگذاری عملی برای جاسازی پیام در هر زیر تصویر اعمال کرد. ازآنجاکه ویژگی‌های نهان‌کاوی را می‌توان به‌عنوان مجموع ویژگی‌های محلی در تصویر نشان داد، یک حد بالا برای این ویژگی‌های محلی می‌تواند در اعوجاج محدود تعریف شود.

۴-۳- اولویت جاسازی

ازآنجاکه نهان‌نگاری بر اساس ویرایش پوشانه، خصوصیات آماری پوشانه را در حین جاسازی پیام تغییر می‌دهد؛ بنابراین با توجه به تأثیر جاسازی بر محرمانگی، لازم است مناطق امن پوشانه انتخاب شوند تا در صورت تغییر، تأثیر قابل‌توجهی بر روی مشخصات کلی پوشانه نداشته باشند. در این راستا تاکنون قوانین مختلفی برای تعیین اولویت ویرایش و انتساب هزینه به پیکسل‌های تصویر ارائه شده است [۲۶] که در اینجا به اختصار برخی از قوانین مؤثر را بیان می‌کنیم:

۱. **پیچیدگی**[4] یک اولویت اساسی برای انتساب هزینه[5] در نهان‌نگاری است، بدین معنی که نواحی پیچیده تصویر باید اولویت بالاتری نسبت به مناطق هموار برای جاسازی داشته باشند؛ زیرا مدل‌سازی بافت‌های غیرمتناوب و نواحی نویزی دشوار بوده و تغییرات در این نواحی منجر به اعوجاج جزئی در فضای ویژگی نهان‌کاو و درنتیجه کاهش احتمال شناسایی آن خواهد شد. تخصیص هزینه در بیشتر روش‌های نهان‌نگاری از اولویت پیچیدگی پیروی می‌کند[27] HUGO ،[28] WOW،S-UNIWARD [29]، MVG [30] و MiPOD [31].

[1] Approximation to additive distortion
[2] Majorization by bounding distortion
[3] Clique
[4] Complexity
[5] Cost assignment

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

۲. **انتشار هزینه**[1]: با توجه به این قانون، هزینه تغییر دو مؤلفه مجاور نباید اختلاف زیادی با هم داشته باشند. به بیان دیگر، هر مؤلفه با اولویت تغییر بالا (اولویت تغییر پایین) باید رتبه خود را به پیکسل‌های مجاور خود نشر دهد. با اعمال این قانون، هزینه‌ها در مناطق همسایگی محلی هموار می‌شوند؛ پس اگر دو پیکسل اولویت پیچیدگی یکسانی داشته باشند بر اساس این قانون پیکسل قرار گرفته در ناحیه با بافت پیچیده‌تر نسبت به پیکسل دیگر هزینه پایین‌تری به دست خواهد آورد. این قانون ممکن است آنتروپی[2] جاسازی را در مناطق با بافت غنی افزایش و از سوی دیگر قابلیت تشخیص را کاهش دهد. این قانون برای نخستین‌بار در روش HILL [33] با موفقیت مورد استفاده قرار گرفت.

۳. **خوشه‌بندی**[3]: در این قانون ادعا می‌شود که بهتر است تغییرات جاسازی به‌صورت خوشه‌ای و در کنار هم انجام شوند. تغییرات خوشه‌ای نسبت به تغییرات پراکنده باعث اعوجاج کمتری در فضای ویژگی نهان‌کاو می‌شود، این بدان معنا است که خوشه‌بندی تغییرات جاسازی در پیکسل‌های مجاور، مقادیر باقیمانده[4] کمتری را نسبت به زمانی که تغییرات در پیکسل‌های پراکنده رخ می‌دهند، به وجود می‌آورد؛ بنابراین اگر چند پیکسل پس از اعمال دو قانون قبل هنوز دارای هزینه مشابه باشند، اولویت تغییر با پیکسل‌هایی است که در یک خوشه قرار دارند.

۴. **همگام‌سازی جهت تغییرات**[5]: این قانون بیان می‌کند که تغییرات در جهت یکسان برای پیکسل‌های مجاور موجب اعوجاج کمتر پوشانه و درنتیجه قابلیت شناسایی کمتر حامل می‌شود؛ بنابراین اگر تغییر پیکسل‌های مجاور هماهنگ باشند، فقط پیکسل‌های مرزی بر تصویر باقیمانده استخراج شده تأثیر می‌گذارند که قابلیت تشخیص را کاهش می‌دهد. لی و همکاران [۳۴] و دنمارک و همکاران [۳۵] به‌طور مستقل از این قانون برای تعریف تابع اعوجاج بهره گرفتند؛ سپس ژانگ و همکاران [۳۶] چارچوبی جدید در این راستا ارائه دادند. به‌تازگی در [۳۷-۳۹] راهکارهای مناسبی با الهام از میدان تصادفی مارکوف ارائه شده است.

۵. **استفاده از اطلاعات جانبی**[6]: در این قانون فرستنده از یک پوشانه اولیه[7] که قبل از جاسازی پیام تحت نوعی پردازش قرار می‌گیرد، برای تعدیل هزینه‌های تغییرات جاسازی کمک می‌گیرد [۳۰-۴۳]. نمونه‌هایی از چنین پردازش‌هایی عبارتند از تغییر اندازه، فشرده‌سازی JPEG ، تبدیل از رنگ به مقیاس خاکستری و غیره.

در دو قانون نخست احتمال مساوی برای تغییر مثبت و منفی در جاسازی سه‌گانه به‌دست می‌آید و جاسازی به‌صورت متقارن انجام می‌شود و به همین دلیل بیشینه آنتروپی حاصل می‌شود. با این وجود، درنظرگرفتن تعاملات بین تغییرات جاسازی در یک همسایگی محلی (قانون سوم و چهارم) و استفاده از اطلاعات جانبی (قانون پنجم) می‌توانند در اصلاح هزینه‌های جاسازی مفید واقع و باعث بهبود امنیت و محرمانگی شوند؛ اما جاسازی در این روش‌ها به‌صورت نامتقارن انجام می‌شود و احتمالات مثبت و منفی متفاوت برای هر پیکسل به دست می‌آید. این روش‌ها به‌دلیل پیروی از آنتروپی شرطی نمی‌توانند بیشینه پیام را جاسازی کنند؛ اما به‌دلیل ناچیزبودن این افت ظرفیت، می‌توان آن را در برابر قابلیت تشخیص کمتر و امنیت بیشتر نادیده گرفت.

تعاملات بین تغییرات حاصل از جاسازی را می‌توان با استفاده از توابع اعوجاج غیر جمع‌شونده لحاظ کرد که اعوجاج به‌صورت مجموع پتانسیل‌های محلی تعریف می‌شود و خوشه‌بندی و همگام‌سازی جهت تغییرات مجاور را تشویق می‌کند.

۴-۴- جاسازی پیام

ساده‌ترین راه برای پنهان‌کردن پیام در یک تصویر در مقیاس خاکستری، با فرض اعمال تغییرات جزئی در تصویر، جایگزینی کم‌اهمیت‌ترین بیت[8] یا به‌اختصار LSBR است که شامل جایگزینی بیت‌های کم‌اهمیت (LSB) از پیکسل‌های انتخاب‌شده بر اساس نقشه هزینه با بیت‌های پیام موردنظر می‌شود. این روش هر پیکسل را حداکثر یک بیت تغییر می‌دهد، تغییری که برای

[1] Cost spreading rule
[2] Entropy
[3] Clustering rule
[4] Residual
[5] Synchronizing modification directions rule

[6] side-information
[7] precover
[8] Least Significant Bit Replacement

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

چشم انسان قابل مشاهده نیست؛ زیرا سامانه بینایی انسان نمی‌تواند تغییرات کم را تشخیص دهد. بااین‌حال، با توجه به‌سادگی روش، تغییر حتی قسمت کوچکی از پیکسل‌ها به‌طور قابل‌توجهی توزیع آماری آن را تغییر می‌دهد و شناسایی را ساده می‌کند. روش تطبیق کم‌اهمیت‌ترین بیت[1] یا LSBM روش قبل را توسعه داده و مقدار پیکسل منتخب برای جاسازی پیام را بر اساس مقدار بیت پیام، بدون تغییر گذاشته و یا به‌طور تصادفی یک یا چند واحد افزایش یا کاهش می‌دهد. LSBR میانگین پیکسل‌ها را تغییر می‌دهد؛ درحالی‌که LSBM میانگین را حفظ می‌کند، اما واریانس را افزایش می‌دهد. LSBM به‌عنوان پایه الگوریتم‌های جاسازی در اغلب روش‌های نهان‌نگاری تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

با توجه به اهمیت فرایند جاسازی در امنیت نهان‌نگاری، فیلر و همکاران [۵۲] یک الگوریتم کدگذاری عملی (STC[2]) را پیشنهاد دادند که در نزدیکی محدوده ظرفیت-اعوجاج[3] جاسازی را انجام می‌دهد. در روش‌های مبتنی بر اعوجاج جمع‌شونده، الگوریتم STC می‌تواند برای جاسازی در نزدیکی محدوده اعوجاج نظری استفاده شود؛ ازاین‌رو، از امنیت به نسبت خوبی در برابر ابزارهای نهان‌کاوی برخوردار است؛ بنابراین پژوهش‌گران فرایند جاسازی پیام را به STC واگذار کرده و توجه خود را به بهبود امنیت تابع اعوجاج معطوف می‌سازند.

۴-۴-۱- جاسازی عملی

درواقع STC یک روش کدگذاری موازی با کدهای تصحیح خطای کانولوشنی است و الگوریتم رمزگشایی آن (الگوریتم viterbi) بر اساس الگوریتم داربست[4] عمل می‌کند. به‌منظور یافتن بردار حامل با کمترین اعوجاج، STCاز یک گراف استفاده می‌کند که شامل رئوس مربوطه به مقادیر احتمالی v_s است، درحالی‌که لبه‌ها هزینه‌های مشخص‌شده در نقشه هزینه را نشان می‌دهند. سندرم s به‌صورت $s = H.v_s = m$ در هنگام دریافت پیام m تعریف می‌شود. برای این منظور، از یک ماتریس بررسی برابری[5] H استفاده می‌شود که با پر کردن قطر یک ماتریس پراکنده با تکرار ماتریس H با ابعاد $w \times h$ به دست می‌آید. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، n نسخه از زیر ماتریس‌ها یکی در کنار دیگری قرار گرفته و یک خط به پایین منتقل می‌شود. بقیه ماتریس با صفر پر شده است. سپس گراف با هدف یافتن بردار v_s به‌عنوان بردار حامل که $H.v_s =$ mرا برآورده کند، پیمایش می‌شود. هر بردار v_s به‌عنوان مسیری که از سمت چپ به راست گراف می‌رود، نشان داده می‌شود. مسیرها با توجه به هزینه‌های موجود در نقشه هزینه، ادامه می‌یابند و یا متوقف می‌شوند. راه‌حل بهینه بر اساس کمترین هزینه (کوتاه‌ترین مسیر) ارائه می‌شود. در حال حاضر، رویکرد داربست مؤثرترین روش عملی جاسازی از نظر کارایی بوده و نزدیک‌ترین روش به محدوده نظری است که از طریق شبیه‌ساز به دست می‌آید. به همین دلیل در اغلب روش‌های نهان‌نگاری مورد استفاده قرار می‌گیرند. STC به‌راحتی به کدگذاری غیر دودویی گسترش می‌یابد. جزئیات بیشتر در [۵۲] بیان شده است.

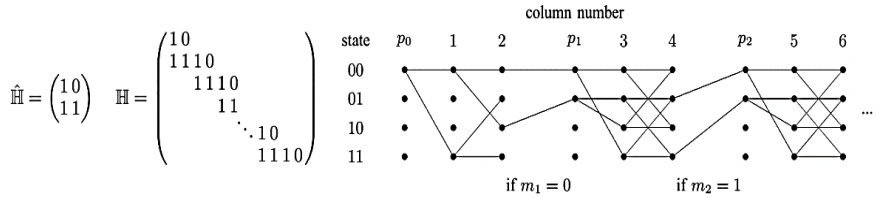
۴-۴-۲- شبیه‌سازی جاسازی بهینه

استفاده از یک روش کدگذاری مانند STC منجر به زیربهینگی[6] جزئی در جاسازی می‌شود که می‌توان با شبیه‌سازی جاسازی بهینه این امر را مدیریت کرد. کمینه اعوجاج مورد انتظار برای یک ظرفیت ثابت، از رابطه $\min \sum_{i=0}^{n} \rho_i \pi_i$ به دست می‌آید، درحالی‌که π_i بیان‌گر احتمال تغییر هر پیکسل i است که به‌طورمستقیم با مقدار ρ_i مرتبط است و از رابطه (۹) محاسبه می‌شود.

با شبیه‌سازی جاسازی بهینه، پژوهش‌گران می‌توانند توابع اعوجاج پیشنهادی خود را بدون اتکا به الگوریتم‌های عملی کدگذاری طراحی و آزمایش کنند. علاوه بر این، می‌توان از شبیه‌ساز به‌عنوان حد بالا برای مقایسه کارایی طرح‌های کدگذاری استفاده نمود. در این روش برای جلوگیری از هرگونه سوگیری در طول شبیه‌سازی فرآیند جاسازی، به‌جای پیام واقعی، پیام محرمانه دنباله‌ای از بیت‌های تصادفی غیرهمبسته فرض می‌شوند؛ بنابراین، تنها دانش مورد نیاز در مورد پیام برای بررسی تابع اعوجاج، طول پیام است. پس از نهایی شدن تابع اعوجاج، برای جاسازی پیام اصلی می‌توان از روش کدگذاری عملی مانند STC استفاده کرد..

[1] Least Significant Bit Matching
[2] Syndrome-trellis codes
[3] Payload-distortion bound
[4] Trellis
[5] Check-parity matrix
[6] Sub-optimality

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]



شکل ۴: روش کدگذاری STC [52]

Figure 4: STC coding method [52]

۵- مرور روش‌های نهان‌نگاری سنتی

۵-۱- مرور روش‌های مبتنی بر اعوجاج جمع‌شونده

روش‌های نهان‌نگاری از دو اصل مختلف برای طراحی پیروی می‌کنند: حفظ مدل و به کمینه‌رساندن اعوجاج. روش‌های مبتنی بر مدل، یک مدل آماری به پوشانه اختصاص می‌دهند و سعی می‌کنند مدل را با به کمینه‌رساندن واگرایی KL بین تصاویر پوشانه و حامل، حفظ کنند. فریدریش و همکاران نخستین رویکرد مدل محور را ارائه دادند که در آن از توزیع چندمتغیره گاوسی[1] (MVG) [30] یا توزیع چند متغیره تعمیم‌یافته گاوسی[2] (MVGG) [32]برای مدل‌سازی باقیمانده نوفه پیکسل‌ها، به‌عنوان دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی گاوسی چندمتغیره با واریانس‌های مختلف، استفاده شده است. صدیقی و همکاران [۳۱] یک رویکرد پیشرفته مبتنی بر مدل را بر اساس به کمینه‌رساندن قدرت ردیاب بهینه[3] (MiPOD) ارائه دادند که به امنیت بهتری در برابر سایر روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر مدل دست یافته است؛ اما ازآنجاکه اتخاذ یک مدل کارآمد دشوار است و عدم تطابق مدل باعث افزایش قابلیت تشخیص و کاهش امنیت می‌شود، اغلب روش‌های نهان‌نگاری به سمت کمینه‌سازی تابع اعوجاج هدایت می‌شوند.

ازآنجاکه طراحی توابع اعوجاج به اصول اکتشافی متکی است، هیچ ارتباط مستقیمی بین اعوجاج و قابلیت تشخیص آماری وجود ندارد؛ اما فرستنده می‌تواند این ارتباط را با تعریف تابع اعوجاج در قالب خطای تصمیم‌گیری نهان‌کاوی ایجاد کند.

نخستین روش مبتنی بر اعوجاج، روش حامل قویاً غیرقابل تشخیص HUGO[4] [27] است که در این روش اعوجاج به‌عنوان مجموع وزنی اختلافات بین بردارهای ویژگی استخراج‌شده از تصاویر پوشانه و حامل در یک فضای ویژگی با ابعاد بالا محاسبه می‌شود. در این روش هزینه پیکسل با تغییر دامنه ویژگی‌های ماتریس همسایگی پیکسل تفریق‌کننده[5] [53] (SPAM) به دست می‌آید، ازاین‌رو، پیکسل با هزینه کمتر باعث افزایش اعوجاج در بردارهای ویژگی می‌شود و بیشترین تغییرات جاسازی‌شده در مناطق با بافت پیچیده رخ می‌دهد. اگر پیکسل در هر جهتی بتواند به‌طور دقیق مدل‌سازی شود، باید به‌عنوان یک نقطه هموار در نظر گرفته شود و هزینه بیشتری را به آن اختصاص دهد. ویژگی‌های SPAM از همبستگی بین بقایای پیش‌بینی‌شده پیکسل‌های همسایه به دست می‌آیند. HUGO با یک نهان‌کاو با ویژگی‌هایی با ابعاد بالاتر مانند مدل غنی مکانی[6] [54] (SRM) قابل تشخیص است. ویژگی‌های SRM از بقایای پیش‌بینی‌شده در جهات مختلف محاسبه می‌شوند؛ بنابراین همبستگی بین پیکسل‌ها می‌تواند بیشتر مورد استفاده قرار گیرد. با این بینش و در راستای بهبود امنیت روش HUGO در مقابل ویژگی‌های SRM، روش وزن‌های موجک[7] [28] (WOW) ارائه گردید که در این روش پیکسل‌هایی که توسط یک بانک از فیلترهای جهت‌دار قابل پیش‌بینی هستند، هزینه بالاتری به دست می‌آورند. سپس، الگوریتم اعوجاج مرجع موجک جهانی [29] (S-UNIWARD)[8] برای توسعه تابع هزینه WOW پیشنهاد شد تا آن را ساده‌تر کرده و برای جاسازی در دامنه مناسب تعمیم دهد. در سال ۲۰۱۴، لی و همکاران روش [33] HILL[9] را برای بهبود عملکرد روش‌های قبلی معرفی کردند که با انتشار هزینه‌ها با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر باعث می‌شود تغییرات جاسازی‌شده در نواحی پیچیده‌تر تصویر اعمال شود.

[1] Multivariate Gaussian
[2] Multivariate Generalized Gaussian
[3] Minimizing the Power of Optimal Detector
[4] Highly Undetectable steGO

[5] Subtractive Pixel Adjacency Model
[6] Spatial Rich Model
[7] Wavelet Obtained Weights
[8] Spatial UNIversal WAvelet Relative Distortion
[9] HIgh Low Low

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

۵-۱-۱- الگوریتم حامل بسیار قابل‌شناسایی (HUGO)

الگوریتم HUGO در سال ۲۰۱۰ پیشنهاد شد [۲۷] و در همان سال به‌عنوان الگوریتم جاسازی شده برای BOSS استفاده شد که به‌منظور به کمینه‌رساندن اعوجاج در یک فضای مشخصه با ابعاد بالا که از اختلاف چهار پیکسل همسایه به‌دست‌آمده، طراحی گردید. نقشه هزینه الگوریتم HUGO به‌گونه‌ای تعریف شده است که هزینه ویرایش پیکسل از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$D(\mathrm{x},\mathrm{y}) = \| f(\mathrm{x}) - f(\mathrm{y}) \| = \sum_{j=1}^{d} w_j \left| f_j(\mathrm{x}) - f_j(\mathrm{y}) \right| \quad (۱۶)$$

که f یک بردار ویژگی است که از ماتریس هم‌زمانی[1] (ویژگی‌های SPAM) تولید می‌شود و $f(\mathrm{x})$ به بردار ویژگی d بعدی تصویر x اشاره دارد. n بیانگر تعداد پیکسل‌ها و d تعداد ویژگی‌ها است؛ ازاین‌رو، هر سطر از این ماتریس شامل تعداد وقایع سه‌گانه مقادیر $(d1, d2, d3)$ در تصویر باقیمانده است که با فیلتر کردن تصویر با هسته $[-1,1]$ و به دنبال آن کوتاه‌سازی[2] در فاصله $[-T,\dots,T]$ به دست می‌آید. w_j وزنی است که با سه‌گانه $(d1, d2, d3) \in [-T,\dots,T]$ مرتبط است. ازاین‌رو :

$$D(\mathrm{x},\mathrm{y}) = \sum_{d_1,d_2,d_3=-T}^{T} w_{d_1,d_2,d_3} \left| f_{d_1,d_2,d_3}(\mathrm{x}) - f_{d_1,d_2,d_3}(\mathrm{y}) \right| \quad (۱۷)$$

که f_{d_1,d_2,d_3} تفاوت (d_1, d_2, d_3) بین پیکسل‌های همسایگی است. تخمین جمع‌شونده به‌صورت زیر خواهد بود:

$$D'(\mathrm{x},\mathrm{y}) = \sum_{i=1}^{n} D(\mathrm{x}, y_i \mathrm{x}_{\sim i}) |x_i - y_i| \quad (۱۸)$$

۵-۱-۲- الگوریتم موجک (WOW)

الگوریتم WOW یک طرح منطبق با محتوا با استفاده از بانک‌های فیلتر موجک برای ارزیابی اعوجاج جاسازی شده ارائه می‌دهد [۲۸] که برخلاف HUGO ، به‌طور خاص برای جلوگیری از ایجاد تغییرات جاسازی‌شده در محتوای قابل مدل‌سازی طراحی شده است. الگوریتم WOWبا استفاده از یک بانک فیلترهای بالاگذر جهت‌دار، باقیمانده جهت‌دار را به دست می‌آورد که محتوای اطراف هر پیکسل را در چندین جهت مختلف ارزیابی می‌کند. WOW با اندازه‌گیری تأثیر جاسازی بر روی هر باقیمانده جهت‌دار، اعوجاج را به‌گونه‌ای تعریف می‌کند که محتوای آن حداقل در یک جهت (مناطق صاف و لبه‌های تمیز) قابل پیش‌بینی باشد. الگوریتم حاصل در برابر نهان‌کاوهایی که از مدل‌های غنی [۳۲] برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنند، نسبت به HUGOمقاوم‌تر است.

پس به‌اختصار:

۱- جاسازی در مناطقی با لبه در جهت افقی، عمودی و مورب انجام می‌شود.

۲- سه فیلتر جهت‌دار با هسته ۸ × ۸ با $\mathrm{K}^{(k)},\ k \in \{h, v, d\}$برای استخراج سه باقیمانده جهت‌دار $\mathrm{R}^{(k)} = \mathrm{K}^{(k)} \star \mathrm{X}$ استفاده می‌شود.

