

نهان کاوی تصویر با استفاده از پنجره گذاری ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک

سید سبحان موسوی^۱، عبدالرسول میرقدری^{۲*}

۱- کارشناس ارشد، ۲- دانشیار، دانشگاه جامع امام حسین (ع)

(دریافت: ۹۴/۰۶/۲۰، پذیرش: ۹۵/۰۶/۱۸)

چکیده

نهان کاوی یکی از موضوعات چالش برانگیز و جذاب برای پژوهشگران در زمینه توسعه روش های نهان نگاری است. نهان کاوی روشی است برای تشخیص اطلاعات پنهان شده در نهانه که توسط الگوریتم های نهان نگاری ایجاد شده است. انواع مختلفی از روش های استخراج ویژگی برای نهان کاوی ارائه شده است که هر کدام از آن ها دارای مزایای مربوط به خود می باشند. ساخت مجموعه ای از ویژگی های مختلف می تواند عملکرد نهان کاو را بهبود بخشد. بیشتر الگوریتم های نهان کاوی مدرن یک دسته بندی کننده را بر اساس بردارهای ویژگی، آموزش می دهند. یکی از محبوب ترین و دقیق ترین دسته بندی کننده ها، ماشین بردار پشتیبان است. در این مقاله بر اساس تجربیات و مطالعه روش های مختلف نهان کاوی، یک روش نهان کاوی کارآمد با استفاده از پنجره گذاری روی ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک پیشنهاد شده است. در روش پیشنهادی، تصمیم نهایی روی کل تصویر به کمک روش رأی گیری اکثریت با استفاده از استخراج ویژگی های مناسب هر پنجره اعلام شده است. نتایج عملی و شبیه سازی نشان می دهد که روش پیشنهادی برای کشف وجود پیام در تصاویر به ویژه در نرخ های جاسازی پایین در مقایسه با روش های نهان کاوی موجود دقت بیشتری تا حدود ۹۹ درصد دارد.

کلیدواژه ها: تبدیل موجک، پنجره گذاری، پوشانه، دسته بندی کننده، نهان کاوی، نهانه

Image Steganalysis using High Frequency Coefficients of Wavelet Windowing

S. S. Mousavi, A. Mirghadri*

Imam Hossein University

(Received: 11/09/2015; Accepted: 08/09/2016)

Abstract

Steganalysis is one of the challenging and attractive subjects for the scientists interested in the development of steganography methods. Steganalysis is the procedure to detect the hidden information from the stego created by known steganography algorithms. Different kinds of extraction methods have been proposed for steganalysis, each have their own advantages when attacking different kinds of steganography methods. Making a combination of different feature sets will improve the performance of the steganalysis system. Most modern steganalysis algorithms train a supervised classifier on the feature vectors. One of the most popular and most accurate classifier is support vector machine (svm). In this paper, based on experiences and study different ways, an efficient steganalysis method using windowing on high-frequency coefficients of wavelet transform is proposed. In the proposed method, the final decision on the entire images is announced by majority voting technique using extracted convenient features of each window. Experimental and simulation results show that the proposed method for the detection message embedded in images, especially in low rates compared to existing steganalysis methods has more carefully hidden by about 99 percent.

Keywords: Wavelet Transform, Windowing, Cover, Classifier, Steganalysis, Stego Image

*Corresponding Author E-mail: amrghdri@ihu.ac.ir

۱. مقدمه

هنر نهان‌نگاری تصویر، جاسازی اطلاعات در یک تصویر میزبان (پوشانه) است به طوری که منجر به تخریب آشکار تصویر میزبان نشود. بنابراین در نهان‌نگاری، حد کیفیت باید رعایت شود. مهم ترین کاربرد نهان‌نگاری در زمینه پنهان‌سازی اطلاعات با ارزش به منظور حفاظت از اطلاعات طبقه‌بندی با تبادل مخفیانه پیام از طریق یک شبکه ارتباط عمومی است. در شبکه‌های ارتباطی، تصاویر ثابت زیادی جابه‌جا می‌شوند و از آنجایی که دارای ظرفیت بالایی برای نهان‌نگاری هستند، ناگزیر منبع خوبی برای میزبانی پیام هستند. در مقابل، هدف اصلی نهان‌کاوی تشخیص پنهان‌ها از پوشانه است. از دیگر اهداف آن می‌توان به تخریب پیام، استخراج پیام، تغییر پیام و یافتن الگوریتم‌های نهان‌نگاری اشاره کرد.

در چند سال اخیر تحقیق در زمینه نهان‌کاوی تصاویر، جهش بزرگی داشته است. بسیاری از روش‌های نهان‌نگاری، امروزه توسط الگوریتم‌های نهان‌کاوی کور قابل‌شناسایی هستند. موفقیت این نهان‌کاوها را می‌توان به خاطر استفاده از آماره مرتبه بالا و سازوکار خودتنظیمی^۱ دانست که آماره‌های تصویر اصلی را از روی تصویر پنهان موجود، تخمین می‌زنند.

نهان‌کاوی از سه دیدگاه اهمیت پیدا می‌کند. در دیدگاه اول، شخص به عنوان یک نهان‌نگار قصد دارد اطلاعاتی را به صورت مخفیانه انتقال دهد که باید امنیت روش کار او در مقابل روش‌های مختلف نهان‌کاوی بررسی شود. پس با استفاده از روش‌های نهان‌کاوی موجود، باید روش نهان‌نگاری مورد نظر را محک زد. در دیدگاه دوم یک شخص یا یک نهاد می‌خواهد امنیت اطلاعات خصوصی خود را حفظ نماید. در دیدگاه سوم فرد به عنوان یک مهاجم می‌تواند اطلاعاتی که از طریق یک تصویر نهان‌نگاری شده در حال انتقال است را استخراج کند.

به طور کلی در یک دسته‌بندی، نهان‌کاوی را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد؛ نهان‌کاوی خاص که با اطلاع از الگوریتم نهان‌نگاری، جاسازی داده در تصویر را شناسایی می‌کند و نهان‌کاوی کور که بدون اطلاع از الگوریتم نهان‌نگاری، جاسازی داده را تشخیص می‌دهد. اولین حملات به نهان‌نگاری، حمله به نهان‌نگاری کم‌ارزش‌ترین بیت است. وستفلد و فیتزمن [۱]، آزمون مربع خی را جهت حمله به نهان‌نگاری کم‌ارزش‌ترین بیت ارائه کردند و نخستین تحلیل کمی بر روی نهان‌نگاری بر اساس کم‌ارزش‌ترین بیت توسط فردریچ و همکارانش [۲] صورت گرفت. این تحلیل با عنوان تحلیل RS^۲ شناخته می‌شود. هلوپاک و همکارانش [۳]، بعد از تبدیل موجک گرفتن از تصویر، سیگنال

Stego را تخمین و آماره‌های مرتبه بالای تابع چگالی احتمال را استخراج کردند. همچنین دسته‌بندی کننده FLD را برای نهان‌کاوی مورد استفاده قرار دادند. لو و همکارانش [۴]، از تصویر تا ۳ سطح تبدیل بسته موجک^۳ گرفتند و ممان‌های هیستوگرام مستخرج از ضرایب تبدیل را جهت نهان‌کاوی تصاویر Jpeg به‌کار بردند.

