

بهبود بازشناسی مقاوم الگو در شبکه‌های عصبی بازگشتی جاذب از طریق به‌کارگیری دینامیک‌های آشوب‌گونه

معصومه آذربور و سیدعلی سیدصالحی

آزمایشگاه پردازش گفتار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

چکیده

در این مقاله، به‌منظور ارزیابی تأثیر دینامیک‌های آشوب‌گونه در افزایش کارایی شبکه‌های عصبی بازگشتی در بازشناسی مقاوم الگو، دو مدل برای شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه ارائه شده است. در مدل اول که براساس نظریه انتخاب طبیعی طراحی شده است، شبکه عصبی بازگشتی جاذب (ARNN) به‌عنوان هوش حاکم، تنوعات ایجاد شده توسط گره‌های آشوبی را در جهت رسیدن به جواب بهینه هدایت می‌کند. در مدل دوم، ساختاری از شبکه عصبی آشوب‌گونه طراحی شده است که در لایه پنهان خود نورون‌هایی با تابع فعالیت آشوب‌گونه دارد. رفتار این نورون‌ها توسط پارامتر آنها تنظیم می‌شود. بهبود درصد صحت عملکرد مدل اول در بازشناسی الگوی نوفه‌ای در سطوح نوفه بالا (بیش از ۶۰٪) به ترتیب ۳۷/۱۶٪، ۲۹/۱۵٪ و ۸/۵٪ نسبت به شبکه جلوسو، شبکه عصبی آشوب‌گونه بر مبنای گره آشوبی - NDRAM و شبکه ARNN است. همچنین مدل دوم، درصد صحت بازشناسی شبکه ARNN و مدل اول را در بازشناسی الگوی نوفه‌ای در سطوح نوفه بالا (بیش از ۶۰٪) به ترتیب ۱۳/۹۱٪ و ۵/۴۱٪ ارتقا داده است. از سوی دیگر، نتایج نشان می‌دهد که این مدل، حتی در حالت رفتار جاذب نقطه‌ای که مشابه رفتار شبکه ARNN است، درصد صحت بازشناسی را ۱۰/۴۱٪ نسبت به این شبکه بهبود داده است.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی بازگشتی جاذب (ARNN)، دینامیک‌های آشوب‌گونه، نورون آشوب‌گونه، جاذب نقطه‌ای، بازشناسی مقاوم الگو.

۱- مقدمه

امروزه آشوب^۱ از جمله جدیدترین زمینه‌هایی است که دریچه جدیدی را برای مطالعه جهان می‌گشاید و ایده‌های خوبی را در حل بسیاری از مسائل حل‌نشده ارائه می‌کند. از سوی دیگر، توجه بسیاری از پدیده‌های طبیعی جز از منظر آشوب امکان‌پذیر نیست. در مطالعات زیستی نیز، وجود رفتار آشوب‌گونه در مغز چه در سطح میکروسکوپی و تعاملات بین نورون‌ها، و چه در سطح ماکروسکوپی و تعاملات میان توابع عملکردی مغز تأیید شده است (Korn & Faure, 2003; Sarbadhikari & Chakrabarty, 2001). به‌عنوان مثال، مطالعات فریمن^۲ روی حس بویایی نشان می‌دهد که دینامیک‌های دستگاه عصبی در حالت پایه

^۱ Chaos
^۲ Freeman

آشوب‌گونه بوده و با اعمال تحریک بویایی، دستگاه به‌سرعت رفتار خود را اصلاح کرده و دینامیک‌ها، منظم و نزدیک به دوره‌ای می‌شوند (Freeman, 1988). به‌عبارت دیگر، قبل از آمدن ورودی، حافظه در قسمت بزرگی از فضای حالت با یک دینامیک پویا و آشوب‌گون در حرکت است. به‌محض اعمال یک ورودی، این فضا کوچک و کوچکتر می‌شود تا به‌طور تقریبی به یک رفتار دوره‌ای که همان جواب مورد نظر است، محدود شود (Skarda & Freeman, 1987). خواص آشوب‌گونه باعث می‌شود که در مغز همیشه یک حالت آماده و پویا وجود داشته باشد به‌طوری‌که لازم نیست برای هر ورودی، مغز بیدار شود و سپس به یک نقطه تعادل خاموش برگردد. بر این اساس، مغز مدام بین گروهی از رفتارها در فضای حالت در رفت و آمد است.

از سویی دیگر، توانایی بالای مغز در پردازش مقاوم داده در برابر تغییرات و تنوعات باعث شده است که نحوه عملکرد آن مورد توجه قرار گیرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله پرکاربردترین ابزارهای پردازشی هستند که با الهام از عملکرد مغز، جهت پردازش داده در بسیاری از زمینه‌ها به کار گرفته شده‌اند. تاکنون مدل‌های بسیاری برای شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه شده‌اند (Carpenter, 1989; Kohonen, 1997). در غالب این مدل‌ها، حالت نهایی شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص و طبقه‌بندی الگوها، قطعه‌بندی تصویر و ... توقف در یک نقطه است که شبکه آن را به عنوان جواب در نظر می‌گیرد. این درحالی است که مغز انسان پویایی و تنوع داشته و هیچ‌گاه در یک نقطه متوقف نمی‌شود و دائم در حال حرکت و جنبش است؛ به طوری که توقف در یک نقطه به منزله مرگ است.

با توجه به وجود رفتارهای آشوب‌گونه در سطح مغز، یکی از رویکردهای مطرح شده جهت افزایش توان پردازشی شبکه‌های عصبی کلاسیک، وارد کردن دینامیک‌های آشوب‌گونه^۱ در عملکرد آنهاست. دینامیک آشوب‌گونه می‌تواند ابزار بسیار قوی در ذخیره، بازیابی، بازنمایی و ایجاد اطلاعات در این نوع شبکه‌های عصبی باشد (Andras & Lycett, 2007).

مسیر یک سامانه آشوب‌گونه در فضای حالت می‌تواند در زمان بسیار طولانی در یک ناحیه مشخص (جاذب آشوب‌گونه^۲ خود) سیر کند، بدون اینکه از نقطه‌ای دو بار عبور نماید. از طرف دیگر با انتخاب مناسب پارامترهای سامانه آشوب‌گونه می‌توان اندازه این ناحیه (بستر جذب) را به دلخواه تغییر داد؛ بنابراین با یک سامانه آشوب‌گونه می‌توان یک ناحیه دلخواه را با دقت بالایی مورد جستجو قرار داد. لذا یکی از رویکردهایی که در جهت وارد کردن آشوب در شبکه‌های عصبی کلاسیک مطرح شده است، استفاده از قدرت جستجوگری آشوب و توان پردازشی شبکه‌های عصبی است (Khoa & Nakagawa, 2007; Chartier & Boukadoum, 2006).

با توجه به وجود رفتارهای آشوب‌گونه در سامانه‌های بیولوژیکی، تاکنون شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه^۳ بسیاری ارائه شده‌اند. غالب این شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه بر پایه شبکه‌های خودانجمنی^۴ و دیگرانجمنی^۵، در جهت مدل‌سازی

حافظه طراحی شده‌اند (Nakagawa, 1999; Uwate et al., 2004). این شبکه‌ها به دلیل استفاده از شبکه‌های عصبی بر پایه هاپفیلد و پیروی از الگوریتم تعلیم هب^۶، مشکلاتی از جمله ظرفیت ذخیره‌سازی پایین، رشد نامحدود وزن‌ها و عدم توانایی یادگیری الگوهای هم‌بسته دارند (Kanter & Sompolinsky, 1987). اگرچه برخی از این مشکلات تا حدی با ارائه الگوریتم‌های یادگیری جدید (Chartier & Proulx, 2005) حل شده است، ولی کماکان، این‌گونه شبکه‌ها ظرفیت ذخیره‌سازی پایینی دارند.

غالب مدل‌هایی که برای شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه ارائه شده‌اند (Chartier & Boukadoum, 2006; Chartier & He et al., 2007; Proulx, 2005)، به صورت بازگشتی و دوسویه عمل کرده و جاذب تشکیل می‌دهند. البته برای عملکرد صحیح شبکه در بازنمایی الگوها، می‌بایست جاذب‌های تشکیل شده در فضای حالت محدود شوند که به طور معمول دو دیدگاه محدود کردن جاذب‌ها وجود دارد: ۱- تغییر پارامترهایی از سامانه که منجر به تغییر رفتار می‌شوند (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Chartier & Boukadoum, 2006) ۲- استفاده از اتصالات مهارتی و بازخورد (Ohta, 2002).

به عنوان کلی غالباً دو رویکرد رایج در طراحی شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه به شرح زیر مطرح هستند:

۱) طراحی شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه بر مبنای نظریه انتخاب طبیعی^۷؛ این نوع شبکه‌ها شامل گره‌های آشوبی و هوش مصنوعی‌اند که از گره‌های آشوبی جهت تولید تنوعات و از شبکه‌های عصبی به عنوان هوش حاکم برای کنترل این تنوعات استفاده می‌شود (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Taherkhani et al., 2008)

۲) طراحی شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه با استفاده از نورون‌های آشوب‌گونه؛ در این نوع شبکه‌ها از نورون‌هایی استفاده می‌شود که رفتارهای آشوب‌گون در برخی از نواحی فعالیتشان دارند. با تغییر پارامترهای دوشاخه‌شدگی^۸ این نورون‌ها که غالباً از مطالعات زیستی الهام گرفته شده‌اند، رفتارهای نورون و در نتیجه رفتار شبکه تغییر می‌کند (He et al., 2008; Kim et al., 2001). غالب این نورون‌ها با وجود تفاوت‌های ظاهری خود (تفاوت در توابع فعالیت، پارامترها و ...)، در چندین وجه، مشترکند. به‌طور

¹ Chaotic Dynamics

² Chaotic Attractor

³ Chaotic Neural Network (CNN)

⁴ Autoassociation

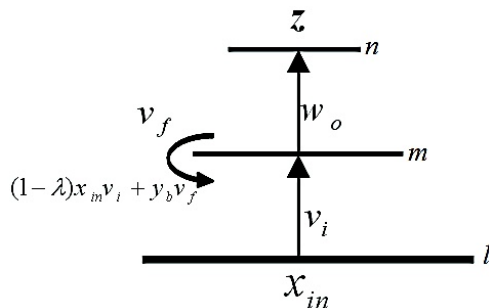
⁵ Hetro-Association

⁶ Hebbian

⁷ Natural Selection Theory

⁸ Bifurcation

جاذب (ARNN)^۲ به‌عنوان شبکه پایه مورد استفاده در این تحقیق، ارائه می‌شود. بخش سوم این مقاله به معرفی دادگان تصویری که در این مقاله مورد بررسی قرار گرفتند، اختصاص دارد. شبکه عصبی آشوب‌گونه بر مبنای شبکه عصبی بازگشتی جاذب و گره‌های آشوبی (CARNN)، که بر اساس رویکرد اول طراحی شده است در بخش چهارم ارائه می‌شود. بخش پنجم نیز به معرفی ساختاری از شبکه عصبی آشوب‌گونه اختصاص دارد که بر اساس رویکرد دوم مطرح شده در این بررسی و با استفاده از نورون‌های آشوب‌گونه طراحی شده است. در بخش ششم نیز عملکرد شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه در بازشناسی مقاوم الگو نسبت به نوفه ارزیابی شده و با عملکرد شبکه ARNN و دیگر شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه مقایسه می‌شود در بخش هفتم نیز، مباحث مطرح شده جمع‌بندی و نتیجه‌گیری خواهند شد.



(شکل ۱) - ساختار شبکه عصبی بازگشتی پیشنهاد شده توسط خانم دهیادگاری

۲- شبکه عصبی بازگشتی جاذب

در این بررسی از شبکه عصبی بازگشتی جاذب (ARNN) پیشنهاد شده توسط خانم دهیادگاری، به‌عنوان شبکه عصبی پایه استفاده شده است (دهیادگاری، ۱۳۸۴). این شبکه بازگشتی به‌عنوان مدل کارآمد برای ساختار شبکه عصبی بازگشتی ارائه شده است. همچنین این شبکه که پیش‌تر برای بازشناسی گفتار نوفه‌ای به کار گرفته شده است، به‌عنوان یک شبکه مناسب برای هدف مقاوم‌سازی بازشناسی با استفاده از خاصیت جاذب‌ها معرفی شده است. طراحی این شبکه بازگشتی به‌گونه‌ای است که شبکه می‌تواند در هنگام تعلیم، نحوه حرکت به سمت جاذب‌ها را نیز فراگیرد. به این ترتیب که برای هر ورودی در هنگام تعلیم، شبکه آن قدر دور می‌زند تا به بهترین خطای ممکن دست پیدا کند. با این نحوه

تقریبی همه آنها یک یا چندین پارامتر دارند که تغییرات آنها باعث تغییر دینامیک نورون و شبکه می‌شود؛ و در همه این مدل‌ها به‌نوعی رابطه بازگشتی وجود دارد. طراحی این گونه مدل‌ها بر پایه ایجاد رفتار آشوب‌گونه است. البته به‌علت روابط ریاضی بازگشتی پیچیده این نورون‌ها، در برخی از تحقیقات، توابعی را به‌عنوان تابع فعالیت برای نورون‌ها در نظر می‌گیرند که در حالت تکراری، رفتار آشوب‌گون ایجاد می‌کنند (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Aydiner, 2004; Uwate et al., 2003 et. al.). از جمله این توابع، تابع لاجستیک^۱ را می‌توان نام برد.

