



# سنجش از دور & GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران  
Iranian Remote Sensing & GIS

سال پنجم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۲  
Vol.5, No.3, Autumn 2013

۱۷-۲۲

## تناظریابی مستقل از افاین تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد

سمیرا بدرلو<sup>۱</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۲\*</sup>، محمدجواد ولدان‌زوج<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲. استادیار گروه سنجش از دور و فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳. دانشیار گروه سنجش از دور و فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۳/۲۹

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۱/۶/۲۸

### چکیده

تناظریابی از موضوعات چالش‌برانگیز در سنجش از دور و فتوگرامتری به‌شمار می‌آید. این فرایند به‌منظور طبقه‌بندی چندطیفی، مانیتورینگ محیط، بازرسی تغییرات، موزاییک‌کردن تصاویر و نظایر اینها کاربرد وسیعی در سنجش از دور دارد. روش‌های زیادی برای تناظریابی ارائه شده‌اند، که یکی از آنها تناظریابی سراسری با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد است. مهم‌ترین تحقیقات انجام‌شده در این روش در حوزه شناسایی هدف و مربوط به تصاویر برد کوتاه است، و تاکنون روی تصاویر هوایی و ماهواره‌ای پیاده‌سازی نشده‌اند. هدف اصلی پژوهش حاضر پیاده‌سازی روش تناظریابی با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد روی انواع تصاویر هوایی و ماهواره‌ای است. برای انجام تناظریابی مستقل از افاین، از شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۴ استفاده می‌شود و نتایج عملی روی دو جفت تصویر ماهواره‌ای بیانگر کارایی بالای این روش است.

کلیدواژه‌ها: تناظریابی سراسری، شبکه عصبی هاپفیلد، تابع انرژی، پژوهش‌های علمی و مطالعات فزاینده، پرتال جامع علوم انسانی

\* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولی‌عصر، تقاطع میرداماد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، گروه سنجش از دور و فتوگرامتری.

تلفن: ۸۸۸۸۸۴۴۵

Email: m\_mokhtarzade@kntu.ac.ir

## ۱- مقدمه

است، چون انجام آن خسته‌کننده، تکراری و بسیار زمان‌بر است و محدودیت دقت دارد (Bentoutou et al., 2005).

بنابراین وجود روش‌های خودکار تناظریابی در ثبت هندسی، مسئله‌ای اساسی و مهم است و تحقیقات بسیاری در این زمینه انجام شده است. تناظریابی با استفاده از شبکه‌های عصبی، از روش‌های خودکار تناظریابی است. این روش در زمره روش‌های تناظریابی سراسری یا گراف قرار می‌گیرد. در روش‌های سراسری، تناظریابی تمامی جفت نقاط یا عوارض مشابه، در چارچوبی هم‌زمان انجام می‌شود.

از روش‌های تناظریابی گراف بر مبنای شبکه‌های عصبی به‌صورت گسترده‌ای در تحقیقات استفاده شده است. نخستین بار نصرآبادی و همکارانش (Nasrabadi et al., 1992) از شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۲ برای انجام هم‌ریختی زیرگراف<sup>۳</sup> به‌منظور به‌دست آوردن تناظرهای بهینه بین دو گراف با کاربرد در شناسایی هدف<sup>۴</sup> استفاده کردند. یونگ و همکارانش (1997) نیز روشی مطرح کردند که شامل شبکه عصبی مرتبه ۲ چندلایه هاپفیلد است. در شبکه عصبی هاپفیلد تک‌لایه احتمال همگرایی به مینیمم‌های محلی و به دام افتادن در آنها وجود دارد. برای جلوگیری از این مسئله، در روش مطرح‌شده از شبکه عصبی هاپفیلد چندلایه استفاده شده است. این شبکه به مینیمم محلی همگرا می‌گردد که مساوی یا بسیار نزدیک به مینیمم کلی است. از معایب این روش ابعاد بالای تابع انرژی شبکه برای انجام محاسبات است.

هو و همکارش (Hu and Zhang, 2006) روش تناظریابی جدیدی را بر مبنای شبکه عصبی هاپفیلد معرفی کردند. در این روش تصاویر تصحیح<sup>۵</sup> شده‌اند و

امروزه در فتوگرامتری و سنجش از دور، از سنجنده‌های گوناگونی در باندهای طیفی مختلف و قدرت تفکیک‌های مکانی متفاوت برای دریافت تصاویر از سطح زمین استفاده می‌شود. برای استفاده از اطلاعات به دست‌آمده از این حجم عظیم داده‌های تصویری، می‌بایست به ترکیب آنها با یکدیگر و برقراری ارتباط مکانی میان آنها پرداخت. ثبت هندسی<sup>۱</sup> تصویر روند تعیین بهترین تطبیق مکانی بین دو یا چند تصویر به‌دست‌آمده در زمان‌های مختلف، از منظرهای متفاوت یا با سنسورهای گوناگون می‌تواند دو تصویر مینا و ورودی را به‌صورت هندسی بر هم منطبق کند (Zitova and Flusser, 2003). این فعالیت کاربرد گسترده‌ای در سنجش از دور به‌منظور طبقه‌بندی چندطیفی، مانیتورینگ<sup>۲</sup> محیط، بازرسی تغییرات، و موزاییک کردن تصاویر دارد (Wyawahare, 2009). ثبت هندسی تصویر شامل استخراج عوارض، تناظریابی عوارض، محاسبه تابع تبدیل و نمونه‌برداری و تبدیل است (Zitova and Flusser, 2003). هر یک از این موارد نقش مهمی در فرایند ثبت هندسی دارند، اما استخراج عوارض و تناظریابی میان‌شان از مهم‌ترین‌هاست (Zitova and Flusser, 2003). در مرحله استخراج عوارض، براساس ماهیت تصاویر و اهداف تناظریابی، عوارضی از تصویر انتخاب می‌شود و اطلاعات هندسی آن استخراج می‌گردد. عوارض انتخاب‌شده باید متمایز باشند، در کل تصویر پخش شده باشند و به‌راحتی بتوان آنها را جست‌وجو کرد (Zitova and Flusser, 2003).

مرحله بعد، تناظریابی عوارض مرتبط است که از چالش‌برانگیزترین مسائل در ماشین بینایی و سنجش از دور است که روش‌های زیادی برای حل آن ارائه شده است. در روش‌های کلاسیک ثبت هندسی، یک مجموعه از نقاط کنترل متناظر در تصاویر به‌صورت دستی انتخاب می‌شود و در برآورد تابع تبدیل میان دو تصویر و نمونه‌برداری مجدد تصویر ورودی از آنها استفاده می‌شود. در این روش‌ها به اپراتور ماهر نیاز

1. Registration
2. Monitoring
3. Subgraph Isomorphism
4. Object recognition
5. Rectification

ماهواره‌ای بررسی نشده است. یکی از تحقیقات مناسب در این زمینه تحقیق لی و همکارش (2001) است که در حوزه سنجش از دور نیست و به‌رغم انگیزه‌های اجرایی بالای آن، تحقیقی در این زمینه صورت نگرفته است. بنابراین، پژوهش حاضر با استفاده از شبکه عصبی به بررسی و تحلیل روش تناظریابی سراسری مستقل از افاین پرداخته است و با پیاده‌سازی این روش و بررسی مزایا و معایب آن، و مقایسه با روش‌های مرسوم مستقل از افاین موجود در فتوگرامتری، کارایی آن بررسی خواهد شد.