یانگ و همکارانش [۵]، یک تبدیل بسته موجک دوسطحی را روی تصاویر Jpeg انجام دادند، سپس ماتریس انتقال تجربی را برای به‌دست آوردن همبستگی زیر باندها استفاده کردند. آن‌ها طبقه‌بندی کننده خطی فیشر را برای دسته‌بندی پنهان و پوشانه، مورد استفاده قرار دادند. لیو و همکارانش [۶]، با ترکیب انرژی گرادینان، آنتروپی، ضرایب موجک و آماره‌های مرتبه بالای خطای پیش‌گوی تصویر، روشی برای نهان‌کاوی عام ارائه دادند. سان و همکارانش [۷]، ممان‌های تابع مشخصه زیرباندهای تبدیل موجک را برای نهان‌کاوی تصویر مورد استفاده قرار دادند. چن و همکارانش [۸]، مجموعه‌ای از ویژگی‌های مارکوف را برای محاسبه همبستگی درون قالبی^۴ و میان قالبی^۵ ضرایب DCT تصاویر Jpeg استفاده کردند. کودوسکی و همکارانش [۹]، یک مجموعه ویژگی ترکیبی را با استفاده از مفهوم درجه‌بندی^۶ دکارتی آزمایش و استفاده کردند. پونی و همکارانش [۱۰]، مدل‌های مارکوف مرتبه بالا را برای به‌دست آوردن اختلاف بین پیکسل‌های همسایه در حوزه مکان استفاده کردند. چو و همکارانش [۱۱]، تحلیل قالبی را جهت نهان‌کاوی عام ارائه دادند و ترکیبی از ویژگی‌های DCT و مارکوف را مورد استفاده قرار دادند. عمرانی و بیات [۱۲] تصویر را به قالب‌های کوچک‌تر تقسیم کرده و از هر قالب تا ۳ سطح تبدیل بسته‌ای موجک گرفتند. آن‌ها ترکیبی از ویژگی‌های DCT و مارکوف ضرایب موجک هر قالب را جهت نهان‌کاوی مورد استفاده قرار دادند. موسوی و همکارانش [۱۳]، تصویر را به قالب‌های ۶۴×۶۴ تقسیم کرده و از هر قالب تا ۳ سطح تبدیل موجک گرفتند. ویژگی‌های آماری هر قالب را استخراج و برای نهان‌کاوی تصاویر Jpeg مورد استفاده قرار دادند.

در ادامه مقاله و در بخش دوم، مفاهیم پایه مورد نیاز بیان شده است. در بخش سوم روش پیشنهادی و مراحل طراحی آن شرح داده شده است. در بخش چهارم روش پیشنهادی شبیه‌سازی شده و نتایج با سایر روش‌ها مقایسه شده است. در بخش پنجم نتیجه‌گیری بیان شده و در نهایت مراجع در بخش آخر آمده است.

³ Wavelet Packet Transform

⁴ Inter-Block

⁵ Intra-Block

⁶ Calibration

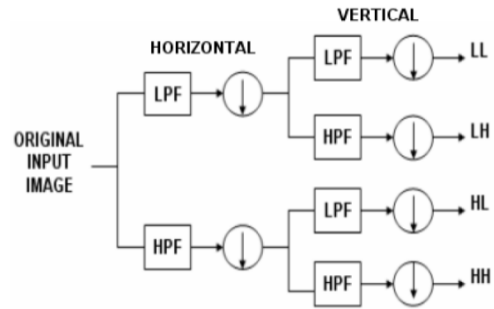
¹ Self-Calibration

² Regular-Singular

۲. مفاهیم پایه

۱-۲. تبدیل موجک

تبدیل موجک یک تبدیل چند سطحی است که علاوه بر اطلاعات فرکانسی، اطلاعات مکانی تصویر را نیز با خود به همراه دارد. شکل (۱) روش کلی تبدیل موجک گسسته^۱ دوبعدی (تصویر) را نشان می‌دهد.



شکل ۱. روند اعمال یک تبدیل موجک گسسته دوبعدی بر روی یک تصویر

کلیت کار در این تبدیل به این صورت است که ابتدا در راستای افقی یک فیلتر پایین‌گذر یا بالاگذر روی تصویر اعمال شده و سپس زیرنمونه‌برداری^۲ روی تصویر صورت می‌گیرد. خروجی حاصل از این مرحله در راستای عمودی از یک فیلتر پایین‌گذر یا بالاگذر عبور می‌کند و دوباره زیر نمونه‌برداری صورت می‌گیرد. بسته به این‌که فیلتر مورد استفاده در راستای افقی یا عمودی، بالاگذر یا پایین‌گذر باشد، نوع خروجی معرف زیرباندهای خاصی از تصویر است.

در شکل (۱)، LL، معرف تصویری است که در هر دو راستای روی آن فیلتر پایین‌گذر اعمال شده است. از این رو این تصویر دارای مؤلفه‌های فرکانس پایین است. در تصویر، این مؤلفه‌ها بیانگر جزئیات یک تصویر است. LH خروجی حاصل از اعمال فیلتر پایین‌گذر در راستای افقی و فیلتر بالاگذر در راستای عمودی است. خروجی این تصویر جزئیات در راستای افقی و کلیات در راستای عمودی را نشان می‌دهد. به این ترتیب لبه‌های افقی در تصویر LH استخراج می‌شوند. حالت مشابه برای HL وجود دارد و در آن لبه‌های عمودی استخراج می‌شوند. HH بیانگر خروجی‌ای است که در هر دو راستا، فیلتر بالاگذر روی آن اعمال شده است. از این رو این خروجی لبه‌های قطری را نشان می‌دهد و کلیات تصویر ورودی را دارا می‌باشد.

۲-۲. گشتاور تابع چگالی احتمال

فرض می‌شود دنباله‌ای مانند $x=(x_1, \dots, x_N)$ نمونه‌هایی هستند که به صورت مستقل از یک تابع چگالی احتمال نامعلوم مانند

$p(x)$ انتخاب شده باشند. تخمین گشتاور مرتبه n ام برای نمونه‌های این تابع چگالی احتمال عبارت است از:

$$\hat{m}_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^n, \quad n \geq 1 \quad (1)$$

معمولاً ضرایب موجک در تصاویر حاوی پیام و فاقد پیام خاصیت تقارن حول مبدأ صفر را دارا می‌باشند، بنابراین گشتاورهای مرتبه فرد معمولاً برابر با صفر می‌شود. برای جلوگیری از چنین رخدادی گشتاور مطلق مرتبه n ام یک تابع چگالی احتمال به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۴]:

$$m_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^n, \quad n \geq 1 \quad (2)$$

رابطه (۲) تخمینی ناریب از گشتاور مطلق n ام تابع چگالی احتمال به شکل زیر است:

$$m_n^A = E|X|^n = \int_{-\infty}^{\infty} p(x)|x|^n dx \quad (3)$$

تابع مشخصه یک تابع چگالی احتمال در واقع تبدیل فوریه تابع چگالی احتمال است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Phi(t) = \int_{-\infty}^{\infty} p(x)e^{jtx} dx \quad (4)$$

برای محاسبه تابع چگالی احتمال از روی تابع مشخصه^۳ دارید:

$$p(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(t)e^{-jtx} dt \quad (5)$$

گشتاور مرتبه n ام تابع چگالی احتمال عبارت است از مشتق n ام تابع مشخصه تابع چگالی احتمال حول نقطه $t=0$ یعنی:

$$\hat{m}_n^A \approx m_n = j^{-n} \frac{d^n}{dt^n} \Phi(t)_{t=0} \quad (6)$$

۳-۲. گشتاور تابع مشخصه

به صورتی مشابه، گشتاور مرتبه n ام یک تابع مشخصه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M_n = \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(t)t^n dt \quad (7)$$

