به کارگیری روشهای دسته‌بندی الگو در تقسیم سیستم قدرت به نواحی کنترل ولتاژ و مقایسهٔ نتایج آنها

محمداسماعیل همدانی گلشن*، حسن قوجه‌بکلو* و حسین سیفی**
دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان
دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

(دریافت مقاله: ۷۹/۲/۱٤ – دریافت نسخه نهایی: ۸۰/۹/۲۰)

چکیده : یافتن بخشی از سیستم قدرت که به فروپاشی نزدیک می‌شود، یکی از اهداف تحلیل پایداری ولتاژ است. این بخش که ناحیهٔ ضعیف[1] از نظر پایداری ولتاژ نامیده می‌شود، یک ناحیه کنترل ولتاژ[2] است. تعیین این ناحیه و نواحی کنترل ولتاژ مجاورش، از اهمیت خاصی در بهبود پایداری ولتاژ برخوردار است.

تعیین ناحیه ضعیف ولتاژ برای طراحی به هنگام کنترل تصحیحی[3] نیازمند روشی به اندازهٔ کافی سریع و دقیق است. به این منظور در این مقاله با اختصاص بردارهایی به هر باس سیستم قدرت که وضعیت این باسها را از نظر پایداری ولتاژ منعکس می‌کنند و با استفاده از روشهای دسته‌بندی همچون شبکهٔ عصبی کوهنن[4]، الگوریتم C-Means فازی[5] و الگوریتم کوهنن فازی[6]، نواحی کنترل ولتاژ سیستم قدرت در هر شرایط کاری تعیین می‌شود. همچنین مزایای روش پیشنهادی نسبت به روشهای مرسوم همچون تعیین همزمان باسهای PQ و PV متعلق به ناحیه ضعیف، تعیین ناحیه ضعیف بدون نیاز به مدل سیستم و تعیین ناحیه ضعیف در همه شرایط سیستم اعم از نزدیک بودن یا دور بودن به نقطهٔ ناپایداری نشان داده می‌شود. به علاوه با مقایسه نتایج حاصل از به کارگیری این روشهای دسته‌بندی مشاهده می‌شود که شبکهٔ عصبی کوهنن با توپولوژی دوبعدی از نظر آسانی به کارگیری و دقت نتایج حاصل ابزار مناسبی برای تقسیم سیستم قدرت به نواحی کنترل ولتاژ است و بر روشهای C-Means فازی و کوهنن فازی برتری است.

واژگان کلیدی : پایداری ولتاژ، ناحیه ضعیف ولتاژ، ناحیه کنترل ولتاژ، کنترل تصحیحی، دسته‌بندی الگو، شبکهٔ عصبی کوهنن، الگوریتم C-Means فازی، الگوریتم کوهنن فازی.

Application of Pattern Recognition Algorithms for Clustering Power System to Voltage Control Areas and Comparison of Their Results

M. E. Hamedani Golshan, H. Ghoudjehbaklou and H. Seifi
Department of Electrical and Computer Engineering, Isfahan University of Technology
Department of Engineering, Tarbiat Modarres University

Abstract: ***Finding the collapse susceptible portion of a power system is one of the purposes of voltage stability analysis. This part which is a voltage control area is called the voltage weak area. Determining the weak area and adjecent voltage control areas has special importance in the improvement of voltage stability. Designing an on-line corrective control requires the voltage weak area to be determined by a sufficiently rapid and precise method. In this paper, a new algorithm based on assigning a vector to***

---

* – استادیار ** – دانشیار

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

each power system bus is presented. These vectors indicate buses conditions from the viewpoint of voltage stability. In this new method, using the clustering methods such as kohonen neural network, fuzzy C-Means algorithm and fuzzy kohonen algorithm, voltage control areas are determined The proposed method has advantages such as determining PV and PQ buses which belong to the weak area simultanously, under all operating conditions and without a need to system model. Also by comparing the results of applying clustering methods, it has been observed that, due to simplicity of implementation and precision of the results, the two dimensional kohonen neural network is a more suitable tool for clustering power system to voltage control areas than the fuzzy C-Means and fuzzy kohonen methods.

Keywords: *Voltage stability, Voltage weak area, Voltage control area, Corrective control, Pattern recognition, Kohonen neural network, Fuzzy C-Means algorithm, Fuzzy Kohonen algorithm.*

فهرست علائم

C	تعداد دسته‌ها	ΔQ_i	تغییر توان راکتیو تولیدی باس i ام در اثر تغییر نقطهٔ کار
d_{ik}	فاصلهٔ اقلیدسی مشاهدهٔ k ام از دستهٔ i ام		
d_{Jk}	حداقل مقدار d_{ik} ها		
E_t	مجموع مربعات نرم اختلاف بردارهای وزنی در تکرار t و t-1	t	شمارهٔ تکرار
		t_{max}	حداکثر مقدار تکرار
G	ماتریس مثبت معین متقارن P×P (٤)	V_0	وزنهای ابتدایی در الگوریتم شبکه عصبی کوهنن و مراکز اولیه دسته‌ها در الگوریتم C-Means فازی
K	مجموعهٔ خطوطی که از طریق آنها توان راکتیو به باس i تحویل می‌گردد (برای هر باس PQ) و خطوطی که توسط آنها توان راکتیو از باس i به سیستم قدرت تحویل می‌شود (برای هر باس PV) (٢)	V_{t-1}	وزنها در الگوریتم شبکه عصبی کوهنن و مراکز دسته‌ها در الگوریتم C-Means فازی در تکرار t-1
		V_t	وزنها در الگوریتم شبکه عصبی کوهنن و مراکز دسته‌ها در الگوریتم C-Means فازی در تکرار t
m	پارامتر فازی‌سازی در الگوریتم C-Means فازی (٤)	$\underline{V}_{i,t}$	بردار وزنی مربوط به دسته i ام در تکرار t ام (٣)
m_0	ثابت مثبت بزرگتر از ١ (٨)	ΔV_i	تغییر اندازه ولتاژ باس i ام در اثر تغییر نقطهٔ کار (١)
m_t	پارامتر متغیر m در الگوریتم کوهنن فازی (٧)	X	مجموعهٔ داده‌ها
R	شعاع همسایگی	$\underline{x}_k$	مشاهدهٔ k ام (٣)
$P_{1,i}$	عضو اول بردار متناظر با باس i ام مورد استفاده در دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت به نواحی کنترل ولتاژ (١)	x_{kj}	عضو j ام مشاهدهٔ $\underline{x}_k$
		α_0	نرخ یادگیری اولیه
		α_t	نرخ یادگیری در تکرار t ام (٣)
$P_{2,i}$	عضو دوم بردار متناظر با باس i ام مورد استفاده در دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت به نواحی کنترل ولتاژ (٢)	$\alpha_{ik,t}$	نرخ یادگیری در الگوریتم کوهنن فازی در تکرار t ام (٧)
		ε	ثابت مثبت کوچک
Q_{ij}^{loss} (new)	تلفات توان راکتیوخط j ام متعلق به مجموعه k و متصل به باس i ام در نقطهٔ کار فعلی (٢)	μ_{ik}	درجه عضویت مشاهدهٔ k ام در دسته i ام (٦)
Q_{ij}^{loss} (old)	تلفات توان راکتیوخط j ام متعلق به مجموعه k و متصل به باس i ام در نقطهٔ کار قبلی (٢)	$\mu_{ik,t}$	درجه عضویت مشاهدهٔ k ام در دسته i ام در تکرار t (٧)

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

۱- مقدمه

حفظ پایداری ولتاژ یک سیستم قدرت در همهٔ شرایط ضروری است. به علاوه به منظور پایدار ماندن در پی پیشامدهای محتمل و یا افزایش بار لازم است سیستم قدرت دارای امنیت ولتاژ[۷] کافی نیز باشد. برای جلوگیری از ناپایداری و یا افزایش امنیت ولتاژ، وسایل کنترلی متعددی می‌توان به کار گرفت اما تنها تعدادی از آنها تأثیر لازم را دارند. ناپایداری ولتاژ یک پدیدهٔ محلی است که ابتدا در ناحیه ضعیف ولتاژ رخ می‌دهد و سپس به بقیه سیستم گسترش می‌یابد. اگر در هر شرایط کار سیستم قدرت، ناحیه ضعیف و نواحی کنترل ولتاژ مجاور آن تعیین شوند، برای حل مشکل پایداری ولتاژ لازم است تصمیم‌گیری تنها روی وسایل کنترلی محدودی صورت پذیرد که این زمان و محاسبات لازم برای طراحی کنترل را حداقل می‌کند. این ویژگی به خصوص برای طراحی به هنگام کنترل تصحیحی که باید در زمان کمی انجام پذیرد بسیار مهم است.

به منظور تعیین ناحیه ضعیف ولتاژ تاکنون کارهای زیادی صورت گرفته است که اکثراً برای کاربردهای مرحلهٔ طراحی مناسب‌اند. از مهمترین روشهای تعیین باس ضعیف و ناحیه مرتبط با آن تحلیل حساسیت[۸] [۱-٤]، استفاده از شاخص L[۹] [۵]، تحلیل مدال[۱۰] [٦و۷] و حذف ضعیفترین اجزای متصل به هر باس [۸-۱۰] هستند. روشهای دیگری نیز در [۱۱و۱۲] معرفی شده‌اند. نیاز به محاسبات مفصل و زمانبر، عدم تشخیص ناحیه ضعیف در برخی از شرایط کار سیستم، نیاز به روشهای مکمل در نزدیک نقطهٔ بحرانی برای غلبه بر مشکل انفراد برخی از ماتریسها، ضرورت استفاده از مدلهای کاهش یافته سیستم و وجود محدودیتهای دیگر، استفاده از این روشها را برای تعیین به هنگام ناحیه ضعیف و سایر نواحی کنترل ولتاژ سیستم قدرت غیرعملی می‌سازد.