در این مقاله با استفاده از اپراتور هریس (Harris and Stephens, 1988)، نقاطی از هر دو تصویر مبنا و ورودی استخراج می‌شوند. سپس از شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۴ و تابع انرژی طراحی شده برای این شبکه - که مستقل از ترانسفورماسیون افاین است - برای تناظریابی مستقل از افاین نقاط استخراج شده استفاده می‌شود. در بخش ۲ مطالبی در خصوص شبکه عصبی هاپفیلد، ویژگی‌های ترانسفورماسیون افاین و تناظریابی مستقل از افاین با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد ارائه می‌شود. در ادامه و در بخش ۳ روش تناظریابی روی داده‌ها پیاده‌سازی می‌شود و نتایج مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در نهایت، نتیجه‌گیری در بخش ۴ ارائه می‌گردد.

## ۲- شبکه عصبی هاپفیلد در تناظریابی تصاویر

فرض کنیم تصویر مبنا با مجموعه‌ای از نقاط  $G_m = \{p_1, p_2, \dots, p_a, \dots, p_M\}$  نمایش داده می‌شود، که  $p_a \in R^1$  برای  $a = 1, \dots, M$  است. تصویر ورودی که شامل یک یا چند نقطه متناظر است، می‌تواند به صورت مجموعه‌ای دیگر از نقاط نمایش داده شود  $G_s = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_\beta, \dots, p'_s\}$  که  $p'_\beta \in R^2$  برای  $\beta = 1, \dots, S$  است و این نقاط با ترانسفورماسیون افاین

تابع انرژی نیز بر مبنای قیده‌های یگانگی، مطابقت و شباهت طراحی شده است. هدف از تحقیقات انجام شده، پیدا کردن نقاط متناظر تحت ترانسفورماسیون متشابه<sup>۱</sup> است، که فقط پارامترهای دوران، انتقال و مقیاس را در بر می‌گیرد. با اینکه مطالعات زیادی در زمینه مدل‌های شبکه عصبی آموزش‌پذیر برای یادگیری پارامترهای افاین انجام شده است (Kurogi, 1993; Bebis et al., 1999)، اما مسئله تناظریابی مستقل از ترانسفورماسیون افاین با استفاده از شبکه عصبی حافظه انجمنی<sup>۲</sup> هاپفیلد را نخستین بار لی و همکارش (Li and Lee, 2001) به منظور شناسایی هدف مطرح کردند. در روش تناظریابی مستقل از افاین فرض بر این است که تبدیل بین دو تصویر، مبنا و ورودی تبدیل افاین است و روشی که بتواند تناظریابی را بین این دو تصویر انجام دهد باید مستقل از این تبدیل باشد، به همین دلیل به آن روش تناظریابی مستقل از افاین می‌گویند. در این روش تناظریابی فقط اطلاعات هندسی عوارض نقطه‌ای که از هر دو تصویر مبنا و ورودی استخراج شده‌اند، بررسی می‌شوند.

در مقایسه با روش‌های تناظریابی که از اطلاعات بازتابندگی و درجات خاکستری برای تناظریابی استفاده می‌کنند، روش‌هایی که از اطلاعات هندسی برای تناظریابی استفاده می‌کنند، به تغییرات درجات خاکستری ناشی از نویز، تغییرات روشنایی و تصاویر مربوط به سنسورهای مختلف حساسیتی ندارند و به راحتی می‌توان از آنها برای تناظریابی تصاویر سنجنده‌های مختلف و حتی تناظریابی بین نقشه و تصویر استفاده کرد.

تحقیقات انجام شده برای تناظریابی سراسری و مستقل از ترانسفورماسیون‌های متشابه و افاین که فقط از اطلاعات هندسی استفاده می‌کنند، عمدتاً به شناسایی هدف و تصاویر برد کوتاه می‌پردازند. تاکنون تناظریابی گراف یا سراسری تحت ترانسفورماسیون افاین روی تصاویر هوایی و ماهواره‌ای پیاده‌سازی نشده و کارایی این روش تناظریابی روی تصاویر هوایی و

1. Similarity  
2. Associative Memory

پیوسته تقسیم کرد (Ruycheck and Postaire, 1996; Haykin, 1994). در شبکه عصبی هاپفیلد پیوسته، نرون‌ها مقادیری از بازه بسته صفر و یک [0,1] را اختیار می‌کنند، ولی در حالت گسسته نرون‌ها دارای مقادیر باینری صفر یا یک {0,1} هستند. هاپفیلد اثبات کرده است که عملکرد شبکه هاپفیلد پیوسته در گریز از مینیمم‌های محلی بهتر از حالت گسسته است (Hopfield and Tank, 1985; 1986).

به منظور آموزش شبکه هاپفیلد، الگوهایی به این شبکه داده می‌شود. شبکه هاپفیلد می‌تواند این الگوها را ذخیره کند، و به عبارتی حافظه دارد. به همین دلیل این شبکه اغلب شبکه حافظه انجمنی هاپفیلد یا حافظه هاپفیلد نامیده می‌شود. این الگوها در تابع انرژی شبکه ذخیره می‌شوند. برای ذخیره‌سازی الگو لازم است مقدار تابع انرژی در نقطه متناظر با بردار الگو حداقل باشد. در صورت همگرایی شبکه به این مقدار مینیمم، شبکه به حالت پایدار می‌رسد. به عبارت دیگر، تابع انرژی کمیته برای توصیف وضعیت شبکه است و با رابطه (۱) تعریف می‌گردد:

رابطه (۱)

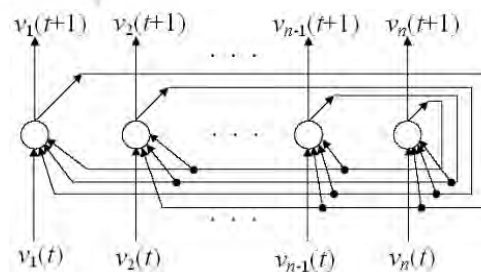
$$E = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j=1} T_{ij} V_i V_j - \sum_i V_i I_i$$

$V_i$  و  $V_j$  به ترتیب خروجی زامین و آمین نرون و  $T_{ij}$  وزن ارتباطی بین نرون‌های  $V_i$  و  $V_j$  است.  $I_i$  مقدار ورودی خارجی آمین نرون است. وزن‌های ارتباطی بین نرون‌های شبکه با ماتریس  $T$  بیان می‌شوند. اگر ماتریس  $T$  متقارن و عناصر قطری آن صفر باشند، شبکه بازگشتی همگرا خواهد شد (Cohen and Grossberg, 1983). بنابراین برای همه  $i$  و  $j$ ها  $T_{ij}=T_{ji}$  و  $T_{ii}=0$  است. ورودی آمین نرون در شبکه عصبی هاپفیلد گسسته در هر مرحله از تکرار، از مجموع ورودی خارجی با خروجی نرون‌های موجود در شبکه

با یکدیگر مرتبط‌اند. هدف از تناظریابی، به وجود آوردن نگاشت  $f(p_a) = p'_s$ ، برای تمام  $a = 1, \dots, M$  است. اگر هر کدام از این مجموعه نقاط را به صورت گراف در نظر بگیریم، تناظریابی نقاط تحت ترانسفورماسیون افاین می‌تواند به صورت مسئله تناظریابی گراف یا سراسری که قرار است مجموعه‌ای از قیود در آن برآورده شوند، در نظر گرفته شود. این مسئله می‌تواند به شبکه هاپفیلدی‌ای نگاشت گردد که نقاط به‌عنوان فروض<sup>۱</sup> و ارتباطات به‌عنوان قیود در آن بررسی می‌شوند. به همین دلیل از شبکه هاپفیلد برای انتخاب زیرمجموعه‌ای بهینه از فرض‌ها که قیود داده‌شده را برآورد می‌کنند، استفاده می‌شود (Li and Lee, 2001).

