



افزایش سرعت آموزش و به کارگیری شبکه‌های خودسازمان‌ده با استفاده از یک شبکه خودسازمان‌ده رشد یابنده سلسله مراتبی جدید

رضا صفاپخش
دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
safa@aut.ac.ir

احمد نیک آبادی
دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
nickabadi@aut.ac.ir

وزن نوروں‌ها بیانگر نقاطی از فضای ورودی شبکه هستند. هدف از آموزش شبکه‌های خودسازمان‌ده یادگیری وزن‌های نوروں‌ها به گونه‌ای است که اهداف از پیش تعیین شده‌ای نظیر کاهش خطای چندی‌سازی محقق شود. از شبکه‌های نهایی بدست آمده در کاربردهای مختلفی نظیر چندی‌سازی، تقریب توزیع احتمال داده‌های ورودی و یا نمایش شباهت‌ها و ساختارهای ذاتی موجود در داده‌های ورودی استفاده می‌شود. مکانیزم آموزش شبکه به این شکل است که در هر تکرار بردار ورودی به شبکه اعمال و نزدیکترین نوروں شبکه به این داده ورودی بر اساس یک معیار فاصله میان بردار ورودی و بردارهای وزن نوروں‌ها تعیین می‌شود. بردار وزن نوروں برنده به همراه همسایه‌های توپولوژیکی آن با یک ضریب به سمت داده ورودی حرکت می‌کنند. به این ترتیب با گذشت زمان نوروں‌های شبکه در آن نواحی که داده‌های ورودی تمرکز دارند قرار می‌گیرند. بر اساس اینکه آیا تنها بردار مرجع گره برنده و همسایگان آن بروز شود و یا بردار مرجع کلیه گره‌ها، الگوریتم یادگیری شبکه را *winner take all* و *winner take most* می‌گویند. برای ارزیابی شبکه‌های خودسازمان‌ده از سه معیار حفظ توپولوژی، مدل‌سازی توزیع احتمال و کمیته‌سازی خطای چندی‌سازی استفاده می‌شود [1,2]. اهمیت این معیارها در کاربردهای مختلف متفاوت است.

شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده با وجود توانایی فراوانی که در کاربردهایی نظیر مدل‌سازی توزیع ورودی دارند، دارای مشکلاتی نیز هستند. برخی مشکلات این شبکه‌ها نظیر لزوم تعیین توپولوژی شبکه پیش از شروع آموزش باعث معرفی انواع جدیدی از شبکه‌های خودسازمان‌ده شده است. از جمله این شبکه‌ها می‌توان به شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده اشاره کرد. ویژگی عمده این دسته از شبکه‌های خودسازمان‌ده، تعیین اندازه شبکه به صورت تطبیقی و یادگیری توپولوژی شبکه در ضمن فرآیند یادگیری است. هر چند این شبکه‌ها مشکل تعیین توپولوژی را مرتفع می‌سازند، اما آنها نیز همانند شبکه خودسازمان‌ده استاندارد در مجموعه داده‌های بزرگ با مشکل سرعت پایین آموزش روبرو می‌شوند. در این مقاله الگوریتم جدیدی ارائه شده است تا ضمن حفظ مزایای شبکه‌های خودسازمان‌ده

چکیده: شبکه‌های نگاشت خودسازمان‌ده دسته‌ای از شبکه‌های عصبی هستند که در کاربردهای چندی‌سازی و نمایش داده کاربرد فراوانی دارند. یکی از مشکلات این شبکه‌ها تعیین توپولوژی و اندازه شبکه پیش از شروع فرآیند آموزش است. شبکه‌های رشد یابنده این مشکل را تا حد زیادی رفع می‌کنند اما این شبکه‌ها نیز همانند شبکه‌های خودسازمان‌ده غیررشدیابنده دارای مشکل سرعت پایین در مراحل آموزش و بکارگیری هستند. هزینه محاسباتی این شبکه‌ها با افزایش اندازه شبکه به صورت خطی افزایش پیدا می‌کند. برای تعیین نوروں برنده در یک شبکه با اندازه n حداقل به n اندازه‌گیری فاصله نیاز است. در این مقاله یک شبکه خودسازمان‌ده رشدیابنده دو لایه ارائه شده که تعداد مقایسه‌های لازم برای تعیین نوروں برنده را به حدود $2\sqrt{n}$ کاهش می‌دهد. این کاهش چه در مرحله آموزش و چه در مرحله بکارگیری شبکه امکان استفاده از شبکه‌های خودسازمان‌ده دارای نوروں‌های زیاد و خطای چندی‌سازی پایین را فراهم می‌کند. نتایج تجربی نشان‌دهنده آنست که با افزایش ناچیز خطای چندی‌سازی، شبکه جدید قادر است با تعداد بسیار کمتری مقایسه نسبت به شبکه یک لایه رشدیابنده نظیر کار کند.

