مجله علمی- پژوهشی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال ششم، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۷، ص ۹۴-۸۱

ارتباط احتمال کشف، ظرفیت و هزینه نهان‌نگاری با مدل‌سازی نهان‌کاو

ایمان غلام‌پور[1*]، روح‌الله امیری[2]

۱- استادیار، ۲- دانشجوی دکتری، دانشگاه صنعتی شریف

(دریافت: ۹۶/۰۵/۲۹، پذیرش: ۹۶/۰۷/۱۲)

چکیده

قابلیت کشف آماری یک نهان‌کاو بیان‌کننده توانایی آن در تشخیص تصاویر پاک از تصاویر درج شده است. نهان‌نگاری بهینه به‌گونه‌ای باید طراحی شود که نهان‌کاو نتواند تصاویر درج‌شده را تشخیص دهد. به همین دلیل، طراحی یک الگوریتم نهان‌نگاری بر مبنای کاهش قابلیت کشف آماری نهان‌کاو، هدفی مهم در نهان‌نگاری است. با این حال، ایجاد رابطه دقیق بین هزینه تغییر تصویر و قابلیت کشف آماری در حالت کلی مسئله‌ای حل نشده است. در این مقاله با مدل‌سازی نهان‌کاو توسط مدل‌های گرافیکی خاصی به نام مدل‌های موضوعی، به تخمین احتمال خطای نهان‌کاو به‌عنوان معیاری از قابلیت کشف آماری رسیده‌ایم. همچنین، بر اساس این معیار، تعریف جدیدی از ظرفیت نهان‌نگاری ارائه داده‌شده و رابطه آن را با هزینه تغییر تصویر بررسی گردیده است. همچنین، نشان داده شده است که روابط ریاضی حاصل بین پارامترهای نهان‌نگار و نهان‌کاو با ملاک‌های کلاسیک نظیر PSNR همخوانی دارد. سپس از رابطه هزینه تغییر تصویر و قابلیت کشف آماری به یک الگوریتم نهان‌نگاری مناسب رسیده‌ایم. با آزمون روی دادگان مناسب نشان داده شده است که الگوریتم حاصل در زمره بهترین الگوریتم‌های قابل تحلیل ریاضی است. لازم به ذکر است که تمرکز این مقاله روی حل یک مسئله تئوریک و بازتعریف مفاهیم نهان‌نگاری است به‌طوری‌که روش بهینه درج برمبنای بهینه‌سازی فریب نهان‌کاو انجام گردد و نه به‌صورت کلاسیک برمبنای کاهش فاصله تصویر پوشش و تصویر درج‌شده. با این‌حال عملاً به بهبود دقت اندکی در حدود ۰/۵ ٪ نیز حاصل شده است.

واژگان کلیدی: نهان‌نگاری، مدل نهان‌کاوی، ظرفیت نهان‌نگاری، هزینه تغییر پیکسل، قابلیت کشف آماری، مدل‌های موضوعی

۱- مقدمه

ایده ارتباط پنهان بین افراد از دیرباز مورد توجه بوده است [۱]. در رمزنگاری با تبدیل پیام به شکل رمزشده، آن را برای افرادی که کلید رمزنگاری را در اختیار ندارند، غیرقابل فهم می‌سازد. با این حال، هرچند رمزنگاری مورد استفاده قدرتمند باشد، ارسال پیام رمزشده دشمن را بیش از حد معمول تحریک می‌کند. به همین دلیل، طرفین مراوده باید به صورتی با هم ارتباط برقرار کنند که دشمن متوجه انتقال اطلاعات بین آن‌ها نشود[۳-۲]. این نیاز موجب پیدایش زمینه‌ای به نام نهان‌نگاری شده است. نهان‌نگاری به‌صورت مخفی‌کردن پیام، درون پوشش‌های دیجیتال مانند تصویر انجام می‌گیرد و بدین طریق ارتباط بین طرفین مراوده مخفی نگاه داشته می‌شود. از جهت دیگر، علم نهان‌کاوی برای مقابله با نهان‌نگاری شکل گرفته است. استفاده توأم از رمزنگاری و نهان‌نگاری، سطح امنیت تبادل اطلاعات را بسیار بالا می‌برد؛ به‌گونه‌ای که ابتدا پیام را رمز کرده و سپس آن را درون یک پوشش دیجیتال پنهان می‌کنند. در این حالت، درصورتی‌که نهان‌کاو به وجود مراوده مخفی پی ببرد و حتی بتواند داده درون پوشش را استخراج کند، با یک متن رمزشده مواجه می‌شود و باز هم نمی‌تواند به محتوای پیام اصلی دست پیدا کند.

هدف نهان‌نگاری، ارسال اطلاعات به‌صورت مخفی در قالب پوشش‌های دیجیتال است و این هدف توسط روش‌های نهان‌کاوی که به‌دنبال کشف این ارتباط مخفی هستند، تهدید می‌شود [۴]-[۷]. قابلیت کشف آماری، یک ویژگی نهان‌کاو است که با معیارهای خاصی می‌توان آن را در سمت نهان‌نگار اندازه‌گیری کرد. از جمله برخی از این معیارها می‌توان به دیورژانس KL [۴] یا MMD[1] بین بردارهای ویژگی [۸] اشاره کرد. در [۹] و [۱۰] نشان داده شده است که ظرفیت نهان‌نگاری با ریشه دوم ابعاد تصویر رشد می‌کند. درنتیجه، در تصاویر با ابعاد بسیار بزرگ، نرخ درج اطلاعات به‌صورت امن به سمت صفر میل خواهد کرد.

* رایانامه نویسنده مسئول: imangh@sharif.ir

1- Maximum Mean Discrepancy

همچنین، اطلاعات فیشر[1] به‌عنوان تقریبی از دیورژانس KL، ظرفیت سامانه‌های نهان‌نگاری را مشخص می‌کند [۱۱] که در [۱۲] یک تخمین‌زننده عملی برای آن ارائه شده است. در تمام این بررسی‌ها از دیورژانس KL به‌عنوان معیاری از قابلیت کشف آماری استفاده شده است که نمی‌تواند توصیف‌کننده کاملی از آن باشد. الگوریتم‌های نهان‌نگاری به سه دسته الگوریتم‌های مبتنی بر سنتز پوشش، انتخاب پوشش و تغییر پوشش تقسیم می‌شوند؛ که دو دسته اول صرفاً جنبه نظری دارند و الگوریتم‌های عملی نهان‌نگاری همگی بر پایه تغییر پوشش طراحی شده‌اند [۵]. الگوریتم‌های دسته سوم برای کاهش قابلیت کشف آماری از سه روش متفاوت استفاده می‌کنند. در روش اول تلاش می‌کنند که یک مدل مشخص از پوشش، در اثر درج ثابت بماند. گستره زیادی از الگوریتم‌های نهان‌نگاری بر این پایه استوارند؛ که ازجمله آن‌ها می‌توان به روش‌های حفظ خواص آماری مرتبه اول [۱۳]-[۱۶]، روش‌های حفظ آمارگان مراتب بالاتر [۱۷] و یا روش‌های آماری تصحیح ویژگی [۱۸]-[۱۹] اشاره کرد. هرچند این الگوریتم‌ها براساس یک مدل خاص از پوشش کشف ناپذیرند، ولی درصورتی‌که نهان‌کاو از یک مدل دیگر برای توصیف پوشش استفاده کند، قابل‌کشف خواهند بود. در روش دوم که به الگوریتم‌های درج ماتریسی[2] مشهور هستند، سعی می‌شود که تعداد تغییرات ناشی از درج کمینه شود [۲۰]-[۲۳]. در این روش‌ها، مکان تغییرات اهمیتی ندارد و از نظر آن‌ها هزینه تغییر پیکسل‌های مختلف یکسان هستند. در روش سوم که به DM[3] مشهور است، نهان‌نگار با به‌کارگیری یک روش کدینگ، تابع اعوجاج مورد نظر خود را کمینه می‌کند. قوی‌ترین الگوریتم‌های نهان‌نگاری در سال‌های اخیر از این روش برای کاهش قابلیت کشف آماری استفاده می‌کنند [۲۴]-[۳۱]. در [۳۲] روش کدینگ کاغذ خیس[4] ارائه شده است که در آن نیازی به اشتراک گذاشتن کانال نداریم. همچنین، تعدادی روش‌های کدینگ عملی طراحی شده‌اند که دارای عملکردی در نزدیکی باند نرخ-اعوجاج هستند [۳۳]-[۳۵]. از مهم‌ترین این روش‌ها می‌توان به STC[5] اشاره کرد؛ این روش، تابع اعوجاج را به‌صورت جمع‌پذیر (نسبت به پیکسل‌های تصویر) درنظر می‌گیرد و با استفاده از کدینگ کاغذ خیس، در تصویر به‌گونه‌ای درج می‌کند که اعوجاج کل کمینه شود [۳۶]. به همین دلیل، طراحی یک الگوریتم نهان‌نگاری جدید، معادل طراحی یک تابع اعوجاج یا حتی تخصیص مناسب هزینه‌های تغییر پیکسل خواهد بود. در حالت ایده‌آل، هزینه تغییر هر پیکسل باید به‌گونه‌ای تعریف شود که موجب کمینه‌کردن قابلیت کشف آماری شوند. با این وجود، هنوز رابطه مشخصی بین هزینه تغییر پیکسل و قابلیت کشف آماری وجود ندارد؛ تنها می‌دانیم که هزینه تغییر پیکسل در نواحی هموار تصویر که به‌راحتی قابل مدل‌سازی هستند، باید بالاتر از نواحی نویزی و لبه‌ها باشد. در ساختار الگوریتم‌های جدید برای سادگی از اعوجاج جمع‌پذیر یا معادل جمع‌پذیر برای توابع اعوجاج غیرجمع‌پذیر استفاده می‌شود که در این صورت نیز قابل پیاده‌سازی با STC هستند [۲]. الگوریتم HUGO[6] [۲۵] ، اولین الگوریتمی است که به‌صورت عملی از کمینه‌کردن اعوجاج در ساختار خود بهره می‌برد. در این الگوریتم هزینه تغییر هر پیکسل به‌صورت مجموع وزن‌داری از اختلاف بین بردار ویژگی‌های تصویر پوشش و تصویر درج‌شده (در آن پیکسل) محاسبه می‌شود و در آن از بردار ویژگی‌های SPAM[7] [۳۷] استفاده شده است. نحوه تخصیص هزینه، این الگوریتم حوزه مکان را تحت نهان‌کاوی با بردار ویژگی‌های SPAM غیرقابل کشف ساخته است. در الگوریتم WOW[8] [۲۹] هزینه تغییر هر پیکسل از روی باقیمانده-های وزن‌دار فیلترهای موجک[9] محاسبه می‌شود. این روش با این فرض ارائه شده است که مقدار باقیمانده فیلتر با قابلیت کشف آماری رابطه معکوس دارد. ایده این الگوریتم، در الگوریتم حوزه مکان S-UNIWARD[10] با تغییر کمی در تابع اعوجاج تکرار شده است [۳۰] هر دو روش ذکرشده، عملکردی به مراتب بهتر از الگوریتم HUGO تحت نهان‌کاوی با بردارهای ویژگی SRM[11] [۳۸] دارند. در ادامه به بررسی الگوریتم MG[12] [۳۱] می‌پردازیم که روند متفاوتی برای محاسبه هزینه تغییر پیکسل دارد. این الگوریتم با مدل‌سازی تصویر پوشش به‌صورت نرمال چندمتغیره، اطلاعات فیشر را به‌عنوان معیاری از کشف‌پذیری آماری محاسبه می‌کند. سپس این تابع را نسبت به‌احتمال تغییر هر پیکسل کمینه می‌کند. در مرحله بعد، هزینه تغییر هر پیکسل را از روی این احتمال‌ها محاسبه می‌کند. این الگوریتم در نرخ‌های درج پایین عملکردی مشابه HUGO دارد و با بالارفتن میزان درج، همچنان خاصیت وفقی خود را حفظ می‌کند و عملکرد آن تحت نهان‌کاوی با بردارهای ویژگی SRM بهتر از HUGO خواهد بود. علاوه‌بر عملکرد مناسب این الگوریتم، اهمیت اصلی آن ایجاد ارتباط بین معیار نظری دیورژانس KL (به‌عنوان معیاری از قابلیت کشف آماری) و هزینه تغییر پیکسل است. با این وجود، همچنان ارتباط روشنی بین هزینه تغییر پیکسل و قابلیت کشف آماری وجود ندارد[۳۹]-[۴۰]. پس از مقدمه، در بخش دوم

