

توسعه الگوریتم دسته بندی شبکه عصبی Fuzzy ARTMAP با استفاده از الگوریتم ژنتیک

مسعود یقینی^۱، محمد علی شادمانی^۲

چکیده

شبکه Fuzzy ARTMAP یک شبکه عصبی جهت دسته بندی داده‌ها می‌باشد. یکی از فاکتورهای تاثیرگذارنده در این شبکه ترتیب آرایه داده‌های آموزشی است. در این مقاله با استفاده از الگوریتم ژنتیک ترتیب ورودیهای این شبکه را تکامل داده تا به یادگیری بهتر شبکه کمک نماید. الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌هایی از UCI (انبار داده‌های یادگیری ماشین^۲) مانند Diabetes, Sonar و Breast آزمایش شده و نتایج آنها با الگوریتم Fuzzy ARTMAP مقایسه گردیده است.

کلمات کلیدی

داده کاوی، شبکه‌های عصبی، دسته بندی، الگوریتم ژنتیک، تئوری تشدید تطبیقی، FAM, Fuzzy ARTMAP

Developing a neural network classifier combining fuzzy ARTMAP and genetic algorithm

Masoud Yaghini, Mohammad Ali Shadmani

ABSTRACT

Fuzzy ARTMAP is a class of neural network architectures that performs incremental supervised learning of recognition categories in response to input vector presented in arbitrary order. Presentation order of training data is one of factors that affect performance of Fuzzy ARTMAP. This paper presents a genetic algorithm to find a better presentation order of training data. To illustrate the effectiveness of algorithm, three data sets from UCI machine learning repository are experimented. The result are analyzed and compared with those from Fuzzy ARTMAP.

KEYWORDS

Data Mining, Neural Network, Classification, Genetic algorithm, Adaptive Resonance Theory, Fuzzy ARTMAP, FAM

۱- مقدمه

شبکه ART، یکی از رایجترین شبکه‌هایی است که در کاربردهایی از قبیل گروه بندی^۳ و خوشه بندی^۴ مورد استفاده قرار می‌گیرد. خوشه بندی، یک فرآیند دسته بندی بدون نظارت^۵ و گروه بندی یک فرآیند دسته بندی با نظارت^۶ می‌باشد [۱]. نسخه‌های مختلفی از شبکه ART موجود می‌باشد که می‌توان به نسخه‌های ART1 [۲]، ART2A [۳]، ART2A-E [۴]، ART2A-C [۵]، Fuzzy ART [۶]، ART_MAP [۷]، ART_EMAP [۸]، LAPART [۹] و Fuzzy ARTMAP [۱۰] اشاره کرد. Fuzzy ARTMAP یک شبکه توسعه یافته ART می‌باشد که

۱. استادیار و عضو هیات علمی دانشگاه علم و صنعت ایران، Yaghini@iust.ac.ir

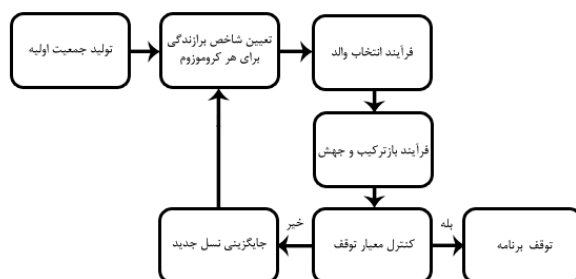
۲. دانشجوی کارشناسی ارشد MBA دانشگاه علم و صنعت ایران و فارغ التحصیل کارشناسی علوم کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، Shadmani@gmail.com

برای دسته بندی با نظارت با ورودی‌های فازی استفاده می‌شود. دو فاکتور بر روی یادگیری این الگوریتم تاثیر دارد: (۱) پارامترهای شبکه به خصوص پارامتر مراقبت^۷ و پارامتر انتخاب^۸ (۲) ترتیب ارایه داده‌های آموزشی^۹. [۱۱]

