

تعیین سهم الگوهای مختلف مصرف از بار فیدر با استفاده از خوشبندی سری های زمانی

جواد زلقی

شرکت توزیع نیروی برق خوزستان، خوزستان، ایران

javad.zalaqi@gmail.com

علیرضا حاتمی

استادیار گروه برق، دانشگاه بولوی، همدان، ایران

hatamisharif@gmail.com

سعید هیبت‌الله پور

شرکت توزیع نیروی برق خوزستان، خوزستان، ایران

sssf.1355@gmail.com

میثم ابوالپور

شرکت توزیع نیروی برق خوزستان، خوزستان، ایران

maysamabolpour@yahoo.com

چکیده

داده‌ها و الگوهای قابل استخراج از بین آنها، از مهمترین شاخص‌های دنیای اطلاعات هستند و داده‌کاوی یکی از پرکاربردترین روش‌هایی است که می‌تواند الگوهای مفید در داده‌ها را با حداقل دخالت کاربران شناسایی کند. خوشبندی به عنوان یکی از روش‌های داده‌کاوی، مناسب‌ترین روش برای کار با داده‌ها و استخراج الگوهای موجود در آنها می‌باشد. امروزه با اندازگیری هوشمند، امکان پردازش غیرمتتمرکز داده‌ها و نیز مخابرات وسیع برای تحويل اطلاعات به صورت آنی مهیا شده تا به وسیله تحلیل اطلاعات، انرژی مورد نیاز شبکه توزیع پیش‌بینی شود.

در پژوهش حاضر، ابتدا کاربرد و روش‌های مختلف خوشبندی در سری‌های زمانی مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت و همچنین نحوه‌ی جمع‌آوری داده‌های مصرف کنندگان مورد بررسی قرار می‌گیرد تا با روش‌های مختلف و متنوعی که وجود دارد الگوی بار مشترکین مختلف با توجه به سوابق آنها در سیستم، استخراج گردد. یک روش بهینه‌ی خوشبندی مطرح می‌شود و سپس با استفاده از شبکه عصبی MLP به تعیین سهم خوشبندی‌ها از بار فیدر می‌پردازد.

وازگان کلیدی: داده‌کاوی، خوشبندی، فیدر، الگوهای بار، سری‌های زمانی.



۲. خوشبندی K-means

K-means از یک فرایند تکرار استفاده می کند که مشتریان یا بارهای مصرفی را به گروههایی براساس فاصله بین خود و مرکز خوشبندی اختصاص می دهد. در ابتدا، مراکز خوشبندی به صورت تصادفی در مجموعه داده های نمونه انتخاب می شوند. سپس فاصله بین مشتری نمونه و مراکز خوشبندی محاسبه می شود تا مشتریان یا بار مصرفی به هر خوشبندی با کمترین فاصله اختصاص داده شود. سپس مرکز خوشبندی افزودن یک مشتری یا بار جدید دوباره محاسبه می شود.

معادله ۱ الگوریتم k-means را که مجموعه ای از مشاهدات x_1, x_2, \dots, x_n را ارائه می دهد، که در آن هر یک از مشاهدات یک بردار d -dimensional k-means خوشبندی با هدف تقسیم بندی n مشاهدات به $k \leq n$ مجموعه $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ است به طوری که مجموع مربع اختلاف از میانگین (یعنی واریانس) برای هر خوشبندی حداقل شود [۷]. بنابراین تعریف می شود:

$$\sum_{j=1}^k \sum_{n \in S_j} \|x_n - \mu_j\|^2 \quad (1)$$

۳. شبکه های عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی، جزء دسته از سیستم های دینامیکی هستند که با پردازش داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده ها را به ساختار شبکه منتقل می کنند. به همین خاطر به این سیستم ها، هوشمند می گویند؛ چرا که بر اساس محاسبات روی داده های عددی، قوانین کلی را فرا می گیرند. این سیستم های مبتنی بر هوش محاسباتی سعی در مدل سازی ساختار عصبی مغز دارند. شبکه های هوشمند عصبی که به عنوان یک انفجار بزرگ در طی چند دهه اخیر مطرح شده اند، بطور موفقیت آمیزی در حل محدوده بسیار وسیعی از مسائل کاربرد گسترش یافته اند. در واقع هر جا که مسأله برآورد،

