استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد جهت برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای

ابوالفضل رنجبر- کارشناس ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی - دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی

Email: ranjbar57@yahoo.com

آدرس: تهران – بزرگراه شهید همت – پارک طبیعت پردیسان – مرکز تحقیقات زیست محیطی تلفن: ٤٤-٨٢٦٨٠٣٩

چکیده

در این تحقیق از شبکه عصبی هاپفیلد[1] جهت برچسب‌گذاری[2] عوارض نقطه‌ای استفاده می‌کنیم. این روش مزایا و معایبی نسبت به متدهای رایج دارد. روشهای ارائه شده در برچسب‌گذاری عوارض را به صورت خودکار انجام نمی‌دهند. زیرا در خودکار نمودن برچسب‌گذاری عوارض، باید اسامی از پایگاه داده خوانده شده و جایگذاری اسامی در نقشه به طریقه مشابه کسی که علم کارتوگرافی را آموزش دیده باشد، باید انجام شود. همچنین برخی از روشها که به صورت اتوماتیک اینکار را انجام می‌دهند در روی هم افتادن اسامی عوارض، نمی‌توانند تصمیم درستی را برای موقعیت اسامی عوارض اتخاذ نمایند درصورتیکه شبکه‌های عصبی با توجه به آموزشهای که می‌بینند، می‌توانند در انتخاب موقعیت اسامی عوارض تصمیم درستی اتخاذ نمایند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که این الگوریتم اجرای خوب و سرعت بالا دارد. از معایب شبکه هاپفیلد می‌توان به این مورد اشاره کرد که امکان دارد، شبکه به پاسخی همگرا شود که جزء الگوهای ذخیره شده در آن نباشد.

کلمات کلیدی: آموزش شبکه عصبی، اصول برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای، تعیین بهترین مکان برچسب عوارض نقطه‌ای، تابع معیار انرژی، شبکه عصبی هاپفیلد و کارتوگرافی.

---

[1] Hopfied neural network

[2] Labeling

۱- مقدمه

اسامی نقشه یکی از مهمترین اجزاء نقشه تلقی می‌شوند. همچنین موقعیت قرار گرفتن بر چسب‌ها نقش مهمی در خوانا بودن و مفید بودن نقشه، اهمیت به سزائی دارند. جایگذاری اسامی نقشه می‌تواند به صورت دستی انجام شود که یک کار وقت‌گیر بوده و انرژی زیادی می‌طلبد. در شیوه سنتی، وظیفه برچسب‌گذاری بر عهده یک متخصص کارتوگرافی می‌باشد که به علت زیاد بودن تعداد عوارض نقطه‌ای در یک نقشه، معمولا کاری دشوار و زمانبر است.[Beus and Crockett, 1994]

تاکنون الگوریتم‌های زیادی جهت انجام برچسب‌گذاری عوارض به صورت خودکار، ارائه داده‌اند. در میان این الگوریتم‌ها، می‌توان به الگوریتم‌های پیشنهادی [Zoraster, 1986] ,[Doerschler, 1989 and 1992] [Yeoli,1972], [Hirsch, 1982], [Christensen, 1995] اشاره کرد. برخی از روشهای ارائه شده، برچسب‌گذاری عوارض را به صورت خودکار انجام نمی‌دهند. مساله یافتن بهترین آرایش برچسب‌گذاری جزء مسائل NP-hard می‌باشد که دارای حل تحلیلی یا ریاضی نمی‌باشند. [Crescenzi and Kann] راه‌حلهای ممکن تلاش می‌کنند که این پیچیدگی را کاهش دهند و در جهت بهبود پیدا کردن موقعیت اسامی در نقشه حداقل زمان ممکن را بکار گیرند. زیرا در خودکار نمودن برچسب‌گذاری عوارض باید اسامی از پایگاه داده خوانده شده و جایگذاری اسامی در نقشه به طریقه مشابه کسی که علم کارتوگرافی را آموزش دیده باشد، باید انجام شود. همچنین برخی از روشها که به صورت اتوماتیک اینکار را انجام می‌دهند در روی هم افتادن اسامی عوارض، نمی‌توانند تصمیم درستی را برای موقعیت اسامی عوارض اتخاذ نمایند درصورتیکه شبکه‌های عصبی با توجه به آموزشهای که می‌بینند، می‌توانند در انتخاب موقعیت اسامی عوارض تصمیم صحیحی اتخاذ نمایند.