## ۲-۱- شبکه عصبی هاپفیلد

شبکه عصبی هاپفیلد را نخستین بار هاپفیلد و همکارش (Hopfield and Tank, 1985) به منظور حل مسئله فروشنده دوره گرد<sup>۲</sup> (TSP) پیشنهاد کردند. شبکه هاپفیلد شبکه‌ای کاملاً بازگشتی است که در آن خروجی هر نرون به ورودی تمام نرون‌های موجود در شبکه متصل می‌شود. شبکه‌های بازگشتی پس از یک بار محاسبه خروجی‌ها، دوباره به‌عنوان ورودی به شبکه بازگشت داده می‌شوند. این روند تکرار می‌شود و تا زمانی ادامه می‌یابد که خروجی‌ها تغییر زیادی نداشته باشند، یا ثابت و بدون تغییر بمانند و به عبارتی شبکه به حالت ماندگار خود برسد و همگرا شود. در شکل ۱ ساختار شبکه عصبی بازگشتی نشان داده شده است.



شکل ۱. ساختار شبکه عصبی بازگشتی

شبکه هاپفیلد را می‌توان به دو نوع گسسته و

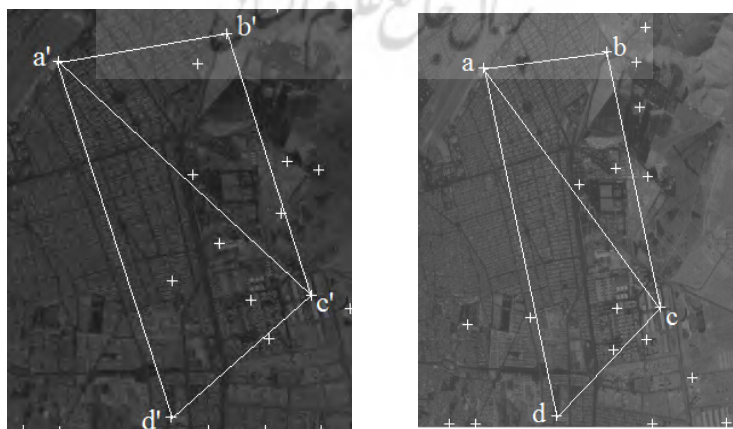
1. Hypotheses
2. Traveling Salesman Problem

گونه از تصاویر، استفاده از معیار شباهتی که مستقل از این ترانسفورماسیون‌ها باشد، دارای اهمیت است. در پژوهش حاضر پیش از تعریف تابع انرژی برای شبکه عصبی هاپفیلد، ویژگی‌هایی از ترانسفورماسیون افاین را در نظر می‌گیریم و با استفاده از آنها معیار شباهتی را که مستقل از ترانسفورماسیون افاین باشد از تصاویر استخراج می‌کنیم. ترانسفورماسیون افاین مربوط به سطح،  $T: R^2 \rightarrow R^2$  می‌تواند به صورت ماتریس  $2 \times 2$  غیرسینگولار  $A$ ، و بردار انتقال  $t \in R^2$  بیان گردد.

$$p' = A \times p + t \quad \text{رابطه (۷)}$$

برخی ویژگی‌ها در ترانسفورماسیون افاین ثابت باقی می‌مانند، که یکی از آنها نسبت مساحت مثلث‌هاست که در این ترانسفورماسیون حفظ می‌گردد. طبق این ویژگی، دو مجموعه از نقاط  $\{a, b, c, d\}$  و  $\{a', b', c', d'\}$  داده شده‌اند. اگر نسبت مساحت مثلث‌های تشکیل شده از این نقاط یکسان باشد، ترانسفورماسیون افاین یکه‌ای وجود دارد که یک مجموعه را به دیگری نگاشت می‌کند. رابطه (۸) تساوی نسبت مساحت مثلث‌های این دو مجموعه را در صورت وجود ترانسفورماسیون افاین نشان می‌دهد. شکل ۲ مثلث‌های رابطه (۸) را نمایش می‌دهد.

$$\frac{\Delta_{abc}}{\Delta_{acd}} = \frac{\Delta_{a'b'c'}}{\Delta_{a'c'd'}} \quad \text{رابطه (۸)}$$



شکل ۲. نمایش مثلث‌های استفاده شده در رابطه (۸)

به دست می‌آید (Nasrabadi et al., 1992).

$$u_i = \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i \quad \text{رابطه (۲)}$$

برای به دست آوردن خروجی‌ها از آستانه‌گذاری استفاده می‌شود.

$$f(u_i) = \begin{cases} 1 & u_i \geq 0 \\ 0 & u_i < 0 \end{cases} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در حالت استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد پیوسته، ورودی آمین نرون در هر مرحله از تکرار از رابطه (۴) به دست می‌آید (Zeng and Martinez, 2000).

$$u_i^{(t+1)} = u_i^{(t)} + \Delta u_i \quad \text{رابطه (۴)}$$

که در آن  $\Delta u_i$  از رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$\Delta u_i = \left( -\frac{u_i}{\tau} + \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i \right) \quad \text{رابطه (۵)}$$

خروجی آمین نرون در شبکه عصبی هاپفیلد پیوسته با استفاده از تابع فعالیت سیگموئید به دست می‌آید، که در آن  $u_0$  مقدار ثابت است.