از سوی دیگر، نظریه انتخاب طبیعی، از جمله نظریه‌هایی است که تاکنون در توجیه رفتارهای بیولوژیکی موجودات زنده مطرح شده است. طبق نظریه انتخاب طبیعی اگر یک سامانه طبیعی تحت تأثیر یک محیط، که یک فشار گزینشی روی آن اعمال می‌کند، قرار گیرد دست‌خوش تنوع شده و فقط آن آرایش‌هایی از سامانه باقی می‌ماند (یا رشد می‌کند) که درخور و مناسب محیط باشند یا با محیط سازگار شوند. سامانه در حالت تکامل را می‌توان به "حل کننده مسئله" تشبیه کرد که با تولید تنوعات برای مسأله‌ای که توسط محیط مطرح شده، راه‌حل‌های ممکن را ارائه می‌دهد. سامانه طبیعی این تنوعات را بر اساس یک هوش اولیه و ساده برای رسیدن به حل مسأله هدایت می‌کند (Heylighen, 1989).

در این مقاله، دو شبکه عصبی آشوب‌گونه جدید با دو رویکرد متفاوت پیشنهاد می‌شود. طراحی شبکه اول با توجه به تحقیقاتی که تاکنون در راستای تلفیق آشوب با شبکه‌های عصبی کلاسیک صورت پذیرفته و شبکه دوم بر مبنای تئوری انتخاب طبیعی طراحی شده است.

شبکه‌های ارائه شده در این مقاله از چندین منظر نسبت به دیگر شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه برتری دارند: (۱) عملکرد بهتری در بازشناسی مقاوم الگوی نوفه‌ای دارد. (۲) به سبب ساختار شبکه، ظرفیت ذخیره‌سازی بیشتر داشته و متعاقباً توان پردازش بالاتری دارد (۳) مدل دوم، برخلاف بسیاری از شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه، ساختار منسجمی و واحدی دارد که قادر به تولید انواع رفتارهای آشوب‌گونه، دوره‌ای و غیره است.

در بخش بعدی این مقاله، شبکه عصبی بازگشتی

^۲ Attractor Recurrent Neural Network

^۱ Logistic



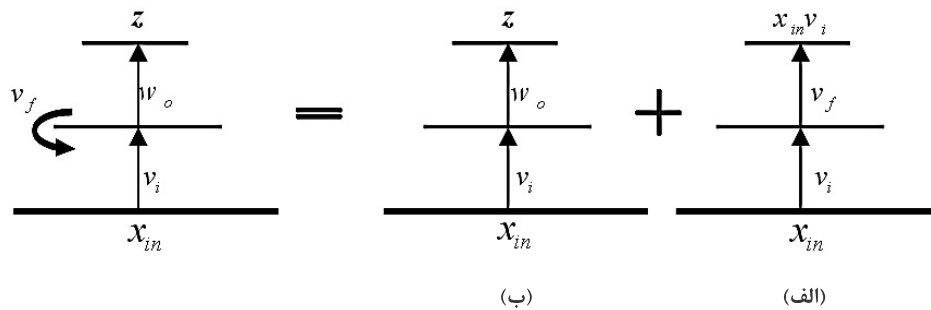
که $\Delta w_{o_j}(t)$ ، $\Delta v_{i_j}(t)$ و $\Delta v_{f_j}(t)$ به ترتیب مقادیری است که به مقدار وزن‌های w_{o_j} ، v_{i_j} و v_{f_j} در دوره اجرای t اضافه می‌شود. η ضریب یادگیری و α ضریب ممنوم است.

که δz_k ، δy_{nk} و δy_k به ترتیب سیگنال خطای مربوط به لایه خروجی، اتصال بازگشتی و لایه پنهان‌اند. و در نهایت وزن‌های شبکه طبق روابط زیر اصلاح می‌شوند.

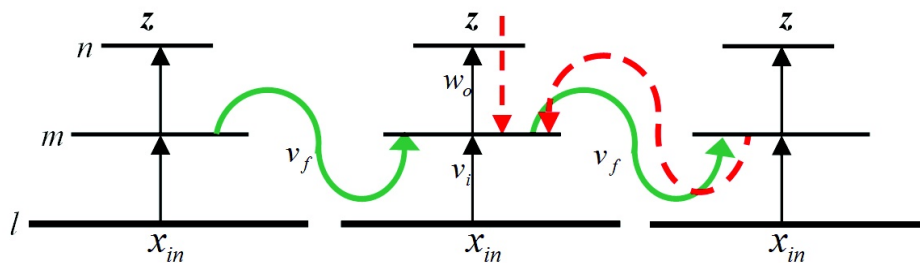
$$\Delta w_{o_j}(t) = \eta \cdot y_i \cdot \delta z_j + \alpha \Delta w_{o_j}(t-1) \quad (12)$$

$$\Delta v_{i_j}(t) = \eta \cdot x_i \cdot \delta y_j + \alpha \Delta v_{i_j}(t-1) \quad (13)$$

$$\Delta v_{f_j}(t) = \eta \cdot y_i \cdot \delta y_{n_j} + \alpha \Delta v_{f_j}(t-1) \quad (14)$$



(شکل ۲) - ساختار باز شده شبکه عصبی با اتصال بازگشتی در لایه پنهان. (الف) شبکه خود انجمنی (ب) شبکه طبقه بندی



(شکل ۳) - مسیر محاسبات برای یک ورودی در طی سه دوره تعلیم متوالی (خطوط منقطع مسیریهای پس انتشار خطا را نشان می‌دهد).

$$y(t+1) = f((1-\lambda)x_{in}v_i + y_b(t)v_f) \quad (16)$$

$$y_b(t+1) = y(t+1) \quad (17)$$

پس از t_0 گام، تغییرات خروجی لایه پنهان کاهش یافته و آنگاه خروجی شبکه طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$z = f(y(t_0)w_o) \quad (18)$$

۳- دادگان مورد استفاده

در این بررسی از ده تصویر دست‌نویس‌تار موجود در پایگاه داده USPS استفاده کردیم (Taherkhani et al., 2008). این تصاویر سطوح خاکستری^۱ دست‌نویس‌تار 16×16 پیکسلی

^۱ Gray scale

۲-۳ - آزمایش شبکه ARNN

در مرحله آزمایش این شبکه، در حین فراخوانی الگوها نیز در شبکه چرخش خواهیم داشت. بدین صورت که با دورزدن در اتصال بازگشتی لایه پنهان، الگوی ورودی به سمت جاذب یکی از الگوهای ذخیره شده هدایت می‌شود و بدین ترتیب تغییرات ناخواسته در الگوی ورودی حذف می‌شود.

خروجی لایه پنهان در گام اول از رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

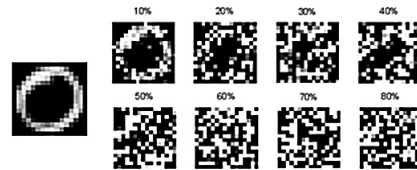
$$y_b(0) = f(x_{in}v_i) \quad (15)$$

خروجی لایه پنهان در گام‌های بعدی طبق روابط (۱۶) و (۱۷) محاسبه می‌شود.

شکل (۲۱)، برای تعلیم به شبکه ARNN و شبکه عصبی آشوب گونه پیشنهاد شده، به کار گرفته شده است. دادگان آزمون نیز نوفه‌ای شده الگوهای تمیز است. برای ایجاد نوفه با n درصد، نسبت به دامنه تغییرات نوفه به سیگنال، یک بردار تصادفی در بازه $[-\frac{n}{100}, +\frac{n}{100}]$ به الگوی اصلی اضافه شده است شکل (۴).



شکل (۴) - تصاویر دست‌نویس موجود در پایگاه دادگان USPS



شکل (۵) - اولین الگوی تعلیم داده شده به شبکه‌های عصبی و نمونه‌های نوفه‌ای آن به‌ازای درصدهای مختلف نوفه

۴- شبکه عصبی آشوب گونه مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی جاذب و گره‌های آشوبی (CARNN)

با توجه به تحقیقاتی که تاکنون در راستای تلفیق آشوب با شبکه‌های عصبی کلاسیک صورت پذیرفته و با توجه به تئوری انتخاب طبیعی، در این بخش شبکه عصبی آشوب گونه جدیدی پیشنهاد داده می‌شود. این شبکه عصبی آشوب گونه بر اساس نظریه انتخاب طبیعی و با استفاده از شبکه ARNN که به نوعی حافظه دار است، طراحی شده است. طبق نظریه انتخاب طبیعی اگر یک سامانه بیولوژیکی تحت شرایطی تغییر یابد، تنها ترکیباتی باقی می‌مانند که با این تغییرات سازگارتر باشند. به عبارت دیگر حل یک مسئله را می‌توان به یک سامانه در حال تکامل تشبیه کرد که این سامانه طبیعی، تنوعات تولید شده توسط محیط را بر اساس یک هوش اولیه و ساده برای رسیدن به حل مسئله هدایت می‌کند (Heylighen, 1989).

در این بررسی، گره‌های آشوبی با تابع فعالیت شبه لاجستیک برای ایجاد تنوعات و شبکه ARNN جهت

کنترل این تنوعات پیشنهاد شده است. شبکه ARNN به دلیل ساختار بازگشتی و روابط غیر خطی حاکم بر آن، به عنوان هوش حاکم استفاده شده که با ماهیت بازگشتی گره‌های آشوبی تولیدکننده تنوعات، همخوانی بسیار مناسبی دارد.

در ادامه نشان داده می‌شود که این شبکه عصبی آشوب گونه نسبت به شبکه‌های عصبی آشوب گونه مبتنی بر شبکه هاپفیلد ظرفیت ذخیره سازی بیشتری دارد. در این شبکه، الگوهای تعلیمی به عنوان جاذب‌های شبکه شکل گرفته و در مرحله بازشناسی، گره‌های آشوبی لایه پنهان شبکه شروع به جستجو می‌کنند. به عبارت دیگر، روند بازیابی بدین گونه است که خروجی نورون‌های لایه پنهان ARNN به عنوان شرط اولیه به گره‌های آشوبی اعمال می‌شود، و بدین ترتیب مقادیر خروجی این گره‌ها به صورت آشوب گونه شروع به تغییرات می‌کنند. در هر تکرار گره آشوبی، تابع عدم موافقت^۲ هر گره نسبت به کل گره‌ها با استفاده از دانشی که از تعلیم دادگان به دست آمده است، محاسبه می‌شود. اگر این میزان عدم موافقت از یک حد آستانه کمتر باشد، تغییرات آشوب گونه آن گره متوقف می‌شود. این عمل آن قدر ادامه می‌یابد تا مقدار همه یا اکثر گره‌ها ثابت شود، در این صورت خروجی گره‌های آشوبی به نورون‌های لایه پنهان شبکه عصبی داده شده و خروجی شبکه که برچسب‌های تصاویر ورودی است، محاسبه می‌شود.

در این بخش پس از معرفی گره‌های آشوبی، به توضیح شبکه عصبی آشوب گونه و اصول مطرح شده در این شبکه خواهیم پرداخت.

۴-۱- گره‌های آشوبی

تاکنون مدل‌های زیادی برای نورون و گره آشوب گونه ارائه شده است (Szu et al., 1993; Pasemann, 1997; Del Moral Hernandez, 2005). غالب این مدل‌ها با وجود تفاوت‌های ظاهری خود، در چندین وجه مشترک هستند. به طور تقریبی همه آنها دارای یک یا چندین پارامتر هستند که تغییرات آن باعث تغییرات دینامیک آنها می‌شود. همچنین در همه این مدل‌ها نوعی رابطه بازگشتی وجود دارد. طراحی این گونه مدل‌ها بر پایه ایجاد رفتار آشوب گونه است.