در این مقاله با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشنهادی ترتیب ارایه داده‌های آموزشی و نهایتاً قدرت یادگیری و تشخیص شبکه را بهبود بخشیده است. ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ الگوریتم ژنتیک به طور خلاصه شرح داده می‌شود. بخش ۳ به معرفی شبکه Fuzzy ART و بخش ۴ به معرفی شبکه Fuzzy ARTMAP اختصاص دارد. الگوریتم ژنتیک پیشنهادی در بخش ۵ شرح داده شده است. در بخش ۶ نتایج شبیه سازی بر روی مجموعه داده‌های استاندارد آمده است. بخش نهایی مقاله نتیجه گیری می‌باشد.

۲- الگوریتم ژنتیک

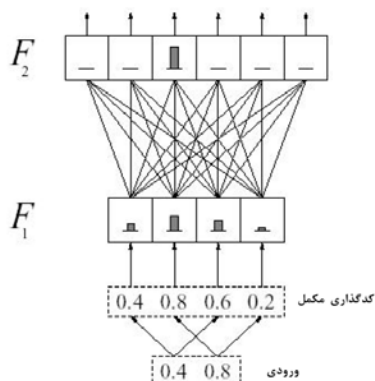
الگوریتم ژنتیک [۱۲] معروفترین نوع الگوریتم تکاملی^{۱۰} می باشد. الگوریتم ژنتیک که به وسیله جان هلند^{۱۱} برای اولین بار مطرح شد بیشتر به صورت یک روش بهینه سازی تابع^{۱۲} در نظر گرفته می شود. در واقع هدف اصلی الگوریتم ژنتیک بهبود است. الگوریتم‌های ژنتیک دسته‌ای از الگوریتم‌های جستجوی تکاملی می باشند که با الهام از الگوهای طبیعی طراحی و توسعه داده شده اند. اساس اندیشه الگوریتم‌های ژنتیک، استفاده از مفهوم وراثت بین نسل‌های جمعیت و به کارگیری آن به عنوان یک الگوریتم می باشد. بنیان وراثت بر کروموزومها اثر گذارده و صفات ارثی بین نسل‌ها را انتقال می دهد. این صفات بر اثر اشتباهاتی که در عمل کپی کردن کروموزومها در تولید مثل پیش می آید با تغییراتی به نسل‌های بعد منتقل می شوند و بدین ترتیب این مساله باعث ایجاد تنوع در جمعیت می شود. مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک در شکل (۱) آمده است.



شکل (۱) فرآیند الگوریتم ژنتیک

۳- شبکه Fuzzy ARTMAP

Fuzzy ARTMAP یک شبکه عصبی است که در سال ۱۹۹۱ توسط کارپنتر و همکاران معرفی شده است [۶]. این شبکه از دو لایه نوروئی تشکیل شده است: لایه ورودی F_1 و لایه خروجی F_2 که در شکل (۲) نشان داده شده است. هر اتصال می‌تواند وزنی مابین ۰ و ۱ داشته باشد. هر نورون در F_2 ، یک دسته ایجاد شده توسط شبکه را مشخص می‌کند که توسط بردار وزنی اش W_j (اندیس نورون است) ارایه می‌شود. همه اجزای بردارهای وزنی مقدار اولیه ۱ داده شده اند. تا هنگامی که وزنهای یک نورون تغییر نکرده است، به آن، پذیرفته نشده و پس از تغییر وزنهای یک نورون، به آن پذیرفته شده می‌گوییم.



شکل (۲) شبکه Fuzzy ART

شبکه به روش کدگذاری مکمل، ورودیها را نرمالیزه می‌کند. در این روش ورودی با افزودن مکمل بردار، به بردار اولیه نرمالیزه می‌شود. بنابراین، بعد لایه F_1 دو برابر بعد بردار ورودی است.

