



کشف نهان نگاری بر اساس تشخیص کور منابع

سوده بخشنده^۱، جواد روان جمجاه^۲، بهرام ظهیر اعظمی^۲

^۱تهران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران، گروه مهندسی کامپیوتر

s.bakhshandeh@ieee.org

^۲سنندج، دانشگاه کردستان، گروه مهندسی برق و کامپیوتر

j.ravanJamjah@ieee.org

zahir@ieee.org

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم جدید برای تشخیص نهان نگاری ارائه شده است. در روش پیشنهادی، ابتدا با استفاده از یک الگوریتم حذف نویز یک تخمین از تصویر اولیه، به دست می آوریم. در ادامه با استفاده از FastICA که یک پیاده سازی از الگوریتم "تحلیل منابع مستقل" می باشد، تخمینی از پیام نهان نگاری شده به دست می آوریم. سپس بردار ویژگی ای شامل سه گشتاور مطلق مرکزی اول زیر باندهای تبدیل موجک پیام تخمین زده شده، را استخراج می کنیم. در انتها با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و هم چنین بردار مشخصه، تخمین می زنیم تصویر مورد بررسی واقعا حاوی یک پیام بوده و یا خیر. روش ارائه شده در این مقاله پیش فرضی در رابطه با الگوریتم نهان نگاری ندارد، بنابراین می توان آن را متعلق به دسته الگوریتم های ناآگاه دانست. این روش بر روی چند پایگاه تصویر تست شده، و دقت تشخیص ۹۱٪ را در مورد تصاویر نهان نگاری شده با StegHide نشان داده است. نتایج نشان دهنده کارایی بالای این روش در تشخیص نهان نگاری می باشند.

واژه های کلیدی

استخراج کور منابع، حذف نویز، گشتاورهای مرکزی، کشف نهان نگاری، نهان نگاری.

۱- مقدمه

نگاری استفاده می کند، اثرات خاص خود را بر سیگنال می گذارد. بنابراین بدون دانستن روش نهان نگاری انتخاب مشخصه ها کار بسیار مشکلی خواهد بود.

در حال حاضر الگوریتم های کشف نهان نگاری زیادی ارائه شده اند که هر کدام برای استخراج بردار مشخصه و هم چنین الگوریتم دسته بندی داده ها، روش خاص خود را دارند.

به عنوان نمونه، در [۵] بر روی تصویر، تبدیل موجک Haar دوسطحی، اعمال شده و سپس DFT برای هیستوگرام این زیر باندها محاسبه شده است. در ادامه، گشتاورهای مرتبه اول و دوم، برای استفاده به عنوان بردار ویژگی محاسبه شده اند. در این مقاله از دسته بندی کننده Bayes، برای دسته بندی تصویر ورودی در دو دسته تصاویر پاک و تصاویر نهان نگاری شده، استفاده شده است. نویسندگان این مقاله فرض کرده اند که داده ی پنهان شده با تقریب بسیار خوبی دارای توزیع گوسی می باشد. در [۶]، فرید برای استخراج بردار ویژگی، از تجزیه بر اساس فیلترهای

در عصر ارتباطات، اطلاعات دارای ارزش بسیار زیادی می باشند. برای جلوگیری از دسترسی افراد غیرمجاز می توان اطلاعات با اهمیت را رمز نمود [۲و۱]. اما نکته ی مهم این است که روش های رمز نگاری قادر نیستند نفس وجود اطلاعات را مخفی کنند. نهان نگاری راهیافتی است برای مخفی کردن اطلاعات در یک سیگنال پوشش، به قسمی که در سیگنال پوشش تغییرات محسوسی به وجود نیاید. در نهان نگاری کامل هیچ گونه تغییری در مشخصه های سیگنال پوشش، پس از قراردادن پیام مخفی، ایجاد نمی شود [۳]. اما در عمل، هر کدام از روش های نهان نگاری اثرات خاص خود را بر سیگنال پوشش، خواهند داشت. تشخیص نهان نگاری از این اثرات به عنوان مشخصه استفاده می کند تا بتواند جداسازی سیگنال پاک را از سیگنال دارای نهان نگاری انجام دهد [۴]. هر کدام از روش های نهان نگاری با توجه به الگوریتمی که برای نهان

شده است. در بخش‌های ۴ و ۵، نحوه‌ی استخراج بردار مشخصه و استفاده از آن برای کلاس‌بندی، آورده شده است. در بخش ۶، نتایج حاصل از آزمایشات انجام گرفته به نمایش گذاشته شده است. در بخش ۷ نیز نتیجه‌گیری بیان گردیده است.