۳- مناسب بودن جاسازی با استفاده از رابطه= $\xi^{(k)} = |\mathrm{R}^{(k)}| \star |\mathrm{K}^{(k)}|$به دست می‌آیند.

۴- هزینه جاسازی با استفاده از نرم reciprocal Hölder به دست می‌آید $\rho_{ij}^{(k)} = \left(\sum_{k=1}^{3} \left|\xi_{ij}^{(k)}\right|^{p}\right)^{-p}$ درحالی‌که $p = -1$.

۵-۱-۳- الگوریتم اعوجاج نسبی موجک در حوزه مکان (S-UNIWARD)

S-UNIWARD یک الگوریتم جاسازی در حوزه مکان است که تابع اعوجاج آن در حوزه موجک تعریف شده است [۲۹]. تابع اعوجاج ارائه‌شده در این روش مشابه WOW اما برای جاسازی در یک دامنه دلخواه ساده‌تر و مناسب‌تر است. این اعوجاج از مجموع تغییرات نسبی ضرایب بین تصاویر حامل و پوشانه در حوزه موجک به دست می‌آید. جهت‌داربودن باعث ایجاد تغییرات جاسازی در قسمت‌هایی از پوشانه مانند بافت‌ها یا مناطق نوفه‌ای می‌شود که مدل‌سازی آن‌ها در چند جهت دشوار است و از جاسازی در نواحی صاف یا لبه‌های تمیز جلوگیری می‌کند.

پس به‌اختصار:

۱- هزینه‌های جاسازی پیکسل از یک تابع اعوجاج به‌عنوان مجموع اختلاف مطلق نسبی بین ضرایب موجک تصاویر پوشانه و حامل به دست می‌آید.

۲- با فرض u, v امین ضریب موجک $\mathbf{X}$ در $k \in \{h, v, d\}$زیر باند $W_{uv}^{(k)}(\mathbf{X})$ به‌صورت= $\mathbf{W}^{(k)} = \mathbf{K}^{(k)} \star \mathbf{X}$تعریف می‌شود.

۳- S-UNIWARD از همان هسته‌های تشکیل شده از موجک‌های 8-tap Daubechies مانند WOW استفاده می‌کند.

[1] Co-occurrence matrix
[2] Truncation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

۴- اعوجاج غیرجمع‌شونده بین پوشانه X و حامل Y به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D(\mathbf{X},\mathbf{Y}) = \sum_{k\in\{h,v,d\}} \sum_{u,v} \frac{\left|W_{uv}^{(k)}(\mathbf{X}) - W_{uv}^{(k)}(\mathbf{Y})\right|}{\sigma + \left|W_{uv}^{(k)}(\mathbf{X})\right|} \quad (۱۹)$$

۵- $\sigma = 1$ ثابت تثبیت‌کننده است.

۵-۱-۴- الگوریتم فیلتر بالاگذر-پایین‌گذر-پایین‌گذر (HILL)

HILL یکی دیگر از الگوریتم‌های جاسازی در حوزه مکان است که در سال ۲۰۱۴ به‌عنوان نسخه ارتقا یافته WOWپیشنهاد شد [۳۳]. گاهی در مناطق بافت برخی پیکسل‌ها با هزینه بالا دیده می‌شود که به دلیل قابل پیش‌بینی‌بودن آن‌ها در یکی از جهات است. بااین‌حال، برای یک پیکسل در یک منطقه بافت، حتی اگر در یکی از جهات قابل پیش‌بینی باشد، باید مقدار هزینه کمتری نسبت به مناطق هموار اختصاص داده شود. برای اطمینان از تخصیص هزینه پایین به پیکسل‌های مناطق بافت، در روش HILL سه هسته جهت‌دار با یک فیلتر بالا گذر غیر جهت‌دار که توسط دو فیلتر پایین‌گذر دنبال می‌شود، جایگزین می‌شود. از فیلتر بالاگذر برای مکان‌یابی نواحی با قابلیت تشخیص کمتر در تصویر استفاده می‌شود، درحالی‌که از دو فیلتر پایین‌گذر برای خوشه‌بندی مقادیر کم‌هزینه استفاده می‌شود.

پس به‌اختصار:

۱- از الگوریتم WOW سرچشمه گرفته است.

۲- سه هسته جهت‌دار با یک هسته H غیر جهت‌دار بالا گذر۳ × ۳ جایگزین می‌شوند: $\mathbf{R} = \mathbf{X} \star \mathbf{H}$

۳- سپس هزینه پیکسل با استفاده از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\rho = \frac{1}{|\mathbf{R}| \star \mathbf{L}_1} \star \mathbf{L}_2 \quad (۲۰)$$

۴- L_1 یک فیلتر میانگین ۳ × ۳ و L_2 یک فیلتر میانگین دیگر با ابعاد ۱۵ × ۱۵ است.

۵-۱-۵- الگوریتم توزیع چندمتغیره گوسی (MVG)

نخستین تلاش برای طراحی اعوجاج به‌عنوان یک کمیت مربوط به قابلیت تشخیص آماری در سال ۲۰۱۳ [۳۰] صورت گرفت. نویسندگان پیشنهاد کردند که از واگرایی KL بین توزیع‌های آماری تصاویر پوشانه و حامل، هنگام مدل‌سازی پیکسل‌های پوشانه به‌عنوان دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی گاوسی مستقل با واریانس‌های نابرابر (گاوسی چند متغیره) استفاده شود. در این روش، با تحمیل یک مدل بر روی پوشانه و تخمین پارامترهای مدل، ابتدا واریانس محلی برای هر پیکسل محاسبه می‌شود؛ سپس، هزینه‌های ویرایش هر پیکسل به‌صورت تحلیلی از مدل برآوردشده محاسبه می‌شود به‌طوری‌که واگرایی KL بین توزیع پوشانه و حامل کمینه برسد. با فرض اینکه پیکسل‌ها دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی مستقل اما نه لزوماً توزیع‌شده یکسان را تشکیل می‌دهند، نرخ تغییرات با استفاده از روش ضرب‌کننده‌های لاگرانژ قابل محاسبه است.

۱- پوشانه به‌عنوان دنباله‌ای از n متغیر تصادفی مستقل مدل می‌شود$X = (X_1, \dots, X_n)$ که با توزیع گاوسی با میانگین صفر کوانتیزه می‌شوند $Q_\triangle(N(0, v_i))$ با $p^{(i)} = (p_j^{(i)}), j \in \mathcal{M}$.

۲- فرایند جاسازی پیام، هر پیکسل را به‌طور مستقل با احتمال π_i ویرایش می‌سازد و پوشانه را به دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی مستقل$= Y$ $(Y_1, \dots, Y_n)$به‌عنوان حامل با توزیع$= q^{(i)}(\pi_i)$ $(q_j^{(i)}), j \in \mathcal{M}$تغییر می‌دهد. با افزایش π_i ، واگرایی KL بین پوشانه و حامل افزایش می‌یابد. برای نرخ‌های تغییر کوچک، واگرایی KL به‌خوبی با عبارت درجه دوم اصلی آن تقریب زده می‌شود:

$$\sum_{i=1}^{n} D_{\mathrm{KL}}\left(p^{(i)} \parallel q^{(i)}\right) \approx \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2}\pi_i^2 I_i(0) \quad (۲۱)$$

که $I_i(0)$ اطلاع فیشر نهان‌نگاری است :

$$I_i(0) = \sum_j \frac{1}{p_j^{(i)}} \left(\frac{\mathrm{d}q_j^{(i)}(\pi_i)}{\mathrm{d}\pi_i}\bigg|_{\pi_i=0} \right)^2 \quad (۲۲)$$

۳- π_n با به کمینه‌رساندن واگرایی KL با محدودیت ظرفیت با استفاده از روش ضریب لاگرانژ تعیین می‌شود.

در [۳۲]، رویکرد MVG با جایگزینی مدل با گاوسی تعمیم‌یافته، استفاده از یک الگوریتم محاسبه واریانس بهتر و بهره‌گیری از عملیات جاسازی پنج‌گانه گسترش یافت (MVGG).

۵-۱-۶- الگوریتم منطبق با محتوا با هدف به کمینه‌رساندن قابلیت تشخیص آماری (MiPOD)

MiPOD، در سال ۲۰۱۶، به‌عنوان یکی از امن‌ترین الگوریتم‌های جاسازی در حوزه مکان پیشنهاد شد [۳۱]. MiPOD یک روش نهان‌نگاری مبتنی بر مدل است که قدرت قوی‌ترین آشکارساز را که یک مهاجم می‌تواند در

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

هنگام مدل‌سازی باقی‌مانده نویز در یک تصویر به‌عنوان تعریف مستقل از متغیرهای تصادفی گاوسی با میانگین صفر و واریانس σ_i^2 برای هر مؤلفه پوشانه بسازد، به حداقل می‌رساند.

پس به‌اختصار:

۱- $r_n \sim \mathcal{N}(0,\sigma_n^2) = \left(p_{\sigma_n}(k)\right)_{k\in\mathbb{Z}}$ مستقل با

$$p_{\sigma_n}(k) = \mathbb{P}(r_n = k) \propto (2\pi\sigma_n^2)^{-1/2}\exp\left(-k^2/(2\sigma_n^2)\right) \quad (۲۳)$$

۲- مهاجم با یک آزمون فرضیه دودویی ساده مواجه است :

$$\begin{matrix} \mathcal{H}_0: & x_n \sim \mathcal{P}_{\sigma_n} \\ \mathcal{H}_1: & x_n \sim \mathcal{Q}_{\sigma_n,\gamma_n} \end{matrix} \Longrightarrow \varrho = \frac{\sqrt{2}\sum_{n=1}^{N}\pi_n\gamma_n\sigma_n^{-4}}{\sqrt{\sum_{n=1}^{N}\gamma_n^2\sigma_n^{-4}}} \quad (۲۴)$$

۳- π_n با به کمینه‌رساندن اعوجاج ϱ با محدودیت ظرفیت با استفاده از روش ضریب لاگرانژ تعیین می‌شود.

۴- واریانس با استفاده از اتصالات محلی با فیلتر DCT دوبعدی با درجه ۸ در یک پنجره کشویی ۹ × ۹ تخمین زده می‌شود.

۵- اطلاعات فیشر با فیلتر میانگین ۷ × ۷ فیلتر شده است.

۵-۲- مرور روش‌های مبتنی بر اعوجاج غیرجمع‌شونده

فیلر و همکاران [۲۵] نخستین تلاش را برای ارائه یک چارچوب غیرجمع‌شونده ارائه دادند و سپس روش اعوجاج محدودکننده HUGO[1] (HUGO-BD) را به‌عنوان یک اجرای عملی از این چارچوب معرفی کردند که از حد بالای تفاوت بین بردارهای ویژگی پوشانه و حامل به‌عنوان تابع اعوجاج استفاده می‌کند؛ سپس در سال ۲۰۱۵، همگام‌سازی جهت تغییرات (SMD) به‌عنوان پیشرفت در زمینه نهان‌نگاری معرفی شد. لی و همکاران [۳۴] و همچنین دنمارک و همکاران [۳۵] به‌طور مستقل رویکردهایی کارآمد برای تعیین اعوجاج غیرجمع‌شونده با به‌روزرسانی هزینه‌های جاسازی بر اساس تغییرات پیکسل‌های مجاور پیشنهاد کردند. آن‌ها تصویر پوشانه را به زیرتصاویر غیرهم‌پوشان تقسیم می‌کنند. ازآنجاکه پیکسل‌های هر زیرتصویر مستقل از یکدیگر هستند، می‌توان از تخصیص هزینه و جاسازی با روش جمع‌شونده در هر زیرتصویر استفاده کرد. این تقسیم‌بندی در [۳۵] با هدف اطمینان از استقلال تغییرات جاسازی در هر زیرتصویر انجام می‌شود و تغییرات مجاور ناهمگام را جریمه می‌کند، درحالی‌که در [۳۴] هدف خوشه‌بندی جهت تغییرات است و تغییرات جاسازی به‌صورت محلی به سمت جهت غالب در همسایگی جهت‌گیری می‌شوند. ژانگ و همکاران [۳۶] یک چارچوب غیرجمع‌شونده متفاوت ارائه داده‌اند که با تجزیه احتمال جاسازی توأم به دو احتمال جاسازی حاشیه‌ای و مشروط، عملیات جاسازی پیام را در دو مرحله به انجام می‌رساند. برای این منظور، تصویر پوشانه به بلوک‌های غیرهم‌پوشان تجزیه شده و اعوجاج توأم در داخل بلوک‌ها بر اساس قاعده زنجیره، به اعوجاج بر روی پیکسل‌های جداگانه تجزیه می‌شود. سو و همکاران [۳۷] یک چارچوب نهان‌نگاری مبتنی بر مدل معرفی می‌کنند که از میدان تصادفی گاوسی مارکوف[2] (GMRF) برای تعریف تغییرات جاسازی متقارن در قالب یک مدل غیرجمع‌شونده بهره می‌گیرند. در [۳۹] یک چارچوب نهان‌نگاری غیر جمع‌شونده معرفی می‌شود که با استفاده از میدان تصادفی مارکوف همبستگی و تعاملات بین تغییرات پیکسل‌ها را مدل می‌کند. سپس، از استنتاج میدان متوسط جهت یافتن بهترین تقریب برای این مدل بهره می‌گیرد که تعاملات همسایگی را به‌عنوان یک اثر میانگین برآورده می‌کند.

۵-۲-۱- روش اعوجاج محدودکننده HUGO

در [۲۵] یک چارچوب کلی مبتنی بر تابع اعوجاج غیرجمع‌شونده معرفی شده است. در این چارچوب، ابتدا تصویر پوشانه به چندین زیرتصویر تجزیه می‌شود، به‌صورتی که پیکسل‌های داخل هر زیرتصویر با فاصله بیشتر از عرض پشتیبانی تابع پتانسیل از هم جدا می‌شوند لذا از هم مستقل خواهند بود. بر این اساس پیام نیز به چندین بخش تقسیم می‌شود. تخصیص هزینه و جاسازی پیام در زیرتصاویر به ترتیب و در هر زیرتصویر با روش جمع‌شونده و با توجه به زیرتصاویر جاسازی شده قبلی انجام می‌شود. اولین بخش از پیام در زیرتصویر اول با استفاده از یک روش جمع‌شونده مخفی می‌شود. سپس، هزینه پیکسل‌های زیرتصاویر بعدی با توجه به پیکسل‌های ویرایش‌شده، به‌روز می‌شوند. بخش‌های باقیمانده پیام به همین ترتیب در زیرتصاویر با هزینه‌های به‌روزشده جاسازی می‌شوند. به‌این‌ترتیب، می‌توان از روش‌های نهان‌نگاری جمع‌شونده موجود در

[1] HUGO Bounding Distortion

[2] Gaussian Markov Random Field

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

جاسازی داده‌ها برای هر زیرتصویر استفاده کرد و تعاملات بین تغییرات جاسازی را نیز در نظر گرفت. در این روش، به دلیل تخمین هزینه‌های متفاوت برای تغییرات مثبت و منفی، تعادل بین احتمال افزایش و کاهش مقدار پیکسل از بین می‌رود.

با تکرار چندین‌بار رفت و برگشت جاسازی با کمک الگوریتم نمونه‌برداری گیبز، امید می‌رود که الگوی جاسازی‌شده به یک نمونه از جاسازی بهینه تبدیل شود. یک اجرای عملی برای این چارچوب به‌عنوان HUGO-BD(اعوجاج محدودکننده HUGO) معرفی شده است. این روش یک ویرایش از الگوریتم HUGO است که در آن اعوجاج غیرجمع‌شونده با استفاده از همسایگی محلی محاسبه می‌شود. در این روش HUGO با استفاده از ساختار گیبز با اعوجاج محدودکننده برای جاسازی سه‌گانه پیاده‌سازی می‌شود. معیار اعوجاج در الگوریتم HUGO-BD به‌عنوان یک نرم وزن‌دار در فضای ویژگی SPAM پیاده‌سازی می‌شود. عملکرد روش HUGO-BD به‌خصوص برای پیام‌های بزرگ بهتر از همتای جمع‌شونده خود، HUGO است اما نمی‌تواند از روش‌های دیگر پیشی بگیرد [۲۸, ۲۹, ۳۳].

۵-۲-۲- روش همگام‌سازی کانال انتخاب[1] (Synch)

فرض کنید A یک روش نهان‌نگاری جمع‌شونده است که هر پیکسل را با حداکثر مقدار ± 1 تغییر می‌دهد. در این روش [۳۵]، هزینه ویرایش هر پیکسل پوشانه x_{ij} به $y_{ij} = x_{ij} + 1$ یا $y_{ij} = x_{ij} - 1$ یکسان و برابر با ρ_{ij} است؛ بنابراین، برای هر پیکسل $x_{ij} - y_{ij} \in \{-1,0,+1\}$. با در نظر گرفتن C به‌عنوان مجموعه گروهک‌های دو پیکسلی که شامل پیکسل‌های دوتایی مجاور عمودی و افقی است، تابع اعوجاج غیرجمع‌شونده به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$D(x,y) = \sum_{((ij),(kl))\in C} S_c\left(x_{ij} - y_{ij}, x_{kl} - y_{kl}\right) \quad (۲۵)$$

$$S_c = \begin{array}{c|ccc} & 1 & 0 & -1 \\ \hline 1 & 0 & A_C & vA_C \\ 0 & A_C & 0 & A_C \\ -1 & vA_C & A_C & 0 \end{array} \quad (۲۶)$$

S_c یک ماتریس ۳ × ۳ است که به میانگین هزینه گروهک $A_C = (\rho_{ij} + \rho_{ki})/2$ وابسته است و $v \geq 0$ پارامتر کنترل‌کننده میزان زیان تغییرات ناهمگام است. مقدار صفر در قطر ماتریس S_c بدین معنی است که تغییر همگام پیکسل‌ها به ۱+ (یا ۱-) هیچ‌گونه تأثیری بر روی قابلیت تشخیص ندارد، زیرا هنگامی‌که یک مجموعه از پیکسل‌ها یا یک مقدار یکسان تغییر کنند، تنها پیکسل‌های مرزی به‌طور مستقیم در اعوجاج شرکت خواهند داشت. تخمین جمع‌شونده تابع اعوجاج (۲۵) به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$D_A(\mathbf{x}, y) = \sum_{x_{ij} \neq y_{ij}} D\left(\mathbf{x}, y_{ij}\mathbf{x}_{\sim ij}\right) \quad (۲۷)$$

که $D\left(\mathbf{x}, y_{ij}\mathbf{x}_{\sim ij}\right)$ اعوجاج بین $\mathbf{x}$ و $y_{ij}\mathbf{x}_{\sim ij}$ است. $y_{ij}\mathbf{x}_{\sim ij}$ بیان‌گر تصویر $\mathbf{x}$ است که فقط i امین پیکسل x_{ij} به y_{ij} تغییر کرده است. در مقایسه با روش جمع‌شونده که هزینه پیکسل‌هایی که بدون تغییر باقی‌مانده‌اند صفر لحاظ می‌شود، در روش غیرجمع‌شونده، ممکن است به‌دلیل تأثیر پیکسل‌های مجاور هزینه غیر صفر برای آن‌ها به دست آید. هزینه مثبت عدم‌تغییر، علاوه‌بر افزایش ظرفیت جاسازی در یک پیکسل مشخص (آنتروپی)، تعداد تغییرات جاسازی را نیز افزایش می‌دهد. میزان اهمیت ظرفیت افزوده‌شده نسبت به افزایش نرخ تغییرات بستگی به این دارد که اعوجاج غیرجمع‌شونده تا چه میزان قابلیت تشخیص آماری را بهبود بخشد.

۵-۲-۳- روش خوشه‌بندی جهت تغییرات (CMD[2])

در این روش [۳۴] تصویر پوشانه و پیام به $L_1 \times L_2 (L_1, L_2 \geq 1)$ زیربخش تقسیم می‌شوند؛ سپس یک ترتیب برای جاسازی در این زیر بخش‌ها انتخاب می‌شود. اعوجاج از تفاوت تصویر پوشانه و حامل به دست می‌آید $D = Y - X = (d_{ij})^{n_1 \times m_2}$. در ابتدا حامل برابر با پوشانه $Y = X$ در نظر گرفته می‌شود. هزینه‌های اولیه پیکسل‌های تصویر پوشانه $C = (c_{ij})^{n \times n_2}$ از طریق یکی از روش‌های جمع‌شونده متداول (مانند WOW، S-UNIWARD، HILL) به دست می‌آید. هزینه هر پیکسل در مکان (i,j) یک سه تایی $\rho_{ij} = (\rho_{ij}^+, \rho_{ij}^0, \rho_{ij}^-)$ است که ρ_{ij}^+ هزینه افزودن یک واحد به پیکسل، ρ_{ij}^- هزینه کاهش یک واحد از پیکسل و ρ_{ij}^0 هزینه عدم تغییر پیکسل است. برای زیربخش اول $\rho_{ij}^+ = \rho_{ij}^- = c_{ij}$ در نظر گرفته می‌شود. برای زیر بخش‌های دیگر هزینه بر اساس اعوجاج D ویرایش می‌شوند.

$$\rho_{ij}^+ = \begin{cases} c_{ij}/\alpha, & \text{if} \sum_{(i,j)\in N_{ij}} \delta(d_{i'j'} - 1) > \sum_{(i,j)\in N_{ij}} \delta(d_{i'j'} + 1) \\ c_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲۸)$$

[1] Synchronizing the selection channel

[2] Clustering Modifcation Directions

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

$$\rho_{ij}^{-} = \begin{cases} c_{ij}/\alpha, & \text{if} \sum_{(i,j)\in N_{ij}} \delta(d_{i'j'}-1) < \sum_{(i',j)\in N_{ij}} \delta(d_{i'j'}+1) \\ c_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲۹)$$

که α عامل مقیاس‌گذاری، N_{ij} همسایگی چهارگانه پیکسل (i,j) و δ_z یک تابع نشان‌گر است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\delta(z) = \begin{cases} 1, & z = 0 \\ 0, & z \neq 0 \end{cases} \quad (۳۰)$$

پس از تعیین هزینه هر پیکسل، جاسازی در هر یک از زیربخش‌ها با کمک شبیه‌ساز جاسازی بهینه و یا یک روش جاسازی عملی مانند STC انجام می‌شود.