بنابراین با توجه به اینکه تعیین به هنگام ناحیه ضعیف ولتاژ نیازمند روشی به اندازهٔ کافی سریع و دقیق است، در این مقاله استفاده از الگوریتمهای دسته‌بندی پیشنهاد می‌شود. قدم اساسی در این روشها، انتساب بردارهای حاوی اطلاعات کافی به هر باس سیستم قدرت است. دسته‌بندی این بردارها، منجر به دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت و در نتیجه تعیین نواحی کنترل ولتاژ می‌شود. از آنجایی که حوزهٔ شناسایی الگو ارتباط بسیار نزدیکی با الگوریتمهای خود سازماندهندهٔ کوهنن دارد و از طرفی معلوم شده است که ارتباط نزدیکی بین دسته‌بندی توسط شبکه‌های دسته‌بندی کوهنن با الگوریتم C-Means فازی وجود دارد [۱۳]، در این مقاله نتایج دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت توسط شبکهٔ عصبی کوهنن، الگوریتم C-Means فازی و ترکیبی از این دو الگوریتم تحت عنوان شبکه‌های دسته‌بندی کوهنن فازی مقایسه می‌شوند.

در مراجعی همچون [١٤-١٦] برای ارزیابی امنیت استاتیک[۱۱] از نگاشت خودسازماندهنده استفاده شده است که نتایج امیدوارکننده‌ای به دنبال داشته است. در مرجع [١٤] روشی بر مبنای شبکهٔ عصبی کوهنن برای ارزیابی به هنگام پایداری حالت دائم سیستم معرفی شده است. این روش با استفاده از شبکهٔ عصبی یک شاخص پایداری حالت دائم را تخمین می‌زند. در مرجع [۱۵] حالتهای سیستم قدرت توسط شبکهٔ عصبی دسته‌بندی می‌شوند و به این طریق نقاط کار ایمن از نقاط کار ناایمن مشخص می‌شوند. در [١٦] یک روش تشخیص الگوی وقفی برای تخمین زمان برطرف شدن خطای بحرانی[۱۲] بنا شده روی پردازش موازی اطلاعات با استفاده از شبکه‌های عصبی معرفی شده است. در رابطه با پایداری ولتاژ در [۱۷] از شبکهٔ عصبی کوهنن استفاده شده است. در این مرجع حالتهای کار مختلف سیستم قدرت از حالتهای پایدار تا حالتهای ناپایدار دسته‌بندی شده است. به علاوه به طریقی باسهای ناحیه ضعیف تعیین می‌شود. این روش مبنای نظری صحیحی ندارد و در برخی از حالتها قادر به تعیین ناحیه ضعیف نیست. الگوریتمهای دسته‌بندی C-Means فازی و کوهنن فازی تاکنون در سیستم قدرت به کار گرفته نشده‌اند. بنابراین در کاربردها به طور عمده از شبکه‌های عصبی کوهنن برای دسته‌بندی حالتهای سیستم قدرت استفاده شده است.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

در این مقاله بـرای اولیـن بـار دسـته‌بندی باسـهای سیسـتم قـدرت توسـط الگوریتمـهای دسـته‌بندی یعنـی شـبکه عصبـی کوهنن، الگوریتم C-Means فازی و شبکه عصبی کوهنن فـازی انجام می‌شود. نتیجـهٔ دسـته‌بندی، تعییـن نواحـی کنـترل ولتـاژ سیستم قدرت است. بنابراین ساختار مقاله این گونـه اسـت کـه پس از مقدمه، مختصری در مورد ویـژگیـهای ناحیـه ضعیـف و نواحـی کنـترل ولتـاژ بحـث شـده و شـاخصهای تشـکیل‌دهندهٔ الگوهای متناظر با هر باس سیستم قدرت تعریـف می‌شـوند. بـا توجه به اینکه لازم است نواحی کنترل ولتاژ در زمان کم تعییـن شوند، این بردارها باید با کمترین تعداد عنصر وضعیت باسـهای سیسـتم قـدرت را از نظـر پـایداری ولتـاژ منعکـس کننـد. در مرجع [۱۸] براساس نظریه اتصال پذیری و مفهوم ناحیه کنـترل ولتاژ و ناحیه ضعیف نشان داده شـده اسـت کـه بردارهـا بـا دو شاخص این وظیفه را به خوبـی انجـام می‌دهنـد. در آن مرجـع نحوهٔ رسیدن به این دو شـاخص مفصـلاً بیـان شـده اسـت. در بخـش سـوم مقالـه مـروری بـر سـه روش دسـته‌بندی و بیـان ویژگیهای مهم آنها انجام می‌شـود. در بخـش چـهارم نتـایج بـه کارگیری این روشها در دسته‌بندی باسـهای سیسـتم قـدرت ۳۰ باس New England و ۳۰ باس IEEE ارائه و مقایسهٔ بیـن آنـها صورت می‌پذیرد.

۲- تعریف الگوهای آموزشی متناظر با هر باس

طبق تعریف، یک ناحیه کنترل ولتاژ مجموعـه‌ای از باسـهای PQ و PV است که در آن ولتاژها به طور همسان به تغییرات بار و تولید راکتیو پاسخ می‌دهند [۸]. بنابراین تغییرات ولتاژ و زاویه در یک ناحیه کنترل ولتاژ بـرای هـر اختلالـی کـه در داخـل یـا خارج آن رخ دهد، همسان هستند. این همسانی ناشی از ضعیف بودن شاخه‌های مرزی است که ناحیـه کنـترل ولتـاژ را بـه بقیـه سیستم قدرت اتصال می‌دهند. در نتیجـه کنـترل ولتـاژ در یـک ناحیه کنترل مستقل از وسایل کنترل ولتاژ در سایر نواحی کنترل ولتاژ است.

هنگامی که ذخیره توان راکتیو در یک ناحیهٔ کنتـرل ولتـاژ کافی نباشد، مرزهـای انتقـال ضعیـف احاطـه کننـدهٔ آن بـاعث می‌شوند در این ناحیه ناپایداری ولتاژ رخ دهد. بنابراین به طـور کلی دو عامل زیر با هم باعث ناپایداری ولتاژ می‌شوند:

۱- ضعیف بودن مرزهای گروهی از باسهای PQ و PV

۲- کنترل ولتاژ ناکافی در این گروه از باسها

حال با توجه به اینکه باس ضعیف باسـی اسـت کـه بـاعث می‌شود فروپاشی ولتاژ در سیستم رخ دهد [۱۱] و ناحیه ضعیف از نظر پایداری ولتاژ به مجموعه‌ای از باسها اطلاق می‌شـود کـه ارتباط قوی با باس ضعیف دارند [۱۱] روشن اسـت کـه ناحیـه ضعیف یکی از نواحی کنترل ولتاژ است که به ناپایداری نزدیک است.

به منظور تقسیم شبکهٔ قدرت به نواحی ضعیف و پـایدار بـا استفاده از روشهای دسته‌بندی خبره لازم است بردارهای مناسبی (بـردار شـاخصها) بـه عنـوان سـیگنالهای ورودی بـه الگوریتـم دسته‌بندی تولید شوند، به طوری که هر بردار متناظر با یک باس سیستم بوده و عناصر آنها به خوبی خواص باسـهای موجـود در ناحیه ضعیف یا ناحیه پـایدار را منعکـس کننـد. بـا تعییـن ایـن بردارها و دسته‌بندی آنها، دسته‌بندی باسـهای سیسـتم قـدرت از نظر پایداری ولتاژ نتیجه می‌شود.

محاسبهٔ شاخصهای مورد نظر با اندازه‌گیری برخی کمیتها در پی تغییر شرایط کار سیسـتم کـه دارای ویـژگیـهای زیـر اسـت صورت می‌پذیرد:

۱- فرض بر این است که با تغییر نقطهٔ کار (از قبلی به فعلـی) شرایط سیستم به سمت ناپایداری ولتاژ نزدیک می‌شود.

۲- تغییر نقطهٔ کار می‌تواند بر اثر تغییر بار یا تولید و همچنیـن تغییر شکل شبکه باشد.

۳- نزدیک شدن به نقطهٔ ناپایداری ولتاژ می‌تواند کـم یـا زیـاد باشد. به عبارتی ناحیه ضعیف می‌تواند ارتباط بسـیار کمـی با ناحیهٔ پایدار داشته باشد و یا اینکه شرایط سیستم بحرانی نباشد.

٤- توپولوژی نواحی ولتـاژ ضعیـف و پـایدار ثـابت نیسـتند و می‌توانند با تغییر نقطهٔ کار به طور دینامیکی تغییر کنند.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

با توجه به نظریهٔ اتصال‌پذیری و مفاهیم ناحیه کنترل ولتاژ و ناحیه ضعیف مشخص شد که معرفی فقط دو شاخص برای دسته‌بندی به طور کافی دقیق باسهای سیستم و تعیین نواحی کنترل ولتاژ در هر شرایط کار سیستم کفایت می‌کند [۱۸]. این دو شاخص به صورت زیر به دست می‌آید [۱۸]

شاخص P_1 برای کلیه باسها اعم از PQ و PV به صورت زیر تعریف می‌شود

$$P_{l,i} = \Delta V_i - \frac{\Delta Q_i}{\left(\partial Q_i / \partial V_i\right)} \qquad (۱)$$

که در آن ΔV_i تغییر اندازهٔ ولتاژ و ΔQ_i تغییر توان راکتیو تولیدی باس i ام در اثر تغییر نقطهٔ کار هستند.

