

مقایسه دو روش نهان نگاری تصاویر دیجیتال

فاطمه آدیم، سجاد توسلی



۱- دانشجوی کارشناسی ارشد نرم افزار دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری

۲- عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری (نویسنده مسئول)

fe_adim@yahoo.com

نام ارائه دهنده: فاطمه آدیم

خلاصه

در سال های اخیر با توسعه کامپیوتر و تکنولوژی اینترنت، داده های چند رسانه ای به شکل بسیار وسیعی در جوامع بشری استفاده می شوند. از طرفی دیگر، قابلیت کپی برداری راحت و بدون افت کیفیت از این محصولات باعث شده است تا همواره طراحی سیستمی که بتواند از این محصولات و حقوق صاحبان آنها محافظت کند یکی از نیازهای جدی این عرصه باشد. امروزه نهان نگاری داده در محصولات دیجیتال به عنوان یک راه حل برای پیاده سازی و حمایت از قانون حق چاپ در حوزه دیجیتال مطرح شده است. در این مقاله دو روش نهان نگاری تصاویر دیجیتال را معرفی نموده و عملکرد هر یک از آنها را ارزیابی می نماییم. روش اول مبتنی بر تکنیک SVM و روش دوم مبتنی بر تکنیک LS-SVM در حوزه موجک چند گانه می باشد.

کلمات کلیدی: تصاویر دیجیتال، نهان نگاری

۱- مقدمه

گسترش سریع شبکه های دیجیتال در دهه گذشته، انتقال، توزیع و دسترسی به محصولات دیجیتال را بسیار آسان کرده است. پیامد این گسترش، تکثیر و استفاده غیر مجاز از این محصولات می باشد که پدیده فوق زیان زیادی را متوجه شرکت های تولید کننده این قبیل محصولات می کند. در این میان، از تصاویر می توان به عنوان یکی از ارزشمندترین محصولات دیجیتال نام برد که نقض گسترده قوانین حق انتشار در سالیان اخیر، خسارت های مالی فراوانی را به صنایع مرتبط در سراسر جهان وارد کرده است. تکنیک های رمزنگاری، دیگر به تنهایی قادر به جلوگیری از استفاده غیر مجاز از محصولات دیجیتال نیستند، چرا که دیر یا زود محصول رمزنگاری شده باید به منظور استفاده کاربر رمزگشایی گردد؛ حال آنکه این کاربر مجاز می تواند دست به نسخه برداری و تکثیر غیرقانونی محصول مورد نظر بزند.

در اواخر قرن بیستم، نهان نگاری دیجیتال به عنوان مکمل روش های سنتی، برای صیانت از حقوق صاحبین آثار دیجیتال مورد توجه قرار گرفت که در پی آن تحقیقات گسترده ای در این زمینه به انجام رسید. هر چند در این میان کارهای بسیار ارزشمندی توسط محققین و با حمایت مالی تولیدکنندگان

محصولات دیجیتال به انجام رسیده است، با این حال هنوز مسائل حل نشده فراوانی بر سر استفاده مؤثر از نهان‌نگاری دیجیتال وجود دارد که این امر، زمینه‌ساز رواج هر چه بیشتر تحقیقات به منظور ابداع و توسعه سیستم‌های نهان‌نگاری گردیده است. در این میان، علاوه بر صیانت از حقوق مالکین کاربردهای متنوع و ارزشمند دیگری نیز برای نهان‌نگاری دیجیتال ارائه گردیده است.

به طور کلی، نهان‌نگاری دیجیتال^۱ پنهان کردن یک سیگنال که نهان‌نگاره نامیده می‌شود، در داده‌هایی مانند صوت، تصویر و ویدئو دیجیتال است که به منظور اهداف و کاربردهای متنوعی صورت می‌گیرد. استفاده از نهان‌نگاری دیجیتال در سال‌های اخیر به سرعت گسترش یافته است تا جایی که به نظر می‌رسد در آینده نزدیک، اکثر محصولات دیجیتال مجهز به اطلاعات پنهانی شوند که می‌تواند شامل اطلاعاتی جهت حفظ حقوق تولیدکنندگان، ردیابی مشتریان متخلف، احراز اصالت، پیگیری هوشمندانه پخش محصولات و ... باشد [۱].

در سال‌های اخیر تلاش‌های زیادی به منظور بهره‌گیری از محاسن تکنیک‌های یادگیری ماشین در نهان‌نگاری تصاویر انجام شده است. Sun و Tsai [۲] یک روش جدید نهان‌نگاری به نام نهان‌نگاری تصویر رنگی مبتنی بر SVM ارائه کردند که استخراج نهان‌نگاره به عنوان یک مسئله طبقه‌بندی دودویی در نظر گرفته می‌شود. Tsai و همکارانش [۳] یک طرح نهان‌نگاری تصویر مبتنی بر تجزیه مقدار منفرد در حوزه موجک با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و بهینه‌سازی ازدحام ذرات ارائه کردند. ایده روش ارائه شده، استفاده از تبدیل موجک گسسته و SVD به منظور افزایش توانمندی روش‌های مبتنی بر SVD موجود است. Tseng و همکارانش [۴] یک روش نهان‌نگاری بدون اتلاف مقاوم براساس الگوریتم میانه هرس آلفا و SVM ارائه کردند. در این روش، SVM به منظور حفظ رابطه بین نهان‌نگاره و نهان‌نگاره وابسته به تصویر آموزش می‌بیند. زمانی که نیاز به تصدیق مالکیت تصویر است، SVM آموزش دیده برای بازیابی نهان‌نگاره به کار می‌رود و سپس به منظور تعیین مالکیت، نهان‌نگاره بازیابی شده با نهان‌نگاره اصلی مقایسه می‌شود. Wang و همکارانش [۵] براساس تبدیل فوری چهارگانه و LS-SVM یک الگوریتم نهان‌نگاری کور تصویر رنگی با کیفیت بصری خوب، ارائه کردند.