۲- تحلیل اجزا مستقل

تجزیه کور منابع^۹ (BSS) یکی از زمینه‌های جدید و باز در حوزه پردازش سیگنال می‌باشد. این روش سعی دارد با استفاده از مشاهده (یا مشاهدات) X و همچنین حداقل اطلاعات، منابع S که مولد این مشاهده هستند را استخراج کند. هر کدام از روش‌های مورد استفاده در زمینه‌ی BSS، پیش فرض‌های مخصوص به خود را برای استخراج منابع دارند.

یکی از مهمترین الگوریتم‌هایی که هم اکنون در حوزه BSS مورد استفاده قرار می‌گیرد، ICA است. این الگوریتم توانسته در سال‌های اخیر در بسیاری از حوزه‌ها وارد شود [۷]. به عنوان نمونه، در [۸] برای حذف نویز، در [۹ و ۱۰] برای استخراج مشخصه، در [۱۱] برای نشان‌گذاری^{۱۰} و در [۱۲ و ۱۳] برای کشف نهان‌نگاری استفاده شده است.

برای توضیح بهتر روش ICA، در ابتدا فرض می‌کنیم که منابع و مشاهدات مورد استفاده به ترتیب $S = \{S_1, \dots, S_m\}$ و $X = \{X_1, \dots, X_m\}$ باشند. با در نظر گرفتن علائم گفته شده، فرض‌های ICA را به صورت زیر بیان می‌کنیم:

(۱) تعداد منابع و تعداد مشاهدات باید با همدیگر برابر باشند و یا به عبارتی $m=n$.

(۲) هر جفت از منابع (S_i, S_j) ($j \neq i$)، از همدیگر مستقل^{۱۱} هستند. تعریف: دو سیگنال x و y مستقل هستند در صورتی که مشاهده یکی نتواند هیچ گونه اطلاعاتی در مورد سیگنال دوم به ما بدهد. از منظر آماری دو سیگنال در صورتی که مستقل باشند، خواهیم داشت:

$$p(f(x), g(x)) = p(f(x))p(g(x)) \quad (1)$$

که در آن $p(\cdot)$ تابع چگالی احتمال و $f(\cdot)$ و $g(\cdot)$ دو تابع دلخواه می‌باشند.

(۳) مشاهدات دریافت شده ترکیب خطی از منابع می‌باشند. بنابراین مشاهدات را می‌توان به صورت زیر مدل کرد:

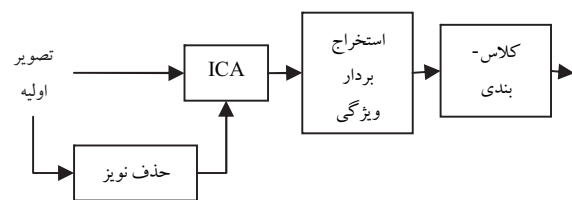
$$X = AS + n \quad (2)$$

که A یک ماتریس $m \times n$ است و ماتریس ترکیب خوانده می‌شود. n یک بردار از داده‌های تصادفی است که برای شبیه‌سازی نویز استفاده می‌شود.

(۴) حداکثر یکی از منابع می‌تواند دارای توزیع گوسی باشد.

چهارگانه‌آینه‌ای مجزا^۱، استفاده می‌نماید. این تجزیه، فضای فرکانسی را به چندین مقدار^۲ و جهت^۳ تقسیم می‌کند. برای این کار فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر مجزا روی تصویر، اعمال می‌گردد که در نتیجه زیرباندهای افقی، عمودی، قطری و پایین‌گذر، حاصل می‌گردد. در ادامه، این مدل با پارامترهای آماری در هر جهت و میزان $i = 1, 2, \dots, n-1$ شامل میانگین، واریانس، عدم تقارن^۴ و کشیدگی^۵ ضرایب زیرباندها ترکیب می‌گردد. این آماره‌ها توزیع‌های ضرایب پایه را مشخص می‌نمایند. به‌علاوه در این مقاله از دسته‌ای دیگر از آماره‌ها که بر اساس خطای موجود در پیش‌بینی کننده‌ی خطی بهینه^۶ اندازه‌ی ضرایب بدست آمده، نیز استفاده شده است. در ادامه از تفکیک کننده‌ی خطی فیشر^۷ برای تشخیص تصاویر نهان‌نگاری شده استفاده شده است. در [۳]، از ویژگی‌های حاصل از زیر باندهای متفاوت تبدیل موجک استفاده گردیده است. در این مقاله مقدار هر پیکسل سطح خاکستری در سیگنال پوشاننده، با استفاده از مقادیر پیکسل‌های همسایه پیش‌بینی گردیده است. برای به دست آوردن خطای پیش‌بینی، تصویر پیش‌بینی شده از تصویر اولیه کم می‌شود و در انتها از شبکه‌عصبی پس‌انتشار خطا برای کلاس‌بندی استفاده شده است.