۱. مقدمه

داده کاوی یکی از مهمترین این روش ها است که به وسیله آن الگوهای مفید در داده ها با حداقل خالص کاربران شناخته می شوند و اطلاعاتی را در اختیار کاربران و تحلیلگران قرار می دهد تا براساس آنها تصمیمات مهم و حیاتی را اتخاذ کنند. داده کاوی به معنای استخراج دانش از حجم عظیم داده هاست و به عنوان مهمترین مرحله در فرایند کشف دانش معرفی شده است؛ به تعبیر دیگر داده کاوی به عنوان فرایند کشف و استخراج الگوهای پنهان از حجم بالایی از داده ها تعریف می شود [۱-۳]. امروزه داده کاوی یک گام اساسی در فرآیند کشف دانش در پایگاه های داده می دانند [۴]. استفاده روزافزون از داده های زمانی، به ویژه داده های سری زمانی، تلاش های مختلف تحقیق و توسعه در زمینه داده کاوی را آغاز کرده است.

خوشبندی که یکی از روش های داده کاوی می باشد، از لحاظ فنی یک یادگیری بدون ناظر است که شامل یافتن خوشبندی هایی است که حداقل واریانس را با یکدیگر دارند، در حالی که گروه های زمان بندی شده در هر خوشبندی دارای حداقل واریانس با یکدیگر هستند [۵]. معمولاً تائین کنندگان بزرگ برق از خوشبندی برای دسته بندی کردن مشتری هایی که دارای ویژگی های الکتریکی مشابه هستند استفاده می کند [۶].

این مقاله با مقایسه دو روش خوشبندی k-means و SOM^۱ با استفاده از شاخص DB^۲ که نسبت فاصله بین خوشبندی (یعنی میانگین فاصله همه الگوهای در خوشبندی مرکز خوشبندی) تقسیم بر فاصله بین خوشبندی (یعنی فاصله بین مراکز خوشبندی مختلف) بیان می کند به ارزیابی این روش ها برای دسته بندی مشترکین برق یک فیدر توزیع می پردازد و سهم خوشبندی های مختلف مصرف را از بار فیدر با استفاده از شبکه عصبی MLP بدست می آورد.

پیشگویی، طبقه بندی و یا کنترل لازم بوده، شبکه های عصبی به نوعی در آنجا مطرح شده اند [۸-۱۰].

شبکه های عصبی بطور معمول در صنعت برق برای پیش بینی تقاضا مورد استفاده قرار می گیرند [۱۱]. یک عبارت ریاضی برای یک نورون تک ورودی در یک شبکه در معادله ۲ زیر نشان داده شده است که در آن سه عملیات متسابق عملیاتی در حال وقوع هستند [۱۲].

$$a = f(w_p + b) \quad (2)$$

اول، ورودی اسکالر p با وزن اسکالر w برای تولید w_p ضرب می شود. دوم، ورودی w_p به شبکه اسکالر b برای ایجاد ورودی خالص اضافه می شود. در نهایت، ورودی خالص از طریق تابع انتقال f منتقل می شود که خروجی اسکالر a را تولید می کند. اسامی داده شده به این سه فرآیند عبارتند از: عملکرد وزن، عملکرد ورودی خالص و عملکرد انتقال. از مهم ترین انواع شبکه های عصبی میتوان به شبکه عصبی SOM و MLP اشاره کرد.