در این مقاله قصد داریم ابتدا دو روش در نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال را معرفی نموده، سپس عملکرد آنها را با هم مقایسه نماییم و سرانجام به بیان مزایا و معایب این دو روش نسبت به یکدیگر بپردازیم.

این مقاله به صورت زیر سازمان دهی شده است:

در بخش ۲ یک روش نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال مبتنی بر تکنیک SVM را معرفی می‌کنیم و سپس در بخش ۳ به ارائه یک روش نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال مبتنی بر تکنیک ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات^۲ در حوزه موجک چندگانه^۳ خواهیم پرداخت. نتایج شبیه‌سازی و ارزیابی نتایج در بخش ۴ ارائه می‌شود و سرانجام در بخش ۵ به نتیجه‌گیری می‌پردازیم.

۲- نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال مبتنی بر تکنیک SVM

ابتدا به معرفی SVM که از ابزار اصلی به کار رفته در این روش می‌باشد، می‌پردازیم.

الگوریتم SVM اولیه توسط Vladimir Vapnik ابداع شد و در سال ۱۹۹۵ توسط Vapnik و Corinna Cortes برای حالت غیرخطی تعمیم داده شد [۶].

روش SVM که یک روش یادگیری ماشین با سرپرست محسوب می‌شود و از آن برای دسته‌بندی و پیش‌بینی استفاده می‌شود، نتایج بسیار خوبی را در تحقیقات یادگیری ماشین از خود نشان داده است. این روش در مقایسه با روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی یا الگوریتم ژنتیک از یک مبنای ریاضی قوی برخوردار است و کاربردهای متعدد کیفیت مناسب این روش را نشان داده است. در SVM، داده‌های آموزشی در فضای اولیه یا در یک فضای ثانویه با تعداد ابعاد بالاتر به وسیله یک ابرصفحه از همدیگر جدا می‌گردند. برای رسیدن به بیشترین قدرت تعمیم، از میان ابرصفحه‌های جداکننده ممکن، ابرصفحه‌ای انتخاب می‌شود که بیشترین فاصله را از نمونه‌های دو کلاس داشته باشد. در این حالت، نمونه‌هایی که دارای کمترین فاصله با ابرصفحه هستند را بردار پشتیبان می‌نامند. با توجه به اینکه در SVM دنبال یافتن ابرصفحه‌ای هستیم که دارای بیشترین فاصله حاشیه‌ای و کمترین مقدار خطا باشد، انتخاب این ابرصفحه باعث می‌شود که طبقه‌بندی کننده قابلیت تعمیم بهتری داشته باشد. یافتن چنین ابرصفحه‌ای به لحاظ ریاضی منجر به حل یک مسئله بهینه‌سازی می‌شود. این مسئله بهینه‌سازی به کمک روش‌های ریاضی مرسوم قابل حل است.

Wang و همکارانش [۷] یک روش نهان‌نگاری تصویر با استفاده از SVM به منظور مقاومت در برابر حملات رایج پردازش تصویر نظیر افزودن نویز، فشرده‌سازی JPEG و غیره و حملات ناهمگامی نظیر دوران، انتقال، تغییر مقیاس، حذف سطر یا ستون و غیره ارائه دادند. در این روش، به منظور حفظ حق انتشار یک تصویر دیجیتال، یک نهان‌نگاره که توسط یک تصویر باینری نمایش داده می‌شود در تصویر دیجیتال تعبیه می‌شود.

۲-۱ تعبیه نهان نگاره

بر اساس تئوری تصویر دیجیتالی همبستگی زیادی بین مقدار هر پیکسل و جمع یا واریانس پیکسل‌های مجاورش وجود دارد [۸]. به علاوه، پس از اینکه تصویر مورد حمله واقع شد، همبستگی به میزان اندکی تغییر یافته و پایدار می‌ماند. بر اساس همبستگی محلی تصویر یک طرح مقاوم جدید نهان‌نگاری تصویر پیشنهاد شده است که به منظور بهبود عملکرد روش‌های نهان‌نگاری سنتی از تکنیک‌های طبقه‌بندی مبتنی بر SVM استفاده می‌نماید. در این روش ابتدا مجموعه‌ای از الگوهای آموزشی با استفاده از دو ویژگی از تصویر، شامل جمع و واریانس تعدادی از پیکسل‌های مجاور ساخته می‌شوند. این مجموعه از الگوهای آموزشی در حوزه مکان از یک جفت تصویر، تصویر اولیه و تصویر نهان‌نگاری شده‌ی متناظر با آن گردآوری می‌شوند. سپس، یک ابرصفحه شبه بهینه (یک طبقه‌بندی کننده دودویی) توسط یک SVM به دست می‌آید و SVM می‌تواند با استفاده از مجموعه الگوهای آموزشی آموزش ببیند. سرانجام، SVM آموزش دیده به منظور طبقه‌بندی مجموعه‌ای از الگوهای تست به کار گرفته می‌رود. پس از نتایج تولید شده توسط طبقه‌بندی کننده (SVM آموزش دیده)، نهان‌نگاره می‌تواند تعبیه و بازیابی شود.