۵-۲-۴- روش تجزیه اعوجاج توأم[1] (DeJoin)

در این روش [۳۶]، اعوجاج به‌جای پیکسل بر روی بلاک پیکسل‌ها تعریف می‌شود. برای این منظور ابتدا تصویر پوشانه با n پیکسل به N بلاک مستقل تقسیم می‌شود. برای هر بلاک یک تابع اعوجاج توأم تعریف می‌شود و با هدف به کمینه‌رساندن مجموع اعوجاج بلاک‌ها، پیام در پوشانه جاسازی می‌شود. در این مدل، اعوجاج بین بلاک‌ها هنوز جمع‌شونده است؛ اما به دلیل اینکه تعداد الگوهای تغییر در هر بلاک زیاد است و موجب پیچیدگی محاسباتی زیادی می‌شود، نمی‌توان به‌طور مستقیم از STCاستفاده کرد. برای کاهش پیچیدگی فرایند جاسازی، اعوجاج مشترک هر بلاک به اعوجاج روی پیکسل‌های مجزا تجزیه می‌شود و سپس STC می‌تواند به‌طور مناسبی جهت جاسازی پیام مورد استفاده قرار گیرد.

در این روش ابعاد هر بلاک ۱×۲ در نظر گرفته می‌شود. با توجه به اینکه هر پیکسل سه الگوی تغییر $(-۱,۰,+۱)$ دارد، هر بلاک شامل ۹ الگوی تغییر خواهد بود. برای کاهش پیچیدگی فرایند جاسازی، یک روش جاسازی دومرحله‌ای پیشنهاد می‌شود که احتمال مشترک π^i به دو احتمال حاشیه‌ای و شرطی تجزیه می‌شود. ابتدا احتمال حاشیه‌ای پیکسل اول هر بلاک محاسبه می‌شود، سپس احتمال شرطی برای بیان احتمال تغییر پیکسل دوم به‌شرط یافتن پیکسل اول تعریف می‌شود. برای طول پیام مشخص L ، در مرحله اول $L_1 = \sum_{i=1}^{N} H_3(\pi_1^i)$ از پیام در پیکسل‌های اول هر بلاک و در مرحله دوم $L_2 = \sum_{i=1}^{N} \sum_{l\in I} \pi_1^i(l) H_3(\pi_{2l}^i)$ بیت پیکسل‌های دوم جاسازی می‌شود به‌طوری‌که $L_1 + L_2 = \sum_{i=1}^{N} H_9(\pi^i) = L$.

اعوجاج مشترک بر روی بلاک‌های ۱×۲ می‌تواند تأثیر متقابل تغییرات در جهت‌های افقی را منعکس کند. برای گنجاندن تأثیر متقابل در جهت‌های عمودی، ردیف‌های فرد تصویر پوشانه را به‌عنوان یک زیرتصویر و ردیف‌های زوج را به‌عنوان زیرتصویر دیگر در نظر گرفته می‌شوند. سپس اعوجاج بلاک پیکسل در زیرتصویر دوم با توجه به تغییرات بلاک‌های بالا و پایین به‌روز می‌شود. همچنین، تعریف اعوجاج در بلاک‌های بزرگ‌تر مانند بلاک‌های ۲×۲ باعث افزایش مقاومت و بهبود محرمانگی می‌شود.

۵-۲-۵- روش مبتنی بر میدان تصادفی مارکوف گاوسی(GMRF)

در این روش [۳۷]، یک مدل تصادفی گاوسی مارکوف با همسایگی متقابل چهارگانه برای توصیف فعل و انفعالات بین پیکسل‌های محلی تصاویر پوشانه پیشنهاد می‌شود؛ بنابراین مسئله نهان‌نگاری با استفاده از مزایای استقلال مشروط GMRF با هدف به کمینه‌رساندن واگرایی KL از لحاظ یک سری ساختارهای گروهک با ابعاد کم مرتبط با GMRF فرموله می‌شود. در روش پیشنهادی یک طرح بهینه‌سازی تکراری متناوب برای جاسازی مؤثر یک پیام با طول مشخص اعمال می‌شود به‌طوری‌که واگرایی KL بین پوشانه و حامل را به کمینه برساند تا امنیت و محرمانگی را بهبود ببخشد.

برای گروهک دودویی پوشانه $X = [X_1, X_2]^T$ جاسازی دو پیکسل را با احتمالات $\pi = [\pi_1, \pi_2]^T$ ویرایش کرده و به گروهک حامل $Y = [Y_1, Y_2]^T$ تغییر می‌دهد. برای احتمالات تغییر کوچک π واگرایی KL بین گروهک‌های پوشانه و حامل به‌خوبی می‌تواند با مؤلفه‌های درجه دوم آن تقریب زده شود:

$$D(\pi) = D_{KL}\left(F_P \parallel F_Q^{\pi}\right) \approx \frac{1}{2}\pi^T \cdot \nabla^2 D(0) \cdot \pi \quad (۳۱)$$

که F_P و F_Q^{π} به ترتیب بیانگر گروهک‌های دودویی پوشانه و حامل هستند. $\nabla^2 D(0)$ مشتق جزئی مرتبه دوم D به شرط $\pi = 0$ است. همچنین $\nabla^2 D(\pi)$ با ماتریس اطلاعات فیشر $I_2(\pi)$ در $\pi = 0$ متناسب است.

$$\nabla^2 D(\pi)|_{\pi=0} = I_2(\pi)|_{\pi=0}/\ln 2 \quad (۳۲)$$

که $I_2(\pi)$ ماتریس اطلاعات فیشر نهان‌نگار دودویی است:

---

1 Decompose the Joint distortion

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

$$\mathrm{I}_2(0) = \begin{bmatrix} I_2(0)_{1,1} & I_2(0)_{1,2} \\ I_2(0)_{2,1} & I_2(0)_{2,2} \end{bmatrix} \quad (۳۳)$$

$$I_2(\mathbf{0})_{k,l} = E\left[\left(\frac{\partial \ln F_Q^{\pi}(\mathbf{X})}{\partial \pi_k} \cdot \frac{\partial \ln F_Q^{\pi}(\mathbf{X})}{\partial \pi_l}\right)\Big|_{\pi=0}\right], k \in \{1,2\}, l \in \{1,2\} \quad (۳۴)$$

پس واگرایی KL بین یک جفت گروهک دودویی پوشانه و حامل به‌صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$D_{KL}\left(F_P \parallel F_Q^{\pi}\right) = \frac{\left(I_2(\mathbf{0})_{1,1}\pi_1^2 + 2I_2(\mathbf{0})_{1,2}\pi_1\pi_2 + I_2(\mathbf{0})_{2,2}\pi_2^2\right)}{2\ln 2} \quad (۳۵)$$

در این روش از نرخ تغییر π به‌عنوان یک معیار مؤثر برای تخصیص پویای گروهک‌های مدل در یک فرآیند بهینه‌سازی بهره می‌گیرد. این امر باعث توزیع جاسازی متراکم‌تری نسبت به مدل‌های گاوسی مستقل مانند MiPODمی‌شود.

روش پیشنهادی تصویر پوشانه را به دو زیرتصویر تقسیم می‌کند $\mathcal{A} \cup \mathcal{B}$ احتمال تغییرات $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{B}}$ در دامنه [۰,۰.۰۰۱] مقداردهی می‌شود. سپس

الف) برای $k = 1$ تا ۴ (GMRF با تخصیص گروهک پویا):

۱- $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{B}}$ بدون تغییر نگه داشته و $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{A}}$ بهینه می‌شود:

$$\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{A}} = \underset{\pi_{X_s}^{\mathcal{A}}}{argmin}\left\{\sum_{T_s} D_{KL}^{\mathcal{A},T_s} - \lambda\left[\sum_{X_s} h\left(\pi_{X_s}^{\mathcal{A}}\right) - L/2\right]\right\}$$
$$\lambda^{\mathcal{A}}(k) = \lambda. \quad (۳۶)$$

۲- $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{A}}$ بدون تغییر نگه داشته و $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{B}}$ بهینه می‌شود:

$$\pi^{B} = \underset{\pi_{X_s}^{B}}{\mathrm{argmin}}\left\{\sum_{T_s} D_{KL}^{B,T_s} - \lambda\left[\sum_{X_s} h\left(\pi_{X_s}^{B}\right) - L/2\right]\right\}$$
$$\lambda^{B}(k) = \lambda. \quad (۳۷)$$

۳- برای $k \geq 2$:

$$r^{\mathcal{A}} = \lambda^{\mathcal{A}}(k)/\lambda^{\mathcal{A}}(k-1), r^{\mathcal{B}} = \lambda^{\mathcal{B}}(k)/\lambda^{\mathcal{B}}(k-1) \quad (۳۸)$$

اگر $(r^{\mathcal{A}} > 0.98 \&\& r^{\mathcal{B}} > 0.98)$ ، پس پایان.

ب) هزینه جاسازی پیکسل‌ها بر اساس $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{A}}$ و $\boldsymbol{\pi}^{\mathcal{B}}$ و از طربق رابطه $d = \ln(1/\pi - 2)$ محاسبه شده و پیام با استفاده از الگوریتم STC جایگذاری می‌شود.

۶-۲-۵- روش مبتنی بر میدان متوسط

در این روش، وابستگی‌های متقابل بین پیکسل‌های مجاور با استفاده از میدان تصادفی مارکوف جفتی[1] مدل می‌شود. سپس، برای به‌دست‌آوردن هزینه تغییر هر پیکسل، از استنتاج میدان متوسط[2] بهره گرفته می‌شود که توزیع اصلی را با ضرب حاشیه‌های فردی تقریب می‌زند. در استنتاج میدان متوسط، تعاملات در حاشیه‌های فردی گنجانده می‌شوند؛ بنابراین هزینه تغییر پیکسل‌ها به‌صورت جداگانه به‌دست می‌آید که با روش‌های جاسازی عملی مانند STC به‌طورکامل سازگار است.

استفاده از MRF یک راهکار مناسب برای مدل‌سازی بافت تصویر است که تعاملات متقابل بین پیکسل‌ها در یک همسایگی محلی را مدل‌سازی می‌کند؛ ازاین‌رو، در نهان‌نگاری نیز می‌توان از مدل MRF برای لحاظ نمودن وابستگی بین تغییرات پیکسل‌ها بهره گرفت؛ بنابراین در این روش تابع اعوجاج به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D(y) = w_1 \sum_{i=1}^{n} \rho_i + w_2 \sum_{i=1}^{n} \sum_{j \in N_i} \rho_{ij} \quad (۳۹)$$

که w_1 و w_2 وزن‌های گروهک‌ها و N_i همسایگی محلی پیکسل i را بیان می‌کنند. همچنین، برای سادگی $\rho_i = \rho(y_i)$ در نظر گرفته می‌شود.

با لحاظ نمودن وابستگی بین پیکسل‌های مجاور، دیگر نمی‌توان احتمال جاسازی را به‌عنوان ضرب احتمالات حاشیه‌ای فردی فرموله کرد و به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$P(y) = \prod_{i=1}^{n} p_i \prod_{j \in N_i} \frac{p_{ij}}{p_i p_j} \quad (۴۰)$$

که $p_i \approx \exp(-\rho_i)$ و $p_{ij} \approx \exp(-\rho_{ij})$.

میدان متوسط یک روش بهینه‌سازی است که برای حل مدل‌های MRF، چگالی حاشیه‌ای[3] هر متغیر را تخمین می‌زند؛ بنابراین به‌جای محاسبه توزیع دقیق $P(y)$، توزیع احتمال MRF با یک توزیع فاکتوربندی شده $Q(y)$ تخمین زده می‌شود که می‌تواند به‌صورت ضرب حاشیه‌ای مستقل $Q(y) = \prod_{i=1}^{n} \prod_{\forall u \in I} q_i^u$ بیان شود. احتمال تغییر q_i^u احتمال اختصاص برچسب $u \in I = \{-1,0,+1\}$ به پیکسل i را نشان می‌دهد. این احتمال، با هدف کمینه کردن واگرایی KL بین $P(y)$ و $Q(y)$، به‌صورت یک معادله به‌روزرسانی تکراری به‌دست می‌آید [19]:

$$q_i^u \propto \exp\left\{-\lambda\left(w_1 \rho_i^u + w_2 \sum_{\forall j \in N_i} \sum_{v} \rho_{ij}^{uv} q_j^v\right)\right\} \quad (۴۱)$$

که پارامتر λ از عبارت $-\sum_y Q(y)\ln Q(y) = L$ محاسبه می‌شود.

هزینه‌های اولیه با استفاده از روش HILL محاسبه می‌شوند $\rho_i^+ = \rho_i^- = \rho_i$ و $\rho_i^0 = 0$.

[1] Pairwise Markov Random Field
[2] Mean Field
[3] Marginal density

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

سپس، برای هماهنگ‌سازی تعاملات بین پیکسل‌ها یک همسایگی چهاتایی متشکل از پیکسل‌های مجاور عمودی و افقی پیکسل (i,j) تعریف می‌شود:
$((i,j)(i-1,j)),((i,j)(i+1,j)),((i,j)(i,j-1)),((i,j)(i,j+1))$.

این روش برای دو رویکرد جاسازی متقارن [۳۸] و نامتقارن [۳۹] مورد بررسی قرار گرفته است.

پس با فرض $u,v \in I=\{-1,0,+1\}$، در رویکرد متقارن (SymMF) گروهک دوتایی به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\rho_{ij}^{uv}=\alpha(u,v)*\tilde{\rho}_{ij} \quad (۴۲)$$

درحالی‌که:

$$\tilde{\rho}_{ij}=(\rho_i+\rho_j)/2 \quad (۴۳)$$

$$\alpha(u,v)=\begin{cases}0 & u=v\\ 5 & |u|+|v|=1\\ 2 & u\neq v \quad and \quad |u|+|v|=2\end{cases} \quad (۴۴)$$

در این روش، احتمال ویرایش هر پیکسل به‌طور مستقل به‌روز می‌شود به‌طوری‌که این احتمال برای هر پیکسل متناسب با احتمالات محاسبه شده برای پیکسل‌های همسایه آن خواهد بود و برای تغییرات مثبت و منفی احتمالات مساوی به‌دست می‌آید.

ازآنجایی‌که احتمال تغییر حاصل از جاسازی در هر پیکسل به تغییرات پیکسل‌های مجاور وابسته است، در جاسازی نامتقارن، این احتمال برای پیام‌های مختلف متفاوت خواهد بود. محاسبه احتمال تغییرات مشروط به پیام، پایداری و امنیت حامل را بهبود می‌بخشد. به این ترتیب، برخی از متغیرها مقادیر ثابت می‌گیرند و زیرمسئله برای متغیرهای باقیمانده مشروط به مقادیر ثابت تقریب زده می‌شود. در این روش، از میدان متوسط ساختاریافته[1] استفده شده است تا با تجزیه مسئله به زیرمسائل ساده‌تر، به‌طور کارآمد برخی از انواع وابستگی‌ها کنترل شود. در این راستا، تصویر پوشانه به تعدادی زیرتصویر غیر هم‌پوشان تقسیم می‌شوند. پیام نیز به بخش‌های کوچک‌تر تقسیم شده و هر بخش در یک زیرتصویر جاسازی می‌شود به‌گونه‌ای که مقدار اعوجاج را به حداقل برساند. در رویکرد نامتقارن (AsymMF) گروهک دوتایی به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\rho_{ij}^{uv}=\alpha(u,v)*\beta_j*\tilde{\rho}_{ij}^{uv} \quad (۴۵)$$

درحالی‌که:

$$\beta_j=\begin{cases}0 & |d_j-u|=0\\ \frac{1}{|d_j-u|} & |d_j-u|\neq 0\end{cases} \quad (۴۶)$$

برای هر پیکسل: $d_j=x_j-y_j\in\{-1,0,+1\}$ درحالی‌که احتمال منتسب به پیکسل‌های ثابت بر اساس تغییر یا عدم تغییر آن‌ها، صفر یا یک در نظر گرفته شده است.

۵-۳- مرور روش‌های مبتنی بر اطلاعات جانبی

در نخستین روش نهان‌نگاری مبتنی بر اطلاعات جانبی [۴۰]، پیام محرمانه با برهم‌زدن روند کمی‌سازی رنگ‌ها و تغییر رنگ هنگام تبدیل یک تصویر با رنگ واقعی به قالب پالت، جاسازی می‌شود. در کمی‌سازی آشفته، پوشانه با فرمت JPEG دوباره فشرده می‌شود تا اطلاعات جانبی به دست آید. اولویت جاسازی با اصلاح ضرایب DCT است که در طول فشرده‌سازی دوم نزدیک به وسط بین‌های کوانتیزاسیون قرار می‌گیرند. ازآنجایی‌که به‌طورمعمول آخرین مرحله پردازش کمی‌سازی[2] است، فرستنده به خطاهای گرد کردن دسترسی دارد و به‌طورمعمول از آن‌ها برای تنظیم هزینه‌ها استفاده می‌کند.

۵-۳-۱- استفاده از اطلاعات جانبی در رویکرد مبتنی بر هزینه

در [۴۰] ، با فرض اینکه نهان‌نگار به یک پوشانه اولیه (پوشانه غیرکوانتیزه x_{ij}) دسترسی دارد، فرستنده خطای گردکردن را از رابطه $e_{ij}=x_{ij}-[x_{ij}],\ -1/2\leq e_{ij}\leq 1/2$ محاسبه می‌کند که در آن $[x]$ عملیات گردکردن به نزدیک‌ترین عدد صحیح در محدوده دینامیکی پوشانه را نشان می‌دهد. در صورت عدم جاسازی، نهان‌نگار به‌سادگی تصویر پوشانه را ارسال می‌کند $c_{ij}=[x_{ij}]$. در جاسازی سه‌گانه، هزینه‌های هر دو جهت تغییر بر اساس خطای گردکردن تعدیل می‌شود.

$$\rho_{ij}(\mathrm{sign}(e_{ij}))=(1-2|e_{ij}|)\rho_{ij} \quad (۴۷)$$

$$\rho_{ij}(-\mathrm{sign}(e_{ij}))=\rho_{ij} \quad (۴۸)$$

که ρ_{ij} هزینه‌های تعدیل شده است. هزینه‌ها با $1-2|e_{ij}|$ متناسب می‌گردند؛ زیرا وقتی $|e_{ij}|\approx 1/2$ باشد،

[1] structural MF

[2] quantization

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

یک اغتشاش کوچک x_{ij} می‌تواند باعث گرد شدن x_{ij} به جهت دیگر شود. از سوی دیگر، در حالت $e_{ij} \approx 0$ اطلاعاتی برای اولویت‌دهی به یک جهت وجود ندارد بنابراین هزینه‌ها بدون تغییر می‌مانند.

۵-۳-۲- استفاده از اطلاعات جانبی در رویکرد مبتنی بر مدل

برای طرح‌هایی که قابلیت تشخیص را به‌جای هزینه به کمینه می‌رسانند، نویسندگان در [۴۱] نشان می‌دهند که پوشانه اولیه کمبود مدل پوشانه را جبران می‌کند. در این روش اطلاعات فیشر نهان‌نگاری باید بر اساس $\left(1-2\left|e_{ij}\right|\right)^2$ تنظیم شود. در نسخه مبتنی بر اطلاعات جانبی برای روش‌های مبتنی بر مدل، ابتدا احتمالات تغییر جاسازی متقارن π_{ij} بر اساس کمینه‌سازی واگرایی KL بین پوشانه و حامل محاسبه می‌شود. سپس فرستنده با استفاده از معکوس معادله (۹) احتمالات را به هزینه‌های تغییر جاسازی تبدیل می‌کند و در نهایت با ترکیب اطلاعات جانبی، هزینه‌ها را تعدیل می‌کند.

۵-۳-۳- ترکیب اطلاعات جانبی و تعاملات بین پیکسل‌ها

در این بخش، ترکیب دو رویکرد بهره‌گیری از اطلاعات جانبی [۴۲] و خوشه‌بندی جهت تغییرات [۳۴] مورد بررسی قرار می‌گیرد. باید توجه داشت که نتایج ارائه‌شده توسط اطلاعات جانبی و تغییرات مجاور گاهی ممکن است در تضاد باشند و جهت تغییرات همسایه به جهتی متفاوت از اطلاعات جانبی اشاره کند. در این راستا، در [۴۳] ابتدا تمام هزینه‌ها بر اساس اطلاعات جانبی تعدیل می‌شود. عملیات جاسازی در زیربخش‌های غیر هم‌پوشان انجام می‌شود و در همین حین هزینه‌های تغییرات در جهات مختلف توسط یک عامل ضربی تنظیم می‌شود که به‌طور غیرخطی به میانگین محلی تغییرات وابسته به خطاهای گرد کردن آن‌ها بستگی دارد.

در اولین زیربخش، جاسازی بر اساس هزینه‌های به‌دست‌آمده از اطلاعات جانبی $\rho_{ij}^{(\mathrm{SI})}(\pm 1)$ انجام می‌شود. در زیربخش دوم، برای هر پیکسل، ابتدا میانگین وزن‌دار تغییرات جاسازی $v_{kl} \in \{-1,0,1\}$ در یک همسایگی متقاطع محاسبه می‌شود :

$$\mu_{ij}^{(\mathrm{w})} = \frac{1}{4}\sum_{(k,l)\in\mathcal{C}_{ij}} w_{kl} v_{kl} \qquad (۴۹)$$

که وزن‌ها از رابطه زیر به دست می‌آیند:

$$w_{kl} = \begin{cases} 1-2\left|e_{kl}\right| & \text{when sign}\left(e_{kl}v_{kl}\right) > 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \qquad (۵۰)$$

وزن دهی به تعیین میزان تغییر هر پیکسل در همسایگی متقابل کمک می‌کند. به‌طور خاص، جاسازی تغییرات پیکسل‌ها با $|e_{kl}| \approx 1/2$ دارای $w_{kl} \approx 0$ است درحالی‌که $w_{kl} = 1$ هنگامی است که اطلاعات جانبی و جاسازی واقعی هریک بخواهند پیکسل را در جهت مخالف تغییر دهند.

