

استخراج دانش در محیط‌های آشوب (رهیافت ساختار یادگیری هیجانی مغز)

سیده حوری رضوی^۱ امید مهدی عبادتی^۲ مرضیه خاکستری^۳
تاریخ دریافت: ۹۳/۰۹/۲۱ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۱/۲۷

چکیده

یکی از دغدغه‌های امروز دانشمندان در حوزه یادگیری ماشین، تحلیل داده‌های مربوط به سیستم‌های آشوب گونه است. توانایی طبقه بندی و استخراج دانش نهفته در این نوع داده‌ها ما را قادر می‌سازد تا سیستم‌های پیش بینی کننده قدرتمندی برای حوزه‌های مختلف مهندسی و اقتصاد فراهم آوریم. تاکنون روش‌های گوناگونی برای پردازش این نوع داده‌ها به کار گرفته شده‌اند که از آن جمله می‌توان به الگوریتم‌های تکاملی، شبکه‌های عصبی و ... اشاره کرد. با این وجود هنوز به راه حلی کامل و ایده آل برای پردازش داده‌های آشوب گونه نرسیده ایم. در این شرایط، پرداختن به الگوریتم‌هایی جدید که بتوانند ما را در این مسیر یاری کنند ضروری به نظر می‌رسد. به همین دلیل در این مقاله یک روش جدید محاسباتی بر

۱. کارشناس ارشد علوم تصمیم و مهندسی دانش دانشگاه علوم اقتصادی، hourirazavi@ues.ac.ir

۲. استادیار دانشگاه علوم اقتصادی (نویسنده مسئول)، ebadati@ues.ac.ir

۳. استادیار دانشگاه علوم اقتصادی، m.khakestari@ues.ac.ir

گرفته از سیستم یادگیری هیجانی مغز ارائه می‌کنیم. این روش با استفاده از ساختار یادگیری تقویتی به‌خوبی قادر است با دینامیک حاکم بر داده‌ها کنار آمده و نظم و دانش موجود در داده‌های آشوب گونه را کشف کند. در این راستا، الگوریتم پیشنهادی خود را برای طبقه بندی سیگنال‌های مغزی که یکی از انواع سیستم‌های آشوب گونه هستند به کار گرفتیم و در نهایت با مقایسه نتایج آن با دو الگوریتم مطرح دیگر موفقیت آن را به اثبات رساندیم.

واژگان کلیدی: یادگیری هیجانی مغز، واسط مغز و کامپیوتر، طبقه بندی، محیط آشوب گونه

۱. مقدمه

در نیمه دوم قرن بیستم، در حوزه ریاضیات و فیزیک مدرن، روش علمی و تئوری جدید و بسیار جالبی به نام آشوب پا به عرصه ظهور گذاشت. این نظریه، مرتبط با سیستم‌هایی است که دینامیک آنها در برابر تغییر مقادیر اولیه، رفتار بسیار حساسی نشان می‌دهد؛ به طوری که رفتارهای آینده آنها دیگر قابل پیش‌بینی نمی‌باشد. به این سیستم‌ها، سیستم‌های آشوبی گفته می‌شود که از نوع سیستم‌های غیرخطی دینامیک هستند، و بهترین مثال برای آنها اثر پروانه‌ای، جریان‌ات هوایی و دوره اقتصادی می‌باشد. تئوری آشوب^۱، سیستم‌های دینامیکی بسیار پیچیده‌ای مانند اتمسفر زمین، جمعیت حیوانات، جریان مایعات، تپش قلب انسان، سیگنال‌های مغزی، فرآیندهای زمین‌شناسی و... را مورد بررسی قرار می‌دهد (Devaney, 1992). انگاره اصلی و کلیدی تئوری آشوب این است که در هر بی‌نظمی، نظمی نهفته است. به این معنا که نباید نظم را تنها در یک مقیاس جستجو کرد. هنگامی یک سیستم را غیر قابل پیش‌بینی (نامنظم) می‌نامند که تعیین جایگاه بعدی آن غیرممکن نبوده و هیچ‌گونه امکان پیش‌بینی در مورد آن وجود نداشته باشد. چنین سیستمی، هرگز دو بار در یک مکان فرود نمی‌آید. اما طبق نظریه آشوب، اگر ما چنین سیستمی را برای مدت کافی تحت نظر قرار دهیم، با بررسی حالات سیستم در لحظات گوناگون زمان، متوجه می‌شویم که سیستم مذکور همواره نظم ذاتی خودش را به نمایش می‌گذارد. حتی غیرقابل پیش‌بینی‌ترین (آشفته‌ترین) سیستم‌ها نیز همواره در محدوده مرزهای معینی حرکت می‌کنند و هرگز از آن خارج نمی‌شوند؛ پدیده‌ای که در مقیاس محلی، کاملاً تصادفی و غیرقابل پیش‌بینی به نظر می‌رسد، چه بسا در مقیاس بزرگتر، کاملاً پایا^۲ و قابل پیش‌بینی باشد (Ott, 2002). معمولاً در درون بی‌نظمی و آشوب، الگویی از نظم وجود دارد که به طور شگفت‌انگیزی زیباست.