• دریافت اطلاعات ورودی

بعد از ارایه هر بردار ورودی به شبکه، تابع انتخاب T_j برای هر نورون j در لایه F_2 بصورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (1)$$

در معادله (۱)، $|\cdot|$ L1-norm بردار است که برابر مجموع مولفه‌های آن می‌باشد. \wedge عملگر عطف فازی و α پارامتر انتخاب است. برای دستیابی به کارایی بالا، پارامتر انتخاب α بایستی مقداری نزدیک به صفر در نظر گرفته شود [۱۰]. نورون برنده، نورونی است که تابع انتخاب به ازای آن ماکزیمم باشد. بعد از برنده شدن یک نورون، معیار مراقبت برای آن ارزیابی می‌شود. این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} \geq \rho \quad (2)$$

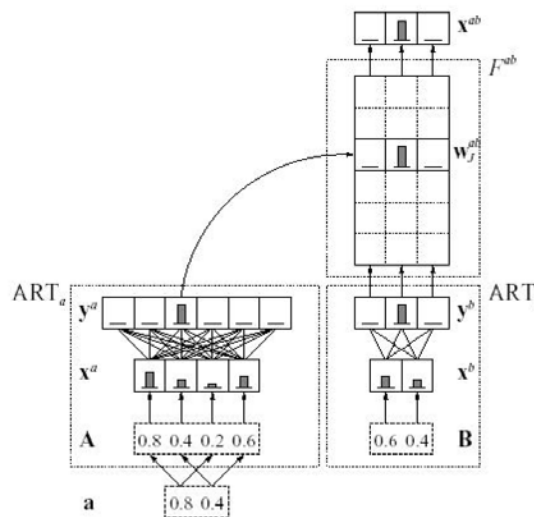
به طوری که J اندیس نورون برنده در F_2 و ρ پارامتر مراقبت می‌باشد. اگر این معیار ارضا نشود، نورون بعدی با بالاترین مقدار تابع انتخاب، بررسی شده و معیار مراقبت مجدداً ارزیابی می‌گردد. اگر معیار فوق برآورده شود، اصطلاحاً گفته می‌شود شبکه در حال تشدید است. زمانیکه Fuzzy ARTMAP وارد مرحله تشدید می‌شود، شبکه توسط تغییر بردار وزن w_j در نورون برنده، اقدام به یادگیری بردار ورودی I می‌نماید.

$$w_j = \beta(I \wedge w_j) + (1 - \beta)w_j \quad (3)$$

J ، اندیس نورون برنده و $\beta \in [0,1]$ نرخ تشخیص می‌باشد. وقتی $\beta = 1$ باشد، گوئیم شبکه در فاز یادگیری سریع است. وقتی $\beta < 1$ باشد، گوئیم شبکه در فاز پذیرش سریع-ثابت آهسته^{۱۳} است. در این فاز، برای یک نورون پذیرفته نشده از $\beta = 1$ و بعد از اینکه پذیرفته شد از مقدار حقیقی $\beta < 1$ استفاده می‌شود.

۴- شبکه Fuzzy ARTMAP

این شبکه در سال ۱۹۹۲ توسط کارپنتر و همکاران معرفی گردید [۱۰]. Fuzzy ARTMAP یک شبکه نظارتی است که از ترکیب دو شبکه Fuzzy Art با نامهای ART_a و ART_b حاصل می‌شود. در ادامه بحث، پارامترهای این دو شبکه با اندیس a و b مشخص می‌گردند. این دو شبکه، توسط یک سری اتصالات که بین لایه‌های F_2 ی این دو شبکه قرار دارند و Mapfield نامیده می‌شوند و با F_{ab} نمایش داده می‌شوند به همدیگر مرتبط می‌گردند. هر کدام از این اتصالات دارای وزن w_{ij} که مقداری بین ۰ و ۱ اختیار می‌کنند می‌باشد. Mapfield دارای دو پارامتر β_{ab} و ρ_{ab} بردار خروجی x_{ab} می‌باشد. بردار ورودی به ART_a تحت کدگذاری مکمل به بردار A تبدیل می‌شود اما در ART_b نیازی به کدگذاری مکمل نیست. شکل (۳)، ساختار Fuzzy ARTMAP را نشان می‌دهد.