وقتی عبارت $\mu_{ij}^{(\mathrm{w})} = 0$ برقرار است، تغییرات همسایه بر هزینه‌های تعدیل‌شده با اطلاعات جانبی $\rho_{ij}^{(\mathrm{SI})}(\pm 1)$ تأثیری نمی‌گذارد؛ اما زمانی‌که $\mu_{ij}^{(\mathrm{w})} \neq 0$باشد، هزینه‌های جاسازی تعدیل می‌شوند:

$$\rho_{ij}^{(\mathrm{nmSI})}\left(\mathrm{sign}\left(\mu_{ij}^{(\mathrm{w})}\right)\right) = \rho_{ij}^{(\mathrm{SI})}\left(\mathrm{sign}\left(\mu_{ij}^{(\mathrm{w})}\right)\right) \times \left((1-\alpha)\left(1-\left|\mu_{ij}^{(\mathrm{w})}\right|\right)^p + \alpha\right) \qquad (۵۱)$$

$$\rho_{ij}^{(\mathrm{nmSI})}\left(-\mathrm{sign}\left(\mu_{ij}^{(\mathrm{w})}\right)\right) = \rho_{ij}^{(\mathrm{SI})}\left(-\mathrm{sign}\left(\mu_{ij}^{(\mathrm{w})}\right)\right) \qquad (۵۲)$$

که در آن p یک عدد صحیح مثبت است و $0 \le \alpha \le 1$به‌صورت تجربی تعیین می‌شود. جاسازی در زیربخش‌های باقیمانده همان مراحل زیربخش دوم را دنبال می‌کند. این روش "nmSI[1]" نامیده می‌شود

۶- نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری تقابلی

نبرد بی‌پایان بین نهان‌نگاری و نهان‌کاوی یک محیط رقابتی ایجاد می‌کند که برای هر دو زمینه مفید است. تکامل روش‌های نهان‌کاوی باعث تمرکز بیشتر جامعه پژوهشی بر روی روش‌های جدید نهان‌نگاری شده است تا بتوانند در برابر مدل‌های نهان‌کاو جدید مقاومت کنند. برای این منظور، محققان توابع اعوجاج پیچیده‌تری را برای به دست‌آوردن نقشه هزینه جاسازی ارائه می‌دهند. آن‌ها حتی فراتر رفته و برداشت جدیدی از نهان‌نگاری را بر اساس یادگیری عمیق ارائه می‌دهند.

در نهان‌نگاری، فرستنده و گیرنده قصد دارند پیامی را به‌صورت محرمانه مبادله کنند؛ درحالی‌که نهان‌کاو، با عنوان مهاجم، تبادلات بین آن‌ها را مشاهده کرده و بررسی می‌کند که آیا رسانه‌های مبادله‌شده طبیعی بوده یا حامل پیام مخفی هستند. مفهوم بازی بین فرستنده، گیرنده و مهاجم با تئوری بازی مطابقت دارد. هر بازیکن سعی می‌کند استراتژی را دنبال کند که احتمال

[1] Neighborhood Modulated Side-Informed

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

برنده‌شدن خود را به بیشینه برساند و هرگونه تغییر استراتژی یک بازیکن، باعث یک ضد حمله از طرف بازیکنان دیگر می‌شود که می‌تواند منجر به افزایش سود آن‌ها شود. ازاین‌رو، این بازی به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی min-max بیان می‌شود. پاسخ بهینه، در صورت وجود، پاسخ در تعادل نش[1] نامیده می‌شود.

در سال ۲۰۱۴، گودفیلو و همکارانش [۵۵] از مفاهیم شبکه عصبی برای شبیه‌سازی یک بازی استفاده کردند که شبکه مولد تقابلی (GAN) نامیده شد. GAN یک شبکه یادگیری عمیق بدون نظارت[2] است که یک شبکه مولد[3] و یک شبکه تمایزدهنده[4] را در یک بازی minimax دو عامله آموزش می‌دهد. رویکرد GAN در نهان‌نگاری می‌توانند برای بهبود نتیجه روش‌های سنتی موجود و یا ارائه یک مدل یکپارچه برای نهان‌نگاری مورد استفاده قرار گیرد. در رویکرد نهان‌نگاری، تمایزدهنده یک شبکه نهان‌کاو در نظر گرفته می‌شود و مولد یک شبکه نهان‌نگار خواهد بود که سعی می‌کند پیام را به‌گونه‌ای جاسازی کند که تصویر تولیدشده تا حد امکان واقعی بوده و نهان‌کاو امکان تمیز آن از تصاویر اصلی را نداشته نباشد. در این سناریو، شبکه‌های نهان‌نگار و شبکه نهان‌کاو به‌طور مکرر دانش خود را در مورد شبکه رقیب به‌روز می‌کنند.

۶-۱- شبکه مولد تقابلی

شبکه مولد تقابلی [55] (GAN) به‌عنوان یک مدل مولد قدرتمند حاوی دو شبکه عصبی مولد G و تمایزدهنده D است که در یک بازی minimax دو عامله با یکدیگر رقابت می‌کنند. در مدل GAN، هدف مولد تولید تصاویری با توزیع احتمال مشابه تصاویر واقعی است. شبکه مولد از نتایج ارزیابی شبکه رقیب بر اساس مقایسه تصاویر تولید شده (جعلی) با تصاویر واقعی، به‌منظور بهبود کیفیت تصاویر تولیدی استفاده می‌کند.

مولد $G(z,\theta)$ یک شبکه عصبی با پارامترهای θ است که برای گمراه کردن تمایزدهنده آموزش می‌بیند. خروجی مولد یک نمونه توزیع از فضای داده $G(z,\theta) \sim p_g$ است. با توجه به متغیر ورودی z از توزیع $p_z(z)$، شبکه مولد p_g آموزش می‌بیند تا تصاویری تولید کند که تا حد ممکن به توزیع داده‌های آموزش نزدیک باشند، درحالی‌که تمایزدهنده برای تشخیص نمونه‌های تولید شده از داده‌های واقعی آموزش می‌بیند. پس از آموزش شبکه، می‌توان با استفاده از p_g نمونه‌ها را تا حد امکان واقعی تولید کرد. تابع هدف مدل GAN به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{x\sim p_{data}(x)}[\log D(x)] + E_{z\sim p_z(z)}\left[\log\left(1 - D\big(G(z)\big)\right)\right] \quad (۵۳)$$

برای برنده‌شدن در این بازی، دو بازیکن (D,G) باید به‌طور مداوم پارامترهای خود را بهینه کنند تا ظرفیت تولید را افزایش دهند. در حالت بهینه، معیار توقف فرآیند بهینه‌سازی دستیابی به تعادل نش بین دو بازیکن است. وقتی هیچ‌یک از بازیکنان نتوانند وزن‌های خود را بدون تغییر در پارامترهای بازیکن دیگر کاهش دهند، تعادل نش حاصل می‌شود. در این حالت، توزیع آموخته شده و توزیع اصلی بیشینه هم‌گرایی $p_g \cong p_{data}$ خود را به دست می‌آورند.

۶-۲- نمونه‌های تقابلی

در سال ۲۰۱۳ Szegedy اعلام کرد که با وجود کارایی بالای شبکه‌های عصبی عمیق و مقاومت آن‌ها نسبت به آشفتگی‌های تصادفی، این شبکه‌ها نسبت به حملات تقابلی آسیب‌پذیر هستند [۵۶]. نمونه‌های تقابلی از طریق اغتشاشات غیر تصادفی جزئی در داده‌های ورودی، با هدف بیشینه‌کردن خطای طبقه‌بندی به وجود می‌آیند. این اغتشاشات را می‌توان بر اساس معکوس جهت گرادیان شبکه هدف به دست آورد. نمونه‌های تقابلی شبکه را گمراه می‌کنند تا با اطمینان بالایی خروجی‌های نادرست تولید کند؛ بنابراین اعمال آشفتگی نمونه‌های تقابلی برای فریب طبقه‌بند، حمله تقابلی نامیده می‌شود؛ اما این رویکرد برخلاف GAN که یک فرآیند بازی تکراری و پویا بین مولد و تمایزدهنده برای رسیدن به تعادل نش است، یک فرآیند پویا نیست. در این رویکرد، مدل از دو شبکه نهان‌نگار و نهان‌کاو تشکیل می‌شود که شبکه نهان‌کاو از قبل آموزش دیده و در این مدل به‌عنوان منتقد عمل می‌کند. شبکه نهان‌نگار در این مدل تصویر حامل را در قالب نمونه تقابلی به‌گونه‌ای تولید می‌کند که نهان‌کاو را به سمت نتیجه اشتباه هدایت کند. نمونه‌های تقابلی ماهیت مشترک مدل‌های مختلف را تحت تأثیر قرار می‌دهد. ازاین‌رو، مهاجمان می‌توانند بدون اطلاع از ساختار داخلی مدل هدف، مدل را مورد حمله قرار دهند؛ بنابراین می‌توان از یک مدل شبکه آموزش دیده به‌عنوان مولد حملات تقابلی استفاده کرد.

[1] Nash equilibrium
[2] Unsupervised
[3] Generator
[4] Discriminator

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

با وجود این‌که نمونه‌های تقابلی به‌طورمعمول به‌عنوان عیب شبکه‌های عصبی شناخته می‌شوند، اما گاهی اغتشاشات افزوده‌شده حاوی اطلاعات معناداری هستند؛ به همین دلیل می‌توان از این رویکرد برای بهبود عملکرد نهان‌نگاری استفاده کرد. در این راستا، هزینه‌های تغییر به‌دست‌آمده از روش‌های سنتی موجود، بر اساس گرادیان شبکه نهان‌کاوی اصلاح می‌شوند [۶۱-۵۷].

۶-۳- ویرایش پوشانه بر اساس یادگیری تقابلی

در ادامه به بررسی روش‌های مبتنی بر ویرایش پوشانه براساس یادگیری تقابلی پرداخته می‌شود که تاکنون به چند روش انجام گرفته است:

- تخمین ماتریس احتمال ویرایش پوشانه
- نهان‌نگاری براساس نمونه‌های تقابلی
- نهان‌نگاری براساس بازی تقابلی سه‌عامله

۶-۳-۱- تخمین ماتریس احتمال

در این روش با استفاده از GAN ، ماتریس احتمال ویرایش تصویر پوشانه با هدف به کمینه‌رساندن اعوجاج به دست می‌آید و سپس با استفاده از روش‌های کدگذاری مناسب، پیام در پوشانه جاسازی می‌شود.

۶-۳-۲- نهان‌نگاری براساس نمونه‌های تقابلی

ایده استفاده از نمونه‌های تقابلی در نهان‌نگاری به‌تازگی توجه برخی پژوهش‌گران این حوزه را به خود جلب کرده است. رویکردهایی که در این خانواده قرار می‌گیرند، اغلب از مفهوم شبیه‌سازی بازی با دو عامل (فرستنده و مهاجم) استفاده می‌کنند تا نقشه هزینه را محاسبه کنند و عملیات جاسازی و استخراج پیام را به روش‌های کدگذاری مانند STC می‌سپارند.

۶-۳-۳- نهان‌نگاری براساس بازی تقابلی سه‌عامله

روش‌های مبتنی بر اعوجاج، بر توسعه تابع اعوجاج متمرکز هستند و وظیفه جاسازی پیام را به برنامه‌های کدگذاری عملی می‌سپارند. با توجه به تأثیر فرآیند جاسازی بر کیفیت تصویر، چارچوب نهان‌نگاری یک‌پارچه با الهام از مدل‌های یادگیری عمیق ارائه می‌شود که شامل یک مدل رمزنگار-رمزگشا برای یادگیری هم‌زمان جاسازی و استخراج پیام‌های محرمانه است. این چارچوب در شبیه‌سازی بازی تقابلی از سه عامل استفاده می‌کند: فرستنده (شبکه نهان‌نگار)، گیرنده (شبکه استخراج‌کننده) و مهاجم (شبکه نهان‌کاو).

۷- مرور روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری تقابلی

۷-۱- روش‌های مبتنی بر تخمین ماتریس احتمال

در رویکرد تخمین ماتریس احتمال، هدف شبکه مولد در GAN (نهان‌نگار) محاسبه نقشه احتمال جاسازی بهینه است، در حالی که شبکه تمایزدهنده (نهان‌کاو) عمدتاً برای تشخیص تصویر پوشانه از تصویر حامل متناظر با آن است. در ادامه چند روش ارائه شده با این رویکرد معرفی می‌شود.

۷-۱-۱-یادگیری اعوجاج نهان‌نگاری به‌صورت خودکار

در این راستا، تانگ و همکاران [۶۲] چارچوب یادگیری اعوجاج نهان‌نگاری به‌صورت خودکار (ASDL-GAN)را پیشنهاد دادند تا مکان‌های مناسب برای جاسازی را با کمک یادگیری نقشه احتمال شناسایی کند. شبیه‌ساز برای جاسازی پیام نیز به‌صورت یک تابع فعال‌سازی به‌صورت زیر طراحی می‌شود که p_{ij} احتمال تغییر و n_{ij} یک عدد تصادفی از توزیع یکنواخت در بازه [۰,۱] را نشان می‌دهند.

$$m'_{ij} = \begin{cases} -1 & n_{ij} < p_{ij}/2 \\ 1 & n_{ij} > 1 - p_{ij}/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۵۴)$$

سپس، یانگ و همکاران مدل UT-GAN [63] (شکل ۵) را برای بهبود مدل ASDL-GAN معرفی کردند که به دلیل عدم انتقال گرادیان در طول باز انتشار، برای شبیه‌سازی جاسازی پیام از تابع فعال‌سازی Tanh بهره می‌گیرد و بنابراین از سرعت و دقت بالاتری برخوردار است.

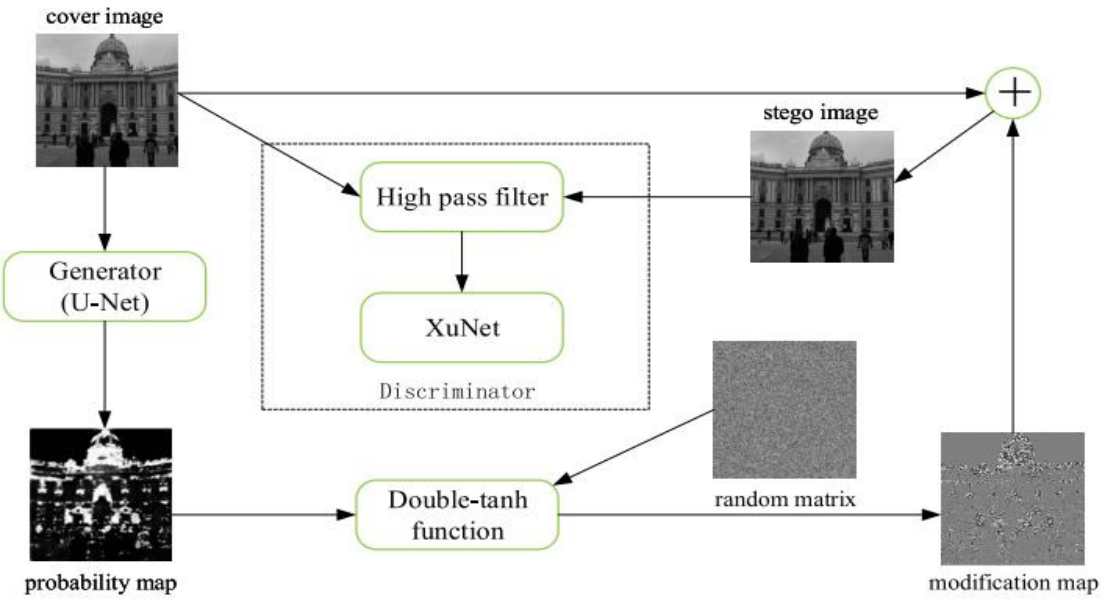
$$m'_{ij} = -0.5 \times \tanh\left(\lambda\left(p_{ij} - 2 \times n_{ij}\right)\right) + 0.5 \times \tanh\left(\lambda\left(p_{ij} - 2 \times \left(1 - n_{ij}\right)\right)\right)$$

$$\tanh(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \quad (۵۶)$$

که λ فاکتور مقیاس است.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]



شکل ۵: معماری قالب UT-GAN [63]

Figure 5: UT-GAN architecture [63]

۷-۱-۲- نهان‌نگاری با استفاده از راهکار بازخورد متقابل[1]

روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر GAN اغلب از شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) خطی استفاده می‌کنند. ارتباط خطی بین لایه های ارتباط[2] و گسترش[3] باعث می‌شود که اطلاعات لایه ارتباط به‌طور کامل به لایه گسترش برگشت داده نشوند و در نتیجه به‌دلیل آموزش ناکافی شبکه، محرمانگی و امنیت نهان‌نگار کاهش می‌یابد. در این راستا، در [۶۴] یک مدل نهان‌گاری مبتنی بر GAN ارائه می‌شود که با ایجاد چند کانال بازخورد متقابل در شبکه نهان‌نگار، اجازه می‌دهد اطلاعات به‌طورمستقیم از طریق این کانال‌های بازخورد به لایه گسترش ارسال شود. از آنجایی که در این روش اطلاعات دقیق لایه‌های عمیق را می‌توان به طور موثر با مراجعه به اطلاعات تصویر پوشانه دریافت کرد، نهان‌نگار درنهایت می‌تواند یک نقشه احتمال مناسب برای جاسازی با امنیت بالا بیاموزد شکل (۶).

تابع زیان نهان‌کاو به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$L_{\mathcal{D}} = -\sum_{i=1}^{2} y_i' \log(y_i) \qquad (۵۷)$$

که y_i خروجی لایه softmax و y_i' برچسب واقعی است.

از آنجایی‌که خروجی شبکه نهان‌نگار، نقشه احتمال جاسازی براساس یک ظرفیت مشخص است، تابع زیان باید ظرفیت واقعی جاسازی را علاوه‌بر آموزش تقابلی بین تمایزدهنده و مولد در نظر بگیرد. درنتیجه، تابع زیان برای مولد از دو بخش زیان تقابلی $GL_{\mathcal{G}}^1$ و زیان آنتروپی $GL_{\mathcal{G}}^2$ تشکیل می‌شود که در آن زیان تقابلی تشخیص تصاویر نهان‌نگاری را دشوارتر می‌کند و می‌تواند به عنوان معکوس زیان نهان‌کاو در نظر گرفته شود، درحالی‌که زیان آنتروپی تضمین می کند که تصویر حامل با نرخ تقریبی Q جاسازی شده است. بر این اساس

$$GL_{\mathcal{G}}^1 = -L_{\mathcal{D}} \qquad (۵۸)$$

$$GL_{\mathcal{G}}^2 = (C - H \times W \times Q)^2 \qquad (۵۹)$$

که $H \times W$ ابعاد تصویر و C ظرفیت واقعی جاسازی را مشخص می‌کنند.

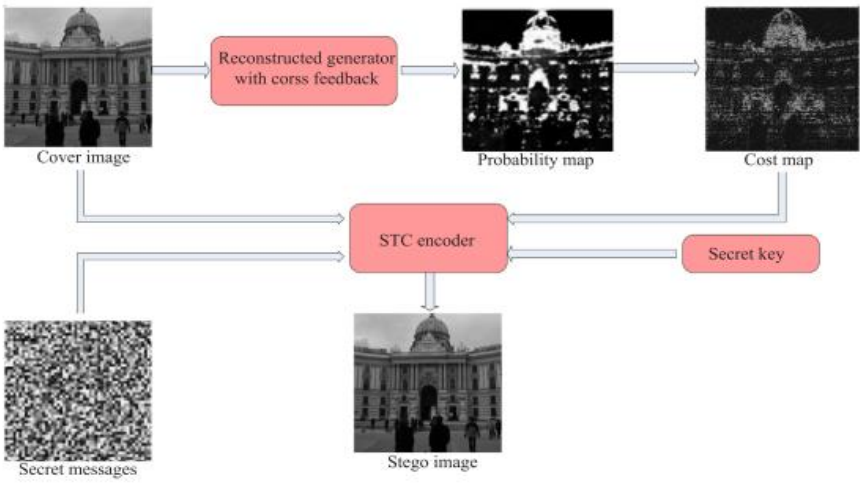
درنهایت، تابع زیان کل نهان‌نگار $L_{\mathcal{G}}$ با ترکیب تابع زیان تقابلی $GL_{\mathcal{G}}^1$ و ازدست‌دادن آنتروپی $GL_{\mathcal{G}}^2$ تعریف می‌شود.

$$L_{\mathcal{G}} = \alpha \times GL_{\mathcal{G}}^1 + \beta \times GL_{\mathcal{G}}^2 \qquad (۶۰)$$

که در آن α و β دو پارامتر تنظیم شده هستند که می‌توانند به‌عنوان مقدار تجربی $\alpha = 1$ و $\beta = 10^{-7}$ تنظیم شوند.

[1] cross feedback
[2] contraction
[3] expansion

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]



(شکل- ۶): معماری قالب CF-GAN [64]

Figure 6: CF-GAN architecture [64]

۷-۲- روش‌های مبتنی بر نمونه‌های تقابلی

از نظر تاریخی، ایده نمونه‌های تقابلی در نهان‌نگاری یک ایده جدید نیست. اولین رویکردهای تکراری تقابلی با MOD [65]و ASO [66] ارائه شدند؛ اما این رویکردها پویا نبوده و از یادگیری تقابلی استفاده نمی‌کنند. یک کاربرد نمونه تقابلی، کنترل تغییرات پیکسل‌ها است که مشابه ایده همگام‌سازی تغییرات است که در آن تأثیر متقابل جاسازی در پیکسل‌های مجاور موردتوجه قرار می‌گیرد و با این فرض هزینه پیکسل‌ها به‌روزرسانی می‌شوند. در همگام‌سازی تغییرات، هزینه تغییر پیکسل‌ها با ضرب یا تقسیم در یک عدد ثابت اصلاح می‌شوند؛ اما در روش نمونه تقابلی از مقدار و جهت گرادیان برای بروز رسانی هزینه‌ها استفاده می‌شود. در این راستا، چند روش نهان‌نگاری مبتنی بر نمونه‌های تقابلی ارائه شده است که در ادامه به‌اختصار هر یک معرفی می‌شوند.

۷-۲-۱- جاسازی تقابلی برای نهان‌نگاری

در روش ADV-EMB (Adversarial Embedding) [58] فرستنده به گرادیان تابع زیان نهان‌کاو دسترسی دارد و نقشه هزینه‌ها را با توجه به گرادیان بازگشتی به‌دست‌آمده از نهان‌کاو به‌روز می‌کند؛ بنابراین، جهت تغییر مقدار هزینه بر اساس معکوس جهت گرادیان مشخص خواهد شد. قبل از شروع بازی، نقشه هزینه با کمک یک روش سنتی مقداردهی می‌شود. در این روش، پیکسل‌های تصویر پوشانه به‌صورت تصادفی به دو گروه مشترک و قابل تنظیم تقسیم می‌شوند. جاسازی پیام نیز در دو مرحله انجام می‌شود. هدف این روش به کمینه‌رساندن تعداد پیکسل‌های قابل تنظیم β برای فریب نهان‌کاو است. برای این منظور همان‌طور که در شکل (۷)نشان داده شده است، پس از مقداردهی اولیه β، در مرحله نخست بخشی از پیام محرمانه با استفاده از یک روش نهان‌نگاری سازگار با محتوای سنتی در گروه مشترک جایگذاری می‌شود تا تصویر Z_C به دست آید (C تصویر پوشانه است)؛ سپس در مرحله دوم، باقیمانده پیام با کمک طرح جاسازی تقابلی در گروه قابل تنظیم جاسازی می‌شود، بنابراین تصویر Z تولید می‌شود.