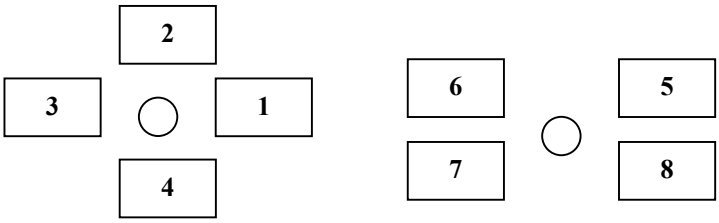
در این تحقیق از شبکه عصبی هاپفیلد برای برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای نقشه استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند که این روش در مقایسه با روشهای پیچیده مذکور نتیجه مطلوب و موثری ارائه داده است.

۲- اصول برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای

عوارض نقشه از نظر کارتوگرافی به سه بخش کلی نقطه، خط و سطح تقسیم می‌شوند، که از نظر قواعد برچسب‌گذاری با هم تفاوت دارند. در این مقاله فقط به بررسی قواعد برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای خواهیم پرداخت. اصول برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای در ذیل ارائه شده است:

- برچسب‌ها می‌بایستی عارضه مورد مراجعه را به درستی نشان دهند و یا به عبارت دیگر ارتباط بین برچسب‌ها و عوارض مورد مراجعه می‌بایستی به آسانی تشخیص داده شوند.

- یکی از هشت موقعیت نشان داده شده در شکل ۱، می‌تواند محلی برای قرارگیری برچسب عارضه مورد نظر در نظر گرفته شود. لازم به ذکر است توسط وزنهای که تعریف خواهد شد، وزنهای بالاتر مقدم‌تر بر نواحی با وزنهای پایین‌تر می‌باشند. در حقیقت موقعیتهای با شماره شناسایی پایین دارای وزن بیشتری می‌باشند.



شکل ۱: اولویت قرار گرفتن موقعیت برچسب‌ها در عوارض نقطه‌ای

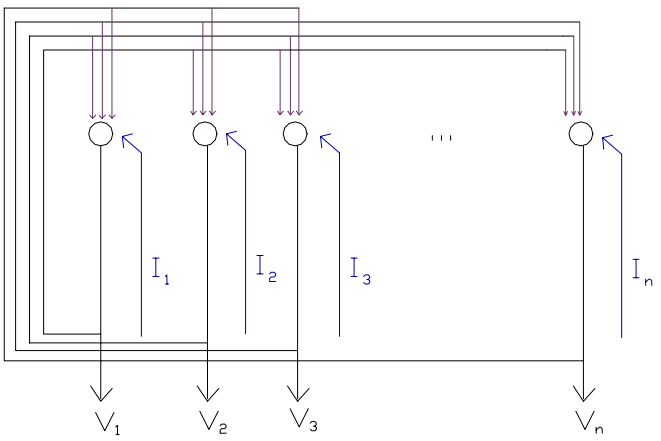
- برچسب‌های عوارض نقطه‌ای نبایستی با برچسب‌های عوارض نقطه‌ای و خود عوارض نقطه‌ای تداخل داشته باشند.

۳- شبکه عصبی هاپفیلد

شبکه هاپفیلد جزء شبکه‌های حافظه خود انجمنی[۳] است که در سال ۱۹۸۲ توسط جان هاپفیلد مطرح شد. فرض کنید $N_1,...,N_n$ نرونهای شبکه و W_{ij} وزن بین دو نرون N_i و N_j باشد. اگر W ماتریس وزن بین همه گره‌ها با یکدیگر باشد، از آنجا که شبکه هاپفیلد متقارن است و نرونها در این شبکه به هم متصل نمی‌شوند، در نتیجه داریم:

$$W_{ij} = W_{ji} \quad \text{و} \quad W_{ii} = 0 \qquad i, j \in \{1,2,...,n\}$$

در واقع وزنهای W_{ij}، شامل اطلاعات مربوط به الگوها هستند. ساختار کلی شبکه هاپفیلد مطابق شکل ۲ می‌باشد.



