

ارائه یک روش مقاوم نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال بر مبنای تبدیل کسینوسی گسسته و شبکه عصبی

دکتر احمد رضا نقش نیلچی
استادیار گروه کامپیوتر دانشکده فنی و مهندسی
دانشگاه اصفهان
Nilchi@eng.ui.ac.ir

ایوب طاهری
دانشجوی کارشناسی ارشد معماری کامپیوتر
دانشگاه اصفهان
a_taheri@eng.ui.ac.ir

چکیده: در این مقاله، یک روش مقاوم نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال بر مبنای تبدیل کسینوسی گسسته و شبکه عصبی ارائه شده است. نوع شبکه عصبی FCNN است. از شبکه عصبی به منظور شبیه سازی خصوصیات ادراکی و بصری تصویر بهره گرفته شده است. از خصوصیات ادراکی تصویر به منظور تعیین بالاترین حد تغییر مقادیر ضرایب تبدیل گسسته کسینوسی (DCT) استفاده شده است بالاترین حد تغییر، به منظور تعبیه کردن امضا در ضرایب DCT تصویر استفاده شده است. امضا، یک تصویر سیاه و سفید می‌باشد. مقادیر پیکسل‌های این تصویر، به صورت دو مقدار صفر یا یک در ضرایب DCT تصویر گنجانده می‌شود.

نتایج پیاده‌سازی نشان داده است که این الگوریتم، مقاومت قابل قبولی در برابر انواع حمله‌های نهان‌نگاری دارد.

کلمات کلیدی: نهان‌نگاری (watermarking)، تبدیل کسینوسی گسسته (DCT)، شبکه عصبی (Neural Network)، مدل ادراکی (HVS)

۱- مقدمه

با گسترش روز افزون استفاده از اینترنت، کاربرد و انتقال تصاویر دیجیتال در حال افزایش است. نقل و انتقال اطلاعات از طریق اینترنت نیاز برای امنیت را ضروری می‌سازد. معمول ترین روش برای حفظ امنیت در نقل و انتقال تصاویر دیجیتال درج کردن یک «امضای^۱» دیجیتال در تصویر اصلی به منظور اثبات و اعلان مالکیت تصویر برای صاحب اصلی آن است، که اصطلاحاً به این روش «نهان‌نگاری^۲» گفته می‌شود.

یک امضای دیجیتال می تواند یک متن، دنباله تصادفی اعداد و یا تصویر باشد که به صورت آشکار و یا پنهان در تصویر اصلی تعبیه شود. این امضا در تصویر اصلی ذخیره می‌شود، و انتظار می‌رود در مقابل هر نوع حمله‌ای مقاوم باشد. مقاوم بودن امضا به معنای این است که هر نوع حمله احتمالی نتواند امضا را به صورت موثر از تصویر حذف کند. یک فرآیند معتبر نهان‌نگاری قادر است هنگامی که حمله‌ای به امضای تصویر می‌شود، از طریق امضای استخراج شده از تصویر، حقایق مالکیت تصویر را برای صاحب اصلی آن به اثبات برساند. [1]

یک فرآیند نهان‌نگاری قابل اعتماد و کارا باید ملاحظات زیر را در نظر داشته باشد: [2]

- **شفافیت^۳:** امضا تعبیه‌شده در تصویر باید از نظر ادراکی و بصری غیر قابل تشخیص باشد. این نیاز بیشترین چالش را برای تصاویری دارد، که دارای تشابهات پیکسلی چشمگیری در بخشهای مختلف تصویر هستند.
- **مقاومت^۴:** یک امضای مطمئن باید در مقابل تخریب یا حذف شدن مقاوم باشد، یا حداقل تصویر امضا شده موقعی که امضا از آن حذف شد، تا حد زیادی تخریب شود تا شخص حمله کننده را ناکام بگذارد.
- **ظرفیت^۵:** ظرفیت [2] نهان‌نگاری شامل مباحث و روش‌هایی است که امکان تعبیه کردن حداکثر اطلاعات ممکن را در تصویر قرار می دهد. موضوع این مقاله شامل این مبحث از نهان‌نگاری نمی شود.
- **نهان‌نگاری کور^۱:** استخراج امضا از تصویر امضا شده بدون استفاده از تصویر اصلی به چند دلیل قابل توجه است: در برخی موارد دسترسی به تصویر اصلی غیر ممکن است؛

^۳ transparency

^۴ robustness

^۵ capacity

^۱ watermark

^۲ watermarking

مستقل از تصویر است، و بر مبنای جدول quantization در فرآیند فشرده سازی^{۲۲} تصویر است. سایر نقاب گذاری ها وابسته به تصویر است.