واژه‌های کلیدی: نگاشت‌های خودسازمان‌ده، شبکه‌های عصبی، شبکه‌های رشدیابنده، موازی‌سازی.

۱- مقدمه

نگاشت‌های خودسازمان‌ده که از آنها به عنوان شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده و یا به اختصار شبکه‌های خودسازمان‌ده نیز یاد می‌شود، دسته مهمی از شبکه‌های عصبی هستند که از زمان ارائه تا کنون در کاربردهای بسیار زیادی مورد استفاده قرار گرفته و حجم زیادی از تحقیقات انجام شده در زمینه شبکه‌های عصبی را به خود اختصاص داده‌اند. شبکه‌های خودسازمان‌ده عموماً از یک مجموعه نوروں که با اتصالاتی به یکدیگر متصل هستند تشکیل می‌شوند. به هر نوروں بردار وزنی نسبت داده می‌شود که در ضمن فرآیند آموزش شبکه یاد گرفته می‌شود و از آن به عنوان بردار مرجع نوروں نیز یاد می‌شود. نحوه اتصالات نوروں‌ها به یکدیگر را توپولوژی شبکه تعیین می‌کند. بردارهای



اینکه همانند GCS، نورون‌های جدید به فضای داخل شبکه (بین نورون انتخاب شده و یکی از همسایگان آن) اضافه شود، می‌توان نورون‌های جدید را در فضای بیرون شبکه نیز قرار داد. تفاوت دیگر EGCS و GCS روش‌های جدیدی است که برای محاسبه وزن اولیه نورون‌ها در EGCS ارائه شده است. در مواردی که نورون انتخاب شده برای اضافه کردن نورون جدید یک نورون مرزی نباشد، عملکرد EGCS مشابه GCS است.

ساختار همسایگی مورد استفاده در ساختارهای سلولی رشدیابنده محدودیت‌هایی را در فرآیند یادگیری این شبکه ایجاد می‌کند. شبکه گاز عصبی^۲ (NG) [6] از جمله مهمترین شبکه‌های عصبی خوسازمان‌ده‌ای است که در فرآیند یادگیری آن از همسایگی نورون‌ها در فضای شبکه عصبی استفاده نمی‌شود. برای دست آوردن اتصالات شبکه از یادگیری هب رقابتی^۳ (CHL) استفاده می‌شود. به این ترتیب که به ازاء هر سیگنال ورودی x دو مرکز داده‌ای که دارای کمترین فاصله اقلیدسی با این داده هستند با یک یال به یکدیگر متصل می‌شوند. ترکیب الگوریتم‌های GCS و NG منجر به ارائه شبکه NG رشدیابنده (GNG) شد [7]. هدف اصلی در این روش اضافه کردن تدریجی گره‌های جدید به یک شبکه کوچک اولیه است. این کار بر اساس معیارهای آماری که در گام‌های تطبیق قبل اندازه‌گیری شده‌اند صورت می‌گیرد.

در شبکه GNG توپولوژی شبکه به صورت افزایشی با استفاده از CHL تعیین می‌شود و بعد شبکه در هر ناحیه از فضای ورودی متناسب با بعد داده‌های ورودی در آن ناحیه است و ممکن است در بخش‌های مختلف فضای ورودی متفاوت باشد. الگوریتم کامل این روش به این ترتیب است که در ابتدا شبکه‌ای با دو گره a و b با وزن‌های تصادفی w_a و w_b در R^n ایجاد می‌شود. در هر گام سیگنال ورودی ξ بر اساس توزیع ورودی $P(\xi)$ تولید و اولین و دومین نزدیکترین گره‌ها به سیگنال ورودی (s_1 و s_2) پیدا می‌شوند. خطای حاصل که با استفاده از رابطه ۱ محاسبه می‌شود به متغیر محلی خطا s_1 اضافه می‌گردد.

$$\Delta error(s_1) = \|w_{s_1} - \xi\|^2 \quad (1)$$

گره s_1 و همسایگان آن به ترتیب با نسبت‌های \mathcal{E}_n و \mathcal{E}_b به سمت ξ حرکت می‌کنند.

$$\Delta w_{s_1} = \mathcal{E}_b (\xi - w_{s_1}) \quad (2)$$

$$\Delta w_n = \mathcal{E}_n (\xi - w_n) \quad n \in N_{s_1} \quad (3)$$

اگر s_1 و s_2 با یالی به یکدیگر متصل هستند، عمر این یال برابر با صفر قرار داده شده و اگر چنین یالی وجود ندارد ایجاد می‌شود. سن

رشدیابنده، با استفاده از تکنیک‌های سلسله‌مراتبی و موازی‌سازی، سرعت آموزش شبکه در مجموعه داده‌های ورودی بزرگ را فراهم کند. در ادامه این مقاله در بخش ۲ مروری بر کارهای انجام شده در زمینه شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده و شبکه‌های سلسله‌مراتبی انجام می‌شود. در بخش ۳ شبکه خودسازمان‌ده سلسله‌مراتبی پیشنهادی معرفی و نتایج تجربی حاصل از بکارگیری آن در بخش ۴ بیان می‌شود. نهایتاً در بخش ۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری کلی بیان می‌گردد.