و نیز گشتاور مطلق مرتبه n ام تابع مشخصه عبارت خواهد بود از:

$$M_n^A = \int_{-\infty}^{\infty} |\Phi(t)||t|^n dt \quad (8)$$

گشتاور مرتبه n ام تابع مشخصه برابر است با مشتق مرتبه n ام تابع چگالی احتمال $p(x)$ در نقطه $x=0$ ، یعنی:

$$M_n = j^{n2} \pi \frac{d^n}{dx^n} p(x)_{x=0} \quad (9)$$

برای به دست آوردن تابع مشخصه تابع چگالی احتمال بر حسب نمونه‌های دیده شده ابتدا تابع چگالی احتمال به صورت

³ Characteristic Function

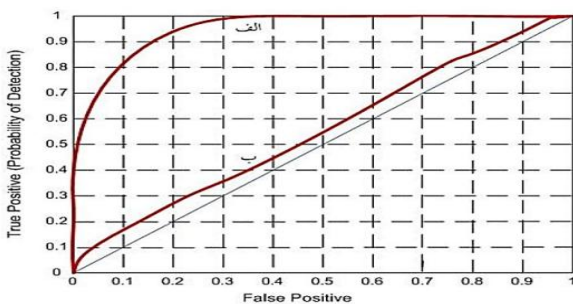
¹ Discrete Wavelet Transform

² Down-Sampling

همواره بر روی نمودار ROC قرار دارند و چگونگی رفتار منحنی در بین این دو نقطه مبین عملکرد الگوریتم نهان‌کاوی می‌باشد.

هر چقدر منحنی ROC بالاتر از خط $y=x$ قرار گیرد، حمله در تشخیص درست نهانه با کمترین خطا، عملکرد بهتر و قوی‌تری خواهد داشت. در مقابل، در نهان‌نگاری هر چقدر منحنی ROC نزدیک‌تر به خط $y=x$ باشد، روش نهان‌نگاری امن‌تر است.

همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود روش نهان‌کاوی الف بهتر از روش نهان‌کاوی ب است چون فاصله آن از خط $y=x$ بیشتر است.



شکل ۲. مقایسه منحنی ROC دو روش نهان‌کاوی الف و ب [۱۶]

۴-۵. خطای پیشگوی تصویر

دسته دیگری از مشخصه‌های آماری که به عنوان ویژگی برای تحلیل نهان‌نگاری استفاده می‌شود عبارت است از خطای پیشگوی تصویر. نهان‌نگاری اعوجاجی روی تصویر اصلی ایجاد می‌کند که به کمک خطای پیشگوی تصویر می‌توان این اعوجاج را یافت. در [۱۷] برای محاسبه خطای پیشگوی تصویر رابطه (۱۴) پیشنهاد شده که از تفریق پیکسل پیشگویی شده و پیکسل اصلی به دست می‌آید:

$$e_h(i,j) = x(i+1,j) - x(i,j)$$

$$e_v(i,j) = x(i,j+1) - x(i,j) \quad (14)$$

$$e_d(i,j) = x(i+1,j+1) - x(i,j)$$

$e_h(i,j)$ ، $e_v(i,j)$ و $e_d(i,j)$ به ترتیب نمایانگر خطای پیشگوی (i,j) در جهت افقی، عمودی و قطری است. این ویژگی به جاسازی داده در تصویر حساس است و با استفاده از آن می‌توان به جاسازی داده در تصویر پی برد.

۳. روش پیشنهادی

روش تحلیل قالبی^۲ اولین بار توسط چو و همکارانش [۱۸] مطرح شد. آن‌ها عقیده داشتند به جای این‌که یک تصمیم در مورد کل تصویر گرفته شود، با تقسیم تصویر به قالب‌های کوچک‌تر می‌توان نمونه‌های بیشتری را از یک تصویر در اختیار داشت و تصمیم‌های

هیستوگرام با M بخش $\{h(m)\}_{m=0}^{M-1}$ ، درمی‌آید. سپس برای تابع مشخصه گسسته داریم:

$$\Phi(k) = \sum_{m=0}^{M-1} h(m) \exp\left\{\frac{j2\pi mk}{K}\right\} \quad 0 \leq k \leq K-1 \quad (10)$$

که K عبارت است از:

$$K = 2^{\lceil \log_2 M \rceil} \quad (11)$$

وانگ و مولین [۱۵]، گشتاور مرتبه n یک تابع مشخصه را به صورت زیر تعریف کردند:

$$\hat{M}_n = \sum_{k=0}^{K-1} \Phi(k) \sin^n\left(\frac{\pi k}{K}\right) \quad (12)$$

گشتاور مطلق مرتبه n یک تابع مشخصه را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\hat{M}_n^A = \sum_{k=0}^{K-1} |\Phi(k)| \sin^n\left(\frac{\pi k}{K}\right) \quad (13)$$

علت تعریف گشتاور مطلق به صورت رابطه (۱۳) این است که این تعریف، حد بالایی برای مشتقات هیستوگرام تابع در اختیار قرار می‌دهد [۱۵]. گشتاور مرتبه n نرمالیزه به صورت $\hat{M}_n^A = \frac{\hat{M}_n^A}{\hat{M}_0^A}$ تعریف می‌شود؛ یعنی از تقسیم ممان مرتبه n بر ممان مرتبه صفر، ممان مرتبه n نرمالیزه به دست می‌آید.

۴-۲. منحنی ROC

برای فهم بهتر و ارزیابی همه جانبه عملکرد روش نهان‌کاوی، از نمودار مشخصه عملکرد گیرنده، معروف به ROC^۱ استفاده می‌شود.

چهار رخداد ممکن است روی دهد که به یکدیگر وابسته بوده و بر هم تأثیر متقابل می‌گذارند. این چهار رخداد عبارتند از [۱۶]:

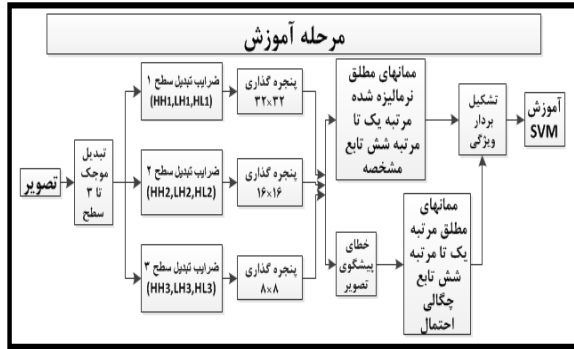
- T_P : تعداد مواردی که تصویر، نهانه بوده و نهان‌کاو هم آن را نهانه تشخیص داده است.
- F_N : تعداد مواردی که تصویر، نهانه بوده و نهان‌کاو به اشتباه آن را پوشانه تشخیص داده است.
- F_P : تعداد مواردی که تصویر، پوشانه بوده و نهان‌کاو به اشتباه آن را نهانه تشخیص داده است.
- T_N : تعداد مواردی که تصویر، پوشانه بوده و نهان‌کاو هم آن را پوشانه تشخیص داده است.