البته در بسیاری از بررسی‌ها نیز از مدل‌های کلاسیک که رفتار نورون را بر اساس معادلات تفاضلی و دیفرانسیل بیان می‌کنند، استفاده نشده است؛ بلکه برای هر گره تابعی

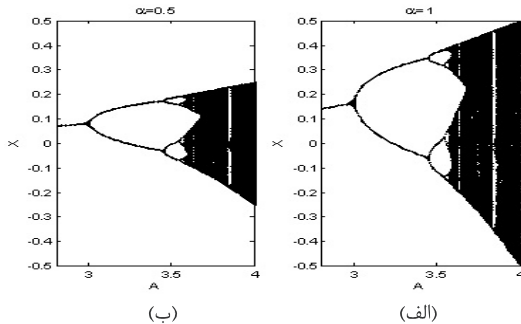
² Disagreement function

¹ Chaotic Attractor Recurrent Neural Network

t و α_i پارامتر تنظیم است. رفتار تابع شبیه لاجستیک و محدوده تغییرات این تابع به ترتیب توسط پارامترهای A_i و α_i قابل تنظیم است. با تغییر مقدار A_i ، که می‌تواند دو مقدار داشته باشد: A_p و A_c ، رفتار گره‌های آشوبی از آشوب‌گونه به دوره‌ای (با دوره‌های مختلف) و به عکس قابل تنظیم خواهد بود. اگر $A_i = A_c$ باشد، دینامیک گره به صورت آشوبی و اگر $A_i = A_p$ باشد، دینامیک آن به صورت دوره‌ای با دوره مورد نظر است.

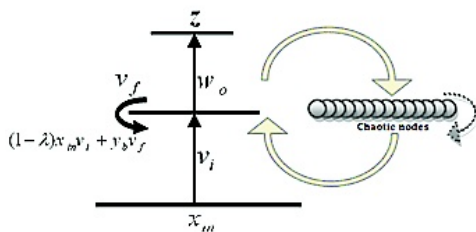
نمودار دوشاخه‌گی مربوط به رابطه بیست به‌ازای دو مقدار α_i در شکل (۷) نشان داده شده است. دامنه تغییرات خروجی تابع شبیه لاجستیک (معادله بیست) با تغییر α_i تغییر می‌نماید.

از این پارامتر برای تنظیم عملکرد گره‌های آشوبی در شبکه عصبی آشوب‌گونه و تنظیم نواحی جستجوی این گره‌ها استفاده شده است. همان‌طور که در (طاهرخانی، ۱۳۸۶) نشان داده شده است، این رابطه به واسطه پارامتر α_i انعطاف‌پذیری بالایی برای ایجاد سازگاری بین خروجی‌های شبکه و گره‌های آشوبی، دارد. نکات مهمی که در طراحی این گره‌های آشوبی مطرح می‌شود، این است که این گره‌ها، جستجوی خود را از کجا شروع کنند، تا چه محدوده‌ای را مورد جستجو قرار دهند و در چه زمان این جستجو متوقف شود که در ادامه در مورد آنها بیشتر توضیح خواهیم داد.



(شکل ۷) - نمودار دوشاخه‌گی مربوط به رابطه ۱۹.

(الف) $\alpha_i = 0.5$ (ب) $\alpha_i = 1$



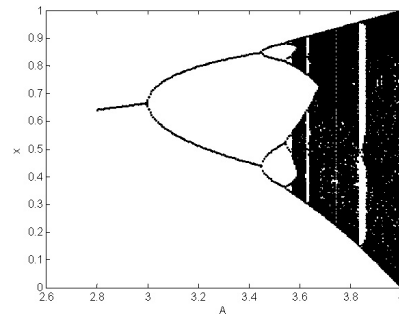
(شکل ۸) - ساختار شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN

در نظر گرفته شده که قادر به تولید رفتار آشوب‌گونه است (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Zhao et al., 2006). در این بررسی با توجه به مراجع (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Del Zhao et al., 2006; Moral Hernandez, 2005) از مدل معادله لاجستیک برای بازنمایی رفتار آشوب‌گونه استفاده شد.

$$x_{CHi}(t+1) = A_i x_{CHi}(t)(1 - x_{CHi}(t)) \quad (19)$$

که A_i پارامتر دوشاخه‌گی و $x_{CHi}(t)$ مقدار آمین گره در زمان t است.

در توضیح این پارامتر که از این پس به کرات با آن مواجه خواهیم شد، می‌توان گفت: در سامانه‌های دینامیکی، نقاط ثابت می‌توانند خلق یا نابود شده و یا پایداری آنها تغییر کند یعنی از نوع جاذب به دافع و یا برعکس تبدیل شوند. شروع تغییرات در رفتار نقاط ثابت، دو شاخه‌شدگی گفته می‌شود. گذار به حالت دوشاخه‌شدگی با تغییر کمیتی به نام پارامتر دوشاخه‌شدگی صورت می‌گیرد. در شکل (۶) نمودار دوشاخه‌گی تابع لاجستیک به ازای تغییر پارامتر A رسم شده است.



(شکل ۶) - نمودار دوشاخه‌گی تابع لاجستیک به ازای تغییر پارامتر A

از آنجایی که گره‌های آشوبی در تعامل با شبکه عصبی قرار داشته و می‌بایست به‌ازای ورودی‌های مختلف شبکه عصبی رفتاری متفاوت داشته باشد، تابع شبیه لاجستیک برای کنترل ناحیه و دامنه جستجو، به صورت زیر اصلاح و تعریف شده است:

$$(20)$$

$$x_{CHi}(t+1) = \alpha_i \left(A_i \left[\left(\frac{1}{\alpha_i} x_{CHi}(t) + 0.5 \right) \left(0.5 - \frac{1}{\alpha_i} x_{CHi}(t) \right) \right] - 0.5 \right)$$

که A_i پارامتر دوشاخه‌گی و $x_{CHi}(t)$ مقدار آمین گره در زمان

۴-۲- شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN

ساختار شبکه عصبی آشوب‌گونه‌ای که در این بررسی براساس نظریه انتخاب طبیعی و با استفاده از شبکه ARNN و گره‌های آشوبی طراحی شده است، در شکل (۸) نشان داده شده است. شبکه عصبی آشوب‌گونه ارائه‌شده شامل شبکه ARNN و گره‌های آشوبی است. شبکه CARNN توسط دادگان تمیز، تعلیم داده می‌شود. در مرحله بازخوانی و تشخیص الگوهای نوفه‌ای، خروجی نورون‌های لایه پنهان به گره‌های آشوبی داده می‌شود. هر یک از این گره‌های آشوبی در فضای الگوی ذخیره شده در لایه پنهان به جستجو می‌پردازد. همان‌طور که در توضیح شبکه ARNN دیدیم، لایه پنهان و اتصال بازگشتی آن همانند یک شبکه خودانجمنی عمل می‌کند که سعی دارد با تعلیم الگوی نوفه‌ای به الگوی تمیز، عملکرد بازشناسی شبکه عصبی بازگشتی را بهبود بخشد. از این خاصیت شبکه عصبی بازگشتی در کنترل عملکرد جستجوی گره‌های آشوبی استفاده شده است. بدین صورت که گره‌های آشوبی در فضای این لایه به جستجوی الگویی می‌پردازند که کمترین فاصله را با الگوی ذخیره شده داشته باشد. همان‌طور که می‌دانیم، ناحیه این جستجو به‌طور مستقیم به مقدار نوفه اضافه شده به الگوی ورودی بستگی دارد. به عبارت دیگر، هرچه نوفه ناخواسته اضافه شده به الگو بیشتر باشد، فاصله آن با الگوی تمیز ذخیره‌شده بیشتر است و لذا گره‌های آشوبی می‌بایست ناحیه وسیع‌تری را مورد جستجو قرار دهند. مادامی که گره‌های آشوبی در نقطه مناسبی قرار نگرفته‌اند، جستجو ادامه می‌یابد. پس از رسیدن همه یا اکثر این گره‌ها به سطح آستانه معین، جستجو متوقف شده و خروجی گره‌های آشوبی در مسیر شبکه عصبی بازگشتی قرار می‌گیرند.

در ادامه به بیان کامل‌تری از عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN پرداخته و روابط ریاضی حاکم بر آن را به تفصیل بیان خواهیم کرد. همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، پس از تعلیم دادگان تعلیم به شبکه بازگشتی، در مرحله آزمون و یا بازخوانی داده‌ها، الگوی ورودی به شبکه داده و خروجی لایه پنهان در اولین دور محاسبه می‌شود:

$$y_B(0) = x_{in} v_i \quad (21)$$

در روند بازخوانی اطلاعات، گره‌های آشوبی شروع به اصلاح $y_B(0)$ می‌کنند، بدین صورت که به صورت آشوبی شروع به جستجو کرده و در هر تکرار خروجی گره‌های

آشوبی به $y_B(0)$ اضافه شده تا آن را اصلاح نمایند:

$$y_{Bi}(t) = y_{Bi}(0) + x_{CHi}(t) \quad (22)$$

که $y_{Bi}(t)$ خروجی گره i ام لایه پنهان در مرحله t است. در هر تکرار $y_{Bi}(t)$ مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای تعیین میزان مطلوب بودن $y_{Bi}(t)$ در انتشار اطلاعات به لایه بعدی شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN، رابطه‌ای برای محاسبه میزان عدم موافقت هر گره آشوبی با کل گره‌ها تعریف شده است. برای محاسبه این رابطه به دانشی که از دادگان تعلیم به دست آمده نیاز است. تابع عدم موافقت هر گره آشوبی با کل گره‌ها با رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$d_i(t) = |y_{Bi}(t) - ((1-\lambda)x_{in}v_i + y_{Bi}(t))v_f| \quad (23)$$

در صورتی که $d_i < \delta$ باشد گره آشوبی به نقطه مناسبی رسیده و جستجوی خود را متوقف می‌کند؛ در غیر این صورت گره آشوبی مورد نظر در مرحله بعدی نیز به جستجوی خود ادامه می‌دهد. این کار آن قدر ادامه می‌یابد تا مقدار خروجی همه یا اکثر گره‌ها ثابت شود. در این حالت خروجی گره‌ها به عنوان خروجی اصلی ارائه می‌شود. سپس این مقادیر به لایه بعدی منتقل شده و خروجی شبکه محاسبه می‌شود. در این هنگام، d_i عملکرد صحیح شبکه را با جاذب‌های لایه پنهان بررسی می‌کند.

نقطه شروع جستجو با توجه به بررسی‌های پیشین (طاهرخانی، ۱۳۸۶)، مقداری نزدیک به صفر و ضریبی از $x_{in}v_i$ در نظر گرفته می‌شود:

$$x_{CHi}(0) = 0.01\alpha_i \quad (24)$$

که $x_{CHi}(0)$ ورودی گره آشوبی و α_i مقدار اولیه برای α_i است که توسط رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود. تعیین مقدار آستانه δ بسیار مهم بوده و تأثیر به‌سزایی در عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه دارد. در این بررسی آزمایش‌های بسیاری برای تعیین این مقدار آستانه انجام شد؛ نتیجه این آزمایش‌ها نشان می‌دهد که انتخاب سطح آستانه متناسب برای هر گره، به جای در نظر گرفتن یک مقدار آستانه مشخص برای همه گره‌ها، عملکرد بهتری در روند جستجوی گره‌های آشوبی دارد.

به عبارت دیگر، هر گره با سطح آستانه مربوط به خود که از روند تعلیم به دست آورده است، به جستجو در فضای

آشوبی، میزان خطا در لایه پنهان است، مطالعاتی در مورد خطا در این لایه انجام شد.

از آنجایی که اتصال بازگشتی در این لایه به مثابه شبکه خودانجمنی عمل می‌نماید، بدیهی است که این حد آستانه به میزان این خطای خود انجمنی بستگی خواهد داشت. ورودی این شبکه، شبه خودانجمنی $(1-\lambda)x_{in}v_i + y_b v_f$ و خروجی مطلوب آن $x_{in}v_i$ است. البته این نکته قابل تأمل است که میزان اهمیت خطای پس‌انتشار شده از لایه پنهان و لایه خروجی در محاسبه خطای شبکه و اصلاح وزن‌ها یکسان نیست؛ ولی با کمی اغماض می‌توان از آن چشم‌پوشی کرد. لذا اختلاف این دو مقدار را می‌توان به‌عنوان تقریبی از خطای لایه پنهان در نظر گرفت.