1- Fisher Information
2- Matrix Embedding
3- Distortion Minimization
4- Wet Paper Coding
5- Syndrome Trellis Coding
6- Highly Undetectable Stego
7- Subtractive Pixel Adjacency Matrix
8- Wavelet Obtained Weights
9- Wavelet
10- Spatial Universal Wavelet Relative Distortion
11- Spatial Rich Model
12- Multivariate Gaussian

پیش‌نیازها و تعدادی از مرتبط‌ترین کارهای پیشین به همراه دادگان آزمون و روش تحقیق گزارش‌شده در این مقاله شرح داده شده است. پس از معرفی مختصر مدل‌های گرافیکی موردنظر در بخش سوم، بخش چهارم به مدل‌سازی نهان‌کاو توسط مدل موضوعی LDA[1] و ارائه معیاری از قابلیت کشف آماری براساس این مدل‌سازی اختصاص داده شده است که با توجه به این معیار، تعریفی از ظرفیت بیان شده است و رابطه آن با هزینه تغییر پیکسل بررسی شده است. همچنین، یک الگوریتم نهان‌نگاری مناسب براساس کمینه‌کردن قابلیت کشف آماری ارائه‌شده و عملکرد آن با الگوریتم‌های موجود مقایسه شده است. در بخش پنجم، از مجموعه ابزار تحلیلی به‌دست‌آمده در بخش چهارم، معیاری برای هزینه درج در تصویر ارائه و رابطه آن با نرخ درج و PSNR بررسی شده است. همچنین، رابطه ظرفیت نهان‌نگاری با ابعاد تصویر برای الگوریتم پیشنهادی بیان شده است. بخش ششم به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادهایی برای ادامه کار اختصاص دارد.

۲- روش تحقیق

مبنای روش نهان‌نگاری در این مقاله، روش MG است که از اولین الگوریتم‌های نهان‌نگاری مبتنی بر محتوای سیگنال پوشش محسوب می‌شود. در این روش، از $D_{KL}(P\|Q)$، یعنی تابع دیورژانس بین توابع چگالی پیکسل‌ها در تصویر پوشش و تصویر نهان‌نگاری‌شده به‌عنوان معیاری از قابلیت کشف آماری یاد شده است و قصد دارد که درج بهینه و هزینه تغییر پیکسل متناظر با آن‌ها را به نحوی بیابد که این معیار کمینه شود [۳۱]. درنتیجه، تابع اعوجاج ناشی از درج با (۱) بیان می‌شود:

$$D=\sum_{i=1}^{n} D_{KL}\left(p^{(i)}\,\|\,q^{(i)}(\beta_i)\right) \qquad (۱)$$

که در آن، $p^{(i)}$ و $q^{(i)}(\beta_i)$ به‌ترتیب نشان‌دهنده توزیع پیکسل i-ام تصویر پوشش و درج‌شده هستند و β_i نرخ درج در پیکسل i-ام است. با نوشتن بسط تیلور برای دیورژانس در (۱):

$$D=\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2 I_i(0)/2 \qquad (۲)$$

که در آن، $I_i(0)$ نشان‌دهنده اطلاعات فیشر است. در [۴۱] نشان داده شده است که با مدل‌سازی پوشش می‌توان مقدار اطلاعات فیشر را محاسبه کرد. برای سادگی، توزیع پیکسل‌های پوشش را گوسی کوانتیزه شده و مستقل به‌صورت $Q_{\Delta}(N(0,v_i))$ درنظر گرفته می‌شود. در این‌جا فرض می‌شود از درج به‌صورت LSBM استفاده گردد که در [۴۲] نشان داده شده است که آشکارسازی آن نسبت به روش‌های مبتنی بر جایگذاری LSB[2] دشوارتر است. اگر احتمال ±1 شدن برابر β_i باشد، توزیع پیکسل متناظر خروجی به‌صورت (۳) درمی‌آید.

$$q_j(\beta_i)=(1-2\beta_i)p_j+\beta_i(p_{j+1}+p_{j-1}) \qquad (۳)$$

برای انتخاب نقاط مناسب برای تغییر و درج پیام بدون کدکردن محل درج از کدینگ کاغذ خیس استفاده می‌شود. ایده کدینگ کاغذ خیس برای اولین بار در [۳۲] مطرح شد. از این روش برای آشکارسازی اطلاعات درج‌شده بدون اطلاع از توزیع مکانی درج در پوشش استفاده می‌شود. فرض کنید تصویر پوشش مورد استفاده $\mathbf{X}=\{x_1,\ldots,x_n\}$ دارای n پیکسل باشد و k عدد از آن‌ها قابل تغییر باشد. در نام‌گذاری کدهای کاغذ خیس این بخش معادل قسمت‌های خشک یک کاغذ ذهنی است که قابل نوشتن است. حال هدف این است که با تغییر مقادیر این پیکسل‌ها، پیام مورد نظر (m) در تصویر پوشش درج شود. اگر تصویر پس از درج را با $\mathbf{Y}$ نشان دهیم و بردارهای $\underline{b}(x)=[b(x_1),\ldots,b(x_n)]^T$ و $\underline{b}(y)=[b(y_1),\ldots,b(y_n)]^T$ به‌ترتیب بردارهای بیت‌های کم‌ارزش تصویر اولیه و ثانویه باشند، می‌خواهیم Y را با تغییر روی X به‌گونه‌ای بسازیم که رابطه (۴) برقرار باشد. در این رابطه، ماتریس D یک ماتریس تصادفی از پیش به اشتراک گذاشته‌شده بین فرستنده و گیرنده است. از آن‌جایی‌که k پیکسل قابل تغییر داشتیم، بردار $\underline{v}$ دارای k عنصر مجهول و $n-k$ عنصر صفر است. لذا می‌توان با حذف $n-k$ عنصر صفر از بردار $\underline{v}$ و ستون‌های متناظر آن‌ها از ماتریس D، اندازه دستگاه معادلات فوق را کوچک کرد. لذا رابطه (۴) به رابطه (۵) خلاصه خواهد شد.

$$\begin{aligned}&\mathbf{D}\underline{b}(y)=m\Rightarrow\\&\mathbf{D}\underline{v}=m-D\underline{b}(x);\quad \underline{v}=\underline{b}(y)-\underline{b}(x)\end{aligned} \qquad (۴)$$

$$\mathbf{H}\underline{v}=\underline{s} \qquad (۵)$$

که در آن، H ماتریسی $m\times k$ و $\underline{v}$ برداری با k عنصر است. درنتیجه، فرستنده باید این دستگاه معادلات با m معادله و k مجهول را حل کند. مشاهده می‌شود که این مسئله معادل کد برداری یک کد خطی $\mathcal{C}(k,k-m)$ با ماتریس توازن آزمایی[3] H است. یک روش عملی برای کمینه‌کردن اعوجاج جمع‌شونده درروش کدینگ کاغذ خیس استفاده از STC است [۳۶]. هدف این روش، یافتن بهترین نحوه درج برای کمینه‌کردن اعوجاج جمع‌شونده ناشی از درج است. در این روش، تصویر پوشش، هزینه تغییر هر پیکسل و پیام مورد نظر به‌عنوان ورودی دریافت می‌شود. با توجه به ساختار کدینگ کاغذ خیس، پیام‌ها در نقش

