



Detection of Information Hidden in Steganographic Images Using GLCM Features and Neural Network

Seyed Mahdi Khatmi Tajani^{1*}

1. M.Sc. Electrical Engineering - Communications and Cryptography

Key words:

Detection
Steganography
Wavelet
Neural Network

Abstract

One of the methods of collecting information is aerial imaging which is carried out by reconnaissance aircraft. In order to send high-security image information, image watermarking is used. In the field, the digital information collected within a host data is usually hidden in a way that the image cannot be detected by the eye. The transparency of the steganography and the hidden information can only be extracted by performing series of processes on the host data. In this paper statistical analysis is performed on the watermarked image using wavelet transform watermarking methods, and image features are extracted through the Gray-level Co-occurrence Matrix and co-occurrence vectors, and then an Algorithm is presented using an MLP neural network to detect watermarked images.

* Corresponding author's E-mail: Mahditajani@yahoo.com



کشف اطلاعات در تصاویر نهان نگاری شده با بهره‌گیری از ویژگی‌های GLCM و

شبکه عصبی

سید مهدی ختمی تاجانی^{*}

۱. کارشناسی ارشد مهندسی برق - مخابرات رمز

واژگان کلیدی

شناسایی

نهان نگاری

موجک

شبکه عصبی

چکیده

یکی از روش‌های جمع‌آوری اطلاعات، تصویر برداری هوایی می‌باشد که توسط هواپیماهای عملیات شناسایی انجام می‌گیرد. به منظور ارسال اطلاعات تصویری با امنیت بالا از نهان نگاری تصویر استفاده می‌شود. در این حوزه اطلاعات دیجیتال جمع‌آوری شده درون یک داده میزبان (معمولاً تصویر) به طوری که با چشم قابل تشخیص نباشد (شفافیت پنهان‌نگاری) و فقط با انجام یکسری پردازشها بر روی داده میزبان بتوان اطلاعات پنهان شده را استخراج کرد، پنهان می‌گردد. در این مقاله با استفاده از روش‌های نهان نگاری تبدیل موجک، بر روی تصویر نهان نگاری شده تحلیل آماری صورت می‌گیرد و از طریق ماتریس هم‌رخدادی سطح خاکستری و بردارهای هم‌رخدادی ویژگی‌های تصویر استخراج می‌شود و سپس با استفاده از شبکه عصبی MLP الگوریتمی جهت تشخیص تصاویر نهان نگاری شده ارائه می‌گردد.

۱- مقدمه

پنهان نگاری، به خصوص در اینترنت می‌باشد الگوریتم‌های پنهان نگاری متعددی در حوزه‌های مکان و فرکانس برای ساختارهای مختلف تصاویر ارائه شده است. یکی از مهم‌ترین و متداول‌ترین روش‌های پنهان نگاری در تصاویر در حوزه مکان روش بیت کم ارزش و در حوزه فرکانس [۱] روش تبدیل موجک است. در کنار گسترش روش‌های مختلف پنهان نگاری اطلاعات در تصاویر، روش‌های متنوعی نیز برای مقابله با آن تحت عنوان نهان کاوی ایجاد شده است که هدف آن استفاده از ویژگی‌های تصاویر و الگوریتم‌های پردازشی برای کشف اطلاعات پنهان شده می‌باشد. توانایی کشف پیام در تصویر تحت تأثیر فاکتورهای مختلفی قرار دارد که از جمله می‌توان به طول پیام پنهان شده، درصد پنهان سازی اطلاعات، نوع پوشانه (صوت، تصویر و متن)، فرمت پوشانه انتخابی، روش جاسازی متن مورد نظر در پوشانه و ... اشاره کرد. طی سالهای گذشته، همزمان با پیشرفت روشهای هوشمند، شاهد بکارگیری این روشها در زمینه‌های مختلف هستیم. در