شاخص P_2 برای هر باس i به عنوان حداکثر افزایش تلفات راکتیو خطوط منتهی به آن باس و متعلق به مجموعهٔ K تعریف می‌شود. برای هر باس PQ، مجموعهٔ K شامل خطوطی است که از طریق آنها توان راکتیو به باس i تحویل می‌شود و برای یک باس PV خطوطی که توسط آنها توان راکتیو از باس i به سیستم قدرت تحویل می‌شود در K قرار دارند. پس شاخص P_2 چنین است

$$P_{2,i} = \max_{j \in k}\left[Q_{ij}^{loss}(new) - Q_{ij}^{loss}(old) \right] \qquad (۲)$$

که $Q_{ij}^{loss}(new)$ تلفات توان راکتیو خط j ام متعلق به مجموعهٔ K و متصل به باس i ام در نقطهٔ کار فعلی داشت. $Q_{ij}^{loss}(old)$ این تلفات در نقطهٔ کار قبل است.

۳- الگوریتمهای دسته‌بندی الگو

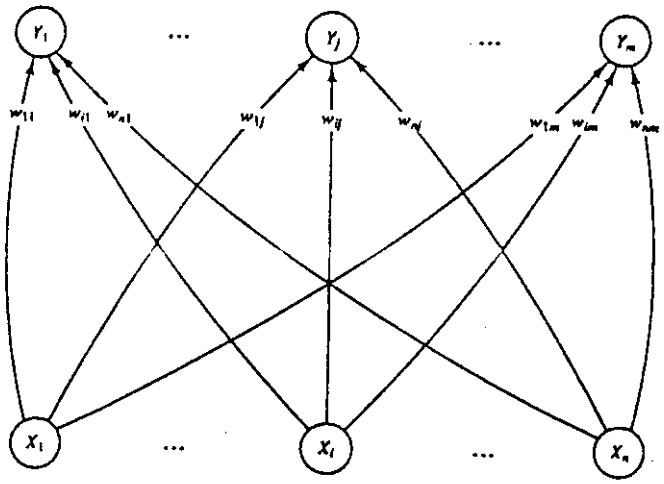
الگوریتمهای دسته‌بندی سعی می‌کنند ارتباط بین الگوها را ارزیابی کنند. این ارزیابی با سازماندهی الگوها به چند دسته صورت می‌گیرد. سازماندهی الگوها به دسته‌ها طوری است که الگوهای متعلق به یک دسته نسبت به الگوهایی که در دسته‌های دیگر قرار دارند شباهت بیشتری دارند. حوزهٔ شناسایی الگو که ارتباط بسیار نزدیکی با الگوریتمهای خود سازماندهندهٔ کوهنن دارد، به عنوان تحلیل کلاستر شناخته شده است. شبکه‌های عصبی خود سازماندهندهٔ کوهنن، شباهت بین الگوها را در یک طریقه غیرنظارتی[۱۳] تعیین می‌کنند. در این شبکه‌ها، یادگیری وزنها از نوع غیرنظارتی است که در آن، شبکه برای یافتن الگو و نظم موجود در داده‌های ورودی عمل می‌کند. در این نوع یادگیری برخلاف یادگیری نظارت شده[۱۴]، هیچ گونه مقادیر هدف برای الگوهای ورودی در دسترس نیست و بنابراین ارزیابی تابع خطا ضرورتی ندارد. به عبارتی این شبکه‌ها با نگاشت ورودی-خروجی ارتباط ندارند بلکه با نگاشت خود سازماندهنده ورودیها متناظرند که به طور اتوماتیک بردارهای ورودی مشابه به واحدهای خروجی نزدیک نگاشت می‌شوند. همچنین ارتباط نزدیک دسته‌بندی توسط شبکه‌های دسته‌بندی کوهنن با الگوریتمهای C-Means معلوم شده است [۱۳].

۳-۱- شبکهٔ عصبی خودسازماندهندهٔ کوهنن

شبکهٔ عصبی خودسازماندهنده، یک ساختار توپولوژیکی را بین واحدهای خروجی در نظر می‌گیرد. C واحد خروجی وجود دارند که در یک بردار یک یا دوبعدی مرتب می‌شوند. هر واحد خروجی یک کلاستر را نشان می‌دهد. فرض می‌شود سیگنالهای ورودی، بردارهایی با P مؤلفه‌باشند. تعداد سیگنالهای ورودی را n در نظر می‌گیریم. بردار وزنی برای هر واحد خروجی (کلاستر)، نماینده‌ای از الگوهای ورودی است که شبکه به آن کلاستر اختصاص داده است. در طی فرایند خودسازماندهی، واحد خروجی که بردار وزنی‌اش تطبیق بیشتری با الگوی ورودی فعلی دارد، به عنوان نرون برنده (در رقابت با سایر نرونها) انتخاب می‌شود. سپس وزنهای واحد برنده و نرونهای همسایه آن، مطابق با الگوریتم یادگیری شبکه، تنظیم می‌شوند. در این شبکه‌ها، یادگیری وزنها از نوع غیرنظارتی است. معماری نگاشت خودسازماندهندهٔ کوهنن در شکل (۱) آمده است.

فرض می‌کنیم مجموعهٔ داده‌های $X = \{\underline{x}_1, \cdots, \underline{x}_n\} \in R^P$ زیرمجموعه‌ای از فضای برداری P بعدی R^P باشد. هر $\underline{x}_k = (x_{k1}, \cdots, x_{kp}) \in R^P$ یک بردار و x_{kj} عضو jام مشاهدهٔ $\underline{x}_k$ نامیده می‌شود. الگوریتم شبکهٔ دسته‌بندی کوهنن به

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]



شکل ۱- ساختار یک شبکهٔ دسته‌بندی کوهنن

صورت زیر است:

قدم ۱- تعداد نرونهای خروجی (C) و ساختار توپولوژیکی بین آنها (به صورت بردار یک بعدی یا دوبعدی) و همچنین ε (یک ثابت مثبت کوچک) را مشخص کنید.

قدم ۲- وزنهای ابتدایی $V_0 = \left(\underline{V}_{1,0}\,\underline{V}_{2,0},\cdots,\underline{V}_{c,0}\right) \in R^{cp}$، نرخ یادگیری اولیه $\alpha_0 \in (0,1)$ و شعاع همسایگی اولیه را مشخص کنید.

قدم ۳- برای $t=1,2,\ldots,t_{max}$ و برای $k=1,2,\ldots,n$

الف) برای $i=1,2,\ldots,C$، مربع فاصله اقلیدسی $d_{ik}^2 = \left\|\underline{x}_k - \underline{V}_{i,t}\right\|^2$ را محاسبه کنید.

ب) اندیس J را به گونه‌ای در نظر بگیرید که d_{Jk}^2 در بین d_{ik}^2 حداقل باشد.

ج) برای واحدهای j در همسایگی مشخص شده از J وزنها را به صورت زیر تجدید کنید.

$$\underline{V}_{j,t} = \underline{V}_{j,t-1} + \alpha_t\left(\underline{x}_k - \underline{V}_{j,t-1}\right) \qquad (۳)$$

د) k بعدی را در نظر بگیرید.

قدم ٤- $E_t = \left\|V_t - V_{t-1}\right\|^2 = \sum_i \left\|\underline{V}_{i,t} - \underline{V}_{i,t-1}\right\|^2$ را محاسبه کنید.

قدم ۵- اگر $E_t \le \varepsilon$ باشد شرایط توقف حاصل است. در غیر این صورت، نرخ یادگیری α_t و شعاع همسایگی توپولوژیکی را کاهش دهید.

۳-۲- الگوریتم دسته‌بندی C-Means فازی

نتیجهٔ الگورتیمهای دسته‌بندی قطعی[۱۵] به گونه‌ای است که هر موضوع مورد دسته‌بندی دقیقاً به یک دسته اختصاص دارد. با این حال در بسیاری از موارد، برخی از موضوعهای مورد دسته‌بندی نمی‌توانند به طور دقیق به یک دسته متعلق باشند (زیرا آنها بین دسته‌ها قرار دارند). در این حالتها روشهای دسته‌بندی فازی ابزار مناسبی برای نمایش ساختار داده‌ها هستند. برخلاف دسته‌بندی قطعی، الگوها می‌توانند با درجه‌های مختلف به چند دسته متعلق باشند. فرض می‌شود $V = \left(\underline{V}_1, \underline{V}_2, \cdots, \underline{V}_c\right) \in R^P$ نشان‌دهندهٔ مراکز دسته‌ها باشند.