1. Chaos theory
2. Stationary

در سالیان اخیر، تحقیقات بسیاری در زمینه طبقه بندی داده‌ها، پردازش اطلاعات و استخراج دانش و در نهایت طراحی سیستم‌های پیش بینی کننده صورت گرفته است (Mithell, 1997). بخشی از این تحقیقات مربوط به سیستم‌های دینامیک بوده اند. در این راستا روش‌های بسیاری در حوزه یادگیری ماشین ارائه شدند که از جمله آنها می‌توان به الگوریتم‌های تکاملی، شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان و سیستم‌های استنتاج فازی اشاره کرد (Babaie, 2008).

در بسیاری از این روش‌ها، محققان با مطالعه فرایندهای زیستی، روش‌هایی الهام گرفته از طبیعت مثل الگوریتم‌های تکاملی و سیستم‌های عصبی ارائه دادند. در این راستا، بررسی مغز انسان به عنوان مرکز پردازش اطلاعات هوشمندترین موجود هستی بسیار مورد اهمیت بوده و دانشمندان تاکنون توانسته‌اند روش‌های مختلف شبکه عصبی را با الهام از این سیستم پیچیده ابداع کنند (Alpaydin, 2010). این روش‌ها در عمل برای استخراج دانش بسیاری از سیستم‌های دینامیکی در حوزه‌های مختلف مثل مهندسی، اقتصاد، سیاست و غیره به کار رفته و در نهایت عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده‌اند. در همین راستا، ما نیز در این مقاله روش جدیدی الهام گرفته از ساختار یادگیری هیجانی مغز ارائه می‌دهیم و سپس آن را روی یکی از سیستم‌های آشوب‌گونه مورد آزمون قرار داده و موفقیت آن را اثبات می‌کنیم.

پس از این مقدمه، در بخش دوم، ابتدا مروری بر ساختار یادگیری هیجانی مغز داریم. در بخش سوم، عملکرد و ساختار الگوریتم پیشنهادی را ارائه می‌کنیم. بخش ۴ و ۵ دو الگوریتم دیگر برای مقایسه نتایج آنها با روش پیشنهادی معرفی می‌شوند و در نهایت در بخش ششم، نتایج بدست آمده را ارائه خواهیم کرد.

۲. ساختار یادگیری هیجانی مغز

این گونه تصور می‌شود که هیجانات با نواحی از مغز که توجه، رفتار و تجارب ما را اداره می‌کند، مرتبط است. تحقیقات پاپد (Papez, 1995) و مک‌لین (Maclean, 1952)

بیان کرد که هیجانات با گروهی از ساختارها در مرکز مغز به نام سیستم لیمبیک^۱ در ارتباط است. سیستم لیمبیک شامل چند بخش مهم از جمله آمیگدالا، تالاموس و اوربیتوفرانتهال^۲ است.