شکل ۲: ساختار کلی شبکه هاپفیلد

---

[۳] Associative

همانطور که از ساختار شبکه مشاهده می‌شود همه نرونها شبیه به یکدیگر عمل می‌کنند. هیچکـدام از نرونـها به عنوان ورودی یا خروجی از هم متمایز نمی‌شوند که این امر وجه بارز اختلاف شبکه هاپفیلد با دیگر شبکه‌هاست و در واقع شبکه هاپفیلد یک شبکه بازگشتی می‌باشد، بطوریکه نرونها نخست توسط ورودی مقادیر اولیه می‌گیرند و آنگاه شبکه طوری خود را تکرار می‌کند که نتیجه نهایی، همگرایی شبکه به یکی از الگوهای مرجع ذخـیره شـده در آن باشد، یعنی خروجی‌ها در هر مرحله ورودی‌های مرحله بعد را تشکیل می‌دهند. این فرآیند تا به آنجا ادامه می‌یابد که خروجی‌ها تغییر نکند و شبکه پایدار شود. معادلاتی که رفتار شبکه هاپفیلد را تبیین می‌کند عبارتند از:

$$a(k+1) = F(w\,a(k) + b)$$

$$a(0) = p$$

لازم به ذکر است که در شبکه هاپفیلد برای تابع فعالیت نرونها معمولا از تابع سیگموئید یـا تـابع تـانژانت هیپربولیکی استفاده می‌شود. همچنین وزنهای W_{ij} شامل اطلاعات مربوط به الگوها هستند و یا به عبارت دیگر همـه الگوها در تابع معیار انرژی منظور شده‌اند. نکته حائز اهمیت این است که برای شبکه هاپفیلد، قدمهای بینابین که بـه نقاط جذب منتهی می‌شوند از قبل مشخص نیستند، از این رو احتیاج است کـه اطلاعـات موثـر بیشـتری عـلاوه بـر ساختار شبکه در اختیار باشد. این اطلاعات در شاخصی به نام تابع معیار انرژی خلاصه می‌شود. تـابع انـرژی شـبکه دارای حفره‌های است که می‌تواند به عنوان مکان ذخیره‌سازی الگوهای شبکه، مـورد اسـتفاده قـرار گیـرد در نتیجـه می‌توان با انتخاب تابع معیار مناسب، الگوها را متناظر با نقاط حداقل محلی تابع معیار قـرار داد. در ایـن صـورت از طریق اجرای روشهای متکی بر گرادیان نزولی روی تابع انرژی، شبکه به نقاطی کـه الگوهـا در آن ذخـیره شـده‌اند، همگرا می‌شود.[منهاج، ۱۳۷۹]

درحیـن فرآینـد آمـوزش (قبـل از پـایدار شـدن شـبکه)، ثـابت می‌شـود کـه تـابع انـرژی $E = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} W_{ij}V_iV_j - \sum_{i=1}^{n} V_iI_i$ نزولی است. حالت پایدار نهایی، در حقیقت یک مینیمـم محلـی تـابع انـرژی می‌باشد.

شبکه در حین فرآیند همگرایی دارای دینامیک زیر می‌باشد.(معادلات دیفرانسیل زیر برقرار است.)

$$\frac{\partial E}{\partial V_i} = -\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} W_{ij}V_j - \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{n} W_{ij}V_j - I_i$$

$$= -\left[\sum_{j=1}^{n} W_{ij}V_j + I_i\right]$$

$$C_i \frac{dU_i}{dt} = -\frac{U_i}{t} - \frac{\partial E}{\partial V_i} = -\frac{U_i}{t} + \sum_{j=1}^{n} W_{ij} V_j + I_i$$

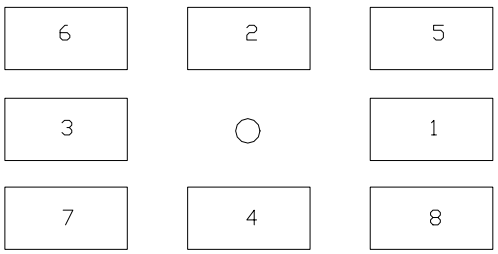
$$V_i = g(U_i)$$

$$U_i = \sum_{j=1}^{n} W_{ij} V_j + I_i$$

شبکه هاپفیلد با دینامیک بالا قادر است خود را از محل اولیه در تابع انرژی به نزدیکترین مینیمم محلی ببرد. بنابراین چنانچه هدف ما کمینه کردن تابع هدف باشد، کافی است ساختار شبکه را چنان بدست آوریم که معادلات دیفرانسیل بالا برقرار باشد در این حالت نیز می‌توان انتظار داشت که شبکه در جهت کمینه کردن تابع هدف مورد نظرمان حرکت کند. در این تحقیق برای بهینه کردن موقعیت برچسب‌ها در نقشه از چنین روشی استفاده شده است.