در مقاله‌ی پیش رو، یک متد جدید برای تشخیص نهان‌نگاری ارائه شده است. در این الگوریتم از روش جداسازی منابع مستقل^۸ و حذف نویز، برای استخراج ویژگی و همچنین ماشین بردار پشتیبان برای کلاس‌بندی تصاویر ورودی استفاده شده است. کارایی الگوریتم تشخیص نهان‌نگاری مورد استفاده در این مقاله، بر روی چهار ابزار “Steghide”، “Spread Spectrum” (SS) و “Spread Spectrum image Steganography” (SSIS) تست شده است. شکل ۱، مراحل کار این روش را بیان می‌دارد.



شکل ۱: مراحل کار روش پیشنهادی

مقاله حاضر دارای ساختار زیر می‌باشد: بخش ۲ الگوریتم ICA را توصیف می‌کند. متد حذف نویز در بخش ۳ شرح داده

¹ separable quadrature mirror filters (QMFs)

² Scales

³ Orientations

⁴ Skewness

⁵ Kurtosis

⁶ Optimal linear predictor

⁷ Fisher Linear Discriminant (FLD)

⁸ Independent Component Analysis (ICA)

⁹ Blind Source Separation

¹⁰ Watermarking

¹¹ Independent

۳- الگوریتم حذف نویز

روش‌های حذف نویز زیادی وجود دارند؛ اما هر یک از روش‌ها با توجه به فرضیاتی که دارند، برای نویز خاصی بهترین کارایی را دارند [۱۵]. در این مقاله از روش حذف نویز در حوزه فرکانس همانند [۱۶] استفاده شده است. این الگوریتم حذف نویز، برای حذف نویزهایی با توزیع گوسی مناسب می‌باشد. گام‌های مربوط به الگوریتم عبارتند از:

- ۱- با استفاده از تبدیل موجک و هم چنین موجک مادر Daubechies8 تصویر را در سه سطح تجزیه می‌کنیم.
- ۲- برای هر یک از زیرباندها در هر یک از سطوح تجزیه، انحراف معیار نویز به صورت جداگانه با استفاده از فرمول (۹) تخمین زده می‌شود.

$$\hat{\sigma}_N^2(i, j) = \max(0, \frac{1}{N^2} \sum_{(i, j) \in N} (w^2(i, j) - 0.5)) \quad (9)$$

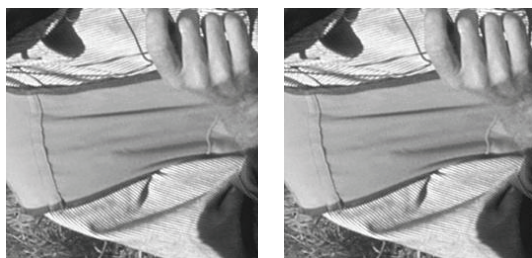
که در آن $w(i, j)$ مقادیر مربوط به زیر باندهای تبدیل موجک می‌باشد و $N \in \{3, 5, 7, 9\}$. پس از استخراج انحراف معیار مربوط همسایگی‌های مختلف بین مقادیر استخراج شده مینیمم‌گیری می‌کنیم.

$$\hat{\sigma}^2(i, j) = \min(\hat{\sigma}_3^2(i, j), \dots, \hat{\sigma}_9^2(i, j)) \quad (10)$$

- ۳- برای هر یک از زیر باندها با استفاده از واریانس تخمین زده شده برای نویز و معادله (۱۱)، مقدار اولیه (بدون نویز) هر زیرباند را تخمین می‌زنیم.

$$h_{den}(i, j) = h(i, j) \frac{\hat{\sigma}^2(i, j)}{\hat{\sigma}^2(i, j) + 0.5} \quad (11)$$

- ۴- پس از تخمین زیر باندهای اولیه، تخمین تصویر پاک را با استفاده از عملگر عکس تبدیل موجک بدست می‌آوریم.