پنهان نگاری هنر و علم ارتباط پنهانی است که هدف آن پنهان کردن ارتباط به وسیله قراردادن پیام در یک پوشانه (رسانه ای که این قابلیت را دارد تا اطلاعاتی را در آن پنهان کنیم مانند عکس، فیلم، صوت) است به گونه ای که کمترین تغییر قابل کشف را در آن ایجاد نماید و نتوان موجودیت پیام پنهان در رسانه را حتی به صورت احتمالی آشکار ساخت. تفاوت اصلی رمزنگاری و پنهان نگاری آن است که در رمزنگاری هدف اختفای محتویات پیام است و نه به طور کلی وجود پیام، اما در پنهان نگاری هدف مخفی کردن هر گونه نشانه ای از وجود پیام است. در واقع برتری نهان نگاری^۱ در این است که می‌توان پیغامی را فرستاد بدون این که کسی بفهمد پیغامی فرستاده شده است. به علت آن که درک تصویری انسان از تغییرات در تصاویر محدود است، تصاویر یکی از مهم‌ترین رسانه‌های مورد استفاده در

^۱ Steganography

$$\psi_{\omega,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^\omega}} \psi\left(\frac{t-2^\omega n}{2^\omega}\right), \quad \omega, n \in \mathbb{Z} \quad (1)$$

در آن صورت ضرایب موجک با ضرب داخلی سیگنال اولیه $x(t)$ بصورت رابطه زیر محاسبه می شود:

$$W(\omega, n) = \langle x(t), \psi_{\omega,n}(t) \rangle \quad (2)$$

آنچه این تبدیل را بسیار کارآمد می سازد، توانایی آن در انجام آنالیزهای محلی و ارائه ویژگیهای محلی با واحدهای اطلاعات کمتر نسبت به خود نمونه ها می باشد. تبدیل موجک با ایجاد طولهای متغییر در آنالیز، دقت های فرکانسی متغییری را ایجاد می نماید، بدین ترتیب که هر گاه اطلاعات دقیق در فرکانسهای کم مطلوب باشد، از فواصل زمانی طولانی استفاده می کند و بالعکس از فواصل کوتاه بهنگام آنالیز دقیق فرکانس در فرکانسهای بالا استفاده می کند. در تبدیل موجک نیز تصویر به باندهای فرکانسی تقریباً مساوی با مقیاس لگاریتمی تقسیم می گردد و به همین خاطر تغییرات ایجاد شده در حوزه تبدیل موجک، برای چشم انسان کمتر قابل تشخیص است. نمودار روش نهان نگاری شده اطلاعات در تصویر در این مقاله در شکل ۱ آورده شده است.



شکل (۱): نمودار روش درج واتر مارک

در این مقاله برای کشف تصویری که اطلاعات در آن نهان نگاری شده است نیاز به تصویر اولیه و تصویر به همراه اطلاعات مخفی شده داریم، بدین منظور از شکل ۲ بعنوان تصویر اصلی و شکل ۳ بعنوان تصویر نهان نگاری شده (واترمارک) و شکل ۴ بعنوان تصویر پوشانه که توسط روش تبدیل موجک پیاده سازی شده است استفاده می شود.

همین رابطه روش هایی مانند: هوشمند بیزین ، منطق فازی ، شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در تحلیل نهان نگاری کاربرد دارند. به علت گستردگی و تنوع روشهای ارائه شده در زمینه نهان نگاری و نهان کاوی در سالهای گذشته، شتاب گرفتن هوشمندسازی در اکثر روشها، امکان پیاده سازی تمامی روشها وجود ندارد [۲].

۲- مرور پیشینه موضوع

Fitzmann و Wesfeld روشی را بر اساس آنالیز آماری جفت های مقادیر مطرح نمودند. این روش هنگامی که محل پیام مشخص است به نتایج خوبی منتهی می شود. Fridrich و همکاران از روش جفت های سریع خام برای آشکار سازی تصاویر که به روش LSB نهان نگاری شده بودند استفاده کردند، که در این روش اگر تعداد رنگ موجود در تصویر پوشانه کمتر از ۳۰ درصد کل پیکسل ها باشد این روش خوب کار می کند.