یکی از قواعدی که به طور معمول برای جداسازی الگوها استفاده می‌شود قاعدهٔ واریانس نامیده می‌شود. این قاعده، عدم تشابه بین نقاط یک دسته و مرکز دسته را با فاصلهٔ اقلیدسی اندازه می‌گیرد. قاعده واریانس برای حالت قطعی مطابق با حداقل کردن مجموع واریانسهای همهٔ متغیرهای j در هر دسته i است. بنابراین مسئلهٔ دسته بندی قطعی و همچنین مسئلهٔ دسته‌بندی فازی یک مسئلهٔ بهینه‌سازی است. تعریف اساسی مسئلهٔ بهینه‌سازی فازی برای $m>1$ چنین است.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

$$\min z_m\left(\tilde{U},V\right)=\sum_{k=1}^{n}\sum_{i=1}^{c}(\mu_{ik})^m\left\|\underline{x}_k-\underline{V}_i\right\|_G^2 \qquad (٤)$$

این یک مسئلهٔ تحلیلی است و شرایط لازم برای بهینهٔ محلی بـه صورت زیرند.

$$\underline{V}_i=\frac{1}{\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^m}\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^m\underline{x}_k\ ,\ i=1,...,c \qquad (٥)$$

$$\mu_{ik}=\frac{\left[\frac{1}{\left\|\underline{x}_k-\underline{V}_i\right\|_G^2}\right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^{c}\left[\frac{1}{\left\|\underline{x}_k-\underline{V}_i\right\|_G^2}\right]^{\frac{1}{m-1}}} \qquad (٦)$$

پارامتر m تأثیر μ_{ik} کوچک (نقـاط دور از $\underline{V}_i$) را در مقایسـه بـا تأثیر μ_{ik} بزرگ (نقاط دور از $\underline{V}_i$) کاهش می‌دهد. افزایش m بـه معنی قویتر شدن این تأثیر است.

معادلات (٥) و (٦) نمی‌توانند به طور تحلیلی حل شوند. بـا این حال الگوریتمهای تکراری که حداقل تابع هدف را با شروع از یک موقعیت مشخص تقریب می‌زنند، وجـود دارنـد. مسئلهٔ دسته‌بندی فازی می‌تواند با استفاده از الگوریتم C-Means فازی حل شود. برای هر $m\in(1,\infty)$ یـک الگوریتـم C-Means فـازی می‌تواند طراحی شود که به طور تکراری شرایط لازم (٥) و (٦) را حل می‌کند و به یک بهینهٔ محلی همگرا می‌شود. الگوریتـم از قدمهای زیر تشکیل می‌شود.

۱- $C(1<m<\infty),(1\le C<n)$، مـاتریس مثبـت معیـن متقارن P×P (G) و ثابت مثبـت کـوچـک $\varepsilon>0$ را انتخـاب کنید.

۲- بـردار وزنـی شـبکه $V_0=\left(\underline{V}_{1,0},\underline{V}_{2,0},\cdots,\underline{V}_{c,0}\right)$ را در ابتدا به طور تصادفی انتخاب کنید.

۳- برای $t=1,2,t_{max}$

الف) همهٔ توابع عضویـت $[\mu_{ik}]$ را بـا اسـتفاده از (٦) تجدیـد کنید.

ب C بردار وزنی $\{\underline{V}_{i,t}\}$ را با استفاده از (٥) تجدید کنید.

ج) $E_t=\left\|V_t-V_{t-1}\right\|^2=\sum_i\left\|\underline{V}_{i,t}-\underline{V}_{i,t-1}\right\|$ را محاسبه کنید.

د) اگر $E\le\varepsilon$ است، الگوریتم متوقف می‌شود. در غیر این صورت برای t بعدی محاسبات انجام می‌شود.

عملکرد این الگوریتم کاملاً بـه انتخـاب خـوب m بسـتگی دارد. اگر چه مطالعاتی برای یافتن یک راه خوب بـرای انتخـاب m صورت گرفته است، این انتخـاب همچنـان ابتکـاری اسـت. معمولاً m=2 انتخاب می‌شود. البتـه m روی سـرعت همگرایـی الگوریتم نیز تأثیر دارد. همچنین تعداد دسته‌های C باید به طـور مناسب انتخاب شوند، اگر هیچ گونه اطلاعـی در مـورد یـک C خوب وجود نداشته باشد، محاسبات برای چند مقدار C انجام و در مرحلهٔ دوم بهترین آنها انتخاب می‌شود.

۳-۳- شبکه‌های دسته‌بندی کوهنن فازی

مطالعات انجام شده ارتبـاط نزدیـک بیـن نتـایج عـددی بـه دسـت آمـده از شـبکه‌های دسـته‌بندی کوهنـن و الگوریتـم C-Means فازی را نشان داده‌اند. به همیـن علـت مؤلفـان [۱۳] الگوریتم دسته‌بندی کوهنـن فـازی را پیشـنهاد کردنـد. آنـها بـا تعریف نرخ یادگیری به صورت زیـر، الگوریتمـهای دسـته‌بندی کوهنن و C-Means فازی را با هم ترکیب کردند.

$$a_{ik,t}=(\mu_{ik,t})^m t \qquad (٧)$$

که

$$m_t=m_0-t\Delta m \qquad (٨)$$

و

$$\Delta m=\frac{m_0-1}{t_{max}} \qquad (٩)$$

$\mu_{ik,t}$ با استفاده از معادلهٔ (٦) و با $m=m_t$ محاسـبه می‌شـود. m_0 یک ثابت مثبت بزرگتر از یک است. بـا میـل t بـه سـمت t_{max} (حد تکرار)، m_t به سمت یک میل می‌کند. الگوریتم دسـته‌بندی کوهنن فازی چنین است

۱- $C(2\le C<n)$، ماتریس مثبت معین متقارن P×P (G) و ثـابت مثبت کوچک $\varepsilon>0$ را انتخاب کنید.

۲- بـردار وزنـی $V_0=\left(\underline{V}_{1,0},\underline{V}_{2,0},\cdots,\underline{V}_{c,0}\right)$ را بـه طـور تصادفی انتخاب کنید. $M_0>1$ و حد تکرار (t_{max}) را انتخاب

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

کنید.

۳- برای $t=1,2,\ldots,t_{max}$

الف) با استفاده از (۵) و (٦)، نرخهای یادگیری $\{\alpha_{ik,t}\}$ را محاسبه کنید.

ب) بردارهای وزنی $\{\underline{V}_{i,t}\}$ را توسط رابطهٔ (۱۰) تنظیم کنید.

$$\underline{V}_{i,t} = \underline{V}_{i,t-1} + \left[\sum_{k=1}^{n} \alpha_{ik,t}\left(\underline{x}_k - \underline{V}_{i,t-1}\right)\right] \Big/ \sum_{j=i}^{n} \alpha_{ij,t} \qquad (۱۰)$$

ج) $E_t = \|V_t - V_{t-1}\|^2 = \sum_i \|\underline{V}_{i,t} - \underline{V}_{i,t-1}\|^2$ را محاسبه کنید.

د) اگر $E_t \le \varepsilon$ باشد الگوریتم متوقف می‌شود در غیر این صورت t بعدی را در نظر بگیرید.

در این الگوریتم برای همه t ها، شعاع همسایگی هر نرون برنده، کل نرونهای موجود را در برمی‌گیرد. ولی همسایگی موثر با افزایش t تغییر می‌کند. برای مقادیر بزرگ m_t (نزدیک به m_0) همهٔ C نرون با نرخهای یادگیری کوچکتر (نزدیک $\frac{1}{C}$) تجدید می‌شوند ولی با میل m_t به یک، نرخهای یادگیری نرون برنده و نرونهای اطراف آن بزرگتر از نرخهای یادگیری برای بقیه نرونها می‌شوند. بنابراین به طور اتوماتیک شعاع همسایگی کوچک و کوچکتر می‌شود تا اینکه در $M_t=1$ فقط ضرایب وزنی نرون برنده تجدید می‌شوند.

اگرچه الگوریتم دسته بندی کوهنن فازی برای هر m_t یک قدم از الگوریتم C-Means فازی است. اما به دلیل اینکه m در معادلهٔ (٦) به عنوان تابعی از تکرارها تغییر می‌کند، این الگوریتم با C-Means فازی یکسان نیست. در واقع الگوریتم دسته‌بندی کوهنن فازی، یک الگوریتم از نوع دسته‌بندی کوهنن است که دارای یک روش تعریف شده مناسب برای تنظیم نرخ و شعاع همسایگی با تغییر تکرار است. پس الگوریتم دسته‌بندی کوهنن فازی، دارای ساختار خودسازماندهندهٔ شبکهٔ عصبی کوهنن است و در همان زمان با ارضای شرایط لازم به سمت مقدار بهینهٔ محلی یک تابع هدف می‌رود.

در بخش بعد با استفاده از سه روش دسته‌بندی معرفی شده در این قسمت، دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت از نظر پایداری ولتاژ، با استفاده از بردارهای شاخصها، شامل شاخصهای P_1 و P_2 معرفی شده در بخش (۲) انجام می‌شود.

٤- به کارگیری روشهای دسته‌بندی در تعیین نواحی کنترل ولتاژ

به منظور مقایسهٔ سه روش دسته‌بندی برای تعیین نواحی کنترل ولتاژ از دو شبکهٔ ۳۰ باس New England و IEEE استفاده می‌شود. برای این شبکه‌ها، بردار شاخصهای P_1 و P_2 متناظر با باسهای شبکه، در پی تغییر شرایط کار سیستم (حالتهای مختلف) محاسبه و سپس با استفاده از الگوریتمهای دسته‌بندی معرفی شده در بخش (۳) نواحی کنترل ولتاژ تعیین می‌شوند.

٤-۱- به کارگیری شبکهٔ عصبی کوهنن در سیستم ۳۰ باس New England

سیستم ۳۰ باس New England در مراجع متعدد از جمله [۱و۸]، به عنوان سیستم آزمون به کار رفته است. بنابراین برای مقایسهٔ روشهای پیشنهادی با برخی از روشهای مرسوم مناسب است. سیستم دارای ۱۰ باس PV (ژنراتور) و ۲۰ باس PQ (بار) است. سناریوی آزمایش، افزایش بار توان راکتیو در باس ۱۱، مانند [۱] است. چهار حالت مورد بررسی قرار می‌گیرند.

