ششمین همایش بین‌المللی افق های نویـن در
مهندسی برق، کامپیوتـر و مکانیک
6th International Conference on the New Horizons in
Electrical Engineering, Computer and Mechanical
www.mhconf.ir

چگونگی رشد ذرات هیدروکربن در داخل خوشه بندی چندبعدی به روش شبکه عصبی گازی

میثم طغرایی سمیرمی[۱]، محمد اسمعیلی[۲] ، فرهاد راد[۳]

[۱] دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران، یاسوج،may.toghraee@gmail.com

[2]دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران، اردبیل،esmaeili.cse@gmail.com

[۳]دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران، یاسوج،f_rad@hotmail.com

چکیده

شبکه عصبی گازی یا شبکه گاز عصبی یکی از انواع شبکه های عصبی رقابتی با الگوی یادگیری غیر نظارت شده است، که کاربرد اصلی آن در حل مسائل خوشه بندی و یادگیری توپولوژی است. این نوع از شبکه عصبی، از نظر طبقه بندی در رده الگوریتم های (Vector Quantizationبه اختصار VQ) قرار می گیرد و ارتباط بسیار نزدیکی با الگوریتم خوشه بندیk-Means ، شبکه عصبی(SOM نگاشت های خود سازمان ده) و شبکه عصبی LVQ دارد. شبکه گاز عصبی علاوه بر انجام خوشه بندی و قرار دادن مرکز خوشه ها در محل مناسب، ارتباط های همسایگی میان نورون ها (مراکز خوشه ها) را به صورت پویا ایجاد می کند، که در نهایت این الگوریتم را، قادر به یادگیری توپولوژی می کند

واژه کلیدی : شبکه گازی عصبی، الگوریتم خوشه بندی k-Means، شبکه عصبی نگاشت خود سازمان ده(SOM)

شبکه عصبی گازی و کاربردهای آن

شبکه عصبی گازی یا شبکه گاز عصبی یکی از انواع شبکه های عصبی رقابتی با الگوی یادگیری غیر نظارت شده است، که کاربرد اصلی آن در حل مسائل خوشه بندی و یادگیری توپولوژی است. الگوریتم پایه شبکه عصبی گازی در سال ۱۹۹۱ و توسط توماس مارتینز (Thomas Martinetz)و کلاوز شولتن (Klaus Schulten) ارائه شد.

این نوع از شبکه عصبی، از نظر طبقه بندی در رده الگوریتم های Vector Quantization به اختصار (VQ) قرار می گیرد و ارتباط بسیار نزدیکی با الگوریتم خوشه بندیk-Means ، شبکه عصبی (SOM نگاشت های خود سازمان ده) و شبکه عصبی LVQ دارد. شبکه گاز عصبی علاوه بر انجام خوشه بندی و قرار دادن مرکز خوشه ها در محل مناسب، ارتباط های همسایگی میان نورون ها (مراکز خوشه ها) را به صورت پویا ایجاد می کند، که در نهایت این الگوریتم را، قادر به یادگیری توپولوژی می کند.

از مهم ترین زمینه های کاربردی شبکه های عصبی گازی، می توان به بخش بندی تصویر(Image Segmentation) ، فشرده سازی (Compression)، تشخیص گفتار (Speech Recognition) و بازشناسی الگو (Pattern Recognition) اشاره کرد.