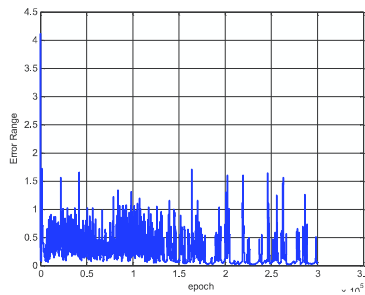
با تعلیم شبکه عصبی بازگشتی جاذب، این خطا طبق رابطه (۲۹) در طول تعلیم محاسبه شده است.

$$E_l = x_{in}v_i - y_n \quad (29)$$

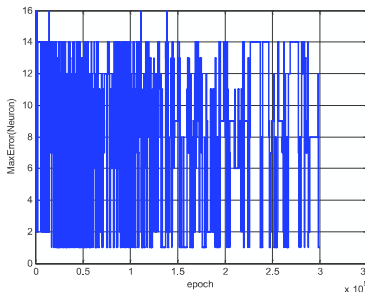
$$y_n = (1-\lambda)x_{in}v_i + y_b v_f \quad (30)$$

$$y_b = f(x_{in}v_i) \quad (31)$$

همان‌طور که انتظار می‌رفت و در شکل (۹) نشان داده شده است، محدوده خطا و بیش‌ترین مقدار خطا در طول تعلیم کاهش می‌یابد. همچنین شکل (۱۰) نورون با بیش‌ترین خطا را در حین تعلیم نشان می‌دهد.



شکل ۹- محدوده تغییر خطا در لایه پنهان در طول تعلیم



شکل ۱۰- شماره نورون با بیش‌ترین خطا در لایه پنهان (۱۶ نورون)

حالت می‌پردازد. محدوده تغییرات نورون‌های لایه پنهان در روند تعلیم به‌خصوص گام‌های نهایی که تعلیم تا حدی کامل شده است، قابل محاسبه است و همین محدوده تغییرات می‌تواند معیار خوبی برای تعیین سطح آستانه هر گره در جستجو باشد. مقدار δ طبق رابطه ۲۵ محاسبه می‌شود.

$$\delta_i = k.e_i(E_{max}) \quad (25)$$

که E_{max} بیش‌ترین مقدار خطای نورون‌های لایه پنهان، e_i خطای هر یک از نورون‌های لایه پنهان در مرحله تعلیم دادگان و k ضریب ثابت است که مقدار آن برابر کم‌ترین مقداری است که عملکرد گره‌های آشوبی در وضعیت مناسب قرار دارند. در بخش‌های آتی در مورد این ضریب ثابت و چگونگی تعیین آن بیشتر توضیح داده خواهد شد.

ناحیه جستجوی هر گره آشوبی نیز بسیار مهم بوده و متناسب با نوفه اضافه‌شده در الگوی ورودی است، به‌گونه‌ای که در درصدهای بالای نوفه، که گستره تغییرات زیاد است، ناحیه جستجو نیز می‌بایست به نسبت وسیع‌تر انتخاب شود. با توجه به بررسی‌های پیشین، شبکه بیش‌ترین بازسازی خود را دوره‌های ابتدایی انجام می‌دهد؛ لذا ناحیه جستجوی آشوب‌گونه طبق رابطه زیر، از اختلاف ورودی لایه پنهان و خروجی آن محاسبه می‌شود.

$$\alpha_i = |x_{in}v_i - ((1-\lambda)x_{in}v_i + f(x_{in}v_i)v_f)| \quad (26)$$

در هر مرحله، خروجی حاصل از این گره‌های آشوبی با خروجی لایه پنهان $(y_b(0) = f(x_{in}v_i))$ جمع می‌شود. در نهایت پس از ثابت‌شدن اکثر گره‌های آشوبی خروجی طبق روابط زیر محاسبه می‌شود:

$$y_b(0) = f(y_b(t)) \quad (27)$$

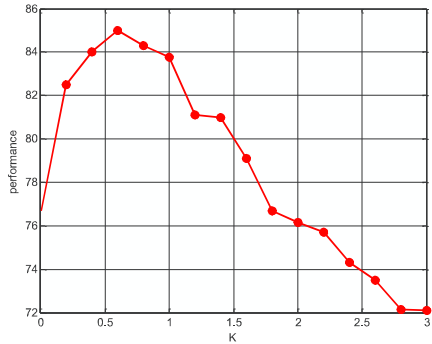
$$y = f((1-\lambda)x_{in}v_i + y_b v_f) \quad (28)$$

که f ، تابع تانژانت سیگموئید در نظر گرفته شده است.

۴-۲-۱- تعیین آستانه خطا در لایه پنهان شبکه

عصبی آشوب‌گونه CARNN

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، برای توقف جستجوی گره‌های آشوبی در فضای الگوی ذخیره شده، می‌بایست حد آستانه‌ای برای گره‌ها تعیین شود. با توجه به این موضوع که یکی از بهترین پارامترها جهت کنترل خروجی گره‌های



(شکل ۱۳) - درصد صحت بازشناسی شبکه عصبی آشوب گونه به ازای مقادیر مختلف k - برای الگوی ورودی نوفه ای (۵۰٪)

با افزایش تعداد این گره‌های غیر آشوب گونه^۱، همان گونه که پیش تر ذکر شد، عملکرد شبکه عصبی آشوب گونه در بازشناسی الگوی نوفه ای نیز کاهش می یابد. شکل (۱۳)، درصد صحت عملکرد شبکه به ازای مقادیر مختلف k را در بازشناسی الگوی نوفه ای (نوفه^۲ نرمال جمع شونده ۵۰٪) نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود، به ازای $k > 0.6$ و افزایش δ و به دنبال آن، افزایش تعداد نورون های غیر آشوب گونه، درصد صحت عملکرد کاهش می یابد. لذا مقدار k در رابطه ۲۵ برابر ۰/۶ در نظر گرفته شد. بدیهی است این مقدار به میزان نوفه الگوی ورودی بستگی ندارد.

در نهایت، با توجه به آنچه تا اینجا گفته شد مراحل آزمون شبکه آشوب گونه به صورت زیر است:

(۱) تعیین حد آستانه خطای هر نورون آشوب گونه لایه پنهان (δ_i) با استفاده از دادگان تعلیم:

$$\delta_i = k.e_i(E_{max})$$

(۲) تعیین محدوده جستجوی هر نورون آشوب گونه لایه پنهان (α_i) با استفاده از داده آزمون ورودی:

$$\alpha_i = \left| x_{in} v_i - \left((1 - \lambda) x_{in} v_i + f(x_{in} v_i) v_f \right) \right|$$

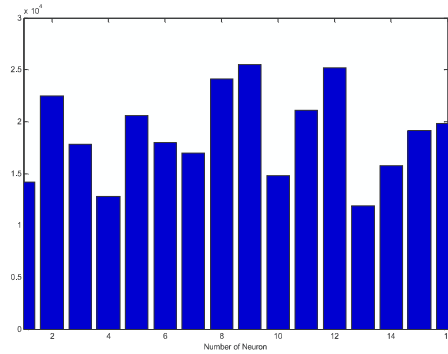
(۳) تعیین ورودی لایه پنهان در اولین دور

$$y_B(0) = x_{in} v_i$$

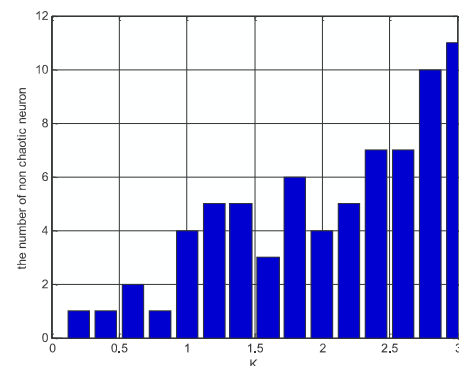
(۴) تعیین شرط اولیه برای نورون های آشوب گونه

$$x_{Chi}(0) = 0.01 \alpha_i$$

(۵) بررسی عدم موافقت هر نورون آشوب گونه



(شکل ۱۱) - نمودار میله ای تعداد دفعات انتخاب هر نورون لایه پنهان به عنوان نورون با بیشینه خطا



(شکل ۱۲) - تعداد نورون های غیر آشوب گونه به ازای مقادیر مختلف k - برای الگوی ورودی نوفه ای (۵۰٪)

طبق بررسی های انجام شده و با اطلاعاتی که خطا در لایه پنهان و محدوده آن به دست آمد، مقدار آستانه خطا در شرط توقف جستجوی نورون ها به صورت رابطه (۲۵) تعریف شد که در این رابطه، k مقدار ثابت معین است. هر چه مقدار آستانه خطا δ که به خطای هر نورون لایه پنهان وابسته است، بیشتر باشد تعداد نورون های آشوب گونه بیشتری با چرخش های ابتدایی خود به آستانه توقف رسیده و اثر جستجوی آشوب گونه کمتر خواهد شد. از این مسأله می توان برای تعیین ضریب k استفاده کرد. بدین منظور، با افزایش مقدار k عملکرد شبکه عصبی آشوب گونه مورد ارزیابی قرار گرفته شد. همان طور که در شکل (۱۲) نمایش داده شده است، با افزایش مقدار k از مقدار مشخصی تعداد گره هایی که در حالت غیر آشوبی قرار دارند، افزایش می یابد.

¹ Non- chaotic

۵-۱- نورون‌های آشوب‌گونه

(Chartier & Boukadoum, 2006; Chartier & Boukadoum, 2006) برای نورون تابع فعالیتی ارائه شده است که این مدل بر پایه معادله کلاسیک Verhulst رابطه (۳۲) تعریف شده است. این مدل به نسبت دیگر مدل‌های مطرح در شبکه‌های عصبی، توجیه بهتری از مشاهده‌های فیزیولوژیکی که در تحقیقات مورد توجه گرفته شده است، ارائه می‌کند.

$$\frac{dz}{dt} = G(1-z)z \quad (32)$$

که G پارامتر کلی^۴ نام دارد. این رابطه دارای دو نقطه ثابت^۵ $z=0$ و $z=1$ است، البته تنها نقطه $z=1$ نقطه ثابت پایدار است و بنابراین رابطه فوق تنها یک جاذب دارد. برای داشتن دو جاذب، می‌بایست سمت راست معادله به نداشت مکعبی تغییر یابد. پس از ساده‌سازی‌ها و استفاده از معادله تفاضلی به جای مشتق داریم:

$$\frac{dz}{dt} = G(1-z^2)z \quad (33)$$

معادله به‌دست آمده دارای ۳ نقطه $z=0$ ، $z=1$ و $z=-1$ است، که هر دو نقطه $z=1$ و $z=-1$ نقطه ثابت پایدار هستند. اگر به جای مشتق معادله تفاضلی معادل آن را قرار دهیم خواهیم داشت:

$$z_{[t+1]} = \Delta G(1-z_{[t]}^2)z_{[t]} + z_{[t]}, \Delta G = \delta \quad (34)$$

مقدار δ که رفتار دینامیکی خروجی را به سامانه تحمیل می‌کند، در کارایی و عملکرد شبکه بسیار تعیین کننده است؛ اگر مقدار این پارامتر بسیار زیاد باشد، شبکه ممکن است به‌صورت تناوبی به جاذب‌های پایدار، حدی و یا آشوب‌گونه همگرا شود. شکل (۱۴) فضای مرحله تابع به‌ازای $\delta = 0.2$ را در حالت تک‌بعدی نشان می‌دهد. همان‌گونه که انتظار می‌رود، نقاط ثابت پایدار ± 1 هستند درحالی‌که صفر ناپایدار است.

$$d_i(t) = |y_{Bi}(t) - ((1-\lambda)x_{in}v_i + y_{Bi}(t))v_f|$$

(۶) اصلاح ورودی لایه پنهان (y_{Bi}) با استفاده از نورون‌های آشوب‌گونه برای نورون‌هایی که $d_i < \delta$ است:

$$x_{CHi}(t+1) = \alpha_i \left(A_i \left[\left(\frac{1}{\alpha_i} x_{CHi}(t) + 0.5 \right) \left(0.5 - \frac{1}{\alpha_i} x_{CHi}(t) \right) \right] - 0.5 \right) \\ y_{Bi}(t+1) = y_{Bi}(0) + x_{CHi}(t+1)$$

(۷) تکرار گام‌های ۵ و ۶ تا زمانی (t_0) که اکثر نورون‌ها به پایداری برسند.