پیکسل‌های قابل تنظیم در راستای فریب نهان‌کاو هدف ویرایش می‌شوند به‌گونه‌ای که نهان‌کاو بر اساس هزینه‌های جاسازی عناصر قابل تنظیم $(+q,-q)$ تصویر حامل به‌دست‌آمده را به‌عنوان پوشانه تشخیص دهد. اگر تصویر حاصل Z نهان‌کاو را با موفقیت گمراه کند، به‌عنوان تصویر نهایی در نظر گرفته و بنابراین تکرار متوقف می‌شود. در غیر این صورت، تعداد پیکسل‌های قابل تنظیم $\beta = \beta + \Delta\beta$ را افزایش داده و مراحل بالا تکرار می‌شود. برای این کار از نهان‌کاو مبتنی بر یادگیری عمیق بهره گرفته شده و از مقادیر گرادیان تابع زیان آن برای هدایت تغییرات پیکسل‌های گروه قابل تنظیم استفاده می‌شود. به‌منظور تطبیق بهتر با نهان‌کاو هدف و بهبود عملکرد امنیتی در مقابل دیگر نهان‌کاوها، تلاش می‌شود تعداد پیکسل‌های قابل تنظیم به کمینه برسد.

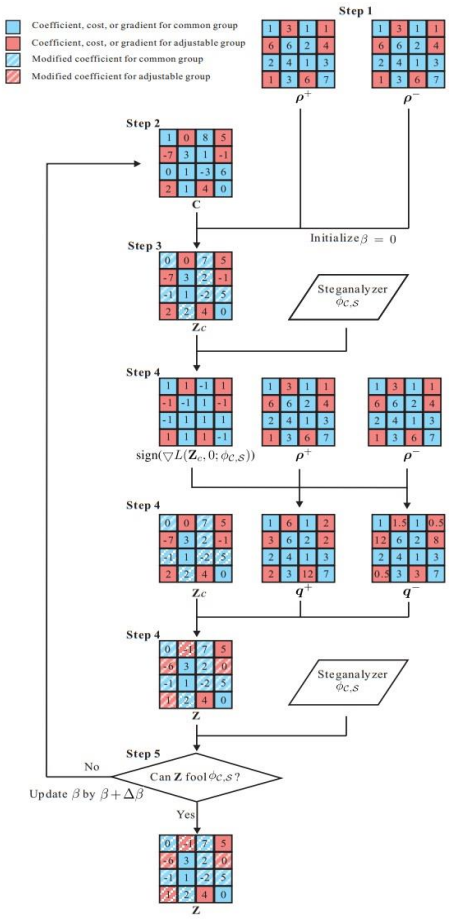
۷-۲-۲- نهان‌نگاری براساس نمونه‌های تقابلی

شبکه عصبی در اصل یک تابع نگاشت است که می‌تواند با مؤلفه‌ها و معماری‌های مختلف هر تابعی را شبیه‌سازی کند. در روش AENAdversarial ENhancing [59]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

تابع نگاشت به‌صورت $F: R^{m\times n} \longrightarrow \{0,1\}^k$ معرفی می‌شود. ورودی شبکه عصبی کانولوشنی[1](CNN) ، یک تصویر $m \times n$ و خروجی یک بردار دسته "one-hot" با تعداد ابعاد k است. در مسئله نهان‌کاوی سناریوی دسته‌بندی دودویی است $k = 2$ بنابراین خروجی شبکه عصبی نهان‌کاو احتمال پوشانه‌بودن و حامل‌بودن است که به ترتیب با p_1 و p_2 نشان داده می‌شوند. به‌طورمعمول لایه آخر یک شبکه عصبی لایه softmax است؛ بنابراین $p_1 = 1 - p_2$.

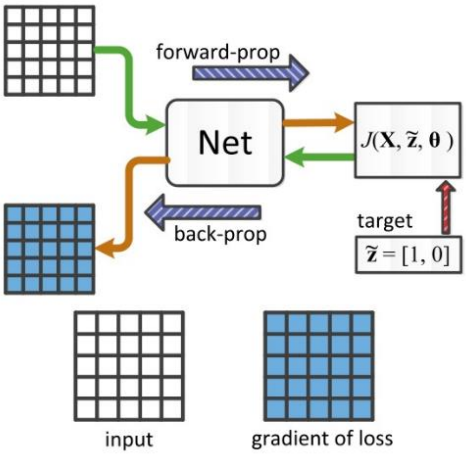
با درنظرگرفتن X به‌عنوان ورودی، تابع نگاشت شبکه عصبی می‌تواند به‌صورت $F_1(X)$ بیان شود که اندیس یک بیان‌گر احتمال دسته یک است؛ بنابراین $p_1 = F_1(X)$، $p_2 = 1 - F_1(X)$. در مرحله آموزش مدل شبکه عصبی، هدف بهینه‌سازی تابع زیان $J(X, y, \theta)$ است که نشان‌دهنده خطای بین خروجی مدل و برچسب اصلی داده ورودی (خروجی مورد انتظار) است. شکل (۸) فرایند انتشار و پس‌انتشار را نشان می‌دهد که در انتشار روبه‌جلو $J(X, y, \theta)$ و در پس‌انتشار $\nabla_X J(X, y, \theta)$ محاسبه می‌شود.



(شکل- ۷): مدل ADV-EMB [58]

Figure 7: ADV-EMB model[58]

[1] Convolutional Neural Network



(شکل- ۸): نهان‌نگاری مکانی تطبیقی بر اساس نمونه‌های تقابلی [59]

Figure 8: Adaptive spatial steganography based on adversarial samples [59]

برای فریب شبکه و دریافت پاسخ دسته‌بندی اشتباه $\bar{y}$، تابع زیان $J(X, \bar{y}, \theta)$ فاصله ورودی تا $\bar{y}$ را اندازه‌گیری می‌کند. ازآنجایی‌که تمام مؤلفه‌های ورودی در خروجی به‌دست‌آمده مشارکت دارند، آشفتگی از مشتق تابع زیان $\nabla_X J(X, \bar{y}, \theta)$ به دست خواهد آمد. با توجه به اینکه مقدار $\bar{y}$ بسیار کوچک است، به‌طورمعمول از علامت این تابع برای تعیین آشفتگی استفاده می‌شود:

$$\eta = sign(\nabla_X J(X, \bar{y}, \theta) \qquad (۶۱)$$

با جایگزینی تابع نگاشت به‌جای تابع زیان، هزینه تغییر پیکسل‌ها به صورت زیر ویرایش می‌شود:

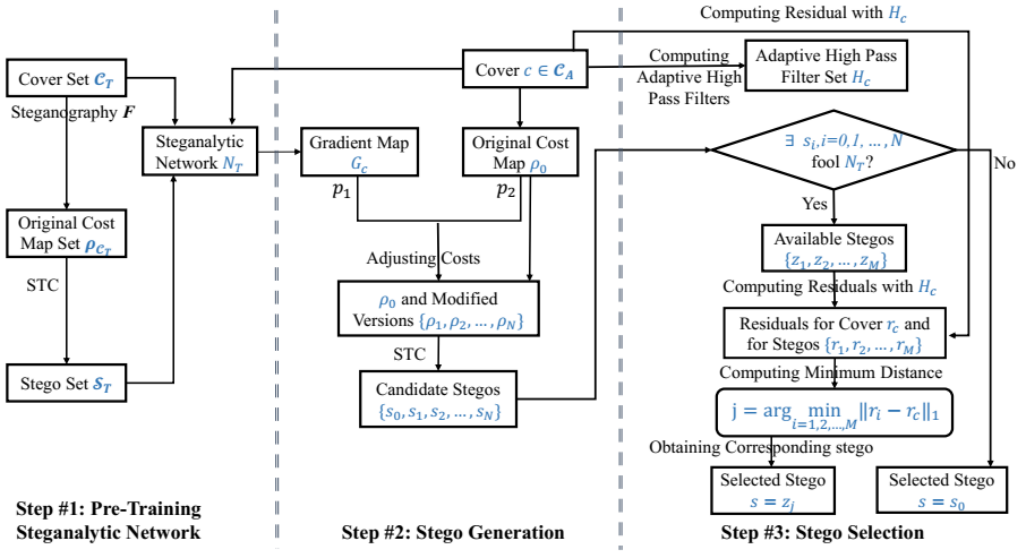
$$\begin{cases} (\rho_{ij}^*)' = A(G_{ij}) \times \rho_{ij}^* & \text{if } *= sign(G_{ij}) \\ (\rho_{ij}^*)' = \rho_{ij}^* & \text{if } *\neq sign(G_{ij}) \end{cases} \qquad (۶۲)$$

که $G = \nabla_X F_1(X)$ ، $* \in \{+, -\}$ و $A(G_{ij})$ یک پارامتر مقیاس‌گذاری است که بر اساس $0 < \|G_{ij}\| < 1$ به دست می‌آید.

۷-۲-۳- نهان‌نگاری تقابلی براساس تولید و انتخاب حامل

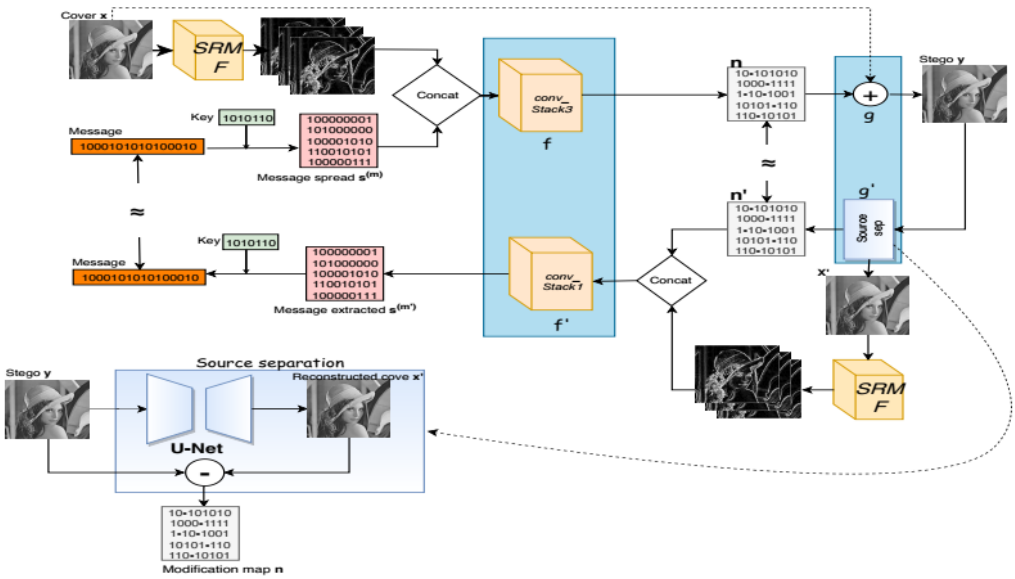
در روش [۶۰] یک روش جدید نهان‌نگاری با بهره‌گیری از ایده نمونه‌های تقابلی ارائه می‌شود. چارچوب پیشنهادی شامل سه مرحله است: پیش‌آموزش شبکه نهان‌کاو، تولید حامل و انتخاب حامل نهایی. هدف اغلب روش‌های موجود تولید یک حامل است که نهان‌کاو هدف را فریب دهد. برای بهبود تنوع حامل، روش پیشنهادی ابتدا چند حامل کاندید ایجاد می‌کند و از بین آن‌ها حامل بهینه را انتخاب می‌کند (شکل ۹).

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]



(شکل- ۹): مدل تولید و انتخاب حامل [60]

Figure 9: The Generation & Selection method [60]



(شکل- ۱۰): مدل بازی سه عامله- یدرودج[۶۸]

Figure 10: Three-player game model-Yedroudj [68]

در مرحله نخست، برای مجموعه تصاویر پوشانه $\mathcal{C}_T$، با استفاده از یک روش نهان‌نگاری موجود F (HILL و UNIWARD) و هزینه‌های ρ_0، مجموعه متناظر تصاویر حامل S_T تولید می‌شود.

$$s_0 = h_{emb}(c, m, \rho_0^+, \rho_0^-) \qquad (۶۳)$$

که $\rho_0^+ = \rho_0^- = \rho_0$. سپس مجموعه تصاویر $\mathcal{C}_T$ و S_T به دو مجموعه آموزشی و اعتبارسنجی تقسیم شده و نهان‌کاو N_T آموزش داده می‌شود.

در مرحله دوم، برای هر تصویر پوشانه $c \in \mathcal{C}_A$ که $\mathcal{C}_A \cap \mathcal{C}_T = \emptyset$، ابتدا تابع هزینه اصلی ρ_0 با روش نهان‌نگاری F به دست می‌آید؛ سپس نقشه گرادیان G_c با استفاده از یک الگوریتم انتشار برگشتی به شرح زیر محاسبه می‌شود:

$$G_c = \nabla_c L(c, t; N_T) \qquad (۶۴)$$

$$L(c, t; N_T) = -t\log(N_T(c)) - (1-t)\log(1 - N_T(c)) \qquad (۶۵)$$

که در آن پارامتر t بیانگر حامل یا پوشانه بودن تصویر و Lتابع زیان آنتروپی متقاطع باینری[1] است. سپس، هزینه‌های جاسازی به صورت زیر اصلاح می‌شوند:

[1] binary cross entropy

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

$$\rho_k^+(i,j) = \begin{cases} \rho_0^+(i,j) * \alpha, & \text{if } G_c(i,j) > 0, \\ \rho_0^+(i,j), & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (۶۶)$$

$$\rho_k^-(i,j) = \begin{cases} \rho_0^-(i,j) * \alpha, & \text{if } G_c(i,j) < 0, \\ \rho_0^-(i,j), & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (۶۷)$$

که در آن α نشان دهنده دامنه تقابلی است($\alpha > 1$). درنهایت، تصاویر حامل کاندید با استفاده از شبیه‌ساز STC تولید می‌شوند:

$$s_k = h_{emb}(c, m, \rho_k^+, \rho_k^-), 0 \le k \le N \quad (۶۸)$$

در مرحله آخر، حامل نهایی از بین کاندیدها انتخاب می‌شود. در این راستا، ابتدا یک سری از حامل‌ها براساس میزان توانایی در فریب‌دادن نهان‌کاو N_T انتخاب می‌شوند.

$$Z = \{z \mid z \in \{s_0, s_1, \dots, s_N\} \& N_T(z) < 0.5\} \quad (۶۹)$$

سپس، برای انتخاب حامل بهینه از بین حامل‌هایی که توانسته‌اند نهان‌کاو هدف را فریب دهند، فاصله باقیمانده بین حامل‌ها $r_i, i = 1,2,\dots,M$ و پوشانه r_c با استفاده از مجموعه فیلترهای تطبیقی بالاگذر H_c محاسبه می‌شود. هر چه این فاصله کمتر باشد، تفاوت آماری بین آنها نیز کمتر و بنابراین امنیت حامل بیشتر خواهد بود.

$$s = z_j, j = \arg\min_{i=1,2,\dots,M} \|r_i - r_c\|_1 \quad (۷۰)$$

۷-۳- روش‌های مبتنی بر بازی سه‌عامله

در این بازی رقابتی، آموزش بین شبکه‌های نهان‌نگار/ استخراج‌کننده با هدف هم‌گرایی بازیابی پیام ازیک‌طرف و شبکه‌های نهان‌نگار/ نهان‌کاو برای ایجاد یک تصویر حامل امن و غیرقابل‌شناسایی از طرف دیگر به‌صورت متناوب انجام می‌گیرد. در ابتدای آموزش، مدل هنوز یاد نگرفته است که برای جاسازی پیام، تغییری مناسب در تصویر پوشانه ایجاد کند؛ بنابراین تصاویر پوشانه و حامل مشابه یکدیگر خواهند بود و شبکه نهان‌کاو نمی‌تواند تصویر پوشانه و حامل را از هم تمیز دهد. استخراج‌کننده نیز به‌طور تصادفی پیام را حدس می‌زند. با ادامه آموزش، مدل سعی می‌کند بین ایجاد تصویر حامل نامحسوس برای فریب نهان‌کاو و استخراج دقیق پیام مخفی تعادل برقرار کند. لازم به ذکر است که این رویکرد نیازمند تعداد تکرارهای زیادی برای رسیدن به تعادل است.

۷-۳-۱- نهان‌نگاری با استفاده از بازی سه بازیکنه

در این راستا، یدرودج و همکاران [۶۸] معماری ارائه کردند که علاوه بر لحاظ نمودن قدرت نویز حامل، با تعامل بهتر بین شبکه‌های جاسازی و استخراج، محرمانگی را بهبود می‌بخشد (شکل ۱۰). تابع زیان به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\mathcal{L} = \lambda_A \cdot (dist(x,y) - \beta) + \lambda_B \cdot \mathcal{L}_B - \lambda_E \cdot \mathcal{L}_E \quad (۷۱)$$

$$dist(x,y) = \left(\sum_{i=1}^{w} \sum_{j=1}^{h} \left(|n_{ij}|\right)\right) / w \cdot h \quad (۷۲)$$

که $\lambda_A, \lambda_B, \lambda_E \in [0,1]$. پارمتر β به معنی گسسته‌سازی شبکه جاسازی، تعداد پیکسل‌هایی از تصویر پوشانه را که فرستنده مجاز به تغییر آن‌هاست کنترل می‌کند. $dist(x,y)$ فاصله میانگین مربع خطا (MSE) بین تصاویر پوشانه اصلی و بازیابی‌شده، $\mathcal{L}_B$ فاصله میانگین مربع خطا (MSE) بین پیام اصلی و بازیابی‌شده و همچنین $\mathcal{L}_E$ فاصله cross-entropy بین برچسب ورودی و پیش‌بینی نهان‌کاو را محاسبه می‌کند.

۷-۳-۲- نهان‌نگاری با استفاده از شبکه مولد تقابلی سازگار با چرخه[1]

مدل HCGAN[۶۹] از شبکه باقیمانده[2] و شبکه مولد تقابلی سازگار با چرخه بهره گرفته و بدین ترتیب موفق شده تصاویری با کیفیت بهتر و محرمانگی بیشتر تولید کند. در این روش ورودی سامانه یک تصویر پوشانه C با ابعاد $h \times w \times c$ (c شماره کانال است) و یک پیام محرمانه M با ابعاد $1 \times l$ است. پیام به اندازه ابعاد تصویر تکرار و به انتهای تصویر پوشانه اضافه می‌شود، اندازه بردار حاصل $h \times w \times (c + l)$ خواهد بود؛ سپس این بردار به‌عنوان ورودی به شبکه نهان‌نگار داده می‌شود. خروجی این شبکه نقشه تغییرات است که با اضافه‌شدن به پوشانه تصویر حامل C' را تولید می‌کند که به‌عنوان ورودی به شبکه‌های گیرنده و نهان‌کاو داده می‌شود شکل(۱۱). تفاوت بین C و C' با کمک فاصله L_2محاسبه می‌شود. گیرنده پیام مخفی M' را استخراج می‌کند. فاصله L_2 برای محاسبه تفاوت M و M' استفاده می‌شود (L_H) و L_I شبکه نهان‌نگار معکوس است. نهان‌کاو برچسب پوشانه یا حامل را برای تصویر ورودی مشخص می‌کند. زیان Sigmoid cross entropy برای خطای این شبکه استفاده می‌شود (L_{D1}).

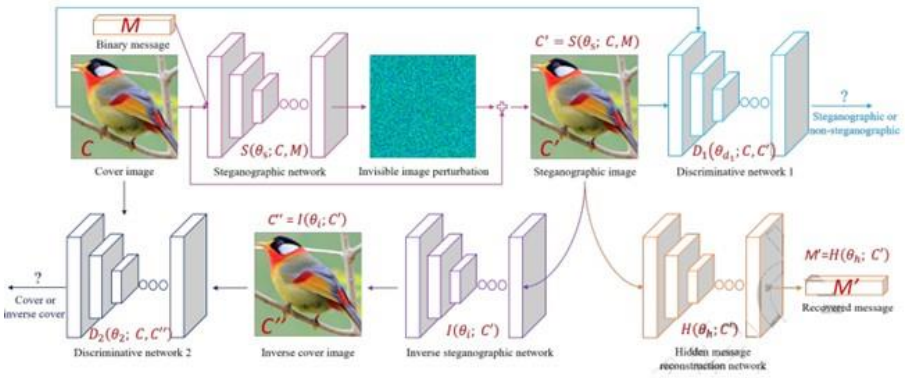
$$L_I(\theta_s, \theta_i; C, C') = \lambda d\left(C, I(\theta_i; C')\right) + (1 - \lambda) L_{D_2}(\theta_{d2}; C'') = \lambda d\left(C, I(\theta_i; C')\right) - (1 - \lambda) \log\left(1 - D_2\left(\theta_{d2}; I(\theta_i; C')\right)\right) \quad (۷۳)$$

$$L_S(\theta_s; C, M) = \lambda_s d(C, C') + \lambda_h L_H + \lambda_i L_I + \lambda_{d1} L_{D_1}(\theta_{d1}; C') \quad (۷۴)$$

[1] CycleGAN
[2] residual

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

که در آن $d(C,C')$ فاصله اقلیدسی بین تصاویر پوشانه و حامل، $\theta_s,\theta_i,\theta_h,\theta_{d1}$ و θ_{d2} مولفه‌های شبکه و $\lambda_s,\lambda_h,\lambda_i,\lambda_{d1}$ وزنی را که به هر مؤلفه نسبت داده می‌شود تعریف می‌کنند.



(شکل- ۱۱): مدل HCGAN [69]

Figure 11: The HCGAN model [69]

۸- بحث و بررسی

این بخش به بررسی روش‌های معرفی‌شده می‌پردازد. آزمایش‌ها بر روی مجموعه‌داده BOSSbase ver1.01 [70]شامل ۱۰۰۰۰ تصویر خاکستری هشت‌بیتی با ابعاد ۵۱۲ × ۵۱۲ انجام گرفته است. در شکل (۱۲) چند نمونه از این تصاویر مشاهده می‌شود.