الف ب

شکل ۲: یک نمونه از تصویر حذف نویز شده توسط الگوریتم حذف نویز - الف. تصویر اولیه و ب. تصویر حذف نویز شده

۴- استخراج مشخصه‌ها

الگوریتم حذف نویز از ارتباط بین پیکسل‌ها برای حذف نویز بهره می‌گیرد، به عبارتی با استفاده از الگوریتم حذف نویز از اطلاعات موجود در ارتباط بین پیکسل‌ها استفاد کرده‌ایم. بر اساس فرضیات

ICA با استفاده از فرضیات بالا سعی می‌کند منابع تولید کننده مشاهدات را از مشاهدات استخراج کند [۱۴].

$$S = A^T X \quad (3)$$

که در آن A^T ماتریس شبه معکوس A می‌باشد. روش ICA برای حل معادله بالا باید دو مجهول (S, A^T) را با استفاده از یک معادله محاسبه کند که روش‌های معمول حل معادلات قادر نیستند به ICA کمک کنند، بنابراین ICA از راه یافت یادگیری برای استخراج A^T استفاده می‌کند.

FastICA یکی از الگوریتم‌هایی است که برای حل روش ICA مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش برای آسان کردن جداسازی منابع چند پیش پردازش بر روی داده‌ها اعمال می‌کند [۱۴ و ۷]. از آن جمله می‌توان به کروی^۲ کردن داده‌ها اشاره کرد. پس از انجام پیش‌پردازش‌ها گام‌های الگوریتم به صورت زیر انجام می‌شود (یک تکرار از روش نقطه ثابت^۳):

$$w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w \quad (4)$$

$$w^* = \frac{w^+}{\|w^+\|} \quad (5)$$

که تابع $g(\cdot)$ مورد استفاده در معادله (۴) را می‌توان یکی از توابع معادله (۶) فرض کرد.

$$g(u) = \frac{1}{a_1} \log(\cosh(a_1 u)) \quad (6)$$

$$g(u) = -\exp(-u^2/2)$$

که در آن w^* یک مقدار جدید برای بردار وزن w می‌باشد. با استفاده از این روش منابع مورد نظر به صورت یک به یک از مشاهدات استخراج می‌گردند. این روش یک w را برای هر یک از منابع تخمین می‌زند. وقتی که $\{w_1, \dots, w_p\}$ تخمین زده شد، برای این که بتوانیم یک منبع جدید را استخراج کنیم می‌بایست روش نقطه ثابت را یک مرتبه دیگر اجرا کنیم و در هر تکرار باید معادلات زیر را بر روی وزن‌ها اعمال کنیم [۷]:

$$w_{p+1} = w_{p+1} - \sum_{j=1}^p (w_{p+1}^T w_j) w_j \quad (7)$$

$$w_{p+1} = \frac{w_{p+1}}{\sqrt{w_{p+1}^T w_{p+1}}} \quad (8)$$

که گام‌های بالا به ترتیب عمودسازی^۴ و نرمال‌سازی^۵ را بر روی بردار وزن اعمال می‌کنند.

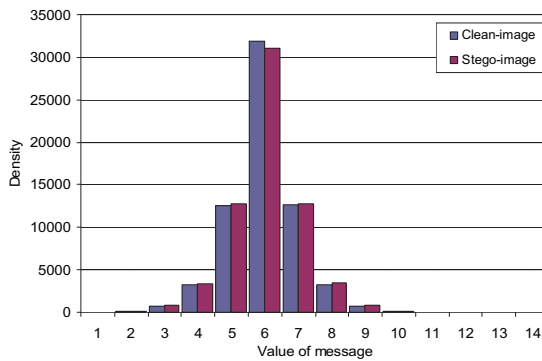
¹ Pseudo inverse

² Whitening

³ Fixed point

⁴ Orthogonalization

⁵ Normalization



ب

شکل ۳: الف. هیستوگرام تفاوت بین تصویر تخمین زده شده از تصویر پاک و تصویر نهان‌نگاری شده با تصویر اصلی بوسیله: الف. حذف نویز، ب. حذف نویز و ICA

