

بهبود شبکه خود سازمانده کوهونن با هدف خوشه بندی داده های فازی

آزاده سلطانی، هادی صدوقی یزدی، سهیلا اشک زری طوسی و مجتبی روحانی

چکیده : شبکه خود سازمانده کوهونن یک شبکه عصبی مهم برای خوشه بندی و کاهش بعد می باشد. در صورتیکه داده های ورودی دارای ابهام و عدم قطعیت باشند، شبکه کوهونن نمیتواند عملکرد خوبی داشته باشد. به منظور مقابله با این مشکل، الگوریتمهای متعددی تا کنون پیشنهاد شده است. اغلب آنها فاکتورهای فازی را با شبکه کوهونن ترکیب میکنند. در این الگوریتمها داده های ورودی قطعی میباشند و آنها امکان خوشه بندی فازی را فراهم میسازند. در این مقاله الگوریتم شبکه کوهونن توسعه یافته ای را پیشنهاد داده ایم که داده های فازی را به عنوان ورودی بپذیرد. در این شبکه نرون ها نیز وزنه های فازی دارند. برای محاسبه شباهت از معیارهای مختلف فاصله دو عدد فازی استفاده شده است از جمله فاصله Hausdorff, Hathway و Yang. شبکه کوهونن پیشنهادی را میتوان برای کاهش بعد داده های فازی نیز استفاده کرد که در کارهای قبلی به آن توجهی نشده بود.

۱. مقدمه

شبکه کوهونن یک شبکه خود سازمانده است که شامل دو لایه میباشد (ورودی و خروجی). این شبکه کارایی بسیار خوبی در خوشه بندی دارد اما امکان کار با داده های فازی را ندارد. داده های فازی داده هایی هستند که همراه با ابهام و عدم قطعیت می باشند. مثالهایی از داده های فازی را میتوان به راحتی در حوزه های مختلف از جمله زبان طبیعی، علوم اجتماعی و نمایش دانش و... یافت. بنابراین بسیار مهم است که الگوریتمهای مختلف برای کار با داده های فازی نیز پیاده سازی شوند.

بزدک و همکارانش [1] الگوریتمی پیشنهاد دادند که ترکیبی از کوهونن و الگوریتم C-mean میباشد (FKCN). ساختار این شبکه سازمانده شامل دو لایه میباشد. لایه ورودی و خروجی. لایه ورودی شامل p نود و لایه خروجی C نود دارد. P تعداد ویژگیهای مسئله و C تعداد خوشه هایی است که قرار است پیدا شوند. هر نود از لایه ورودی به تمام نودهای لایه خروجی متصل است و وزن قابل تنظیم v_i (مرکز خوشه) به هر اتصال نسبت داده میشود. به ازای هر بردار ورودی داده شده، نرونهای لایه خروجی وزنه های خود را بر اساس نرخ یادگیری از پیش تعریف شده α به روزرسانی میکنند. همانطور که در فرمول ۱ دیده میشود، این روش مقدار عضویت فازی u_{ik} از الگوریتم FCM را نیز در فرمول به روزرسانی کوهونن استفاده میکند.

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + \alpha_{ik-1} (x_k - v_{i,t-1}) \quad (1)$$

که $\alpha_{ik,t} = (u_{ik,t})^m$ ، $m_t = (m_0 - t\Delta m)$ و $u_{ik,t}$ ماتریس مقادیر عضویت است که به کمک FCM به دست می آید. m_0 ثابت مثبتی است بزرگتر از یک. و t تکرار جاری میباشد. المالک و همکارانش [2] کارایی FKCN را با پیاده سازی آن برای تشخیص ارقام عربی اثبات کردند. یان و همکارانش [3] نیز الگوریتمی پیشنهاد کردند که FKCN را از نظر زمان محاسباتی بهبود داده است. آنها حد آستانه و عملگرهای همگرایی فازی معرفی کرده اند که به کمک آنها نرخ یادگیری شبکه به صورت خودکار تغییر میکند. بهبود دیگری از FKCN توسط وکسین [4] ارائه شده است. وی الگوریتم ژنتیک و یادگیری رقابتی را برای آموزش FKCN ترکیب کرده است.