حالت ۱: بار راکتیو در باس ۱۱، از صفر به 400 MVAr افزایش می‌یابد. این افزایش بار باعث می‌شود که تولید راکتیو ژنراتور باس ۱۰ به مقدار حداکثر خود برسد و این باس از PV به PQ تبدیل شود. با استفاده از اطلاعات سیستم در نقطهٔ کار قبلی (بار راکتیو صفر در باس ۱۱) و نقطهٔ کار فعلی (وجود 400 MVAr بار در باس ۱۱)، شاخصهای P_1 و P_2، برای همهٔ باسهای این سیستم محاسبه و از روی آنها بردارهای متناظر با هر باس تعیین می‌شوند. این بردارها به عنوان سیگنالهای ورودی به شبکهٔ عصبی کوهنن استفاده می‌شوند. الگوریتم دسته‌بندی کوهنن، این

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

الگوهـای ورودی را در دسـته‌های متفـاوت قـرار می‌دهـــد. در شکل (۲) ناحیه ضعیف، شامل باســهای ۱ و ۱۰ و ٦ (ناحیــه ۱) مشخص شده است. نواحی مرتبط با این ناحیه، به ترتیب ارتباط قویـتر، ناحیـه ۲ (بـاس ۱۲)، ناحیـــه ۳ (بـــاس ۱۳)، ناحیـــه ٤ (باس ١٤) و ناحیه ٥ (باسهای ۳، ٤، ١٥، ١٦، ۱۷ و ۱۸) هستند.

در این حالت، به علت وجـود بـاس PV در ناحیـه ضعیـف (باس ٦)، روش شاخص L هیچ گونه اطلاعاتی در مورد ناحیـــه ضعیـف بـه مـا نمی‌دهـد. همچنیـن از مجموعـــهٔ ماتریســـهای حساسیت در روش تحلیل حساسـیت نـیز اطلاعـات مشـخصی نمی‌توان به دست آورد.

حالت ۲: بار راکتیو در باس ۱۱ از صفر به 600 MVAr افزایـش می‌یابد. هر دو باس ۱۰ و ٦، که در ابتدا از نـوع PV بودنـد، بـه PQ تبدیل می‌شوند. از شـکل (۳) مشـاهده می‌شـود کـه ناحیـه ضعیف شـامل باسـهای ٦ و ۱۰ و ۱۱ و ۱۲ و ۱۳ و ١٤ و ٥ و ۷ اسـت. مرزهـای ضعیـف خطـوط ٥-٤، ۷-۸، ١٤-١٥، ١٤-٤ و ٥-۸ هستند. با استفاده از روش حساسیت، باسـهای ضعیـف بـه ترتیب، باسهای ۱۲-۱۱-۱۰-۱۳-۸-۷-٦-٥-١٤ و ٤ هستند.

حالت ۳: بار راکتیو در باس ۱۱ از 600 MVAr به 900 MVAr افزایش می‌یابد. در شکل (٤) ناحیه ۱، ناحیه ضعیف، و ناحیـه ۲ شامل باسهایی است که ارتباط قویتری با ناحیـه ضعیـف دارنـد. مرزهای ضعیف خطوط ١٤-١٥، ٤-٥ و ۸-۹ هستند.

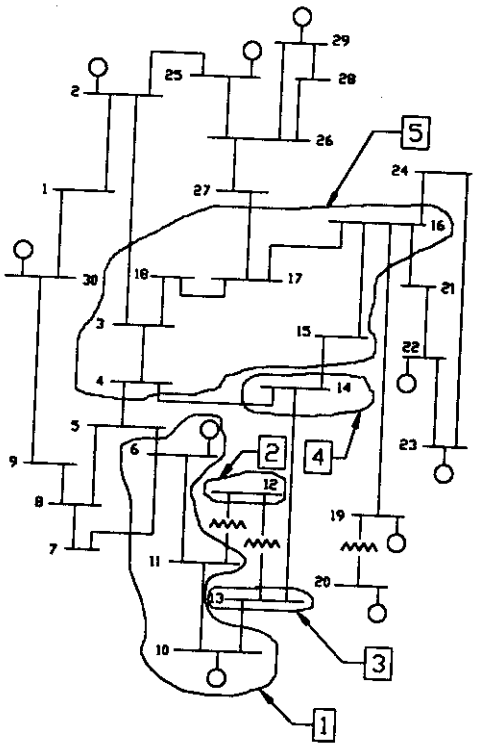
قبل از بررسی حالت ٤ به دو نکته در مورد حالتهای ۱ تـا ۳ اشاره می‌کنیم.

در جدول (۱) ترتیب باسها، از ضعیفـترین بـاس بـه سـمت باسهای پایدار، با استفاده از فاکتورهای دخالت در روش تحلیـل مدال نشان داده شده است.

شباهت نتایج روش پیشنهادی با تحلیل حساســیت و مـدال مشخص است. البته به وضـوح، نتـایج روش پیشـنهادی دقیقـتر است زیرا همان گونه که مشاهده می‌شـود اولاً ترتیـب باسـها از ضعیف به پـایدار در دو روش تحلیـل حساسـیت (حـالت ۲) و تحلیل مدال متفاوت است و ثانیاً باس ٦ که ارتباط بسیار قوی با باس ۱۱ (عامل بحرانی شدن وضـع سیستـــم) دارد و در روش

جدول۱- نتایج تحلیل مدال برای حالتهای ۱ تا ۳

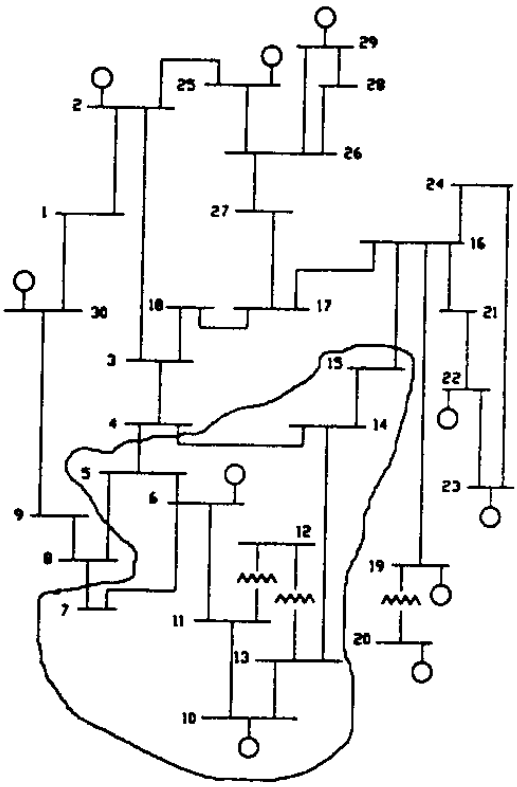
شماره باسهای ضعیف به ترتیب		
حالت ۱	حالت ۲	حالت ۳
۹	۱۰	۱۰
۱۰	۹	۹
۱۱	۸	۸
۷	۱۱	۱۱
۱۲	٤	٤
۸	٥	٥
۱٥	۳	۳
۱۹	٦	٦



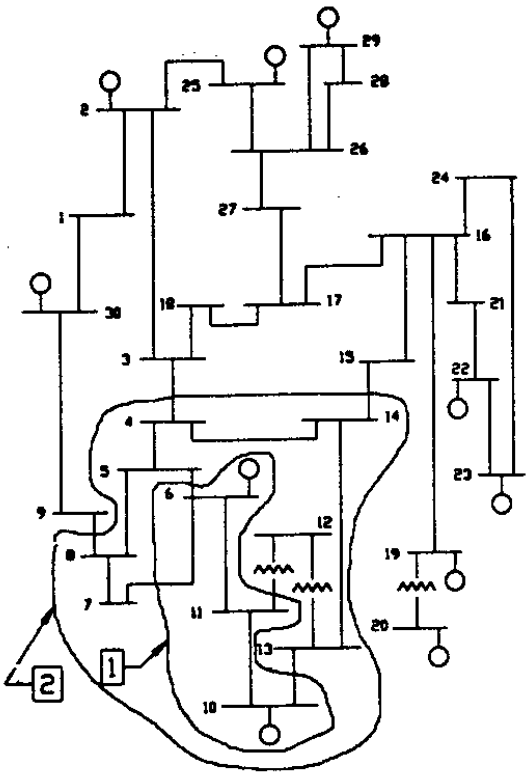
شکل ۲- دسته‌بندی باسها در حالت ۱

پیشنهادی این مقاله در کنار باس ۱۱ و ۱۰ قرار گرفتـه اسـت در دو روش دیگر جزو ضعیفترین باسها نیسـت و از طـرف دیـگر باسهای ۸ و ٤ که در مرزهای ناحیـــه ضعیـف هسـتند، در کنـار باسهای مرکزی ناحیه ضعیـف قـرار گرفتـه‌اند. در واقـع تحلیـل حساسیت ومدال دو روش تقریبی تعیین ناحیه ضعیف بااستفاده