شکل (۳) شبکه Fuzzy ARTMAP

در مرحله آموزش شبکه Fuzzy ARTMAP، برداری الگوی ورودی به شبکه ART_a و خروجی خواسته شده (B) مرتبط با الگوی ورودی A به شبکه ART_b ارائه می‌شود. در ART_b ، پارامتر مراقبت جهت متمایز نمودن بردارهای خروجی خواسته شده به یک مقداردهی می‌شود. پس از ارائه بردارهای A و B، شبکه‌های ART_a و ART_b وارد مرحله تشدید می‌شوند. در این مرحله معیار مراقبت دیگری که طبق رابطه (۴) تعریف شده است جهت ارزیابی اینکه آیا نورون برنده در ART_a با بردار خروجی خواسته شده در ART_b مرتبط است محاسبه می‌گردد.

$$\frac{y^b \wedge w_J^{ab}}{y^b} \geq \rho_{ab} \quad (۴)$$

در رابطه (۴)، y_b بردار خروجی در ART_b و J اندیس نورون برنده در F_2^a و w_J^{ab} ، وزنه‌های اتصالات Mapfield است. اگر معیار فوق برآورده نشود، پارامتر مراقبت در ART_a ، به مقدار مشخصی افزایش می‌یابد تا نورون برنده دیگری توسط شبکه Fuzzy ARTMAP انتخاب شود. بردار A مجدداً به شبکه وارد می‌شود و این عمل تکرار می‌شود تا اینکه معیار مراقبت ارضا شود. در این هنگام وزنه‌های اتصالات Mapfield طبق رابطه زیر بروز می‌گردد.

$$w_J^{ab} = \beta_{ab} X^{ab} + (1 - \beta_{ab}) w_J^{ab} \quad (۵)$$

مقدار اولیه ρ_a توسط پارامتر مراقبت پایه $(\bar{\rho}_a)$ ، مشخص می‌شود. بعد از بروزآوری وزنه‌ها، پارامتر مراقبت در ART_a مجدداً به این مقدار پایه مقداردهی می‌شود.

بعد از اتمام مرحله آموزش، مقادیر پارامترهای ρ_a و β_a به صفر مقداردهی می‌شوند. بردار خروجی Mapfield به صورت زیر مشخص می‌شود.

$$x^{ab} = w_J^{ab} \quad (۶)$$

به طوری که J اندیس نورون برنده در F_2^a می‌باشد. این رابطه نشان می‌دهد که به هر نورون لایه F_2^a ، توسط Mapfield یک شماره دسته تخصیص می‌یابد.

۵- روش پیشنهادی

برای بهینه سازی و توسعه شبکه‌های Fuzzy ARTMAP فعالیت‌های مختلفی صورت گرفته است. این بررسی نشان می‌دهد توسعه و بهینه سازی این شبکه تحت تاثیر (۱) معماری و ساختار شبکه، (۲) پارامترهای شبکه به خصوص پارامتر مراقبت و پارامتر یادگیری (۳) ترتیب ارائه داده‌های آموزشی می‌باشد. در این تحقیق از خصوصیت و قابلیت الگوریتم‌های ژنتیک استفاده می‌گردد تا ترتیب ارائه داده‌های آموزشی را بهتر نماید. فرضیه تحقیق بر آن است که با تولید نسل‌های جدید توسط الگوریتم ژنتیک می‌توان ترتیب ارائه بهتری یافت و در نهایت شبکه یادگیری بهتری خواهد داشت. برای این منظور الگوریتمی پیشنهاد گردیده است تا با ارائه داده به صورت نامرتب و در سوی دیگر ارائه داده مرتب شده توسط الگوریتم ژنتیک به بررسی دقت یادگیری شبکه بپردازیم. در ادامه به معرفی هر مرحله در الگوریتم ژنتیک پیشنهادی پرداخته می‌شود.