1- Latent Dirichlet Allocation Topic Model

2- Least Significant Bit Replacement

3- Parity Check Matrix

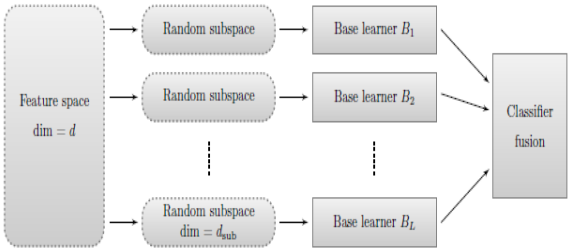
سندرم یک کد پیچشی[1] ظاهر می‌شوند و در گیرنده، بدون به اشتراک‌گذاشتن کانال قابل استخراج هستند. درنتیجه، مسئله بهینه‌سازی درنظر گرفته‌شده در STC به‌صورت رابطه (۶) است.

$$\min_{\underline{y}} \sum_{i=1}^{n} \rho_i(x, y_i), \quad y_i \in \{0,1\} \qquad s.t. \quad H\underline{y} = m \tag{۶}$$

الگوریتم‌های Hugo [۳۵]، S-UNIWARD [۳۰] و چند الگوریتم دیگر نیز از طی این مسیر با ملاک‌های دیگری به‌جای دیورژانس به‌دست آمده‌اند. در [۴۶] ملاک بهینه‌سازی برای اولین بار از دید نهان‌کاو مطرح شده است. در این روش، ملاک بهینه تشخیص نهان‌نگاری به‌عنوان ملاک بهینه‌سازی نهان‌نگاری به‌کار رفته است. در این مقاله ما این مهم را با مدل‌سازی نهان‌کاو با مدل‌سازی رفتار آن به کمک مدل‌های گرافیکی انجام داده‌ایم. مزیت این روش آن است که از روی نتیجه اعمال یک نهان‌کاو روی یک مجموعه داده می‌توان مدل‌هایی از رفتار آن به‌دست آورد و با پیچیده‌کردن مدل گرافیکی جنبه‌های بیشتری از نهان‌کاو را مدل کرد و ملاک‌هایی برای ارزیابی نهان‌کاوی و نهان‌نگاری ایجاد نمود. لازم به ذکر است که گونه‌های دیگری از نهان‌نگاری تطبیقی با استفاده از گراف معرفی شده است (مثلاً در [۴۷]) که به موضوع مورد بحث ما ارتباط خاصی ندارد و بدون توجه به نهان‌کاو مورد استفاده قرار می‌گیرد.

پس از معرفی روش‌های نهان‌کاوی به‌صورت طبقه‌بندی نظارت‌شده، بردار ویژگی‌های مختلفی از روی ویژگی‌های آماری تصویر استخراج شدند. در این مقاله از بردار ویژگی‌های ۱۲۷۵۳ بعدی SRMQ1 استفاده شده است [۳۸]. این بردار ویژگی، وابستگی بین باقی‌مانده‌های نویزی که با استفاده از فیلترهای بالاگذر خطی و غیرخطی گوناگون ایجاد می‌شوند را استخراج می‌کند. در این مقاله از مجموعه تصاویر Corel استفاده شده است [۴۳]. این مجموعه تصاویر شامل ۸۱۸۵ تصویر فشرده‌نشده با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ است که دارای تصاویری از موضوعات مختلف مانند مناظر طبیعی، اشخاص، حیوانات، اشیاء، ساختمان‌ها، آثار هنری و غیره است.

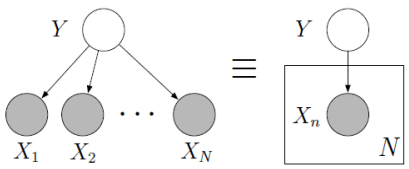
این مجموعه تصاویر قبلاً در نهان‌نگاری مانند [۴۴] استفاده شده است. این تصاویر را به تصاویر خاکستری ۸-بیتی تبدیل نموده و با فرمت (tif.) ذخیره کرده‌ایم. به‌دلیل پیچیدگی بالای SVM[2] برای بردارهای ویژگی با ابعاد بالا، در این مقاله از طبقه‌بند مرکب استفاده می‌شود[۴۸]. این روش برای مسائلی که تعداد زیادی زوج تصویر پوشش و درج‌شده در مجموعه آموزش داریم و ابعاد بردار ویژگی نیز بالا است، عملکردی مشابه SVM با پیچیدگی بسیار پایین‌تر از آن خواهد داشت. پیچیدگی بسیار پایین این روش، به نهان‌کاو این قابلیت را می‌دهد که در یک زمان متعارف از ویژگی‌های آماری با ابعاد بالا و مجموعه تصاویر آموزش زیادتری استفاده کند و درنتیجه بتواند سامانه‌های نهان‌نگاری مدرن را بهتر شناسایی کند. طبقه‌بند مرکب از چندین طبقه‌بند پایه برای آموزش تشکیل شده است. هرکدام از این طبقه‌بندها روی یک زیرفضای تصادفی از فضای ویژگی، آموزش می‌بینند. همان‌گونه که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، تصمیم نهایی در مرحله آزمون براساس مجموع تصمیم‌های طبقه‌بندهای پایه اعلام می‌شود. در دو بخش بعد به مقدمه‌ای از مدل‌های موضوعی و روش به‌کاررفته پرداخته‌ایم.



شکل (۱): ساختار طبقه‌بند مرکب

۳- مدل‌های گرافیکی

برای نمایش توزیع احتمال مدل‌های موضوعی، از ساختاری به نام مدل گرافیکی استفاده می‌شود. این مدل به‌صورت یک گراف جهت‌دار تعریف می‌شود که در آن گره‌ها متغیرهای تصادفی و یال‌ها وابستگی‌های احتمالی بین متغیرها را نشان می‌دهند. در این مدل، گره‌های خاکستری نشان‌دهنده متغیرهای مشاهده شده و مستطیل‌ها نشان‌دهنده یک ساختار تکرارشونده هستند. شکل (۲) ساختار یک مدل گرافیکی ساده را نشان می‌دهد که بیان‌گر مدل بیز ساده‌انگارانه و تابع چگالی احتمال $p(y, x_1, ..., x_N) = p(y)\prod_{i=1}^{N} p(x_i \mid y)$ است.

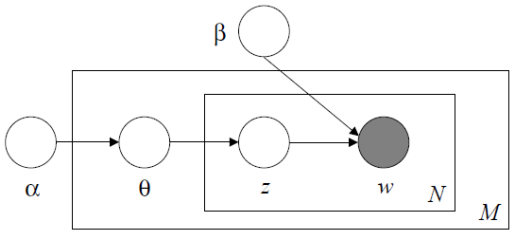


شکل (۲): مدل گرافیکی بیز ساده‌انگارانه (Naiive Bayes)

در شکل (۳) مدل گرافیکی مربوط به مدل موضوعی LDA نشان داده شده است. این مدل به‌دلیل شباهتش به مسئله مورد نظر ما در این مقاله مبنای پژوهش قرار گرفته است [۴۵]. در این شکل z یک موضوع، w یک سند و W_iها کلمات موجود در این

1- Convolutional
2- Support Vector Machine

سند هستند. مدل LDA توانسته است با تعریف وزن هر موضوع در سند به‌صورت یک متغیر تصادفی، این مشکلات را حل نماید. براساس این مدل، هر سند w بدین‌صورت تولید می‌شود که ابتدا سهم هر موضوع در سند از توزیع $\theta \sim Dir(\alpha)$ مشخص می‌شود. سپس به ازای هر کلمه W_n از این سند، یک موضوع z_n با توزیع $z_n \sim Multinomial(\theta)$ انتخاب شده و سپس کلمه w_n با توزیع $p(w_n \mid z_n, \beta)$ تولید می‌شود. توزیع احتمال مشترک بردارهای θ ، z و w در رابطه (۷) نشان داده شده است.



شکل (۳): مدل موضوعی LDA

$$p(\theta, \mathbf{z}, \mathbf{w} \mid \alpha, \beta) = p(\theta \mid \alpha) \prod_{n=1}^{N} p(z_n \mid \theta)\, p(w_n \mid z_n, \beta) \qquad (۷)$$

که در آن، θ مخلوطی از موضوعات است که سهم هر موضوع در سند را مشخص می‌کند، $\mathbf{w}$ برداری از N کلمه موجود در سند و $\mathbf{z}$ برداری از موضوعات متناظر با هر کلمه در سند است. مقادیر α, β پارامترهای مربوط به مدل هستند که در روند آموزش محاسبه می‌شوند. درصورتی‌که k موضوع داشته باشیم، توزیع $p(\theta \mid \alpha)$ به‌صورت دیریکله k-بعدی مطابق رابطه (۸) است.

$$p(\theta \mid \alpha) = \frac{\Gamma(\sum_{i=1}^{k} \alpha_i)}{\prod_{i=1}^{k} \Gamma(\alpha_i)} \theta_1^{\alpha_1 - 1} \ldots \theta_k^{\alpha_k - 1} \qquad (۸)$$

توزیع احتمال حاشیه‌ای هر سند را می‌توان با جمع و انتگرال‌گیری روی θ و z به‌دست آورد. درنتیجه خواهیم داشت:

$$p(\mathbf{w} \mid \alpha, \beta) = \int p(\theta \mid \alpha) \Big(\prod_{n=1}^{N} \sum_{z_n} p(z_n \mid \theta)\, p(w_n \mid z_n, \beta) \Big) d\theta$$

۴- مدل‌سازی نهان‌کاو

در این بخش با مدل‌سازی گرافیکی نهان‌کاو، احتمال خطای نهان‌کاو به‌عنوان معیاری از قابلیت کشف آماری بیان و محاسبه می‌شود. براساس این معیار، تعریف جدیدی از ظرفیت ارائه و رابطه آن را با هزینه تغییر پیکسل بررسی کرده‌ایم. رابطه هزینه تغییر پیکسل و قابلیت کشف آماری، با ارائه یک الگوریتم نهان‌نگاری براساس فریب مدل نهان‌کاو و آزمون آن روی یک دادگان شناخته‌شده بررسی شده است.