شبکه عصبی گازی رشد یابنده یاGNG

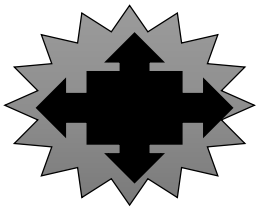
در سال ۱۹۹۵، یک الگوریتم توسعه یافته به نام شبکه گازی عصبی رشد یابنده یا (Growing Neural Gas Network (GNG توسط برند فریتسکه (Bernd Fritzke) معرفی شد. در شبکه عصبیGNG ، بر خلاف شبکه گاز عصبی عادی، ساختار شبکه عصبی با تعداد دو نورون کار را شروع می کند و بر حسب نیاز، اندازه شبکه به صورت تطبیقی، کم یا زیاد می شود. الگوی یادگیری و به روز رسانی همسایگی در GNG تفاوت هایی را با الگوریتم پایه شبکه عصبی گازی دارد که این شبکه را قادر به حل سریع تر مسائل یادگیری غیر نظارت شده می کند. یک مدل شبکه افزایشی معرفی می شود که قادر به یادگیری است روابط مهم توپولوژیکی در مجموعه معینی از بردارهای ورودی توسط به معنای یک قانون ساده یادگیری شبیه به Hebb. برخلاف قبلی رویکردهایی مانند روش "گاز عصبی" مارتینتز و شولتن(۱۹۹۱ ، ۱۹۹۴) ، این مدل هیچ پارامتری ندارد که در طول زمان تغییر کند و قادر است به یادگیری ، افزودن واحدها و ارتباطات ، تا زمان ادامه معیار عملکرد برآورده شده است کاربردهای مدل شامل کمیابی بردار ، خوشه بندی و درون یابی است.

در تنظیمات یادگیری بدون نظارت فقط داده های ورودی در دسترس است اما هیچ اطلاعاتی وجود ندارد روی خروجی مورد نظر در این شرایط هدف از یادگیری چه می تواند باشد؟ یکی از اهداف احتمالی کاهش ابعاد است: یافتن یک زیرفضا با ابعاد کم از فضای بردار ورودی که شامل بیشتر یا همه داده های ورودی است. خطی زیر فضاهای دارای این ویژگی را می توان مستقیماً با تجزیه و تحلیل مولفه های اصلی یا به طورمکررباتعدادی از مدل های شبکه محاسبه کرد (سانگر ، ۱۹۸۹ ؛ اوجا ، ۱۹۸۲). اینانقشه ویژگی کوهونن (کوهونن ، ۱۹۸۲) و "ساختارهای سلولی در حال رشد" (فریتسکه ،b۱۹۹۴)اجازه می دهد تا بر روی فضاهای فرعی غیر خطی و نمونه ای از ابعاد که به طور پیشینی انتخاب می شوند ، طرح ریزی شود. بسته به رابطه بین ابعاد ذاتی و ابعاد فضای هدف ، برخی اطلاعات در مورد آرایش توپولوژیکی داده های ورودی ممکن است در این فرایند از بین برود. ۶۲۶ برند فریتسکه از آنجا که نقشه برداری برگشت پذیر از داده های با ابعاد بالا به فضاهای (یا ساختارها) با ابعاد پایین به طور کلی وجود ندارد. پرسیدن اینکه ساختارها چگونه باید به نظر برسند تا نقشه برداری برگشت پذیر به طور مستقیم منجر شودهدف احتمالی دیگر یادگیری بدون نظارت که می توان آن را به عنوان یادگیری توپولوژی توصیف کرد: با توجه به توزیع داده های با ابعاد بالا$p(\in)$ ، یک توپولوژیک پیدا کنید ساختاری که منعکس کننده توپولوژی توزیع داده ها است. یک ظریف روش ساخت چنین ساختارهایی "یادگیری رقابتی هبیان" (CHL) است (مارتینتز ، ۱۹۹۳). CHL مستلزم استفاده از برخی روشهای کمی سازی بردار است. مارتینتزو شولتن روش "گاز عصبی" (NG) را برای این منظور پیشنهاد می کنند (مارتینتز و شولتن ، ۱۹۹۱). ما به طور مختصر رویکرد مارتینتز و شولتن را معرفی و بحث خواهیم کرد. سپس ما یک مدل شبکه جدید پیشنهاد می کنیم که از CHL نیز استفاده می کند. در مقابل ترکیب CHL/NG فوق الذکر ، این مدل افزایشی است و دارای فقط پارامترهای ثابت این منجر به مزایای متعددی نسبت به قبلی می شود.