$$f(u_i) = \frac{1}{(1 + e^{-u_i/u_0})} \quad \text{رابطه (۶)}$$

## ۲-۲- ویژگی‌های ترانسفورماسیون افاین

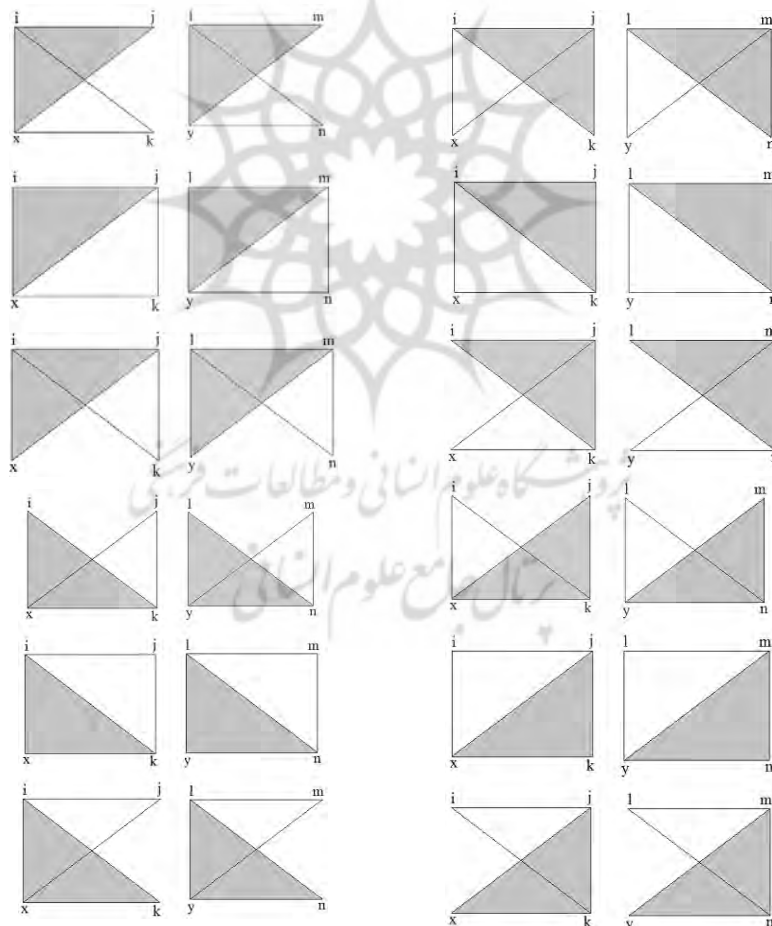
از آنجاکه تصاویر مبنا و ورودی از منظرهای مختلفی دریافت می‌شوند، امکان وجود ترانسفورماسیون‌هایی همچون ترانسفورماسیون افاین و پروجکتیو بین دو تصویر مبنا و ورودی بالاست. بنابراین در تناظریابی این

توجه به این نکته معیار شباهت استفاده شده برای تناظریابی مستقل از افاین، اختلاف نسبت مساحت مثلث‌های ایجاد شده در دو تصویر مبنا و ورودی است. به همین دلیل ۴ نقطه از تصویر مبنا و ۴ نقطه از تصویر ورودی انتخاب می‌شوند و با استفاده از هر مجموعه چهارتایی از نقاط، حداکثر ۴ مثلث ایجاد می‌گردد. در صورتی که نسبت مساحت هر کدام از مثلث‌ها را به مساحت ۳ مثلث دیگر در نظر بگیریم، حداکثر ۱۲ حالت ممکن برای محاسبه این نسبت وجود دارد. شکل ۳ نمایش حالت‌های ممکن برای محاسبه نسبت مساحت مثلث‌ها را در دو تصویر مبنا و ورودی نشان می‌دهد.

بنابراین، نسبت مساحت‌های مثلث‌های مربوط به چهار جفت نقطه متناظر می‌تواند به صورت منحصر به فرد یک ترانسفورماسیون افاین را تعیین کند و برعکس. این پایه نظری، معیار شباهت اضافه شده در تابع انرژی تحت ترانسفورماسیون افاین خواهد بود (Li and Lee, 2001).

### ۲-۳- شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۴ برای تناظریابی مستقل از افاین

همان‌طور که توضیح داده شد، در صورت وجود ترانسفورماسیون افاین بین دو تصویر مبنا و ورودی، نسبت مساحت مثلث‌های تشکیل شده در هر کدام از تصاویر و با استفاده از ۴ نقطه متناظر یکسان است. با



شکل ۳. حالت‌های ممکن برای محاسبه نسبت مساحت مثلث‌های رنگ شده به مثلث‌های سفید، ۱۲ تا است. رؤس  $x, k, j, i$  مربوط به تصویر مبنا و رؤس  $n, m, y, l$  مربوط به تصویر ورودی است.

از محاسبه اختلاف نسبت‌های مربوط به تصویر مبنا و ورودی در ۱۲ حالت ممکن و میانگین‌گیری از آنها رابطه (۹) به دست می‌آید.

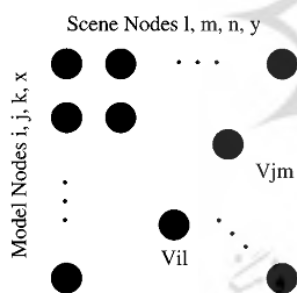
رابطه (۹)

$$\epsilon = \frac{1}{12} \left( \left| \frac{\Delta_{ixj}}{\Delta_{ixk}} - \frac{\Delta_{lym}}{\Delta_{lyn}} \right| + \left| \frac{\Delta_{jxi}}{\Delta_{jxk}} - \frac{\Delta_{myl}}{\Delta_{myn}} \right| + \left| \frac{\Delta_{ijx}}{\Delta_{ijk}} - \frac{\Delta_{lmy}}{\Delta_{lmn}} \right| + \left| \frac{\Delta_{ijk}}{\Delta_{ikj}} - \frac{\Delta_{lmn}}{\Delta_{lmj}} \right| + \left| \frac{\Delta_{ikj}}{\Delta_{ikx}} - \frac{\Delta_{lmn}}{\Delta_{lmy}} \right| + \left| \frac{\Delta_{jki}}{\Delta_{jkx}} - \frac{\Delta_{mnl}}{\Delta_{mny}} \right| + \left| \frac{\Delta_{kxi}}{\Delta_{kxj}} - \frac{\Delta_{nyl}}{\Delta_{nym}} \right| + \left| \frac{\Delta_{ikj}}{\Delta_{ikx}} - \frac{\Delta_{lmy}}{\Delta_{lmn}} \right| + \left| \frac{\Delta_{kxi}}{\Delta_{kxj}} - \frac{\Delta_{nyl}}{\Delta_{nym}} \right| + \left| \frac{\Delta_{ixk}}{\Delta_{ixj}} - \frac{\Delta_{lym}}{\Delta_{lyn}} \right| + \left| \frac{\Delta_{kxj}}{\Delta_{kxi}} - \frac{\Delta_{nym}}{\Delta_{nyl}} \right| + \left| \frac{\Delta_{jxk}}{\Delta_{jxi}} - \frac{\Delta_{myn}}{\Delta_{myl}} \right| + \left| \frac{\Delta_{jkx}}{\Delta_{jki}} - \frac{\Delta_{mny}}{\Delta_{mnl}} \right| \right)$$

رابطه (۱۰)

$$C_{ijlmknxy} = \frac{2}{1 + \epsilon^{(\epsilon - \theta)_i}} - 1$$

پس از تعیین تابع شباهت، تابع انرژی مربوط به تناظریابی مستقل از افاین برای شبکه عصبی هاپفیلد تعریف می‌شود. برای تناظریابی سراسری، شبکه هاپفیلد را می‌توان به صورت آرایه‌ای ۲ بعدی بررسی کرد. اگر گراف تصویر ورودی، M نقطه داشته باشد و گراف تصویر مبنا S نقطه داشته باشد، تعداد نرون‌های شبکه M\*S خواهد بود. وضعیت نهایی هر نرون بیانگر این است که آیا نقاط در هر دو گراف با یکدیگر متناظرند یا نه. ساختار شبکه در شکل ۴ نمایش داده شده است.