در این منحنی مقادیر F_P یا احتمال تشخیص مثبت نادرست، در بازه [۰،۱] بر روی محور افقی و مقادیر T_P یا احتمال تشخیص مثبت درست (آشکارسازی)، در بازه [۰،۱] بر روی محور عمودی نمایش داده می‌شود. دو نقطه ابتدایی و انتهایی [۰،۰] و [۱،۱]

² Block

¹ Receiver Operating Characteristics (ROC) Curve

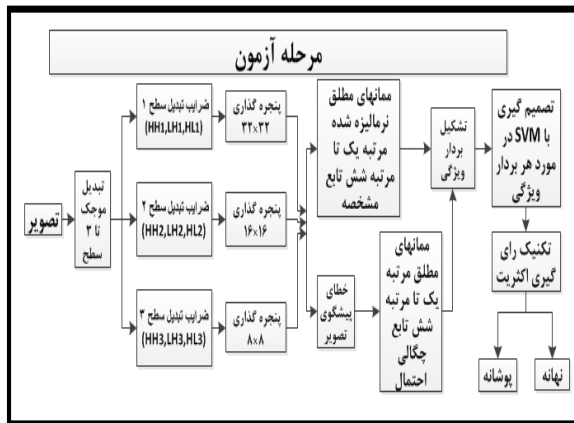
پوشانه (با توجه به این‌که از تصویر نهانه یا پوشانه استخراج شده باشد) تقسیم و با استفاده از این دو کلاس، یک دسته‌بندی کننده SVM [۱۹] با هسته خطی جهت تمایز بین نهانه و پوشانه آموزش داده می‌شود.



شکل ۴. مرحله آموزش روش پیشنهادی

۲-۳. مرحله آزمون

برای یک تصویر آزمون مطابق با شکل (۵)، دقیقاً همان مراحل که در مرحله آموزش بیان شد، اجرا می‌شود. یعنی از هر تصویر آزمون تا سطح تبدیل موجک گرفته و روی ضرایب هر سطح پنجره‌گذاری‌های ۳۲×۳۲، ۱۶×۱۶ و ۸×۸ انجام می‌شود. ممان‌های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه و ممان‌های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال خطای پیشگوی هر پنجره استخراج و بردار ویژگی‌های آن‌ها تشکیل می‌شود. آنگاه بردارهای ویژگی به SVM ای که در مرحله قبل، مورد آموزش قرار گرفت، داده می‌شود تا یک تصمیم در مورد نهانه یا پوشانه بودن بردارها اعلام کند.



شکل ۵. مرحله آزمون روش پیشنهادی

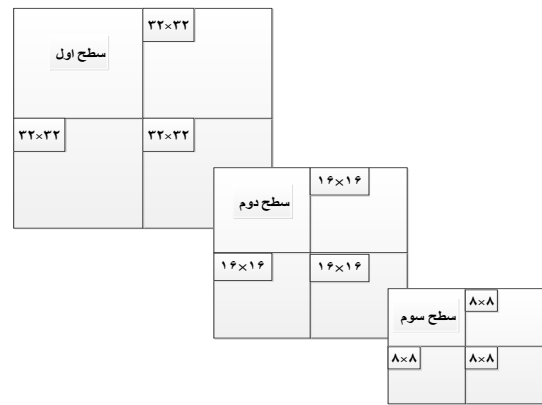
برای مثال اگر ابعاد تصویر برابر با $X \times Y$ باشد، تعداد کل بردارهای ویژگی برابر با $\frac{X \times Y}{2 \times 2}$ و تعداد تصمیم‌ها برابر با $\frac{X \times Y}{32 \times 32}$ خواهد بود. پس از ساخت $\frac{X \times Y}{32 \times 32}$ تصمیم، روش رأی‌گیری اکثریت برای اعلام تصمیم نهایی در مورد نهانه یا پوشانه بودن تصویر به کار برده می‌شود. اگر تعداد بردار ویژگی‌هایی که نهانه

بیشتر و بهتری را روی تصویر گرفت، پس به جای افزایش تعداد ویژگی‌ها، با افزایش تعداد تصمیم‌ها می‌توان دقت کشف را افزایش داد. نهان‌کاوی قالبی دو مزیت مهم دارد، اول این‌که عملکرد نهان‌کاوی بدون افزایش ویژگی‌ها بهتر است. دوم این‌که طرح قالبی می‌تواند نتایج کشف دقیق‌تری برای یک تصویر آزمون فراهم کند، چون نمونه‌های بیشتری را در اختیار دارد و هر کدام از نمونه‌ها را به صورت مجزا می‌آزماید.

حال روشی نو و کارآمد به عنوان روش پیشنهادی شرح داده می‌شود. چون با تبدیل موجک می‌توان به ضرایب فرکانس بالای تصویر در سطوح پایین‌تر دست یافت و اطلاعات مفیدی را برای نهان‌کاوی در اختیار ما قرار می‌دهد، بنابراین ابتدا از تصویر تا سطح تبدیل موجک گرفته می‌شود. همچنین قالبی کردن تصویر به شیوه‌ای ابتکاری، به صورت پنجره‌گذاری به کار برده می‌شود. این روش شامل دو فرآیند آموزش و آزمون است که هر فرآیند به صورت جداگانه شرح داده می‌شود.

۱-۳. مرحله آموزش

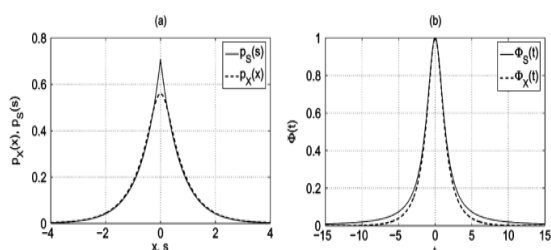
با توجه به شکل (۴)، ابتدا از تصویر تا سطح تبدیل موجک گرفته (فیلتر تبدیل موجک مورد استفاده، فیلتر هار می‌باشد) آنگاه روی ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک هر سطح، پنجره‌گذاری انجام می‌شود. چونکه ابعاد هر سطح از تبدیل موجک یک تصویر، نصف سطح قبل است، پس ابعاد پنجره‌گذاری در سطح اول ۳۲×۳۲، سطح دوم ۱۶×۱۶ و سطح سوم ۸×۸ انتخاب می‌شود (شکل (۳)).



شکل ۳. پنجره‌گذاری روی ضرایب تبدیل موجک

ممان‌های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه برای پنجره‌های ۳۲×۳۲، ۱۶×۱۶ و ۸×۸ ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک هر سطح استخراج می‌شود. همچنین خطای پیشگوی تصویر [۱۷] برای پنجره‌های ۳۲×۳۲، ۱۶×۱۶ و ۸×۸ در جهت افقی، عمودی و قطری (E_H, E_V, E_D) محاسبه و ممان‌های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال آن‌ها استخراج و بردار ویژگی تشکیل می‌شود. بردارهای ویژگی به دو کلاس نهانه و

برای ضرایب موجک یک تصویر، هیستوگرام و $p_{\alpha, \beta}(s)$ تخمین زده شده معمولاً در نقطه $s=0$ به صورت تیز و قلّه دار می باشد. هنگامی که $p_{\alpha, \beta}(s)$ توسط یک $p_Z(z)$ نرم^۵، همانند یک نویز با تابع چگالی احتمال گوسی فیلتر شود، این قلّه تیز نرم تر و مسطح تر می شود. به این ترتیب بیشترین تغییر بین $p_S(z)$ و $p_X(z)$ در همسایگی صفر دیده می شود. قسمت a در شکل (۶) این موضوع را نشان می دهد. همان طور که گفته شد، ممان مطلق مرتبه n یک تابع چگالی احتمال با وزن دار کردن تابع چگالی احتمال با $|x|^n$ حاصل می شود. یعنی، هر چه از مبدأ دورتر شوید مقدار این وزن بیشتر می شود. از آنجایی که مطابق با شکل (۶) بیشترین اختلاف $p_S(z)$ و $p_X(z)$ در حوالی نقطه صفر می باشد و نقطه صفر در وزن ده، وزن صفر می گیرد ($x=0$)، در نتیجه ممان مطلق تابع چگالی احتمال به جای تأکید کردن بر تفاوت میان دو تابع چگالی احتمال، آن را نادیده می گیرد.