(شکل- ۱۲): نمونه تصاویر مجموعه داده BOSSbase ver1.01 [70]

Figure 12: The samples of BOSSbase ver1.01 [70]

۸-۱- روش‌های نهان‌نگاری سنتی

همه روش‌های مورد آزمایش با تنظیمات پیش‌فرض و در محدوده نظری شبیه‌سازی شده‌اند. نهان‌کاوها با استفاده از طبقه‌بند[1] EC و تمایز خطی فیشر[2] (FLD)برای دو مجموعه ویژگی SRM [54] و maxSRMd2 [71] که نسخه آگاه از کانال انتخاب[3]مجموعه SRM است و ویژگی‌ها را با احتمالات جاسازی تخمینی وزن‌دهی می‌کند، آموزش می‌بینند. ازاین‌رو، عملکرد امنیتی روش‌های نهان‌نگاری با حداقل خطای طبقه‌بندی ارزیابی می‌شود:

$$P_E = \min\left(\frac{P_{FA}+P_{MD}}{2}\right) \quad (۷۵)$$

که در آن P_{FA} و P_{MD} به ترتیب احتمال هشدار کاذب و احتمال تشخیص نادرست هستند. نرخ تشخیص نهان‌کاوی با نرخ خطای میانگین P_E روی یک دسته تصادفی از مجموعه داده‌ها ارزیابی می‌شود و P_Eبزرگ‌تر به معنای امنیت بیشتر روش نهان‌نگاری است.

۸-۱-۱- نهان‌نگاری جمع‌شونده

جدول ۱ میانگین احتمال کل خطای P_E و انحراف استاندارد آن را برای روش‌های نهان‌نگاری تطبیقی جمع‌شونده معرفی شده در بخش ۵ نشان می‌دهد. بررسی ادبیات فعلی نهان‌کاوی در حوزه مکان نشان می‌دهد که روش‌های اخیر نهان‌نگاری مبتنی بر هزینه مانند HILL [33] و مبتنی بر مدل مانند MiPOD [31] هر دو به سطح مشابهی از قابلیت تشخیص تجربی دست می‌یابند. با این‌حال، عملکرد آن‌ها متفاوت است و هزینه‌ها به‌طورمعمول به‌صورت اکتشافی از طریق بازخورد ارائه شده توسط نهان‌کاو تجربی به دست می‌آیند؛ اما در روش مبتنی بر مدل، نرخ تغییرات با به کمینه‌رساندن واگرایی KL بین توزیع‌های پوشانه و حامل محاسبه می‌شود. از طرف دیگر، در روش‌های مبتنی بر هزینه، ضریب انحراف نهان‌کاو بر اساس نرخ تغییر خطی است؛ درحالی‌که در روش‌های مبتنی بر مدل، ضریب انحراف بر اساس نرخ تغییر درجه دوم است.

[1] Ensemble classifier
[2] Fisher Linear Discriminant
[3] Selection channel aware

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

(جدول- ۱): خطای تشخیص P_E روش‌های مبتنی بر اعوجاج جمع‌شونده [۳۱]

Table 1: Detection error P_E of methods based on additive distortion [31]

Steganalyzer	Method	Payload (bpp)					
		0.05	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
SRM	WOW	.4572±.0026	.4026±.0028	.3210±.0038	.2553±.0028	.2060±.0022	.1683±.0023
	S -UNIWARD	.4533±.0026	.4024±.0019	.3199±.0027	.2571±.0016	.2037±.0032	.1640±.0024
	HUGO -BD	.4255±.0016	.3716±.0013	.2871±.0016	.2255±.0015	.1796±.0014	.1450±.0010
	HILL	**.4691±.0017**	**.4364±.0034**	**.3611±.0024**	**.2996±.0022**	**.2482±.0030**	**.2055±.0024**
	MiPOD	.4513±.0021	.4065±.0043	.3300±.0036	.2698±.0018	.2210±.0022	.1833±.0028
	MVG	.3689±.0019	.2953±.0026	.2146±.0028	.1658±.0024	.1357±.0030	.1119±.0029
maxSRMd2	WOW	.3539±.0024	.2997±.0023	.2339±.0041	.1886±.0036	.1543±.0036	.1306±.0021
	S –UNIWARD	.4180±.0025	.3660±.0040	.2886±.0025	.2360±.0022	.1908±.0025	.1551±.0019
	HUGO –BD	.3652±.0023	.3130±.0025	.2431±.0018	.2020±.0015	.1635±.0014	.1326±.0007
	HILL	.4232±.0029	**.3771±.0019**	**.3091±.0018**	**.2573±.0033**	**.2184±.0037**	**.1814±.0030**
	MiPOD	**.4300±.0028**	.3747±.0014	.3030±.0019	.2481±.0027	.2038±.0039	.1678±.0038
	MVG	.2315±.0027	.1653±.0019	.1161±.0016	.0936±.0015	.0813±.0018	.0715±.0018

- ضریب انحراف نهان‌کاو

فرض می‌شود که نهان‌کاو از نرخ تغییر= γ $(\gamma_1, \dots, \gamma_n)$استفاده می‌کند که ممکن است با= π $(\pi_1, \dots, \pi_n)$ منطبق باشد. هنگام تجزیه و تحلیل تصویر پوشانه، هدف نهان‌کاو بهینه‌سازی برخی از معیارهای آزمون فرضیه خود جهت تصمیم‌گیری بین دو فرضیه ساده زیر خواهد بود:

- $\mathcal{H}_0$: شیء مورد بررسی یک پوشانه است.
- $\mathcal{H}_1$: شیء مورد بررسی یک حامل است.

هدف نهان‌کاو شناسایی یک نگاشت $\delta: Z^n \to \{H_0, H_1\}$، با بهترین عملکرد ممکن است. با بهره‌گیری از معیار بهینه‌سازی نیمن-پیرسون، برای احتمال هشدار کاذب[1] مشخص $\alpha_0 = \mathbb{P}(\delta(\mathbf{x}) = \mathcal{H}_0 | \mathcal{H}_1)$ به دنبال آزمونی است که تابع توان زیر را بهینه کرده و احتمال تشخیص صحیح را به دست آورد.

$$\mathbb{P}(\delta(\mathbf{x}) = \mathcal{H}_1 | \mathcal{H}_1) \qquad (۷۶)$$

لم نیمن-پیرسون[2] آزمون نسبت درستنمایی[3] را به‌عنوان قوی‌ترین آزمون که حداکثر توان عملکرد را برای احتمال هشدار کاذب به دست می‌آورد معرفی می‌کند. آزمون نسبت درست‌نمایی یکی از روش‌های آزمون فرض آماری است که بین درستی یک فرضیه و متمم آن تصمیم می‌گیرد. با فرض استقلال آماری پیکسل‌ها:

$$\Lambda(x) = \sum_{i=1}^{n} \Lambda_i = \sum_{i=1}^{n} \log\left(\frac{q_{\gamma_i}(x_i)}{p(x_i)}\right) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} \tau \qquad (۷۷)$$

درنتیجه

$$\varrho = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(E_{H_1}[\Lambda_i] - E_{H_0}[\Lambda_i]\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} Var_{H_0}[\Lambda_i]}} = \frac{\sqrt{2}\sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i \gamma_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} c_i \gamma_i^2}} \qquad (۷۸)$$

که ϱ بیانگر ضریب انحراف است و هدف نهان‌کاو به حداکثر رساندن انحراف است درحالی‌که در نهان‌نگاری تلاش می‌شود انحراف به حداقل برسد. با در نظر گرفتن نهان‌نگاری به‌عنوان یک بازی مجموع صفر[4] بین نهان‌نگار و نهان‌کاو، در حالت تعادل، فرستنده باید نرخ‌های تغییری π_i را انتخاب کند که قابلیت تشخیص آماری را به حداقل برساند که به‌طور مستقیم با ضریب انحراف مرتبط است. لازم به ذکر است، اجرای چنین آزمونی در عمل آسان نیست؛ زیرا اغلب تخمین دقیقی از توزیع‌های $p(x_i)$ و $q(x_i)$ در دسترس نیست یا ابعاد نمایش تصویر خیلی بزرگ است که این مسئله را از نظر محاسباتی دشوار یا غیرممکن می‌کند.

روش‌های نهان‌کاوی به دو دسته آگاه و ناآگاه تقسیم می‌شوند. نهان‌کاو ناآگاه نسبت به اقدامات نهان‌نگار کاملاً بی‌اطلاع است و درنتیجه نرخ تغییر را برای همه پیکسل‌ها ثابت در نظر می‌گیرد $\gamma_i = \gamma$ درحالی‌که نهان‌کاو آگاه از نرخ تغییرات مورد استفاده نهان‌نگار π_i مطلع است و از آن برای هدف خود بهره می‌برد $\gamma_i = \pi_i$. نهان‌کاو آگاه بدترین سناریو را برای طراحی نهان‌نگاری نشان می‌دهد.

[1] False-alarm probability
[2] Neyman-pearson lemma
[3] Likelihood Ratio Test (LRT)
[4] zero-sum game

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]
[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

برای نهان‌کاو ناآگاه، تعریف اعوجاج به‌صورت زیر ساده می‌شود:

$$\varrho = \frac{\sqrt{2}\sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} c_i}} \quad (۷۹)$$

با توجه به این‌که مخرج ثابت است می‌توان آن را نادیده گرفت که در آن ضریب انحراف با احتمالات جاسازی به‌صورت خطی در ارتباط است.

$$\varrho \propto \sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i \quad (۸۰)$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود این رابطه معادل با میانگین اعوجاج در رویکرد مبتنی بر هزینه است؛ بنابراین، در رویکرد مبتنی بر هزینه فرض بر ناآگاه بودن نهان‌کاو است.

از طرف دیگر، برای نهان‌کاو آگاه که از محتوای پوشانه و نرخ تغییرات اطلاع دارد، ضریب انحراف بر اساس مربع احتمالات جاسازی تعریف می‌شود:

$$\varrho = \frac{\sqrt{2}\sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i^2}} = \sqrt{2\sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i^2} \quad (۸۱)$$

$$\varrho^2 \propto \sum_{i=1}^{n} c_i \pi_i^2 \quad (۸۲)$$

که معادل با ضریب انحراف در رویکرد مبتنی بر مدل است؛ بنابراین در این رویکرد فرض می‌شود که نهان‌کاو از نرخ تغییرات استفاده شده توسط نهان‌نگار آگاه است.

طبق نتایج تجربی که در [۷۲] بیان شده است، روش‌های مبتنی بر مدل انطباق کمتری با محتوا داشته و حتی گاهی تغییرات با هزینه بالا را به ایجاد تغییرات کم‌هزینه ترجیح می‌دهند درنتیجه با احتمال بیشتری نسبت به روش‌های مبتنی بر هزینه، پیام را در مناطق هموار جاسازی می‌کنند، بنابراین قابلیت تشخیص را به‌ویژه در برابر نهان‌کاوهای ناآگاه افزایش می‌دهد. روش‌های مبتنی بر مدل محدودیت‌های مهمی دارند زیرا دانش قابل‌توجهی ازجمله هزینه‌های اعوجاج دقیق (حتی باوجود در دسترس نبودن پوشانه) و مدل پوشانه را برای نهان‌کاو در نظر می‌گیرند. اگر شرایطی وجود داشته باشد که نهان‌کاو این دانش را در اختیار داشته باشد، ممکن است تابع هدف رویکرد مبتنی بر هزینه (۵) نتیجه بهینه حاصل نکند؛ زیرا معیار ارزیابی، ویژگی توزیع‌های پوشانه و حامل است و نمی‌تواند از کمینه‌سازی اعوجاج در تصاویر منفرد حاصل شود. در این صورت، رویکرد مبتنی بر مدل مفید خواهد بود؛ اما با توجه به اینکه این دانش در عمل برای نهان‌کاو در دسترس نیست، بنابراین، برای کاربردهای عملی روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر هزینه ترجیح داده می‌شوند.

۸-۱-۲- همگام‌سازی تغییرات جاسازی

در جدول (۲) عملکرد روش‌های مبتنی بر همگام‌سازی تغییرات مانند CMD، Synch، DeJoin و AsymMF برای ظرفیت‌های مختلف با هم مقایسه می‌گردند. برای دستیابی به یک مقایسه منصفانه، HILL به‌عنوان اعوجاج اولیه برای همه روش‌ها استفاده شده است.

با توجه به این‌که نهان‌کاوها تنها می‌توانند نرخ تغییرات حاصل از یک روش جمع‌شونده را به دست آورند، بنابراین در روش‌های مبتنی بر همگام‌سازی، تغییرات انجام گرفته در زیرتصویر نخست که هزینه‌ها در آن توسط روش HILL محاسبه شده است، قابل‌شناسایی هستند و احتمال تغییر پیکسل‌ها در سایر زیرتصاویر به دلیل وابستگی به تغییرات زیرتصاویر دیگر، ممکن است در فرآیند جاسازی بسیار متفاوت باشد.

جدول ۲: خطای تشخیص P_E روش‌های مبتنی بر اعوجاج غیرجمع‌شونده با جاسازی نامتقارن [۳۹]

Table 2: Detection error P_E based on non-additive distortion with asymmetric embedding [39]

Payload (bpp)					Method	Steganalyzer
0.5	0.4	0.3	0.2	0.1		
0.2374	0.2846	0.3267	0.3825	0.4482	Synch	SRM
0.2496	0.2885	0.3358	0.3841	0.4508	DeJoin2	
0.2577	0.2963	0.3483	0.3945	0.4572	CMD	
0.2623	0.2987	0.3492	0.3875	0.4524	DeJoin4	
0.2847	**0.3279**	**0.3646**	**0.4112**	**0.4685**	AsymMF4	
0.2237	0.2546	0.2894	0.3313	0.3867	Synch	maxSRMd2
0.2258	0.2576	0.2957	0.3392	0.393	DeJoin2	
0.2354	0.2672	0.3048	0.3473	0.4012	CMD	
0.2381	0.2713	0.3073	0.3407	0.3943	DeJoin4	
0.2517	**0.2844**	**0.3175**	**0.3581**	**0.4136**	AsymMF4	

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

ازاین‌رو، با توجه به این‌که پیکسل‌ها در روش‌های Synch و DeJoin2 به دو زیرمجموعه و در CMD، DeJoin4 و AsymMF4 به چهار زیرمجموعه تقسیم می‌شوند، بنابراین نهان‌کاو می‌تواند احتمال تغییر نیمی از پیکسل‌ها را برای Synch و DeJoin2 و تنها یک‌چهارم پیکسل‌ها را برای CMD و DeJoin4 تخمین بزند. ازاین‌رو، روش‌های DeJoin4 و CMD عملکرد مشابهی داشته و نتایج بهتری نسبت به دیگر روش‌ها به دست می‌آورند. برای روش AsymMF4، به دلیل تعریف تابع اعوجاج غیر جمع‌شونده، احتمال تغییر برای کل تصویر غیر قابل تخمین است و این امر باعث بهبود نتایج این روش نسبت به بقیه روش‌ها گردیده است.

در راستای همگام‌سازی تغییرات جاسازی بر اساس تعاملات متقابل پیکسل‌ها، مدل GMRF [۳۷] بر اساس رویکرد مبتنی بر مدل معرفی شده است. در طراحی روش‌های نهان‌نگاری غیرجمع‌شونده پیشین، الگوریتم جاسازی ماهیت نامتقارن دارد که نرخ تغییر متفاوت برای پیکسل‌ها در تغییرات $+1/-1$ محاسبه می‌کند. درحالی‌که در GMRF جاسازی متقارن در نظر گرفته شده است. ازاین‌رو، GMRF می‌تواند به‌عنوان اعوجاج اولیه در روش‌های غیرجمع‌شونده مانند CMD و Synch مورد استفاده قرار گیرد که باعث بهبود عملکرد آن خواهد شد.

طبق نتایج بیان‌شده در جدول (۳) مشخص می‌شود که مدل GMRF می‌تواند توزیع آماری تصاویر حامل را پس از جاسازی تا حد قابل قبولی حفظ کند. برای مجموعه ویژگیmaxSRMd2 ، GMRF برای ظرفیت‌های کم ($\alpha \leq 0.2$bpp) عملکرد بهتری نسبت به MiPOD نشان می‌دهد؛ اما برای ظرفیت‌های متوسط و بزرگ عملکرد GMRF ضعیف‌تر است($\alpha \geq 0.3$bpp) . بهبود عملکرد GMRF نسبت به روش مستقل MiPOD عمدتاً در مناطق با بافت متوسط و کم دیده می‌شود.

همگام‌سازی تغییرات به دو دلیل باعث بهبود امنیت نهان‌نگاری می‌شود. نخست، با توجه به اینکه اغلب پیش‌بینی‌کننده‌های مورد استفاده برای استخراج باقیمانده‌های نوفه در نهان‌کاوها، مانند مدل غنی فضایی (SRM)، از فیلترهایی با علائم متناوب استفاده می‌کنند؛ ازاین‌رو، با تغییرات در جهات یکسان کمتر دچار اختلال می‌شوند. دوم، ازآنجایی‌که جهت‌های جاسازی به تغییرات دقیق جاسازی بستگی دارد، کانال انتخاب (نقشه احتمالات تغییر) در دسترس نهان‌کاو نیست که این امر باعث کاهش کارایی نهان‌کاوهای آگاه از کانال مانند مجموعه ویژگی maxSRMd2 می‌شود.

۸-۱-۳- هموارسازی هزینه‌های جاسازی

طبق پژوهش‌های انجام‌شده در [۳۳]، هموارسازی هزینه‌های جاسازی با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر باعث بهبود محرمانگی روش‌های نهان‌نگاری می‌شود. طبق اصل بیشینه آنتروپی در تئوری اطلاعات، عملیات هموارسازی هزینه‌ها منجر به یکنواخت‌ترشدن تغییرات در مناطق محلی و درنتیجه افزایش آنتروپی در مناطق با بافت غنی می‌شود. این امر به‌دلیل کاهش تغییر در مشخصات آماری پوشانه، محرمانگی و امنیت را ارتقا می‌بخشد.

(جدول- ۳): خطای تشخیص P_E روش‌های MiPOD و GMRF و بررسی تأثیر همگام‌سازی تغییرات در روش‌های مبتنی بر مدل [۳۷]

Table 3: Detection error P_E of MiPOD and GMRF methods and evaluation of the effect of synchronizing the embedding changes in model based methods [37]

Steganalyzer	Method	Payload (bpp)					
		0.05	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
SRM	MiPOD	0.4511±0.0030	0.4051±0.0041	0.3274±0.0026	0.2723±0.0041	0.2218±0.0019	0.1821±0.0023
	GMRF	**0.4558±0.0024**	**0.4143±0.0036**	**0.3428±0.0038**	**0.2860±0.0043**	**0.2350±0.0035**	**0.1925±0.0028**
maxSRMd2	MiPOD	0.4294±0.0037	0.3772±0.0028	0.3037±0.0028	**0.2498±0.0034**	**0.2053±0.0028**	**0.1683±0.0037**
	GMRF	**0.4361±0.0031**	**0.3830±0.0020**	**0.3078±0.0036**	0.2467±0.0035	0.1949±0.0041	0.1595±0.0033

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

(جدول- ۴): خطای تشخیص P_E روش‌های HILL، MiPOD، GMRF و SymMF (بررسی تاثیر هموارسازی هزینه‌ها)[۳۹]

Table 4: Detection error P_E of HILL, MiPOD, GMRF and SymMF methods (Investigating the effect of costs smoothing) [39]

Steganalyzer	Method	Payload (bpp)					
		0.05	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
SRM	HiLL	0.4704±0.0024	0.4330±0.0029	0.3582±0.0026	0.2975±0.0055	0.2450±0.0025	0.2018±0.0027
	MIPOD	0.4549±0.0034	0.4139±0.0031	0.3417±0.0031	0.2811±0.0048	0.2362±0.0039	0.1910±0.0020
	GMRF	0.4581±0.0027	0.4210±0.0042	0.3530±0.0031	0.2948±0.0020	0.2444±0.0033	0.2005±0.0023
	SymMF	**0.4623±0.0041**	**0.4412±0.0035**	**0.3746±0.0031**	**0.3136±0.0042**	**0.2683±0.0025**	**0.2178±0.0029**
maxSRMd2	HiLL	0.4237±0.0019	0.3732±0.0045	0.3094±0.0029	0.2590±0.0029	0.2169±0.0018	0.1789±0.0033
	MiPOD	0.4416±0.0030	0.3902±0.0028	0.3231±0.0036	0.2684±0.0026	0.2212±0.0023	0.1846±0.0029
	GMRF	0.4445±0.0020	0.3958±0.0032	0.3240±0.0020	0.2684±0.0035	0.2201±0.0038	0.1780±0.0024
	SymMF	**0.4722±0.0027**	**0.3881±0.0029**	**0.3207±0.0036**	**0.2714±0.0018**	**0.2349±0.0043**	**0.2052±0.0024**

در جدول (۴) عملکرد روش‌های HILL و SymMF که از هموارسازی برای تعیین هزینه‌ها بهره گرفته‌اند با روش‌های GMRF و MiPOD که با یک فیلتر پایین‌گذر ترکیب شده‌اند، مورد مقایسه قرار می‌گیرد. همان‌طور که از نتایج مشخص است، برای SRM، GMRF با فیلتر پایین‌گذر نسبت به GMRF بدون فیلتر و MiPOD عملکرد بهتری دارد؛ اما عملکرد آن کمی پایین‌تر از HILLاست. با افزایش ظرفیت، شکاف عملکرد بین GMRF و HILL کمتر می‌شود. در روش SymMF، تعاملات بین پیکسل‌ها با کمک MRF مدل شده است که امکان تعریف ارتباطات مختلف بین متغیرها را فراهم می‌سازد؛ سپس، با بهره‌گیری از روش میدان متوسط، در قالب فیلتر هموارکننده تطبیقی، هزینه‌های تغییر یک روش پایه مانند HILL به‌روزرسانی می‌شود. طبق نتایج نشان داده شده در جدول ۴، این امر باعث کاهش تغییرات آماری حاصل از جاسازی پیام در پوشانه گردیده و امنیت را افزایش می‌دهد. به‌طور خلاصه، عملیات هموارسازی مقاومت را، به‌ویژه در برابر نهان‌کاوهای آگاه از کانال مانند maxSRMd2 ، افزایش می‌دهد.