شکل ۴. شبکه هاپفیلد استفاده شده برای تناظریابی سراسری

در صورتی که این نقاط متناظر باشند،  $\epsilon$  مقداری نزدیک به صفر و در غیر این صورت عدد بزرگی خواهد بود. جداسازی مقادیر کوچک  $\epsilon$  از مقادیر بزرگ‌تر با استفاده از حد آستانه  $\theta$  انجام می‌گیرد. تابع شباهت مربوط به این معیار به صورت  $f(\epsilon, \theta)$  بیان می‌گردد. چون این تابع شباهت که با عبارت  $C_{ijlmknxy}$  نشان داده می‌شود، وارد شبکه عصبی می‌گردد باید دارای ویژگی‌های زیر باشد:

- با افزایش  $\epsilon$ ، تابع  $C_{ijlmknxy}$  به صورت یکنواخت کاهش یابد؛
- در صورتی که  $\epsilon$  کوچک‌تر از  $\theta$  باشد، تابع  $C_{ijlmknxy}$  یک فرض می‌شود، و در صورتی که  $\epsilon$  بزرگ‌تر از  $\theta$  باشد، این تابع صفر یا ۱- فرض می‌شود.
- $C_{ijlmknxy}$  باید متقارن باشد، به‌طور مثال  $C_{ijlmknxy} = C_{jmilknxy} = C_{knjmlxy} = C_{xyjmknli}$ .

اندیس‌های عبارت  $C_{ijlmknxy}$  بر مبنای چهار نرون

شکل ۴. شبکه هاپفیلد استفاده شده برای تناظریابی سراسری

رابطه (۱۱)

(Li and Lee, 2001) به دست آمده اند  $A=B=D=R=1$ .

جمله اول و دوم رابطه (۱۱) قیدهای یگانگی هستند که موجب می‌شوند در نهایت یک نرون در هر سطر و ستون از شبکه فعال باشد. جمله سوم سبب جلوگیری از به دام افتادن در مینیمم‌های محلی می‌شود و جمله آخر تابع شباهت  $C_{iljmknxy}$  را برای اندازه‌گیری میزان تشابه بین نقاط تصویری ورودی و تصویر مینا به کار می‌گیرد.

شکل استاندارد تابع انرژی شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۴ به صورت رابطه (۱۲) تعریف می‌شود (Omidvar, 1999):

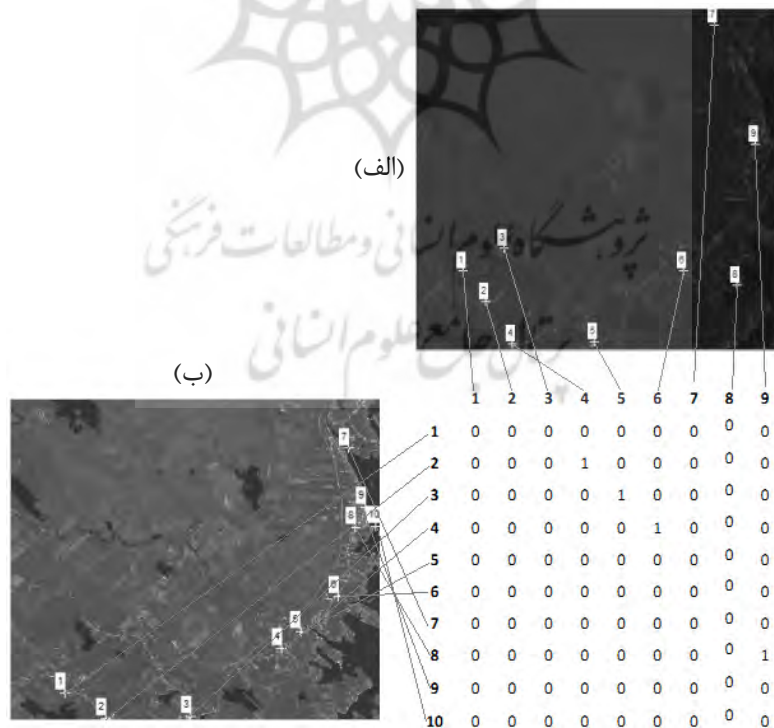
رابطه (۱۲)

$$E = -\frac{1}{4} \sum_i \sum_l \sum_j \sum_m \sum_k \sum_n \sum_x \sum_y T_{iljmknxy} * V_{il} V_{jm} V_{kn} V_{xy} - \frac{1}{2} \sum_i \sum_l \sum_j \sum_m T_{iljm} V_{il} V_{jm} - \sum_i \sum_l I_{il} V_{il}$$

$$E = \frac{A}{2} \sum_i \sum_l \sum_{m \neq l} V_{il} V_{im} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_l \sum_{j \neq i} V_{il} V_{jl} - \frac{R}{2} \sum_i \sum_l V_{il} - \frac{D}{4} \sum_i \sum_l \sum_{j \neq i} \sum_{m \neq l} \sum_{k \neq i \neq j} \sum_{n \neq i \neq m} \sum_{x \neq i \neq j \neq k} \sum_{y \neq l \neq m \neq n} C_{iljmknxy} V_{il} V_{jm} V_{kn} V_{xy}$$

$A, B, R, D$  مقادیر ثابت و  $V_{il}$  وضعیت نهایی نرون  $(i, l)$  است. در صورتی که لامین نقطه از گراف تصویر ورودی با لامین نقطه از گراف تصویر مینا متناظر باشد،  $V_{il}$  یک و در غیر این صورت صفر خواهد بود. در شکل ۵ وضعیت نهایی نرون‌ها در تناظریابی نقاط استخراج شده از تصاویر نمایش داده شده است.

ثابت‌های  $A, B, R, D$  را می‌توان برحسب تجربه یا به صورت توافقی تعیین کرد (Sugathan et al., 1999). در آزمایش‌های انجام شده، نتایج رضایت‌بخش با



شکل ۵. وضعیت نهایی نرون‌های شبکه. مقادیر ۱ بیانگر وجود تناظر بین نقاط هر سطر و ستون هستند.

الف) تصویر ورودی و ب) تصویر مینا



$u_{ik}$  از دو رابطه (۱۷) و (۱۸) به صورت رابطه (۱۹) به دست آورد:

$$\sum_i \sum_k V_{ik} = N \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$u_{init} = -\frac{u_o}{\gamma} \ln(N-1) \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

برای جلوگیری از به دام افتادن در وضعیت ناپایداری که ولتاژ همه نرون‌ها در آن برابر است، مقدار معینی از نویز باید به این مقدار اولیه اضافه گردد. برای این منظور می‌توان مقادیر اولیه را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$u_{ik}^o = u_{init} + \delta \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

$$V_{ik}^o = g(u_{ik}^o) \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

که در آن،  $\delta$  مقدار رندم است که به صورت یکنواخت بین  $-0.1 u_{init}$  و  $+0.1 u_{init}$  پخش شده است.