۴. مشخصات فیدر

مجموعه داده های فیدر مورد مطالعه، توسط گروه یکپارچه سازی سیستم های توزیع به عنوان بخشی از مطالعه در مورد ضریب نفوذ بالا PV خورشیدی در شبکه توزیع، جمع آوری شده است [۱۳]. فیدر مورد نظر از میان ۲۴ فیدر طبقه بندی شده ای آزمایشگاه ملی شمال غربی اقیانوس آرام (PNNL) انتخاب شده است [۱۴]. این فیدر با نام اختصاصی R1-12.47-4 نماینده یک منطقه حومه شهری در سواحل غربی کشور امریکا می باشد و عمدتاً از خانه های تک خانواره و بارهای سنگین تجاری تشکیل شده است. شبکه توزیع این فیدر رو باز نیست و ۱۰۰٪ زیر زمین می باشد. اکثریت بارها در نزدیکی پست قرار دارند. داده ها شامل بار ساعتی در طول یک سال از ۵۰ ترانسفورماتور تجاری و مسکونی هستند و در سال ۲۰۰۹ جمع آوری شده اند. بارهای ترانسفورماتور های تجاری به تفکیک هر فاز مورد ارزیابی قرار می گیرند. در جدول ۱ مشخصات فیدر ارائه شده است.

جدول ۱- مشخصات فیدر

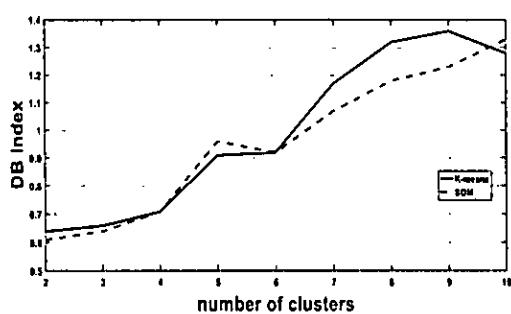
نقطه انشتاب	۳۰۲
(KV)	ولتاژ
(KW)	بار
تنظیم کننده های ولتاژ	.
ریکلووزر	.
ترانسفورماتورهای مسکونی	۲۸
ترانسفورماتورهای تجاری	۱۲
ترانسفورماتورهای صنعتی	.
ترانسفورماتورهای کشاورزی	.

شبیه سازی در این مقاله با استفاده از برنامه matlab R2016a صورت گرفته است.

۵. نتایج شبیه سازی

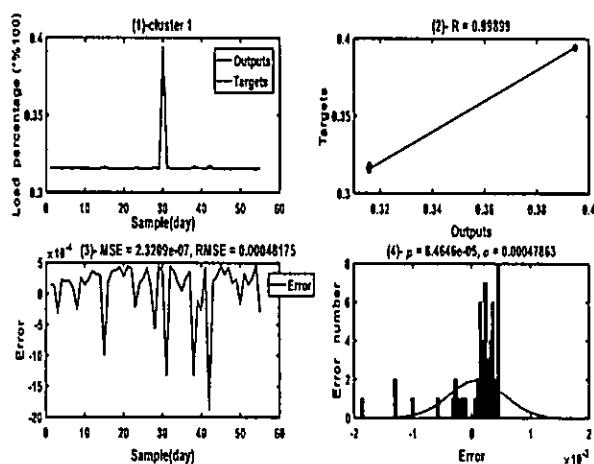
۱. خوشبندی ترانسفورماتورهای مسکونی

از طریق شاخص DB مطابق شکل به بررسی دو روش SOM و k-means پرداخت شد و شکل ۱ عملکرد بهتر SOM را در زمانی که تعداد خوشبندی ها برابر با دو می باشند را نشان می دهد.



شکل (۱): شاخص DB برای پروفایل های مسکونی بنابراین نحوه خوشبندی پروفایل های روزانه در طول یک سال ترانسفورماتورهای مطابق شکل ۲ خواهد بود.