Zhang و همکاران روشی مبتنی بر کمیت فیزیکی استخراج شده از ضرایب عبور بین اختلاف هیستوگرام های تصویر مطرح کردند که قابلیت آشکار سازی روش LSB را دارد. Sun و همکاران روشی مطرح کردند که مبتنی بر ماتریس همزمانی که اختلاف پیشرو در سه جهت افقی، عمودی و قطری پیکسل های مجاور مطرح می شود این الگوریتم دارای پیچیدگی بالایی است. قنبری و همکاران الگوریتمی بر پایه ماتریس های همزمانی ابداع نمودند که قابلیت تشخیص آشکار سازی تصاویر که به روش LSB نهان نگاری شده بودند را با دقت ۸۰ درصد دارد. تبدیل DWT یک تبدیل جدائی پذیر است، یک DWT دو بعدی را میتوان با اعمال دوبار متوالی DWT یک بعدی، که ابتدا بر روی سطرها و سپس بر روی ستونهای تصویر اعمال شود پیاده نمود. پیاده سازی بانک فیلتر شده را می توان برای استفاده جهت محاسبه DWT دو بعدی بکار برد، که ساختار هرمی را نتیجه می دهد. یکی از علل استفاده از تبدیل موجک در نهان نگاری این است که تحقیقات جدید در مورد بینایی چشم انسان نشان داده است که شبکه چشم انسان تصاویر را به چندین کانال فرکانسی تقسیم می کند که پهنای باند هر یک از این کانالها تقریباً یک اکتاو است و سیگنالهای هر یک از این کانالها در مغز بطور جداگانه پردازش می شوند [۳]. چنانچه می دانیم، تبدیل فوریه مشتمل بر تجزیه سیگنال به شکل موجهای سینوسی با فرکانسهای متفاوت است. بطور مشابه، تبدیل موجک مبتنی بر تجزیه سیگنال به نسخه های انتقال یافته و مقیاس شده از یک تابع موجک مادر است. نسخه های انتقال یافته و مقیاس شده از یک تابع موجک مادر از طریق رابطه زیر بدست می آید:

کشف اطلاعات در تصاویر نهان نگاری شده با بهره گیری از ویژگی های GLCM و شبکه عصبی، سید مهدی ختمی تاجانی

تصویر با رنگ است که رنگ پیکسل همسایه اش است. بنابراین ماتریسهای هم‌رخدادی یک تصویر بر اساس همبستگی و مقادیر پیکسلهای تصویر ایجاد می‌شود. تاکنون ماتریسهای هم‌رخدادی جهت استخراج و ویژگی از بافت تصاویر مورد استفاده قرار گرفته اند، شکل ۵ نحوه تشکیل ماتریس هم‌رخدادی از ماتریس یک تصویر فرضی (۵×۵) را نشان می‌دهد. در این مثال تصویر ما دارای هشت سطح رنگ مختلف است. مقدار درایه (i, j) در ماتریس GLCM بدین مفهوم است که در ماتریس تصویر، چند پیکسل با رنگ i وجود دارد که رنگ پیکسل سمت راست آن مقدار j باشد.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	1	5	6	8			
2	2	3	5	7	1			
3	4	5	7	1	2			
4	8	5	1	2	5			

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	1	0	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	2	0
6	0	0	0	0	0	0	0	1
7	2	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0

شکل (۵): ماتریس هم‌رخدادی (GLCM)

با توجه به این که پنهان نگاری و جاسازی اطلاعات در تصویر باعث ایجاد تغییرات در مقادیر پیکسل های تصویر و به تبع آن در مقادیر ماتریس GLCM می‌گردد، ما از این تغییرات برای استخراج ویژگی هایی که در تصاویر پوشانه یا گنجانده متفاوت باشد، استفاده کرده ایم. همبستگی مقادیر میان پیکسل های مجاور در یک تصویر بسیار زیاد است به طوری که اگر لبه ها را در یک تصویر حذف کنیم، تفاوت مقدار یک پیکسل با پیکسل های مجاورش کم و یا صفر می‌شود. در نتیجه با توجه به همبستگی شدید میان پیکسل های مجاور در تصاویر، ما مقادیر قطر اصلی ماتریس GLCM را مورد بررسی قرار دادیم [۴].

۴- نتایج تجربی

راهبرد اصلی ردیابی در این پژوهش بر تلفیق فرایندهای ردیابی و ناحیه‌بندی استوار است که چارچوب آن در مرجع [۱۰] ارائه شده است. با در اختیار داشتن مجموعه‌ای از موقعیت‌های احتمالی اهداف، ابتدا برای هر پیکسل تصویر، یک تخصیص نرم به یک یا چند هدف و نیز پس‌زمینه انجام می‌شود. سپس، نسبت درست‌نمایی مشاهده هر پیکسل تحت مدل ظاهری هر هدف و مدل پس‌زمینه محاسبه می‌گردد. مقادیر حاصل برای تمام پیکسل‌ها در این مقاله از یک تصویر پوشانه که آن را Image می‌نامیم، GLCM گرفته