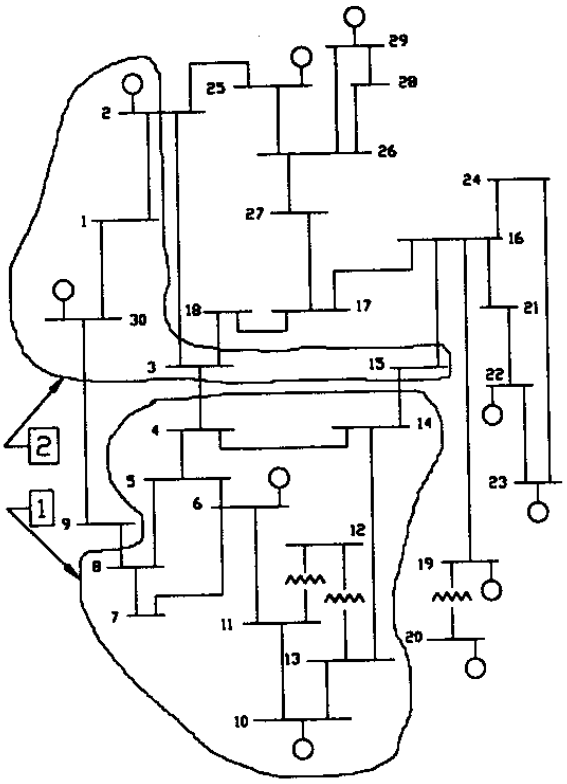
[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]



شکل ۳- ناحیه ضعیف در حالت ۲



شکل ۵- ناحیه ضعیف و ناحیه مرتبط با آن در حالت ٤



شکل ٤- ناحیه ضعیف و ناحیه مرتبط با آن در حالت ۳

از مدل سیستم هستند. بنابراین اختلاف نتایج حاصل از آنها طبیعی است. اما روش دسته‌بندی بر مبنای شاخصهای P_1 و P_2 از مفهوم اساسی نواحی کنترل ولتاژ و کمیتهای اندازه‌گیری شده استفاده می‌کند.

۲- ناحیه ضعیف به دست آمده در [۸]، دقیقاً مطابق با نتیجه به دست آمده از روش پیشنهادی این مقاله در حالت ۳ است. البته در مرجع مذکور، این ناحیه در حالت مبنا (مصرف راکتیوباس ۱۱ برابر صفر است) به دست آمده است و مؤلفان اشاره می‌کنند که ناحیهٔ به دست آمده در حالت مبنا، با میل سیستم به شرایط بحرانی، یکسان است. این ادعا دو اشکال دارد، اول اینکه در حالت دور بودن سیستم از نقطهٔ ناپایداری، واقعاً ناحیهٔ ضعیف و ارتباط آن با ناحیهٔ پایدار، با حالت نزدیکی به فروپاشی یکسان نیست، همان گونه که از نتایج حالتهای ۱، ۲ و ۳ روشن است. دوم اینکه با تغییر شبکه نسبت به حالت مبنا (اختلال بزرگ)، مرزهای ناحیه ضعیف می‌تواند تغییر قابل ملاحظه‌ای

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

داشته باشد که این مورد در حالت ٤ مشاهده می‌شود.

حالت ٤: در این حالت فرض می‌شود که در حالت مبنا خط ٤-٣ قطع است و بار در باس ١١ از صفر به 400MVAr افزایش می‌یابد. شکل (٥) ناحیه ضعیف (ناحیه ١) و ناحیهٔ کنترلی که ارتباط قویتری با آن دارد را مشخص می‌کند. نسبت به حالت ١ (که خط ٤-٣ در مدار است)، مشاهده می‌شود که

١- ضعیفترین دسته، در هر دو حالت همان دسته، (٦، ١٠ و ١١) است.

٢- در حالت ١، چون باس ٣ به ٤ متصل است، ارتباط قوی بین باسهای ٤، ٥، ١٥، ١٦، ١٧ و ١٨ (ناحیهٔ ٥) وجود دارد و در واقع اینها یک ناحیهٔ کنترل ولتاژ را تشکیل می‌دهند.

٣- در حالت ٤ (قطع خط ٤-٣)، دستهٔ شامل باسهای ٥، ٧، ٨، ٤، ١٢، ١٣ و ١٤ یک ناحیه کنترل ولتاژ را تشکیل می‌دهند. به عبارتی در این حالت باسهای مذکور ارتباط قوی با هم یافته‌اند. در نتیجه مرزهای ضعیف حالت ١، یعنی خطوط ٥-٤، ١٤-١٥، ٦-٧ و ١٤-٤ تغییر کرده‌اند و در حالت ٤ مرزهای ضعیف، خطوط ١٤-١٥ و ٨-٩ هستند.

در خاتمه این بحث اشاره می‌شود که در شبکهٔ عصبی کوهنن در نظر گرفته شده برای مطالعات بالا، لایه خروجی، یک سطح دوبعدی ٦×٧ (٤٢ نرون)، در نظر گرفته شد. مقدار اولیه شعاع همسایگی ٣ (تا ٣ نرون از هر طرف، حول نرون برنده) و نحوهٔ کاهش شعاع همسایگی به صورت $R = 3e^{-3t/100}$ در نظر گرفته شد. t تعداد تکرار است. نرخ یادگیری α به طور خطی با افزایش تعداد تکرار یعنی به صورت $\alpha = \alpha_0\left(1-\frac{t}{100}\right)$ کاهش می‌یابد. به منظور دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت در هر یک از حالتهای مورد اشاره (٤ حالت)، با استفاده از شبکه عصبی کوهنن، ابتدا وزنهای شبکه به طور تصادفی انتخاب می‌شود. سپس کلیه بردارهای ورودی (که برای یک سیستم ٣٠ باس برابر با ٣٠ بردارند) به منظور تجدید وزنها به شبکه وارد می‌شوند. در تکرار بعدی شعاع همسایگی و نرخ یادگیری کاهش داده می‌شوند و مجدداً بردارهای ورودی به شبکه اعمال و ضرایب وزنی تجدید می‌شوند. این عملیات تا همگرایی نهایی ادامه می‌یابد. پس از اتمام مرحلهٔ یادگیری، با وارد کردن مجدد بردارهای ورودی به شبکه مشخص می‌شود که هر یک به کدام نرون متعلق‌اند. بردارهایی که به نرونهای همسایه متعلق هستند یک دسته یا کلاستر را تشکیل می‌دهند. مراحل فوق‌الذکر برای هر حالت کاری سیستم قدرت به طور مستقل از حالتهای دیگر باید انجام پذیرد.

٤-٢- نتایج به کارگیری الگوریتم C-Means فازی برای حالت ١

به منظور دسته‌بندی باسهای سیستم در حالت ١ فوق‌الذکر از الگوریتم C-Means فازی نیز استفاده شد. البته در به کارگیری این روش، به خصوص برای بردارهای ورودی با بیش از یک عنصر، مشکلات زیادی وجود دارد. انتخاب تعداد دسته‌ها (C) و انتخاب m ، تأثیر زیادی روی همگرا شدن الگوریتم و نتیجهٔ دسته‌بندی دارد. به هر حال با سعی و خطا و با تغییر مکرر C و m کوشش کردیم که بر مشکلات به کارگیری روش فائق آییم. نتایج دسته بندی با استفاده از این روش با C=4 و m=2.5 برای حالت ١ در جدول (٢) ارائه می‌شود. اعداد جدول، درجهٔ عضویت هر باس به هر دسته را نشان می‌دهند.

از جدول (٢) مشاهده می‌شود که بزرگترین درجهٔ عضویتها در دستهٔ ١ مربوط به باسهای ٦ و ١٠ و ١١، به ترتیب با درجهٔ عضویتهای ٠/٣٠٨٤، ٠/٣٠٢٣، ٠/٢٨٩٤ هستند.

در دستهٔ ٢، بزرگترین درجهٔ عضویتها مربوط به باسهای ١، ٢، ٣، ٤، ٥، ٧، ٨، ٩، ١٥، ١٦، ١٧، ١٨، ١٩، ٢٠، ٢١، ٢٢، ٢٣، ٢٤، ٢٥، ٢٦، ٢٧، ٢٨، ٢٩ و ٣٠ هستند. در دستهٔ ٣ بزرگترین درجهٔ عضویت مربوط به باس ١٣ و ١٤ با درجهٔ عضویتهای ٠/٨٣٨ و ٠/٤٧٦١ هستند و در دستهٔ ٤، بزرگترین درجهٔ عضویت مربوط به باس ١٢ است.