[1]

نهان نگاری وفقی [4] با کمک گرفتن از مدل HVS آستانه^{۲۳} های JND^{۲۴} تصویر را با توجه به یکی از نقاب گذاری های تصویر تعیین کرده و به کمک آنها امضا را در تصویر قرار می دهد، طوری که تغییراتی که توسط این آستانه ها در یک مولفه خاص تصویر اعمال می شود، تاثیری بر دیگر مولفه های تصویر ندارد، و در نتیجه امضای ما در تصویر پنهان بوده و از لحاظ ادراکی قابل تشخیص نیست.

آستانه های JND تعیین می کند که ضرایب یک تبدیل خاص (به عنوان مثال DCT یا DWT و...) که این تبدیل بر روی یک تصویر اعمال می شود، را تا چه مقدار می توان تغییر داد که تاثیری بر روی مولفه های ادراکی تصویر نداشته باشد، به کمک همین رهیافت می توان با تغییر دادن مقادیر ضرایب تبدیل، امضا را در تصویر تعبیه کرد.

۱-۲- کاربرد شبکه عصبی در فرآیند نهان نگاری

در الگوریتم های نهان نگاری از شبکه های عصبی در فرآیندهای تعبیه کردن و استخراج امضا استفاده می شود. [5,7,8] قاعدتا اندازه ابعاد تصویر امضا کوچکتر از تصویر اصلی است، الگوریتم کلی تعبیه کردن امضا به این شکل است، که تصویر اصلی به همراه امضای آن به صورت بردارهای یک بعدی به عنوان بردار ورودی و بردار هدف^{۲۵} به شبکه عصبی اعمال می شوند و خروجی شبکه عصبی یک بردار یک بعدی است، که همان تصویر امضاشده^{۲۶} می باشد. در فرآیند استخراج^{۲۷} امضا، تصویر امضاشده به همراه امضای اصلی به شبکه عصبی اعمال شده و خروجی شبکه عصبی امضای استخراجی است، که به صورت یک بردار یک بعدی است.

در این مقاله، ما از شبکه عصبی برای محاسبه مقادیر JND تصویر بهره می بریم. به این ترتیب که ابتدا تصویر اصلی را به بلوک های ۸×۸ تقسیم کرده و از هر بلوک تبدیل DCT گرفته می شود، خروجی ۶۴ ضریب DCT خواهد بود. این ضرایب به صورت یک بردار ۶۴×۱ به شبکه عصبی اعمال می شوند. سپس مقادیر JND اولیه با توجه به نوع نقاب گذاری ما که در این مقاله نقاب گذاری انرژی (Entropy) به عنوان مناسب ترین نقاب گذاری انتخاب شده است، به ازای هر ضریب محاسبه می شود. نحوه محاسبه مقادیر JND اولیه طبق روابط خاص انجام می شود [9-11] البته نحوه محاسبه این مقادیر برای تبدیل DCT متفاوت از تبدیل DWT خواهد بود. برای دستیابی به الگوریتم نهان نگاری کارا تر دستیابی به مناسب ترین مقادیر JND حائز اهمیت خواهد بود و این امر جز با تحقیق، مطالعه و پیاده سازی عملی میسر نخواهد بود. [6] مقادیر JND اولیه به صورت یک بردار ۶۴×۱ به عنوان بردار هدف شبکه عصبی در نظر گرفته خواهد شد. خروجی شبکه عصبی ضرایب JND نهایی، که به صورت یک بردار ۶۴×۱ خواهد

جستجو برای تصویر اصلی در یک کتابخانه دیجیتال از نظر

زمانی هزینه بر است. [1]

الگوریتم های نهان نگاری از جنبه قرار دادن داده در تصویر به دو دسته ی حوزه ی مکان^۲ و روش های حوزه ی فرکانس^۳ تقسیم می شوند [3]. روش های حوزه ی مکان، داده را روشنائی^۴ یا رنگ تصویر، تعبیه می کنند. مزیت روش حوزه ی مکان سازگاری بیشتر با مدل HVS است. اما ضعف این روش، حساس بودن به تغییر اندازه^۵ تصویر، برش^۶، و سایر عملیات های هندسی^۷ قابل اعمال بر روی تصویر است. روش های حوزه ی فرکانس عمدتا شامل^۸ DCT^۸، DFT^۹، DWT^{۱۰} هستند. ترندهای DCT، دارای پیچیدگی محاسباتی کم، و مقاومت بیشتر در برابر حمله ی فشرده سازی jpeg است.