۲- شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده و سلسله‌مراتبی

در این بخش به بررسی دو دسته عمده شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده که به منظور بهبود کارایی این شبکه‌ها ارائه شده‌اند می‌پردازیم. از ویژگی‌های این دو دسته از شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده در الگوریتم پیشنهادی در بخش ۳ استفاده خواهد شد.

۱-۲ شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده

از جمله مشکلات اساسی شبکه‌های خودسازمان‌ده لزوم تعیین توپولوژی شبکه، شامل تعداد نورون‌ها و ساختار همسایگی، پیش از آموزش شبکه عصبی است. برای رفع مشکل تعیین تعداد نورون‌های مورد نیاز شبکه می‌توان از ساختارهای سلولی رشدیابنده (GCS) استفاده کرد. ساختارهای سلولی رشدیابنده دسته‌ای از شبکه‌های خودسازمان‌ده هستند که قادرند در طی یک فرآیند رشد، توپولوژی مناسب شبکه برای داده‌های ورودی را بیابند [1]. ساختارهای پایه این شبکه hypertetrahedronهای k -بعدی هستند. این ساختارها برای $k=1$ یک خط، برای $k=2$ یک مثلث و برای $k=3$ یک tetrahedron می‌باشند. با حذف و اضافه کردن نورون‌های شبکه ساختار مورد نظر پیدا می‌شود. این کار در طی فرآیند آموزش شبکه که همانند روش آموزش شبکه کوهونن است انجام می‌شود. تفاوت ساختارهای سلولی رشدیابنده و شبکه نگاشت خودسازمان‌ده در این است که کلیه پارامترهای ساختارهای سلولی رشدیابنده ثابت هستند. در هر مرحله یادگیری تنها نورون برنده و همسایگان مستقیم آن به روز می‌شوند. ساختارهای سلولی رشدیابنده در حالت بانظارت نیز پیاده‌سازی شده و مورد استفاده قرار گرفته است [3,4].

یکی دیگر از شبکه‌های توسعه یافته مبتنی بر ساختارهای سلولی رشدیابنده، ساختارهای سلولی رشدیابنده با رشد خارجی^۱ (EGCS) است [5]. اهداف شبکه EGCS افزایش سرعت همگرایی شبکه GCS و همچنین بهبود کارایی تعمیم این شبکه است. ساختار اصلی شبکه EGCS مشابه GCS است با این تفاوت که هر گاه نورون دارای بیشترین مقدار خطای انباشته شده (یعنی نورونی که برای افزودن نورون جدید انتخاب می‌شود) در مرز شبکه موجود واقع شود، به جای

² Neural Gas

³ Competitive Hebbian Learning

¹ Externally Growing Cell Structures



تمام یال‌های در هر تکرار یک واحد افزایش داده شده و اگر یالی با عمر بیشتر از a_{max} وجود داشته باشد آن یال حذف می‌شود. همچنین اگر حذف یال منجر به ایجاد گره‌هایی بدون اتصال شد این گره‌ها نیز حذف می‌شوند.

برای اضافه کردن نورون‌های جدید هر گاه تعداد سیگنال‌های ورودی ضریب صحیحی از λ است گره جدیدی به شبکه اضافه می‌شود. برای این کار گره q با بیشترین خطای انباشته شده مشخص و گره همسایه آن با بیشترین خطا (f) پیدا می‌شود. سپس گره جدید (r) در وسط اتصال q و f قرار داده می‌شود. برای جلوگیری از اضافه شدن نورون‌های جدید به یک ناحیه خاص خطای محلی کلیه نورون‌ها در هر گام با یک ضریب ثابت کاهش داده می‌شود.

به این ترتیب با تطبیق انجام شده، نورون‌ها به سمت داده‌های ورودی حرکت می‌کنند. با حذف و اضافه کردن یال بین نورون‌های مجاور اتصال برقرار شده و اتصالاتی که مفید نباشند حذف می‌شوند و شبکه در مجموع قادر است توپولوژی داده‌های ورودی را کشف کند.