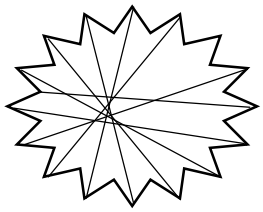
آموزش رقابتی شبکه عصبی گاز طبیعی

(مارتینز،۱۹۹۳) تعدادی از مراکز را در R^nو پی در پی در نظر می گیرد ارتباطات توپولوژیکی بین آنها با ارزیابی سیگنال های ورودی برگرفته از داده ها توزیع$p(\in)$. اصل این روش عبارت است از: برای هر سیگنال ورودی x دو نزدیکترین مرکز (اندازه گیری شده) را وصل کنید با فاصله اقلیدسی) توسط یک لبه. نمودار به دست آمده زیرگرافی از مثلث بندی دلونی (شکل ۱ الف) مربوط به مجموعه مراکز است. این زیرگراف (شکل ۱ ب) ، که "القایی" نامیده می شود مثلث بندی Delaunay "، محدود به مناطقی از فضای ورودی R^n است که در آن قرار دارد$p(\in)$." مثلث بندی ناشی از دلونی "به طور مطلوب نشان داده شده است توپولوژی را در یک مفهوم کلی حفظ کنید (مارتینتز ، ۱۹۹۳). فقط مراکزی که در زیر چند برابر داده های ورودی یا در مجاورت آن قرار دارند واقعاً توسعه می یابند هر لبه ای بقیه برای یادگیری توپولوژی بی فایده هستند و اغلب واحدهای مرده نامیده می شود. برای استفاده از همه مراکز ، آنها باید در آن مناطق مستقر شوند از R^n که$p(\in)$ با صفر متفاوت است. این را می توان با هرگونه کمی بردار انجام داد رویه (VQ) مارتینتز و شولتن نوع خاصی از VQ را پیشنهاد کرده اند روش ، روش NG ذکر شده (مارتینتز و شولتن ، ۱۹۹۱). اصلی اصل NG به شرح زیر است: برای هر سیگنال ورودی x نزدیکترین مراکزی که k در آن است را وفق دهید از مقدار اولیه بزرگ به مقدار نهایی کوچک کاهش می یابد. مقدار اولیه بزرگ k باعث سازگاری می شود (حرکت به سمت سیگنال ورودی)

بخش بزرگی از مراکز سپس k (محدوده سازگاری) کاهش می یابد تا در نهایت فقط نزدیکترین مرکز برای هر سیگنال ورودی اقتباس شده است. اقتباس قدرت زیربنای یک برنامه پوسیدگی مشابه است. برای درک پارامترهای پوسیدگی فرد تعیین تعداد کل مراحل سازگاری به روش NG انجام گیرد.



شکل۲: مثلث بندی دلانی اصلی با توزیع داده (~) P (سایه دار)



شکل ۱: مثلث بندی دلانی (خطوط ضخیم)

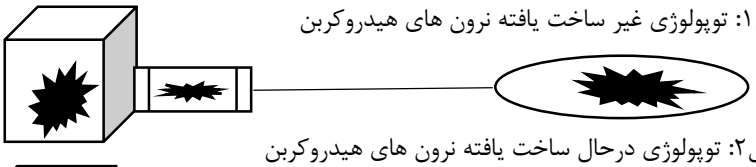
شکل ۱: دو روش برای تعیین نزدیکی بین مجموعه ای از نقاط. الف) مثلث بندی دلانی (خطوط ضخیم) نقاطی را که دارای چند ضلعی های ورونوی همسایه هستند (خطوط نازک) به هم متصل می کند. اساساً این به نقاط دارای فاصله اقلیدسی کوچک کاهش می یابدw.r.t .