شکل ۶. توابع چگالی احتمال و توابع مشخصه متناظر برای تصویر حامل. (a) توابع چگالی احتمال و (b) توابع مشخصه [۱۵].

به خاطر دارید که ممان مطلق مرتبه n تابع چگالی احتمال با مشتق مرتبه n از تابع مشخصه همان تابع چگالی احتمال حول مبدأ متناسب است. قسمت b شکل (۶)، مقدار نمودار تابع مشخصه دو تابع چگالی احتمال را نشان می دهد. ملاحظه می شود که مقدار دو تابع مشخصه در حوالی نقطه صفر برابر است.

در نقطه مقابل، ممان مطلق مرتبه n تابع مشخصه، با وزن دهی تابع مشخصه با $|t|^n$ حاصل می شود. همان طور که در قسمت b شکل (۶) دیده می شود، بین $\Phi_X(t)$ و $\Phi_S(t)$ برای مقادیر بزرگ t اختلاف چشمگیری وجود دارد و توسط ممان مطلق مرتبه n تابع مشخصه بر روی این اختلافها تأکید می شود (زیرا مقادیر بزرگ t در مقادیر اختلاف ضرب می شوند و اختلاف را بیشتر می کنند). این موضوع را با گرفتن مشتق مرتبه n از توابع چگالی احتمال در نقطه صفر نیز می توان دید. همان طور که گفته شد، مشتق مرتبه n تابع چگالی احتمال حول نقطه صفر برابر با ممان مرتبه n تابع مشخصه می باشد. مقدار این مشتق برای دو تابع چگالی احتمال چشمگیر است. بنابراین می توان دید که ممان

(پوشانه) تشخیص داده شده، بیشتر از تعداد ویژگی های پوشانه (نهنانه) باشد، تصویر نهنانه (پوشانه) می باشد.

البته روش چو و همکارانش [۱۱ و ۱۸] برای قالب بندی تصویر پیچیده است. زیرا آن ها سعی کردند با استفاده از ساختار درختی برداری^۱، دسته بندی به چند کلاس و وزن دهی^۲ به کلاس ها دقت کشف خود را افزایش دهند، در صورتی که روش پیشنهادی مقاله چون از تصویر تبدیل موجک می گیرد و سپس ضرایب تبدیل موجک را (اطلاعات بیشتری جهت نهن کاوی در اختیار ما قرار می دهد) با روشی ابتکاری (پنجره گذاری متناسب با اندازه هر سطح تبدیل موجک) پنجره گذاری می کند، با ویژگی های کمتر، دقت کشف بالاتری دارد.

۳-۳. انتخاب ویژگی ها

تأثیر نهن نگاری بر روی یک تصویر حامل فاقد پیام می تواند به صورت یک نویز افزودنی در نظر گرفته شود. هنگامی که این نویز افزوده می شود، برخی از خصیصه های آماری تصویر ممکن است تغییر کند. برای تحلیل و انتخاب ویژگی های مورد استفاده این تأثیر به صورت زیر مدل می شود:

ضرایب موجک یک تصویر در باندهای بالاگذر (که از آن ها به عنوان ورودی تحلیل استفاده می شود) را می توان با توزیع تعمیم یافته گوسی^۳ مدل کرد [۱۷].

$$p_{\alpha, \beta}(s) \equiv \frac{\beta}{2\alpha\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} \exp\left\{-\left(\frac{|s|}{\alpha}\right)^\beta\right\}, \quad (15)$$

$$\alpha > 0, \beta > 0, s \in \mathbb{R}$$

که در آن $\Gamma(\cdot)$ تابع گاما، α پارامتر مقیاس و β پارامتر قالب^۴ می باشد.

توزیع های گوسی و لاپلاسین صورت خاصی از توزیع تعمیم یافته می باشند که در آن ها به ترتیب β برابر با ۲ و ۱ است.

نویز جمع پذیری که حاوی اطلاعات محرمانه است به صورت ترکیبی از نویز ضربه (با احتمال γ) و نویز گوسی $N(0, \sigma^2)$ (با احتمال $1-\gamma$) مدل می شود، یعنی:

$$Z_\gamma \sim (1-\gamma)\delta(0) + \gamma N(0, \sigma^2) \quad \gamma \in [0, 1] \quad (16)$$

به طور خلاصه می توان مدل جاسازی اطلاعات در حوزه فرکانس (موجک) را به صورت زیر بیان کرد:

$$\begin{cases} X = S + Z \\ S \sim p_{\alpha, \beta}(s) \quad \alpha > 0, \beta > 0 \\ Z_\gamma \sim (1-\gamma)\delta(0) + \gamma N(0, \sigma^2) \quad \gamma \in [0, 1] \end{cases} \quad (17)$$

¹ Tree-Structured Vector Quantization

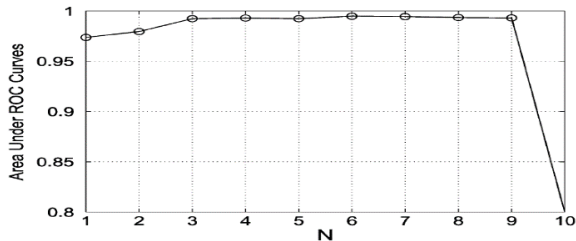
² Weight

³ Generalized Gaussian Distribution (GGD)

⁴ Shape

⁵ Smooth

مناسب نمی‌باشد. از آنجایی که بعد از $n=6$ مساحت زیر منحنی رو به کاهش است، بنابراین تنها ممان‌های مرتبه ۱ تا ۶ به عنوان ویژگی‌ها انتخاب می‌شوند.



شکل ۷. مساحت زیر منحنی ROC برای ممان‌های مرتبه مختلف. (داده‌های مورد استفاده عبارتند از ۷۰۰ تصویر نهانه با ۷۰۰ تصویر پوشانه [۱۵])

۴. نتایج و بحث

۵۰۰۰ تصویر از مجموعه تصاویر BossBase_1.01 [۲۰] دانلود شد که اندازه آن‌ها 512×512 می‌باشد. در این مقاله ۴ روش نهان‌نگاری PQ [۲۱]، F5 [۲۲]، Outguess [۲۳] و Jsteg [۲۴] با ظرفیت‌های 0.1 ، 0.1 ، 0.4 و 0.4 برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، مورد استفاده قرار گرفت؛ ۴۰۰ تصویر پوشانه و از هر مجموعه تصاویر نهانه با ظرفیت‌های مختلف، ۵۰ تصویر (در مجموع ۷۵۰ تصویر) انتخاب می‌شود. از هر تصویر تا ۳ سطح تبدیل موجک گرفته می‌شود.