فرض کنید $I = \{g(i, j), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$ تصویر دیجیتالی میزان را نشان می‌دهد و $g(i, j)$ مقدار پیکسل را در موقعیت (i, j) مشخص می‌نماید.

$W = \{w(i, j), 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q\}$ یک تصویر باینری است که باید در تصویر میزان تعبیه شود و $w(i, j) \in \{0, 1\}$ مقدار پیکسل در (i, j) است. گام‌های اصلی رویه تعبیه نهان‌نگاره به صورت زیر توصیف می‌شود:

گام ۱) ساخت بردار ویژگی^۴

ابتدا، K پیکسل (i_k, j_k) ($k=1, 2, \dots, K$) به صورت تصادفی از تصویر اصلی انتخاب می‌شوند. سپس زیرپلوک‌های تصویر با سایز $n_1 \times n_2$ برای پیکسل‌های (i_k, j_k) ($k=1, 2, \dots, K$) که در مختصات مرکزی می‌باشند، انتخاب می‌شوند. D_k جمع پیکسل و S_k واریانس پیکسل زیرپلوک‌های تصویر به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$D_k = \sum_{m=-n_1-\frac{1}{2}}^{n_1-\frac{1}{2}} \sum_{n=-n_2-\frac{1}{2}}^{n_2-\frac{1}{2}} g(i_k + m, j_k + n) - g(i_k, j_k) \quad (1)$$

$$S_k = \sum_{m=-n_1-\frac{1}{2}}^{n_1-\frac{1}{2}} \sum_{n=-n_2-\frac{1}{2}}^{n_2-\frac{1}{2}} [g(i_k + m, j_k + n) - \bar{g}]^2 - [g(i_k, j_k) - \bar{g}]^2 \quad (2)$$

$$\bar{g} = \frac{D_k}{n_1 \times n_2 - 1} \quad \text{که}$$

گام ۲) آموزش SVM

فرض کنید D_k و S_k ($k=1, 2, \dots, K$) بردارهای ویژگی برای آموزش و $O_k = \{g(i_k, j_k)\}$ ($k=1, 2, \dots, K$) هدف آموزش باشد. پس ما می‌توانیم نمونه‌های آموزشی را به صورت زیر به دست آوریم:

$$\Omega_k = \{(D_k, S_k, O_k)\} (k = 1, 2, \dots, K) \quad (3)$$

مدل SVM می‌تواند با آموزش به دست آید.

گام ۴) تعبیه نهان‌نگاره

ابتدا زیرپلوک‌های تصویر با سایز $n_1 \times n_2$ از پیکسل‌های (i, j) ($i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$) که در مختصات مرکزی هستند، انتخاب می‌شوند و D_k جمع پیکسل و S_k واریانس پیکسل زیرپلوک‌های تصویر به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$D_k = (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; k = M(j-1) + i) \quad (4)$$

$$S_k = (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; k = M(j-1) + i) \quad (5)$$

فرض کنید $D_k = (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; k = M(j-1) + i)$ و $N \neq 2, M \neq 1$ ؛ $i \neq 1, 2, \dots, M$ ؛ $j \neq 1, 2, \dots, N$ ؛ $k \neq M(j-1) + i$ بردارهای ویژگی برای آموزش باشند. بنابراین ما می‌توانیم بردار ورودی را به دست آوریم:

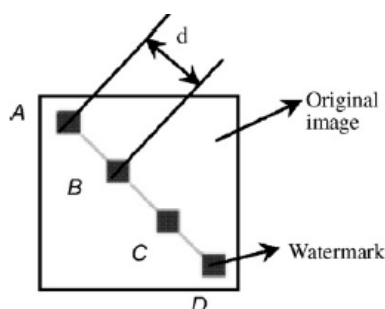
$$\eta_k = \{(D_k, S_k)\} \quad (6)$$

$$(i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; k = M(j-1) + i)$$

همچنین بردار خروجی واقعی می‌تواند با استفاده از مدل SVM به خوبی آموزش یافته به دست آید.

$$\delta_k (i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N; k = M(j-1) + i) \quad (7)$$

سرانجام، همانطوری که در شکل ۱ نشان داده شده است، نهان‌نگاره دیجیتال مکرراً در امتداد جهت قطری با استفاده از استراتژی تعبیه اضافی در تصویر اصلی تعبیه می‌شود که مکان‌های مرکز تصویر چهار نهان‌نگاره به ترتیب $(M/8, N/8)$ ، $(3M/8, 3N/8)$ ، $(5M/8, 5N/8)$ و $(7M/8, 7N/8)$ می‌باشد.



شکل ۱: موقعیت تعبیه نهان‌نگاره

فاصله‌ی مرکز بین تصویر دو نهان‌نگاره مجاور به صورت زیر می‌باشد:

$$d = \frac{\sqrt{M^2 + N^2}}{4} \quad (8)$$

قانون تعبیه نهان‌نگاره به صورت زیر می‌باشد (به عنوان مثال تصویر نهان‌نگاره A را در نظر بگیرید):

$$g' \left(\frac{M}{8} - \frac{P}{2} - 1 + i, \frac{N}{8} - \frac{Q}{2} - 1 + j \right)$$

$$= \begin{cases} \max \left(g \left(\frac{M}{8} - \frac{P}{2} - 1 + i, \frac{N}{8} - \frac{Q}{2} - 1 + j \right), \delta_k - \alpha \right) & \text{if } w_1(i, j) = 1 \\ \min \left(g \left(\frac{M}{8} - \frac{P}{2} - 1 + i, \frac{N}{8} - \frac{Q}{2} - 1 + j \right), \delta_k + \alpha \right) & \text{if } w_1(i, j) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$k = \left(\frac{N}{8} - \frac{Q}{2} - 1 + j \right) M + \frac{M}{8} - \frac{P}{2} - 1 + i,$$

$$1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q$$

که $g = (M/8 - P/2 - 1 + i, N/8 - Q/2 - 1 + j)$ و $g' = (M/8 - P/2 - 1 + i, N/8 - Q/2 - 1 + j)$ به ترتیب مقدار پیکسل تغییر نیافته و مقدار پیکسل تغییر یافته می‌باشند، $\alpha = D.g(M/8 - P/2 - 1 + i, N/8 - Q/2 - 1 + j)$ عمق تعبیه نهان‌نگاره و D یک ثابت است.