مجموعه نقاط داده شده ب) مثلث بندی دلانی (خطوط ضخیم) با پوشاندن مثلث بندی اصلی با توزیع داده (~) P (سایه دار) به دست می آید. دو مرکز تنها در صورت اتصال مرز مشترک به یکدیگر متصل می شوند چند ضلعی های ورونوی حداقل تا حدی در منطقه ای قرار دارد که (~) P ۰ (از نزدیک تطبیق داده شده است از مارتینتز و شولتن ، ۱۹۹۴) برای توزیع داده های داده شده می توان ابتدا الگوریتم NG را برای توزیع تعداد معینی از مراکز اجرا کرد و سپس از CHL برای ایجاد توپولوژی استفاده کرد. با این حال ، امکان استفاده همزمان از هر دو تکنیک نیز وجود دارد (مارتینتز و شولتن ، ۱۹۹۱). در این مورد ، روش حذف لبه های منسوخ مورد نیاز است حرکت مراکز ممکن است لبه هایی را که قبلاً ایجاد شده اند نامعتبر کند. مارتینتز و شولتن برای این منظور از طرح پیری لبه استفاده می کنند. یکی باید توجه داشته باشید که الگوریتم CHL بر نتیجه روش NG در تأثیر نمی گذارد به هر روشی که سازگاری در NG فقط بر اساس فاصله در فضای ورودی و در توپولوژی شبکه نیست از سوی دیگر ، NG توپولوژی را تحت تأثیر قرار می دهد از آنجا که مراکز را در اطراف حرکت می دهد توسط CHL ایجاد می شود. ترکیب NG و CHL که در بالا توضیح داده شد یک روش م forثر برای یادگیری توپولوژی است. با این حال ، ممکن

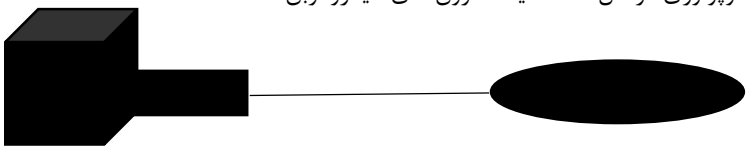
است مشکلی در کاربردهای عملی تعیین شود پیشاپیش تعداد مناسبی از مراکز. بسته به پیچیدگی داده ها تعدادی از مراکز ممکن است از توزیعی که فرد می خواهد مدل سازی کند ، استفاده کنند مناسب. ماهیت الگوریتم NG مستلزم تصمیم گیری از قبل و اگر نتیجه رضایت بخش نباشد ، باید یک یا چند شبیه سازی جدید انجام شود از ابتدا در ادامه ما روشی را پیشنهاد می کنیم که بر این مشکل غلبه کرده و تعدادی مزایای دیگر را از طریق یک طرح انعطاف پذیر برای مرکز ارائه می دهد.

الگوریتم گازهای رو به رشد

شکل۱: توپولوژی غیر ساخت یافته نرون های هیدروکربن



شکل۲: توپولوژی درحال ساخت یافته نرون های هیدروکربن



شکل۳: توپولوژی ساخت یافته(همگن) نرون های هیدروکربن

در ادامه ما شبکه های متشکل از

• مجموعه ای از واحدها (یا گره ها). هر واحد $c \in A$ دارای یک مرجع مرتبط است بردار $w_c \in R^n$. بردارهای مرجع را می توان به عنوان موقعیت های ورودی در نظر گرفت فضای واحدهای مربوطه

• مجموعه ای از اتصالات (یا لبه ها) در بین جفت واحد.

این اتصالات وزن ندارند. تنها هدف آنها تعریف توپولوژی است ساختارعلاوه بر این ، تعداد (احتمالاً نامحدود) تعداد سیگنال های ورودی n بعدی وجود دارد که از تابع چگالی احتمال ناشناخته p () تبعیت می کنند. ایده اصلی این روش اضافه کردن پی در پی واحدهای جدید به واحدهای اولیه کوچک است شبکه با ارزیابی اقدامات آماری محلی جمع آوری شده طی مراحل سازگاری قبلی. این همان رویکردی است که در مدل "ساختارهای سلولی در حال رشد" استفاده می شود.(فریتسکه ، b۱۹۹۴) که با این حال دارای توپولوژی با ابعاد ثابت است (به عنوان مثال ،