(۸) محاسبه خروجی

$$y_b = f(y_B(t_0)) \\ y = f((1-\lambda)x_{in}v_i + y_b v_f) \\ z = f(yw_o)$$

۵- شبکه عصبی آشوب‌گونه با استفاده از نورون‌های آشوب‌گونه (CNN)^۱

در این بخش به معرفی شبکه عصبی آشوب‌گونه‌ای می‌پردازیم که علاوه بر داشتن توان پردازشی بالاتر نسبت به دیگر شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه، توجیه بهتری از دیدگاه فیزیولوژی مغز دارد. درواقع در طراحی این شبکه عصبی آشوب‌گونه از رویکرد متفاوتی نسبت به رویکرد مطرح‌شده در بخش قبل استفاده شده‌است. طراحی این شبکه عصبی آشوب‌گونه با توجه به مبانی مطرح شده در (Chartier & Boukadoum, 2006; Aihara et al., 1990; Chartier et al., 2007) می‌باشد که علاوه بر ساختار بازگشتی در شبکه، شامل نورون‌هایی هستند که دینامیک آنها با تغییر یک یا چندین پارامتر تغییر می‌کند. در این شبکه‌ها مانند آنچه *آیهارا*^۲ و *چارتیر*^۳ در (Chartier & Boukadoum, 2006; Aihara et al., 1990) ارائه کردند، با تنظیم پارامترهای نورون‌ها، شبکه در حالت دوره‌ای و یا آشوب‌گونه قرار می‌گیرد. شبکه در حالت غیر آشوب‌گون تعلیم می‌بیند و در حالت آشوب‌گونه به بازخوانی الگوهای ذخیره‌شده می‌پردازد.

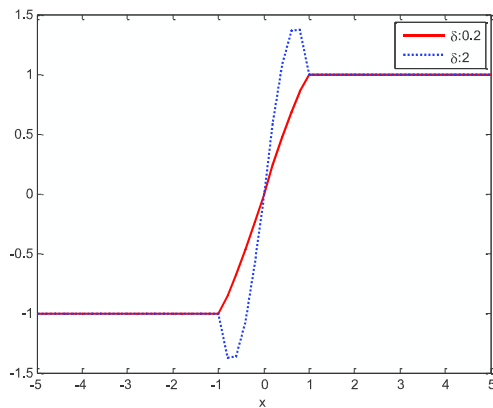
⁴ General parameter
⁵ Fixed point

¹ Chaotic Neural Network
² Kazuyuki Aihara
³ Sylvain Chartier

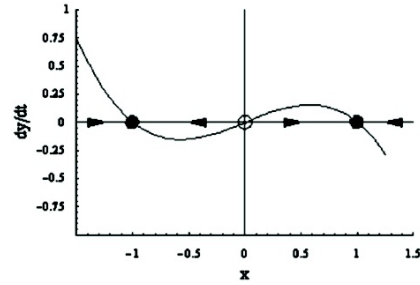
صورت آشوب‌گونه می‌باشد. شکل (۱۶)، منحنی نمایش لیاپانوف آن را نمایش می‌دهد که با استفاده معادله ۳۷ محاسبه شده است ($T=200, W=1, B=0$).

$$\lambda \approx \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \log(1 + \delta - 3\delta a_{i[t]}^2) \quad (37)$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود، شبکه در مواردی که δ در محدوده ۰ و ۰/۵ است، رفتار یک‌نواختی را در حرکت به سمت حالات پایدار از خود نشان داده و در $\delta=2$ دارای رفتار آشوب‌گونه است. در شکل (۱۷) نیز نمودار دوشاخه‌گی این تابع نشان داده شده است. نکته قابل تأمل در این تابع، مقادیر W و B است که در بررسی‌های پیشین (He et al., 2007) به خوبی مورد بررسی قرار نگرفته است. همچنین، چارتیر در (Chartier & Boukadoum, 2006)، تنها به مطالعه رفتار نورون‌ها و شبکه عصبی BAM، در $W=1$ پرداخته و در مورد W و تأثیر آن بر دینامیک‌های نورون‌ها و بالطبع شبکه، صحبتی به میان نیاورده است و در نهایت نیز شبکه عصبی آشوب‌گونه BAM، را با توجه به نمودار دوشاخه‌گی نورون‌های آشوب‌گونه ($W=1$)، مورد ارزیابی قرار داده است. در ادامه خواهیم دید که دینامیک‌های نورون‌های آشوب‌گونه و به دنبال آن شبکه، چگونه تحت تأثیر وزن‌های شبکه (W) و مقدار ثابت تابع فعالیت (B) تغییر می‌کند. در شکل (۱۸)، نمودار دوشاخه‌گی این تابع را به ازای مقادیر مختلف W نشان داده شده است ($B=0$).



شکل (۱۵) - تابع فعالیت به‌ازای مقادیر مختلف δ



شکل (۱۴) - فضای فاز تابع $dz/dt = (1 + \delta)z - \delta z^3$

(http://www.gaussianprocess.org/gpml/data/usps_resampled.zip)

این تابع آشوب‌گونه توسط چارتیر در شبکه عصبی BAM^۱ مورد استفاده و ارزیابی قرار گرفت. این شبکه توانایی ساخت جاذب‌ها را به صورت نقطه ثابت داشت. همچنین به دلیل استفاده از تابع فعالیت آشوب‌گونه و تنها با تغییر پارامتر دوشاخه‌گی، این شبکه می‌توانست انواع دیگر جاذب‌ها و همچنین مقادیر سطوح خاکستری را تولید کند. سرانجام، در رابطه ۳۴ با قرار دادن $a_{i[t]} = z_{i[t]}$, $\Delta G = \delta$ مدل نهایی ارائه شده برای تابع فعالیت نورون آشوب‌گونه از معادله زیر پیروی می‌کند:

$$\forall i, \dots, N, b_{i[t+1]} = g(a_{i[t]}) = \begin{cases} 1 & a_{i[t]} > 1 \\ -1 & a_{i[t]} < -1 \\ (\delta + 1)a_{i[t]} - \delta a_{i[t]}^3 & \text{else} \end{cases} \quad (35)$$

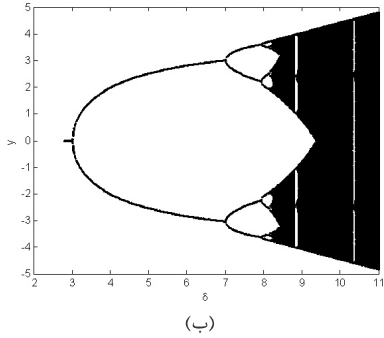
$$a_{i[t+1]} = Wb_{i[t+1]} + B$$

در این رابطه، $a_{i[t]}$ ورودی و $b_{i[t+1]}$ خروجی نورون i در لحظه t است و پارامترهای B و W مقادیر ثابتند. همچنین δ یک پارامتر کلی است که نوع رفتار دینامیکی خروجی را به سامانه تحمیل می‌کند و در کارایی و عملکرد شبکه بسیار تعیین کننده است؛ اگر مقدار این پارامتر بسیار زیاد باشد، شبکه ممکن است به صورت تناوبی به جاذب‌های پایدار، حدی و یا آشوب‌گونه همگرا شود. شکل (۱۵) نمودار این تابع فعالیت را به‌ازای مقادیر مختلف δ نشان می‌دهد ($W=1, B=0$). همان‌طور که مشاهده می‌کنید، به‌ازای $\delta = 0/2$ این تابع فعالیت بسیار شبیه تابع تانژانت سیگموئید رابطه (۳۶) می‌باشد.

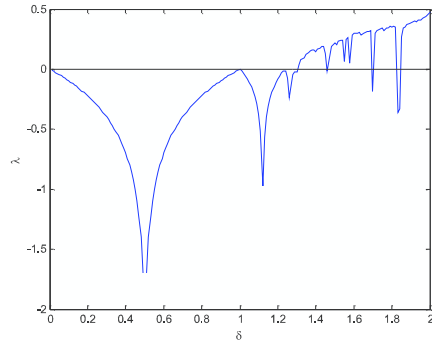
$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (36)$$

در واقع پارامتر δ تعیین کننده نوع رفتار این تابع است. به‌گونه‌ای که به‌ازای مقادیر خاصی از δ دینامیک نورون به

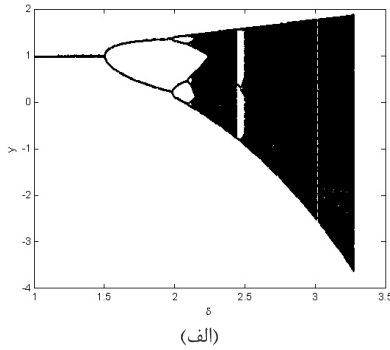
¹ Bidirectional Associative Memory



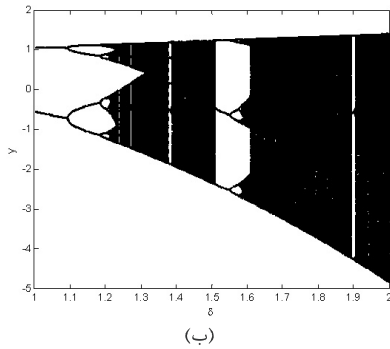
(شکل ۱۸) - نمودار دوشاخه‌گی (الف) $W=0.25$ (ب) $W=0.5$ (شکل ۱۸)



(شکل ۱۶) - نمودار نمای لیاپانوف به‌ازای مقادیر مختلف δ

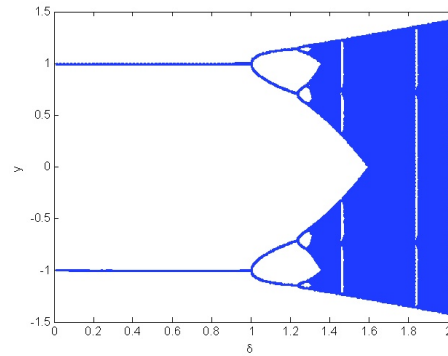


(الف)



(ب)

(شکل ۱۹) - نمودار دوشاخه‌گی (الف) $W=0.5$ (ب) $B=1$ (شکل ۱۹)



(شکل ۱۷) - نمودار دوشاخه‌گی

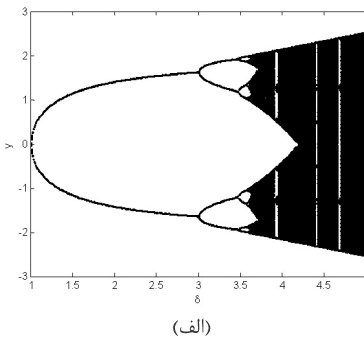
با مقایسه نواحی رفتار نوروں درمی‌یابیم که دینامیک‌های نوروں به مقدار W نیز وابسته می‌باشد؛ به‌گونه‌ای که به ازای $W=0.5$ و $W=0.25$ ، نواحی دوره‌ای و آشوب‌گونه نوروں آشکارا متفاوت است.

به‌عبارت دیگر، وزن‌های تعلیم‌یافته شبکه، دینامیک معینی را برای هر نوروں تعیین می‌کند که با توجه به آن و مقدار δ ، می‌توان این دینامیک‌ها را کنترل کرد. از سوی دیگر، مقدار پارامتر B نیز در رفتار نوروں آشوب‌گونه مؤثر است که در مطالعات گذشته، به‌دلیل ساختار شبکه‌های BAM، تاکنون مورد بررسی قرار گرفته نشده بود.

همان‌طور که در شکل (۱۹) مشاهده می‌شود مقدار B نیز تعیین‌کننده رفتار نوروں است؛ به‌گونه‌ای که در نواحی یکسان δ ، به‌ازای مقادیر مختلف B ، رفتار نوروں متفاوت است شکل (۱۹-الف)، شکل (۱۹-ب) لذا با توجه به آنچه تاکنون گفته شد، برای بررسی رفتار نوروں آشوب‌گونه، می‌بایست تمام پارامترهای نوروں، معین و تعریف شده باشند و این مسأله‌ای است که در طراحی شبکه عصبی آشوب‌گونه بسیار مهم و تعیین‌کننده جلوه می‌نماید.

۵-۲ - شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN

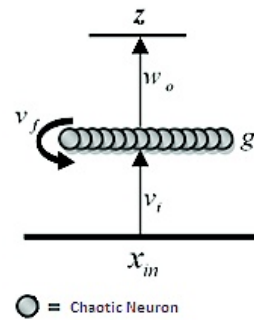
در این بخش به معرفی شبکه عصبی آشوب‌گونه جدید دیگری خواهیم پرداخت که رویکرد مطرح‌شده در



(الف)

طراحی آن با رویکردی که در ارائه شبکه عصبی آشوب گونه بر مبنای شبکه ARNN (CARNN) مطرح شد؛ به طور کامل متفاوت است. شکل (۲۰).