شکل (۲): تصویر اصلی



شکل (۳): تصویر نهان نگاری شده (واترمارک)

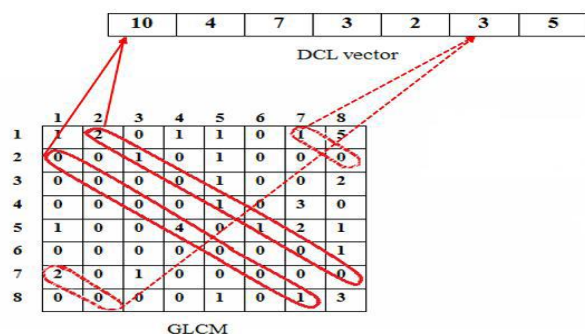


شکل (۴): تصویر استاندارد پهپاد (پوشانه) Image

۳- استخراج ویژگی های تصویر

ماتریسهای هم‌رخدادی یکی از روشهای محبوب جهت آنالیز بافت و تخمین ویژگیهای مرتبط با ممانهای دوم آماری است که بر اساس پیکسل های همسایه تصویر تشکیل می‌شوند و در سال ۱۹۷۳ توسط هارالیک و همکاران معرفی شد. همسایگی در فاصله یک پیکسل و زاویه صفر درجه برای پیکسل های تصویر تعیین شده است. سطر و ستون در ماتریس هم‌رخدادی یکسان است و مقدار درایه در آن به مفهوم تعداد پیکسلی از

برای استخراج ویژگی های بیشتر از بردار هم رخدادی که روش محاسبه درایه های آن در شکل ۸ نشان داده شده است استفاده می کنیم. درایه اول بردار هم رخدادی مربوط به مجموع مقادیر درایه هایی از ماتریس های هم رخدادی است که تفاوت سطر وستون آنها برابر ۱ است. درایه دوم بردار DCL مربوط به مجموع درایه هایی از ماتریس های هم رخدادی است که قدر مطلق تفاضل سطر وستون آنها برابر ۲ است. به همین ترتیب ۷ سطح تغییر بین سطر و ستون درایه های ماتریس هم رخدادی دلیل ایجاد درایه هفتم بردار DCL بوده است.



شکل (۸): تشکیل بردار DCL از ماتریس هم رخداد

برای مثال تفاوت سطر و ستون درایه های (۱×۲)، (۵×۴) و (۳×۲) ماتریس GLCM برابر ۱ است، بنابراین مجموع این درایه ها و تمام درایه هایی که تفاوت سطر وستون آنها برابر ۱ است درایه اول بردار هم رخدادی را می سازند. در معادله ارائه شده زیر نحوه تشکیل بردار DCL به زبان ریاضی آمده است:

$$DCL(k) = \sum_{i,j} GLCM, \text{ if } |i - j| = k \text{ and } k=1, 2, \dots, 7 \quad (3)$$

در این روش بر خلاف آنچه در مورد چگونگی تشکیل ماتریس های هم رخدادی گفته شد، ارزش عددی هر پیکسل و پیکسل همسایه اش اساس کار نیست، در این روش میزان واحد تغییر بین هر پیکسل و پیکسل همسایه اش حائز اهمیت است. در نتیجه بعد از محاسبه ویژگی های ۱ و ۲ در تصویر پوشانه که آن را Image نامیده بودیم، بردار DCL را محاسبه کرده و مجموع مقادیر بردار را بدست می آوریم [۶]. سپس به روش تبدیل موجک، اطلاعاتی را در Image مخفی می کنیم و این تصویر را imagesteg1 می نامیم. در نهایت مجدداً اطلاعاتی را در imagesteg1 ذخیره می کنیم و تصویر imagesteg2 را بدست می آوریم. در imagesteg2 نیز بردار DCL را بدست آورده و مجموع مقادیر این بردار را محاسبه می کنیم. در مرحله بعد تفاوت مجموع مقادیر دو تصویر Image و imagesteg1 و همچنین دو تصویر imagesteg1

و مجموع مقادیر روی قطر اصلی آن را حساب می نماییم. سپس به روش تبدیل موجک، اطلاعاتی را در Image مخفی می کنیم و این تصویر را imagesteg1 می نامیم. در نهایت مجدداً اطلاعاتی را در imagesteg1 ذخیره می کنیم و تصویر imagesteg2 را بدست می آوریم. از imagesteg2 نیز GLCM گرفته و مجموع مقادیر روی قطر اصلی آن را محاسبه می کنیم. در مرحله بعد تفاوت مجموع مقادیر قطر اصلی دو تصویر Image و imagesteg1 و همچنین دو تصویر imagesteg1 و imagesteg2 را محاسبه می کنیم. برای تصویر پنهان که در شکل ۴ آمده است، این مقادیر محاسبه و در جدول ۱ ذکر شده است.