• انتخاب جمعیت اولیه

در الگوریتم پیشنهادی ورودی برنامه به صورت یک آرایه n تایی مشخص می‌شود که n تعداد داده‌های آموزشی شبکه می‌باشد. این داده‌ها یکی یکی به الگوریتم ارائه می‌گردد. پس ترتیب این داده‌ها را به صورت ۱ تا n در نظر گرفته می‌شود. تعداد جمعیت اولیه به عنوان ورودی گرفته می‌شود و به آن تعداد ترتیب‌های مختلف به عنوان جمعیت اولیه تولید می‌گردد.

• محاسبه برازندگی

داده‌های آموزشی هر کدام از جمعیت اولیه یعنی هر کروموزوم به الگوریتم ارائه می‌گردد و بعد از آموزش شبکه، همان داده‌های آموزشی جهت تشخیص دسته به شبکه ارائه می‌گردد. نسبت حاصل از تعداد دسته‌های صحیح تولید شده توسط شبکه بر اساس نتایج درست در داده‌های آموزشی به تعداد کل دسته‌ها به عنوان دقت و شاخص انتخاب هر کروموزوم (یا به عبارت دیگر هر ترتیب داده‌های آموزشی) تعیین می‌گردد. این عدد به صورت درصد بیان می‌شود و درصد بالاتر نمایانگر ترتیب ارائه داده بهتر است.

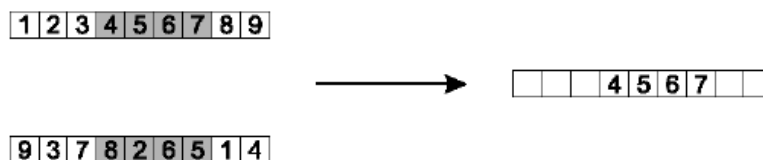
• انتخاب والدین

روشهای متعددی برای انتخاب والد وجود دارد که در این تحقیق از روش چرخ رولت^{۱۴} استفاده گردیده است. در این روش احتمال انتخاب یک کروموزوم برابر حاصل تقسیم برآزندگی بر مجموع برآزندگی همه کروموزومها می باشد که در کنار هم یک دایره را ایجاد می نمایند. سپس یک عدد بین ۰ و ۱ به صورت تصادفی تولید شده و عدد تولید شده در بازه هر کروموزوم باشد آن کروموزوم به عنوان والد انتخاب می گردد. این احتمال وجود دارد که بهترین جواب در این مرحله انتخاب نشود. برای جلوگیری از این اتفاق، همیشه بهترین جواب به نسل بعد منتقل می شود.

• باز ترکیب

روشهای مختلفی برای باز ترکیب وجود دارد. به دلیل اینکه در مساله فقط ترتیب داده عوض می شود و داده ای حذف و یا تکرار نمی شود باید از روشهایی استفاده نمود که دارای این خاصیت باشند. یکی از این روشها، روش باز ترکیبی ترتیبی می باشد که مراحل آن به شرح زیر است:

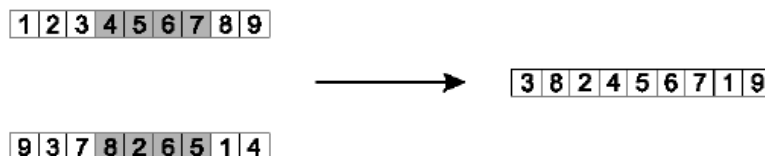
۱. انتخاب بخشی از والد اول به صورت تصادفی
۲. کپی این بخش در فرزند در همان موقعیت مانند شکل (۴)



شکل (۴) کپی بخش انتخابی از والد اول به فرزند

۳. کپی اعدادی که در بخش اول نباشند به شرح زیر و مطابق شکل (۵):

- شروع دقیقاً بعد از پایان بخش کپی شده
- استفاده از ترتیب والد دوم
- ادامه تا ابتدا بخش کپی شده



شکل (۵) کپی اعداد به ترتیب از والد دوم که در بخش انتخابی والد اول نیستند

۴. تولید بچه دوم با جابجایی والد ها

در باز ترکیب پارامتر P_c به نام احتمال باز ترکیب تعریف می گردد که در هر مرحله یک عدد تصادفی بین صفر و یک تولید می گردد. اگر این عدد کوچکتر از P_c بود باز ترکیب صورت می پذیرد. در غیر این صورت والدین دقیقاً کپی می شوند.