شبکه $GHSOM^4$ یکی دیگر از شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده سلسله مراتبی است [10]. معماری شبکه $GHSOM$ دارای یک ساختار چند لایه است که هر لایه آن از چندین شبکه SOM مستقل تشکیل می‌شود. در بالاترین سطح معماری تنها یک شبکه وجود دارد. هر یک از شبکه‌ها در لایه‌های مختلف به شکل یک شبکه توری رشدیابنده گسترش پیدا می‌کنند تا داده‌های ورودی را با دقت خاصی ارائه کنند. پس از اتمام فاز گسترش، در صورتی که نورون‌هایی در شبکه وجود داشته باشند که شرط توسعه (بیشتر بودن خطای چندی از یک حد آستانه) را دارا باشند، رشد داده خواهند شد و به ازاء هر نورون دارای شرط توسعه شبکه مجزایی در لایه بعد ایجاد می‌شود تا داده‌های نسبت داده شده به این نورون در لایه فعلی با دقت بیشتر در لایه بعد بررسی شوند.

۲-۲ شبکه‌های خودسازمان‌ده سلسله‌مراتبی

در دسته دیگری از شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده که در این بخش به بررسی آنها می‌پردازیم شبکه‌های خودسازمان‌ده سلسله‌مراتبی هستند. این شبکه‌ها عموماً با هدف استخراج ساختار توپولوژیکی داده‌های ورودی و یا افزایش سرعت یادگیری در مجموعه داده‌های ورودی بزرگ صورت می‌گیرد.

از جمله شبکه‌های عصبی خودسازمان‌ده سلسله‌مراتبی می‌توان به $TreeGCS$ [8] اشاره کرد. در این مدل از شبکه خودسازمان‌ده GCS به عنوان ساختار پایه استفاده می‌شود و درختی بر مبنای رشد و تقسیم این شبکه ایجاد می‌شود. در درختی که در انتهای کار تولید می‌شود هر یک از برگ‌ها بیانگر یک شبکه GCS است. در خلال فرآیند ساخت درخت هر گاه یک شبکه GCS که بیانگر یک خوشه در داده‌های ورودی است به دو قسمت تقسیم شود، گره مربوطه در درخت متناظر شبکه به دو شاخه تقسیم و هر یک از دو قسمت ایجاد شده در شبکه GCS به یکی از این گره‌ها نسبت داده می‌شود. اگر شبکه‌ای در حین آموزش از بین برود، گره مربوط به آن شبکه نیز حذف خواهد شد. هیچ‌گونه محدودیتی بر روی درخت ایجاد شده اعمال نمی‌شود و با هر تغییری در ساختار GCS درخت مربوطه نیز تغییر خواهد کرد. درخت به ازای هر تکرار الگوریتم GCS به روز می‌شود. به این ترتیب زمان اجرای الگوریتم $O(n)$ (تعداد گره‌های شبکه است) خواهد بود؛ چرا که از یک جستجوی کامل در تمام شبکه استفاده می‌شود. شبکه $TreeGNG$ [9] نیز که از شبکه GNG به همراه یک بازه زمانی برای بررسی اتصال گراف استفاده می‌کند دارای ساختاری مشابه $TreeGCS$ است. شبکه GNG با رشد و هرس در طول زمان تغییر می‌کند و گراف نهایی تولید شده در این شبکه می‌تواند از بخش‌های مجزا تشکیل شود. در

در میان شبکه‌های سلسله‌مراتبی که به آنها اشاره شد دو شبکه $TreeGCS$ و $TreeGNG$ تغییری در شبکه‌های پایه GCS و GNG ایجاد نمی‌کنند و تنها به ایجاد درختی بر مبنای رشد شبکه‌های پایه می‌پردازند. هدف این شبکه‌ها عمدتاً استخراج ساختار سلسله‌مراتبی داده‌های ورودی است. با وجود اینکه هدف شبکه $GHSOM$ نیز استخراج ساختار داده‌هاست، این شبکه خطای چندی‌سازی را نیز کاهش می‌دهد، اما هیچ‌گونه تمهیدی برای کاهش زمان آموزش در طراحی این شبکه لحاظ نشده است. از معدود کارهای انجام شده در زمینه شبکه‌های سلسله‌مراتبی که به منظور افزایش سرعت آموزش شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده صورت پذیرفته است می‌توان به کار تاکاناشی و همکارانش اشاره کرد [10]. در این کار از یک شبکه دو لایه مرکب از شبکه عصبی ART^5 و یک شبکه عصبی خودسازمان‌ده رشدیابنده برای حل مسأله فروشنده دوره‌گرد استفاده شده است. در لایه اول از شبکه ART برای تقسیم کردن فضای ورودی به نواحی مجزا استفاده می‌شود. هر یک از این نواحی به نورون مجزایی در شبکه ART نسبت داده شده و داده‌های ورودی، که در این مسأله مراکز شهرهای مختلف هستند، بر اساس این ناحیه‌بندی به مجموعه‌های مجزا تقسیم می‌شوند. سپس به ازاء هر یک از این مجموعه داده‌های ورودی یک شبکه خودسازمان‌ده رشدیابنده آموزش داده می‌شود. در نهایت از ترکیب شبکه‌های خودسازمان‌ده محلی جواب نهایی به دست می‌آید.