۴-۱-۸- استفاده از اطلاعات جانبی

نهان‌نگاری با اطلاعات جانبی عموماً تغییر مؤلفه‌هایی از پوشانه که خطای گرد کردن آن‌ها نزدیک به ۱/۲ ± است را ترجیح می‌دهد زیرا چنین عناصری به اغتشاشات کوچک حساس‌تر هستند. به‌عنوان مثال، یک مؤلفه پوشانه با مقدار غیر گرد ۲/۵۷ که به ۳ گرد می‌شود، در حین جاسازی با یک هزینه کم به ۲ اصلاح می‌شود درحالی‌که تغییر مؤلفه پوشانه با مقدار ۳ به ۴ هزینه نسبتاً بزرگ‌تری را به همراه دارد.

جدول ۵: بررسی تاثیر ترکیب دو رویکرد همگام‌سازی تغییرات ناشی از جاسازی و استفاده از اطلاعات جانبی[۴۳]

Table 5: Evaluation of the effect of synchronizing the embedding changes and using the sided information [43]

Steganalyzer	Method	Payload (bpp)				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
SRM	HILL	0.4356±0.0022	0.3678±0.0036	0.3063±0.0031	0.2552±0.0026	0.2115±0.0019
	CMD-HILL	0.4548±0.0021	0.4001±0.0032	0.3498±0.0023	0.3015±0.0034	0.2631±0.0027
	SI-HILL	**0.4747±0.0012**	0.4351±0.0025	0.3893±0.0019	0.3338±0.0034	0.2833±0.0018
	nmSI-HILL	0.4742±0.0012	**0.4426±0.0022**	**0.4075±0.0024**	**0.3673±0.0027**	**0.3263±0.0026**
	MiPOD	0.4206±0.0021	0.3510±0.0021	0.2948±0.0033	0.2640±0.0033	0.2061±0.0013

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

	CMD-MIPOD	0.4419±0.0026	0.3912±0.0022	0.3439±0.0030	0.2985±0.0025	0.2590±0.0025
	SI-MIPOD	0.4578±0.0023	0.4139±0.0031	0.3672±0.0028	0.3181±0.0029	0.2725±0.0033
	nmSI-MIPOD	**0.4611±0.0017**	**0.4242±0.0015**	**0.3897±0.0022**	**0.3543±0.0033**	**0.3109±0.0025**
maxSRMd2	HILL	0.3863±0.0014	0.3188±0.0030	0.2703±0.0030	0.2264±0.0015	0.1887±0.0023
	CMD-HILL	0.4125±0.0030	0.3568±0.0030	0.3142±0.0030	0.2681±0.0016	0.2413±0.0025
	SI-HILL	**0.4832±0.0031**	0.4336±0.0019	0.3740±0.0020	0.3191±0.0022	0.2669±0.0035
	nmSI-HILL	0.4818±0.0020	**0.4442±0.0033**	**0.3983±0.0032**	**0.3509±0.0029**	**0.3096±0.0026**
	MiPOD	0.4002±0.0018	0.3331±0.0019	0.2750±0.0026	0.2313±0.0017	0.1926±0.0016
	CMD-MIPOD	0.4249±0.0023	0.3669±0.0016	0.3233±0.0030	0.2793±0.0020	0.2425±0.0023
	SI-MIPOD	0.4805±0.0021	0.4344±0.0024	0.3743±0.0017	0.3192±0.0023	0.2680±0.0030
	nmSI-MIPOD	**0.4806±0.0022**	**0.4463±0.0034**	**0.3952±0.0023**	**0.3527±0.0026**	**0.3048±0.0026**

گفتنی است اطلاعات جانبی به‌جز خطاهای گرد کردن می‌تواند از روش‌های دیگری نیز به دست آید. به‌عنوان مثال، هنگامی‌که فرستنده به چندین نوردهی از یک صحنه دسترسی داشته باشد می‌تواند از آن‌ها برای تخمین جهت تغییرات جاسازی برای مؤلفه‌های پوشانه که بیشتر مستعد نویزهای کوچک هستند استفاده نماید و بنابراین بهتر می‌تواند تغییرات جاسازی را به‌عنوان نویز اکتسابی تقلید کنند.

در جدول ۵ تاثیر استفاده از اطلاعات جانبی (SI)، خوشه‌بندی تغییرات (CMD) و ترکیب این دو روش (nmSI) بر روی روش‌های پایه مبتنی بر هزینه مانند HILL و مبتنی بر مدل مانند MiPOD مورد بررسی قرار گرفته است. همان‌طور که از نتایج مشخص است، استفاده از اطلاعات جانبی به‌دلیل این‌که این اطلاعات فقط در دسترس فرستنده است، می‌تواند امنیت را تا حد زیادی بهبود بخشد. همچنین، با لحاظ نمودن تعاملات بین پیکسل‌ها و خوشه‌بندی تغییرات نتایج بهتری نسبت به روش‌هایی که فقط از خوشه‌بندی تغییرات و یا اطلاعات جانبی استفاده کرده‌اند، حاصل می‌شود.

۸-۱-۵- تبدیل روش‌های مبتنی بر هزینه به مدل

توسعه توابع اعوجاج کمتر اکتشافی یک حوزه مهم برای تحقیقات نهان‌نگاری است. در این راستا، در [۶۸،۶۹] امکان تبدیل روش‌های مبتنی بر هزینه به مدل بررسی شده و نتایج نشان می‌دهد که به ازای یک ظرفیت مشخص، نرخ تغییر ناشی از هزینه‌ها با نرخ تغییر حاصل از برخی مدل‌ها منطبق است. این معیار نسبتاً ساده گاهی پیشرفت قابل‌توجهی در امنیت به‌خصوص برای نهان‌کاو آگاه به همراه دارد. به بیان دیگر، برای روش مبتنی بر هزینه یک مدل آماری و روشی برای تخمین مدل و اطلاعات فیشر آن وجود دارد.

در [۷۳] الگوریتم HILL با یک مدل گاوسی پیاده‌سازی می‌شود که اساساً نسخه‌ای از MiPOD با تخمین‌گر واریانس متفاوت است. در این روش، هزینه‌ها به‌عنوان برآوردهای متقابل انحراف استاندارد محلی تفسیر می‌شوند. روش HILL هزینه‌ها را به‌صورت اکتشافی با استفاده از یک سری فیلتر محاسبه می‌کند. با نادیده گرفتن فیلتر پایین‌گذر دوم برای سادگی، هزینه‌ها را می‌توان به‌عنوان میانگین متقابل قدر مطلق باقیمانده KB، $\rho_i \simeq 1/E[|R_i|]$ یا میانگین انحراف مطلق[1] و با فرض صفر بودن باقیمانده KB در نظر گرفت. برای طیف وسیعی از توزیع‌ها، میانگین قدر مطلق با فرض ثابت بودن پارامترهای دیگر، با انحراف استاندارد متناسب است $E[X] \propto \sigma_i$ ؛ بنابراین، هزینه متقابل به‌صورت $\frac{1}{\rho_i} \simeq E[|R_i|] \propto \sigma_i$ بیان می‌شود.

با یک مدل باقیمانده گاوسی محلی، نسخه متفاوتی از MiPOD با تخمین‌گر واریانس مبتنی بر HILL ($\sigma_i^2 = \frac{\pi}{2\rho_i^2}$). این نسخه واریانس محلی را از هزینه‌های HILLبه دست می‌آورد که منجر به بهبود امنیت، به‌ویژه برای نهان‌کاو آگاه می‌شود؛ درحالی‌که برای ظرفیت‌های کمتر بهبود بیشتری دیده می‌شود (جدول ۶). همچنین، استفاده از هزینه‌های HILL برای تخمین واریانس از نظر حفظ توزیع کلی باقیمانده نسبت به تخمین‌گر واریانس اصلی در MiPOD بهتر است.

۸-۲- نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری تقابلی

در این بخش به بررسی روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری عمیق پرداخته می‌شود. امنیت و محرمانگی به معنای غیرقابل تشخیص بودن تصاویر نهان‌نگاری در

[1] Mean Absolute Deviation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

برابر ابزارهای نهان‌کاوی است. روش‌های نهان‌کاوی برای ارزیابی خصوصیات آماری تصاویر، ویژگی‌های مقاوم به تغییرات جاسازی را استخراج می‌کنند.

با توجه به اهمیت انتخاب ویژگی در رویکرد نهان‌کاوی، محققان به‌تازگی از شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) جهت استخراج ویژگی‌های مناسب سود می‌برند. ازاین‌رو، اغلب روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری عمیق توسط این نهان‌کاوها مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. لازم به ذکر است، به دلیل محدودیت‌های محاسبات GPU و زمان، در اغلب راهکارهای مبتنی بر یادگیری عمیق، اندازه تصاویر از ۵۱۲ × ۵۱۲ به ۲۵۶ × ۲۵۶ کاهش یافته و آزمایش‌های این بخش بر روی تصاویر با ابعاد جدید انجام می‌شود.

جدول ۶: خطای تشخیص P_E روش MiPOD با واریانس بدست آمده از روش HILL و روش MiPOD اصلی[۷۳]

Table 6: Detection error P_E for MiPOD with HILL-based variance estimator and the original MiPOD estimator [73]

Method	Steganalyzer	Payload (bpp)			
		0.1	0.2	0.3	0.4
HILL -inspired	maxSRMd2	**0.3937**	**0.3206**	**0.2678**	**0.2213**
MiPOD	maxSRMd2	0.3800	0.3101	0.2552	0.2142
HILL -inspired	SRNet	**0.3390**	0.2470	0.1870	0.1545
	SCA -SRNet	0.3575	**0.2354**	**0.1826**	**0.1420**
MiPOD	SRNet	0.3213	0.2222	0.1553	0.1146
	SCA -SRNet	0.2952	0.1961	0.1384	0.1106

۸-۲-۱- تخمین ماتریس ویرایش

در جدول ۷ روش‌هایUT-GAN ، ASDL-GAN و CF-GAN که ماتریس احتمال ویرایش را بر اساس شبکه GAN محاسبه می‌کنند با روش‌های سنتی مقایسه می‌شود. نتایج تجربی نشان می‌دهد که روش UT-GAN عملکرد امنیتی را به‌طور چشمگیری در برابر روش‌های سنتی و همچنین روش ASDL-GAN بهبود می‌بخشد. دلیل آن این است که شبکه مولد در برابر نهان‌کاو مبتنی بر CNN آموزش دیده است. از طرف دیگر، روش CF-GAN با اضافه کردن کانال بازخورد متقاطع به شبکه باعث انتقال بهتر اطلاعات بین لایه‌های شبکه شده و این امر عملکرد روش را بهبود می‌بخشد.

۸-۲-۲- روش‌های مبتنی بر نمونه‌های تقابلی

در روش‌های مبتنی بر نمونه‌های تقابلی، هزینه تغییرات با توجه به سیگنال گرادیان منتشرشده توسط نهان‌کاو هدف به‌روز می‌شود. در این راستا، جهت تغییر با معکوس جهت گرادیان هم‌راستا می‌شود. روش ADV-EMB [58] از یک روش جستجو برای یافتن بهترین الگوی تغییر استفاده می‌کند به‌طوری‌که الگوی به‌دست‌آمده بهترین عملکرد امنیتی را در برابر نهان‌کاو داراست. در این روش، فرآیند تخصیص هزینه با تنظیم نامتقارن بخشی از هزینه‌های جاسازی با توجه به گرادیان حاصل از نهان‌کاو هدف انجام می‌گیرد. برای جلوگیری از تغییرات غیرضروری، سعی می‌شود تعداد عناصر با هزینه‌های قابل تنظیم به حداقل برسد. روش [60]، برای گسترش تنوع حامل، ابتدا چند حامل کاندید ایجاد و از بین آن‌ها حامل بهینه را انتخاب می‌کند. در روش AEN [59] ، برخلاف روش‌های تقابلی دیگر، نه‌تنها از علامت سیگنال گرادیان بلکه از مقدار سیگنال گرادیان نیز برای اصلاح هزینه‌های جاسازی استفاده می‌شود که باعث بهبود عملکرد نهان‌نگاری می‌شود جدول (۸). تحقیقات نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر نمونه‌های تقابلی می‌توانند برای بهبود روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر کمینه‌سازی اعوجاج مانند S-UNIWARD و HILL مؤثر باشند.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

(جدول- ۸): بررسی تاثیر الهام از نمونه‌های تقابلی برای دو روش HILL وS-UNIWARD [۵۲]

Table 8: Evaluation of the effect of using adversarial examples for both HILL and S-UNIWARD methods [52]

Payload (bpp)					Method	Steganalyzer
0.4	0.3	0.2	0.1	0.05		
0.195 **0.2**	0.25 **0.251**	0.32 **0.325**	0.42 **0.42**	0.45 **0.451**	S-UNIWARD AEN-SUNIWARD	SRM
0.225 **0.226**	0.28 **0.29**	0.355 **0.36**	0.43 **0.43**	0.47 **0.471**	HILL AEN-HILL	

۸-۲-۳- روش‌های مبتنی بر بازی سه عامله

روش‌هایی که تاکنون بحث شد همه بر طراحی تابع اعوجاج متمرکز بوده و جاسازی پیام را به یک روش کدگذاری مؤثر مانند STC می‌سپارند که به‌طورمعمول از کم‌ارزش‌ترین بیت(LSB) برای جاسازی استفاده می‌کند. با توجه به اهمیت قوانین جاسازی برای امنیت نهان‌نگاری، به تازگی چارچوب‌های یکپارچه مبتنی بر بازی رقابتی بر اساس یادگیری عمیق مورد توجه قرار گرفته‌اند. با این‌که روش‌های مبتنی بر بازی سه عامله هنوز از لحاظ محرمانگی از روش‌های موجود نهان‌نگاری پیشی نگرفته‌اند اما این رویکرد پتانسیل پیشرفت داشته و راه را برای تحقیقات بیشتر هموار می‌کند.

۹- مسیرهای آینده

۱- نتایج نظری قدرتمندتر لزوماً منجر به نهان‌نگاری امن قابل اجرا نمی‌شود. اگرچه نتایج نظری کلی هستند اما محدودیت‌های مهمی دارند. آن‌ها دانش قابل‌توجهی ازجمله هزینه‌های اعوجاج دقیق و مدل پوشانه را حتی باوجود در اختیار نداشتن پوشانه، برای آشکارساز در نظر می‌گیرند درحالی‌که یافتن هزینه‌های واقعی نیازمند دانستن پارامترهای دقیق مدل پوشانه است. محدودیت دیگر نیاز به یکسان بودن فضای تشخیص با فضایی است که در آن اعوجاج محاسبه می‌شود، بهینه بودن آزمون نسبت احتمال نشان می‌دهد که این دو در نهایت باید همگرا شوند؛ بنابراین به دلیل عدم اطلاع از هزینه‌های واقعی، نتایج نظری در خلأ درست هستند. بااین‌حال، ممکن است برآوردهای خوبی از هزینه‌ها که می‌تواند از یادگیری تجربی از منبع پوشانه حاصل شود، برای یک تعادل تقریباً کافی باشد که می‌تواند در تحقیقات آینده موردتوجه قرار گیرد. همچنین انطباق نتایج نظری با موقعیت عملی که در آن یک تغییر جاسازی بر چندین ویژگی تأثیر می‌گذارد، از اهمیت ویژه‌ایبرخوردار است و یک مسیر تحقیق امیدبخش برای بهبود امنیت محسوب می‌شود.

۲- روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر هزینه که از اطلاعات جانبی در فرستنده استفاده نمی‌کنند، مانند HILL، تقریباً سطح امنیت تجربی یکسانی با روش‌های مبتنی بر مدل مانند MiPOD نشان می‌دهند. بااین‌حال، آن‌ها بسیار متفاوت هستند، روش‌های مبتنی بر هزینه تابع هدف را به حداقل می‌رسانند که در نرخ تغییر خطی است درحالی‌که روش‌های مبتنی بر مدل انحراف را به حداقل می‌رساند که در نرخ تغییر درجه دوم است. از طرف دیگر، نهان‌نگاری مبتنی بر هزینه منجر به جاسازی «بیش از حد تطبیقی» می‌شود و به دشمن اجازه می‌دهد تا دقت تشخیص خود را با استفاده از اطلاعات کانال انتخاب بهبود بخشد. ازاین‌رو، توسعه توابع اعوجاج کمتر اکتشافی یک حوزه مهم برای تحقیقات آینده در نهان‌نگاری خواهد بود.

۳- بیشتر روش‌های مبتنی بر اعوجاج، احتمال تغییر پیکسل‌های پوشانه را مستقل فرض می‌کنند در حالی‌که در نظر گرفتن اثر متقابل بین تغییرات و همبستگی بین احتمالات تغییر در یک همسایگی محلی، از تولید الگوهای قابل‌شناسایی توسط نهان‌کاو جلوگیری کرده و محرمانگی را بهبود می‌بخشد؛ اما اکثر روش‌هایی که در این راستا معرفی شدند در دسته روش‌های جاسازی نامتقارن قرار می‌گیرند که به دلیل پیروی از آنتروپی شرطی نمی‌توانند حداکثر پیام را جاسازی کنند. ازاین‌رو، ارائه روشی که با وجود بهره‌گیری از تعاملات بین تغییرات مجاور، جاسازی را به صورت متقارن انجام دهد می‌تواند برای پژوهش‌های آینده مورد توجه قرار گیرد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

سال ۱۴۰۲ شمارهٔ ۳ پیاپی ۵۷

(جدول – ۹): مرور روش‌های مورد مطالعه

Table 9: Review the steganographic methods

			رویکرد		معرفی	مزایا و معایب	نمونه
نهان‌نگاری تطبیقی (تخمین بستر جاسازی بهینه)	مسئله بهینه‌سازی (کمینه سازی اعوجاج)	تهان‌نگاری به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی فرموله می‌شود که هدف آن به حداقل رساندن اعوجاج کل برای یک ظرفیت جاسازی مشخص است. اعوجاج معیاری است که توسط یک تهان‌نگار برای مدل‌سازی اثر جاسازی پیام استفاده می‌شود و این روش‌ها سعی می‌کنند پیام را به‌گونه‌ای در پوشانه مخفی کنند که مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ گردد.	اعوجاج جمع‌شونده	مبتنی بر مدل	هدف این رویکرد حفظ مدل آماری پوشانه است. در این رویکرد که بر اساس مشخصات آماری ارزیابی می‌گردد باید خصوصیات آماری پوشانه و حامل تا حد امکان یکسان باشد و اعوجاج حاصل از جاسازی به حداقل برسد.	تهان‌نگاری با این روش بسیار ایمن خواهد بود؛ اما یافتن مدل مناسب دشوار است.	MVG MiPOD
				مبتنی بر هزینه	هدف این رویکرد به حداقل رساندن اعوجاج کل است. اعوجاج در این رویکرد مجموع هزینه‌های اکتشافی مؤلفه‌های ویرایش شده پوشانه است.	این رویکرد نسبت به رویکرد مبتنی بر مدل منعطف‌تر بوده و امکان توسعه روش‌های تهان‌نگاری را فراهم می‌کند. ازاین‌رو، از سطح امنیتی بهتری برخوردار است و رویکردی عملی‌تر است.	HUGO WOW UNIWARD HILLL
			اعوجاج غیرجمع‌شونده		روش‌های مبتنی بر اعوجاج جمع‌شونده، احتمالات تغییر پیکسل‌های پوشانه را مستقل فرض می‌کنند؛ اما در واقعیت، تغییرات پیکسل‌های مجاور بر یکدیگر مؤثر می‌باشند. ازاین‌رو، لحاظ نکردن این وابستگی در عمل منجر به کاهش بهینگی می‌شود.	روش‌های غیرجمع‌شونده، با لحاظ نمودن اثر متقابل تغییرات محلی، از تولید الگوهای قابل‌شناسایی توسط تهان‌کاو جلوگیری کرده و محرمانگی را بهبود می‌بخشند.	CMD Synch Dejoin GMRF SymMF AsymMF
	شبکه عصبی (یادگیری تقابلی)	با توجه به رابطه رقابتی تهان‌نگاری و تهان‌کاوی، روش‌های تهان‌نگاری به‌عنوان یک حمله تقابلی سعی می‌کنند تا شبکه تهان‌کاو را گمراه کنند تا همه تصاویر ورودی را به‌عنوان تصاویر پوشانه تشخیص دهد. از این‌رو می‌توان از یادگیری تقابلی برای جاسازی مفهومی‌تر پیام بهره گرفت تا مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود.	محاسبه ماتریس احتمال ویرایش		با بهره‌گیری از GAN، مکان‌های مناسب برای جاسازی با کمک یادگیری نقشه احتمال شناسایی می‌شوند.	به دلیل رابطه رقابتی تهان‌نگاری و تهان‌کاوی، استفاده از یک تهان‌کاو به عنوان تمایزدهنده در GAN باعث یادگیری نقشه احتمال با قابلیت شناسایی کمتر و محرمانگی بالاتر می‌گردد.	ASDL-GAN UT-GAN CF-GAN
			نهان‌نگاری با استفاده از نمونه‌های تقابلی		اغلب از مفهوم شبیه‌سازی بازی تقابلی با دو عامل فرستنده (تهان‌نگار) و مهاجم (تهان‌کاو) استفاده می‌کند تا هزینه‌های تغییر به‌دست‌آمده از روش‌های سنتی موجود را بهبود بخشد.	در این رویکرد، هزینه‌های تغییر بر اساس گرادیان شبکه تهان‌کاو اصلاح می‌گردند که باعث بهبود محرمانگی می‌گردد.	ADV-EMB AEN
			نهان‌نگاری شبیه‌سازی بازی سه‌عامله		با توجه به تأثیر فرآیند جاسازی بر کیفیت تصویر، چارچوب تهان‌نگاری یکپارچه با الهام از مدل‌های یادگیری عمیق ارائه می‌شود که شامل یک مدل رمزنگار-رمزگشا برای یادگیری همزمان جاسازی و استخراج پیام‌های محرمانه است. این چارچوب در شبیه‌سازی بازی تقابلی از سه عامل استفاده می‌کند: فرستنده (شبکه تهان‌نگار)، گیرنده (شبکه استخراج‌کننده) و مهاجم (شبکه تهان‌کاو). در این بازی رقابتی، آموزش بین شبکه‌های تهان‌نگار/ استخراج‌کننده با هدف همگرایی بازیابی پیام ازیک‌طرف و شبکه‌های تهان‌نگار/ تهان‌کاو برای ایجاد یک تصویر حامل امن و غیرقابل‌شناسایی از طرف دیگر به‌صورت متناوب انجام می‌گیرد.	با توجه به اهمیت فوقانی جاسازی برای امنیت تهان‌نگاری، از چارچوب یکپارچه مبتنی بر یادگیری تقابلی استفاده می‌کند. با این‌که روش‌های مبتنی بر بازی سه عامله هنوز از لحاظ محرمانگی از روش‌های موجود تهان‌نگاری پیشی نگرفته‌اند، اما این رویکرد پتانسیل پیشرفت داشته و راه را برای تحقیقات بیشتر هموار می‌کند.	Yedroudj HCGAN

٤- همچنین روش‌های آماری می‌توانند در توسعه توابع اعوجاج برای حوزه‌هایی مانند صوت و ویدئو که کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند، استفاده شوند.