دو یا سه). در رویکردی که در اینجا توضیح داده شد ، توپولوژی شبکه به صورت تدریجی تولید می شود توسط CHL و دارای ابعادی است که به داده های ورودی بستگی دارد و ممکن است متفاوت باشد به صورت محلی الگوریتم کامل مدل ما که ما آن را "گاز عصبی در حال رشد" می نامیم به شرح زیر ارائه می شود:

0. با دو واحد a و b در موقعیت های تصادفی w_a و w_b در R^n شروع کنید.

۱. با توجه به یک ∈سیگنال ورودی $p(\in)$تولید کنید.

۲. نزدیکترین واحدs_1 و دومین واحد نزدیکs_2 را پیدا کنید.

۳. افزایش سن تمام لبه های ناشی از s_1.

۴. فاصله مربعی بین سیگنال ورودی و نزدیکترین واحد را اضافه کنید فضای ورودی به یک متغیر شمارنده محلی:

$$\Delta error(s_1) = \left\| w_{s_1} - \in \right\|^2$$

۵. همسایگان مستقیم توپولوژیکی آن را s_1 به سمت کسر حرکت دهید

به ترتیب $\in_b$ و $\in_n$ از کل فاصله:

$$\Delta w_{s_1} = \in_b \left(\in - w_{s_1} \right) \quad , \Delta w_{s_1} = \in_n \left(\in - w_{s_1} \right)$$

برای همه همسایگان مستقیم n از s_1

۶. اگر s_1 و s_2 توسط یک لبه به هم متصل شده اند ، سن این لبه را روی صفر قرار دهید. اگر چنین لبه ای وجود ندارد ، آن را ایجاد کنید

۷. لبه های با سن بیشتر از a_{max}را بردارید • اگر این منجر به داشتن نقاطی شد بدون لبه های ساطع کننده ، آنها را نیز بردارید.

۸. اگر تعداد سیگنالهای ورودی تولید شده تا کنون یک عدد صحیح a باشد

پارامتر γ ، یک واحد جدید را به شرح زیر وارد کنید:

• واحد q را با حداکثر خطای انباشته تعیین کنید.

• یک واحد جدید r در نیمه راه بین q و همسایه آن f بابزرگترین متغیر خطا $w_r = 0.5(w_q - w_f)$ قرار می گیرد.

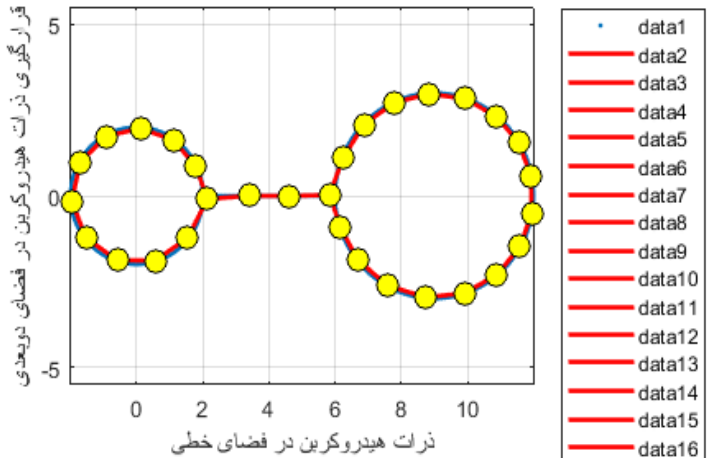
• لبه هایی را که واحد جدید r را با واحدهای q و f متصل می کند وارد کنید و حذف کنید لبه اصلی بین q و f

• متغیرهای خطای q و f را با ضرب در a کاهش دهید ثابت ۰ :. متغیر خطای r را با مقدار جدید the مقداردهی کنید متغیر خطای q.