آمیگدالا قسمت مرکزی سیستم لیمبیک است. این بخش که شکلی شبیه بادام دارد در تولید پاسخ هیجانی شرکت می‌کند. شواهد بسیاری نشان می‌دهند که یادگیری در آمیگدالا اتفاق می‌افتد. آمیگدالا ورودی‌ها را از نواحی مختلف مثل ورودی حسی^۳، اوربیتوفرانتهال و هیپوتالاموس دریافت می‌کند. در برخی از موجودات، از جمله انسان، آمیگدالا نقش اساسی در ذخیره اطلاعات و خاطرات مرتبط با رویدادهای هیجانی دارد. همچنین تصور می‌شود که آمیگدالا مسئول پاسخگویی به محرک‌های جدیدی است که انسان تا به حال با آنها مواجه نشده است. این محرک ممکن است هیچ شباهتی نیز به محرک‌های قبلی نداشته باشد. در این حالت هم، آمیگدالا بر اساس تجربیات هیجانی گذشته به این محرک پاسخ داده سپس آن را نیز به تجربیات قبلی خود اضافه خواهد کرد (Moren and Balkenius, 2000; Fellous et al., 2003).

اوربیتوفرانتهال یکی دیگر از بخش‌های مهم سیستم لیمبیک است، که تصور می‌شود تکرار پاسخ‌های نادرست آمیگدالا را مانع می‌شود (Roberts, 2006). در واقع اوربیتوفرانتهال محتوای فعالیت آمیگدالا را ارزیابی می‌کند. علیرغم این که، این بخش از مغز جزء نواحی‌ای است که کمتر از سایر بخش‌ها شناخته شده است، اما گفته می‌شود که اوربیتوفرانتهال با فرایندهای شناختی و تصمیم‌گیری در ارتباط است. به طور خاص تصور می‌شود که اوربیتوفرانتهال وظیفه تولید جریمه و یادداشت را، برای نتایج بدست آمده از آمیگدالا، به عهده دارد. همچنین این کار را در مواردی که با محرک هیجانی جدیدی روبرو می‌شود به خوبی انجام داده و یادداشت و جریمه را برای بار اول نیز تعیین می‌کند (Rolls, 1995).

1. Limbic system
2. Amygdala, thalamus, orbitofrontal
3. Sensory input

۳. الگوریتم پیشنهادی

۳-۱. پیشینه تاریخی

در دهه‌های اخیر، ابعاد روانشناختی انسان به عنوان موجودی هوشمند بیشتر مورد تحقیق و بررسی قرار گرفت. امروزه آزمون‌های مربوط به هیجانات (EQ) به اندازه آزمون‌های هوش (IQ) مهم تلقی می‌شوند. در همین راستا، یادگیری هیجانی^۱ نیز به عنوان یکی از انواع روش‌های محاسباتی هوشمند الهام گرفته از طبیعت زیستی معرفی شد. این روش که در زیر گروه روش‌های یادگیری تقویتی قرار می‌گیرد، بر گرفته از تاثیر هیجانات در مغز انسان است. در واقع هیجانات به عنوان عاملی شناخته شده به افراد این امکان را می‌دهند تا در مدت زمانی بسیار کوتاه تصمیمات قابل قبولی را اتخاذ کنند. روند یادگیری هیجانی بر اساس پاسخ مناسب به سیگنال هیجانی تعریف می‌شود، که متشکل از ترکیبی از چند معیار است، و افراد را به سمت استدلال قابل قبول برای رسیدن به عملکرد مناسب هدایت می‌نماید. به عبارت دیگر، مدل شبیه‌سازی شده، بر اساس یک پاداش هیجانی تعریف می‌گردد که بیانگر هیجانات یک نقاد درباره کارایی بالا به منظور عملکرد حداکثری سیستم است. این سیگنال پاداش هیجانی می‌تواند بر اساس هر ترکیبی از اهداف و معیارهای سیستم، برای ارتقاء قدرت پیش‌بینی سیستم به کار رود. اهمیت این پاسخ هیجانی مغز آن است که؛ مغز این پاسخ را بدون داشتن اطلاعات کافی و منطق مستحکم ارائه می‌دهد. برخی از تئوری‌ها در زمینه پردازش هیجانی، مثل تئوری بازگشتی^۲ و تئوری انگیزتگی^۳، بر این باور هستند که پاسخ مغز به محرک هیجانی از تجربیات قبلی هیجانی او سرچشمه می‌گیرد. به‌طور مشابه، در تئوری‌های شناختی نیز فرض می‌شود که مغز سیگنال هیجانی را ارزیابی می‌کند، که این ارزیابی نیز بر اساس تجربیات هیجانی صورت می‌گیرد. بنابراین، هر

1. Emotional learning
2. feedback
3. arousal

مدل پیش‌بینی کننده‌ای که بر اساس پردازش هیجانی باشد، باید به ارزیابی محرک بپردازد. این ارزیابی می‌تواند در چند مرحله صورت گیرد.