۲-۲ آشکارسازی نهان نگاره

رویه آشکارسازی نهان نگاره در این روش برای استخراج نهان نگاره نیازی به تصویر میزبان ندارد و به صورت زیر بیان می شود:

- ۱) بردارهای ویژگی و براساس ویژگی های محلی تصویر ساخته می شوند.
- ۲) مدل SVM می تواند با آموزش به دست آید.
- ۳) تصویر هدف^۵ با استفاده از SVM به خوبی آموزش یافته استخراج می گردد.
- ۴) بلوک اصلی تصویر می تواند با جستجوی یک به یک بلوک هدف تصویر به دست آید.
- ۵) بلوک اصلی تصویر اصلاح می شود.
- ۶) نهان نگاره دیجیتال از بلوک اصلی اصلاح شده ی تصویر استخراج می شود.

۳- نهان نگاری تصاویر دیجیتال مبتنی بر تکنیک LS-SVM در حوزه موجک چندگانه

ابتدا به معرفی تبدیل موجک چندگانه و ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات که دو ابزار اصلی به کار رفته در این روش می باشند، می پردازیم. موجک چندگانه بسیار شبیه موجک است اما چند تفاوت مهم با آن دارد [۹، ۱۰]. به طور خاص موجک چندگانه دو یا بیشتر تابع مقیاس و موجک دارد، درحالی که موجک تنها یک تابع مقیاس $\phi(t)$ و یک تابع موجک $\psi(t)$ را دارد.

برای حل SVM استاندارد از روش های برنامه ریزی درجه دو استفاده می شود. زمانی که بخواهیم مسئله ای در ابعاد بزرگ را محاسبه نماییم، این روش ها اغلب زمان بر و برای پیاده سازی مشکل اند، بنابراین با محاسبات پرهزینه ای مواجه خواهیم شد. ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات قادر به حل مسائل طبقه بندی و رگرسیون می باشد و به دلیل برخی از ویژگی های آن که مرتبط با پیاده سازی و روش های محاسباتی اند، بسیار مورد توجه قرار گرفته است. به عنوان مثال، آموزش به جای حل مسئله برنامه ریزی درجه دو که در SVM اصلی مورد بحث قرار گرفت، نیاز به حل مجموعه ای از معادلات خطی دارد. در همین خصوص، در سال ۱۹۹۹ روش حداقل مربعات توسط Suykens و Vandewalle برای ماشین های بردار پشتیبان طراحی شد [۱۱].

در این بخش قصد داریم یک روش جدید در نهان نگاری تصاویر دیجیتال معرفی نماییم که براساس ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات در دامنه موجک چندگانه طراحی شده است. در این روش، ساختار و ویژگی خاص تصویر در دامنه موجک چندگانه به منظور طراحی یک الگوریتم جدید نهان نگاری به کار گرفته می شود. براین اساس، بیت های نهان نگاره در زیرباندهای تقریب موجک چندگانه ی بلوک های تصویر تعبیه می شوند و یک روش مدولاسیون مقدار میانگین به منظور مدولاسیون ضرایب موجک چندگانه آنها به کار گرفته می شود. در طی استخراج نهان نگاره، LS-SVM برای یادگیری رابطه مقدار میانگین بین این زیرباندهای تقریب به کار می رود و سپس استخراج نهان نگاره انجام می شود. به علت قدرت یادگیری بالای LS-SVM و تعمیم خوب آن، نهان نگاره می تواند تحت حملات مختلف دقیقاً بازیابی شود. بنابراین، ویژگی های اصلی این روش:

- در این روش، ساختار خاص تصویر در دامنه موجک چندگانه و مشخصه متمرکز بودن انرژی در زیرباندهای تقریب به منظور طراحی یک الگوریتم جدید تعبیه نهان نگاره به کار می رود. این مشخصه متمرکز بودن انرژی می تواند اعوجاج های تصویری بیشتری را تحمل کند.
- از تئوری آماری می دانیم که مقدار میانگین نمونه ها واریانس کمتری از یک نمونه ی تنها دارد، بنابراین، هنگامی که ما یک نهان نگاره را در مجموعه ای از ضرایب موجک چندگانه تعبیه می نماییم، تکنیک مدولاسیون مقدار میانگین می تواند تا حد زیادی اثر اعوجاج شدید تصویر را روی یک نهان نگاره تک بیتی کاهش دهد.
- از آنجایی که قابلیت یادگیری و عملکرد تعمیم LS-SVM برتر از شبکه های عصبی سنتی نظیر MLP است، می تواند به طور کارایی مقاومت الگوریتم نهان نگاری را تحت حملات مختلف بهبود بخشد.
- این روش برای استخراج نهان نگاره به تصویر اولیه نیاز ندارد.