الگوریتمهای فوق با داده های قطعی کار میکنند. یک شبکه کوهونن که از مجموعه های فازی در لایه ورودی اش استفاده میکند، در [5] معرفی شده است. این شبکه سه لایه دارد. لایه اول لایه ورودی که مستقیماً به لایه دوم متصل میشود. لایه دوم فازیفایر است که مقادیر ورودی را به مقادیر عضویت مناسب نگاشت میدهد. و لایه سوم به لایه کوهونن معروف است که به طور کامل به لایه دوم متصل شده است. سایر مراحل در این الگوریتم مشابه کوهونن قبلی است. تنهاگن و همکارانش نیز [6] یک شبکه خود سازمانده کوهونن معرفی کرده اند که داده های فازی را به عنوان ورودی پذیرفته و به کمک وزنه های فازی خروجی اش را تولید میکند. آنها برای تعیین نرون برنده تابع انتخاب جدیدی را به کمک عملگرهای فازی تعریف کرده اند. همچنین از نسخه فازی شده فرمول به روز رسانی استاندارد استفاده کرده اند. تا کنون فقط در کار تنهاگن و همکارانش میتوان شبکه ای دید که مستقیماً با داده های فازی کار میکند در کار آنها هیچگونه ارزیابی و تحلیلی وجود ندارد.

الگوریتم پیشنهادی ما گونه جدیدی از الگوریتم تنهاگن میباشد که در آن ورودی ها و همچنین وزنه‌های نرونها اعداد فازی هستند. تفاوت این دو، در روش پیدا کردن نرون برنده میباشد. در شیوه پیشنهادی برای ارزیابی شباهت و در نتیجه یافتن نرون برنده از معیار فاصله فازی استفاده شده است.

ساختار این مقاله به صورت زیر است: در بخش ۲، مقدماتی در مورد شبکه کوهون و اعداد فازی بیان میشود. الگوریتم پیشنهادی در بخش ۳ معرفی خواهد شد. بخش ۴ شامل آزمایشها میباشد و در نهایت نتیجه گیری نهایی در بخش ۵ قرار دارد.

۲. مقدمات لازم

۲.۱. الگوریتم کوهون

شبکه خود سازمانده کوهون، یک شبکه عصبی بدون سرپرست میباشد که هدفش کاهش بعد و خوشه بندی است. کوهون به علت استفاده از تابع همسایگی به منظور حفظ ویژگیهای مکانی فضای ورودی با سایر شبکه های عصبی متفاوت است. هر شبکه کوهون از تعدادی نود (نرون) تشکیل شده است. هر نود دارای برداری از وزنها میباشد. ابعاد این بردار با ابعاد فضای ورودی برابر است. پس از آموزش شبکه هر ناحیه از نودهای شبکه به الگوهای خاصی از داده های ورودی واکنش نشان میدهند. روش آموزش شبکه یادگیری رقابتی است. وقتی نمونه آموزشی جدید به شبکه اعمال میشود فاصله اقلیدسی آن از بردار وزن تمام نودهای شبکه حساب میشود. نرونی که بردار وزنش بیشترین شباهت را با بردار ورودی داشته باشد برنده است. این نرون بهترین واحد تطبیق شده نامیده میشود (BMU¹). بردار وزن نرون برنده و همسایه هایش در شبکه کوهون در راستای نزدیک شدن به بردار ورودی تغییر میکنند. میزان تغییرات بر اساس زمان و فاصله از BMU کاهش مییابد. وزنه‌های هر نرون مطابق فرمول ۲ به روزرسانی میگردند.

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \theta(v,t)\alpha(t)(X(t) - W_i(t)) \quad (2)$$

که $\alpha(t)$ نرخ یادگیری کاهشی و $X(t)$ بردار ورودی میباشد. تابع همسایگی بستگی $\theta(v,t)$ ، وابسته به فاصله بین نرون i و BMU در شبکه است. همچنین شعاع همسایگی و نرخ یادگیری در طول زمان توسط فرمولهای ۳ و ۴ کاهش مییابند.

$$\alpha(t) = \alpha_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right), \quad t = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

که t شماره تکرار و λ مقدار ثابت و α_0 نرخ یادگیری اولیه میباشد.

$$\theta(t) = \exp\left(-\frac{dist^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (4)$$

که $dist$ فاصله نود از BMU و $\sigma(t)$ با استفاده از فرمول ۵ محاسبه میشود.

$$\sigma(t) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right) \quad t = (1, 2, 3, \dots) \quad (5)$$

در این فرمول σ_0 عرض شبکه در زمان t_0 و λ مقدار ثابت و t شماره تکرار جاریست.

۲.۲ اعداد فازی

¹ - Best Matching Unit

بر خلاف داده های قطعی معمولی که مقدار دقیقی دارند عدد فازی عددی است که مقدار آن غیر صریح و مبهم است. اگر \tilde{A} یک عدد فازی باشد آنگاه مجموعه Alpha-cut آن به صورت $\tilde{A}_\alpha = \{x: \mu_{\tilde{A}} \geq \alpha\}$ تعریف میشود و با یک بازه بسته به صورت $\tilde{A}_\alpha = [A_\alpha^L, A_\alpha^U]$ نشان داده میشود و $\alpha \in [0,1]$.