• جهش

روشهای مختلفی برای جهش وجود دارد که در الگوریتم پیشنهادی از روش معکوس استفاده گردیده است. در این روش دو فیلد به صورت تصادفی انتخاب و سپس مطابق شکل (۶) ترتیب آنها به صورت معکوس جابجا می شود.



شکل (۶) جهش به روش معکوس

در جهش پارامتر P_m به نام احتمال جهش تعریف می گردد که در هر مرحله یک عدد تصادفی بین صفر و یک تولید می گردد. فقط در صورتی که این عدد کوچکتر یا مساوی P_m بود جهش صورت می پذیرد.

- **ختم الگوریتم**

در صورتی که تعداد نسل مورد نظر تولید شده باشد، الگوریتم پایان یافته و بهترین ترتیب برای آموزش شبکه ارایه می‌گردد. در غیر اینصورت فرآیند تکامل از ابتدا ادامه می‌یابد.

۶- شبیه سازی و نتایج در داده‌های مختلف

این الگوریتم بر روی مجموعه داده‌های Sonar، Diabetes و Breast از انبار داده‌های یادگیری ماشین^{۱۵} UCI آزمایش گردید. در این آزمایش پارامترها به این صورت تنظیم گردید که نتایج آن در ادامه می‌آید.

$$\rho_{ab} = 0.1, \rho_a = 0, \rho_b = 1, \beta_{ab} = 0.95, \beta_a = 0.95, \beta_b = 0.95, \alpha_a = 0.000001, \alpha_b = 0.000001, \varepsilon = 0.00001$$

$$p_c = 0.8, p_m = 0.01, GenerationNo = 10, RunNo = 10$$

- **نتایج داده‌های Sonar**

این مجموعه داده که در UCI ارایه شده است دارای ۶۰ خصیصه که در ۲ کلاس دسته بندی شده اند. تعداد کل داده‌ها ۲۰۸ داده است که به نسبت ۲ به ۱ بصورت داده آموزشی و داده تست تقسیم گردیده است. به عبارت دیگر ۱۹۳ داده برای آموزش و ۶۹ داده برای تست استفاده می‌شود. نتایج به شرح جدول (۱) می‌باشد. به صورت میانگین الگوریتم پیشنهادی ۴,۷۹٪ بهتر از الگوریتم اصلی است.

جدول (۱) مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم Fuzzy ARTMAP بررسی شده با داده‌های Sonar

sonar	Fuzzy ARTMAP			Genetic Ordered FAM		
	بدترین	میانگین	بهترین	بدترین	میانگین	بهترین
	%۵۳,۶۲	%۶۴,۷۸	%۷۳,۹۱	%۶۰,۸۷	%۶۹,۵۷	%۷۸,۲۶

- **نتایج داده‌های Diabetes**

این مجموعه داده که در UCI ارایه شده است دارای ۸ خصیصه که در ۲ کلاس دسته بندی شده اند. تعداد کل داده‌ها ۷۶۸ داده است که به نسبت ۲ به ۱ بصورت داده آموزشی و داده تست تقسیم گردیده است. به عبارت دیگر ۵۱۳ داده برای آموزش و ۲۵۵ داده برای تست استفاده می‌شود. نتایج به شرح جدول (۲) می‌باشد. به صورت میانگین الگوریتم پیشنهادی ۶,۲۷٪ بهتر از الگوریتم اصلی است.