همواره دو مسئله مهم را در خصوص روش های نهان نگاری بر پایه DCT باید در نظر گرفت: [1,12] اولین مسئله انتخاب ضرایب DCT است؛ انتخاب ضرایب با فرکانس بالا، باعث می شود، امضا تصویر از لحاظ ادراکی^{۱۱} غیر قابل تشخیص باشد، ولی به سادگی با انجام یک عملیات فیلترینگ بر روی تصویر، امضا از تصویر حذف خواهد شد. دومین مسئله، میزان تغییرات اعمال شده بر روی ضرایب DCT، به منظور تعبیه کردن^{۱۲} امضا در تصویر می باشد. [4] تغییرات اعمال شده بر روی ضرایب DCT، مخفی بودن^{۱۳} امضا را تحت تاثیر خواهد گذاشت، و حتی می تواند تصویر را تا حد زیادی تخریب کند. الگوریتم های نهان نگاری تصاویر دیجیتال را که بر پایه مدل ادراکی تصویر است، الگوریتم های وفقی^{۱۴} می نامند. [1]

۱-۱- نهان نگاری بر پایه مدل HVS^{۱۵}

در نظر گرفتن جنبه های HVS تصویر برای انجام نهان نگاری بسیار حائز اهمیت است. یکی از مباحث مهم مدل HVS، نقاب گذاری^{۱۶} تصویر است. [6] این مبحث بر مبنای این واقعیت است که یک مولفه^{۱۷} در یک سیگنال بصری^{۱۸} در حضور مولفه دیگر مخفی می ماند. [1,6] به مولفه دوم نقاب^{۱۹} یا پوشاننده گفته می شود. [1] در واقع یک مولفه آستانه های ادراکی و بصری را برای دیگر مولفه های اطراف خود تقویت می کند نقاب گذاری های متداول تصویر عبارتند از [1]: نقاب گذاری فرکانس؛ نقاب گذاری انرژی^{۲۰}؛ نقاب گذاری بافت^{۲۱}؛ نقاب گذاری روشنائی؛ نقاب گذاری contrast

نقاب گذاری فرکانسی توصیف کننده حساسیت چشم انسان به تغییرات امواج سینوسی با فرکانس های متفاوت می باشد. این نقاب گذاری توسط نقاب گذاری contrast نیز قابل توصیف است. نقاب گذاری contrast، بیان می کند که چشم انسان حساسیت کمتری به ایجاد تغییرات در فرکانس های بالای تصویر دارد. به همین دلیل است که در اکثر روش های نهان نگاری، امضا در لبه های تصویر گنجانده می شود. [4] نقاب گذاری روشنائی، تاثیر آستانه های قابل تشخیص نویز را بر یک پشت زمینه ثابت تصویر برآورد می کند. نقاب گذاری فرکانس

رابطه (۵) بیانگر مجموع فاصله برداری بین بردارهای ورودی X و Y با نرون i می باشد. تابع فعال سازی هر نرون (Γ_i) به صورت زیر است:

$$\Gamma_i = \begin{cases} Z_i & \text{اگر } Z_i \text{ به ازای تمام } i \text{ ها کمترین مقدار باشد} \\ 0 & \text{به ازای سایر مقادیر} \end{cases} \quad (۶)$$

بنابراین مولفه‌ی j ام بردارهای خروجی X^{s*} و Y^* از روابط زیر محاسبه می شود:

$$x_j^* = \sum_{i=1}^n \Gamma_i v_{ji} \quad (۷)$$

$$y_j^* = \sum_{i=1}^n \Gamma_i t_{ji} \quad (۸)$$

در رابطه (۷) نشان دهنده وزن بین نرون i و خروجی j X^{s*} است. به طور مشابه در رابطه (۸) بیانگر وزن بین نرون i و خروجی j Y^* است. V و T بردارهای وزن لایه خروجی شبکه عصبی هستند، نمایش برداری آنها طبق روابط (۹) و (۱۰) است.

$$V = \{v_{11}, v_{12}, v_{13}, \dots, v_{ni}\} \quad (۹)$$

$$T = \{t_{11}, t_{12}, t_{13}, \dots, t_{mi}\} \quad (۱۰)$$

خطاهای خروجی شبکه FCNN از روابط (۱۱) و (۱۲)، محاسبه می شود

$$Ec_i = |x_i^{s*} - d_i|, i = 1 \dots n \quad (۱۱)$$

$$Em_j = |y_j^* - d_j|, j = 1 \dots m \quad (۱۲)$$

در رابطه‌ی (۱۱) مقدار مولفه‌ی i ام اولین بردار هدف، و در رابطه‌ی (۱۲) مقدار مولفه‌ی j ام دومین بردار هدف FCNN هستند در روابط (۱۱) و (۱۲)، n و m به ترتیب تعداد مولفه‌های برداری X و Y هستند. اگر خطای خروجی از یک مقدار آستانه مشخص کمتر شود، الگوریتم یادگیری FCNN به پایان می رسد، در غیر این صورت بردارهای W و U طبق روابط زیر به روز می شوند:

$$w_{ij}(k+1) = [1 - a(k)]w_{ij}(k) + a(k)x_i^s \quad (۱۳)$$

$$u_{ij}(k+1) = [1 - a(k)]u_{ij}(k) + a(k)y_i \quad (۱۴)$$

که $a(k)$ ضریب یادگیری لایه ورودی شبکه FCNN است. علاوه بر این، ضریب یادگیری $a(k)$ طبق یک تابع نزولی محاسبه می شود، مقدار این تابع با هر بار تکرار الگوریتم یادگیری و افزایش k کاهش می یابد. رابطه ریاضی این تابع عبارتست از:

در رابطه فوق $a(0)$ ضریب یادگیری اولیه، و k_0 یک مقدار ثابت غیرمنفی است. به طور مشابه، بردارهای وزن مربوط به لایه خروجی شبکه FCNN نیز طبق روابط (۱۶) و (۱۷) به روزگردانی می شوند:

بود. بسته به ضرایب انتخابی ما برای تعبیه کردن امضا، مقادیر متناظر از بردار خروجی، برای تعبیه کردن امضا مورد استفاده قرار می گیرند.

در فرآیند استخراج امضا نیز مجدداً پروسه محاسبه ضرایب JND انجام خواهد شد. سپس با مقایسه ضرایب DCT تصویر امضا شده با ضرایب متناظر تصویر اصلی و در دست داشتن مقادیر JND متناظر عمل استخراج امضا انجام خواهد شد. [12] البته الگوریتم‌های تعبیه کردن و استخراج رابطه تنگاتنگ با یکدیگر داشته و دستیابی به این الگوریتم‌ها مستلزم تحقیق، پژوهش و پیاده سازی عملی است. [1]

۱-۳-۳-۱ FCNN^{۲۸}

در این مقاله از یک FCNN [5] خاص برای بدست آوردن ضرایب نهایی JND تصویر استفاده شده است. شبکه FCNN دارای دو بردار ورودی، دو بردار هدف، و دو بردار خروجی است. ضرایب DCT هر بلوک به عنوان اولین بردار ورودی، و مقادیر JND اولیه همان بلوک به عنوان دومین بردار ورودی FCNN در نظر گرفته می شود. به طور مشابه همین مقادیر به عنوان بردارهای هدف FCNN در نظر گرفته می شوند. دومین بردار خروجی مقادیر JND نهایی را به ما خواهد داد. معماری FCNN را می توانید در شکل (۱) ببینید.

۱-۳-۱-۱ الگوریتم یادگیری FCNN^{۲۹}

در شکل (۱) معماری شبکه FCNN را مشاهده می کنید. در این شکل Y و X^s دو بردار ورودی شبکه عصبی هستند. نمایش برداری Y و X^s به صورت زیر می باشد:

بردارهای خروجی X^{s*} و Y^* می باشند. بردارهای ورودی X^s و Y به ترتیب توسط بردارهای وزن W و U به نرون Z_i متصل می شوند. نمایش برداری W و U عبارت است از:

$$X^s = \{x_1^s, x_2^s, x_3^s, \dots, x_i^s\} \quad (۱)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_i\} \quad (۲)$$

w_{in} بیانگر وزن بین نرون i و ورودی X^s_n می باشد. به طور مشابه u_{im} وزن بین نرون i و ورودی y_m می باشد. به این ترتیب ورودی کلی نرون i از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$W = \{w_{11}, w_{12}, w_{13}, \dots, w_{in}\} \quad (۳)$$

$$U = \{u_{11}, u_{12}, u_{13}, \dots, u_{im}\} \quad (۴)$$

$$Z_i = \sum_{k=1}^n (x_k - w_{ik})^2 + (y_k - u_{ik})^2 \quad (۵)$$

$$a(k) = a(0) \exp\left(-\frac{k}{k_0}\right) \quad (15)$$

$$v_{ij}(k+1) = v_{ij}(k) + b(k) | x_i^s - y_{ij}(k) | \Gamma_i \quad (16)$$

$$t_{ij}(k+1) = t_{ij}(k) + b(k) | y_i - t_{ij}(k) | \Gamma_i \quad (17)$$

تصویر تعبیه می‌کنیم، به این ترتیب که با توجه به مقدار پیکسل متناظر تصویر امضا که دو مقدار 0 و 1 می‌باشد، مقدار ضریب DCT انتخاب شده را بر اساس مقدار JND متناظر آن تغییر می‌دهیم، این کار با انجام یک عمل جمع انجام می‌شود. لازم به ذکر است، در فرآیند تعبیه‌کردن امضا، به جای مقادیر 0 و 1، از مقادیر -1 و 1 استفاده می‌کنیم. [12] الگوریتم تعبیه کردن امضا از قرار زیر است:

$$F_k(m, n), 0 \leq k \leq 63, 0 \leq m \leq 7, 0 \leq n \leq 7 \quad (18)$$

اگر مجموع قدر مطلق ضریب DCT، با یک مقدار ثابت غیر منفی α از مقدار JND متناظر آن بیشتر باشد، ضریب DCT طبق رابطه (۱۹) تغییر می‌کند، در غیر این صورت، ضریب DCT تغییر نخواهد کرد.