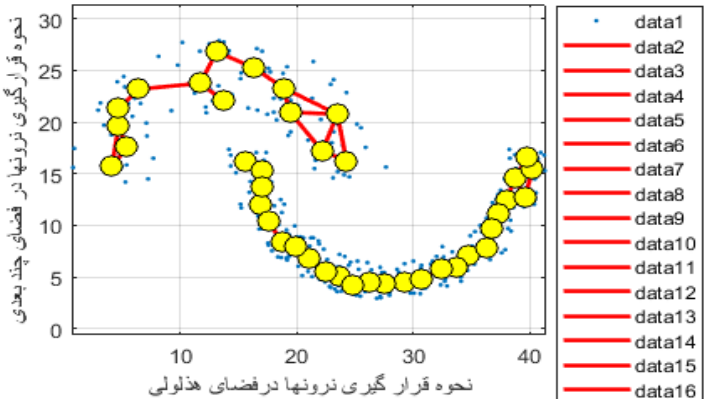
۹. همه متغیرهای خطا را با ضرب در ثابت d کاهش دهید.

۱۰. اگر یک معیار متوقف کننده (به عنوان مثال ، اندازه خالص یا برخی از معیارهای عملکرد) نیست هنوز کامل شده است به مرحله ۱ بروید روش توصیف شده چگونه کار می کند؟ مراحل سازگاری به سمت ورودی می رود سیگنال ها (۵.) منجر به حرکت کلی همه واحدها به سمت آن مناطق ورودی می شود فضایی که سیگنال ها از آن می آیند (P (~)>۰). درج لبه ها (۶.) بین نزدیکترین و دومین واحد نزدیک به سیگنال ورودی a را تولید می کند اتصال واحد "مثلث بندی دلونی" (نگاه کنید به شکل ۱ ب) با احترام به موقعیت فعلی همه واحدها. حذف لبه ها (۷.) برای خلاص شدن از شر آن لبه هایی که دیگر وجود ندارند ضروری است بخشی از "مثلث بندی ناشی از دلونی" ، زیرا نقاط پایانی آنها دارای است منتقل شد این با پیر شدن لبه محلی (۳) در نزدیکترین واحد ترکیبی حاصل می شود با تنظیم مجدد سن آن لبه ها (۶.) که قبلاً بین نزدیکترین و دومین واحد نزدیک با درج و حذف لبه ها ، مدل سعی می کند بسازد و سپس ردیابی کند "مثلث بندی ناشی از دلونی" که به دلیل این حرکت به آرامی در حال حرکت است اقتباس بردارهای مرجع تجمع فاصله های مربع (۴.) در طول سازگاری به شناسایی کمک می کند واحدهای واقع در مناطقی از فضای ورودی که در آن نقشه برداری از سیگنال ها به واحدها قرار دارد خطای زیادی ایجاد می کند برای کاهش این خطا ، واحدهای جدیدی در چنین مناطقی وارد می شوند.

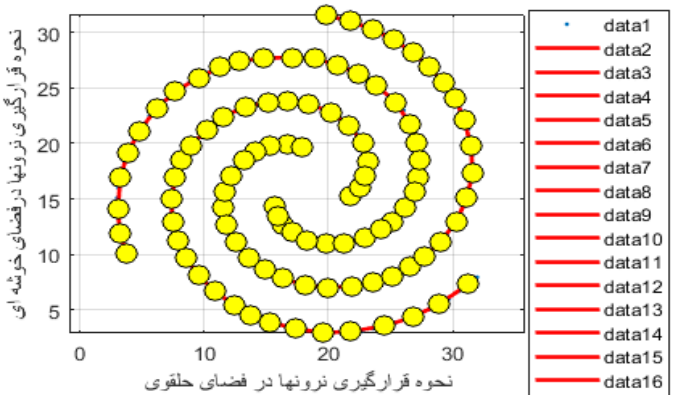
نتایج شبیه سازی



شکل۱:نحوه قرارگیری نرونها در فضای خوشه ای ناهمگن



شکل۲:نحوه قرارگیری نرونها در فضای نیمه خوشه ای درحال همگن



شکل۳:نحوه قرارگیری نرونها در فضای تمام خوشه ای بصورت همگن

ما در حال حاضر برخی از نتایج شبیه سازی را برای نشان دادن رفتار کلی ما ارائه می دهیم مدل توزیع احتمال در:

شکل. ۱ توسط مارتینزپیشنهاد شده است و شولتن (۱۹۹۱) برای نشان دادن مدل غیر افزایشی "گاز عصبی". میتونه باشه مشاهده شد که مدل ما به سرعت روابط مهم توپولوژیکی را در این زمینه می آموزد توزیع پیچیده با تشکیل ساختارهایی با ابعاد مختلف مثال دوم (شکل ۲) تفاوت بین مدل پیشنهادی را نشان می دهد و شبکه اصلی NG اگرچه توپولوژی نهایی برای هر دو مشابه است مدلها ، مراحل میانی کاملاً متفاوت است. هر دو مدل قادر به شناسایی هستند خوشه ها در توزیع داده شده اما فقط مدل "گاز عصبی در حال رشد"

شکل ۲: شبکه "گازهای عصبی در حال رشد" با توزیع سیگنال سازگار است دارای ابعاد مختلف در مناطق مختلف فضای ورودی است. نشان داده شده است شبکه اولیه متشکل از دو واحد تصادفی و شبکه های بعد از ۶۰۰ ، سیگنال های ورودی ۱۸۰۰ ، ۵۰۰۰ ، ۱۵۰۰۰ و ۲۰۰۰۰ اعمال شده است. آخرین شبکه نشان داده شده لزوماً "نهایی" نیست زیرا در اصل می توان روند رشد را به طور نامحدود ادامه داد. پارامترهای این شبیه سازی عبارت بودند از: $A = 100$ ، $\epsilon_b = .02$ ، $\epsilon_n = .006$ ، a=.5 ، $a_{max} = 50$ ، d = .995.

می تواند به رشد خود ادامه دهد و خوشه های کوچکتر را کشف کند (که در آنها وجود ندارد هر چند این مثال خاص) شبکه "گازهای عصبی در حال رشد" که در اینجا ارائه شده است قادر است روابط مهم توپولوژیکی را در سیگنال های ورودی مشخص کند. برتری در روش NG مارتینتز و شولتن ، شخصیت افزایشی است مدلی که نیازی به تعیین اندازه شبکه ندارد. در عوض ، رشد این فرایند را می توان تا زمانی که معیار عملکرد یا اندازه شبکه تعریف شده توسط کاربر ادامه یابد برآورده می شود همه پارامترها در طول زمان برخلاف مدلهای دیگر ثابت هستند به شدت به پارامترهای پوسیدگی (مانند روش NG یا ویژگی همگن) متکی هستیم نقشه) لازم به ذکر است که توپولوژی ایجاد شده توسط CHL یک ویژگی اختیاری نیست.

شکل ۳: شبکه NG/CHL مارتینتز و شولتن (۱۹۹۱) و نویسنده مدل "گازهای عصبی در حال رشد" با توزیع احتمال خوشه ای سازگار است. نشان داده شده حالتهای اولیه مربوطه (ردیف بالا) و تعدادی از مراحل میانی هستند. هم تعداد واحدها در مدل NG و هم تعداد نهایی واحدها درمدل "در حال رشد گاز عصبی" ۱۰۰ است. ردیف پایین توزیع را نشان می دهد مراکز پس از ۱۰۰۰۰ مرحله سازگاری (لبه

ها مانند ردیف قبلی است اما نه نشان داده شده). توزیع مرکز برای هر دو مدل تقریباً مشابه است ، اگرچه مراحل میانی به طور قابل توجهی متفاوت است.