پس از اینکه تصویر و متن نهان‌نگاری شده تخمین زده شد باید بردار مشخصه را از تصویر استخراج کنیم. برای این منظور، در این مقاله از گشتاورهای مرکزی استفاده شده است. برای استخراج مشخصه‌ها ابتدا با استفاده از سه سطح تبدیل موجک (Daubechies8) تصویر را به ۹ زیر باند (سه زیر باند افقی، سه زیرباند عمودی و سه زیر باند قائم) تجزیه می‌کنیم. پس از اعمال تبدیل موجک، به ازای هر یک از زیر باندها، سه گشتاور مرکزی^۱ را با استفاده از معادله (۱۵) استخراج می‌کنیم:

$$m_p = \frac{1}{|X|} \sum_{(i,j) \in J} |X - E(X)|^p \quad (15)$$

که در آن X بردار متناظر با زیر باند مربوطه، $E(X)$ مقدار ویژه‌ی متناظر با بردار X (میانگین) و n مرتبه‌ی گشتاور می‌باشد. خروجی این مرحله یک بردار مشخصه با بعد ۲۷ می‌باشد.

۵- کلاس بندی

پس از آماده‌سازی بردار ویژگی، نیازمند یک روش کلاس‌بندی هستیم که بتواند تصاویر را به دو دسته تصویر پاک و تصویر نهان‌نگاری شده تقسیم کند. برای این منظور ما از روش کلاس‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان، استفاده نمودیم. در اینجا از ابزار "libSVM" بدین منظور استفاده شده است. "libSVM" یک پیاده‌سازی رایگان از SVM می‌باشد که از [۱۷] دانلود شده است.

برای استفاده از این ابزار بردارهای ویژگی ۲۷ بعدی برای آموزش به ماشین‌بردار پشتیبان داده شده است. پس از استخراج بردارهای پشتیبان، از آن‌ها برای آزمایش در فاز بعد، استفاده گردیده است.

موجود در نهان‌نگاری متن نهان‌نگاری شده از پوشش مستقل می‌باشد. در صورتی که بتوانیم از ICA استفاده کنیم، می‌توان از این اطلاع (مستقل بودن) برای تشخیص دقیق‌تر تصویر نهان‌نگاری شده از تصویر پاک استفاده کرد. برای استفاده از روش ICA باید فرضیات آن را برآورده نمود. در ابتدا فرض می‌کنیم که بتوان روش نهان‌نگاری را به صورت زیر مدل کرد:

$$x = \alpha \times s + \beta \times m = [\alpha \quad \beta] \times \begin{bmatrix} s \\ m \end{bmatrix} \quad (12)$$

که در آن x سیگنال مشاهده شده می‌باشد، α و β دو ضریب ثابت دلخواه هستند و m متن نهان‌نگاری شده در تصویر است. هدف استفاده از ICA این است که بتوانیم دو منبع (s و m) تولید کننده مشاهده را از یکدیگر جدا کنیم. اما همانطور که گفته شد برای جدا کردن دو منبع ما نیازمند دو مشاهده هستیم. این در صورتی است که در روش کشف نهان‌نگاری تنها یک منبع در دسترس می‌باشد. برای تولید مشاهده جدید از خروجی مرحله حذف نویز به صورت زیر استفاده می‌کنیم:

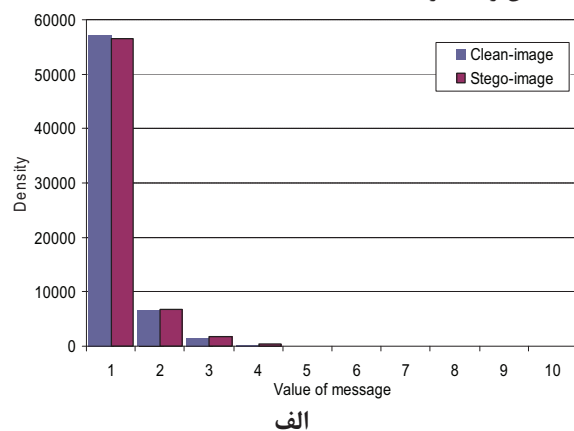
$$\hat{x} = \lambda \times Dim + im \approx (\alpha + \lambda) \times s + \beta \times m \quad (13)$$

که در آن $\lambda > 0$ و \hat{x} سیگنال تولید شده است که به عنوان مشاهده جدید مورد استفاده قرار می‌گیرد. Dim نیز خروجی مرحله حذف نویز می‌باشد. در گام بعدی الگوریتم FastICA را بر روی ورودی اعمال می‌کنیم.

$$(\hat{s}, \hat{m}) = FastICA(x, \hat{x}) \quad (14)$$

که در آن \hat{s} ، \hat{m} دو منبع تخمین زده شده توسط FastICA می‌باشند که به ترتیب تصویر پوشش و متن نهان‌نگاری شده در تصویر هستند.