٥- با توجه به پیشرفت شبکه‌های عمیق و حساسیت این شبکه‌ها به اغتشاشات کوچک تقابلی، می‌توان از یادگیری تقابلی برای جاسازی پیام بهره گرفت به‌طوری‌که مشخصات آماری پوشانه تا حد ممکن حفظ شود. اگرچه روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق تاکنون از لحاظ قابلیت تشخیص و محرمانگی در مقابل نهان‌کاوها، از روش‌های سنتی پیشی نگرفته‌اند، اما به دلیل وجود پارامترهای تصادفی نتایج قابل قبولی حاصل کرده‌اند. با توجه به مقداردهی اولیه تصادفی پارامترها در آموزش مدل، نداشتن مدل از قبل آموزش‌دیده دقت نهان‌کاوی را کاهش و امنیت را بهبود می‌دهد، ازاین‌رو، این رویکرد پتانسیل پیشرفت را دارد. در پژوهش‌های آینده، می‌توان امکان همگام‌سازی بیشتر فرستنده و گیرنده و همچنین فرستنده و مهاجم را مورد بررسی قرار داد. همچنین می‌توان تعریف تابع زیان را توسعه داد که به شبکه‌ها کمک کند تا به یک راه‌حل بهتر همگرا شوند.

٦- هدف اصلی نهان‌نگاری انتقال امن و محرمانه پیام است، به‌گونه‌ای که بازیابی کامل پیام توسط گیرنده تضمین می‌شود.؛ درحالی‌که به دلیل ماهیت نایقینی شبکه‌های عصبی، استخراج دقیق پیام همراه با حفظ کیفیت و محرمانگی تصویر حامل، یکی از چالش‌های روش‌های نهان‌نگاری یکپارچه مبتنی بر یادگیری عمیق است. برای کنار آمدن با این مشکل، می‌توان از مزایای کدهای تصحیح خطا در پیش‌پردازش پیام استفاده کرد. استفاده از کدهای تصحیح خطا به‌طور قابل‌توجهی دقت پیام را بهبود می‌بخشد.

۱۰- نتیجه‌گیری

در این مقاله به بررسی مفهوم و ویژگی‌های نهان‌نگاری تصویر پرداخته و سپس با تمرکز بر یافتن بستر مناسب برای جاسازی پیام، روش‌های سنتی مبتنی بر بهینه‌سازی و روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق معرفی شد جدول (۹). در این راستا، ابتدا راه‌کارهای سنتی برای محاسبه نقشه احتمال جاسازی بهینه با هدف به کمینه‌رساندن اعوجاج ناشی از جاسازی پیام مورد بررسی قرار گرفت. برای کمینه‌سازی اعوجاج، دو رویکرد مبتنی بر مدل و مبتنی بر هزینه معرفی شد که در رویکرد نخست یک مدل آماری برای پوشانه تعریف و سپس تلاش می‌شود در فرایند جاسازی پیام این مدل حفظ شود، درحالی‌که در رویکرد مبتنی بر هزینه هدف به کمینه‌رساندن اعوجاج حاصل از مجموع هزینه‌های اکتشافی به‌دست‌آمده از پوشانه است.؛ پس از آن، به بررسی نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری عمیق پرداخته شد. این رویکرد بر اساس یادگیری تقابلی تعریف می‌شود که از رابطه رقابتی بین نهان‌نگار و نهان‌کاو برای بهبود عملکرد جاسازی بهره می‌گیرد. سه راه‌کار متفاوت در این حوزه معرفی شد. راه‌کار تخمین نقشه احتمال جاسازی با استفاده از یادگیری تقابلی از شبکه GAN برای یادگیری یک نقشه احتمال بهینه بهره می‌گیرد که به‌دلیل استفاده از نتایج شبکه نهان‌کاو در یادگیری، باعث بهبود محرمانگی و امنیت می‌شود. در راه‌کاری دیگر، از مفهوم نمونه‌های تقابلی برای اصلاح هزینه‌های به‌دست آمده از روش‌های سنتی استفاده می‌شود که این نیز باعث بهبود عملکرد نهان‌نگار می‌شود. در راه‌کار سوم، یک چارچوب یکپارچه مبتنی بر بازی سه عامله (نهان‌نگار، نهان‌کاو و گیرنده) ارائه می‌شود که به تازگی مورد توجه پژوهش‌گران بسیاری قرار گرفته است.

در سناریوی واقعی فرض بر این است که روش‌های نهان‌کاوی به الگوریتم نهان‌نگاری مورد بررسی، معماری مدل، ابرپارامترها و مجموعه تصاویر دسترسی دارند؛ اما لزوماً به پارامترهای دقیق مدل دسترسی ندارند. با توجه به مقداردهی اولیه تصادفی پارامترها در آموزش مدل، نداشتن مدل از قبل آموزش‌دیده باعث کاهش دقت نهان‌کاوی می‌شود. این ویژگی محرمانگی روش‌های مبتنی بر یادگیری تقابلی را بهبود می‌بخشد. ازاین‌رو، در حال حاضر توجه پژوهش‌گران به استفاده از رویکرد تقابلی در نهان‌نگاری جلب شده است.

از سوی دیگر، در روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر یادگیری عمیق، مکان تغییرات جاسازی شده به‌طور مستقیم پیام مخفی را منعکس نمی‌کند؛ بلکه نیازمند شبکه استخراج‌کننده برای بازیابی پیام از توزیع تغییرات است که این امر باعث بهبود محرمانگی و امنیت روش‌های یکپارچه مبتنی بر بازی سه عامله نسبت به روش‌هایی که از الگوریتم‌های جاسازی موجود استفاده می‌کنند، می‌شود؛ از این‌رو، امید است که این رویکرد به مسیرهای پرباری برای پژوهش‌های بیشتر منجر شود.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

7-References ۷- مراجع

[1] Fridrich, J. *Steganography in digital media: principles, algorithms, and applications*. Cambridge University Press, 2009.

[2] Kipper, G. *Investigator's guide to steganography*. crc press, 2003.

[3] Bacon, F. and Watts, G., "Of the advancement and proficience of learning, or, the partitions of sciences, ix bookes," 1983.

[4] Britannica, E., "A dictionary of arts, sciences, and general literature," *Edinburgh: Adam and Charles Black*, 1875.

[5] Simmons, G. J., "The prisoners' problem and the subliminal channel," in *Advances in Cryptology*, pp.51–67, Springer, 1984.

[6] Ker, A. D., Bas, P., Böhme, R., Cogranne, R., Craver, S., Filler, T., Fridrich, J., and Pevnỳ, T., "Moving steganography and steganalysis from the laboratory into the real world," in *Proceedings of the first ACM workshop on Information hiding and multimedia security*, pp.45–58, 2013.

[7] Holub, V. and others,. *Content Adaptive Steganography: Design and Detection*. Citeseer, 2014.

[8] Fridrich, J., Soukal, D., "Matrix embedding for large payloads", Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, Vol. 1, pp. 390-395, 2006.

[9] Gao, Y., Li, X., Zeng, T., Yang, B., "Improving embedding efficiency via matrix embedding: a case study", in Image Processing (ICIP), 16th IEEE International Conference on, pp. 109-112, 2009.

[10] Zhang, X., Zhang, W., Wang, S., "Efficient double-layered steganographic embedding", Electronics letters, Vol. 43, pp. 482-483, 2007.

[۱۱] مهدوی, مجتبی ,سماوی ,شادرخ و خدامی, الهه , "نهان‌نگاری وفقی بر اساس پیچیدگی نسبی پیکسلها در تصاویر دوسطح "*,مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران. شماره ۶*, ص ۳۷-۴۹, ۱۳۸۸

[12] Mahdavi M, Samavi S, Khodami E. Steganography in Halftone Images based on Relative Complexity of Pixels. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, 6 (1) :37-49, 2009.

[۱۳] سلیمانی ,سید رحمان ,حق بین, سارا و نیازی,مسعود, "یک روش جدید نهان‌نگاری تطبیقی با ظرفیت مقیاس‌پذیر و کیفیت بصری بالا "*,فصلنامه علمی علوم و فناوریهای پدافند نوین. شماره ۴*, ص ۱-۱۴, ۱۳۹۲

[14] Soleimani, R, Haghbin, S, Niazi, M, "A New Method of Comparative Steganography with Scalable Capacity and High Visual Quality," Quarterly Journal of Modern Defense Science and Technology. No. 4, pp. 1-14, 2013

[۱۵] پورمحمدعلی ,علیرضا , پورمحی آبادی , مریم و نظام آبادی, حسین , "نهان‌نگاری ایمن مبتنی بر جاسازی ماتریسی جهت افزایش نرخ و بازدهٔ جاسازی "*,مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر* ,شماره ۴, ص ۱۷-۲۸, ۱۳۹۶

[16] Pourmohammadali, A, Pourmohiabadi, M, Nezamabadi, H, "Safe steganography based on matrix embedding to increase embedding rate and efficiency," Journal of Machine Vision and Image Processing, No. 4, pp. 17-28, 2017

[۱۷] فاتح, منصور، رجبلو, سمیرا، علی پور, الهه. "مروری بر نهان‌نگاری تصویر مبتنی بر مخفی‌سازی در کم‌ارزش‌ترین بیت و دسته‌بندی پیکسل و ارائه روشی جدید در این حوزه" .امنیت فضای تولید و تبادل اطلاعات (منادی); ۵ (۲): ۶۳-۷۱ ، ۱۳۹۵.

[18] Fateh, M., Rezvani, M. and Irani, Y., A new method of coding for steganography based on LSB matching revisited. *Security and Communication Networks*, pp.1-15, 2021.

[19] Bhardwaj, R. and Sharma, V., Image steganography based on complemented message and inverted bit LSB substitution. *Procedia Computer Science*, *93*, pp.832-838, 2016.

[20] Sahu, A.K. and Swain, G., High fidelity based reversible data hiding using modified LSB matching and pixel difference. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, *34*(4), pp.1395-1409, 2022.

[21] Noorazar, A, Nowruzi, Z, Mir, M, "Providing an improved method for image steganography based on linear code features," Electronic and cyber defense. No. 5, pp. 43-53, 2017

[۲۲] نورآذر ,علی ,نوروزی ,زین العابدین و میر, مهدی, "ارائه روشی بهبودیافته برای نهان‌نگاری تصویر مبتنی بر ویژگی های کد های خطی "*,پدافند الکترونیکی و سایبری. شماره ۵*, ص ۴۳-۵۳, ۱۳۹۶

[۲۳] ثابتی, وجیهه و احمدی, سارا, "نهان‌نگاری تطبیقی تصاویر در مقدار اختلاف ضرایب کسیسنوس گسسته "*,مجله علمی-پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات. شماره ۹* , ص ۵۵-۶۶, ۱۳۹۸

[24] Sabeti, V, Ahmadi, S, "Adaptive steganography of images in the difference of discrete cosine coefficients," Journal of Soft Computing and Information Technology. No. 9, pp. 55-66, 2019

[25] Filler, T. and Fridrich, J., "Gibbs construction in steganography," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.5, no.4, pp.705–720, 2010.

[26] Li, B., Tan, S., Wang, M., and Huang, J., "Investigation on cost assignment in spatial image steganography," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.9, no.8, pp.1264–1277, 2014.

[27] Pevný, T., Filler, T., and Bas, P., "Using highdimensional image models to perform highly undetectable steganography," in *International Workshop on Information Hiding*, pp.161–177, Springer, 2010.

[28] Holub, V. and Fridrich, J., "Designing steganographic distortion using directional filters," in *2012 IEEE International workshop*

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

IEEE International Workshop on Information Forensics and Security, Rome, Italy, November 16–19 2015.

[41] T. Denemark and J. Fridrich. “Model based steganography with precover,” In A. Alattar and N. D. Memon, editors, *Proceedings IS&T, Electronic Imaging, Media Watermarking, Security, and Forensics 2017*, San Francisco, CA, January 29–February 1, 2017.

[42] T. Denemark, “Side-Information For Steganography Design And Detection”, State University of New York at Binghamton, 2018.

[43] Boroumand, M., Fridrich, J., “Synchronizing embedding changes in side-informed steganography”, *Electronic Imaging*, vol 2020, no 4, bll 290–291, 2020

[44] W. Su, J. Ni, X. Li, and Y. Q. Shi, “A new distortion function design for jpeg steganography using the generalized uniform embedding strategy,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 28, no. 12, pp. 3545–3549, 2018.

[45] L. Guo, J. Ni, W. Su, C. Tang, and Y. Q. Shi, “Using statistical image model for JPEG steganography: Uniform embedding revisited,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 10, no. 12, pp. 2669–2680, 2015.

[46] X. Hu, J. Ni, and Y. Q. Shi, “Efficient jpeg steganography using domain transformation of embedding entropy,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 25, no. 6, pp. 773–777, 2018.

[47] K. Chen, H. Zhou, W. Zhou, W. Zhang, and N. Yu, “Defining cost functions for adaptive jpeg steganography at the microscale,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 14, no. 4, pp. 1052–1066, 2019.

[48] X. Liao, Y. Yu, B. Li, Z. Li, en Z. Qin, “A new payload partition strategy in color image steganography”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol 30, no 3, bll 685–696, 2019.

[49] Q. Giboulot, R. Cogranne, and P. Bas. Synchronization Minimizing Statistical Detectability for Side-Informed JPEG Steganography. In *IEEE International Workshop on Information Forensics and Security*, New York, NY, December 6–11, 2020.

[50] J. Butora and J. Fridrich. Steganography and its detection in JPEG images obtained with the "trunc" quantizer. In *Proceedings IEEE, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Barcelona, Spain, May 4–8, 2020.

[51] R. Cogranne, Q. Giboulot, en P. Bas, “Efficient Steganography in JPEG Images by Minimizing Performance of Optimal Detector”, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021.

[52] Filler, T., Judas, J., and Fridrich, J., “Minimizing additive distortion in steganography using syndrometrellis codes,” *on information forensics and security (WIFS)*, pp.234–239, IEEE, 2012.

[29] Holub, V., Fridrich, J., and Denemark, T., “Universal distortion function for steganography in an arbitrary domain,” *EURASIP Journal on Information Security*, vol.2014, no.1, p.1, 2014.

[30] Fridrich, J. and Kodovský, J., “Multivariate gaussian model for designing additive distortion for steganography,” in *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp.2949–2953, IEEE, 2013.

[31] Sedighi, V., Cogranne, R., and Fridrich, J., “Content adaptive steganography by minimizing statistical detectability,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.11, no.2, pp.221–234, 2015.

[32] Sedighi, V., Fridrich, J., and Cogranne, R., “Content adaptive pentary steganography using the multivariate generalized Gaussian cover model,” in *Media Watermarking, Security, and Forensics 2015*, vol.9409, pp.144–156, International Society for Optics and Photonics, 2015.

[33] Li, B., Wang, M., Huang, J., and Li, X., “A new cost function for spatial image steganography,” in *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp.4206–4210, IEEE, 2014.

[34] Li, B., Wang, M., Li, X., Tan, S., and Huang, J., “A strategy of clustering modification directions in spatial image steganography,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.10, no.9, pp.1905–1917, 2015.

[35] Denemark, T. and Fridrich, J., “Improving steganographic security by synchronizing the selection channel,” in *Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*, pp.5–14, ACM, 2015.

[36] Zhang, W., Zhang, Z., Zhang, L., Li, H., and Yu, N., “Decomposing joint distortion for adaptive steganography,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.27, no.10, pp.2274–2280, 2016.

[37] Su, W., Ni, J., Hu, X., and Fridrich, J., “Image steganography with symmetric embedding using gaussian markov random field model,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020.

[۳۸] عبدالهی, بهناز, هراتی, احد, طاهری‌نیا, امیرحسین. "پنهان‌نگاری متقارن مبتنی بر استنتاج میدان متوسط"، *علوم رایانش و فناوری اطلاعات*, ۱۴۰۱.

[39] B. Abdollahi, A. Harati, and A. Taherinia, "Non-additive image steganographic framework based on variational inference in Markov Random Fields," *Journal of Information Security and Applications*, vol. 68, p. 103254, 2022.

[40] Denemark, T., Sedighi, V., Holub, V., Cogranne,R., and Fridrich, J., “Side-informed steganography with additive distortion,” In

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

incomplete cover model," in *Proceedings of the thirteenth ACM multimedia workshop on Multimedia and security*, pp.69–76, 2011.

[66] Kouider, S., Chaumont, M., and Puech, W., "Adaptive steganography by oracle (aso)," in *2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp.1–6, IEEE, 2013.

[67] Zhang, K. A., CuestaInfante, A., Xu, L., and Veeramachaneni, K., "Steganogan: high capacity image steganography with gans," *arXiv preprint arXiv:1901.03892*, 2019.

[68] Yedroudj, M., Comby, F., and Chaumont, M., "Steganography using a 3player game," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, p.102910, 2020.

[69] W. Shi and S. Liu, "Hiding Message Using a Cycle Generative Adversarial Network," *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)*, 2022.

[70] Bas, P., Filler, T., and Pevný, T., "break our steganographic system": the ins and outs of organizing boss," in *International workshop on information hiding*, pp.59–70, Springer, 2011.

[71] Denemark, T., Sedighi, V., Holub, V., Cogranne, R., and Fridrich, J., "Selection - channel aware rich model for steganalysis of digital images," in *2014 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security (WIFS)*, pp.48–53, IEEE, 2014.

[72] Ker, A. D., Pevny, T., and Bas, P., "Rethinking optimal embedding," in *Proceedings of the 4th ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*, pp.93–102, 2016.

[73] Butora, J., Yousfi, Y., and Fridrich, J., "Turning cost based steganography into model based," in *Proceedings of the 2020 ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*, pp.151–159, 2020.

بهناز عبدالهی دانش‌آموخته دکترای هوش مصنوعی در سال ۱۴۰۱ از دانشگاه فردوسی مشهد است. وی مدرک کارشناسی را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه شهید باهنر کرمان و کارشناسی ارشد نرم‌افزار را از دانشگاه صنعتی اصفهان به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۷ و ۱۳۹۰ دریافت کرد. علایق پژوهشی او شامل مدل‌سازی احتمالاتی، پردازش تصویر، نهان‌نگاری و یادگیری عمیق است.

نشانی رایانامهٔ ایشان، عبارت است از:

b.abdollahi@mail.um.ac.ir

IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol.6, no.3, pp.920–935, 2011.

[53] Pevny, T., Bas, P., and Fridrich, J., "Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix," *IEEE Transactions on information Forensics and Security*, vol.5, no.2, pp.215–224, 2010.

[54] Fridrich, J. and Kodovsky, J., "Rich models for steganalysis of digital images," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.7, no.3, pp.868–882, 2012.

[55] Goodfellow, I., PougetAbadie, J., Mirza, M., Xu, B., WardeFarley, D., Ozair, S., Courville, A., and Bengio, Y., "Generative adversarial nets," in *Advances in neural information processing systems*, pp.2672–2680,2014

[56] Szegedy, C., Zaremba, W., Sutskever, I., Bruna, J., Erhan, D., Goodfellow, I., and Fergus, R., "Intriguing properties of neural networks," *arXiv preprint arXiv:1312.6199*, 2013.

[57] Zhang, Y., Zhang, W., Chen, K., Liu, J., Liu, Y., and Yu, N., "Adversarial examples against deep neural network based steganalysis," in *Proceedings of the 6th ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*, pp.67–72.2018.

[58] Tang, W., Li, B., Tan, S., Barni, M., and Huang, J., "Cnn based adversarial embedding for image steganography," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.14, no.8, pp.2074–2087, 2019.

[59] Ma, S., Zhao, X., and Liu, Y., "Adaptive spatial steganography based on adversarial examples," *Multimedia Tools and Applications*, vol.78, no.22, pp.32503–32522, 2019.

[60] Liu, M., Song, T., Luo, W., Zheng, P. and Huang, J., "Adversarial steganography embedding via stego generation and selection" *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2022.

[61] Qin, X., Li, B., Tan, S., Tang, W., Huang , en J., "Gradually Enhanced Adversarial Perturbations on Color Pixel Vectors for Image Steganography", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022.

[62] Tang, W., Tan, S., Li, B., and Huang, J., "Automatic steganographic distortion learning using a generative adversarial network," *IEEE Signal Processing Letters*, vol.24, no.10, pp.1547–1551, 2017.

[63] Yang, J., Ruan, D., Huang, J., Kang, X., and Shi, Y.Q., "An embedding cost learning framework using gan," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol.15, pp.839–851, 2019.

[64] Li, F., Yu, Z. and Qin, C.," GAN-based spatial image steganography with cross feedback mechanism" *Signal Processing*, *190*, p.108341, 2022.

[65] Kodovsky, J., Fridrich, J., and Holub, V., "On dangers of overtraining steganography to

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]

احد هراتی در سال ۱۳۸۲ مدرک کارشناسی ارشد هوش مصنوعی و رباتیک را از دانشگاه تهران و در سال ۱۳۸۷ دکترای خود را از موسسه فناوری فدرال زوریخ (ETHZ)، زوریخ، سوئیس دریافت کرد. وی در حال حاضر به عنوان دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه فردوسی مشهد در حال فعالیت است. علایق تحقیقاتی او شامل ادراک ربات به ویژه دید سه بعدی، یادگیری تقویتی و مدل‌های احتمالاتی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان، عبارت است از:

a.harati@um.ac.ir

امیرحسین طاهری‌نیا مدرک کارشناسی خود را سال ۱۳۸۳ در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه فردوسی مشهد و کارشناسی ارشد و دکترای مهندسی کامپیوتر را در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۹۰ از دانشگاه صنعتی شریف دریافت کرد. وی در حال حاضر به عنوان دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه فردوسی مشهد در حال فعالیت است. علایق پژوهشی او شامل امنیت چندرسانه‌ای، پنهان‌سازی داده‌ها و پردازش سیگنال چندرسانه‌ای است.

نشانی رایانامهٔ ایشان، عبارت است از:

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-05-14]

[DOI: 10.61186/jsdp.20.3.141]