۳-۱ تعبیه نهان نگاره

در این روش، استراتژی بلوک بندی به منظور تقسیم تصویر میزبان به بلوک های بدون هم پوشانی به کار می رود و اطلاعات نهان نگاره در زیرباند های پایین-پایین گذر این بلوک های تصویر پنهان خواهد شد. بعد از یک تجزیه موجک چند گانه یک سطحی، چهار زیرباند پایین-پایین گذر L_1L_2 ، L_1L_1 ، L_2L_2 و L_2L_1 یک بلوک از تصویر، تقریبی از آن را نشان می دهند و بیشترین انرژی اش را متمرکز می نمایند. دو زیرباند از بین زیرباند های پایین-پایین گذر هر بلوک از تصویر به عنوان محل های تعبیه انتخاب می شوند و به منظور تعبیه نهان نگاره، یک تکنیک مدولاسیون مقدار میانگین برای تنظیم رابطه مقدار میانگین ضرایب آنها به کار می رود. به منظور افزایش امنیت، انتخاب زیرباندها تصادفی است و توسط کلید محرمانه k کنترل می شود. در طی تعبیه نهان نگاره، تنها یک بیت از نهان نگاره در هر بلوک از تصویر تعبیه می شود. رویکرد مدولاسیون مقدار میانگین، هر بیت نهان نگاره را به مجموعه ای از ضرایب دو زیرباند پایین-پایین گذر منتخب تعدیل می نماید.

در این روش، نهان نگاره W از دو مؤلفه تشکیل شده است، اطلاعات مرجع H به طول n و امضای مالکیت S که تصویر یک لوگوی باینری با سائز $m_1 \times m_2$ است. اطلاعات مرجع H در طی استخراج نهان نگاره برای آموزش LS-SVM به کار می روند. بنابراین، نهان نگاره ای که باید تعبیه شود می تواند به شکل $W = HS = w_1, \dots, w_n, w_{n+1}, \dots, w_{n+m} = h_1, h_2, \dots, h_n, s_1, s_2, \dots, s_{m_1 \times m_2}$ نشان داده شود که $m = m_1 \times m_2$ می باشد.

فرض کنید I تصویر اصلی با سائز $M \times N$ است. فرآیند تعبیه نهان نگاره به صورت زیر توصیف می شود:

گام ۱) تبدیل موجک چند گانه. ما تصویر اولیه I را به بلوک های بدون هم پوشانی با سائز 16×16 تقسیم می کنیم. فرض کنید I_k k امین بلوک تصویر را مشخص می کند. برای هر بلوک I_k تجزیه موجک چند گانه یک سطحی را اجرا می کنیم و چهار زیرباند پایین-پایین گذر آن را به دست می آوریم.

گام ۲) انتخاب مکان های تعبیه. ما به طور تصادفی دو زیر باند از چهار زیرباند هر بلوک از تصویر را انتخاب می کنیم. برای k امین بلوک تصویر، دو زیرباند منتخب تصادفی با L_1^k و L_2^k مشخص می شوند. مجموعه ضرایب C_1^k و C_2^k از L_1^k و L_2^k به شکل زیر بیان می شوند:

$$C_j^k = \{c_j^k(i) | i = 1, 2, \dots, 64\}, j = 1, 2 \quad (10)$$

گام ۳) محاسبه مقادیر میانگین. برای هر زیرباند L_j^k از k امین بلوک تصویر، مقدار میانگین AVG_j^k مجموعه ضرایبش به صورت زیر محاسبه می شود:

$$AVG_j^k = \frac{1}{64} \sum_{i=1}^{64} |c_j^k(i)|, j = 1, 2 \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

که $c_j^k(i)$ i امین ضریب در C_j^k می باشد.

گام ۴) تعبیه نهان نگاره. یک تکنیک مدولاسیون مقدار میانگین که رابطه مقدار میانگین را بین دو زیرباند تعدیل می کند، در اجرای تعبیه نهان نگاره به کار می رود. تکنیک مدولاسیون مقدار میانگین برای بلوک تصویر I_k $k = 1, \dots, n + m$ می تواند به شکل زیر اجرا شود:

۱) اگر $w_k = 1$ باشد، پس ما مقدار قدرمطلق هر ضریب را در مجموعه ضریب C_1^k کاهش می دهیم درحالی که مقدار قدرمطلق هر ضریب را

$$\text{در مجموعه ضریب } C_2^k \text{ افزایش می دهیم. به طوری که } AVG_1^k < AVG_2^k.$$

۲) اگر $w_k = 0$ باشد، پس ما مقدار قدرمطلق هر ضریب را در مجموعه ضریب C_1^k افزایش می دهیم درحالی که مقدار قدرمطلق هر ضریب را

$$\text{در مجموعه ضریب } C_2^k \text{ کاهش می دهیم. به طوری که } AVG_1^k \geq AVG_2^k.$$

گام ۵) سرانجام، هر یک از بلوک های تصویر با استفاده از عکس تبدیل موجک چند گانه بازسازی می شوند و سپس همه بلوک های تصویر در تصویر نهان نگاری شده ی نهایی I' ترکیب می شوند.