در بین مدل‌های موضوعی موجود، LDA عملکرد بهتری در طبقه‌بندی داده‌ها دارد. همچنین، بسیاری از مدل‌های موضوعی جدیدتر بر پایه LDA طراحی‌شده‌اند. به‌علاوه، این ساختار برای ارتباط‌دادن هزینه تغییر پیکسل به ظرفیت نهان‌نگاری و قابلیت کشف آماری مناسب است. بر این اساس، فرض می‌شود که نهان‌کاو از این مدل برای نهان‌کاوی تصاویر استفاده می‌کند.

در این ساختار فرض می‌شود هر تصویر یک سند باشد که از تعدادی پیکسل به‌عنوان کلمات تشکیل شده است. همچنین دو موضوع وجود دارد که به ترتیب پاک (C) و درج‌شده (S) نام دارند. با توجه به مدل گرافیکی LDA، با دریافت یک تصویر، توزیع هر موضوع در این تصویر از رابطه (۸) به‌دست می‌آید. در عمل، پارامترهای مدل به‌گونه‌ای تعیین می‌شود که این مدل بتواند به‌خوبی مجموعه اسناد دریافتی را توصیف کند [۴۵].

$$P(\theta_1, \theta_2 \mid \mathbf{X}, Model) = \frac{P(\theta_1, \theta_2, \mathbf{X} \mid Model)}{P(\mathbf{X} \mid Model)} =$$

$$\frac{P(\theta \mid \alpha_{Model}) \prod_{i=1}^{n} \sum_{z_i \in Z} P(z_i \mid \theta) P(x_i \mid z_i, \beta_{Model})}{\int_{\theta} P(\theta \mid \alpha_{Model}) \prod_{i=1}^{n} \sum_{z_i \in Z} P(z_i \mid \theta) P(x_i \mid z_i, \beta_{Model})\, d\theta} \qquad (۸)$$

$$= \frac{\theta_1^{\alpha_1 - 1} \theta_2^{\alpha_2 - 1} \prod_{i=1}^{n} \{\theta_1 P(x_i \mid Clean) + \theta_2 P(x_i \mid Steg)\}}{\int_{\theta} \theta_1^{\alpha_1 - 1} \theta_2^{\alpha_2 - 1} \prod_{i=1}^{n} \{\theta_1 P(x_i \mid Clean) + \theta_2 P(x_i \mid Steg)\} d\theta}$$

در (۸) منظور از مدل، پارامترهایی هستند که طی فرآیند آموزش محاسبه می‌شوند. همچنین، X در این نمایش، نشان‌دهنده یک سند با تعداد کلمات n است.

برای ایجاد ارتباط بین پارامترهای مدل و اثر نهان‌نگاری، تصویر $\mathbf{X} = (x_1, \ldots, x_n)$ با توزیع هر یک از پیکسل‌ها به‌صورت $x_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ و مستقل از هم مدل می‌شوند. همچنین، در نهان‌نگاری از درج به‌صورت LSBM استفاده می‌شود. در [۴۲] نشان داده شده است که تشخیص روش‌های نهان‌نگاری مبتنی بر LSBM نسبت به جایگذاری LSB دشوارتر است. به همین دلیل، در نهان‌نگاری، LSBM نسبت به جایگذاری LSB ترجیح داده شده است [۳۱]. اگر احتمال ± 1 شدن برابر $\beta / 2$ باشد، تابع چگالی احتمال پیکسل‌های تصویر نهان‌نگاری‌شده به‌صورت (۹) بیان می‌شود.

$$f_\beta(x_i,\sigma_i^2)=\frac{\beta}{2}f(x_i,-1,\sigma_i^2)\pm \\ +(1-\beta)f(x_i,0,\sigma_i^2)+\frac{\beta}{2}f(x_i,1,\sigma_i^2) \quad (۹)$$

که در آن، $f(x_i,\mu_i,\sigma_i^2)$ تابع چگالی گوسی با میانگین μ_i و واریانس σ_i^2 است. با استفاده از فرضیات فوق، رابطه استنتاج (۸) به‌صورت (۱۰) درمی‌آید.

$$P(\theta_1,\theta_2\mid \mathbf{X},Model)= \\ \frac{\theta_1^{\alpha_1-1}\theta_2^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{\theta_1 f(x_i,0,\sigma_i^2)+\theta_2 f_{\beta_i}(x_i,\sigma_i^2)\}}{\int_\theta \theta_1^{\alpha_1-1}\theta_2^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{\theta_1 f(x_i,0,\sigma_i^2)+\theta_2 f_{\beta_i}(x_i,\sigma_i^2)\}d\theta} \quad (۱۰)$$

از آن‌جایی‌که دو موضوع وجود دارد، θ_iها ($i=1,2$) روی خط $\theta_1+\theta_2=1$ در ناحیه اول مختصات قرار می‌گیرند. لذا با جایگذاری $\theta_2=1-\theta_1$ در رابطه و اندکی ساده‌سازی به توزیعی برحسب θ_1 می‌رسیم که آن را f_{θ_1} می‌نامیم.

$$f_{\theta_1}=P(\theta_1,\theta_2\mid \mathbf{X},Model)= \\ \frac{\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{1-\beta_i(1-\theta_1)(1-e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}}\cosh(\frac{x_i}{\sigma_i^2}))\}}{\int_{\theta_1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{1-\beta_i(1-\theta_1)(1-e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}}\cosh(\frac{x_i}{\sigma_i^2}))\}d\theta_1}$$

برای تصمیم‌گیری در مورد یک تصویر، آن تصویر را به موضوعی که بیشترین احتمال را دارد، نسبت می‌دهیم. لذا قاعده تصمیم‌گیری به‌صورت (۱۱) قابل بیان است.

$$D=\begin{cases}\theta_1>0.5\Rightarrow & \text{Clean}\\ \theta_1<0.5\Rightarrow & \text{Steg}\\ \theta_1=0.5\Rightarrow & \text{Clean or Steg}\end{cases} \quad (۱۱)$$

بر این اساس، میانگین احتمال خطای نهان‌کاو به‌صورت (۱۲) محاسبه می‌شود.

$$\overline{p_E}=\frac{1}{2}(p_{MD}+p_{FA}) \quad (۱۲)$$
$$=\frac{1}{2}(E_{\mathbf{X}|\text{Steg}}[P(\theta_1>0.5)]+E_{\mathbf{X}|\text{Clean}}[P(\theta_1<0.5)])$$

که در آن، p_{MD} و p_{FA} به‌ترتیب احتمال عدم کشف تصویر درج‌شده و احتمال تشخیص تصویر پاک به‌عنوان تصویر درج‌شده هستند. همچنین، توزیع تصاویر پاک و درج‌شده برای میانگین‌گیری نیز مشابه قسمت قبل، به‌ترتیب توزیع گوسی و گوسی مخلوط[1] برای هر پیکسل فرض شده است. عدم تقارن پارامترهای دیریکله α_1 و α_2 که طی روند آموزش محاسبه می‌شوند، احتمال خطاهای p_{MD} و p_{FA} را از صفر تا یک جابه‌جا می‌کند. همچنین، در روند آموزش LDA، از توزیع دیریکله متقارن ($\alpha_1=...=\alpha_k$) استفاده می‌شود. لذا بدون اعمال نظر خاص، ما نیز مقادیر α_1 و α_2 را برابر درنظر می‌گیریم.

در این قسمت قصد داریم با فرض استفاده از نهان‌کاو قسمت قبل، میزان درج بهینه در هر پیکسل تصویر را برای سطح درج کل α بیت بر پیکسل بیابیم. به عبارتی، باید از دید نهان‌نگار به‌گونه‌ای در تصویر درج شود که احتمال لورفتن تصویر درج‌شده کمینه شود. لذا با مسئله بهینه‌سازی (۱۳) روبرو هستیم.

$$\begin{cases}\max\limits_{\underline{\beta}} E_{\mathbf{X}|\text{Steg}}[P(\theta_1>0.5)]\\ s.t.\quad \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}h(\beta_i)=\alpha\end{cases} \quad (۱۳)$$

که در آن، $P(\theta_1>0.5)$ عبارت است از:

$$P(\theta_1>0.5)=\int_{0.5}^{1}f_{\theta_1}d\theta_1= \\ \frac{\int_{0.5}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{1-\beta_i(1-\theta_1)(1-e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}}\cosh(\frac{x_i}{\sigma_i^2}))\}d\theta_1}{\int_{0}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}\prod_{i=1}^{n}\{1-\beta_i(1-\theta_1)(1-e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}}\cosh(\frac{x_i}{\sigma_i^2}))\}d\theta_1}$$

در این‌جا با استفاده از تقریب‌های ساده‌کننده، تخمینی از تابع هدف به‌دست آورده و با استفاده از آن به بررسی ظرفیت نهان‌نگاری و همچنین ارائه یک الگوریتم نهان‌نگاری می‌پردازیم.

در اولین تقریب، با توجه به کوچک‌بودن مقادیر β_iها، از جملات حاصل‌ضرب آن‌ها در رابطه تابع هدف صرف‌نظر می‌شود. درنتیجه خواهیم داشت:

$$P(\theta_1>0.5)=(a-bY)/(a'-b'Y)$$

که در آن، $Y=\sum_{i=1}^{n}\beta_i(1-e^{-\frac{1}{2\sigma_i^2}}\cosh(\frac{x_i}{\sigma_i^2}))$،

$a=\int_{0.5}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}d\theta_1$، $a'=\int_{0}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2-1}d\theta_1$،

$b=\int_{0.5}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2}d\theta_1$ و $b'=\int_{0}^{1}\theta_1^{\alpha_1-1}(1-\theta_1)^{\alpha_2}d\theta_1$.