در این شبکه برخلاف شبکه عصبی آشوب گونه CARNN، هوش حاکم و نورون های آشوب گونه در دو سامانه مجزا قرار نداشته و در تعامل با یکدیگر است. در این شبکه عصبی آشوب گونه از نورون هایی با تابع فعالیت آشوب گونه (رابطه ۳۵) در لایه پنهان شبکه ARNN استفاده شد. همان طور که در در بخش ۵-۱ دیدیم، این مدل نورون دارای پارامتری است که با تغییر این پارامتر دینامیک های نورون تغییر می یابد. از این خاصیت برای تغییر و تنظیم رفتار نورون و شبکه در فرآیند تعلیم و بازشناسی الگوها استفاده شد.



شکل (۲۰) - ساختار شبکه عصبی آشوب گونه CNN

در فرآیند تعلیم که تنها شکل گیری صحیح جاذب های نقطه ای اهمیت دارد، مقدار این پارامتر به گونه ای تنظیم شد که رفتار نورون به صورت جاذب نقطه ای باشد. در فرآیند بازشناسی که لازم است جستجو در فضای الگوی ذخیره شده به صورت وسیع و کارآمد انجام شود، این پارامتر به گونه ای انتخاب می شود که نورون دارای رفتار آشوب گونه باشد. به این صورت که ناحیه معینی را با دقت معینی مورد جستجو قرار داده و حتی نقطه ای را بیش از یک بار جستجو نکند.

روند انتشار اطلاعات از ورودی به خروجی در این شبکه عصبی با معادلات ۳۸ الی ۴۲ بیان می شود:

$$z = f(yw_o) \quad (38)$$

$$y = g((1-\lambda)x_{in}v_i + y_bv_f) \quad (39)$$

$$y_b = g(x_{in}v_i) \quad (40)$$

که توابع f و g طبق روابط زیر تعریف می شوند:

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (41)$$

$$g(s) = \begin{cases} 1 & s > 1 \\ -1 & s < -1 \\ (\delta+1)s - \delta s^3 & else \end{cases} \quad (42)$$

۵-۲-۱- تعلیم شبکه عصبی آشوب گونه CNN

در تعلیم این شبکه نیز به نحوی از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می شود؛ به این صورت که خطای مربوط به خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی مطلوب، و نیز خطای بین ورودی لایه پنهان و درصدی از ورودی مطلوب در شبکه، پس انتشار می شود و وزن ها به هنگام می شوند. در این شبکه نیز در هنگام تعلیم، در شبکه چرخش خواهیم داشت. محاسبه گرادیان خطاها در روند تعلیم شبکه عصبی آشوب گونه در روابط ۴۳ تا ۴۶ آمده است.

$$\delta z_k = (1 - z_k^2) \left[\sum_{i=1}^n (d_i - z_{ik}) \right] \quad (43)$$

$$\delta y_{n,k} = 0.1 \times \left[\sum_{i=1}^m x_k v_i - y_n \right] \quad (44)$$

$$\delta y_k = g'(y) \left(\sum_{i=1}^n \delta z_i w_{ok} - \delta y_{n_i} v_{fk} \right) \quad (45)$$

که $g'(y)$ مشتق تابع فعالیت نورون های آشوب گونه است که به صورت زیر در نظر گرفته شد:

$$\forall i, \dots, N, g'(a_{i[t]}) = \begin{cases} 0 & a_{i[t]} > 1 \\ 0 & a_{i[t]} < -1 \\ -3\delta a_{i[t]}^2 + \delta + 1 & else \end{cases} \quad (46)$$

در فرآیند تعلیم، طبق نمودار دوشاخه گی تابع فعالیت نورون آشوب گونه شکل (۱۷)، مقدار پارامتر کلی (δ) به گونه ای انتخاب می شود که نورون رفتاری غیر آشوب گونه داشته باشد. نمودار توابع g و g' را به ازای $\delta = 0.2$ در شکل (۲۱ و ۲۲) مشاهده می کنید.

در گام های اولیه تعلیم شبکه عصبی آشوب گونه، ورودی توابع فعالیت در خارج محدوده $[-1, 1]$ قرار دارند، با قرارگیری ورودی در این بازه همان طور که در شکل (۲۲) مشاهده می شود، مشتق تابع برابر صفر است و با توجه به رابطه ۴۵ خطایی، پس انتشار نمی شود؛ از این رو به نظر

۵-۲-۲- آزمون شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN

در فرآیند بازخوانی الگوها، به دلیل استفاده از قدرت جستجوگری آشوب در فضای الگوهای ذخیره شده و بازخوانی آن‌ها، پارامتر کلی (δ) نورون آشوب‌گونه به گونه‌ای انتخاب می‌شود که نورون در وضعیت آشوب‌گونه قرار گیرد. در این حالت نیز مانند قبل، در شبکه چرخش خواهیم داشت بدین صورت که با دورزدن در لایه پنهان، الگوی ورودی به جاذب مربوط به یکی از الگوهای ذخیره شده هدایت می‌شود و بدین ترتیب تغییرات ناخواسته در الگوی ورودی حذف می‌شود. خروجی لایه پنهان در گام اول از رابطه ۴۷ محاسبه می‌شود.

$$y_b(0) = g(x_{in} v_i) \quad (47)$$

خروجی لایه پنهان در گام‌های بعدی طبق روابط ۴۸ و ۴۹ محاسبه می‌شود.

$$y(t+1) = g((1-\lambda)x_{in} v_i + y_b(t) v_f) \quad (48)$$

$$y_b(t+1) = y(t+1) \quad (49)$$

پس از گام t_0 می‌توان گفت تغییرات خروجی لایه پنهان کاهش می‌یابد و خروجی شبکه طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

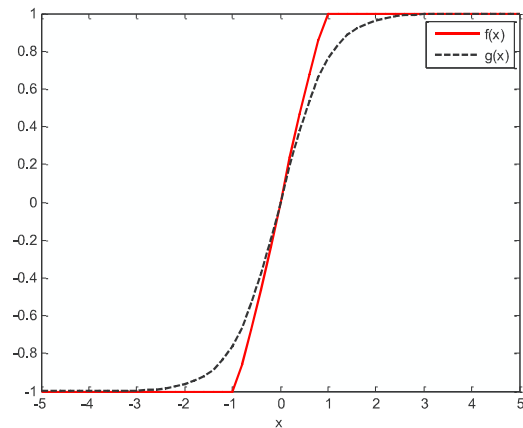
$$z = f(y(t_0) w_o) \quad (50)$$

با توجه به آنچه در بخش ۵-۱ بیان شد در شبکه عصبی آشوب‌گونه پیشنهاد شده مقادیر W و B به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که در مورد مقدار آنها نمی‌توان قضاوت کرد. این مسأله در مورد پارامتر B ، به مراتب شدیدتر است. $(B=(1-\lambda)x_{in} v_i)$. چرا که مقدار x_{in} و حتی محدوده آن نیز به دلیل نامشخص بودن مقدار نوفه ناخواسته ورودی، قابل تعیین نیست. لذا، پیش‌بینی رفتار دقیق نورون‌های شبکه عصبی آشوب‌گونه در این بررسی به صورت تئوری امکان‌پذیر نیست؛ از این رو در این بررسی، با آزمون و خطا محدوده δ تعیین شده است.

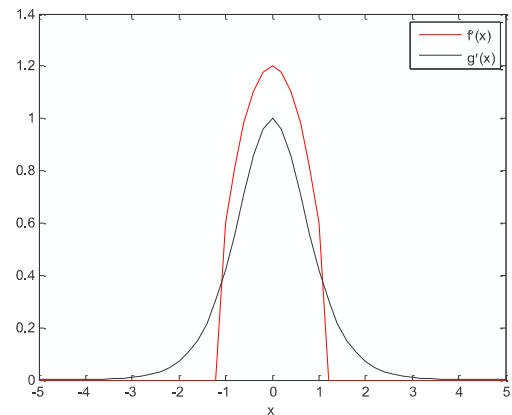
۶- ارزیابی

در این بخش به ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه پیشنهاد شده پرداخته و عملکرد آنها در بازشناسی الگوی نوفه‌ای با عملکرد شبکه ARNN و دیگر شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه مقایسه خواهد شد. در ادامه ابتدا به معرفی

می‌رسد که خطایی وجود نداشته و تعلیم به اتمام رسیده است. لذا همان‌طور که در بررسی‌های عملی مشاهده شد، شبکه در تعلیم با مشکل هم‌گرایی مواجه است؛ برای رفع این مشکل و هم‌گرا شدن شبکه، بررسی‌های زیادی انجام گرفت. در نهایت، با توجه به اینکه توابع فعالیت نورون آشوب‌گونه با $\delta = 0.2$ و تابع تانژانت سیگموئید - همان‌طور که در شکل (۲۱) نشان داده شده است - به‌طور تقریبی شکل یکسان دارند، در رابطه ۴۵ که رابطه مربوط به اصلاح وزن لایه پنهان شبکه است، از مشتق تابع تانژانت سیگموئید، به جای مشتق تابع تکه‌ای مشتق‌پذیر g استفاده شد. با استفاده از مشتق تابع تانژانت سیگموئید، مشکل واگرایی شبکه حل شده و خطای تعلیم شبکه عصبی آشوب‌گونه پس از چندین دوره تعلیم به مقدار قابل قبولی رسید.



شکل (۲۱) - مقایسه شکل تابع تانژانت سیگموئید و تابع فعالیت نورون آشوب‌گونه $\delta = 0.2$



شکل (۲۲) - مقایسه مشتق توابع تانژانت سیگموئید (f') و تابع فعالیت نورون آشوب‌گونه (g')؛ $\delta = 0.2$

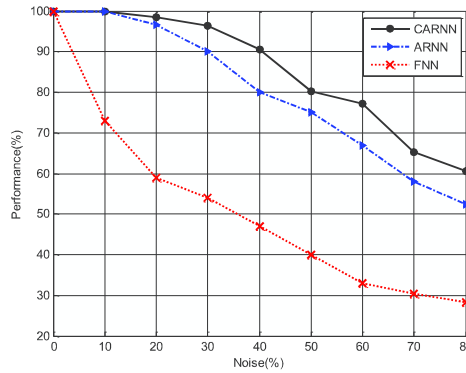
دادگان مورد استفاده پرداخته و سپس به تشریح آزمایش‌ها و روش‌های اجرایی برای ارزیابی کار خواهیم پرداخت.

۱-۶- شبیه‌سازی

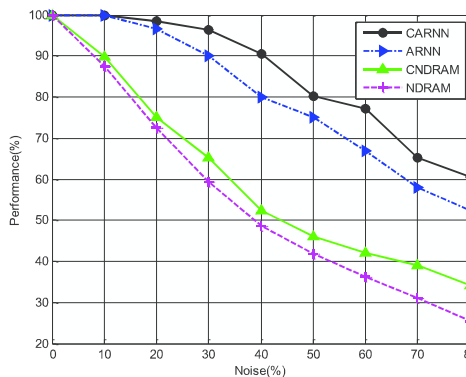
شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه با ساختار نشان‌داده در شکل‌های ۸ و ۲۰، (۲۵۶ نورون در لایه ورودی، ۱۶ نورون در لایه پنهان و ۱۰ نورون در لایه خروجی) تعلیم داده شده‌اند. در تعلیم شبکه‌ها، η برابر ۰/۷ و α برابر ۰/۰۰۱ در نظر گرفته شد. برای بررسی میزان تأثیر داخل کردن دینامیک‌های آشوب‌گونه در شبکه‌های عصبی بازگشتی، عملکرد شبکه ARNN و شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN در بازخوانی الگوهای نوفه‌ای با سطوح مختلف نوفه در شکل (۲۲) مورد مقایسه قرار گرفته شده است.

تمامی شبکه‌ها با ده داده تصویر انتخاب شده از پایگاه داده شکل (۵) تعلیم داده شده است. در مرحله آزمون نیز، این تصاویر با سطوح مختلف نوفه برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های پیشنهادی استفاده شده است. برای معتبرسازی نتایج تمامی آزمایش‌های انجام شده، برای هر مقدار معین درصد نسبت نوفه به سیگنال (n)، صدبار نوفه تولید کرده و هر بار صحت بازشناسی را به دست آورده و میانگین این مقادیر به عنوان صحت بازشناسی مربوط به این n درصد نوفه ثبت شده است.

همان‌طور که در شکل (۲۳) مشاهده می‌شود، با افزایش درصد نوفه اضافه‌شده به تصاویر، درصد صحت عملکرد شبکه، کاهش می‌یابد؛ ولی این نرخ کاهش در شبکه عصبی آشوب‌گونه پیشنهاد داده شده کمتر است.