در این رابطه $F_k(u, v)$ ضریب DCT قبل از تعبیه کردن امضا و

$$F'_k(u, v) = F_k(u, v) + (JND_k(u, v) + t)J(i, j) \quad (19)$$

$F'_k(u, v)$ ضریب DCT بعد از تعبیه‌کردن امضا است. $JND_k(u, v)$ مقدار JND متناظر و $J(i, j)$ مقدار پیکسل تصویر امضا است، که در این بلوک خاص باید تعبیه شود. مقادیر ثابت‌های α و τ به صورت تجربی بدست می‌آیند. پس از پایان یافتن الگوریتم تعبیه کردن امضا، از هر بلوک تبدیل DCT معکوس ($IDCT^{-1}$) گرفته و از کنار هم قرار دادن بلوک‌های تصویر، تصویر امضا شده به دست می‌آید. شمای کلی فرآیند تعبیه کردن امضا در شکل (۳) نشان داده شده است.

۲-۲- فرآیند استخراج امضا

ابتدا تصویر امضا شده را به بلوک‌های 8×8 تقسیم می‌کنیم. از هر بلوک تبدیل DCT می‌گیریم. ضریب فرکانسی مورد نظر که قبلاً در فرآیند تعبیه کردن انتخاب شده است را بدست می‌آوریم. از تصویر اصلی نیز به صورت بلوک‌بلوک تبدیل DCT گرفته و ضرایب متناظر را به دست می‌آوریم. طبق رابطه (۲۰) این دو ضریب را با یکدیگر مقایسه کرده و به این ترتیب، امضا از تصویر استخراج می‌شود.

$$\begin{cases} 1 & |F_k(u, v) - F'_k(u, v)| > \gamma, JND_k(u, v) \\ \end{cases} \quad (20)$$

$J(i, j)$ امضای استخراج شده می‌باشد. مقدار γ یک مقدار تجربی است. [7] است که با پیاده سازی مقدار مناسب الگوریتم می‌آید. [7] به کمک امضای اولیه و رابطه (۲۱) درصد امضای استخراج شده را تخمین می‌زنیم.

$b(k)$ ضریب یادگیری لایه خروجی است..

در فرآیند نهان‌نگاری، ضرایب DCT هر بلوک تصویر به عنوان بردار ورودی X^s ، و مقادیر JND اولیه همان بلوک به عنوان بردار ورودی Y به شبکه FCNN اعمال می‌شوند. بردار خروجی Y^* مقادیر JND نهایی بلوک مورد نظر است.

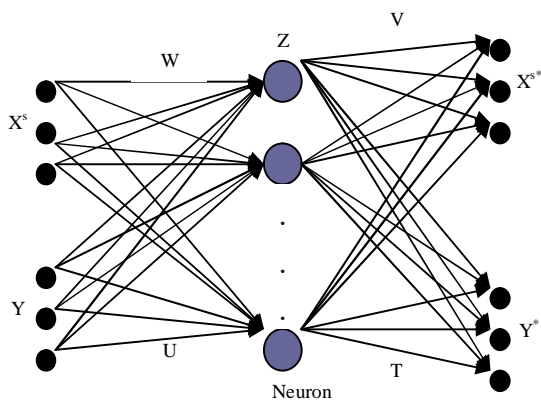
۲- نهان نگاری بر پایه تبدیل کسینوسی گسسته و شبکه عصبی

اگر یک تصویر را به بلوک‌های 8×8 تقسیم کنیم و از هر بلوک تبدیل DCT بگیریم، یک ماتریس 8×8 از ضرایب DCT به ازای هر بلوک خواهیم داشت. این ماتریس به سه ناحیه فرکانس‌های بالا (H)، پایین (L) و میانی (M) تقسیم می‌شود. که در شکل (۲) نمایش داده شده است. انرژی تصویر در فرکانس‌های پایین ضرایب DCT قرار می‌گیرد. اثبات شده است، [12] که تعبیه کردن امضا در فرکانس‌های پایین، امضا را به صورت قابل درک در تصویر قرار می‌دهد. از طرفی دیگر قرار دادن امضا در فرکانس‌های بالا باعث می‌شود، پس از فشرده سازی تصویر امضا از تصویر حذف شود، چرا که فرآیند فشرده سازی باعث حذف ضرایب DCT با فرکانس‌های بالا می‌شود. از این رو فرکانس‌های میانی جهت درج امضا مورد استفاده قرار می‌گیرد. این کار توسط Hsu و Wu [13] انجام شد. به منظور کاهش پیچیدگی الگوریتم‌های تعبیه و استخراج امضا، امضا ما به صورت یک تصویر سیاه و سفید با یک اندازه ابعاد مشخص است. این امضا حاوی یک logo یا آرم است. به عبارت دیگر فرآیند های تعبیه و استخراج امضا بر پایه یک امضا دومقداری است.