کارهای آتی:

روش ما (همانطور که برای مدل NG است) اما یک جزء ضروری است برای هدایت سازگاری (کاملاً محلی) و همچنین درج مراکز استفاده می شود. این است احتمالاً راه اندازی مناسب واحدهای جدید با درون یابی واحدهای موجودکه امکان داشتن فقط پارامترهای ثابت و سازگاری محلی را ممکن می سازد. کاربردهای احتمالی مدل ما عبارتند از خوشه بندی (همانطور که نشان داده شده است) و کوانتیزاسیون بردار.

شبکه باید به ویژه در شرایطی که همسایگی کار می کند عملکرد خوبی داشته باشد اطلاعات (در لبه ها) برای اجرای طرح های درون یابی بین آنها استفاده می شود واحدهای همسایه با استفاده از خطای رخ داده در مراحل اولیه می توان آن را تعیین کرد کجا می توانید واحدهای جدیدی را وارد کنید تا یک جدول توپولوژیکی با چگالی متفاوت ایجاد شود و ابعاد مختلف در مناطق خاصی از فضای داده ورودی.

یکی دیگر از جهت های امیدوار کننده تحقیق ، ترکیب با یادگیری تحت نظارت است. این کار قبلاً با "ساختارهای سلولی در حال رشد" (فریتسکه ، c۱۹۹۴) و اخیراً همچنین با "گاز عصبی رو به رشد" توصیف شده در این مقاله (فریتسکه ، a۱۹۹۴). یک ویژگی مهم برای این نوع برنامه ها ، امکان انتخاب دلخواه است معیار درج این ویژگی ای است که وجود ندارد ، به عنوان مثال ، در اصل "در حال رشد عصبی اولین نتایج این مدل شبکه تحت نظارت جدید ، در حال حاضر شعاعی افزایشی شبکه عملکرد پایه ، بسیار امیدوار کننده هستند و ما در حال بررسی بیشتر این موضوع هستیم.

مراجع

Fritzke, B. (1994c). *Supervised learning with growing cell structures*. In Cowan, J., Tesauro, G., and Alspector, J., editors, Advances in Neural Information Processing Systems 6, pages 255-262. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA.

Martinetz, T. M. (1993). *Competitive Hebbian learning rule forms perfectly topology preserving maps*. In ICANN'93: International Conference on Artificial Neural Networks, pages 427-434, Amsterdam. Springer.

Martinetz, T. M. and Schulten, K J. (1991). *A "neural-gas" network learns topologies*. In Kohonen, T., Makisara, K, Simula, 0., and Kangas, J., editors, Artificial Neural Networks, pages 397-402. North-Holland, Amsterdam.

Martinetz, T. M. and Schulten, K J. (1994). *Topology representing networks*. Neural Networks, 7(3):507-522.

Toghraee M, rad F, parvin H,.(2016). THE impact of feature selection on meta heuristic algorithm to data mining methods. International journal of modern education and computer science. Volum 8; issue 10., page(33).

Toghraee M, rad F, parvin H,.(2016). Evaluation of meta heuristic algorithm for stable feature selection. I.J.iformation technology and computer science (ijitcs),.volum8. issue:2074- 9015; pp: 22-29.

Toghraee M, rad F, parvin H,.(2016). Effect neural networks on selected feature by meta heuristic. i.j. mathematical science and computing (ijmcs).volum2.issue: 2310- 9033.pp:41-48.

Toghraee M, Esmaeili M , parvin H,.(2016).evaluation neural networks on selected feature by meta heuristic algorithms. Artificial intelligent system and machine learning.volum8.pp:108-115.

Toghraee M, rad F, parvin H,.(2017). Evaluation average total data set learning machine on the meta heuristic algorithm. International journal of emerging trend& technology in computer science .volum6.issue:2278- 6856.page(7).

Toghraee M, rad F, parvin H,.(2017). The Influence Select Feature on The Clustering Algorithm. Journal of Computer Science Engineering and Software Testing Volume 3 Issue 3.pp:1-10.