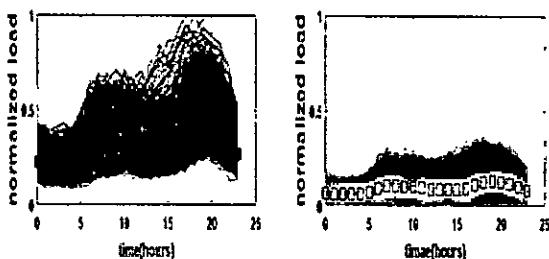
برای خوشی نمونه(خوش ۱) نشان می دهد که بیان گر دقت مطلوب شبکه عصبی در تعیین سهم خوش از بار فیدر می باشد و جدول ۲ میانگین درصد سهم بار خوش از بار فیدر در ماههای سال را نشان می دهد که نشان دهنده تغییرات در مصرف خوشها در ماههای مختلف است.



شبکه(۵): ارزیابی عملکرد شبکه عصبی MLP برای تعیین سهم خوش یکم از بار فیدر

جدول (۲): میانگین درصد سهم ماهانه از بار خوشها از بار فیدر

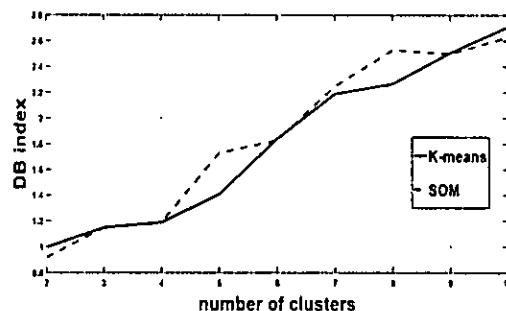
ماه	مسکونی-خوش ۱		مسکونی-خوش ۲		تجاری-خوش ۱		تجاری-خوش ۲	
	سهم	بیش	سهم	بیش	سهم	بیش	سهم	بیش
ژانویه	۲۷/۶	۲۷/۸	۲۱/۵	۲۱/۴	۲۷/۱	۲۷/۲	۱۸/۲	۱۸/۲
فوریه	۲۲	۲۷/۴	۲۱/۹	۲۱/۶	۲۶/۴	۲۶/۵	۱۷/۲	۱۷/۲
مارس	۲۰/۹	۲۰/۷	۲۰/۲	۲۰/۵	۲۷/۲	۲۱/۴	۱۷	۱۷/۱
آوریل	۲۹/۷	۲۹/۵	۱۹/۵	۱۹/۷	۲۲/۵	۲۲/۷	۱۸	۱۷/۹
مه	۲۹/۹	۲۹/۸	۱۹/۴	۱۹/۵	۲۲	۲۲/۱	۱۷/۶	۱۷/۵
ژوئن	۲۰/۲	۲۰/۴	۱۷/۵	۱۷/۵	۲۲/۲	۲۲	۱۷	۱۶/۸
ژوئیه	۲۲/۷	۲۲/۷	۲۰/۲	۲۰/۲	۲۰	۲۰/۲	۱۶/۱	۱۶/۰
اوت	۲۰	۲۰/۱	۲۰/۱	۱۷/۹	۲۲/۸	۲۲/۹	۱۶	۱۵/۹
سپتامبر	۲۷/۹	۲۹/۸	۱۷/۷	۱۷/۸	۲۲	۲۲/۲	۱۷/۲	۱۷
اکتبر	۲۷/۱	۲۷/۲	۱۷/۸	۱۷/۷	۲۵	۲۵/۱	۱۸	۱۷/۸
نوامبر	۲۱	۲۰/۹	۲۰/۴	۲۰/۵	۲۰	۲۰/۱	۱۷/۲	۱۷/۳
دسامبر	۲۰/۷	۲۰/۷	۲۱/۲	۲۱/۴	۲۲/۲	۲۲/۱	۱۷/۵	۱۷/۵