شکل ۳ نشان می‌دهد که با اعمال ICA می‌توان فاصله بین تصویر نهان‌نگاری شده و پاک را افزایش داد و در نتیجه دقت تشخیص را بالا برد.

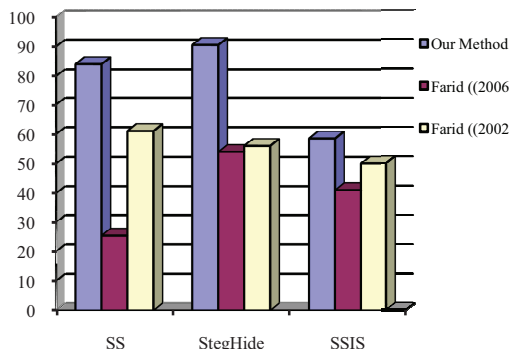


الف

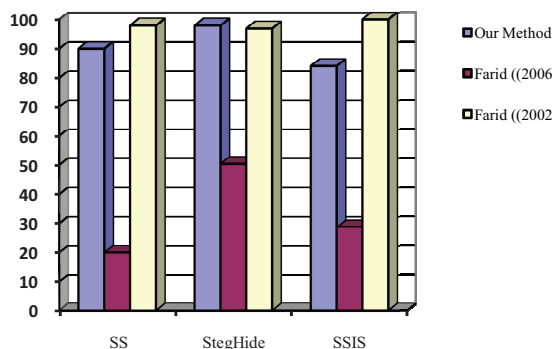
¹ Absolute central moment

۶- نتایج

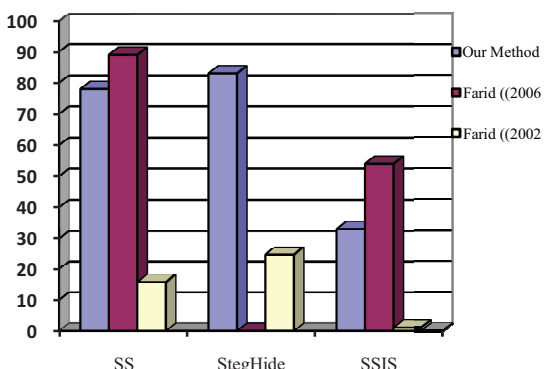
TP، FN و FP هستند که نشان دهنده ضعف روش برای تشخیص و نامناسب بودن مشخصه‌ها می‌باشد. به عنوان مثال روش برای روش نهان‌نگاری SS و SSIS، برای روش [۲۰] دارای اختلافی در حدود ۲۵٪ می‌باشد. بنابراین نمی‌توان با اطمینان بالا از این روش‌ها استفاده نمود. روش پیشنهادی نسبت به دو روش [۲۰ و ۶] دارای نوسانات کمتر و هم چنین دقت بالاتری می‌باشد.



شکل ۴: مقایسه درصد دقت روش پیشنهادی با روش‌های [۲۰ و ۶] بر روی روش‌های نهان‌نگاری متفاوت



شکل ۵: مقایسه true positive روش پیشنهادی با روش‌های [۲۰ و ۶] بر روی روش‌های نهان‌نگاری متفاوت



شکل ۶: مقایسه true negative روش پیشنهادی با روش‌های [۲۰ و ۶] بر روی روش‌های نهان‌نگاری متفاوت

برای تست روش پیشنهادی نیازمند یک پایگاه تصویر نهان‌نگاری شده و پاک هستیم. ابزارهای نهان‌نگاری مورد استفاده، عبارتند از: StegHide، Spread Spectrum و Spread Spectrum image Steganography.