۲.۲.۱ فاصله دو عدد فازی

برای محاسبه فاصله بین دو عدد فازی فرمولهای متعددی پیشنهاد شده است. در این بخش چند نمونه معرفی میشود. اگر \tilde{A} و \tilde{B} دو عدد فازی باشند فاصله Hausdorff به کمک فرمول ۶ تعریف میشود [7]:

$$d_F[\tilde{A}, \tilde{B}] = \max\left\{ \left| \tilde{A}_\alpha^L - \tilde{B}_\alpha^L \right|, \left| \tilde{A}_\alpha^U - \tilde{B}_\alpha^U \right| \right\} \quad (۶)$$

معیار دیگری از فاصله Hathway است. فرض کنید $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ و $\tilde{B} = (b_1, b_2, b_3, b_4)$ دو عدد فازی باشند که a_1 مرکز و a_2 قطر درونی و a_3 شعاع بیرونی چپ و a_4 شعاع بیرونی راست باشد. آنگاه فاصله Hathway مطابق فرمول ۷ محاسبه میشود [8].

$$d_h(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + (a_3 - b_3)^2 + (a_4 - b_4)^2} \quad (۷)$$

معیار Yang ، معیار دیگری برای محاسبه فاصله است. که برای تمام اعداد فازی به فرم LR که به صورت زیر تعریف شده اند قابل استفاده است. عدد فازی \tilde{X} با تابع عضویت $\mu_{\tilde{X}}(x)$ ای به صورت (۸) یک عدد به فرم LR میباشد. در شکل ۱ نمونه های مختلفی از اعداد فازی به فرم LR را مشاهده میکنید.

$$\mu_{\tilde{X}}(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m_1 - x}{\alpha}\right) & \text{for } x \leq m_1 \\ 1 & \text{for } m_1 \leq x \leq m_2 \\ R\left(\frac{x - m_2}{\beta}\right) & \text{for } x \geq m_2 \end{cases} \quad (۸)$$

برای دو عدد فازی \tilde{A} و \tilde{B} فاصله Yang به صورت زیر تعریف میشود.

$$d_f^2(\tilde{A}, \tilde{B}) = \frac{1}{4} \left(g_-^2 + g_+^2 + (g_- - (a_3 - b_3))^2 + (g_+ - (a_4 - b_4))^2 \right) \quad (۹)$$

که $g_+ = 2(a_1 - b_1) + (a_2 - b_2)$ و $g_- = 2(a_1 - b_1) - (a_2 - b_2)$

۲.۲.۲ جمع و تفاضل دو عدد فازی

برای دو عدد فازی \tilde{A} و \tilde{B} که $\tilde{A}_\alpha = [A_\alpha^L, A_\alpha^U]$ و $\tilde{B}_\alpha = [B_\alpha^L, B_\alpha^U]$ مجموعه های α -cut آنها باشند، جمع این دو، خود یک عدد فازی است که مجموعه α -cut آن به ازای تمام $\alpha \in [0,1]$ به صورت زیر تعریف شود:

$$(A + B)_\alpha = [A_\alpha^L + B_\alpha^L, A_\alpha^U + B_\alpha^L] \quad (10)$$

تفاضل این دو نیز یک عدد فازی است با مجموعه α -cut ای که در فرمول ۱۱ مشخص شده است. به ازای تمام $\alpha \in [0,1]$.

$$(A - B)_\alpha = [\min(A_\alpha^L - B_\alpha^L, A_\alpha^U - B_\alpha^U), \max(A_\alpha^L - B_\alpha^L, A_\alpha^U - B_\alpha^U)] \quad (11)$$

۳. شبکه خود سازمانده کوهونن برای کار با داده های فازی

همانطور که گفته شد در شبکه پیشنهادی داده های ورودی و وزنها به صورت عدد فازی در نظر گرفته شده اند. آموزش شبکه شامل گامهای زیر است که به دفعات زیاد تکرار میشود:

I. بردار وزن تمام نودها با اعداد تصادفی مقدار دهی اولیه میشود. وزنها اعداد فازی هستند که برای سادگی در این مقاله آنها را به صورت عدد فازی مثلی در نظر میگیریم.

II.

$$W_i = [(w_{11}, w_{12}, w_{13}), (w_{21}, w_{22}, w_{23}), \dots, (w_{n1}, w_{n2}, w_{n3}),]^T \quad (12)$$

III. یک بردار به صورت تصادفی از مجموعه داده های ورودی انتخاب شده و به شبکه اعمال می شود. هر مقدار در این بردار یک عدد فازی است.