در بخش بعد شبکه خودسازمان‌ده جدیدی بر مبنای تکنیک‌های به کار گرفته شده در شبکه‌های خودسازمان‌ده رشدیابنده و

⁴ Growing Hierarchical Self Organizing Map

⁵ Adaptive Resonance Theory

در ادامه گامهای مهم الگوریتم فوق با جزئیات بیشتر شرح داده می‌شوند.

۱-۳ آموزش نورون‌های لایه اول و دوم

چنانچه در الگوریتم HGNG اشاره شد، به ازای هر بردار ورودی ابتدا شبکه GNG لایه اول آموزش داده می‌شود. آموزش این شبکه مشابه آموزش شبکه GNG است که در بخش ۱-۲ به آن اشاره شد. به این ترتیبی شبکه لایه اول همانند یک شبکه GNG معمولی رشد یافته و فضای ورودی را پوشش می‌دهد. به ازاء هر نورون شبکه لایه اول، یک شبکه GNG مستقل در لایه دوم وجود دارد. هر یک از این شبکه‌ها تنها با بخشی از داده‌ها که در ناحیه ورونوی^۷ نورون مربوط به آن شبکه در لایه اول آموزش داده می‌شود. برای این منظور بعد از آموزش شبکه لایه اول، نورون برنده انتخاب و شبکه مربوط به آن در لایه دوم نیز با داده ورودی جدید آموزش داده می‌شود. تنها تفاوتی که در آموزش HGNG وجود دارد اینست که خطای محلی هر نورون در لایه اول، چنانچه در ادامه خواهیم دید، برابر با ماکزیمم خطای محلی شبکه مربوط به آن نورون می‌باشد.

۲-۳ اضافه کردن نورون

یکی از جنبه‌های مهم شبکه خودسازمانده پیشنهادی این مقاله روش اضافه کردن نورون‌های جدید به شبکه است.

برای اضافه کردن نورون از تعداد داده‌های آموزش داده شده به شبکه استفاده می‌شود. به این ترتیب که اگر تعداد سیگنال‌های ورودی ضریب صحیحی از μ و تعداد کل گره‌های لایه دو از حداکثر اندازه شبکه کوچکتر باشد شبکه گسترش داده می‌شود. الگوریتم اضافه کردن نورون HGNG به شکل زیر است:

الف) خطای نورون‌های لایه اول را بروز کن:

$$error(s_i) = \max_j (error(s_i^j))$$

s_i بیانگر نورون i در لایه اول و s_i^j بیانگر نورون‌های j از

زیر شبکه مربوط به نورون s_i در لایه دوم است)

ب) گره q_1 با بیشترین خطای محلی در لایه اول را مشخص کن.

ج) اگر تعداد نورون‌های زیرشبکه مربوط به نورون q_1 کمتر از تعداد کل نورون‌های لایه اول است:

- I. گره همسایه q_1 با بیشترین خطا (f_1) را مشخص کن.
- II. گره جدید (r) را در وسط اتصال q_1 و f_1 اضافه کن.

$$w_r = 0.5(w_{q_1} + w_{f_1})$$

سلسله‌مراتبی ارائه می‌شود که سرعت آموزش شبکه‌های خودسازمانده رشدیابنده را در کاربردهای مختلف افزایش می‌دهد.

۳- شبکه گاز عصبی خودسازمانده رشدیابنده

سلسله‌مراتبی (HGNG)

چنانچه در بخش‌های قبل نیز اشاره شد، هدف از الگوریتم پیشنهادی در این مقاله ارائه شبکه‌ای خودسازمانده است که ضمن دارا بودن مزایای شبکه‌های خودسازمانده رشدیابنده، سرعت آموزش این شبکه‌ها را خصوصاً در مجموعه داده‌های آموزشی بزرگ افزایش دهد. برای این منظور از یک شبکه خودسازمانده دو لایه استفاده می‌شود که از آن با عنوان شبکه GNG سلسله‌مراتبی (HGNG) یاد می‌شود. لایه اول شبکه HGNG از یک شبکه GNG تشکیل می‌شود که به ازاء هر یک از نورون‌های آن یک شبکه GNG دیگر در لایه دوم در نظر گرفته می‌شود. برخلاف شبکه‌های سلسله‌مراتبی TreeGCS و TreeGNG که تنها به استخراج ساختار سلسله‌مراتب داده‌ها از شبکه خودسازمانده رشدیابنده پایه می‌پردازند، در شبکه HGNG هدف کاهش خطای چندی‌سازی است و ساختاری مستقل از شبکه ساخته نمی‌شود. همچنین بر خلاف شبکه HGSOM که آموزش هر لایه بعد از اتمام آموزش لایه قبل شروع می‌شود، در HGNG آموزش لایه‌ها به صورت همزمان صورت می‌پذیرد.