در مرحله اول، محرک ورودی به منظور تشخیص محرک شرطی و غیر شرطی ارزیابی می‌شود. سپس ارتباط بین محرک شرطی و غیر شرطی شکل می‌گیرد و پاسخ محرک شرطی ساخته می‌شود. سرانجام کارایی مدل در مقایسه با پاسخ خروجی ارزیابی می‌شود. در این شرایط به نظر می‌رسد مدل یادگیری هیجانی مغز یک روش یادگیری ترکیبی است که می‌توان در آن از روش‌های جلورونده، بازگشتی و یادگیری تقویتی بهره برد. در این مقاله روش پیشنهادی ما نیز بر اساس چنین ساختارهایی ارائه خواهد شد.

۲-۳. ۲۰۰۵ها

سیگنال‌های مغزی انسان، یکی از سیستم‌های آشوب گونه در نظام هستی تلقی می‌شود، که پیش بینی آن بسیار دشوار است زیرا این سیگنال‌ها از فردی به فرد دیگر، از آزمونی به آزمون دیگر و از جلسه ای تا جلسه دیگر متفاوت هستند. از سیگنال‌های مغزی در موارد مختلفی از جمله در سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر استفاده می‌شود. یک سیستم واسط مغز و کامپیوتر^۱ سیستمی است که سیگنال‌های مغزی تولید شده توسط کاربر را تفسیر کرده و فرامین مغزی را به دستگاه‌های خارجی منتقل می‌نماید. در واقع این سیستم‌ها، امکان کنترل دستگاه‌های خارجی را بدون دخالت اندام‌های کاربر مثل دست و پا فراهم می‌سازند. سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر انواع مختلفی دارند که یکی از آنها، سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر مبتنی بر P300 است. در سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر مبتنی بر P300، فرد با دنباله ای از محرک‌ها روبرو است، در این حالت سیگنال‌های مغز فرد در مواجهه با یک محرک خاص که با سایرین متفاوت است از خود یک جهش نشان می‌دهد که P300 نامیده می‌شود، و می‌توان این جهش را با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیش بینی کرد. اما این پیش بینی با

1. Brain and Computer Interface (BCI)

توجه به دلایل گفته شده کار دشواری است. بنابراین در این مقاله ما از روش پیشنهادی خود برای تشخیص این جهش P300، در سیستم‌های واسط مغز و کامپوتر مبتنی بر P300 استفاده می‌کنیم. ورودی سیستم ما امواج EEG هستند که توسط دستگاه الکتروانسفالوگرام که بر روی سر افراد قرار می‌گیرد ثبت می‌شوند. دستگاه الکتروانسفالوگرام شامل چند الکتروود است که روی سر افراد توسط ژل مخصوصی چسبانده شده و امواج مغزی را ثبت می‌کند. لازم به ذکر است که داده‌های این مقاله از مقاله هافمن در ۲۰۰۸ گرفته شده است (Hoffmann, 2008).

بدین منظور آزمایشی بر روی ۵ فرد معلول و ۴ فرد سالم انجام شد. در این آزمایش کاربران با صفحه نمایشی که در آن شش تصویر نشان داده می‌شود مواجه هستند. تصاویر نشان داده شده؛ یک تلویزیون، یک تلفن، یک لامپ، یک در، یک پنجره و یک رادیو هستند.

تصاویر در یک دنباله تصادفی یکی پس از دیگری در یک لحظه نشان داده می‌شدند. هر تصویر ۱۰۰ میلی ثانیه نمایش داده می‌شد و بعد از آن تا ۳۰۰ میلی ثانیه هیچ تصویری دیده نمی‌شد، در واقع بازه‌های زمانی ۴۰۰ میلی ثانیه ای هستند. در این آزمایش، هر فرد چهار جلسه آزمایش را پشت سر گذاشت. دو جلسه اول در یک روز و دو جلسه دوم در روز دیگر برگزار می‌گردید. برای همه افراد زمان بین اولین جلسه و آخرین جلسه کمتر از دو هفته و هر جلسه شامل شش تکرار است که هر تکرار اختصاص به یک تصویر داشت. پروتکل زیر برای هر کدام از تکرارها به کار می‌رود:

۱. از افراد خواسته می‌شود که تعداد دفعاتی که یک تصویر فلاش می‌خورد را به آرامی بشمارند (برای مثال: "لطفاً هم اکنون تعداد دفعاتی که تصویر تلویزیون فلاش می‌خورد را بشمارید")
۲. شش تصویر روی صفحه نمایش نمایان می‌شد و یک صدای اخطار صادر می‌گردید.
۳. چهار ثانیه بعد از صدای اخطار، یک دنباله تصادفی از فلاش‌ها شروع می‌شد و

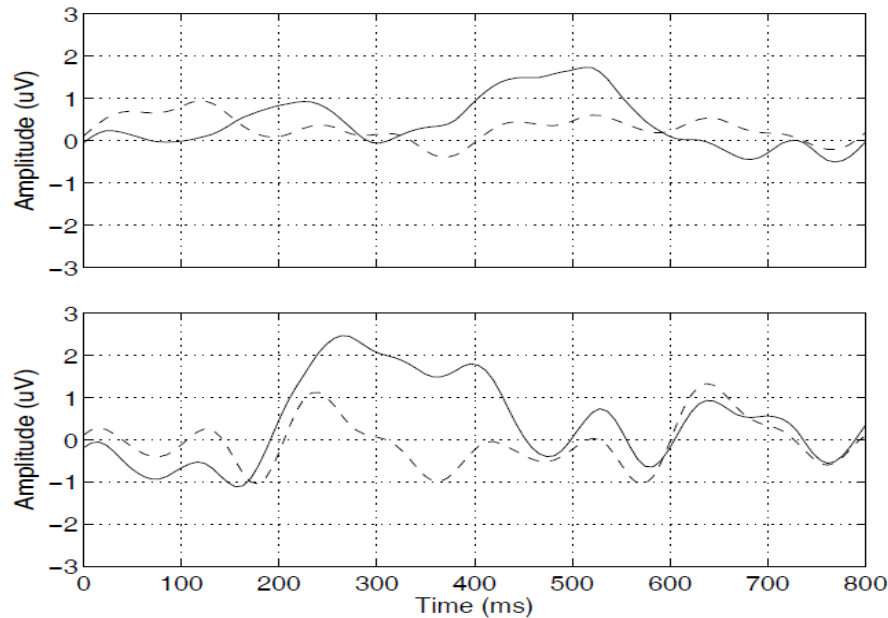
امواج EEG ثبت می‌گردید. در این دنباله تصادفی، بعد از شش فلش، هر تصویر یکبار فلش خورده بود و بعد از دوازده فلش، هر تصویر دوبار فلش خورده بود و... هر شش فلش یک بلاک را تشکیل می‌دهد. تعداد بلاک‌ها به طور تصادفی بین ۲۰ تا ۲۵ انتخاب شد. به طور متوسط ۲۲.۵ بلاک از شش فلش در هر اجرا نشان داده می‌شد، به عبارت دیگر هر اجرا به طور متوسط شامل ۲۲.۵ آزمایش هدف (P300) و ۲۲.۵×۵ آزمایش غیر هدف است.

۴. در جلسات دوم، سوم و چهارم، تصویر هدف (تصویری که باید شمرده شود) از سیگنالهای EEG توسط طبقه بند استخراج شد. در انتهای هر اجرا، تصویر استخراج شده توسط الگوریتم طبقه بندی پنج مرتبه فلاش می‌خورد تا یک بازخورد به کاربر دهد.

۵. بعد از هر اجرا از افراد خواسته می‌شد نتایج شمارششان را بیان کنند. این کار برای بررسی کارایی افراد انجام گردید.

مدت زمان هر اجرا حدود یک دقیقه و مدت زمان هر جلسه که شامل نصب الکترودها و زمانهای استراحت بود حدوداً ۳۰ دقیقه طول کشید. هر جلسه به طور متوسط ۸۱۰ آزمایش را شامل می‌گردید که کل داده‌ها برای هر فرد به طور متوسط ۳۲۴۰ آزمایش بود.