۲-۱- فرآیند تعبیه کردن امضا

ابتدا تصویر را به بلوک‌های 8×8 (که هیچ هم‌پوشانی با یکدیگر ندارند) تقسیم می‌کنیم. از هر بلوک تبدیل DCT گرفته و برای هر بلوک ۶۴ ضریب DCT بدست می‌آید. که به صورت زیر نمایش داده می‌شود: ضرایب متناظر با فرکانس‌های میانی تبدیل DCT را به دست می‌آوریم. یکی از ضرایب فرکانس‌های میانی را انتخاب می‌کنیم. در این الگوریتم ضریب واقع در مختصات $u = 3$ و $v = 2$ انتخاب شده است. مبنای این انتخاب باید بر اساس فرآیند فشرده سازی Jpeg استاندارد باشد طوری که ضریب فرکانسی مذکور در فرآیند فشرده‌سازی حذف نشود. [12] هر پیکسل از تصویر امضا را در یک بلوک ضرایب DCT

طوریکه این فرآیند کیفیت، وضوح، روشنایی، و سایر خصوصیات HVS تصویر را خدشه دار نمی‌کند. این الگوریتم نهان‌نگاری مقاومت قابل توجهی در برابر حمله‌ی فشرده سازی jpeg دارد. نتایج پیاده سازی نشان می‌دهد که این الگوریتم در برابر سایر حملات نیز مقاومت قابل قبولی دارد.



شکل (۱): معماری FCNN

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| L | L | L | M | M | M | M | H |
| L | L | M | M | M | M | H | H |
| L | M | M | M | M | M | H | H |
| M | M | M | M | M | H | H | H |
| M | M | M | M | H | H | H | H |
| M | M | M | H | H | H | H | H |
| M | H | H | H | H | H | H | H |
| H | H | H | H | H | H | H | H |

شکل (۲): بلوک ضرایب DCT

$$Sim(J, J') = \frac{J \cdot J'}{J^2} \times 100 \quad (21)$$

البته در رابطه (۲۱) برای امضا به جای مقادیر 0 و 1 باید مقادیر 1- و 1 را قرار دهیم. عملگر (.) بیانگر مجموع حاصل ضرب متناظر مقادیر پیکسل‌های دو تصویر است، و عملگر توان دوم بیانگر مجموع مربع مقادیر پیکسل‌های یک تصویر است. شمای کلی فرآیند استخراج امضا در شکل (۴) نشان داده شده است.

۳- نتایج پیاده سازی

تصویر اصلی دارای ابعاد 512×512 ، و دارای ۲۵۶ سطح خاکستری است. این تصویر در شکل (۵) نمایش داده شده است. برای پیاده‌سازی الگوریتم، از تصویر cameraman استفاده شده است. امضا، یک تصویر سیاه و سفید با ابعاد 64×64 است. تصویر امضا، در شکل (۶) نشان داده شده است. شکل (۷) تصویر cameraman امضا شده است. مقادیر α ، τ ، γ به ترتیب 0.1، 0.6 و 5 در نظر گرفته شد، که با این مقادیر بالاترین کارایی برای الگوریتم نهان‌نگاری حاصل می‌شود. حمله‌های انجام شده بر روی تصویر امضا شده عبارتند از: نویز گوسی؛ فیلتر میان‌گذر؛ فیلتر پایین‌گذر؛ برش و تغییر اندازه تصویر؛ فشرده‌سازی jpeg با فاکتورهای کیفیت 10^{32} ، ۲۵، ۵۰، ۷۵، و ۹۰؛ فشرده‌سازی jpeg 2000. تصویر امضای استخراج شده پس از حمله jpeg با فاکتور کیفیت ۱۰ در شکل (۸) قابل مشاهده است.

میزان مشابهت امضای استخراج شده با امضای اصلی، به همراه بیشترین نسبت سیگنال به نویز تصویر، $(PSNR)^{33}$ پس از اعمال هر یک از حمله‌های فوق بر روی تصویر امضا شده، محاسبه شده و نتایج در جدول (۱) گردآوری شده است.