مطابق شکل (۳) پنجره‌گذاری 32×32 روی ضرایب فرکانس بالای سطح اول، پنجره‌گذاری 16×16 روی ضرایب فرکانس بالای سطح دوم و پنجره‌گذاری 8×8 روی ضرایب فرکانس بالای سطح سوم انجام می‌شود. ممان‌های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه برای پنجره‌های 32×32 ، 16×16 و 8×8 و ممان‌های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال برای خطای پیشگویی هر پنجره استخراج می‌شود. تعداد ویژگی‌های مورد استفاده برای تشکیل هر بردار در مجموع ۳۶ ویژگی می‌باشد (مطابق با جدول (۱)). ۳۰۰۰ تصویر نهانه و پوشانه انتخاب و ویژگی‌های هر تصویر استخراج و بردارهای ویژگی حاصله از هر تصویر به صورت مجزا از تصاویر دیگر به SVM داده شده و SVM یک تصمیم در مورد نهانه یا پوشانه بودن بردارها اتخاذ می‌کند. پس به ازای هر تصویر 512×512 ، $64 = \frac{512 \times 512}{32 \times 32}$ تصمیم داریم. حال روش رأی‌گیری اکثریت روی این تصمیم‌ها به کار برده شده تا تصمیم نهایی در مورد نهانه یا پوشانه بودن تصویر اعلام شود. اگر تعداد تصمیم‌های نهانه بیشتر از تصمیم‌های پوشانه بود، تصویر نهانه و در غیر این صورت پوشانه می‌باشد. برای مقایسه عملکرد روش نهان‌کاوی پیشنهادی، سه روش نهان‌کاوی عمرانی، موسوی و لیو [۲۵] شبیه‌سازی شد و مورد آزمایش قرار گرفت که نتایج دقت کشف (نهان‌کاوی) در جدول (۲) قابل

مطلق مرتبه n تابع مشخصه از ممان مطلق مرتبه n تابع چگالی احتمال نسبت به جاسازی اطلاعات در تصویر حساس تر است. به همین دلیل از ممان مطلق مرتبه n تابع مشخصه ضرایب تبدیل موجک به عنوان ویژگی استفاده می‌شود.

از آنجایی که تابع چگالی احتمال خطای پیشگویی تصویر از مدل خاصی پیروی نمی‌کند و خاصیت تیز بودن در مبدأ را نیز ندارد، نمی‌توان از تحلیل‌های بالا استفاده کرد. در [۱۵]، برای مقایسه ممان مطلق تابع مشخصه و ممان مطلق تابع چگالی احتمال بر روی خطای پیشگویی تصویر از بررسی‌های عملی استفاده شده است. برای ارزیابی ویژگی‌ها از فاصله باتاچاریا استفاده شده است. طبق این بررسی‌ها، برای خطای پیشگویی تصویر، ممان مطلق تابع چگالی احتمال نتیجه بهتری را به همراه خواهد داشت. همچنین ممان مطلق نرمالیزه شده تابع مشخصه از ممان مطلق معمولی تابع مشخصه نتایج بهتری را به همراه دارد. پس ویژگی‌های مورد استفاده به طور کلی به صورت زیر خواهد بود:

- ✓ برای ضرایب فرکانس بالای تبدیل موجک از ممان‌های مطلق نرمالیزه شده تابع مشخصه استفاده می‌شود.
- ✓ برای خطای پیشگویی تصویر از ممان‌های مطلق تابع چگالی احتمال استفاده می‌شود.

۴-۳. مرتبه ممان‌ها

با ملاحظه روابط مربوط به ممان‌ها، می‌توان فهمید که با افزایش n می‌توان ممان‌های مرتبه بالاتری را به دست آورد. از این رو انتخاب این‌که ممان‌ها تا کدام مرتبه به عنوان ویژگی انتخاب شوند موضوعی حائز اهمیت است. وانگ و مولین [۱۵]، آزمایشی را برای ۷۰۰ تصویر نهانه و ۷۰۰ تصویر پوشانه انجام داده‌اند تا مشخص کنند که ممان‌های هر مرتبه در دسته‌بندی، چه میزانی از ناحیه زیر منحنی ROC را تولید می‌کنند. حتی پیش از بررسی نتایج این آزمایش نیز می‌توان پی برد که استفاده از ممان‌های زیاد نمی‌تواند باعث افزایش کارایی دسته‌بندی شود. زیرا این امر موجب افزایش ابعاد بردار ویژگی می‌شود که این موضوع نیز نفرین ابعاد را به همراه خواهد داشت (یعنی نتیجه عکس شود). شکل (۷) نتیجه مقایسه مساحت زیر منحنی ROC را برای ممان‌های مرتبه اول تا دهم نشان می‌دهد.

همان‌طور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود، مساحت زیر منحنی ROC به ازای مقادیر n از ۱ تا ۶ در حال افزایش است و در $n=6$ بیشترین مقدار را دارد و بعد از آن منحنی کاهش می‌یابد. از مرتبه دهم به بعد، مساحت زیر منحنی ROC به شکل چشمگیری کاهش می‌یابد از این رو استفاده از ممان‌های با مرتبه بالاتر از ۱۰

جدول ۳. اثر ابعاد پنجره گذاری بر روی دقت کشف نهان کاوی Jsteg

ابعاد پنجره گذاری			Jsteg		
سطح ۳	سطح ۲	سطح ۱	۰/۱	۰/۲	۰/۴
۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۱۲۸×۱۲۸	۹۱	۹۳/۷	۹۶/۶
۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۹۵/۸	۹۹/۶	۱۰۰
۸×۸	۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۹۸	۹۹/۹	۱۰۰

جدول ۴. اثر ابعاد پنجره گذاری بر روی دقت کشف نهان کاوی F5

ابعاد پنجره گذاری			F5		
سطح ۳	سطح ۲	سطح ۱	۰/۰۵	۰/۱	۰/۲
۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۱۲۸×۱۲۸	۶۴/۸	۸۰	۹۳
۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۶۸	۸۴/۷	۹۹/۹
۸×۸	۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۷۱/۹	۸۷/۸	۱۰۰

جدول ۵. اثر ابعاد پنجره گذاری بر روی دقت کشف نهان کاوی

ابعاد پنجره گذاری			Outguess		
سطح ۳	سطح ۲	سطح ۱	۰/۰۵	۰/۱	۰/۲
۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۱۲۸×۱۲۸	۸۷/۸	۸۹	۹۲
۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۹۲/۶	۹۶	۹۹/۶
۸×۸	۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۹۷/۷	۹۹/۵	۱۰۰

جدول ۶. اثر ابعاد پنجره گذاری بر روی دقت کشف نهان کاوی PQ

ابعاد پنجره گذاری			PQ		
سطح ۳	سطح ۲	سطح ۱	۰/۰۵	۰/۱	۰/۲
۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۱۲۸×۱۲۸	۸۵/۷	۸۸	۹۲
۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۶۴×۶۴	۹۲/۷	۹۶	۱۰۰
۸×۸	۱۶×۱۶	۳۲×۳۲	۹۳/۶	۹۷/۸	۱۰۰

همان طور که مشاهده می شود، یک تبادل بین دقت کشف و ابعاد پنجره گذاری وجود دارد، یعنی هر چقدر ابعاد پنجره گذاری ها بزرگ تر شود، دقت کشف کاهش پیدا می کند.