۳-۲ استخراج نهان نگاره

در این روش، استخراج نهان نگاره به عنوان یک مسئله طبقه بندی در نظر گرفته می شود و LS-SVM برای استخراج نهان نگاره به کار می رود. دلایل استفاده از LS-SVM به شرح زیر می باشد:

(۱) از رویه تعبیه نهان‌نگاره ذکر شده فوق‌الذکر مشاهده می‌کنیم که بیت نهان‌نگاره تعبیه شده (۰ یا ۱) متناظر است با یک رابطه مقدار میانگین خاص ($AVG_1^k < AVG_2^k$ یا $AVG_1^k \geq AVG_2^k$) بین دو زیرباند تقریب منتخب تصادفی. بنابراین طبق رابطه (۱۱) یک رابطه غیرخطی بین بیت w_k نهان‌نگاره و تمامی ضرایب C_1^k و C_2^k وجود دارد، به این معنا که $w_k = f(c_1^k(1), c_1^k(2), \dots, c_1^k(64), c_2^k(1), c_2^k(2), \dots, c_2^k(64))$ از آنجایی که LS-SVM توانایی نگاشت غیرخطی قدرتمندی دارد، می‌تواند به منظور یادگیری رابطه غیرخطی استفاده شود.

(۲) بدیهی است که تصویر نهان‌نگاری شده ممکن است توسط اپراتورهای مختلف پردازش سیگنال و یا حملات مختلفی نظیر فشرده‌سازی JPEG پراتلاف، افزودن نویز، فیلتر کردن و غیره تخریب شود. از دید حوزه تبدیل، این حملات منجر به تغییر ضرایب موجک چندگانه یک تصویر خواهند شد. بنابراین نیاز است که آشکارساز نهان‌نگاره توانایی مقاومت بالایی در برابر نویزها داشته باشد. به همین دلیل LS-SVM را به عنوان آشکارساز نهان‌نگاره انتخاب می‌کنیم و بهبود مقاومت الگوریتم نهان‌نگاری از توانایی تعمیم خوب LS-SVM بهره خواهد برد.

از رویه تعبیه ذکر شده می‌دانیم که دو کلاس از اطلاعات نهان‌نگاره، اطلاعات مرجع و امضای مالکیت در تصویر نهان‌نگاری شده تعبیه می‌شوند. ابتدا ما ضرایب موجک چندگانه‌ی آنها را در زیرباندهای پایین-پایین گذر از بلوک‌های تصویری که در آنها اطلاعات مرجع تعبیه شده استخراج می‌نماییم و ضرایب برای آموزش LS-SVM به منظور یادگیری رابطه مقدار میانگین پنهان شده در آنها به کار می‌روند. سرانجام LS-SVM آموزش یافته اطلاعات نهان‌نگاره را از بلوک‌های تصویری که در آنها امضای مالکیت تعبیه شده استخراج می‌نماید. به طور مشابه، همان کلید محرمانه K انتخاب زیرباندهای پایین-پایین گذر را کنترل می‌کند و دو زیرباند منتخب تصادفی با L_1^k و L_2^k مشخص می‌شوند. استخراج نهان‌نگاره به صورت زیر توصیف می‌شود:

گام ۱) تبدیل موجک چندگانه. تصویر ورودی I به بلوک‌های بدون هم پوشانی با سایز 16×16 تقسیم می‌شود و سپس این بلوک‌ها همانند فرآیند تعبیه در حوزه موجک چندگانه تجزیه می‌شوند.

گام ۲) آموزش LS-SVM

ما مجموعه آموزش D را از بلوک‌های تصویری که در آنها اطلاعات مرجع h_0, h_1, \dots, h_n تعبیه شده‌اند، می‌سازیم:

$$D = \left\{ (x_k, y_k) \in R^{16} \mid k = 1, 2, \dots, n \right\} \quad (12)$$

$$= \left\{ ((c_1^k(1), c_1^k(2), \dots, c_1^k(64), c_2^k(1), c_2^k(2), \dots, c_2^k(64)), h_k) \mid k = 1, 2, \dots, n \right\}$$

که $c_1^k(i)$ و $c_2^k(i)$ امین ضرایب زیرباندهای L_1^k و L_2^k امین بلوک تصویر می‌باشند. $(i=1, 2, \dots, 64)$ و h_k خروجی خواسته شده می‌باشد. $(k=1, 2, \dots, n)$.

کرنل RBF ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات انتخاب می‌شود که به صورت زیر است:

$$K(x, x_k) = \exp(-\|x - x_k\|^2 / \sigma^2) \quad (13)$$

در اینجا پارامتر σ عرض کرنل RBF است.

مدل بهینه به صورت زیر می‌باشد:

$$\begin{cases} \text{Minimize} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{Subject to} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (14)$$

که α_i ها ($i = 1, \dots, n$) پارامترهای آموزش می‌باشند و C پارامتر جریمه است. فرض کنید راه حل بهینه $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ باشد، بنابراین تابع تصمیم‌گیری می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

$$y = f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right) \quad (15)$$

گام ۳) استخراج نهان‌نگاره. ما می‌توانیم از بلوک‌های تصویری که در آنها امضای مالکیت تعبیه شده است، مجموعه ورودی $D' = \{\hat{x}_k = (\hat{c}_1^k(1), \hat{c}_1^k(2), \dots, \hat{c}_1^k(64), \hat{c}_2^k(1), \hat{c}_2^k(2), \dots, \hat{c}_2^k(64)) \mid k = 1, \dots, m\}$ را بسازیم. بنابراین با استفاده از LS-SVM آموزش یافته از رابطه فوق، می‌توانیم خروجی‌های متناظر با آنها، $\{\hat{y}_k \mid k = 1, \dots, m\}$ را محاسبه نماییم. به این معنا که،

$$\begin{cases} \hat{y}_k = f(\hat{x}_k) & k = 1, 2, \dots, m \\ \hat{x}_k = (\hat{c}_1^k(1), \hat{c}_1^k(2), \dots, \hat{c}_1^k(64), \hat{c}_2^k(1), \hat{c}_2^k(2), \dots, \hat{c}_2^k(64)) \in D' \end{cases} \quad (16)$$