جهت ایجاد پایگاه داده از ترکیب دو پایگاه داده تصویر پاک [۱۸] و [۱۹] بهره گرفته‌ایم. در ابتدا ۵۰۰ تصاویر به صورت تصادفی انتخاب شده و یک قطعه ۲۵۶*۲۵۶ از مرکز تصویر جدا می‌شود. سپس ابزار نهان‌نگاری از تمام ظرفیت تصویر برای درج پیام (یک داده تصادفی با توزیع گوسی) استفاده می‌کند. ظرفیت ۱۰۰٪ ابزار StegHide همانند [۲۰] محاسبه شده است. پس از درج داده، تصویر به فرمت TIF ذخیره می‌شود. علاوه بر تصاویر نهان‌نگاری شده برای هر یک از ابزارها، ۵۰۰ تصویر پاک نیز به صورت تصادفی انتخاب می‌شود.

پس از تولید پایگاه داده با مشخصات بیان شده، بردار مشخصه‌ی ذکر شده استخراج می‌شود. برای مقایسه روش پیشنهادی، بردار مشخصه‌های مورد استفاده در [۲۰ و ۶] نیز استخراج گردیده است.

به ازای هر کدام از ابزارهای نهان‌نگاری، ۸۰۰ بردار مشخصه در مرحله آموزش دسته‌بندی مورد استفاده می‌گیرد. پس از انجام آموزش، الگوریتم‌های کشف نهان‌نگاری بر روی ۲۰۰ بردار مشخصه باقی مانده تست می‌شود. در جدول ۱ نتایج به دست آمده از فاز آزمایش را برای شکستن الگوریتم نهان‌نگاری StegHide مشاهده می‌کنید. در این جدول نتایج برای ظرفیت‌های متفاوت نهان‌نگاری ارائه شده است.

جدول ۱: دقت روش پیشنهادی برای درصدهای مختلف استفاده نهان‌نگاری برای روش StegHide

| درصد نهان‌نگاری | دقت روش | False Positive | False Negative | True Positive | True Negative |
|-----------------|---------|----------------|----------------|---------------|---------------|
| ۱۰٪ | ۶۱٪ | ۴۰٪ | ۳۸٪ | ۶۲٪ | ۶۰٪ |
| ۲۰٪ | ۵۶٪ | ۶۶٪ | ۲۲٪ | ۷۸٪ | ۳۴٪ |
| ۷۸٪ | ۸۱٪ | ۲۶٪ | ۱۲٪ | ۸۸٪ | ۷۴٪ |
| ۱۰۰٪ | ۹۰.۵٪ | ۱۷٪ | ۲٪ | ۹۸٪ | ۸۳٪ |

با توجه در جدول ۱ مشخص می‌گردد که دقت این روش برای متد نهان‌نگاری StegHide، به بالای ۹۰٪ رسیده است که درصد قابل قبولی می‌باشد. مقادیر TP این روش روی StegHide نیز بسیار مناسب می‌باشد.

همان طور که در شکل‌های ۴ تا ۶ مشاهده می‌کنید روش پیشنهادی بسیار موفق‌تر از روش‌های پیشنهادی در [۲۰ و ۶] عمل کرده است. این روش باعث بهبود روش‌های ارائه شده توسط فرید گردیده است. دو روش [۲۰ و ۶] دارای نوسانات زیادی در

۷- نتیجه گیری

در این مقاله سعی شده تا از تئوری BSS برای تشخیص نهان‌نگاری استفاده شود. روش BSS به علت پشتوانه قوی در تئوری اطلاعات و همچنین نزدیکی هدف آنها با کشف نهان‌نگاری می‌تواند به خوبی در زمینه کشف نهان‌نگاری استفاده شود. روش‌های مختلفی برای بکار بردن BSS در نهان‌نگاری وجود دارد که ما در این مقاله با استفاده تولید منبع جدید سعی کرده‌ایم تا از ICA استفاده کنیم. نتایج حاصله نشان می‌دهد که این روش برای تشخیص سیگنال‌های پاک از سیگنال‌های نهان‌نگاری شده، دارای قدرت زیادی می‌باشد و توانسته درستی بیشتری نسبت به روش‌های ارائه شده‌ی اخیر داشته باشد.

در مقاله موجود، تعداد محدودی از روش‌های موجود مورد بررسی قرار گرفته است. در ادامه لازم است این روش با تعداد بیشتری از روش‌های تشخیص نهان‌نگاری مقایسه گردد.

نکته‌ی دیگر آن است که این روش با استفاده از یک روش حذف نویز و یک روش استخراج بردار ویژگی، آزمایش گردیده است. ممکن است تغییر این روش‌ها سبب بهبود روش گردد. بنابراین در ادامه‌ی راه امکان تغییر روش حذف نویز و بردار ویژگی و تست متد بر روی دیگر روش‌های نهان‌نگاری وجود دارد.