شکل(۲): خوشبندی ترانسفورماتورهای مسکونی

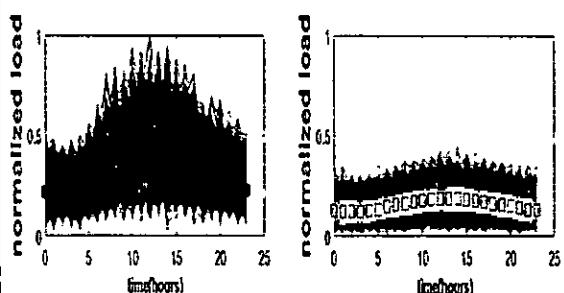
b. خوشبندی ترانسفورماتورهای تجاری

همچنین برای ترانسفورماتورهای تجاری شاخص DB مطابق شکل ۳ به بررسی دو روش SOM و k-means پرداخت شد و شکل ۳ عملکرد بهتر SOM را در زمانی که تعداد خوشها برابر با دو می باشند را نشان می دهد.



شکل(۳): شاخص DB برای پروفایل های تجاری

بنابراین نحوه خوشبندی پروفایل های روزانه در طول یک سال ترانسفورماتورهای مطابق شکل ۴ می باشد.



شکل(۴): خوشبندی ترانسفورماتورهای تجاری

c. تعیین درصد سهم خوشها از بار فیدر

در این بخش سهم خوشها برای بدست آمده از بار فیدر برای سال ۲۰۰۹ بدست می آید. شکل ۵ عملکرد شبکه عصبی

- [11] H. K. Alfares and M. Nazcruddin, "Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods," International Journal of Systems Science, vol. 33,
- [12] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, "Neural Network Toolbox TM User's Guide." R2013a ed., Matlab.
- [13] Hoke, Anderson, et al. "Steady-state analysis of maximum photovoltaic penetration levels on typical distribution feeders." IEEE Transactions on Sustainable Energy 4.2 (2013): 250-257.
- [14] Schneider, Kevin P., et al. Modern grid initiative distribution taxonomy final report. No. PNNL-18035. Pacific Northwest National Laboratory (PNNL), Richland, WA (US), 2008.

۶. بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از خوشه‌بندی که یکی از روش‌ها داده‌کاوی برای تحلیل داده‌ها با حجم زیاد می‌باشد به بررسی الگوهای بار یک فیدر شبکه توزیع پرداخت شد. دو روش خوشه‌بندی SOM و k-means مورد ارزیابی قرار گرفت و خوشه‌های بهینه برای هر کلاس مصرف بدست آمد. در پایان با استفاده از شبکه عصبی MLP سهم هر خوشه از بار فیدر به تفکیک هر ماه بدست آمد که نشان دهنده‌ی تغییرات در میزان مصرف خوشه‌های است و از نتایج این مقاله می‌توان برای اهداف مدیریت مصرف استفاده کرد.

۷. منابع

- [1] Bose, I.; Mahapatra, R.K. .2001 . "Business Data Mining – a Machine Learning Perspective".Information System, 39, 3, 211-225.
- [2] Han, J.; Kamber, M. . 2006 "Data Mining, Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann publisher, second edition.
- [3] Frawley, W.j.; Piatetsky-Shapiro, G.; Matheus, C.J; 1992. "Knowledge Discovery in databases:an Overview", AI Magazine,13, 3, 57-7..
- [4] Jiawei Han, Micheline Kamber, Data Mining: Concepts and Techniques, London: Academic Press, 5, 2001
- [5] Vasimalla, Kumar. "A survey on time series data mining." International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering (IJIRCCE) 2 (2014): 170-179
- [6] V. Figueiredo, F. Rodrigues, Z. Vale, and J. B. Gouveia, "An Electric Energy Consumer Characterization Framework Based on Data Mining Techniques."IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20, no. 2, pp. 596–602, May 2005
- [7] McLoughlin, Fintan. "Characterising domestic electricity demand for customer load profile segmentation." (2013).
- [8] Howard Demuth, Mark Beale, "Neural Network Toolbox for Use with MATLAB", The MathWorks, Inc., 2002.
- [9] L.P.J. Veelenturf, "Analysis and Applications of Artificial Neural Networks", Prentice Hall International, 1995.
- [10] B. Krose, Patrick Smagt, "An Introduction to Neural Networks", University of Amsterdam, 8th ed., 1996.