در حین انجام این آزمایش، زمانی که فرد در حال مشاهده تصاویر به تصویری می‌رسد که تصویر هدف می‌باشد و می‌خواهد آن را بشمارد، امواج مغزی او از خود یک موج قله مانند نشان می‌دهند که به آن پیک P300 گفته می‌شود. با استفاده از این تغییر، در جریان امواج امکان تشخیص تصویر هدف بوجود می‌آید. تصویر مربوط به این موج در شکل ۱ دیده می‌شود.



شکل ۱. امواج گرفته شده از الکتروود PZ

تصویر بالا در شکل ۴-۳ میانگین امواج گرفته شده از الکتروود PZ برای افراد معلول و شکل پایین برای افراد سالم است. خط معمولی بیانگر عکس‌العمل به محرک هدف است، در حالیکه خط مقطع بیانگر پاسخ به محرک غیر هدف می‌باشد. همان‌طور که دیده می‌شود، هر دو گروه یک قله P300 در رویارویی با محرک هدف از خود نشان می‌دهند. این موج برای افراد سالم دارای تاخیری ۳۰۰ میلی ثانیه‌ای و برای افراد معلول حدود ۵۰۰ میلی ثانیه است. همچنین ارتفاع این قله در افراد سالم بیشتر از افراد معلول است.

در این کار ابتدا سیستم بر اساس سیگنال‌های مربوط به سه جلسه اول آموزش داده شد. پس از آن در مرحله آزمون، بدون داشتن شماره تصویر هدف و فقط با استفاده از داده‌های ماتریس X تصویر هدف پیش بینی شد. در واقع با اینکار، طبقه بندی بین تصاویر هدف و غیر هدف انجام می‌شود.

در این کار، تاثیر تعداد الکترودها و روش‌های یادگیری ماشین به صورت آفلاین مورد مطالعه قرار گرفت. از داده‌های سه جلسه برای آموزش سیستم، و از جلسه باقی مانده برای ارزیابی سیستم استفاده گردید. این کار چهار بار تکرار شد تا در هر بار یک جلسه مجزا برای ارزیابی انتخاب شود.

۳-۳. پیش پردازش داده‌ها

قبل از آنکه کار آموزش و ارزیابی سیستم شروع شود، ابتدا چند مرحله پیش پردازش روی داده انجام می‌گردد تا داده‌ها به شکلی قابل قبول برای پردازش تبدیل شوند.

۱. از میانگین سیگنال دو الکتروود به عنوان مرجع استفاده شده است.
۲. از فیلتر میانگذر باترورس^۱ رفت و برگشتی مرتبه شش برای فیلتر کردن داده‌ها استفاده شد. فرکانس‌های برشی بین ۱ تا ۱۲ هرتز بودند. تابع متلب butter برای محاسبه ضرایب فیلتر و تابع filtfilt برای فیلتر کردن به کار رفت.
۳. امواج EEG از ۲۰۴۸ هرتز به ۳۲ هرتز رسید، به گونه ای که هر ۶۴ واحد به یک واحد تبدیل شد.
۴. امواج ناشی از مشاهده هر تصویر جدا شد. زمان عکس‌العمل به هر تصویر از زمان شروع مشاهده تصویر تا ۱۰۰۰ میلی ثانیه بعد از آن طول می‌کشید. از این هزار ثانیه ۶۰۰ ثانیه آن با سیگنال ناشی از تصویر بعدی هم پوشانی پیدا می‌کرد، که در نهایت از هم تفکیک شدند.
۵. پلک زدن، حرکت چشم‌ها، فعالیت ماهیچه‌ها یا حرکات فرد می‌تواند منجر به ایجاد سیگنال پرت در داده‌ها شود. برای کاهش تاثیرات این نوسانات، ابتدا میزان ۱۰ درصد و ۹۰ درصد دامنه محاسبه شد. پس از آن امواجی که مقداری کمتر از ۱۰ درصد داشتند با مقدار ۱۰ درصد و امواجی که مقدار بیشتر از ۹۰ درصد داشتند،

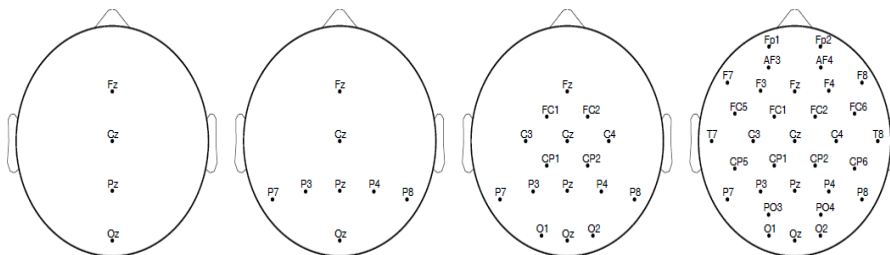
1. Butterworth bandpass filter

با مقدار مربوط به ۹۰ درصد جایگزین شدند.