برای فهم بهتر عملکرد حملات نهان کاوی، از نمودار مشخصه عملکرد گیرنده، معروف به ROC استفاده می شود. بنابراین نمودار منحنی ROC روش پیشنهادی به ترتیب در شکل های (۱۱-۸) ارائه شده است.

با مشاهده این شکل ها مشخص می شود که منحنی ROC مربوط به نهان کاو ما بیشترین فاصله را از خط $y=x$ دارد. پس می توان نتیجه گرفت، روش نهان کاوی پیشنهادی، دارای دقت بالایی جهت تمایز نهانه از پوشانه می باشد.

مشاهده است. مشاهدات جدول گویای آن است که دقت کشف روش پیشنهادی در همه موارد بیشتر از دقت سایر روش ها می باشد. آزمایشی دیگر جهت بررسی اثر ابعاد پنجره گذاری ها روی روش پیشنهادی انجام شد که نتایج آن در جدول های (۳-۶) ارائه شده است.

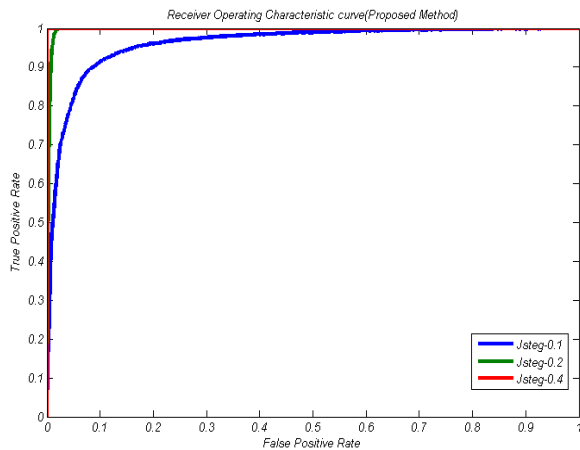
جدول ۱. تعداد کل ویژگی های مورد استفاده

تعداد	ویژگی ها
۶	ممان های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه برای پنجره ۳۲×۳۲
۶	ممان های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه برای پنجره ۱۶×۱۶
۶	ممان های مطلق نرمالیزه شده مرتبه یک تا شش تابع مشخصه برای پنجره ۸×۸
۶	ممان های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال برای خطای پیشگوی پنجره ۳۲×۳۲ در جهت افقی، عمودی و قطری (E_H, E_V, E_D)
۶	ممان های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال برای خطای پیشگوی پنجره ۱۶×۱۶ در جهت افقی، عمودی و قطری (E_H, E_V, E_D)
۶	ممان های مطلق مرتبه یک تا شش تابع چگالی احتمال برای خطای پیشگوی پنجره ۸×۸ در جهت افقی، عمودی و قطری (E_H, E_V, E_D)
۳۶	مجموع

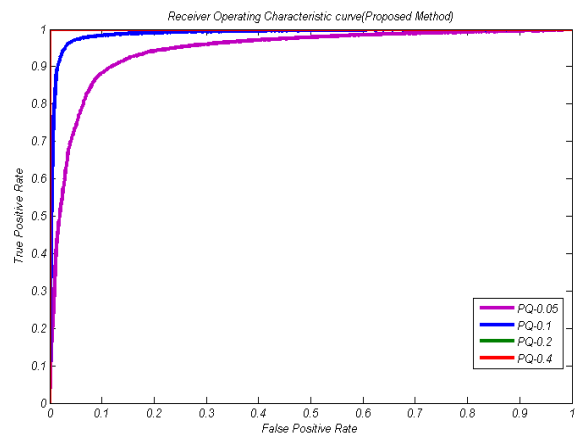
جدول ۲. مقایسه دقت کشف روش پیشنهادی، لیو، موسوی و عمرانی

Proposed Method	Omran	Mousavi	Liu	bpc ¹	Steganography Methods
۹۸/۶	۹۶/۶	۹۷/۸	۹۷	پوشانه	Outguess
۹۲/۶	۸۳/۶	۹۲/۹	۷۱/۶	۰/۰۵	
۹۶	۹۵	۹۳/۵	۹۷/۹	۰/۱	
۹۹/۶۹	۹۸	۹۶/۶	۹۸/۷	۰/۲	
۱۰۰	۹۸/۶	۹۹	۱۰۰	۰/۴	
۹۴	۸۰	۸۷/۸۵	۸۳	پوشانه	F5
۶۸	۵۰/۶	۶۸/۸	۶۱/۶	۰/۰۵	
۸۴/۷	۷۹/۹	۸۵	۸۲	۰/۱	
۹۹/۹	۹۶/۸	۱۰۰	۹۷/۹	۰/۲	
۱۰۰	۹۹/۵	۱۰۰	۹۹/۶	۰/۴	
۱۰۰	۹۸	۱۰۰	۱۰۰	پوشانه	Jsteg
۹۵/۸	۹۲	۹۴/۹	۹۵	۰/۱	
۹۹/۶	۹۸/۶	۱۰۰	۹۹	۰/۲	
۱۰۰	۹۹/۸	۱۰۰	۱۰۰	۰/۴	
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۹/۹	پوشانه	
۹۲/۷	۹۰/۶	۹۱	۸۸/۸	۰/۰۵	
۹۶	۹۴	۹۵/۶	۹۴	۰/۱	
۱۰۰	۹۶/۵	۹۸/۷	۹۹/۷	۰/۲	
۱۰۰	۹۸	۹۹/۹	۱۰۰	۰/۴	

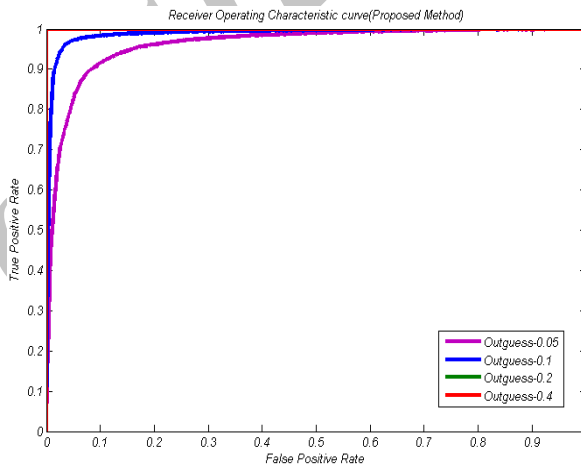
¹ Bits Per Non-zero DCT AC Coefficients



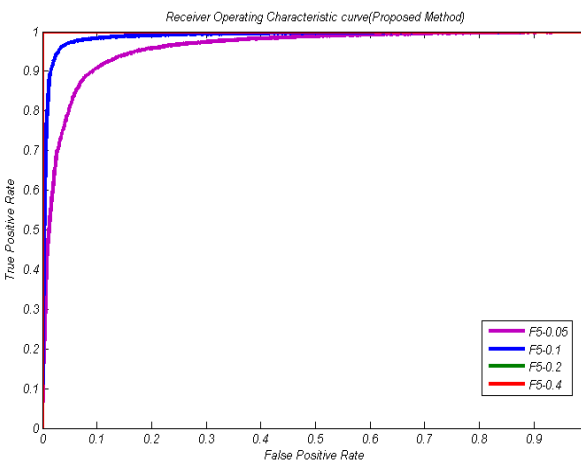
شکل ۱۱. منحنی ROC روش نهان‌کاوی پیشنهادی، به‌دست آمده از نهان‌کاوی Jsteg با ظرفیت‌های (۰/۴، ۰/۲، ۰/۱، ۰/۰۵)