تشابه فراوان نتایج دسته‌بندی با روش کوهنن و C-Means فازی مشخص است. از طرفی دیده می‌شود که ناحیه ضعیف (٦، ١٠، ١١) با باس ١٢ رابطهٔ قویتری دارد. رابطهٔ باس ١٢ با

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

جدول ۲- نتایج دسته‌بندی با استفاده از C-Means فازی برای حالت ۱

شمارهٔ باس / دسته	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷
۱	۰/۰۷٦۸	۰/۰۷۳٤	۰/۰۷۱۹	۰/۰٦۰۱	۰/۰۷٦۰	۰/۳۰۸٤	۰/۰۷٦۷
۲	۰/٥۱۰٥	۰/٥۲۰۹	۰/٥۲۷۸	۰/٥۷۱٥	۰/٥۱٤۳	۰/۲۱۰۳	۰/٥۱۱۳
۳	۰/۲۷۸٥	۰/۲۷٦۰	۰/۲۷۲٥	۰/۲٥۷۲	۰/۲۷٦۷	۰/۲۲٦۲	۰/۲۷۸۱
٤	۰/۱۳٤۱	۰/۱۲۹۷	۰/۱۲۷۷	۰/۱۱۱۲	۰/۱۳۳۰	۰/۲٥٥۱	۰/۱۳۳۹
شمارهٔ باس / دسته	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱٤
۱	۰/۰۷٤٤	۰/۰۷٥٤	۰/۳۰۲۳	۰/۲۸۹٤	۰/۲۳٤۳	۰/۲۱٤۷	۰/۰۳۰۷
۲	۰/٥۱۷۷	۰/٥۱٤۷	۰/۲۱٤۰	۰/۲۲۰٥	۰/۲۱٦۸	۰/۰۹۷٥	۰/٤۱۸٦
۳	۰/۲۷٦۹	۰/۲۷۷۷	۰/۲۲۸۷	۰/۲۳۲۰	۰/۲۳٤٦	۰/۸٤۳۸	۰/٤۷٦۱
٤	۰/۱۳۱۰	۰/۱۳۲۲	۰/۲٥٥۰	۰/۲٥۸۰	۰/۳۱٤۳	۰/۰٤٤۰	۰/۰۷٤٦
شمارهٔ باس / دسته	۱٥	۱٦	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱
۱	۰/۰٦۰۳	۰/۰٦۸۷	۰/۰۷۱۲	۰/۰۷۱۱	۰/۰۷۰۸	۰/۰۷٦۹	۰/۰۷۲
۲	۰/٥۷۰۳	۰/٥۳۷۷	۰/٥۲۹۸	۰/٥۳۰۲	۰/٥۳۰۱	۰/٥۱۰۳	۰/٥۲٥۸
۳	۰/۲٥۸۰	۰/۲۷۰۳	۰/۲۷۲۳	۰/۲۷۲۱	۰/۲۷۲۹	۰/۲۷۸٦	۰/۲۷٤٤
٤	۰/۱۱۱٤	۰/۱۲۳۳	۰/۱۲٦۷	۰/۱۲٦٦	۰/۱۲٦۲	۰/۱۳٤۲	۰/۱۲۷۸
شمارهٔ باس / دسته	۲۲	۲۳	۲٤	۲٥	۲٦	۲۷	۲۸
۱	۰/۰۷۳۰	۰/۰۷٦٤	۰/۰۷٥۰	۰/۰۷٦۹	۰/۰۷٥٤	۰/۰۷٥٦	۰/۰۷٥۹
۲	۰/٥۲۱۱	۰/٥۱۲٥	۰/٥۱۸۹	۰/٥۱۰٥	۰/٥۱٥٤	۰/٥۱٦۱	۰/٥۱۳۱
۳	۰/۲۷٦۸	۰/۲۷۷٥	۰/۲۷٤٥	۰/۲۷۸٥	۰/۲۷٦۹	۰/۲۷٥۸	۰/۲۷۸۰
٤	۰/۱۲۹۲	۰/۱۳۳٥	۰/۱۳۱۷	۰/۱۳٤۲	۰/۱۳۲۳	۰/۱۳۲٥	۰/۱۳۳۰
شمارهٔ باس / دسته	۲۹	۳۰					
۱	۰/۰۷٦۷	۰/۰۷۲٥					
۲	۰/٥۱۱	۰/٥۲۲۱					
۳	۰/۲۷۸۲	۰/۲۷٦۹					
٤	۰/۱۳٤۰	۰/۱۲۸٥					

دستهٔ (٦، ۱۰، ۱۱) و همچنین با باس ۱٤ قویتر است و بـاس ۱٤ ارتباط قوی با باسهای ناحیه پایدار دارد. بنابراین نتیجه می‌شـود که نواحی متوالی از ضعیف به قـوی دسـته (٦، ۱۰، ۱۱)، بـاس ۱۲، دسته (۱٤، ۱۳) و بقیه باسها هستند. به طور کلی با اسـتفاده از جدول (۲)، درجهٔ عضویت هر باس بـه هـر دسـته مشـخص است.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

هنگامی که نواحی کنترل ولتاژ مختلف با هم ارتباط نسبتاً قوی دارند، یعنی هنگامی که نقطهٔ کار سیستم از نقطهٔ ناپایداری دور است، مانند حالت ۱ مورد مطالعه، استفاده از این الگوریتم و تعیین درجهٔ عضویت باسها به نواحی کنترل ولتاژ مختلف، مناسبتر است. در شرایط بسیار بحرانی واقعاً سیستم به دو ناحیه ضعیف و پایدار که با یکدیگر ارتباط ضعیفی دارند تقسیم می‌شود.

٤-٣- به کارگیری الگوریتم کوهنن فازی در شبکهٔ New England

در این مرحله، از الگوریتم دسته‌بندی کوهنن فازی برای تعیین نواحی کنترل ولتاژ در حالتهای ۱ و ۲ استفاده می‌شود. در حالت ۱، با انتخاب C=6 باسها به صورت جدول (۳) دسته‌بندی می‌شوند.

همچنین در حالت ۲ با انتخاب C=6 باسها به صورت جدول (٤) دسته‌بندی می‌شوند.

جدول ۳- دسته‌بندی باسها با استفاده از دسته‌بندی کوهنن فازی در حالت ۱

دسته	شماره باس
۱	۱۲
۲	۱٤، ۱۳
۳	۱۵، ٤
٤	۱۰، ٦
۵	۱۱
٦	بقیهٔ باسها

جدول ٤- دسته‌بندی باسها با استفاده از دسته‌بندی کوهنن فازی در حالت ۲

دسته	شماره باس
۱	٦، ۱۱
۲	۱٤، ۱۳، ۸، ٤
۳	۱۲، ۷، ۵
٤	۱٦، ۱۵، ۹، ۳، ۲
۵	۱۰
٦	بقیهٔ باسها

مشاهده می‌شود که نتایج با روشهای دسته‌بندی کوهنن و C-means فازی شباهت زیادی دارد. اما تفاوتهایی هم وجود دارد. در واقع نتایج دسته‌بندی کوهنن دقیقتر از نتایج دسته‌بندی کوهنن فازی است زیرا در شبکهٔ عصبی کوهنن از لایه خروجی دوبعدی استفاده می‌کنیم. استفاده از ساختار توپولوژیکی دوبعدی بین نرونهای خروجی، تطبیق خیلی بیشتری با شکل شبکهٔ یک سیستم قدرت دارد، تا زمانی که از یک ساختار خطی بین نرونها استفاده شود. در روش دسته‌بندی کوهنن فازی ارتباط توپولوژیکی مشخصی بین دسته‌ها در نظر گرفته نمی‌شود. بنابراین روشن است که در کاربرد دسته‌بندی باسهای سیستم قدرت به نواحی جغرافیایی کنترل ولتاژ، شبکهٔ عصبی کوهنن مناسبتر است.

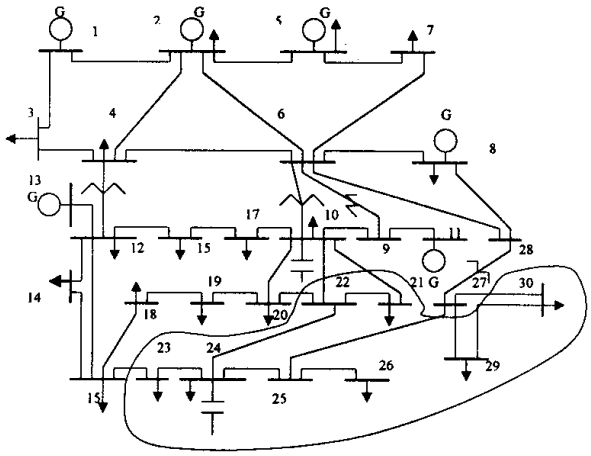
به طور کلی استفاده از روش شبکهٔ عصبی کوهنن بسیار مناسبتر از روشهای دسته‌بندی C-Means فازی و کوهنن فازی است، به سادگی قابل به کارگیری است و نتایج نسبتاً دقیقی فراهم می‌کند. به این منظور از این روش برای تعیین ناحیه ضعیف در شبکه ۳۰ باس IEEE استفاده می‌کنیم.

٤-٤- به کارگیری شبکهٔ عصبی کوهنن در تعیین ناحیه ضعیف سیستم ۳۰ باس IEEE

برای تعیین ناحیه ضعیف ولتاژ سیستم ۳۰ باس IEEE، شرایط این سیستم، به منظور ارزیابی و تفسیر روشهای پیشنهادی مانند [۱۹] انتخاب شده است. با توجه به کارایی شبکهٔ عصبی کوهنن از این روش برای دسته‌بندی باسها کمک گرفته شد. دو مطالعهٔ حالت اختلال و حالت افزایش بار، برای این سیستم انجام گرفت.

مطالعهٔ ۱ (حالت اختلال) - فرض می‌کنیم. اختلالی شامل خارج شدن خطوط ۲۱-۱۰ و ۲۳-۱۵ و همچنین قطع کندانسور سنکرون شمارهٔ ۸ رخ دهد. در شکل (٦) ناحیه ضعیف ولتاژ مشخص شده است. این ناحیه شامل باسهای ۲۱-۲۲-۲۳-۲٤-۲۵-۲٦-۲۹-۳۰ است و مرزهای ضعیف خطوط ۲۲-۱۰، ۲۹-۲۷، ۲۵-۲۷، ۲۷-۳۰ هستند.