۶. نمونه‌های مربوط به هر الکتروود در بازه ی بین ۱- و ۱ قرار گرفت.

۷. از چهار پیکربندی^۱ مختلف برای آزمایش استفاده شد. تعداد الکتروودها در هر حالت با دیگری متفاوت بود. نحوه قرارگیری الکتروودها در شکل ۲ نمایش داده شده است.

۸. نمونه‌های گرفته شده از الکتروودهای انتخابی بردارهای ویژگی را تشکیل دادند. ابعاد بردارهای ویژگی $N_t N_e \times$ بود که N_e بیانگر تعداد الکتروودها و N_t بیانگر تعداد نمونه‌های زمانی در هر آزمون است. از آنجا که مدت زمان عکس العمل به هر تصویر ۱۰۰۰ میلی ثانیه و بازه نمونه هم به ۳۲ هرتز کاهش یافته است، N_t همیشه برابر ۳۲ خواهد بود. همچنین N_e بسته به تعداد الکتروودها می‌تواند ۴، ۸، ۱۶ یا ۳۲ باشد.



شکل ۲. پیکربندی الکتروودها در آزمایش

۳-۴. ساختار مدل محاسباتی

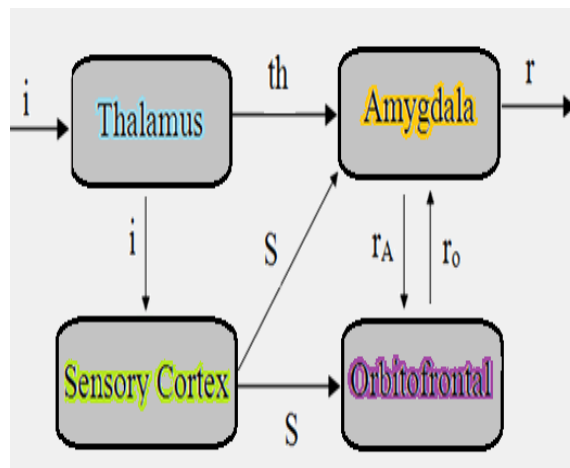
در این مقاله، مدل محاسباتی CDCBEL^۲ را با الهام از سیستم یادگیری هیجانی مغز ارائه می‌دهیم که می‌تواند برای طبقه بندی داده‌ها و پیش بینی در سیستم‌های آشوب گونه به کار رود. این مدل حالت توسعه یافته مدل محاسباتی مورن است (Moren, 2002).

1. Configuration

2. Chaotic data classifier based brain emotional learning

این مدل یک ساختار یادگیری است که با استفاده از قوانین یادگیری تقویتی سعی می‌کند کلاس مربوط به هر داده را تشخیص داده و بدین ترتیب در حالت‌های جدید دست به پیش بینی بزند. این مدل برخلاف روش‌های طبقه بندی خطی، علاوه بر برخورداری از ساختاری ساده و قابل فهم به خوبی می‌تواند به طبقه بندی داده‌های غیرخطی پیچیده پردازد. همچنین این روش مانند SVM از تعمیم پذیری خوبی برخوردار می‌باشد و با انتخاب دقیق و مناسب پارامترها در برابر نویز و داده‌های پرت به خوبی عمل می‌کند، بدلیل آنکه ساختار ساده دارد می‌تواند طبقه بندی را در زمانی کمتر از SVM انجام دهد. این روش شباهت زیادی به روش شبکه‌های عصبی دارد، اما به دلیل داشتن ساختار تقویتی از حساسیت زیاد به داده‌های اولیه و پارامترهای سیستم کاسته است و می‌تواند علیرغم دقت و جامعیت، عملکرد خوبی در برابر داده‌های پرت و نویز داشته باشد.