شکل ۸. منحنی ROC روش نهان‌کاوی پیشنهادی، به‌دست آمده از نهان‌کاوی PQ با ظرفیت‌های (۰/۴، ۰/۲، ۰/۱، ۰/۰۵)



شکل ۹. منحنی ROC روش نهان‌کاوی پیشنهادی، به‌دست آمده از نهان‌کاوی Outguess با ظرفیت‌های (۰/۴، ۰/۲، ۰/۱، ۰/۰۵)



شکل ۱۰. منحنی ROC روش نهان‌کاوی پیشنهادی، به‌دست آمده از نهان‌کاوی F5 با ظرفیت‌های (۰/۴، ۰/۲، ۰/۱، ۰/۰۵)

۵. نتیجه‌گیری

در مقایسه با روش‌های نهان‌کاوی موجود که در کشف نهانه با ظرفیت جاسازی پایین از دقت کشف بالایی برخوردار نیستند، روش نهان‌کاوی پیشنهادی، با استفاده از تبدیل موجک، روش پنجره‌گذاری روی ضرایب تبدیل موجک و انتخاب ویژگی‌های مناسب در کشف پیام در نهانه به ویژه در ظرفیت جاسازی پایین از دقت بالاتری برخوردار است (مطابق با نتایج آزمایش‌ها). روش نهان‌کاوی پیشنهادی، نهان‌نگاری با ظرفیت ۰/۰۵ را با دقت ۶۸ تا ۹۲/۷ درصد و نهان‌نگاری با ظرفیت ۰/۱ را با دقت ۸۴/۷ تا ۹۶ درصد، نهان‌نگاری با ظرفیت ۰/۲ را با دقت ۹۹/۶ تا ۱۰۰ درصد و نهان‌نگاری با ظرفیت ۰/۴ را ۱۰۰ درصد درست کشف (نهان‌کاوی) می‌کند. برای کار و تحقیقات آینده می‌توان بر روی کاهش پیچیدگی محاسباتی این روش، اثر هم‌پوشانی پنجره‌گذاری‌ها و پردازش موازی و استفاده از دسته‌بندی کننده‌های سریع‌تر جهت کاهش زمان آموزش و آزمون کار کرد.

۶. مراجع

- [1] Westfeld, A.; Pfitzmann, A. "Attacks on Steganographic Systems-breaking the Steganographic Utilities Ezstego, Jsteg, Steganos, and S-tools and Some Lessons Learned"; Proc. of the 3rd Information Hiding Workshop, 1999, 61-76.
- [2] Fridrich, J.; Goljan, M.; Du, R. "Reliable Detection of Lsb Steganography in Color and Grayscale Images"; Proc. of ACM Workshop on Multimedia and Security, 2001, 27-30.
- [3] Holtyak, T.; Fridrich, J.; Voloshynovskiy, S. "Blind Statistical Steganalysis of Additive Steganography using Wavelet Higher Order Statistics"; Int. Federation for Information Processing, 2005, 273-247.
- [4] Luo, X. Y.; Liu, F.; Chen, J.; Zhang, Y. "Image Universal Steganalysis Based on Wavelet Packet Transform"; IEEE 10th Workshop Multimedia Signal Processing, 2008, 780 – 784.

- [14] Goljan, M.; Fridrich, J.; Holotyak, T. "New Blind Steganalysis and its Implications"; Proc. of the Steganography and Watermarking of Multimedia Contents, VI, 2006, 1-13.
- [15] Wang, Y.; Moulin, P. "Optimized Feature Extraction for Learning-based Image Steganalysis"; IEEE Trans. Information Forensics and Security 2007, 2, 31-45.
- [16] Khosravi, S. R. "Steganalysis using Statistical Properties of Digital Signal"; M.Sc. Thesis, Sharif University, 2009 (In Persian).
- [17] Zou, D.; Su, W.; Shi, Y. Q.; Xuan, G. "Steganalysis Based on Markov Model of Threshold Prediction Error Image"; IEEE Int. Conf. Multimedia and Expo. 2006, 1365-1368.
- [18] Cho, S.; Cha, B.; Wang, J.; Jay Kuo, C-C. "Block-Based Image Steganalysis: Algorithm and Performance Evaluation"; Proc. of the Int. Symposium on Circuits and Syst. 2010, 1679-1682.
- [19] Chang, C. C.; Lin, C. J. "LIBSVM, a Library for Support Vector Machines"; <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.
- [20] "Boss"; <http://www.agents.cz/boss/BOSSFinal>.
- [21] Fridrich, J.; Goljan, M.; Soukal, D. "Perturbed Quantization Steganography"; IEEE Trans. Signal Processing, 2005, 53, 3923-3935.
- [22] Westfeld, A. "F5-A Steganographic Algorithm"; Lecture Notes in Computer Science, 2001, 2137, 289-302.
- [23] Provos, N. "Outguess_practical Steganography"; Proc of the Computer Security Seminar Series, 1999.
- [24] Upham, D. "Jsteg"; <http://ftp.funet.fi/pub/crypt/steganography>, 1995.
- [25] Liu, Q. "Steganalysis of DCT-Embedding Based Adaptive Steganography and YASS"; Proc. of the 13th ACM Multimedia and Security Workshop, 2011, 77-86.
- [5] Yang, X.; Lei, Y.; Pan, X.; Liu, J. "Universal Image Steganalysis Based on Wavelet Packet Decomposition and Empirical Transaction Matrix in Wavelet Domain"; Computer Science-Technology and Applications 2009, 2, 179-182.
- [6] Liu, C.; Ouyang, C.; Guo, M.; Chen, H. "Image Steganalysis Based on Spatial Domain and DWT Domain Features"; Proc. of the Second Int. Conf. on Networks Security, Wireless Communication and Trusted Computing, 2010, 329-331.
- [7] Sun, Z.; and Li, H.; and Wu, Z.; Zhou, Zh. "An Image Steganalysis Method Based on Characteristic Function Moment of Wavelet Subbands"; Proc. of the Int. Conf. on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, 2009, 1, 291-295.
- [8] Chen, C.; Shi, Y. "JPEG Image Steganalysis Utilizing both Intrablock and Interblock Correlations"; IEEE Int. Symposium on Circuits and Syst. 2008, 3029-3032.
- [9] Kodovsky, J.; Fridrich, J. "Calibration Revisited"; Proc. of the ACM Multimedia and Security Workshop, 2009.
- [10] Pevny, T.; Bas, P.; Fridrich, J. "Steganalysis by Subtractive Pixel Adjacency Matrix"; IEEE Trans. Information Forensics and Security 2010, 5, 215-224.
- [11] Cho, S.; Cha, B.; Gawecki, M.; Jay Kuo, C-C. "Block-based Image Steganalysis: Algorithm and Performance Evaluation"; J. Vis. Com. 2013, 24, 846-856.
- [12] Omrani, S. L.; Bayat, P. "A New Approach for Block based Steganalysis using a Multi-Classifer"; Int. J. on Technical and Physical Problems of Eng. 2014, 6, 66-71.
- [13] Mousavi, S. S.; Mirghadri, A. R.; Kazemi, M. "Blind JPEG Images using Statistical Properties of Wavelet Coefficients"; Int. Conf. on Applied Research in Information Technology, Computer and Telecommunication, 2015 (In Persian).

Archive.org