ساختار کلی الگوریتم پیشنهادی HGNG به شکل زیر است:

۰) شبکه اولیه را با دو گره در لایه اول که بردارهای وزن تصادفی دارند مقداردهی اولیه کن. به ازاء هر یک از این دو گره یک شبکه GNG با دو نورون که بردارهای وزن آنها برابر با بردار وزن نورون والد است ایجاد کن.

۱) سیگنال ورودی ξ را بر اساس توزیع ورودی $P(\xi)$ تولید کن.

۲) شبکه GNG لایه اول را با استفاده از بردار ورودی ξ آموزش بده.

۳) شبکه GNG مربوط به نورون برنده لایه اول در لایه دوم را با استفاده از بردار ورودی ξ آموزش بده.

۴) پارامتر خطای کلیه نورون‌های لایه دوم را با ضرب در مقدار ثابت d کاهش بده.

۵) در صورت لزوم نورون (یا نورون‌های) جدیدی به شبکه اضافه کن.

۶) در صورت برقرار نبودن شرط خاتمه به گام ۱ برو.

⁷ Voronoi Region

⁶ Hierarchical

پارامترهای مورد استفاده در شبکه GNG پارامترهای پیشنهاد شده برای این شبکه در [7] می‌باشد. تنها به منظور درج سریعتر نورون‌ها پارامتر λ برای هر دو شبکه برابر با ۱۰ انتخاب شده است. همچنین در صورت استفاده از $a_{\max} = 50$ در حالتی که تعداد نورون‌های شبکه زیاد است، تعداد زیادی از یالها و در نتیجه آن نورون‌های شبکه حذف و مجدداً درج می‌شوند. این عامل باعث می‌شود که شبکه GNG هیچگاه به تعداد ماکزیمم نورون‌های خود که باعث کاهش خطای چندی‌سازی می‌شود نرسد. در آزمایشات انجام شده این پارامتر به صورت تطبیقی و متناسب با تعداد نورون‌های شبکه در حال رشد انتخاب می‌شود. در این مقاله از سه برابر تعداد نورون‌های موجود در شبکه به عنوان حداکثر عمر یالهای شبکه استفاده شده است.

نتایج آزمایش فوق در شکل ۱ نشان داده است. شکل ۱-۱ نشان‌دهنده خطای چندی‌سازی دو شبکه است. همانطور که مشاهده می‌شود خطای چندی‌سازی GNG، چنانچه پیشتر نیز اشاره شد، اندکی کمتر از شبکه HGNG است. علت این امر نیز اینست که در GNG کلیه نورون‌ها به صورت یک شبکه واحد در نظر گرفته می‌شوند، اما در HGNG نورون‌ها در زیرشبکه‌های GNG کوچکتر به یادگیری نواحی مختلف ورودی می‌پردازند. شکل ۱-۲ تعداد مقایسه‌های مورد نیاز برای تعیین نورون برنده در هر گام آموزش هر یک از شبکه‌ها را نشان می‌دهد. در هر ۱۰ تکرار الگوریتم یک نورون جدید به شبکه اضافه می‌شود. همانطور که انتظار می‌رود تعداد مقایسه‌های مورد نیاز در شبکه GNG به صورت خطی با زمان افزایش می‌یابد و بعد از کامل شدن شبکه (حداکثر شدن تعداد نورون‌ها) ثابت می‌ماند. در حالیکه تعداد مقایسه‌های مورد نیاز در شبکه HGNG به مراتب کمتر از شبکه GNG است و در نهایت به مقداری در حدود $2\sqrt{N}$ همگرا می‌شود. در یک نمونه اجرای HGNG تعداد ۱۳ نورون در لایه اول و به طور متوسط ۷/۷ نورون در هر زیرشبکه لایه دو ایجاد می‌شود. در نتیجه تعداد مقایسه‌های مورد نیاز برای تعیین نورون برنده در حدود ۲۱ مقایسه خواهد بود. در شکل ۱-۳ و ۱-۴ به ترتیب توزیع نورون‌های شبکه‌های GNG و HGNG نمایش داده شده است. در هر دو شبکه، نورون‌ها توانسته‌اند به خوبی فضای ورودی را پوشش دهند. شبکه HGNG معرفی شده با هدف کاهش خطای چندی‌سازی ارائه شده است. به همین دلیل بین نورون‌های زیرشبکه‌ها اتصالی وجود ندارد. در صورت نیاز می‌توان یک فاز هموارسازی به شبکه اضافه کرد که در آن کلیه نورون‌های لایه دوم به صورت یک شبکه واحد آموزش داده می‌شوند.