IV. فاصله بردار وزن تمام نودها با بردار ورودی محاسبه می شود تا نرون برنده پیدا شود (BMU^2). میتوان از معیارهای مختلف فاصله فازی که در بخش ۲.۲.۱ معرفی شده است استفاده کرد.

V. شعاع همسایگی محاسبه می شود. شعاع همسایگی در ابتدا با مقدار بزرگی مقدار دهی اولیه می شود (شعاع شبکه) و در هر مرحله کاهش می یابد (فرمول ۴). این مرحله مشابه کوهونن قبلی است.

VI. بردار وزن نرون برنده و همسایگانش (که در مرحله قبل پیدا شده اند) در راستای نزدیک شدن به بردار ورودی تغییر می کند (فرمول ۱۳). هرچه فاصله از BMU کمتر باشد تغییرات بیشتر خواهد بود. فرمول به روز رسانی مانند قبل است با این تفاوت که جمع و تفریق در اینجا عملگرهای فازی هستند که در بخش ۲ توضیح داده شده اند

$$\tilde{W}_{ij}(t+1) = \tilde{W}_i(t) + \theta(v, t)\alpha(t)(\tilde{X}(t) - \tilde{W}_i(t)) \quad (13) \quad VII$$

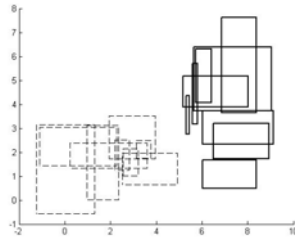
VIII. اگر تعداد تکرار به N نرسیده به مرحله II برگرد.

۴. آزمایشها

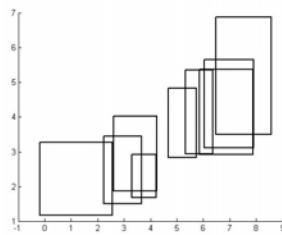
آزمایش ۱: در این آزمایش فضای ورودی دو بعدی و شبکه کوهونن $3*3$ در نظر گرفته شده است. تعدادی داده تصادفی در دو کلاس مختلف تولید شده است. شبکه در این حالت به خوبی وزن نرونها را تغییر داده است به گونه ای که الگوهای موجود در داده

² - Best Matching Unit

های ورودی به خوبی در وزنها نیز مشهود است. برای نمایش این مسئله هر عدد فازی دو بعدی را به صورت یک مستطیل نمایش داده ایم. شکل ۱ داده های ورودی و شکل ۲ وزن نرونها را نمایش می دهد. همانطور که در شکل ۲ می بینید مقدار وزنها و نحوه توزیع آنها کاملاً شبیه به داده های ورودی شده است.



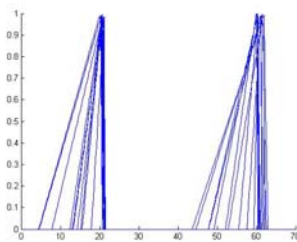
شکل ۱- توزیع داده های ورودی



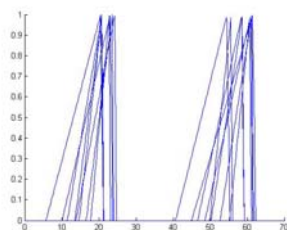
شکل ۲- توزیع وزن نرونها پس از آموزش شبکه. الگوهای موجود در داده های ورودی به خوبی در وزنها نیز مشهود است

آزمایش ۲: برای بررسی شباهت وزن نرونها و داده های ورودی از نظر تقارن یا عدم تقارن این آزمایش انجام شده است. در یک فضای ورودی تعدادی عدد فازی تصادفی در دو کلاس مختلف ایجاد شده است به گونه ای که این اعداد فازی نامتقارن باشند. به عبارت دیگر فاصله کران پایین تا مرکز بیشتر از فاصله کران بالا از مرکز مثلث باشد. شکل ۳ این داده ها را نمایش می دهد پس از آموزش شبکه مشاهده میشود که وزن نرونها نیز همین الگو را پیدا میکنند (شکل ۴). به عبارت دیگر میتوان مشاهده کرد که وزنها و وزنها نیز همانند داده ها در سمت راست قطعیت داشته و دارای ابهام بیشتری در سمت چپ میباشند.