سپاسگزاری

این تحقیق توسط مرکز تحقیقات مخابرات ایران طی یک قرارداد با دانشگاه صنعتی شریف، پشتیبانی شده است.

مراجع

- [6] H. Farid, "Detecting Hidden Messages Using Higher-Order Statistical Models," *International Conference on Image Processing*, New York, USA, 2002.
- [7] S. Hou, M. Wang, X. Tian, X. Wang and L.Y. Huang, "Research of Image Separation Based on Improved Independent Component Analysis," *Signal Processing*, 2006.
- [8] X.-H. Han, Y.W. Chen, K. Kitamura, A. Ishikawa, Y. Inoue, K. Shibata, Y. Mishina and Y. Mukuta, "An ICA Based Noise Reduction for PET Reconstructed Images," *Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 113-116, Vol. 1, Kaohsiung, Taiwan, Nov. 2007.
- [9] J. H. Lee, H. Y. Jung, T. W. Lee and S. Y. Lee, "Speech Feature Extraction Using Independent Component Analysis," *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 1631-1634, vol.3, Istanbul, Turkey, 2000.
- [10] O. W. Kwon and T. W. Lee, "Phoneme Recognition Using ICA-based Feature Extraction and Transformation," *Signal Processing*, pp.1005-1019, v.84, Vienna, Austria, June 2004.
- [11] B. K. Stephane, "ICA for watermarking digital images," *Journal of Machine Learning Research*, pp. 1471 – 1498, 2003.
- [12] F. Fan, W. Jiazhen, L. Xiaoqin and F. Huijuan, "An Active Steganalysis Method of Block-DCT Image Information Hiding," *International Conference on Electronic Measurement and Instruments (ICEMI)*, pp. 849-852, Xi'an, China, 2007.
- [13] H. Dou, H. Zhang and S. Zhan, "Independent Component Analysis Applied to Steganalysis," *International Conference on Signal Processing (ICSP)*, pp. 2498- 250, vol.3, Istanbul, Turkey, 2004.
- [14] A. Hyvärinen, J. Karhunen, E. Oja, *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, 2001.
- [15] N. Azzabou, N. Paragios and F. Guichard, "Uniform and Textured Regions Separation in Natural Images Towards MPM Adaptive Denoising," *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 418-429, Vol. 4485, Jul. 2008.
- [16] M. Goljan, J. Fridrich, and T. Holotyak. "New Blind Steganalysis and Its Implications." In E. J. Delp and P. W. Wong, editors, *Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VIII*, Vol. 6072, pp. 1-13, San Jose, CA, January 16-19, 2006.
- [17] <http://www.csie.ntu.edu.tw/%7Ecjlin/cgibin/libsvm.cgi?+http://www.csie.ntu.edu.tw/%7Ecjlin/libsvm+zip>
- [18] <http://vision.cs.aston.ac.uk/datasets/UCID/data/ucid.v2.tar.gz>
- [19] <http://www.adastral.ucl.ac.uk/~gwendoer/steganalysis>
- [20] S. Lyu, H. Farid, "Steganalysis Using Higher-Order Image Statistics," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, March 2006.
- [1] T. D. Hien, Z. Nakao and Y. W. Chen, "RDWT/ICA for image authentication," *Signal Processing and Information Technology*, pp. 805-810, Athens, Greece, Dec. 2005.
- [2] A. Kumar, K. Negrat, A. M. Negrat, and A. Almarimi, "A Robust Watermarking using Blind Source Separation," *Proceedings of world academy of science, engineering and technology*, vol. 28, April 2008.
- [3] Y.Q. Shi, G. Xuan, D. Zou and J. Gao, "Steganalysis Based on Moments of Characteristic Functions Using Wavelet Decomposition, Prediction-Error Image, and Neural Network," *International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, Amsterdam, the Netherlands, July 2005.
- [4] X. Y. Luo, D. Sh. Wang, P. Wang and F. L. Liu, "A Review on Blind Detection for Image Steganography," *Signal Processing*, vol. 88, Sep. 2008.
- [5] Y.Q. Shi, G. Xuan, C. Yang, J. Gao, Z. Zhang, P. Chai, D. Zou, C. Chen and W. Chen, "Effective Steganalysis Based on Statistical Moments of Wavelet Characteristic Function," *International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC)*, pp. 768- 773, Vol. 1, Las Vegas, USA, April 2005.