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{255}{\sum_{i,j} (I(i,j) - I'(i,j))^2} \right)^2 \quad (22)$$

در رابطه (۲۲) I تصویر اصلی و I' تصویر امضا شده پس از حمله است.

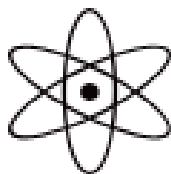
۴- نتیجه گیری

در این مقاله، یک روش مقاوم و کارای نهان‌نگاری تصاویر دیجیتال بر مبنای تبدیل کسینوسی گسسته و شبکه عصبی ارائه شد. الگوریتم

نهان‌نگاری، از یک شبکه عصبی هوشمند به منظور شبیه‌سازی مدل HVS تصویر بهره گرفت. مدل HVS تصویر مطابق با محتویات انرژی تصویر، و بر مبنای ضرایب DCT تصویر است. الگوریتم نهان‌نگاری ما، امضا را به صورت غیر قابل درک و مشاهده، در تصویر قرار می‌دهد،



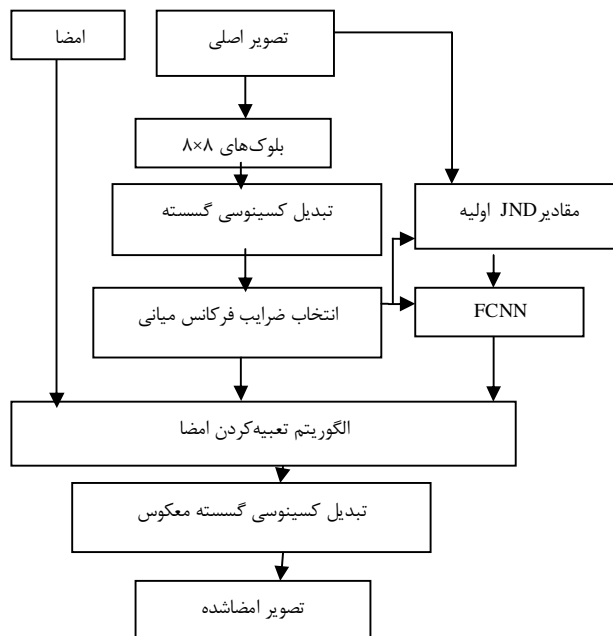
شکل (۵): تصویر cameraman



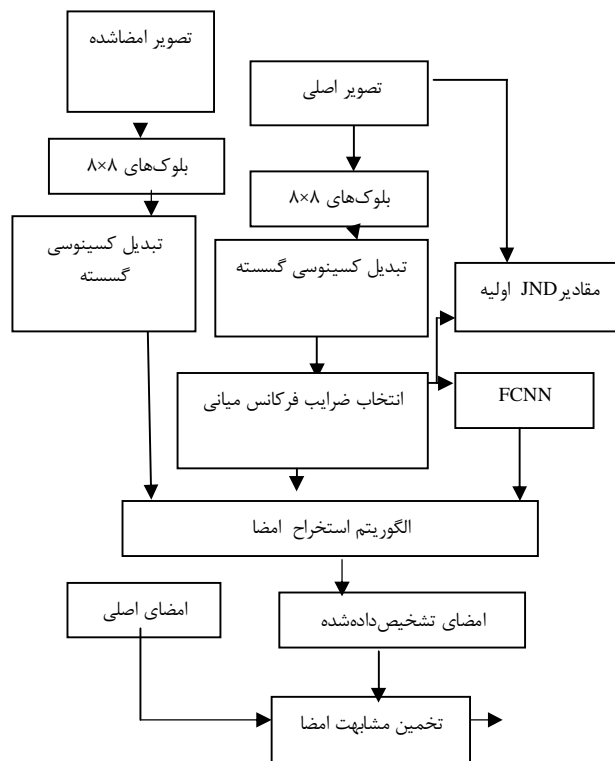
شکل (۶): تصویر امضا



شکل (۷): تصویر cameraman امضا شده



شکل (۳): فرآیند تعبیه کردن امضا



شکل (۴): فرآیند استخراج امضا

[6] I.J. Cox, J. Kilian, F.T. Leighton, and T. Shamoan, "Secure Spread Spectrum Water-Marking for Multimedia," IEEE Trans. Image Processing, vol. 6, pp. 1673-1687, 1999.

[7] DavisK, NajarianK. , "Maximizing strength of digital watermarks usingneural networks,". Proc IJCNN, 2001,4: 2893-2898.

[8] PODILCHUK C I, ZENG W J. , "Image-adaptive watermarking using visual models," IEEE Journal on Selected Areas in Communications,1998,16(4):525-539.