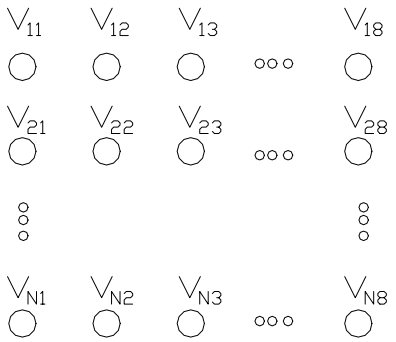
٤- بررسی شبکه عصبی هاپفیلد جهت برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای

برای هر نقطه بر روی نقشه، هشت موقعیت برای برچسب در نظر گرفته شده است. هدف یافتن بهترین مکان برای برچسب از بین این مکانهاست. باید توجه کرد که موقعیت هر نقطه بر روی نقشه و همچنین ابعاد بلاک برچسب را می‌دانیم.



شکل ۳: اولویت قرار گرفتن موقعیت برچسب‌ها برای عوارض نقطه‌ای

ساختار شبکه هاپفیلد برای مساله مورد نظر به صورت ذیل می‌باشد؛ برای هر نقطه هشت حالت داریم، یعنی هشت موقعیت که بر حسب اینکه بر چسب در آن محل قرار گیرد می‌توان به آن یک و در غیر اینصورت صفر نسبت داد. بنابراین در شبکه مورد نظرمان باید برای هر نقطه هشت نرون در نظر بگیریم که هر یک هم ارز با یک موقعیت برچسب در صفحه است. خروجی هر یک از این نرونها اگر یک باشد بیانگر آن است که برچسب باید در محل نظیر آن نرون قرار گیرد. پس بدیهی است که از میان این هشت نرون باید تنها یکی خروجی‌اش یک باشد.(شکل ٤)

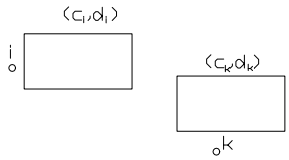


شکل ٤: ساختار شبکه هاپفیلد برای مساله مورد نظر

تابع انرژی شبکه را مطابق معادله ذیل تعریف می‌کنیم:

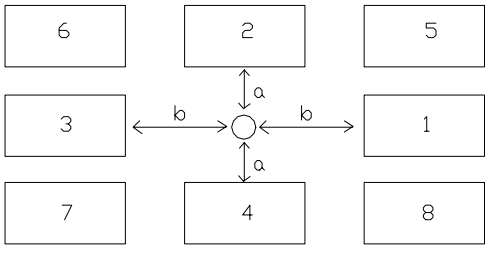
$$E = \frac{A}{2}\sum_i\sum_j\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{ij}V_{kl} + \frac{B}{2}\sum_i(\sum_j V_{ij} - 1)^2$$

جمله دوم این تابع انرژی برای حذف حالتهای غیر معتبر است. حالاتی که یک برچسب در دو موقعیت قرار می‌گیرد. اما در مورد جمله اول باید کمی بیشتر توضیح داده شود. فرض کنید V_{ij} و V_{lk} همزمان یک باشد. یعنی برچسب نقطه iام در موقعیت jام و برچسب نقطه kام در محل lام قرار گرفته است. حال می‌خواهیم بدانیم که آیا این دو برچسب بر هم‌افتادگی دارند یا خیر.



شکل ٥: موقعیت دو نقطه فرضی

همانطور که گفتیم ابعاد برچسب‌ها مشخص است. فرض کنید این ابعاد برای نقطه‌های i و k به ترتیب (p_i,q_i) و (p_k,q_k) باشد. همچنین می‌توان فرض کرد که فاصله لبه‌های چهارچوب برچسب تا نقطه ثابت باشد. (شکل ٦)



شکل ٦: اولویت قرار گرفتن موقعیت برچسب‌ها برای عوارض نقطه‌ای

با اطلاعات مذکور می‌توان موقعیت دقیق هر برچسب را در صفحه محاسبه کرد. مثلا موقعیت بر چســب‌های شکل ٦ عبارتند از:

$$\begin{cases} c_i = x_i + b \\ d_i = y_i - \dfrac{p_i}{2} \end{cases} , \begin{cases} c_k = x_k - \dfrac{p_k}{2} \\ d_k = y_k - a - \dfrac{p_k}{2} \end{cases}$$