۵- جمع‌بندی

در این مقاله یک شبکه دو لایه خودسازمان‌ده رشدیابنده ارائه شد که ضمن حفظ مزایای شبکه خودسازمان‌ده رشدیابنده GNG امکان آموزش و بکارگیری سریع شبکه را نیز فراهم می‌کند. در این شبکه لایه

III. اتصال قبلی میان q_1 و f_1 را حذف و اتصالات میان r با دو گره مذکور را برقرار کن.

IV. خطای انباشته شده q_1 و f_1 را با ضرب در α کاهش داده و میزان خطای نورون r را برابر با مقدار خطای جدید q_1 قرار بده.

V. شبکه GNG جدیدی به ازاء نورون r با دو نورون ایجاد و وزن نورون‌های آن را برابر با وزن نورون r و خطای هر یک از آنها را برابر با نصف خطای r قرار بده.

د) در صورتی که تعداد نورون‌های زیرشبکه مربوط به نورون q_1 بیشتر یا مساوی تعداد کل نورون‌های لایه اول است:

I. گره q_1^1 با بیشترین خطای انباشته شده در زیرشبکه مربوط به نورون q_1 را مشخص کن.

II. گره همسایه q_1^1 با بیشترین خطا (f_1^1) را مشخص کن. گره جدید (r) را در وسط اتصال q_1^1 و f_1^1 قرار بده.

$$w_r = 0.5(w_{q_1^1} + w_{f_1^1})$$

III. اتصال قبلی میان q_1^1 و f_1^1 را حذف و اتصالات میان r با دو گره مذکور را برقرار کن.

IV. خطای انباشته شده q_1^1 و f_1^1 را با ضرب در α کاهش داده و میزان خطای r را برابر با مقدار خطای جدید q_1^1 قرار بده.

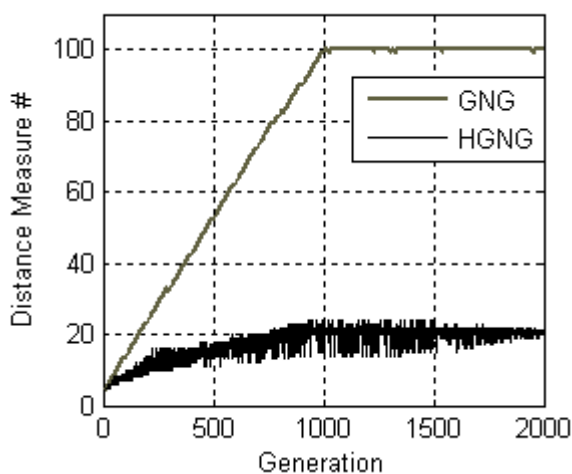
شرط در نظر گرفته شده برای اضافه کردن نورون در لایه اول یا دوم به گونه‌ای انتخاب شده است که از توسعه بیش از حد لایه اول و یا زیرشبکه‌ها لایه دوم جلوگیری شود تا هدف کمینه‌سازی تعداد مقایسه بردارهای وزن و داده ورودی محقق شود. در حالت ایده‌آل برای شبکه‌ای با N نورون در لایه دوم، شبکه لایه اول و کلیه شبکه‌های لایه دوم باید \sqrt{N} نورون داشته باشند. در این حالت تعداد مقایسه‌های لازم برای پیدا کردن نورون برنده در لایه دوم $2\sqrt{N}$ مقایسه خواهد بود.

۴- نتایج تجربی

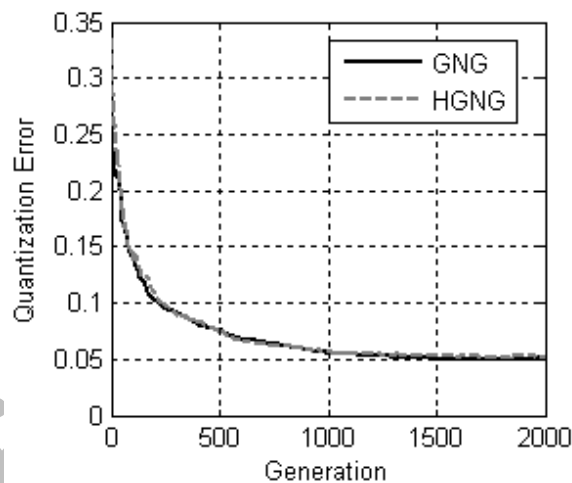
برای ارزیابی تعداد مقایسه‌های انجام شده برای تعیین نورون برنده و همچنین میانگین خطای چندی‌سازی شبکه پیشنهادی و مقایسه آن با GNG از یک مجموعه داده دارای توزیع یکنواخت در مربع با طول واحد در فضای دوبعدی استفاده می‌کنیم. برای ارزیابی دقت چندی‌سازی شبکه‌ها از یک مجموعه نقطه ثابت که به صورت یکنواخت در ناحیه مورد نظر توزیع شده‌اند استفاده می‌شود.