پس از به دست آوردن مقادیر اولیه ورودی‌ها و خروجی‌های نرون‌ها، مقادیر ورودی در هر مرحله از تکرار از رابطه (۲۲) به دست می‌آیند.

$$\text{رابطه (۲۲)}$$

$$u_{ik}^{t+1} = u_{ik}^t + \frac{1}{\epsilon} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)$$

در این رابطه از روش رنگ - کوتا<sup>۲</sup> با مرتبه چهار استفاده شده است.  $k_1, k_2, k_3, k_4$  ضرایب رنگ - کوتا هستند که به این ترتیب به دست می‌آیند:

$$k_1 = hf(u_{ik}^t),$$

$$k_2 = hf(u_{ik}^t + \frac{1}{\gamma} k_1),$$

$$k_3 = hf(u_{ik}^t + \frac{1}{\gamma} k_2)$$

$$k_4 = hf(u_{ik}^t + k_3),$$

در این روابط، ثابت  $h$  برای محاسبه رنگ - کوتا،  $0.001$  است. تابع  $f(\circ)$  نیز به صورت رابطه (۲۳) تعریف می‌شود:

با مرتب کردن تابع انرژی رابطه (۱۱) به شکل استاندارد تابع انرژی شبکه عصبی هاپفیلد مرتبه ۴، وزن‌های ارتباطی و بایاس ورودی به صورت روابط (۱۳) و (۱۴) و (۱۵) به دست می‌آیند.

$$T_{ijklmknxy} = Dc_{ijklmknxy} (1-\delta_{ij})(1-\delta_{lm})(1-\delta_{ik})(1-\delta_{ln})(1-\delta_{ix})(1-\delta_{ly})(1-\delta_{jk})(1-\delta_{mn})(1-\delta_{jx})(1-\delta_{my})(1-\delta_{kx})(1-\delta_{ny}) \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$T_{ijlm} = -A\delta_{ij}(1-\delta_{lm}) - B\delta_{lm}(1-\delta_{ij})$$

$$I_{il} = \frac{R}{\gamma} \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

که در آن  $T_{ijklmknxy}$  وزن ارتباطی چهاربعدهی برمبنای چهار نرون  $(i, l), (j, m), (k, n), (x, y)$  و  $T_{ijlm}$  وزن ارتباطی دوبعدی است.  $\delta_{ij}$  نیز به صورت تابع دلتای کرنر<sup>۱</sup> تعریف می‌شود.

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

تابع فعالیت نیز به صورت رابطه (۱۷) در نظر گرفته می‌شود:

$$V_{il} = \frac{1}{(1 + e^{-\gamma u_{il}/u_o})} \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

که در آن  $u_{il}$  مقدار ورودی نرون  $(i, l)$  و  $u_o$  مقداری ثابت است.

نرون‌های شبکه هاپفیلد در هر مرحله از تکرار، ورودی‌ها و خروجی‌های جدیدی دارند. مرحله نخست، ورودی‌ها و خروجی‌های نرون‌ها مقادیردهی اولیه می‌شوند و در مراحل دیگر با استفاده از روابطی که به دست خواهند آمد، محاسبه می‌گردند. در مقادیردهی اولیه ورودی‌ها و خروجی‌ها، به دلیل اینکه مجموع  $V_{ik}$  مربوط به همه نرون‌ها در مقادیردهی اولیه باید مساوی با تعداد خروجی نهایی مدنظر باشد - همانند رابطه (۱۸) که در آن  $N$  اندازه سطر یا ستونی است که کمترین مقدار را دارد - می‌توان موقعیت اولیه را برای

1. Kronecker delta function  
2. Runge-Kutta

$$V_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{if } V_{ik} > \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه (۲۴)}$$

که در آن  $\theta$  مقدار آستانه است.

با توجه به اینکه همگرایی شبکه به مقادیر صفر و یک زمان بر است، پس از همگرایی شبکه به مقادیر نزدیک به صفر و یک عملکرد آن متوقف می‌شود و از حد آستانه  $\theta$  به منظور تعیین مقادیر نهایی نرون‌ها و کاهش زمان همگرایی کامل به صفر و یک استفاده می‌گردد.

در پیاده‌سازی،  $N$  با یک مقدار  $N^+$  که بزرگ‌تر از  $N$  است، جایگزین می‌شود و  $u_0 = 0.02$  است (Lin et al., 1991).

### ۳- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

مدل شبکه هاپفیلد پیشنهاد شده، برای تناظریابی مستقل از افاین هر مجموعه نقاط جدا از هم مناسب است (Li and Lee, 2001). به همین دلیل تعدادی از آزمایش‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای بررسی روش پیشنهاد شده انجام گرفته است و از الگوریتم تناظریابی غیرهم‌زمان (Lin et al., 1991) که در بخش قبل توضیح داده شد، استفاده شده است.

برای مقایسه الگوریتم تناظریابی پیشنهاد شده با روش‌های مرسوم تناظریابی، از روش تناظریابی مستقل از افاین و عارضه‌مبنای Matching using clustering استفاده می‌شود (Goshtasby, 2005). در این روش تناظریابی با فرض وجود تبدیل افاین، بین تصاویر متناظر پارامترهای ترانسفورماسیون طی روند رأی‌گیری تعیین می‌شود. سه نقطه تصادفی از تصویر مبنا و سه نقطه تصادفی از تصویر ورودی انتخاب می‌شوند و پارامترهای انتقال افاین با استفاده از این نقاط به دست می‌آیند. پس از محاسبه پارامترهای افاین برای هر سه نقطه تصادفی، پارامترهایی که بیشترین تعداد تکرار را دارند، پارامترهای افاین صحیح هستند.

رابطه (۲۳)

$$f(u_{il}) = \frac{du_{il}}{dt} = -\frac{u_{il}}{\tau} + \sum_j \sum_m \sum_k \sum_n \sum_x \sum_y T_{ijlmknxy} V_{jm} V_{kn} V_{xy} + \sum_j \sum_m T_{ijjm} V_{jm} + I_{il}$$

که در آن  $u_{il}$  مقدار ورودی نرون و  $\tau$  ثابت زمانی است که مساوی با ۱ در نظر گرفته می‌شود (Hopfield and Tank, 1985).  $T_{ijjm}$  و  $T_{ijlmknxy}$  وزن‌ها و  $I_{il}$  بایاس ورودی هستند که با معادل‌سازی تابع انرژی تعریف شده برای تناظریابی با تابع انرژی استاندارد مربوط به شبکه هاپفیلد در روابط (۱۳) و (۱۴) و (۱۵) به دست آمده‌اند.  $V_{jm}$ ,  $V_{kn}$ ,  $V_{xy}$  به ترتیب خروجی سه نرون  $(j, m)$ ,  $(k, n)$ ,  $(x, y)$  هستند که با نرون  $(i, l)$  در ارتباط‌اند. پس از به دست آوردن مقدار ورودی  $u_{il}$  در هر مرحله از تکرار و با جای‌گذاری آن در تابع فعالیت شبکه، مقادیر خروجی جدید نیز محاسبه می‌شوند.