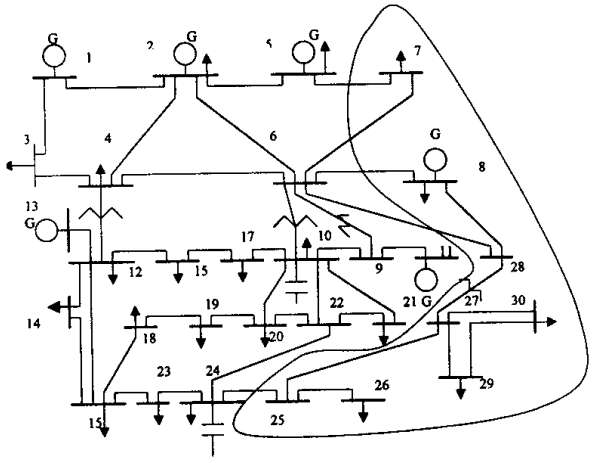
[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]



شکل ٦- ناحیه ضعیف در شرایط اختلال

در [۱۸] تشابه این نتایج با نتایج حاصل از تحلیل حساسیت و تحلیل مدار نشان داده شده است. در ضمن اینکه در روش این مقاله هیچ نیازی به مدل سیستم نیست. نتایج از نظر رفتار سیستم قدرت نیز کاملاً قابل توجیه است. در واقع با اختلال واقع شده، انتقال توان به ناحیه ضعیف، بیشتر از طریق خط ۲۲-۱۰ صورت می‌گیرد و این خط به صورت یک مرز انتقال ضعیف بین ناحیه ضعیف و بقیه سیستم درآمده است.

مطالعهٔ ۲ (حالت افزایش بار)- در این حالت فرض می‌کنیم توان حقیقی در همه باسها ۱۰٪ افزایش یابد. ناحیه ضعیف به دست آمده در این حالت، با استفاده از روش پیشنهادی این مقاله، در شکل (۷) نشان داده شده است. ناحیه ضعیف شامل باسهای ۳۰-۲۹-۲۷-۲۸-۲٦-۲۵-۸-۷ است و مرزهای ضعیف ۵-۷، ۷-٦، ۲۸-٦ و ۲۵-۲٤ هستند. به روشنی مشاهده می‌شود که ناحیه ضعیف و مرزهای ضعیف، نسبت به حالت اختلال متفاوت‌اند. در این حالت فشار عمده برای انتقال توان راکتیو روی خط ۲۲-۱۰ نیست. زیرا خطوط ۲۱-۱۰ و ۲۳-۱۵ و همچنین کندانسور سنکرون ۸ در مدار وصل‌اند. اما به علت افزایش بار، نسبت به حالت مبنا، با توجه به الگوی بار شبکه، مرزهای ضعیف به صورت فعلی هستند. این مطالعه به خوبی نشان می‌دهد که مرزهای ناحیه ضعیف و خود ناحیه، می‌توانند در شرایط متفاوت تغییر کنند و در بهره‌برداری لازم است همواره این حدود تعیین شوند.



شکل ۷- ناحیه ضعیف در شرایط افزایش بار

۵- نتیجه گیری

الگوریتمهای دسته‌بندی ابزار مناسبی برای تقسیم سیستم قدرت به نواحی کنترل ولتاژند. در این راستا، تولید ورودیهای مناسب برای این الگوریتمها، یکی از اساسیترین قدمهاست. این بردارهای دوعضوی براساس مفهوم ناحیه ضعیف و استفاده از اندازه‌گیریها در نقاط کار متوالی تعیین می‌شوند. مزایای انحصاری این روش پیشنهادی نسبت به روشهای مرسوم عبارت است از

۱- باسهای PQ و PV متعلق به ناحیه ضعیف، به طور همزمان تعیین می‌شوند.

۲- ناحیه ضعیف بدون نیاز به مدل سیستم و فقط با کمیتهای اندازه‌گیری شده به دست می‌آید.

۳- سرعت تعیین ناحیه ضعیف، برای کاربردهای بهره‌برداری همچون کنترل تصحیحی و اضطراری قابل قبول به نظر می‌رسد.

٤- در همه شرایط، اعم از نزدیک بودن یا دور بودن به نقطهٔ ناپایداری، این روش ناحیه ضعیف نسبی را به دست می‌آورد.

با توجه به نتایج شبیه سازی و نحوهٔ پیاده سازی الگوریتمهای دسته‌بندی مشاهده می‌شود که روش شبکهٔ عصبی کوهنن بسیار مناسبتر از روشهای دسته‌بندی C-Means فازی و

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

کوهنن فازی است. از نظر پیاده‌سازی شبکهٔ عصبی کوهنن و همچنین الگوریتم کوهنن فازی بسیار ساده‌تر از روش دسته‌بندی C-Means فازی هستند. انتخاب پارامترهای m و c مناسب در روش دسته‌بندی C-Means فازی به سادگی امکانپذیر نیست. نتایج حاصل از این روش در شرایط دور بودن سیستم از نقطهٔ ناپایداری که عملاً سیستم به دو ناحیه ضعیف و پایدار تقسیم نمی‌شود، اطلاعات بیشتری را نسبت به نتایج حاصل از دو روش دیگر به دست می‌دهد. همچنین از نظر دقت شبکه عصبی کوهنن مناسبتر از شبکهٔ کوهنن فازی است زیرا ساختار توپولوژیکی دوبعدی بین نرونهای خروجی در شبکهٔ عصبی کوهنن تطبیق بیشتری با شکل شبکهٔ یک سیستم قدرت نسبت به ساختار خطی بین نرونها در شبکهٔ کوهنن فازی دارد.

واژه نامه

1. weak area
2. control voltage area
3. corrective control
4. Kohonen neural network
5. Fuzzy C-Means Algorithm
6. fuzzy Kohonen algorithm
7. voltage security
8. sensitivity analysis
9. L index
10. modal analysis
11. static security
12. critical clearing time
13. unsupervised
14. supervised
15. crisp

مراجع

1. "Voltage Stability of Power Systems: Concepts, Analytical Tools and Industry Experience," Report Prepared by the IEEE Working Group on Voltage Stability, 1990.
2. Flatabo, N., Ogendal. R., and Carlsen, T., "Voltage Stability Condition in a Power Transmission System Calculated by Sensitivity Methods," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 5, No. 4, pp. 1286-1293, 1990.
3. Begovic, M. M., and Phadke, A. G., "Control of Voltage Stability Using Sensitivity Analysis," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 7, No. 1, pp. 114-123, 1992.
4. Custem, T. V., "An Approach to Corrective Control of Voltage Instability Using Simulation and Sensitivity," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 10, No. 2, pp. 616-622, 1995.
5. Kesel, P., and Glavitsch, H., "Estimating the Voltage Stability of a Power System," *IEEE Trans., Power Delivery,* Vol. PWRD-1, No. 3, pp. 346-354, July 1986.
6. Gao, B., Morison, K., and Kundur, P., "Voltage Stability Evaluation Using Modal Analysis," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 7, No. 4, pp. 1529-1536, 1992.
7. Morison, G. K., Gao, B., and Kundur, P., "Voltage Stability Analysis Using Static and Dynamic Approaches," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 8, No. 3, pp. 1159-1171, 1993.
8. Schlueter, R. A., Hu, I., Ghang, M. W. Lo, J. C., and Costi, A., "Methods for Determining Proximity to Voltage Collapse," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 7, No. 4, pp. 1529-1536.
9. Lie, T. T., and Schluter, R. A., "Strong Controliability and Observability and Their Effects on Transient Stability of Power Systems," *Electric Machines and Power Systems,* Vol. 23, No. 6, pp. 627-645, 1995.
10. Lie, T. T., "Method of Identifing the Strategic Placement for Compensation Devices," *IEEE Trans., Power System,* Vol. 10, No. 3, pp. 1448-1453, 1995.
11. Souza, Z. D., and Quintana, V. H. "New Technique of Network Partitioning for Voltage Collapse Margin Calculations," *IEE Proceedings-C,* Vol. 41, No. 6, pp. 630-636, 1994.
12. Lachs, W. R., and Stanto, D., "Voltage Instability in Interconnected Power Systems: A Simulation Approach," *IEEE Trans., Power System,* Vol. 7, No. 2, pp. 753-761, 1992.
13. Taso, E. C., Bezdek, J. C., Pal, N. R., "Fuzzy Kohonen Clustering Networks," Pattern Recognition, Vol. 27, No. 5, pp. 757-764, 1994.
14. Mori, H., Tamaru, Y., and Tsuzuki, S., "An Artificial Neural-Net Based Technique for Power System Dynamic Stability with the Kohonen Model," *IEEE Trans., Power Systems,* Vol. 7, No. 2, pp. 856-864, 1992.
15. Niebur, D., and Gemond, A. J., "Power System Static Security Assessment Using the Kohonen Neural Network Classifier," *IEEE Trans., Power System,* Vol. 7, No. 2, pp. 865-872, 1992.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]

۱۸. همدانی گلشن، م.، ا.، طراحی کنترل تصحیحی بر مبنای تعیین ناحیه ضعیف کنترل ولتاژ برای پایداری ولتاژ سیستمهای قدرت، دانشگاه صنعتی اصفهان، رساله دکترای مهندسی برق، ۱۳۷۸.

19. Sharaf, T. A. M., and Berg, G. J., "Probabilistic Voltage Stability Indexes," *IEE Proceedings-C,* Vol. 138, No. 6, pp. 499-504.

16. Pao, Y. H., and Sobajic, D. J., "Combined Use of Unsupervised and Supervised Learning for Dynamic Security Assesment," *IEEE Trans., Power System,* Vol. 7, No. 2, pp. 878-884, 1992.

17. Song, Y. H., Wan, H. B., and Hohns, A. T., "Kohonen Neural Network Based Approach to Voltage Weak Buses/Areas Identification," *IEE Proc. On Generation, Tranmission and Distribution,* Vol. 144, No. 3, pp. 340-344, 1997.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1380.20.2.3.0]