انجام شده نیز نشان میدهد که با افزایش بسیار ناچیز خطای چندی سازی می توان چنین کاهش چشمگیری در پردازش و در نتیجه زمان مورد نیاز برای آموزش و بکارگیری شبکه های خودسازمانده رشدیابنده ایجاد نمود.

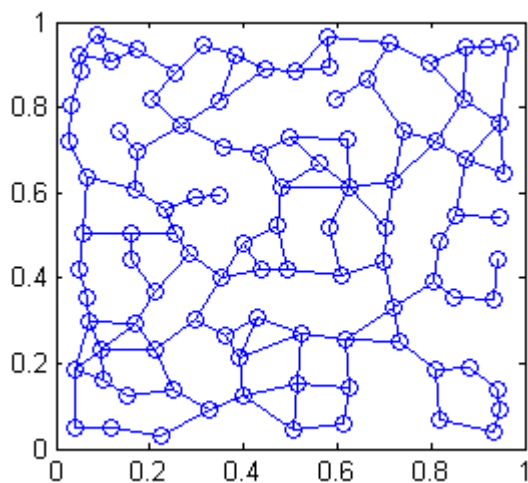
اول وظیفه تقسیم کلی فضای ورودی را برعهده دارد. به ازاء هر نورون در لایه اول یک شبکه GNG در لایه دوم آموزش داده می شود که وظیفه پوشش فضای ورودی به طور دقیق را بر عهده دارد. در شبکه HGNG در صورت استفاده از N نورون در لایه دوم می توان با حدود $2\sqrt{N}$ مقایسه نورون برنده را مشخص کرد. نتایج آزمایش های تجربی



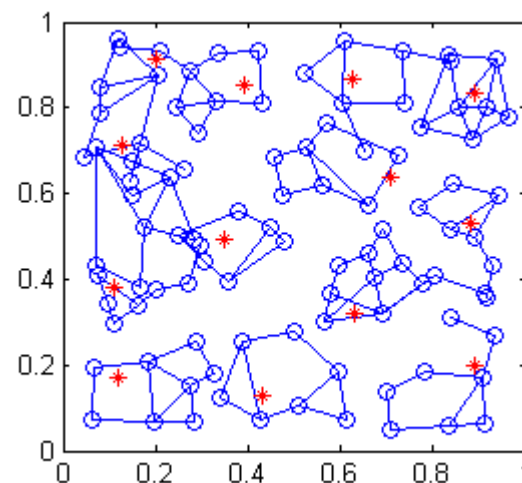
(b)



(a)



(d)



(c)

شکل ۱- استفاده از شبکه های GNG و HGNG برای چندی سازی داده های دارای توزیع یکنواخت در مربع واحد. (a) خطای چندی سازی (b) تعداد مقایسه های مورد نیاز برای تعیین نورون برنده (c) توزیع نورون های HGNG (d) توزیع نورون های GNG.

[2] H.U. Bauer, and Th. Villmann, "Growing a Hypercubical Output Space in a Self-Organizing Feature Map," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 8, pp. 218-226, 1997.
 [3] B. Fritzke, "Growing Cell Structures. A Self-Organizing Network for Unsupervised and Supervised Learning," Neural Networks, vol. 7, pp. 1441-1460, 1994.

مراجع

[1] B. Fritzke, "Kohonen feature maps and growing cell structures—a performance comparison," Adv Neural Inform Process Syst, pp. 123-130, 1993.



Adaptive Resonance Theory Maps,” IEICE Transaction Fundamentals, vol.E90-A, No. 9, 2007.

- [4] B. Fritzke, “A self-organizing network that can follow non-stationary distributions,” Proc. of the International Conference on Artificial Neural Networks, Springer, pp. 613-618, 1997.
- [5] G. Cheng, and A. Zell, “Externally growing cell structures for pattern classification,” Proceedings of the Second International Symposium on Neural Computation, pp. 233-239, 2000.
- [6] T. M. Martinetz and K.J. Schulten, “A Neural Gas Network Learns Topologies,” In T. Kohonen, K. Mäkisara, O. Simula, and J. Kangas, editors, Artificial Neural Networks, pp. 397-402. North-Holland, Amsterdam, 1991.
- [7] B. Fritzke, “A growing neural gas network learns topologies,” Advances in Neural Information Processing Systems 7, pp. 625--632. MIT Press, Cambridge MA, 1995.
- [8] V.J. Hodge, J. Austin, “Hierarchical growing cell structures: TreeGCS,” IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Volume 13, Issue 2, pp. 207 – 218, 2001.
- [9] K.A.J. Doherty, R.G. Adams and N. Davey, “TreeGNG – Hierarchical topological clustering,” Euro. Symp. Artificial Neural Networks, pp. 19-24, Brugges, 2005.
- [10] M. Takanashi, H. Torika, and T. Saito, “An Approach to Collaboration of Growing Self-Organizing Maps and

Archive of SID