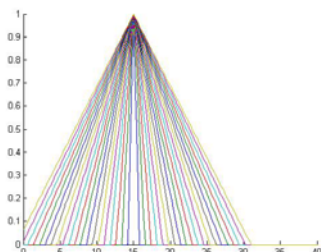
آزمایش ۳: همانطور که قبلاً گفته شد خوشه بندی تنها هدف شبکه کوهونن نیست. در این آزمایش نشان دادیم که حتی اگر داده های فازی درون هم واقع شوند، روش پیشنهادی این امکان را دارد که الگوهای موجود در داده ها را پیدا کرده و کاهش بعد ایجاد کند. شکل های ۵ و ۶ نمایانگر این ادعا می باشند.



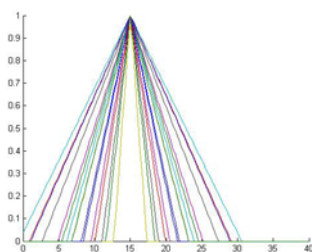
شکل ۳- داده های ورودی به فرم فازی مثلثی نامتقارن



شکل ۴- وزن نرونهای شبکه پس از آموزش



شکل ۵- داده های فازی که درون هم واقع شده اند



شکل ۶- وزنهای شبکه پس از آموزش

۵. نتیجه گیری

در این مقاله نسخه جدیدی از شبکه خود سازمانده کوهون معرفی شد که قابلیت دریافت داده ورودی به فرم فازی را نیز دارد. در این روش وزنهای فازی به صورت فازی تعریف میشوند. برای ارزیابی شباهت از فاصله های فازی استفاده شده است از جمله فاصله Hausdorff و Hathway و Yang. به روز رسانی وزنهای فازی به کمک فرمول استاندارد کوهون انجام شده است با این تفاوت که عمگرهای جمع و تفریق، فازی در نظر گرفته شده اند. آزمایشها نشان میدهد که شبکه جدید میتواند الگوهایی به فرم فازی را دریافت کرده آنها را به درستی خوشه بندی کند. از طرف دیگر از آنجاییکه وزنهای فازی را حفظ کنند، میتوان برای کاهش بعد نیز از این شبکه استفاده کرد.

مراجع

- [1] Chen.Kue Tsao, E., Bezdek, J. C., Pal, N.R., *Fuzzy Kohonen Clustering Networks*, Pattern Recognition 27 (1994) 757-764.
- [2] Elmalek, J., & Tourki, R. A, *speaker independent Arabic isolated spoken digits recognition system using fuzzy Kohonen clustering network. In A.* (1999).
- [3] Yanqing Yang, Zhenhong Jia, Chun Chang, Xizhong Qin, Tao Li, Hao Wang, Junkai Zhao, *An Efficient Fuzzy Kohonen Clustering Network Algorithm*, fskd, vol. 1, pp.510-513, 2008 Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2008
- [4] Xie, Weixin; Li, Wenhua.; Gao, Xinbo, *Fuzzy-Kohonen-clustering neural network trained by genetic algorithm and fuzzy competition learning*, International Conference on Intelligent Manufacturing, Proc. SPIE Vol. 2620, p. 493-498, 08/1995.
- [5] Hsiao-Fan Wang, *Intelligent Data Analysis: Developing New Methodologies Through Pattern Discovery and Recovery*, Information Science Reference, 2009, pp: 110-112.
- [6] Andreas Tenhagen, Ulrich Sprekelmeyer, Wolfram-M. Lippe , *On the combination of Fuzzy Logic and Kohonen nets*, IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, 2001. Joint 9th, vol. 4, pp: 2144-2149. 2001.
- [7] Jing TIAN, Ming-Hu Ha, Jun-Hua Li, Da-Zeng Tian, *The Fuzzy- Number Based Key Theorem of Statistical Learning Theory*, IEEE, Proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp: 3475-3479, 2006.

[8] R.J. Hathaway, J.C. Bezdek, W. Pedrycz, *A parametric model for fusing heterogeneous fuzzy data*, IEEE Trans. Fuzzy Systems, pp: 270–281, 1996.

آزاده سلطانی*، گروه کامپیوتر- دانشگاه فردوسی مشهد
آدرس پست الکترونیکی: Soltani.az@stu-mail.um.ac.ir

هادی صدوقی یزدی، گروه کامپیوتر- دانشگاه فردوسی مشهد
آدرس پست الکترونیکی: h-sadoghi@um.ac.ir

سهیلا اشک زری طوسی، گروه کامپیوتر- دانشگاه فردوسی مشهد
آدرس پست الکترونیکی: Soheila.ashkezari@stu-mail.um.ac.ir

مجتبی روحانی، گروه برق-دانشگاه آزاد، واحد گناباد
آدرس پست الکترونیکی: m.rouhani@ieee.org

*سخنران