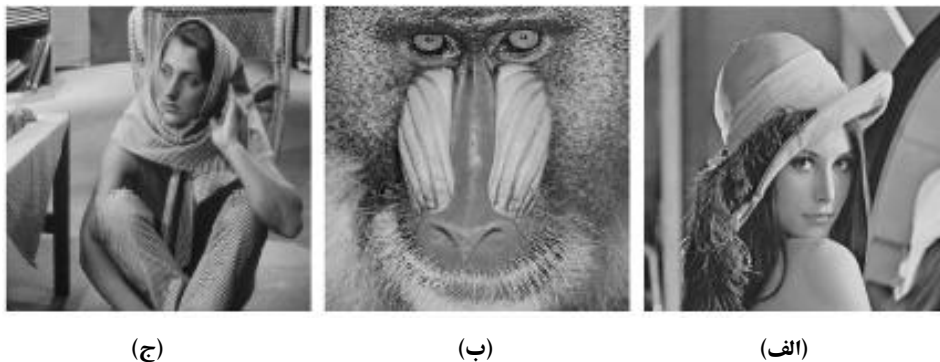
بنابراین، امضای مالکیت تعبیه شده با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$s_k = \begin{cases} 1 & \text{if } \hat{y}_k = 1 \\ 0 & \text{if } \hat{y}_k = -1 \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, m_1 \times m_2 \quad (17)$$

گام ۴) سرانجام، دنباله یک بعدی $s_1, s_2, \dots, s_{m_1 \times m_2}$ امضای مالکیت به تصویر لوگوی دوبعدی نهان‌نگاره W' تبدیل می‌شود.

۴- نتایج تجربی

برای پیاده‌سازی این دو روش از نرم‌افزار MATLAB 2014 استفاده شده است. ما این دو روش نهان‌نگاری را بر روی تعدادی از تصاویر تست استاندارد با سایز 512×512 پیکسل که در شکل ۲ نشان داده شده‌اند، اجرا نمودیم. همچنین نهان‌نگاره یک تصویر باینری است که در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۲: (الف) تصویر Lena، (ب) تصویر Mandrill، (ج) تصویر Barbara



شکل ۳: تصویر اصلی نهان‌نگاره

کارایی روش‌های نهان‌نگاری، با اندازه‌گیری توانایی ادراک‌ناپذیری و مقاومت آن‌ها بررسی می‌شود. برای ادراک‌ناپذیری، شاخص کمی PSNR^۶ برای ارزیابی تفاوت بین تصویر اصلی I و تصویر نهان‌نگاری شده I' به کار می‌رود که تعریف آن به صورت زیر می‌باشد:

$$PSNR = 10 \times \log \frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [I'(x, y) - I(x, y)]^2} \quad (18)$$

که I تصویر اصلی، I' تصویر نهان‌نگاری شده و M و N ابعاد تصویر دیجیتال می‌باشند. همچنین $I(x, y)$ و $I'(x, y)$ مقدار پیکسل تصویر اصلی و تصویر نهان‌نگاری شده را مشخص می‌نمایند.

مقدار PSNR بالاتر برای I و I' به این معنا است که یک روش نهان‌نگاری توانایی شفافیت بالاتری دارد. برای مقاومت، نرخ خطای بیت^۷، تفاوت بین نهان‌نگاره اولیه W و نهان‌نگاره استخراج شده W' را اندازه‌گیری می‌کند.

$$BER = \frac{B}{M \times N} \quad (19)$$

B تعداد بیت‌هایی است که به اشتباه تشخیص داده شده‌اند و M و N ابعاد تصویر نهان‌نگاری شده می‌باشند.

بنابراین، بدیهی است که PSNR بالاتر، به معنای ادراک‌ناپذیری بهتر می‌باشد. همچنین اگر روشی BER کمتری داشته باشد، آن روش مقاوم‌تر است. در ادامه نتایج اجرای هر دو روش را به طور کامل مورد مطالعه قرار می‌دهیم و تعدادی از حملات را در هر دو روش بر روی هر یک از سه تصویر نهان‌نگاری شده اعمال کرده و نهان‌نگاره را استخراج می‌کنیم و مقادیر مربوط به BER را برای هر یک از تصاویر نهان‌نگاره‌ای استخراج شده به دست می‌آوریم.

۴-۱ نتایج تست برای ادراک‌ناپذیری

بر اساس پارامترهای فوق‌الذکر، ما الگوریتم تعبیه نهان‌نگاره را در هر دو روش بر روی تصاویر تست اجرا نمودیم. در روش اول نسخه‌های نهان‌نگاری شده‌ی تصویر Lena با PSNR=۴۰/۱۸، Mandrill با PSNR=۴۳/۱۸ و Barbara با PSNR=۴۰/۱۵ به دست می‌آید. در روش دوم نسخه‌های نهان‌نگاری شده‌ی تصویر Lena با PSNR=۴۴/۲۳، Mandrill با PSNR=۴۴/۰۷ و Barbara با PSNR=۴۱/۵۴ به دست می‌آید.

۴-۲ نتایج تست برای مقاومت

به منظور بررسی مقاومت روش‌های ارائه شده، ابتدا هر یک تصاویر نهان‌نگاری شده توسط فشرده‌سازی JPEG، فیلتر میانه، فیلتر میانگین، نویز نمک و فلفل، و چرخش تصویر مورد حمله قرار می‌گیرند. سپس، ما فرآیند استخراج نهان‌نگاره را اجرا کرده و خروجی BER آنها را محاسبه می‌نماییم. نتایج در جدول ۱ و ۲ نشان داده شده است.