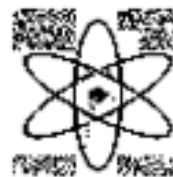
[9] Trichili, H. Bouhleh, M.-S. Solaiman, B. Kamoun, L., "Exploitation of the HVS features for the enhancement of image watermarking techniques," Image and Signal Processing and Analysis, 2003. ISPA 2003. Proceedings of the 3rd International Symposium on, Volume: 2, On page(s): 1076-1081 Vol.2, Publication Date: 18-20 Sept. 2003.

[10] Jun Zhang Nengchao Wang Feng Xiong, "Hiding a logo watermark into the multiwavelet domain using neural networks," Tools with Artificial Intelligence, 2002. (ICTAI 2002) Proceedings. 14th IEEE International Conference on, Publication Date: 2002 On page(s): 477- 482

[11] Beatriz Corona-Ramirez,Mariko Nakano-Miyatake, and Hector Perez-Meana,"Adaptive Watermarking Algorithm for Binary Image Watermarks," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 207-216,2004

[12] Quan Liu; Xuemei Jiang, "Design and Realization of a Meaningful Digital Watermarking Algorithm Based on RBF neural Network," Neural Networks and Brain, 2005. ICNN & Bapos;05. International Conference on Volume 1, Issue , 13-15 Oct. 2005 Page(s): 214 - 218

[13] C.T. Hsu and J.L. Wu, "Hidden Digital Watermarks in Images," IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, pp. 58-68, 2004.



شکل (۸): تصویر امضای استخراج شده

جدول (۱): نتایج پیاده سازی الگوریتم نهان نگاری بر روی تصویر cameraman

| حمله‌های انجام شده | FCNN | |
|--------------------------|----------|------------------|
| | PSNR(dB) | درصد مشابهت امضا |
| نویز گوسی | 23.45 | 68 |
| فیلتر میان‌گذر | 28.04 | 72 |
| فیلتر پایین‌گذر | 27.75 | 69 |
| برش تصویر | 11.96 | 62 |
| تغییر اندازه ابعاد تصویر | 18.68 | 65 |
| فشرده‌سازی 10 % jpeg | 21.90 | 85 |
| فشرده‌سازی 25 % jpeg | 27.93 | 93 |
| فشرده‌سازی 50 % jpeg | 29.44 | 97 |
| فشرده‌سازی 75 % jpeg | 34.22 | 99.1 |
| فشرده‌سازی 90 % jpeg | 40.34 | 99.5 |
| فشرده‌سازی 2000 jpeg | 21.46 | 69 |

مراجع

[1] Yun Q. Shi and Huiyang Sun . , *Image and Video Compression for Multimedia Engineering*, CRC Press, Boca Raton London New York Washington, D.C. , 2001.

[2] W. Bender, D. Gruel, N. Morimoto, and A. Lu, "Techniques for Data Hiding," IBM Systems Journal, vol. 25, pp. 313-335, 1999.

[3] Liu Quan, Jiang Xuemei. , "Researches on Uniform Meaningful Watermark,". Proceedings of the 2002 6th International Conference on Signal Processing. 2002,8.

[4] Shichun Mei etc, "An Adaptive Digital Watermarking Algorithm Based on Neural Network," Communication Journal, Vol.23,pp: 47-53, 2002.

[5] Chuan-Yu Chang Sheng-Jyun Su, "Apply the counter propagation neural network to digital image copyright authentication," Cellular Neural Networks and Their Applications, 2005 9th International Workshop On page(s): 110-113,Publication Date: 28-30 May 2005.

زیر نویس ها

- blind ^۱
- spatial ^۲
- frequency ^۳
- brightness ^۴
- resizing ^۵
- cropping ^۶
- geometric ^۷
- Discrete Cosine Transform ^۸
- Discrete Fourier Transform ^۹
- Discrete Wavelet Transform ^{۱۰}
- perceptual ^{۱۱}
- embedding ^{۱۲}
- invisible ^{۱۳}
- adaptive ^{۱۴}
- Human Visual System ^{۱۵}
- masking ^{۱۶}
- component ^{۱۷}

| | |
|---|----|
| visual | ۱۸ |
| mask | ۱۹ |
| entropy | ۲۰ |
| texture | ۲۱ |
| compression | ۲۲ |
| threshold | ۲۳ |
| Just Noticeable Difference | ۲۴ |
| target | ۲۵ |
| watermarked | ۲۶ |
| extract | ۲۷ |
| Full Counter propagation Neural Network | ۲۸ |
| training | ۲۹ |
| neuron | ۳۰ |
| Inverse DCT | ۳۱ |
| quality factor | ۳۲ |
| Peak Signal to Noise Ratio | ۳۳ |