الگوریتم تناظریابی بر مبنای شبکه عصبی پیوسته هاپفیلد، به این صورت خلاصه شده است (Lin et al., 1991):

۱. مقادیر اولیه با استفاده از روابط (۲۰) و (۲۱) تعیین می‌شوند؛
۲. اندیس مساوی با یک و کران مساوی با  $n$  فرض می‌شود؛
۳. یک نقطه به صورت تصادفی انتخاب می‌شود  $(i, k)$ ؛
۴. با استفاده از رابطه (۲۲) مقدار جدید  $u_{ik}$  محاسبه می‌شود؛
۵. مقدار خروجی جدید نرون  $(i, k)$ ، به صورت  $V_{ik} = g(u_{ik})$  محاسبه می‌شود؛
۶. یک واحد به اندیس اضافه می‌شود؛ و
۷. اگر اندیس کوچک‌تر از  $n$  باشد، به مرحله ۳ می‌رود، در غیر این صورت متوقف می‌شود و مقادیر نهایی همه نرون‌ها بر مبنای رابطه (۲۴) تعیین می‌شود.

## تناظریابی مستقل از افاین تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد

### ۳-۱- داده‌های استفاده شده

پیشنهادی روی این تصاویر اهمیت می‌یابد. در این حالت، جفت تصویر دوم مربوط به تصاویر به دست آمده با سنجنده‌های مختلف و قدرت تفکیک‌های مکانی گوناگون است. در جدول ۱ تصاویر استفاده شده و جزئیات‌شان ارائه شده و زوج تصاویر استفاده شده در شکل‌های ۶ و ۷ نمایش داده شده‌اند.

برای ارزیابی روش پیشنهادی، ابتدا تصاویر تک‌سنسوری را که اختلاف مقیاس و پیچیدگی‌های کمتری نسبت به یکدیگر دارند، انتخاب می‌کنیم. از آنجاکه ثبت هندسی تصاویر مربوط به سنجنده‌ها و باندهای مختلف دشوار است، نمایش قابلیت الگوریتم

جدول ۱. مشخصات تصاویر استفاده شده

شماره	سنجنده	وضعیت طیفی	ابعاد تصویر	قدرت تفکیک مکانی (m/pixel)	قدرت تفکیک رادیومتریکی	تاریخ اخذ	منطقه
۱	Spot 4	Panchromatic	۸۳۸×۷۰۸	۱۰	۸	---	تهران
	Spot 4	Panchromatic	۸۲۵×۷۱۶	۱۰	۸	---	تهران
۲	Spot 5	Panchromatic	۱۳۱۱×۱۲۱۵	۱۰	۸	۲۰۰۶	کانادا
	Landsat ETM	Multispectral	۴۴۰×۴۱۰	۳۰	۸	۱۹۹۹	Halifax



شکل ۶. تصاویر استفاده شده: الف) تصویر مربوط به سنجنده Spot 5 و ب) تصویر مربوط به سنجنده Landsat ETM



شکل ۷. تصاویر استفاده شده: الف) تصویر مربوط به سنجنده Spot 4 و ب) تصویر مربوط به سنجنده Spot 4

## ۳-۲- نتایج عملی

در این پژوهش به منظور پیاده‌سازی، از محیط نرم‌افزار Matlab استفاده شد و تمامی مراحل روش پیشنهادی مطابق با جزئیاتی که در بخش پیشین بیان گردید، برنامه‌نویسی شد. برای پرهیز از تأثیر انتخاب مقادیر آستانه روی نتایج تناظریابی، در انجام آزمایش‌ها تمامی پارامترهای الگوریتم به صورت ثابت و به ترتیبی که در ادامه ذکر می‌گردد، انتخاب شدند. ثابت‌های  $A=B=D=R=1$  به منظور همگرایی شبکه انتخاب شدند (Li and Lee, 2001). مقدار  $\theta$  براساس نتایج آزمایش‌ها و برای برآورده کردن تعداد مناسبی از تناظرهای صحیح انتخاب شد.

به منظور تعیین  $\theta$  مناسب برای تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای Spot 5 و Landsat ETM، همان‌طور که در شکل ۸ نمایش داده شده است، با استفاده از اپراتور استخراج نقاط Harris and Stephens (1988) Harris

۱۰ نقطه از تصویر ورودی و ۹ نقطه از تصویر مبنا استخراج می‌گردند، سپس تناظرهای صحیح به دست آمده با  $\theta$  های مختلف بررسی می‌شوند. همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، با انتخاب مقدار  $0/5$  برای  $\theta$  هیچ نقطه تناظر صحیحی به دست نیامده، که دلیل آن ورود هم‌زمان اطلاعات تشابه درست و نادرست به شبکه عصبی و همگرایی شبکه به الگویی کاملاً نادرست است. همین اتفاق با انتخاب مقدار  $0/05$  برای  $\theta$  نیز رخ داده و دلیل آن کوچک بودن بیش از حد مقدار  $\theta$  است که سبب می‌گردد اطلاعات تشابه درست کافی وارد شبکه نشوند و کارایی شبکه برای همگرایی به الگوهای درست از دست می‌رود. شبکه عصبی در حالت‌های بین این دو مقدار، تناظرهای صحیحی را جست‌وجو می‌کند، که  $0/08$  بهترین مقدار برای  $\theta$  به منظور تناظریابی این تصاویر است.

جدول ۲. تأثیر پارامتر  $\theta$  در تناظریابی تصاویر ماهواره‌ای Spot 5 و Landsat ETM

شماره	سنجنده	نقاط مستخرج	تعداد تناظرهای موجود در تصاویر	$\theta$	تناظرهای صحیح HNN	تناظرهای اشتباه HNN
۱				۰/۵	۰	۵
۲	Spot 5	۱۰		۰/۱	۲	۱
۳			۴	۰/۰۸	۳	۰
۵	Landsat ETM	۹		۰/۰۶	۲	۲
۶				۰/۰۵	۰	۵



شکل ۸. نقاط استخراج شده با Harris: (الف) تصویر مربوط به سنجنده Spot 5 و (ب) تصویر مربوط به سنجنده Landsat ETM

## تناظریابی مستقل از افاین تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد

جدول ۳. نتایج نتایج تناظریابی با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد و مقایسه با روش مرسوم Matching using clustering

شماره	سنجنده	نقاط مستخرج	تعداد تناظرهای موجود در تصاویر	تناظرهای صحیح HNN	تناظرهای اشتباه HNN	تناظرهای صحیح روش مرسوم	تناظرهای اشتباه روش مرسوم	$\theta$
۱	Spot 4	۱۱	۵	۵	۰	۰	۳	۰/۰۸
	Spot 4	۱۶						
۲	Spot 5	۱۰	۴	۳	۰	۱	۲	۰/۰۸
	Landsat ETM	۹						

ترانسفورماسیون موجود بین این تصاویر توجه شود. اگر ترانسفورماسیون موجود بین تصاویر ترانسفورماسیون افاین نباشد، تعداد تناظرهای صحیح کم می‌شود یا هیچ نقطه متناظری از تصاویر به دست نمی‌آید.