با محاسبه این انتگرال‌ها، رابطه (۱۳) به‌صورت (۱۴) ساده می‌شود:

$$P(\theta_1>0.5)=(1-\frac{b}{a}Y)/(2-Y) \quad (۱۴)$$

1- Mixture of Gaussian

در تقریب دوم، ازآنجایی‌که X_iها مستقل هستند، با استفاده از قضیه حد مرکزی[1] $E_{\mathbf{X}|\text{Steg}}[P(\theta_1>0.5)]$ می‌توان نوشت:

$$E_{\mathbf{X}|\text{Steg}}[P(\theta_1>0.5)]=E_{\mathbf{Y}|\text{Steg}}[(1-bY/a)/(2-Y)]$$

که در آن، متغیر تصادفی Y دارای توزیع گوسی به‌صورت $Y\sim N(\mu_Y,\sigma_Y^2)$ است. با اندکی محاسبه، میانگین و واریانس Y قابل محاسبه است:

$$\mu_Y=\sum_{i=1}^{n}\mu_i(\beta_i)=-\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1) \qquad (۱۵)$$

$$\sigma_Y^2=\sum_{i=1}^{n}v_i^2(\beta_i)=-\sum_{i=1}^{n}\{\beta_i^4(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)^2\}+$$

$$\sum_{i=1}^{n}\{\frac{1}{4}\beta_i^2e^{-\frac{1}{\sigma_i^2}}(e^{\frac{1}{\sigma_i^2}}-1)^2(2+\beta_i(e^{\frac{1}{\sigma_i^2}}-1)(e^{\frac{1}{\sigma_i^2}}+3))\}$$

طبق رابطه (۱۵)، $\sigma_Y^2=O(\beta^2)$ است. لذا در حالتی‌که $\underline{\beta}\to 0$ توزیع Y به سمت تابع ضربه[2] میل می‌کند؛ یعنی $f_Y(y)=\delta(y-\mu_Y)$ است. با این فرض، رابطه تابع هدف به‌صورت رابطه (۱۶) ساده می‌شود.

$$E_{\mathbf{Y}|\text{Steg}}[\frac{1-\frac{b}{a}Y}{2-Y}]=\frac{1-\frac{b}{a}\mu_Y}{2-\mu_Y}$$

$$=\frac{1+\frac{b}{a}\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)}{2+\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)} \qquad (۱۶)$$

طبق رابطه (۱۶)، تابع هدف به‌ازای مقادیر مختلف پارامتر دیریکله، تابعی نزولی از $\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)$ است. درنتیجه، دو مسئله بهینه‌سازی P_1 و P_2 در رابطه (۱۷) با هم معادل هستند:

$$P_1:\begin{cases}\max\limits_{\underline{\beta}} E_{\mathbf{X}|\text{Steg}}[P(\theta_1>0.5)]\\ s.t.\quad \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}h_3(\beta_i)=\alpha\end{cases}$$

$$P_2:\begin{cases}\min\limits_{\underline{\beta}} \sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)\\ s.t.\quad \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}h_3(\beta_i)=\alpha\end{cases} \qquad (۱۷)$$

برای حل مسئله بهینه‌سازی دوم، رابطه (۱۷) مناسب‌تر است.

برای این منظور از روش بهینه‌سازی لاگرانژ[3] استفاده می‌شود. با تشکیل لاگرانژین و مشتق‌گرفتن نسبت به β_iها می‌توان نوشت:

$$L=\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)-\frac{1}{\lambda}(\sum_{i=1}^{n}h_3(\beta_i)-n\alpha) \qquad (۱۸)$$

$$\xrightarrow{\frac{\partial}{\partial\beta_i}}\frac{2}{\beta_i}\ln(\frac{2}{\beta_i}-2)=4\lambda(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1),\ i=1,...,n$$

حل هریک از معادلات (۱۸)، معادل حل معادله $x\ln(x-2)=4\lambda(\cosh(1/\sigma_i^2)-1)$ است که در آن، $x=2/\beta_i\geq 3$ است. برای حل سریع این معادله برای همه پیکسل‌ها، مقادیر تابع معکوس $y=x\ln(x-2)$ با محاسبه تابع در فواصل کوچک در یک جدول ذخیره می‌شود. برای داشتن نقطه کمینه باید مشتق دوم تابع هدف نسبت به β_i مثبت باشد؛ درنتیجه، باید $\lambda>0$ باشد. مقدار λ نیز از شرط مسئله محاسبه می‌شود. از طرفی، بین احتمال تغییر پیکسل و هزینه تغییر پیکسل برای کمینه‌کردن اعوجاج جمع‌پذیر رابطه $\beta_i=1/(1+\exp(k\rho_i))$ برقرار است [۳۶]. با استفاده از این رابطه، می‌توان هزینه تغییر پیکسل را برحسب β_iهای محاسبه‌شده در قسمت قبل به‌دست آورد. در ادامه، ρ_iها به بزرگ‌ترین مقدار آن‌ها نرمالیزه می‌شود:

$$\rho_i=\ln(1/\beta_i-1) \qquad (۱۹)$$

لازم به ذکر است که برای جلوگیری از جهش روشنایی پیکسل، هزینه افزودن $+1$ برای پیکسل‌های با روشنایی ۲۵۵ و افزودن -1 برای پیکسل‌های با روشنایی صفر برابر با بیشترین هزینه منظور می‌شود.

درنهایت، می‌توان با استفاده از نسخه سه- سطحی STC [۳۶]، با پروفایل هزینه تعریف‌شده در رابطه (۱۹) برای درج در تصاویر استفاده کرد. واریانس هر پیکسل به‌صورت واریانس نمونه‌ای در یک همسایگی کوچک (مثلاً یک بلوک 3×3) از آن پیکسل محاسبه می‌شود. همچنین، به‌دلیل پایداری عددی، بیشینه واریانس هر پیکسل و ۱ به‌عنوان واریانس آن پیکسل درنظر گرفته می‌شود.

۵- نتایج و بحث

این بخش به بررسی رفتار الگوریتم پیشنهادی از نظر درج در نواحی مختلف تصویر و ارتباط آن با توزیع روشنایی در تصویر اختصاص دارد. سپس، عملکرد الگوریتم با بهترین الگوریتم‌های موجود مقایسه می‌شود.

1- Central Limit Theory
2- Impulse Function
3- Lagrange Optimization

۵-۱- احتمال تغییر پیکسل

در الگوریتم پیشنهادی، هزینه تغییر پیکسل به ویژگی‌های تصویر وابسته است. تصویر ارائه‌شده در شکل (۴- الف) دارای تنوعی مناسب ازنظر قسمت‌های نویزی و هموار است و در [۲۹] نیز به‌کار رفته است. در شکل (۴)، احتمال تغییر پیکسل برای الگوریتم‌های مختلف نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی ما نیز یک الگوریتم وفقی محتوامحور است. به عبارتی، احتمال تغییر پیکسل در قسمت‌های نویزی و لبه‌ها بیشتر از قسمت‌های هموار تصویر است. همچنین، با توجه به شباهت رفتار الگوریتم پیشنهادی به MG، انتظار می‌رود کارایی این دو الگوریتم نیز مشابه هم باشند.

الف) تصویر پوشش

S-UNIWARD (ج

HUGO (ب

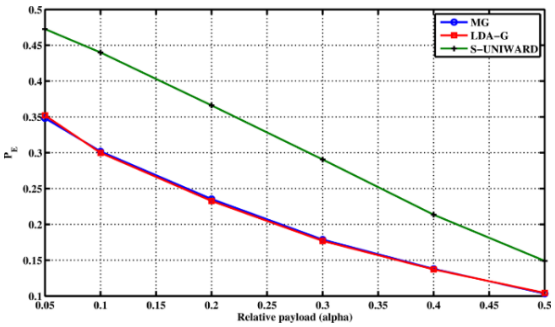
د) الگوریتم این مقاله LDA-G

MG (ج

شکل (۴): مقایسه احتمال تغییر پیکسل برای الگوریتم‌های نهان‌نگاری مختلف. مقادیر احتمال درج در بازه [0,1/3] هستند و تیره‌ترین نقاط مشخص‌کننده احتمال درج 1/3 هستند و روشن‌ترین نقاط احتمال درج صفر را نشان می‌دهند.

۵-۲- نهان‌کاوی

در این مقاله به‌منظور بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در نرخ‌های درج مختلف، از روش نهان‌کاوی ذکرشده در [۴۸] استفاده شده است. تصاویر پوشش استفاده‌شده از مجموعه تصاویر Corel انتخاب شده‌اند [۴۳]. این مجموعه تصاویر شامل ۸۱۸۵ تصویر فشرده‌نشده با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ است. تصاویر انتخاب‌شده توسط بردار ویژگی‌های ۱۲۷۵۳ بعدی SRM با q=1 توصیف می‌شوند [۳۸]. درنهایت، عملکرد نهان‌کاو براساس میانگین احتمال خطای نهان‌کاوی به‌صورت $\overline{P_E} = \min_{p_{FA}} (p_{MD} + p_{FA})/2$ سنجیده می‌شود. احتمال خطای ذکرشده در شکل (۵)، میانگین ۱۰ بار اجرای الگوریتم نهان‌کاوی [۴۸] با تنظیمات پیش‌فرض است. همان‌طورکه در [۳۱] نشان داده شده است، MG عملکرد بهتری نسبت به HUGO دارد. در این بررسی، عملکرد الگوریتم پیشنهادی را نسبت به بهترین الگوریتم‌های موجود می‌سنجیم. همان‌گونه‌که انتظار می‌رفت، عملکرد الگوریتم پیشنهادی، مشابه MG است. مشاهده می‌شود که همچنان عملکرد الگوریتم S-UNIWARD بهتر از سایر الگوریتم‌ها است. البته باید توجه کرد که ساختار تابع اعوجاج استفاده‌شده در S-UNIWARD پیچیده‌تر است و رابطه بین پیکسل‌های مجاور را درنظر می‌گیرد؛ درحالی‌که در الگوریتم پیشنهادی، پیکسل‌های پوشش مستقل از هم فرض شده‌اند. درنتیجه، استفاده از مدل‌های پیچیده‌تری برای توصیف تصویر پوشش، مانند توزیع گوسی توأم[1] یا استفاده از زنجیره مارکوف[2] (که همبستگی بین پیکسل‌های مجاور را نیز درنظر می‌گیرند) می‌تواند به تولید الگوریتم‌های نهان‌نگاری بهتر بینجامد.



شکل (۵): میانگین احتمال خطای نهان‌کاو $\overline{P_E}$ برحسب نرخ درج α برای الگوریتم‌های مختلف. نمودارهای مربوط به LDA-G و MG تقریباً منطبق شده‌اند.