جدول (۱): نتیجه ویژگی های استخراج شده از ماتریس GLCM تصویر

پنهان	
۳۷۵۲۹	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر پنهان Image
۲۲۴۷۵	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر imagesteg1
۳۲۰۳۰	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر imagesteg2
۵۰۵۴	(ویژگی ۱) تفاوت مجموع مقادیر قطر اصلی در دو تصویر Image و imagesteg1
۴۴۵	(ویژگی ۲) تفاوت مجموع مقادیر قطر اصلی در دو تصویر imagesteg1 و imagesteg2

چون طیف رنگ تصویر در نقاط مختلف تصویر متغییر است، بهتر است تصویر به بخش های کوچکتر تقسیم شود. از این رو هر تصویر را به تصویر هایی با ابعاد ۶۴×۶۴ تقسیم نمودیم (یک تصویر ۲۵۶×۲۵۶ به ۱۶ تصویر ۶۴×۶۴ تبدیل شده و ویژگی های هر تصویر ۶۴×۶۴ استخراج گردید) و در پایان ویژگی های استخراج شده برای هر تصویر میانگین ویژگی های بدست آمده است [۵].

جدول (۲): نتیجه ویژگی های استخراج شده از ماتریس GLCM تصویر

پنهان بعد از میانگین گیری	
۵۷۱/۷۸۱۳	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر پنهان Image
۵۱۸/۲۳۸۴	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر imagesteg1
۵۱۶/۴۳۸۴	مجموع مقادیر قطر اصلی برای تصویر imagesteg2
۵۳/۵۴۲۹	(ویژگی ۱) تفاوت مجموع مقادیر قطر اصلی در دو تصویر Image و imagesteg1
۱/۸	(ویژگی ۲) تفاوت مجموع مقادیر قطر اصلی در دو تصویر imagesteg1 و imagesteg2

کشف اطلاعات در تصاویر نهان نگاری شده با بهره گیری از ویژگی های GLCM و شبکه عصبی، سید مهدی ختمی تاجانی

در این مقاله از شبکه عصبی چند لایه (MLP) به عنوان تحلیل کننده استفاده کردیم. همانطور که اشاره شد شبکه عصبی چند لایه یک مولد شبکه عصبی مصنوعی با تغذیه مستقیم است که دسته های داده های ورودی را روی دسته خروجی مناسب ترسیم می کند. با استفاده از نسخه ۷/۸ برنامه ریزی Matlab این آزمایش ها انجام شد، شبکه مورد آزمایش دارای ۴ لایه است که یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی دارد. تعداد نرون های لایه ورودی ۴ است که برابر با تعداد ویژگی ها می باشد و تعداد نرون های لایه خروجی ۱ است که مشخص می کند که آیا تصویر stego است یا خیر. الگوریتم خود را برای پایگاه داده ۲۰۰ تصویر استاندارد (casia-aris) آزمایش کرده و ۹۰/۳۳٪ تصاویر stego شدند، بنابراین کارایی الگوریتم مطرح شده برابر ۹۰/۳۳٪ می باشد.

۶- نتیجه گیری

بنابراین با استفاده از این روش می توان تصاویری که توسط سامانه های جمع آوری و تبادل اطلاعات تصویری دریافت می گردد مورد پردازش قرار داد و از تبادل تصاویری که دارای پوشانه می باشد در ترافیک کانال های ارتباطی مطلع گردید و این امر سبب جلوگیری از غافلگیری و کاهش خسارت و تهدیدات محتمل می شود. همچنین با بهره گیری از سایر روش های نهانکاو، مانند نهانکاو مبتنی بر قابلیت های هوش مصنوعی، می توان بعد از تجزیه و تحلیل تصاویر نسبت به کشف اطلاعات پنهان شده اقدام نمود.