(شکل ۲۴) - مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه ARNN، شبکه آشوب‌گونه CARNN و شبکه عصبی جلوسو (FNN) به‌ازای سطوح مختلف نوفه در الگوی ورودی

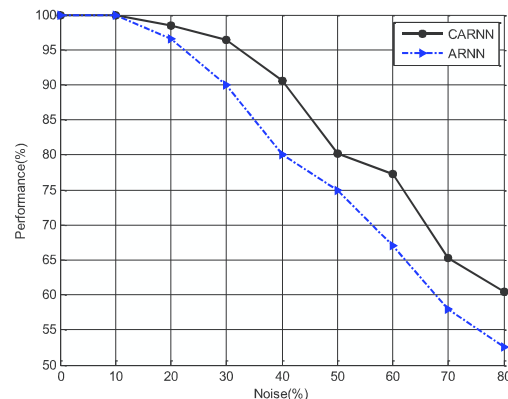


(شکل ۲۵) - مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه ARNN، شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN، شبکه NDRAM و شبکه عصبی آشوب‌گونه CNDRAM به‌ازای سطوح مختلف نوفه

همچنین، شبکه CARNN برای تصاویر نوفه‌ای با درصد نوفه بالاتر از ۲۰٪، عملکرد به مراتب بهتری نسبت به شبکه ARNN دارد. به طوری که برای نوفه حدود ۶۰٪ با به‌کارگیری دینامیک‌های آشوب‌گونه، این صحت بازشناسی از ۶۷٪ به ۷۷٪ بهبود یافته است.

علاوه بر این همان‌طور که در شکل (۲۴) مشاهده می‌شود، شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN و شبکه ARNN عملکرد به مراتب بهتری از شبکه عصبی جلوسو (FNN) در بازشناسی مقاوم الگو دارد. که این نشان‌دهنده مثر بودن اتصالات بازگشتی از یک سو و دینامیک‌های آشوب‌گونه از سوی دیگر است.

طاهرخانی در (طاهرخانی، ۱۳۸۶) بر اساس نظریه انتخاب طبیعی، شبکه عصبی آشوب‌گونه‌ای - از این پس برای سهولت در بیان، این شبکه، CNDRAM نامیده

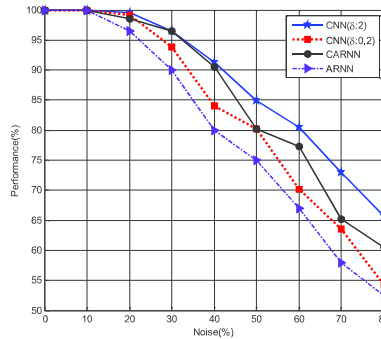


(شکل ۲۳) - مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه ARNN و شبکه آشوب‌گونه CARNN به‌ازای سطوح مختلف نوفه در الگوی ورودی

¹ FeedForward Neural Network

² Chaotic Nonlinear Dynamic Recurrent Associative Memory

عصبی آشوب‌گونه به‌ازای مقادیر مختلف نوفه در سه مقدار δ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، با انتخاب مقدار δ در محدوده‌های مختلف، عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN متفاوت است. با مقایسه درصد صحت بازشناسی شبکه عصبی آشوب‌گونه در مقادیر مختلف δ می‌توان این‌گونه توجیه کرد که در مقادیر بسیار کوچک δ ، شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN در حالت غیر آشوب‌گونه قرار دارد.

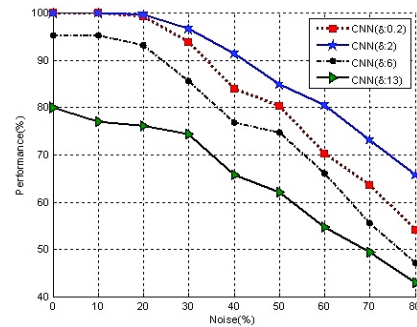


شکل ۲۷ - مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه CNN ($\delta = 2$)، شبکه ARNN و شبکه CARNN ($\delta = 0.2$)، شبکه E-CNN ($\delta = 0.2$)

با افزایش δ دینامیک‌های شبکه به سمت آشوب‌گونه میل می‌کنند، اما به ازای $\delta = 2$ شبکه در محدوده آشوب مقید^۱ قرار دارد که جاذب کوچکی داشته و شبکه را قادر می‌سازد با درجه آزادی بیشتری نسبت به حالت نقطه ثابت، در این جاذب به جستجو بپردازد که در نتیجه منجر به بازشناسی بهتر در فضای الگوی ذخیره شده می‌شود.

به عبارت دیگر قدرت جستجوی آشوب، این امکان را به شبکه عصبی می‌دهد تا با دقت بیشتری در فضای الگوها به جستجو بپردازد. در این حالت شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN می‌کوشد در فضای الگوهای ذخیره شده در لایه پنهان، ورودی‌های تغییر یافته را بازسازی کند و این موجب افزایش قدرت شبکه در بازشناسی الگوهای نوفه‌ای می‌شود. به طوری که برای نوفه حدود ۸۰٪ مقدار درصد صحت بازشناسی به طور تقریبی ۱۱٪ بهبود یافته است. با افزایش بیشتر δ و به‌ازای $\delta = 6$ ، به دلیل تغییر رفتار به حالت آشوب غیرمقید^۲، شبکه در فضای الگوی ذخیره شده سرگردان است؛ لذا همان‌طور که مشاهده می‌کنیم درصد صحت عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه به ازای $\delta = 6$ بسیار کاهش یافته است. به طوری که درصد صحت عملکرد شبکه

می‌شود- طراحی کرد و نشان داد که اضافه کردن گره‌های آشوبی به شبکه NDRAM که مدلی از حافظه می‌باشد، موجب افزایش توان پردازشی نسبت به خود شبکه می‌شود. در شکل (۲۵) عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه CNDRAM در بازشناسی مقاوم الگوهای نوفه‌ای با شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN، مورد مقایسه قرار گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN ارائه شده در این بررسی، عملکرد به مراتب بهتری نسبت به شبکه عصبی CNDRAM دارد.



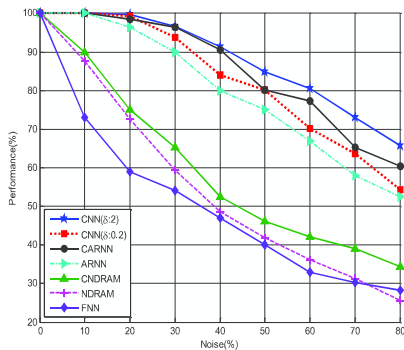
شکل ۲۶ - درصد صحت عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN در سطوح مختلف نوفه به‌ازای مقادیر مختلف δ

علت این کارایی منحصر به فرد را می‌توان در ساختار شبکه، وجود اتصالات بازگشتی، الگوریتم تعلیم مناسب و پارامترهای تنظیم‌کننده بهتر دینامیک‌های شبکه عصبی آشوب‌گونه پیشنهاد شده، جستجو کرد. همچنین، CARNN ظرفیت ذخیره‌سازی بسیار بالاتری نسبت به CNDRAM و شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه پیشنهاد داده شده در (Nakagawa, 1999; Aihara et al., 1990; Taherkhani et al., 2008) دارد، به طوری که قادر به یادگیری و بازشناسی الگوهای به مراتب بیشتری است.

در ادامه به ارزیابی شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN که در بخش پنجم معرفی گشت، می‌پردازیم. این شبکه با ساختار نشان داده شده در شکل (۱۸)، با دادگان معرفی شده در بخش سوم تعلیم داده شد. در حین تعلیم به‌منظور شکل‌گیری جاذب‌ها و ذخیره‌سازی‌های الگوهای ورودی، پارامتر کلی در تابع فعالیت نورون‌های آشوب‌گونه لایه پنهان با توجه به نمودار دوشاخه‌گی تابع فعالیت نورون برابر ۰/۲ در نظر گرفته شد تا رفتار نقطه ثابت نورون را تضمین کند. پس از تعلیم شبکه عصبی آشوب‌گونه، عملکرد آن در بازشناسی مقاوم الگو توسط دادگان نوفه‌ای با درصدهای مختلف نوفه ارزیابی شد. شکل (۲۶) درصد بازشناسی شبکه

¹ Constrained
² Unconstrained

نورون، نسبت به نقاط ثابت ایجاد شده در شبکه CARNN پایدارتر بوده و لذا عملکرد شبکه در بازشناسی الگوهای نوفه‌ای بهتر است.



شکل ۲۹- مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه CNN ($\delta = 2$)، شبکه CNN ($\delta = 0.2$)، شبکه CARNN، شبکه ARNN، شبکه NDRAM، شبکه CNDRAM و شبکه جلیسو (FNN)

در انتها نیز، عملکرد شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه که در این بررسی با توجه به هر دو رویکرد طراحی شده‌اند، با عملکرد دیگر شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه مورد مقایسه قرار گرفته است. شکل (۲۹).

۷- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

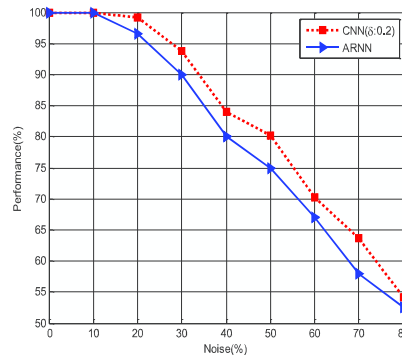
توانایی بالای مغز در پردازش مقاوم داده در برابر تغییرات و تنوعات باعث شده است که نحوه عملکرد آن مورد توجه قرار گرفته و الهام‌بخش طراحی بسیاری از سامانه‌ها شود. وجود رفتارهای آشوب‌گونه در عملکرد سامانه‌های زنده به‌ویژه مغز انسان، ما را بر آن داشت تا با وارد کردن تئوری آشوب در ساختار شبکه‌های عصبی کلاسیک، توان پردازشی آنها را افزایش دهیم. در این راستا دو نوع شبکه عصبی آشوب‌گونه طراحی شد: ۱- طراحی شبکه عصبی آشوب‌گونه مینی بر شبکه ARNN و گره‌های آشوبی براساس نظریه انتخاب طبیعی (CARNN) ۲- شبکه عصبی آشوب‌گونه با استفاده از نورون‌های آشوب‌گونه (CNN).

در طراحی شبکه عصبی آشوب‌گونه نوع اول از این نظریه که سامانه طبیعی، تنوعات ممکن برای حل یک مسأله را برای رسیدن به بهترین جواب هدایت می‌کند؛ استفاده شد. بدین‌صورت که گره‌های آشوبی برای تولید تنوعات ممکن و شبکه ARNN به‌عنوان هوش حاکم برای هدایت این تنوعات در نظر گرفته شد. گره‌های آشوبی به‌دلیل داشتن دینامیک‌های آشوب‌گونه، می‌توانند ناحیه معینی را با دقت

در بازشناسی الگوهای تعلیمی یافته نیز از ۱۰۰٪ به ۹۵٪ کاهش می‌یابد.

برای مقایسه بهتر عملکرد شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه ای که در این بررسی ارائه شد، درصد صحت عملکرد بازشناسی هریک از این شبکه‌ها در شکل (۲۷) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN بهترین عملکرد را در بازشناسی مقاوم الگو دارد. چرا که در این شبکه نورون‌های آشوب‌گونه در تعامل مستقیم با شبکه هستند و مانند CARNN به‌صورت جداگانه از سامانه قرار ندارند.

شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN چه در مرحله تعلیم و چه در مرحله آزمون در لایه پنهان خود از نورون‌های آشوب‌گونه استفاده می‌کند و تنها با تنظیم پارامترهای نورون، شبکه رفتارهای متفاوتی در دو مرحله دارد. لذا شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN انسجام بیشتری داشته و از لحاظ توجیه فیزیولوژیکی نیز نسبت به شبکه CARNN در مرتبه بهتری قرار دارد.