جدول ۱: اعمال حملات مختلف بر روی تصاویر نهان‌نگاری شده‌ی Lena، Mandrill و Barbara در روش اول

حملات	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Lena (BER)	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Mandrill (BER)	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Barbara (BER)
(QF=80) JPEG	۰/۱۱۴۰	۰/۱۲۳۷	۰/۱۱۸۸
(QF=50) JPEG	۰/۱۱۳۲	۰/۱۲۷۱	۰/۱۱۹۸
فیلتر میانه	۰/۱۱۰۲	۰/۱۶۱۲	۰/۱۲۴۰
فیلتر میانگین	۰/۱۲۰۹	۰/۱۳۵۶	۰/۱۳۰۲
نویز فلفل و نمک (۰/۲)	۰/۱۰۹۱	۰/۱۲۳۸	۰/۱۱۰۷

چرخش ۹۰	۰/۰۹۷۸	۰/۰۹۴۱	۰/۱۰۱۶
چرخش ۲۷۰	۰/۱۱۲۴	۰/۱۲۳۰	۰/۱۱۹۳

جدول ۲: اعمال حملات مختلف بر روی تصاویر نهان‌نگاری شده‌ی Lena، Mandrill و Barbara در روش دوم

حملات	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Lena (BER)	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Mandrill (BER)	نهان‌نگاره استخراج شده از تصویر Barbara (BER)
(QF=80) JPEG	۰/۱۰۱۹	۰/۱۲۸۰	۰/۱۱۰۶
(QF=50) JPEG	۰/۱۰۰۵	۰/۱۰۷۲	۰/۱۱۵۶
فیلتر میانه	۰/۱۰۴۹	۰/۱۳۷۸	۰/۱۱۶۳
فیلتر میانگین	۰/۰۹۸۴	۰/۱۲۶۹	۰/۱۱۰۱
نویز فلفل و نمک (۰.۲٪)	۰/۰۹۳۸	۰/۱۰۹۵	۰/۰۹۸۶
چرخش ۹۰	۰/۰۹۱۶	۰/۰۹۳۰	۰/۰۹۸۱
چرخش ۲۷۰	۰/۱۱۴۳	۰/۱۲۰۶	۰/۱۱۶۶

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله دو روش نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال را با هم مقایسه نمودیم. به طور کلی در هر دو روش، آموزش SVM و LS-SVM زمان‌بر است که این از معایب هر دو روش محسوب می‌گردد. همانطور که قبلاً نیز گفته شد، روشی بهتر است که PSNR بالاتر و BER کمتری داشته باشد. در روش دوم PSNR بالاتری برای تصاویر نهان‌نگاری شده به دست آمد که حاکی از ادراک‌ناپذیری خوب این روش است. همچنین پس از اعمال حملات مختلف بر روی تصاویر نهان‌نگاری شده، نرخ خطای یبئی کمتری در روش دوم به دست آمد که نشان دهنده‌ی مقاومت بیشتر این روش در برابر حملات مختلف می‌باشد.

مراجع

- [1] Ingemar. J.Cox, Matthew. L.Miller, Jeffrey. A.Bloom, Jessica. F and Ton. K, Digital watermarking and Steganography. 2nd Ed., The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems, 2008.
- [2] Tsai. H-H and Sun. D-W, Color image watermark extraction based on support vector machines, Information Sciences, Vol. 177, 550-569, 2007.
- [3] Tsai. H-H, Jhuang. Y-J, Lai. Y-Sh, An SVD-based image watermarking in wavelet domain using SVR and PSO, Applied Soft Computing Vol. 12, No. 8, 2442-2453, 2012.
- [4] Tsai. H-H, Tseng. H-C and Lai. Y-S, Robust lossless image watermarking based on α -trimmed mean algorithm and support vector machine, journal of Systems and Software, Vol. 83, No. 6, 1015-1028, 2010.
- [5] Wang. X-Y, Wang. Ch-P, Yang H-Y and Niu. P-P, A robust blind color image watermarking in quaternion Fourier transform domain, Journal of Systems and Software, Vol. 86, No. 2, 255-277, 2013.
- [6] Abe. Sh, Support Vector Machines for Pattern Classification. 2nd Ed., Advanced in Pattern Recognition, 2012.

- [7] Wang. X-Y, Yang. H-Y and Cui Ch-Y, An SVM-based robust digital image watermarking against desynchronization attacks, Signal Processing, Vol. 88, No. 9, 2193–2205, 2008.
- [8] Hongze. S, Contemporary Digital Image Processing, Electronic and Industry Publishing Company, 2006.
- [9] Contronei. M, Montefuscon. L.B and Puccio. L, Multiwavelet analysis and signal processing, IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, Vol. 45, No. 8, 970–987, 1998.
- [10] Strela. V, Heller. P.N, Strang. G, Topiwala. P and Heil. C, The application of multiwavelet filterbanks to image processing, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 8, No. 4, 548–562, 1999.
- [11] Suykens. J.A.K and Vandewall. J, Least Squares Support Vector Machine Classifiers, Neural Processing Letters 9, 293-3000, 1999.

زیر نویس ها

Digital Watermarking	۱
Least Square Support Vector Machine	۲
Multiwavelet Domain	۳
Feature Vector	۴
Target Image	۵
Peak Signal to Noise Ratio	۶
Bit Error Rate	۷