۵-۳- بررسی ویژگی‌های دیداری الگوریتم پیشنهادی

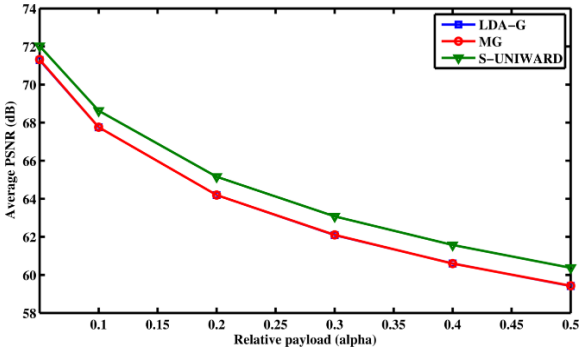
در این قسمت، قصد داریم افت کیفیت تصویر و تغییرات آماری

1- Jointly Gaussian
2- Markov Chain

آن را در اثر درج توسط الگوریتم پیشنهادی بررسی کنیم. نسبت مقدار بیشینه سیگنال به نویز، PSNR نامیده می‌شود که بیان‌کننده افت کیفیت ناشی از درج در تصویر است؛ این ملاک برای تصویر پوشش IC و تصویر درج‌شده IS بدین‌صورت تعریف می‌شود [۴۹].

$$PSNR(IS,IC)= 10\{\log_{10}[Max\ P^2]-\log_{10}[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(IS(i)-IC(i))^2]\} \quad (۲۰)$$

که در آن، $Max\ P$ بیشینه روشنایی پیکسل‌ها است که برای تصاویر خاکستری ۸-بیتی برابر ۲۵۵ است. در شکل (۶)، رابطه میانگین PSNR و درج نسبی α برای الگوریتم‌های مختلف نشان داده شده است. این میانگین روی ۱۰۰ تصویر گرفته شده است.



شکل (۶): میانگین PSNR برحسب نرخ درج برای روش‌های مختلف. نمودارهای LDA-G و MG تقریباً منطبق شده‌اند.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، برای همه الگوریتم‌های بررسی‌شده، کیفیت تصاویر پس از درج به روش پیشنهادی افت زیادی نخواهد کرد. همچنین، عملکرد الگوریتم پیشنهادی ازنظر PSNR، مشابه الگوریتم MG و اندکی ضعیف‌تر از الگوریتم S-UNIWARD است.

۵-۴- ظرفیت نهان‌نگاری

همان‌گونه که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، احتمال خطای نهان‌کاو $\overline{P_E}$ تابعی نزولی از نرخ درج نسبی α است. درصورتی‌که سطح مشخصی از کشف‌پذیری قابل تحمل باشد تا جایی می‌توان در یک تصویر درج کرد که ابهام نهان‌کاو در مورد درج از این سطح قابل تحمل کمتر نشود؛ مقدار داده قابل درج در این سطح آستانه را ظرفیت نهان‌نگاری می‌نامیم. ظرفیت نهان‌نگاری را به‌طور دقیق‌تر به این صورت تعریف می‌کنیم:

تعریف: یک سیستم نهان‌نگاری را ε-امن می‌نامیم هرگاه، فاصله ابهام نهان‌کاو از حالت بیشینه کمتر از ε باشد. بر این اساس، ظرفیت نهان‌نگاری برای هر الگوریتم درج به‌صورت (۲۱) تعریف می‌شود.

$$C(\varepsilon)=\{Sup(\alpha):1-h(\overline{p_E}(\alpha))\le\varepsilon\} \quad (۲۱)$$

که در آن، $h(x)$ نشان‌دهنده آنتروپی باینری است و به‌صورت $h(x)=-x\ln(x)-(1-x)\ln(1-x)$ تعریف می‌شود. احتمال خطای نهان‌کاو عددی در بازه $0\le\overline{P_E}\le 0.5$ است. نهان‌کاو درصورت دریافت تصاویر با درج صفر، به صورتی کاملاً تصادفی تصمیم می‌گیرد و $\overline{P_E}$ در این حالت به مقدار بیشینه خود یعنی ۰/۵ می‌رسد. آنتروپی باینری در بازه (0,0.5) تابعی یک‌به‌یک از $\overline{P_E}$ است. درنتیجه، دو تعریف (۲۱) و (۲۲) از ظرفیت، معادل یکدیگرند. در رابطه (۲۲)، $\varepsilon_1=0.5-h^{-1}(1-\varepsilon)$ است.

$$C(\varepsilon_1)=\{Sup(\alpha):1/2-\overline{p_E}(\alpha)\le\varepsilon_1\} \quad (۲۲)$$

رابطه ظرفیت نهان‌نگاری با ویژگی‌های تصویر پوشش و الگوریتم درج را می‌توان از این تعریف استخراج نمود. با توجه به رابطه (۲۲) و روش پیشنهادی این مقاله، ظرفیت نهان‌نگاری به‌صورت رابطه (۲۳) محاسبه می‌شود. این رابطه نشان می‌دهد که مقدار داده امن به پراکندگی تصویر پوشش، اندازه تصویر و الگوریتم درج وابسته است. همچنین، در دو حالت حدی $\beta\to 0$ و $\sigma^2\to\infty$ ابهام نهان‌کاو بیشینه است و این به معنی امنیت کامل است. این دو حالت به‌ترتیب نشان‌دهنده تصویر بدون درج و تصویر بسیار نویزی هستند.

$$1/2-\overline{p_E}(\alpha)\le\varepsilon_1\Rightarrow$$
$$1/2-(\frac{1-\frac{b}{a}\mu_Y}{2-\mu_Y}+\frac{1}{2})/2\le\varepsilon_1 \quad (۲۳)$$
$$\Rightarrow\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(\frac{1}{\sigma_i^2})-1)\le\varepsilon_2$$

که در آن، $\varepsilon_2=8\varepsilon_1/(1-2b/a-4\varepsilon_1)$ است. همچنین، از آن‌جایی‌که رابطه با فرض سه- سطحی‌بودن درج به‌دست آمده است، شرط $\sum_{i=1}^{n}h_3(\beta_i)=n\alpha$ نیز باید برقرار باشد. از این‌جا می‌توان قضیه ریشه دوم ظرفیت نهان‌نگاری را نتیجه گرفت که به آن اشاره نمی‌کنیم. این نتیجه مشابه نتیجه‌ای است که تحت عنوان قانون ریشه دوم برای ظرفیت نهان‌نگاری براساس تعریف کاچین [۴] مطرح شده است [۱۰]. طبق این قضیه، میزان کل داده امن برابر $m(n)=n\alpha=O(\sqrt{n}\ln(n))$ است؛ بنابراین، با افزایش ابعاد تصویر، نمی‌توان با نرخ قبل در تصویر درج کرد.

۵-۵- هزینه درج در تصویر

در بخش ۴ دیدیم که احتمال خطای نهان‌کاو، برحسب تابعی از واریانس و میزان درج در پیکسل‌های تصویر تغییر می‌کند. در رابطه (۲۴)، هزینه درج در تصویر به‌گونه‌ای تعریف شده است که هرچه مقدار این تابع کمتر باشد، ابهام نهان‌کاو افزایش می‌یابد.

$$IC=\sum_{i=1}^{n}\beta_i^2(\cosh(1/\sigma_i^2)-1) \qquad (۲۴)$$

برای مستقل‌شدن این تابع از الگوریتم درج، مقدار بهینه این تابع را برای الگوریتم پیشنهادشده در بخش قبل، محاسبه می‌کنیم. بر این اساس، مقدار بهینه این تابع به ازای هر نرخ درج، تنها وابسته به واریانس پیکسل‌های تصویر است. با جایگذاری رابطه (۱۸) در رابطه (۲۴)، هزینه درج در تصویر به‌صورت رابطه (۲۵) محاسبه می‌شود.

$$IC=\frac{1}{2\lambda}\sum_{i=1}^{n}\beta_i\ln(\frac{2}{\beta_i}-2) \qquad (۲۵)$$

با درنظرگرفتن یک توزیع آماری برای واریانس پیکسل‌ها، مقدار هزینه درج در تصویر و نرخ درج قابل‌محاسبه است. با حذف λ، می‌توان رابطه این دو متغیر را با یکدیگر یافت. بدین منظور، هزینه درج در تصویر نرمالیزه‌شده و نرخ درج برحسب توزیع β محاسبه شده است. در روابط (۳۳-۲۶) β_i ها نمونه‌های این متغیر تصادفی هستند؛ از آن‌جایی‌که تعداد پیکسل‌های تصویر به‌اندازه کافی زیاد است، میانگین نمونه‌ها تقریب مناسبی از میانگین آماری است.

$$\begin{aligned}IC_n&=\frac{1}{n}IC=\frac{1}{2\lambda}\times\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\beta_i\ln(\frac{2}{\beta_i}-2)\\&=\frac{1}{2\lambda}\int x\ln(\frac{2}{x}-2)f_\beta(x)dx\end{aligned} \qquad (۲۶)$$

$$\alpha=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}h_3(\beta_i)=\int h_3(x)f_\beta(x)dx \qquad (۲۷)$$

با توجه به رابطه $\frac{2}{\beta}\ln(\frac{2}{\beta}-2)=4\lambda(\cosh(\frac{1}{\sigma^2})-1)$، β تابعی از متغیر تصادفی σ^2 است. برای محاسبه IC_n و α، تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی β را در دو مرحله برحسب تابع چگالی احتمال σ^2 قابل محاسبه است. در مرحله اول داریم:

$$y=\cosh(\frac{1}{\sigma^2})-1\ ;\sigma^2\geq 0\Rightarrow \qquad (۲۸)$$

$$f_Y(y)=\frac{f_{\sigma^2}\left(\frac{1}{\ln((y+1)+\sqrt{y^2+2y})}\right)}{\sqrt{y^2+2y}\left(\ln((y+1)+\sqrt{y^2+2y})\right)^2}\ ;y\geq 0$$

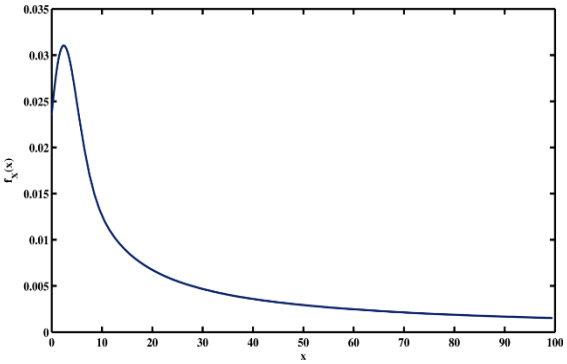
در مرحله دوم، از روی تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی Y، تابع چگالی احتمال β را می‌یابیم. رابطه بین این دو متغیر تصادفی به‌صورت رابطه (۲۹) است.

$$y=\frac{1}{2\lambda\beta}\ln(\frac{2}{\beta}-2)=g(\beta) \qquad (۲۹)$$

از آن‌جایی‌که $g(x)$ تابعی اکیداً نزولی است، معادله $g(x)=cte$ تنها یک نقطه جواب دارد و می‌توان نوشت:

$$f_\beta(x)=|g'(x)|\,f_Y(g(x))\quad ;0\leq x\leq 2/3 \qquad (۳۰)$$

توزیع واریانس پیکسل‌ها به‌صورت آماری محاسبه می‌شود. در شکل (۷)، تابع چگالی احتمال واریانس برای ۱۰۰ تصویر با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲، به‌صورت تجربی رسم شده است.