#### ۴- نتیجه‌گیری

از آنجاکه روش‌های مرسوم ناحیه و عارضه‌مبنا در حل مشکلات تناظریابی تصاویر چندان موفق نیستند و با مشکلاتی مواجه‌اند، روش‌های تناظریابی سراسری به همراه توابع بهینه‌ساز مطرح می‌گردند. روش‌های سراسری در مقایسه با روش‌های معمول جواب بهتری برای تناظریابی دارند. این روش‌ها، تناظریابی کل عوارض استخراج شده را در نظر می‌گیرند. برخلاف روش‌های مرسوم که در آنها تناظریابی نواحی و عوارض محلی جداگانه انجام می‌شود، در روش تناظریابی سراسری تناظریابی تمامی جفت نقاط یا عوارض مشابه در چارچوبی هم‌زمان انجام می‌شود. در این تحقیق به منظور انجام تناظریابی سراسری، تناظریابی تمامی جفت نقاط یا عوارض مشابه در چارچوبی هم‌زمان انجام می‌شود. در این تحقیق به منظور انجام تناظریابی سراسری از شبکه عصبی هاپفیلد استفاده شده است. چون در شبکه‌های عصبی بازگشتی، همه نرون‌ها در یک لوپ برگشت با یکدیگر ارتباط دارند و خروجی یکی از آنها در ورودی سایر نرون‌ها تأثیرگذار است، تناظریابی کلی به صورت خودکار انجام می‌شود. اگرچه

مقدار  $\theta_1$  برابر با ۰/۵ در نظر گرفته می‌شود و شبکه تا زمانی تکرار می‌گردد که یکی از نرون‌ها به مقداری برابر یا بزرگ‌تر از ۰/۹ همگرا شود. پس از توقف تکرار، نرون‌هایی که به صورت هم‌زمان در هر سطر و ستون ماکزیمم مقدار را دارند و مساوی یا بزرگ‌تر از  $\theta_1$  هستند، مقدار یک و در غیر این صورت صفر را اختیار می‌کنند. با همگرایی یکی از نرون‌ها به مقداری برابر یا بزرگ‌تر از ۰/۹ سایر نرون‌ها دارای نقاط متناظر نیز مقادیر نزدیک به عدد یک و نرون‌های فاقد تناظر مقادیر نزدیک به صفر دارند، در نتیجه با انتخاب مقدار  $\theta_1$  مساوی با ۰/۵ در انتخاب نقاط متناظر صحیح دچار اشتباه نخواهیم شد.

با انتخاب این مقادیر نتایج به دست آمده برای هر دو جفت تصویر در جدول ۳ نمایش داده شده‌اند. به منظور مقایسه روش تناظریابی شبکه عصبی با روش مرسوم تناظریابی Matching using clustering نتایج حاصل از این روش نیز در جدول ۳ آورده شده‌اند. با توجه به این نتایج، تعداد تناظرهای صحیح به دست آمده از روش مرسوم در مقایسه با روش شبکه عصبی بسیار کم بوده و در مواردی تناظرهای اشتباه زیادی ایجاد کرده‌اند. از آنجاکه شبکه عصبی قیدهای کلی را روی جواب اعمال می‌کند، مثلاً اجازه می‌دهد فقط یک تناظر یک‌به‌یک بین عوارض وجود داشته باشد، شانس داشتن تناظریابی اشتباه کاهش می‌یابد.

در تناظرهای صحیح به دست آمده می‌بایست به

- Hopfield, J., Tank, D.W., 1985, **Neural Computation of Decisions in Optimization Problems**, Biol. Cybern., Vol. 52, PP. 141-152.
- Hopfield, J.J., Tank, D.W., 1986, **Computing with Neural Circuits: A Model**, Science, PP. 625- 633.
- Hu, H., Zhang, P., 2006, **Stereo Matching Using 2-D Hopfield Network Multiple Constraints**, IEEE.
- Kurogi, S., 1993, **Competitive Neural Network for Affine Invariant Pattern Recognition**, in proc. Int. Joint Conf. Neural networks, PP.181-184.
- Li, W., Lee, T., 2001, **Hopfield Neural Network for Affine Invariant Matching**, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, No. 6.
- Lin, C.W., Tsao, C.K., Lingutla, T., 1991, **A Hierarchical Multiple-view Approach to 3-D Object Recognition**, IEEE Trans, Syst., Man, Cybern, Vol. 2, PP. 84-92.
- Nasrabadi, N.M., Choo, C.Y., 1992, **Hopfield Network for Stereo Vision Correspondence**, IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, PP. 5-13.
- Omidvar, O.M., 1999, **Progress in Neural Networks-Shape Recognition**, Exeter, U.k. Intellect Books, Vol. 6.
- Ruycheck, Y., Postaire, J.G., 1996, **A Neural Network Algorithm for 3-D Reconstruction from Stereo Pairs of Linear Images**, Pattern Recognition Lett, PP. 387- 398.
- سرعت هر نرون به تنهایی بسیار پایین است، ولی شبکه در کل قدرتمند خواهد بود، چون نرون‌ها در شبکه به صورت هم‌زمان عمل می‌کنند. از آنجاکه شبکه عصبی قیدهای کلی را روی جواب اعمال می‌کند - مثلاً اجازه می‌دهد فقط یک تناظر یک‌به‌یک بین عوارض وجود داشته باشد - شانس انجام تناظریابی اشتباه کاهش می‌یابد. افزون بر این، شبکه عصبی روش تناظریابی‌ای را فراهم می‌کند که با وجود داشتن میزان زیادی از نویز و اعوجاج، در تصاویر مبنا و ورودی همچنان عملکرد خوبی دارد.
- ۵- منابع**
- Bebis, G., Georgiopoulos, M., da Vitoria Lobo, N., Shah, M., 1999, **Learning Affine Transformations**, Pattern Recognition, Vol. 32, PP. 1783-1799.
- Bentoutou, Y., Taleb, N., Kpalma, K., Ronsin, J., 2005, **Automatic Registration of Remote Sensing Image**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 45, No. 5, PP. 1483-1439.
- Cohen, M.A., Grossberg, S.G., 1983, **Absolute Stability of Global Pattern Formation and Parallel Memory Storage by Competitive Neural Networks**, IEEE Trans, PP. 815- 826.
- Goshtasby, A., 2005, **2-D and 3-D IMAGE REGISTRATION**, Wiley & Interscience.
- Harris, C., Stephens, M., 1988, **A Combined Corner and Edge Detector**, Alvey Vision Conference, PP. 147-151.
- Haykin, S., 1994, **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**.

- Suganthan, P.N., Teoh, E.K, Mital, D.P., 1995, **Pattern Recognition by Graph Matching Using the Potts MTF Neural Networks**, Pattern Recognition, Vol.28, No.7, PP. 997-1009.
- Wyawahare, M., Patil, P., Abhyankar, H., 2009, **Image Registration Techniques: An overview**, International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol. 2, No. 3.
- Young, S.S., Scott, P.D., Nasrabadi, N.M., 1997, **Object Recognition Using Multilayer Hopfield Neural Network**, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 6, No. 3.
- Zeng, X., Martinez, T., 2000, **Rescaling the Energy Function in Hopfield Networks**, Computer Science Department.
- Zitova, B., Flusser, J., 2003, **Image Registration methods: A survey**, Image and vision computing, Vol. 21, PP. 977-1000.