مراجع

- [1] Stephane Mallate 'AWavelet Tour of Signal processing –The Sparse Way . 2008 Gozalez , R.c & woods, R.E . Digital Image processing (4th Edition). Pearson,2018.Attention – based Steganalysis :when Attention Meets Steganalysis wang,Y – Expert System With Applications 2023.
- [2] Neuroevolution : Harnessing Creativity in AI Model Design By:Sebastian RiSi, David Ha,Yujin Tang – p: MIT Press , 2024 Visual analytics of training process in classification neural networks By :Martha dais Ferreira – Gabriel d. cantareira – Rodrigo f . demello – p springer 2022.
- [3] Wavelets and Filter Banks Gilbert Strang , Truong Nguyen , 2009 Gozalez , R.c & woods, R.E . Digital Image processing (4th Edition). Pearson,2018. [4] P. Zhu, L. Wen, D. Du, X. Bian, H. Fan, Q. Hu, and H. Ling, "Detection and tracking meet drones challenge," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 44, no. 11, pp. 7380–7399, 2022.
- [4] Draft Standard for Local and Metropolitan Area Networks: Media Independent Handover Services, in IEEE P802.21/D9.0, 2008 Huang "A survey of feature matching methods"-IET Image processing ,2024.

و imagesteg۲ را بدست می آوریم. برای تصویر استاندارد که در شکل ۴ آمده است، این مقادیر محاسبه و در جدول ۳ ذکر شده است.

جدول (۳): نتیجه ویژگی های استخراج شده از بردار DCL

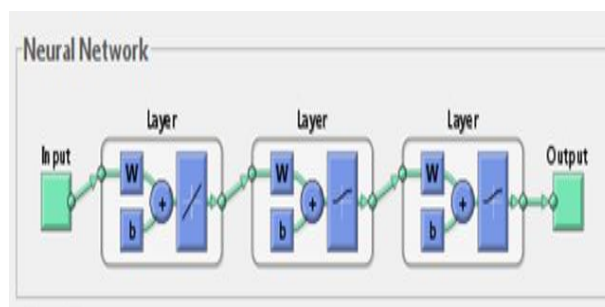
۵۷۱/۷۸۱۳	مجموع مقادیر بردار DCL برای تصویر Image
۵۱۸/۲۳۸۴	مجموع مقادیر بردار DCL تصویر imagesteg۱
۵۱۶/۴۳۸۴	مجموع مقادیر بردار DCL برای تصویر imagesteg۲
۵۳/۵۴۲۹	(ویژگی ۳) تفاوت مجموع مقادیر در دو تصویر Image و imagesteg۱
۱/۸	(ویژگی ۴) تفاوت مجموع مقادیر در دو تصویر imagesteg۱ و imagesteg۲

به این ترتیب عامل آشکار سازی از تصویر پوشانه ویژگی ۳ و عامل آشکار سازی از تصویر Stego ویژگی ۴ انتخاب گردید. بنابراین اگر ویژگی ۳ بزرگ باشد آنگاه انتظار داریم که اختلاف بین «تصویر پوشانه و تصویر steg۱» بزرگ باشد و اگر این عامل کوچک باشد، آنگاه اختلاف بین «تصویر پوشانه و تصویر steg۱» کوچک خواهد بود.

۵- بحث و تحلیل با استفاده از شبکه عصبی

چند لایه (MLP)

در شبکه عصبی نرون ها به صورت طبیعی به روش خاصی اتصال می یابند تا یک شبکه عصبی را تشکیل دهند نحوه اتصال نرون ها می تواند به گونه ای باشد که شبکه تک لایه یا چند لایه باشد. شبکه های چند لایه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه بین آنها (لایه پنهان) که مستقیماً به داده های ورودی و نتایج خروجی متصل نیستند تشکیل یافته اند [۷].



شکل (۹): شبکه عصبی چند لایه MLP

- [5] Textural Features for Image Classification: 'IEEE Transaction on systems, Man, Cybernetics', 2009 Feature Extraction: A Survey of the Types, Techniques, Applications. IEEE Conference Publication.
- [6] Feature Extraction: A Survey of the Types, Techniques, Applications . IEEE Conference Publication. Deep learning – Based Image Steganalysis A comprehensive survey. Zhang,x – IEEE 2022
- [7] Fundamentals of Digital Image processing –Anil K . Jain. 2015 Huang “A survey of feature matching methods”-IET Image processing ,2024 Robust Image Steganalysis Against JPEG Compression & Resizing- Chen,h . Huang,j – Signal processing 2024