شکل (۷): تابع چگالی احتمال تجربی واریانس پیکسل‌ها

حال با استفاده از توزیع تجربی واریانس و روابط فوق، رابطه هزینه درج در تصویر و نرخ درج را به‌دست می‌آوریم. همان‌گونه که در شکل (۸) مشاهده می‌شود، رابطه این دو متغیر به‌صورت تابعی دو ضابطه‌ای است. این رابطه با انطباق دو چندجمله‌ای بر شکل (۸) تخمین زده شده است.

$$IC_n(\alpha)=\begin{cases}6.7\times10^{-1}\alpha^2-3\times10^{-2}\alpha+6.1\times10^{-3};\alpha<0.45\\8.6\times10^{-2}\alpha+9\times10^{-2}\qquad;\alpha\geq 0.45\end{cases}$$

به کمک این تقریب و تعریف ظرفیت در بخش قبل و تعریف ظرفیت در رابطه (۲۳)، می‌توان رابطه داده امن با ابعاد تصویر را به‌صورت به این‌صورت بررسی کرد:

$$IC(\alpha)\leq\varepsilon\Rightarrow$$

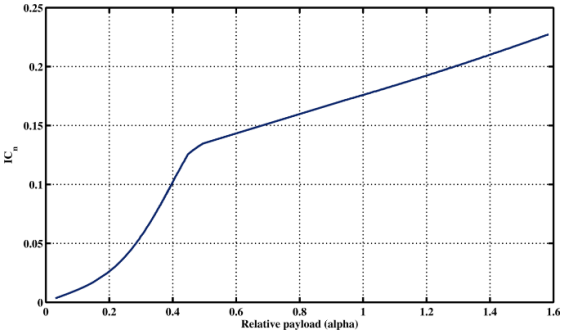
$$\begin{cases}n(6.7\times10^{-1}\alpha^2-3\times10^{-2}\alpha+6.1\times10^{-3})\leq\varepsilon\ ;\alpha<0.45\\n(8.6\times10^{-2}\alpha+9\times10^{-2})\leq\varepsilon\qquad;\alpha\geq 0.45\end{cases}$$

$$\Rightarrow\begin{cases}\alpha=O(\frac{1}{\sqrt{n}})\rightarrow m(n)=O(\sqrt{n})\ ;\alpha<0.45\\\alpha=O(\frac{1}{n})\quad\rightarrow m(n)=O(1)\quad;\alpha\geq 0.45\end{cases}$$

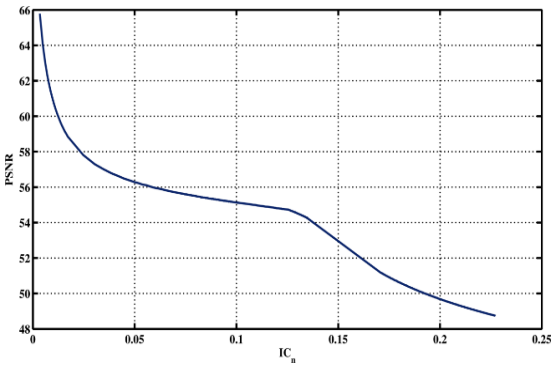
نتیجه این بررسی‌ها نشان می‌دهد که برای سطوح امنیت بالا (مربوط به نرخ‌های درج کمتر از 0.45 bpp)، میزان داده امن با ریشه دوم ابعاد تصویر رشد می‌کند. این ویژگی نتایج تحقیقات

قبلی [۹]-[۱۱] را تایید می‌کند. در عین حال، برای سطوح امنیت پایین‌تر (مربوط به نرخ‌های درج بیشتر از 0.45 bpp) محدودیت بیشتری وجود دارد؛ تا جایی‌که با افزایش ابعاد تصویر نمی‌توان اطلاعات بیشتری در تصویر درج کرد.

از طرفی در [۱۰]، قانون ریشه دوم تنها با فرض β کوچک اثبات شده است؛ درحالی‌که در بررسی فعلی، برقراری این ویژگی تا نرخ درج 0.45 bpp نشان داده شده است. همچنین، ویژگی ذکرشده برای نرخ درج‌های بالا، ویژگی مهمی است که در تحقیقات قبلی به آن اشاره نشده است. این نکته می‌تواند برتری تحلیل ارایه‌شده در این مقاله را تایید کند.



شکل (۸): تغییرات هزینه درج در تصویر برحسب نرخ درج



شکل (۹): تغییرات PSNR برحسب هزینه درج در تصویر

هدف از تعریف هزینه درج در این بخش، بررسی حساسیت تابع هزینه تعریف‌شده به تغییرات کیفیت تصویر پس از درج است. از آن‌جایی‌که مکانیسم درج به‌صورت ± 1 فرض شده است، رابطه PSNR به‌صورت رابطه (۳۱) ساده می‌شود:

$$PSNR = 10\times\log_{10}[Max\ P^2] - 10\times\log_{10}[CR] \qquad (۳۱)$$

که در آن، CR بیان‌کننده نرخ تغییرات در تصویر است و به‌صورت رابطه (۳۲) تعریف می‌شود:

$$CR = 1 - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\delta[IS(i) - IC(i)] \qquad (۳۲)$$

که در آن، $\delta[n]$ تابع ضربه است.

با فرض LSBMبودن مکانیسم درج، نرخ تغییرات به‌صورت رابطه (۳۳) تقریب زده می‌شود؛ درنتیجه، مشابه قسمت قبل با استفاده از توزیع β محاسبه می‌شود.

$$CR = \sum_{i=1}^{n}\beta_i / n = \int x f_\beta(x)dx \qquad (۳۳)$$

درنهایت با حذف λ، رابطه PSNR و IC_n مطابق شکل (۹) به‌دست می‌آید. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، تصاویر با هزینه درج بالاتر، دارای PSNR کمتری هستند و کیفیتشان در اثر درج بیشتر افت می‌کند. درنتیجه، تابع هزینه تعریف‌شده، حساسیت مناسبی نسبت به افت کیفیت ناشی از درج دارد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، به‌دنبال بررسی ارتباط هزینه تغییر پیکسل با ظرفیت نهان‌نگاری و قابلیت کشف آماری بودیم. یافتن این رابطه، مسئله مهم حل‌نشده‌ای در نهان‌نگاری است. با مدل‌سازی نهان‌کاو توسط مدل موضوعی LDA، معیاری از قابلیت کشف آماری ارایه کردیم. برای یافتن این معیار، تصویر پوشش را به‌صورت نرمال چندمتغیره مدل کردیم. همچنین، با استفاده از این معیار، تعریفی جدید از ظرفیت را بیان نموده و رابطه آن‌را با هزینه تغییر پیکسل بررسی کردیم. با این تعریف از ظرفیت، رابطه ظرفیت با ابعاد تصویر پوشش (که در نهان‌نگاری به قانون ریشه دوم، معروف است) تایید شد. همچنین، رابطه بین هزینه تغییر پیکسل با قابلیت کشف آماری را با ارایه الگوریتمی مناسب، به‌دست آوردیم. این الگوریتم براساس بیشینه‌کردن احتمال خطای نهان‌کاو، (به‌عنوان معیار قابلیت کشف آماری) هزینه تغییر پیکسل را محاسبه و در تصویر درج می‌کند. این الگوریتم، یک الگوریتم وفقی محتوامحور است و عملکردی مشابه الگوریتم MG دارد. با استفاده از توزیع لاپلاس برای پیکسل‌ها بهبودی در حدود ۰/۵٪ نسبت به MG حاصل می‌شود. البته عملکرد آن از بهترین الگوریتم موجود، یعنی S-UNIWARD که فاقد زیرساخت تحلیلی مورد نظر مقاله است، ضعیف‌تر است. لازم به ذکر است که هدف این مقاله، ایجاد رابطه‌ای بین هزینه تغییر پیکسل و قابلیت کشف آماری بود. البته به نظر می‌رسد که دست‌یابی به الگوریتم‌های نهان‌نگاری قوی‌تر با استفاده از مدل‌های بهتر برای تصویر پوشش، قابل حصول است. با استفاده از مدل نهان‌کاو، معیاری برای هزینه درج در تصویر ارایه کرده و رابطه این معیار را با نرخ درج و PSNR بررسی کردیم. برای الگوریتم پیشنهادی، رابطه ظرفیت نهان‌نگاری را با ابعاد تصویر بررسی کرده و مشاهده شد که قانون ریشه دوم ظرفیت نهان‌نگاری برای نرخ‌های درج بالا، برقرار نیست. برای ادامه این مسیر با مدل‌های مناسب‌تر پوشش می‌توان به نتایج جدید و بهبودهایی رسید.

۷- منابع

[1] Wikipedia Encyclopedia, "Steganography," [Online]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/Steganography.