جدول (۲) مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم Fuzzy ARTMAP بررسی شده با داده‌های Diabetes

Diabetes	Fuzzy ARTMAP			Genetic Ordered FAM		
	بدترین	میانگین	بهترین	بدترین	میانگین	بهترین
	%۵۶,۰۷	%۶۳,۳۳	%۶۹,۴۱	%۶۴,۳۱	%۶۹,۶۰	%۷۴,۹۰

- **نتایج داده‌های Breast**

این مجموعه داده که در UCI ارایه شده است دارای ۱۰ خصیصه که در ۲ کلاس دسته بندی شده اند. تعداد کل داده‌ها ۶۹۹ داده است که به نسبت ۲ به ۱ بصورت داده آموزشی و داده تست تقسیم گردیده است. به عبارت دیگر ۴۶۷ داده برای آموزش و ۲۳۲ داده برای تست استفاده می‌شود. نتایج به شرح جدول (۳) می‌باشد. به صورت میانگین الگوریتم پیشنهادی ۰,۲۶٪ بهتر از الگوریتم اصلی است.

جدول (۳) مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم Fuzzy ARTMAP بررسی شده با داده‌های Breast

Breast	Fuzzy ARTMAP			Genetic Ordered FAM		
	بدترین	میانگین	بهترین	بدترین	میانگین	بهترین
	%۹۳,۹۶	%۹۵,۶۸	%۹۶,۵۵	%۹۴,۸۳	%۹۵,۹۴	%۹۸,۲۷

۷- نتیجه گیری

در این مقاله از الگوریتم ژنتیک برای پیدا کردن ترتیب بهتر جهت ارزیابی داده‌های آموزشی به شبکه Fuzzy ARTMAP ارزیابی گردید. این الگوریتم بر روی مجموعه داده‌های آموزشی Sonar، Diabetes و Breast ارزیابی شده توسط UCI تست و ۱۰ بار برای هر مجموعه داده اجرا گردید. نتایج نشان داد که الگوریتم پیشنهادی به ترتیب در مجموعه داده‌های Sonar، Diabetes و Breast از الگوریتم Fuzzy ARTMAP نشان داد میانگین نتایج ۶۲٪، ۶۲٪ و ۰۲۶٪ بهتر است.

۸- مراجع

- [1] A. R. Webb, *Statistical Pattern Recognition*, John Wiley & Sons, 2nd Edition, 2002.
- [2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 37, no. 1, pp. 54-115, Jan. 1987.
- [3] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen, "ART 2-A: An adaptive resonance algorithm for rapid category learning and recognition," *Neural Networks*, vol. 4, no. 4, pp. 493-504, Jul. 1991.
- [4] Y. H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [5] J. R. Whitely, J. F. Davis, A. Mehrotra, and S. C. Ahalt, "Observations and problems applying ART2 for dynamic sensor pattern interpretation," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 26, no. 4, pp. 423-437, Jul. 1996.
- [6] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen, "Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns - by an adaptive resonance system," *Neural Networks*, vol. 4, no. 6, pp. 759-771, Nov. 1991.
- [7] G. A. Carpenter, S. Grossberg and J. H. Reynolds, "A Fuzzy ARTMAP nonparametric probability estimator for nonstationary pattern recognition problems," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 6, no. 6, Nov. 1995.
- [8] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns," *Appl. Opt.*, vol. 26, no. 23, pp. 4919-4930, Dec. 1987.
- [9] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and J. H. Reynolds, "ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network," *Neural Networks*, vol. 4, no. 5, pp. 565-588, Sep. 1991.
- [10] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds, and D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 698-713, Sep. 1992.
- [11] SC Tan, MVC Rao, CP Lim, "A hybrid neural network classifier combining ordered fuzzy ARTMAP and the dynamic decay adjustment algorithm", *Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, Volume 12, Number 8, pp. 765-775, June, 2008
- [12] AE. Eiben, J.E. Smit, "Introduction to Evolutionary Computing", Springer, 2003

-
- 1 Data sets
 - 2 Machine learning repository
 - 3 Classification
 - 4 Clustering
 - 5 Unsupervised
 - 6 Supervised
 - 7 Vigilance
 - 8 Choice Parameter
 - 9 Training data
 - 10 Evolutionary
 - 11 John Holland
 - 12 Function Optimization method
 - 13 fast-commit slow-record
 - 14 Roulette wheel
 - 15 <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>