شکل ۲۸- مقایسه درصد صحت عملکرد شبکه CNN ($\delta = 0.2$) و شبکه ARNN، به‌ازای سطوح مختلف نوفه

نکته قابل تأمل دیگر، برتری شبکه عصبی آشوب‌گونه با $\delta = 0.2$ نسبت به شبکه ARNN است شکل (۲۸). با وجود این که هر دوی این شبکه‌ها در حالت نقطه ثابت عمل می‌کنند، شبکه عصبی با توابع فعالیت آشوب‌گونه‌ای که طبق رابطه ۳۵ تعریف شده‌اند، عملکرد به مراتب بهتری نسبت به شبکه ARNN دارد. به‌گونه‌ای که در نوفه حدود ۷۰٪ درصد صحت بازشناسی به‌طور تقریبی ۵/۶٪ نسبت به ARNN بهبود یافته است. علت این امر نیز، اختلاف نوع جاذب‌های نقطه‌ای است که در هر دو شبکه ایجاد می‌شوند. جاذب‌های نقطه‌ای که در شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN، شکل گرفته است، به‌دلیل وجود قطب ناپایدار دافع^۱ در تابع فعالیت

¹ Repeller

نیز فعالیت نمی‌کند، به‌دلیل داشتن نقاط ثابت پایدارتر، عملکرد به‌مراتب بهتری نسبت به شبکه ARNN دارد. البته با توجه به این حقیقت که تعیین دقیق پارامترهای شبکه به‌صورت تئوری میسر نبود، در بررسی‌های آینده می‌بایست روشی برای تنظیم هوشمندانه این پارامترها طراحی شود.

۸- مراجع

دهیادگاری، لوئیزا، "بهبود کیفیت سیگنال گفتار آغشته به نوفه و اعوجاج توسط شبکه‌های عصبی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۴

طاهرخانی، ابوذری، "استفاده از نورون‌های بازگشتی آشوب‌گونه در بازشناسی مقاوم ارقام دست نوشتار مجزای انگلیسی" پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۶

Adachi, M. and Aihara, K., "Associative Dynamics in A Chaotic Neural Network," *Neural Networks*. 10, pp. 83-98, 1997.

Aihara, K., Takabe, T. and Toyoda, M., "Chaotic Neural Networks", *Phys. Lett. A* 144, 333-340, 1990.

Andras, P., Lycett, S., "An Advantage of Chaotic Neural Dynamics," *IJCNN Conf.*, 1417-1422, 2007.

Aydiner, E., Vural, A. M., Ozcelik, B., Kiymac, K. & Tan, U., "A Simple Chaotic Neuron Model: Stochastic Behavior Of Neural Networks" *International Journal of Neuroscience*, 113(5), 607-619, 2003.

Carpenter, G.A., "Neural Network Models for Pattern Recognition and Associative Memory," *Neural Networks*, 1989.

Carpenter, G.A., Grossberg, S., "Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks," MIT Press: Cambridge, MA, p. 691, 1991.

Chartier, S. and Boukadoum, M., "A Bidirectional Heteroassociative Memory for Binary and Grey-Level Patterns," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 17, pp. 385-396, 2006.

Chartier, S. and Proulx, R., "NDRAM: Nonlinear Dynamic Recurrent Associative Memory for Learning Bipolar and Nonbipolar Correlated Patterns", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 16, No. 6, 2005.

خوبی مورد جستجو قرار دهند. همچنین با تنظیم پارامترهای این گره‌ها می‌توان ابعاد این ناحیه را مشخص و محدود کرد. از این‌رو با تعیین هدفمند این نواحی، با توجه به دانشی که از هوش حاکم به‌دست می‌آید، می‌توان عمل جستجو را نیز هوشمندانه تسریع کرد. استفاده از قدرت جستجوگری آشوب در طراحی این مدل، موجب شد که کارایی این شبکه عصبی آشوب‌گونه CARNN از شبکه عصبی بازگشتی به‌کار رفته در آن نیز به مراتب بیشتر باشد. همچنین مقایسه عملکرد این شبکه CARNN با دیگر شبکه عصبی آشوب‌گونه‌ای که با این رویکرد طراحی شده است (طاهرخانی، ۱۳۸۶؛ Taherkhani et al., 2008) نیز نشان می‌دهد که این مدل توانایی به‌مراتب بهتری در بازشناسی مقاوم الگو نسبت به نوفه است. علت آن را نیز می‌بایست در شکل‌گیری بهتر و صحیح‌تر جاذب‌ها، ساختار ویژه شبکه ARNN در هدایت خروجی گره‌های آشوبی برای رسیدن به جاذب مورد نظر و تعریف پارامترهای کنترلی بهتر گره‌های آشوبی جستجو کرد.

در شبکه عصبی آشوب‌گونه نوع دوم که در این بررسی ارائه شد، از نورن‌های آشوب‌گونه با تابع فعالیت منحصر به فردی استفاده شد. این تابع فعالیت که بر مبنای تابع Verhulst طراحی شده پارامتری که دینامیک‌های نورون آشوب‌گونه به واسطه تغییر این پارامتر تغییر می‌کند. با تنظیم این پارامتر و قراردادن نورون‌ها در حالت غیرآشوب‌گونه، جاذب‌های نقطه‌ای در شبکه عصبی آشوب‌گونه شکل می‌گیرد و با قرارگیری شبکه در حالت آشوب‌گونه به جستجو در فضای الگوی ذخیره شده می‌پردازد. در اینجا نیز، قدرت جستجوگری آشوب، موجب افزایش عملکرد شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN نسبت به شبکه ARNN به‌کار رفته در آن می‌شود. البته به دلایل محدودیت‌های موجود بر سر طراحی این شبکه عصبی آشوب‌گونه، تعیین دقیق نواحی‌ای که در آن شبکه در حالت آشوب‌گونه، دوره‌ای و ... است به‌صورت تئوری، امکان‌پذیر نیست. همچنین بررسی‌ها نشان داده‌است که شبکه عصبی آشوب‌گونه‌ای که با این رویکرد طراحی شده است (CNN)؛ دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی آشوب‌گونه CRANN که براساس نظریه انتخاب طبیعی و با استفاده از گره‌های تولیدکننده تنوعات و هوش حاکم جهت هدایت این تنوعات، طراحی شده است.

نکته قابل تأمل دیگر این است که شبکه عصبی آشوب‌گونه CNN، حتی در حالتی که به‌صورت آشوب‌گونه

- Kanter, I. and Sompolinsky, H., "Associative Recall of Memory without Errors", *Phys. Rev. A*, vol. 35, pp. 380-392, 1987.
- Khoa, T. Q. D. and Nakagawa, M., "Neural Network Learning Based on Chaos", *International Journal of Computer, Information, and Systems Science, and Engineering (IJCISSE)* ISSN 1307-2331 Vol.1:2, pp.97-102 May 2007.
- Kim, S.H., Hong, S.D and Park, W.W., "An Adaptive Neuro-Controller with Modified Chaotic Neural Networks," *Proceedings. IJCNN Conf.*, vol.1, 509 – 514, 2001.
- Kohno, T. and Aihara, K., "Mathematical-Model-Based Design of Silicon Burst Neurons", *Neurocomputing*, 1619-1628, 2008.
- Kohonen, T., "Self-Organizing Maps," Berlin: Springer, 448p, 1997.
- Korn, H., Faure, P., "Is There Chaos in The Brain? II. Experimental Evidence and Related Models," *Neurosciences*, 326, pp. 787-840, 2003.
- Nakagawa, M., "A Novel Chaos Associative Memory," *Proceedings of ICONIP Conference on Neural Information Processing*, vol.3, pp. 1106-1111, 1999.
- Ohta, M., "Chaotic Neural Networks with Reinforced Self-Feedbacks and Its Application to N-Queen Problem," *Math. Comput. Simul.* 59, 2002.
- Pasemann, F., "A Simple Chaotic Neuron", *Physica D*. 205-211, 1997.
- Sarbadhikari, S. N., Chakrabarty, K., "Chaos in The Brain: A Short Review Alluding To Epilepsy, Depression, Exercise and Lateralization," *Medical Engineering & Physics*, Vol. 23, Issue 7, pp. 447-457, 2001.
- Savi, M. A., "Chaos and Order in Biomedical Rhythms," *J. of the Braz. Soc. of Mech. Sci. & Eng.*, Vol. XXVII, No. 2, pp. 157-169, 2005.
- Skarda, C. A. and Freeman, W. J., "How Brains Make Chaos in Order to Make Sense of The World" *Behavioral and Brain Sciences*, vol. 10, pp. 161-195, 1987.
- Szu, H., Yentis, R., Hsu, C.C., Gobovic, D. and Zaghoul, M., "Chaotic Neuron Models and Artificial Neural Networks," *Neural Networks*, 1993.
- Taherkhani, A., Mohammadi, A., Seyyedsalehi, S.A., Davande, H., "Design of a chaotic neural network," *Proceedings of Maghrebian Conference on Software Engineering and Artificial Intelligence*, Agadir, Morocco, 498-501, 2006.
- Chartier, S., Renaud, P., Boukadoum, M., "A Nonlinear Dynamic Artificial Neural Network Model of Memory," *New Ideas in Psychology*, 2007.
- Crook, N., W. Goh, J., Hawarat, M., "Pattern Recall in Networks of Chaotic Neurons", *BioSystems*, 267-274, 2007.
- Dafilis, M. P., Bourke, P. D., Liley, D. T. J., and Cadusch, P. J., "Visualising Chaos in A Model Of Brain Electrical Activity," *Computers & Graphics* 26, pp. 971-976, 2002.
- Del Moral Hernandez, E., "Non-Homogenous Neural Networks with Chaotic Recursive Nodes Connectivity and Multi-Assemblies Structures in Recursive Processing Elements Architectures," *Neural Networks*, 18, 532-540, 2005.
- Freeman, W. J., "Mesoscopic neurodynamics: From neuron to brain," *Journal of Physiology-Paris*, Vol. 94, Issues 5-6, pp. 303-322, 2000.
- Freeman, W. J., "Strange Attractors that Govern Mammalian Brain Dynamics Shown by Trajectories of Electroencephalographic (EEG) Potential", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 35, No. 7, July, 1988.
- Haykin, S., "Neural Networks: A Comprehensive Foundation," Macmillan: N.Y. etc., 1994.
- He, G., Chen, L. and Aihara, K., "Associative Memory with A Controlled Chaotic Neural Network," *Neurocomputing*, 2007.
- He, G., Shrimali, M. D. and Aihara, K., "Threshold Control of Chaotic Neural Network," *Neural Networks*, 21, 114-121, 2008.
- Hecht-Nielsen, R., "Neurocomputing," Reading, MA etc.: Addison-Wesley, pp. 433, 1990.
- Heylighen, F., "Self-Organization, Emergence and the Architecture of Complexity," *Proceedings of the 1st European Conference on System Science*, (AFCET, Paris), pp. 23-32, 1989.
- Hindmarsh, J.L., Rose, R.M., "A Model of Neuronal Bursting Using Three Coupled First Order Differential Equations," *Proc. R. Soc. London B* 221. 87-102, 1984.

ork by using chaotic nodes and NDRAM network,” Neural Networks, IJCNN (Hong Kong), pp.3500-3504, 2008.

Taherkhani, A., Seyyedsalehi, S.A. and Mohammadi, A., “Design of Chaotic Neural Network for Robust Phoneme Recognition,” ISSPIT 2008, 106-110, Sarajevo.

USPS handwritten digit data: http://www.gaussianprocess.org/gpml/data/usps_resampled.zip was gathered at the Center of Excellence in Document Analysis and Recognition (CEDAR) at SUNY Buffalo, as part of a project sponsored by the US Postal Service.

Uwate, Y., Nishio, Y., Ikeguchi, T., "Associative Memory by Hopfield NN with Chaos Injection," Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural (IJCNN'04), vol. 1, pp. 69-74, Jul. 2004.

Zhao, L., Ca'ceres, J C.G., Damiance Jr, A. P.G., Szu, H., “Chaotic Dynamics for Multi-Value Content Addressable Memory”, Neurocomputing, 69, 1628-1636, 2006.

معصومه آذرپور مدرک کارشناسی خود



را در رشته مهندسی پزشکی- بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال ۱۳۸۶ و کارشناسی ارشد خود را در همان رشته از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در زمینه شبکه‌های عصبی آشوب‌گونه در سال ۱۳۸۸ دریافت کرده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

Masoumeh.Azarpour@rub.de

سید علی سیدصالحی مدرک



کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشگاه صنعتی شریف در سال ۱۳۶۱، کارشناسی ارشد را در رشته مهندسی برق از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال

۱۳۶۷ و دکترای خود را در رشته مهندسی برق- بیوالکتریک از دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۷۴ دریافت کرده است. ایشان در حال حاضر دانشیار دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش و بازشناسی گفتار، شبکه‌های عصبی مصنوعی و زیستی، مدل‌سازی عمل‌کرد مغز و پردازش خطی و غیرخطی سیگنال است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ssalehi@aut.ac.ir