[2] G. J. Simmons, "The prisoner's problem and the subliminal channel," Advances in Cryptology, CRYPTO '83, pp. 51–67, 1983.

[3] A. D. Ker, P. Bas, R. Böhme, R. Cogranne, S. Craver, T. Filler, J. Fridrich, and T. Pevný, "Moving steganography and steganalysis from the laboratory into the real world," 1st ACM IH&MMSec. Workshop, Montpellier, France, 2013.

[4] C. Cachin, "An information-theoretic model for steganography," Information and Computation, vol. 192, no. 1, pp. 41–56, 2004.

[5] J. Fridrich, "Steganography in Digital Media: Principles," Algorithms, and Applications. Cambridge University Press, 2009.

[6] R. Böhme, "Advanced Statistical Steganalysis," Springer Berlin Heidelberg, 2010.

[7] B. Li, J. He, J. Huang, and Y. Q. Shi, "A survey on image steganography and steganalysis," Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, vol. 2, no. 2, pp. 142–172, April 2011.

[8] T. Pevn´y and J. Fridrich, "Benchmarking for steganography," in 10th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 5284, Springer Berlin Heidelberg, pp. 251–267, 2008.

[9] A. D. Ker, T. Pevný, J. Kodovský, and J. Fridrich, "The Square Root Law of steganographic capacity," In Proceedings of the 10th ACM Multimedia & Security Workshop, pp. 107–116, Oxford, UK, 2008.

[10] T. Filler, A. D. Ker, and J. Fridrich, "The Square Root Law of steganographic capacity for Markov covers," In Proceedings SPIE, Electronic Imaging, Security and Forensics of Multimedia XI, vol. 7254, pp. 1–11, San Jose, CA, 2009.

[11] T. Filler and J. Fridrich, "Fisher information determines capacity of ε-secure steganography," In Information Hiding, 11th International Workshop, vol. 5806 LNCS, pp. 31–47, Darmstadt, Germany, 2009.

[12] A. D. Ker, "Estimating steganographic fisher information in real images," in 11th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 5806, Springer Berlin Heidelberg, pp. 73–88, 2009.

[13] N. Provos, "Defending against statistical steganalysis," in 10th USENIX Security Symposium, pp. 323–335, 2001.

[14] A. Westfeld, "F5—a steganographic algorithm," in 4th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 2137, Springer Berlin Heidelberg, pp. 289–302, 2001.

[15] X. Zhang, S. Wang, and K. Zhang, "Steganography with least histogram abnormality," in Second International Workshop on Mathematical Methods, Models, and Architectures for Computer Network Security, vol. LNCS 2776, Springer Berlin Heidelberg, pp. 395–406, 2003.

[16] P. Sallee, "Model-based steganography," in Second International Workshop on Digital Watermarking, vol. LNCS 2939, Springer Berlin Heidelberg, pp. 154–167, 2003.

[17] A. Sarkar, K. Solanki, U. Madhow, S. Chandrasekaran, and B. Manjunath, "Secure steganography: Statistical restoration of the second order dependencies for improved security," in IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 2, pp. II–277– 280, 2007.

[18] J. Kodovsk and J. Fridrich, "On completeness of feature spaces in blind steganalysis," in Proceedings of the 10th ACM multimedia workshop on Multimedia and security, pp. 123–132, 2008.

[19] V. K. Chonev and A. D. Ker, "Feature restoration and distortion metrics," in Media Watermarking, Security, and Forensics XIII, Proc. SPIE, vol. 7880, pp. 0G01–0G14, 2011.

[20] R. Crandall, "Some notes on steganography," Steganography Mailing List, 1998.

[21] F. Galand, and G. Kabatiansky, "Information hiding by coverings," In Proceedings ITW2003, pp. 151-154, 2003.

[22] M. van Dijk, and F. Willems, "Embedding information in grayscale images," In Proceedings of the 22nd Symposium on Information and Communication Theory, pp. 147–154, 2001.

[23] J. Fridrich and D. Soukal, "Matrix embedding for large payloads," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 3, pp. 390-394, 2006.

[24] J. Fridrich and T. Filler, "Practical methods for minimizing embedding impact in steganography," in Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX, Proc. SPIE, vol. 6505, pp. 0201–0215, 2007.

[25] T. Pevný, T. Filler, and P. Bas, "Using high-dimensional image models to perform highly undetectable steganography," in 12th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 6387, pp. 161–177, 2010.

[26] T. Filler and J. Fridrich, "Gibbs construction in steganography," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 5, no. 4, pp. 705–720, 2010.

[27] F. Huang, J. Huang, and Y.-Q. Shi, "New channel selection rule for jpeg steganography," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 7, no. 4, pp. 1181–1191, 2012.

[28] L. Guo, J. Ni, and Y. Q. Shi, "An efficient jpeg steganographic scheme using uniform embedding," in IEEE International Workshop on Information Forensics and Security, pp. 169–174, 2012.

[29] V. Holub, and J. Fridrich, "Designing steganographic distortion using directional filters," in IEEE Workshop on Information Forensic and Security, pp. 234–239, 2012.

[30] V. Holub and J. Fridrich, "Digital image steganography using universal distortion," in Proceedings of the first ACM workshop on Information hiding and multimedia security, pp. 59–68, 2013.

[31] J. Fridrich and J. Kodovský, "Multivariate gaussian model for designing additive distortion for steganography," in IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vancouver, Canada, pp. 2949–2953, 2013.

[32] J. Fridrich, M. Goljan, D. Soukal, and P. Lisonek, "Writing on wet paper," In IEEE Transactions on Signal Processing, Special Issue on Media Security, vol. 53, pp. 3923–3935, 2005.

[33] Y. Kim, Z. Duric, and D. Richards, "Modified matrix encoding technique for minimal distortion steganography," in 8th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 4437, Springer Berlin Heidelberg, pp. 314–327, 2007.

[34] R. Zhang, V. Sachnev, and H. Kim, "Fast bch syndrome coding for steganography," in 11th International Workshop on Information Hiding, vol. LNCS 5806, Springer Berlin Heidelberg, pp. 48–58, 2009.

[35] W. Zhang, X. Zhang, and S. Wang, "Near-optimal codes for information embedding in gray-scale signals," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 56, no. 3, pp. 1262–1270, 2010.

[36] T. Filler, J. Judas, and J. Fridrich, "Minimizing additive distortion in steganography using syndrome-trellis codes," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 6, no. 3-2, pp. 920–935, 2011.

[37] T. Pevn´y, P. Bas, and J. Fridrich, "Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 5, no. 2, pp. 215–224, 2010.

[38] J. Fridrich and J. Kodovsk´y, "Rich models for steganalysis of digital images," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 7, no. 3, pp. 868– 882, 2012.

[39] P. Moulin and Y. Wang, "New results on steganographic capacity," In Proceedings of the Conference on Information Sciences and Systems, CISS, Princeton, NJ, 2004.

[40] T. Filler, "Imperfect stegosystems-asymptotic laws and near-optimal practical constructions," Dissertation, Binghamton University State University of New York, 2011.

[41] J. Fridrich, "Effect of cover quantization on steganographic fisher information," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013.

[42] T. Pevný, J. Fridrich, and A. D. Ker, "From blind to quantitative steganalysis," IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 7, pp. 445–454, 2012.

[43] C. Corporation, "Corel stock photo library 3, Ontario, Canada.

[44] J. Zhang, I. Cox, and G. Doerr, "Steganalysis for LSB matching in images with high frequency noise," IEEE 9th Workshop on Multimedia Signal Processing, pp. 385–388, 2007.

[45] D. Blei, A. Ng, and M. Jordan, "Latent Dirichlet allocation," Journal of Machine Learning Research, vol. 3, pp. 993-1022, 2003.

[46] V. Sedighi, R. Cogranne, and J. Fridrich, "Content-Adaptive Steganography by Minimizing Statistical Detectability," IEEE TIFS, vol. 11, no. 2, pp. 221-234, 2016.

[47] M. Shamalizade, Z. Nowrouzi, M. Sabzinejad, and M. Karami, "Adaptive Image Steganography based on Graph Entropy with Improved Securitye Effectivity," Advanced Defence Sci. & Tech., Journal, 5 July 2017. (In Persian)

[48] J. Kodovský, J. Fridrich, and V. Holub, "Ensemble classifiers for steganalysis of digital media," IEEE Trans. Inf. Forensics Security, vol. 7, no. 2, pp. 432–444, 2012.

[49] X. Wang, C. Chang, C. Lin, and M. Chu Li, "A novel multi-group exploiting modification direction method based on switch map," Signal Process, vol. 92, pp. 1525–1535, 2012.

Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 6, No. 3, 2018, Serial No. 23

Relating the Detection Rate, Capacity and the Cost of Steganography by Steganographer Modeling

I. Gholampour*, R. Amiri

*University of Qom

(Received: 20/08/2017, Accepted: 04/10/2017)

ABSTRACT

Statistical detectablity of a steganalyser declares its ability to distinguish between cover and stego images. Optimum steganographer must be designed to confuse the corresponding steganalysers in detecting stego images. Thus, designing a steganographic algorithm based on reducing statistical detectability is of great importance. Unfortunately establishing a perfect relation between pixel cost and statistical detectability is still an open problem. In this paper, we have modelled steganalyser by special graphical models, called topic models, to estimate the error rate of a steganalyser in terms of the steganographic pixel cost. Morover, we have redefined the steganographic capacity and pixel cost based on such models. It is also shown that the new critera are compatible with classical ones, like PSNR. Then, an algorithm is designed as per such criteria. It is shown empirically that the presented algorithm is comparable to the best analytically designed algorithms presented so far. It is worth mentioning that the paper is focused on establishing a mathematical basis for the relation between the steganalyzer error and pixel cost and not improving the current algorithms. Nonetheless, as compared to the rivals, a small improvement, about 0.5% in steganalysis error, has also been achieved.

Keywords: Steganography, Steganalysis Model, Capacity, Pixel Cost, Statistical Detectability, Topic Models

* Corresponding Author Email: imangh@sharif.ir