در معادله تابع انرژی، تابع D بصورت ذیل تعریف می‌شود:

$$D(i,j,k,l) = \begin{cases} 1 & \text{when } \mathrm{V_{ij}}, V_{kl} \text{ overlap each over} \\ 0 & \text{when } \mathrm{V_{ij}}, V_{kl} \text{ do not overlap each over} \end{cases}$$

$$\Rightarrow \ (\mathrm{c_k} - c_i < p_i).(\mathrm{d_k} - d_i < q_i).(\mathrm{c_i} - c_k < p_k).(\mathrm{d_i} - d_k < q_k)$$

اکنون وزنهای شبکه را محاسبه می‌کنیم:

$$\frac{\partial E}{\partial V_{ij}} = \frac{A}{2}\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{kl} + \frac{A}{2}\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{kl} + \frac{B}{2}\times 2\times \sum_k\left[(\sum_l V_{kl} - 1)\right]\times\frac{\partial}{\partial V_{ij}}\left[\sum_l V_{kl} - 1\right]$$

$$= A\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{kl} + B\sum_k\left[(\sum_l V_{kl} - 1)\right]\times\frac{\partial}{\partial V_{ij}}\left[\sum_l V_{kl} - 1\right]$$

$$= A\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{kl} + B\sum_k\sum_l D(i,j,k,l)V_{kl} - B \qquad (1)$$

درحالت دو بعدی معادله دیفرانسیل هاپفیلد عبارت است با:

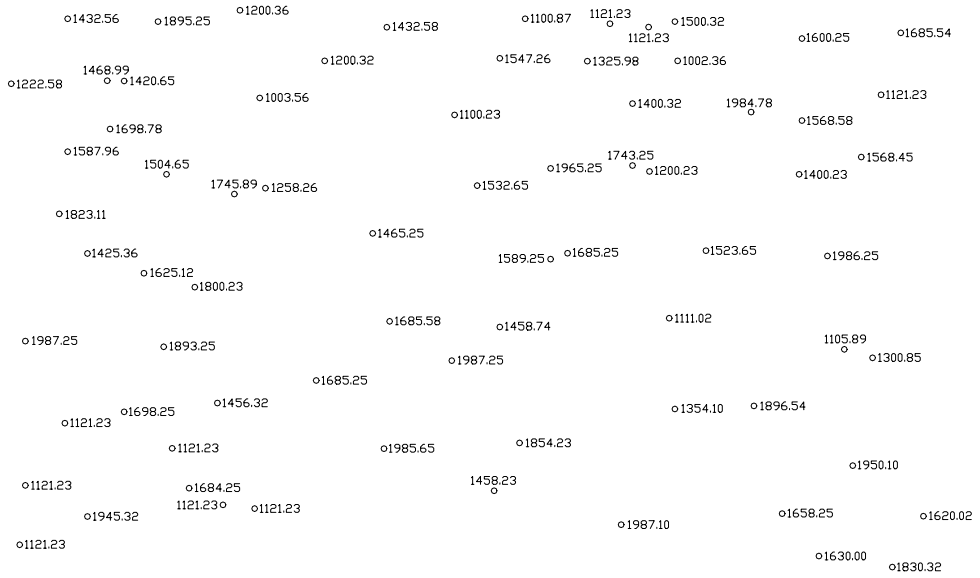
$$\frac{\partial U_{ij}}{\partial t} = -\frac{U_{ij}}{C_i} - \sum_k\sum_l W_{ij,kl}V_{ij} + I_{ij} \qquad (2)$$

$$\frac{\mathrm{dU_{ij}}}{\mathrm{dt}} = -\frac{\mathrm{U_{ij}}}{\tau_i} - \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial \mathrm{V_{ij}}} = -\frac{\mathrm{U_{ij}}}{\tau_i} - \mathrm{A}\sum_k\sum_l \mathrm{D(i,j,k,l)V_{kl}} - \mathrm{B}\sum_k\sum_l \mathrm{V_{kl}}\delta_{\mathrm{ij,kl}} + \mathrm{B} \qquad (3)$$

$$(2),(3) \quad \Rightarrow \quad \begin{cases} \mathrm{W_{ij,kl}} = -AD(i,j,k,l) - B\delta_{ij,kl} \\ I_{ij} = B \end{cases}$$

$$\delta_{ij,kl} = \begin{cases} 1 & \mathrm{(i,j) = (k,l)} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

با بدست آمدن وزنها، می‌توان شبکه را تشکیل داد. پس از مقداردهی اولیه در هر مرحله باید خروجی نرونهای شبکه را بدست بیاوریم. در این تحقیق از تابع سیگموئید به عنوان تابع فعالیت نرونها استفاده شده است. با بدست آوردن خروجی‌ها در هر مرحله از آنها به عنوان ورودی‌های شبکه برای مرحله بعد استفاده می‌کنیم تا در نهایت شبکه پایدار شود. به خاطر اینکه جایگذاری اسامی نقشه در یک نقشه شلوغ و متراکم مشکلتر از یک نقشه پراکنده می‌باشد. پس انتخاب یک شیت نقشه شلوغ و متراکم می‌تواند نمایش خوبی از الگوریتم مورد استفاده را نشان دهد. در شکل ۷ نمونه‌ای از خروجی برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای با استفاده از روش شبکه عصبی هاپفیلد ارائه شده است.



شکل ۷: نمونه‌ای از خروجی برچسب‌گذاری با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

- روشهای ارائه شده در برچسب‌گذاری عوارض، برچسب‌گذاری را به صورت خودکار انجام نمی‌دهند. زیرا در خودکار نمودن برچسب‌گذاری عوارض باید اسامی از پایگاه داده خوانده شده و جایگذاری اسامی در نقشه به طریقه مشابه کسی که علم کارتوگرافی را آموزش دیده باشد، باید انجام شود. همچنین برخی از روشها که به صورت اتوماتیک اینکار را انجام می‌دهند در روی هم افتادن اسامی عوارض، نمی‌توانند تصمیم درستی را برای موقعیت اسامی عوارض اتخاذ نمایند درصورتیکه شبکه‌های عصبی با توجه به آموزشهای که می‌بینند، می‌توانند در انتخاب موقعیت اسامی عوارض تصمیم درستی اتخاذ نمایند. همچنین نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که این الگوریتم اجرای خوب و سرعت بالا دارد.

- از معایب شبکه هاپفیلد می‌توان به این مورد اشاره کرد که امکان دارد، شبکه به پاسخی همگرا شود که جزء الگوهای ذخیره شده در آن نباشد.

- علاوه بر موارد ذکر شده در بخش اصول برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای اصل دیگری نیز جهت برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای وجود دارد و آن اینکه، برچسب‌های عوارض نقطه‌ای نبایستی با عوارض خطی مهم تداخل داشته باشند نظیر جاده‌ها، رودخانه‌ها و غیره، این مورد غیر قابل اجتناب بوده و بایستی این مشکل را کاهش داد. حل این مشکل برای کارهای آینده پیشنهاد می‌شود.

- از سایر شبکه‌ها برای برچسب‌گذاری عوارض نقطه‌ای، در کارهای آینده استفاده شود و نتایج آنها با نتایج این تحقیق مقایسه شود.

منابع و ماخذ

- منهاج، (محمد باقر)، " مبانی‌شبکه‌های عصبی " کتاب، دانشگاه صنعتی امیرکبیر،(۱۳۷۹)

- Doerschler J. ,and Freeman H. (1989): **"An Expert System for Dense-Map Name Placement.",** Proceedings of Auto-Carto 9, pp. 215-224.

- Hirsch S. (1982): **"An algorithm for automatic name placement around point data.",** the American Cartographer, 9(1), pp. 5-17.

- Zoraster S. (1991): **"Expert Systems and the Map Label Placement Problem."** Cartographica, vol. 28, no. 1, pp. 1-9.

- Beus D. and Crockett D. (1994): **"Automated production of 1:24000 scale quadrangle maps",** ASPRS/ACSM Ann. Convention and Exposition, vol 1., pp. 94-99.

- Robinson A., Morrison J., Muehrcke A. and Guptill C. (1995): **"Elements of Cartography.",** pp. 420-425.

- Christensen J., Marks J. and Shieber S. (1995): **"An empirical study of algorithms for point feature label placement.",** ACM Trans. On Graphics, 14(3), pp. 203-232.

- Yoeli P. (1972): **"The logic of Automated Map Lettering.",** The cartographic Journal, vol. 9, n.2, pp. 99-108.

- Doerschler J. and Freeman H. (1992): **"A rule based system for dense map name placment.",** Communications of ACM, 35(1), pp. 68-79.

- Crescenzi P. and Kann V. : **"A Compendium of NP Optimization Problems",** **http://www.zvne.fer.hr/~zmija/resources/science_resources/nn_for_optimization/index.html**.