ساختار این مدل شامل سه واحد اصلی است که با نام‌های مشابه خود در سیستم لیمبیک نام گذاری شده اند. در شکل ۳ ساختار این مدل دیده می‌شود.



شکل ۳. ساختار مدل محاسباتی پیشنهادی

به طور کلی این سیستم از دو بخش اصلی تشکیل گردیده است. آمیگدالا یاد می‌گیرد تا پیش بینی کرده و به محرک پاسخ دهد. این زیرسیستم هرگز قوانین یادگرفته را فراموش نمی‌کند و بعد از یادگیری به حالت پایدار می‌رسد. اوربیتوفرانثال با در نظر گرفتن نتایج حاصل از پیش بینی و نتایج واقعی، خروجی سیستم را در برابر خطاها کنترل می‌کند.

عملکرد هر یک از چهار بخش تشکیل دهنده این سیستم در زیر آمده است:

تالاموس: تالاموس قوی ترین محرک ورودی هیجانی را از ورودی i استخراج کرده و آن را به آمیگدالا می‌فرستد.

$$Th = \max(I) \quad (1)$$

کورتکس حسی: این بخش ورودی مربوط به آمیگدالا و اوربیتوفرانثال را فراهم می‌کند. معمولاً مراحل مربوط به پیش پردازش در این بخش انجام می‌شود. لازم به ذکر است که در این جا i و s از یک ماهیت برخوردار هستند.

آمیگدالا: خروجی تالاموس و کورتکس حسی را دریافت نموده و دو خروجی مختلف تولید می‌کند. ابتدا قوانین حاکم بر سیستم را یاد گرفته و پیش بینی اولیه را انجام می‌دهد و پاسخ اولیه را آماده کرده و به اوربیتوفرانثال می‌فرستد. سپس با دریافت اصلاحات انجام شده توسط اوربیتوفرانثال پاسخ نهایی را تولید می‌کند. $E_a(n)$ خروجی آمیگدالا برای اوربیتوفرانثال در n امین تکرار الگوریتم است و v بردار وزن است.

$$A_n = S.V \quad (2)$$

$$E_a(n) = E_a(n-1) + \sum_i A_n(i) \quad (3)$$

وزن مربوط به آمیگدالا بر اساس فرمول‌های زیر مشخص می‌شود:

$$\Delta V_n = \alpha (S. \max(R_n - E_a(n), 0)) \quad (4)$$

(5)

$$R_n = \sum_j \omega_j r_j$$

فرایند یادگیری بر اساس یک سیگنال تقویتی که با R نشان داده می‌شود، صورت می‌گیرد، به طوری که r_j ها فاکتورهای عامل تقویتی و ω_j وزن‌های مرتبط با آنها هستند. در اینجا α نرخ یادگیری آمیگدالا است و در بازه ۰ تا ۱ قرار دارد.

اوربیتوفرانانتال: همانطور که گفتیم اوربیتوفرانانتال کار ارزیابی نتایج آمیگدالا و تولید جریمه یا پاداش را به عهده دارد.

$$O_n = S.W \quad (6)$$

$$E_o(n) = E_o(n-1) + \sum_j O_n(j) \quad (7)$$

وزن مربوط به اوربیتوفرانانتال، W ، با توجه به خروجی کورتکس حسی و سیگنال تقویتی داخلی اوربیتوفرانانتال، R_o ، بروز می‌شود:

$$\Delta W_n = \beta.S.R_o \quad (8)$$

β نیز در اینجا نرخ یادگیری اوربیتوفرانانتال است.

$$R_o = \begin{cases} \max(E_a(n) - R_n, 0) - E_o(n) & \text{if } R_n \neq 0 \\ \max(E_a(n) - E_o(n), 0) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

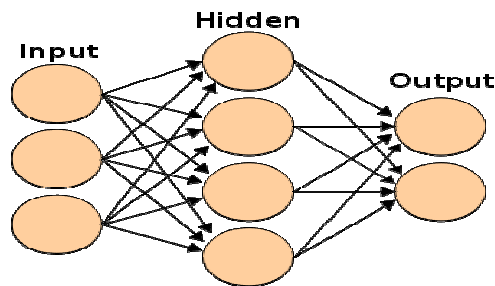
عامل تقویتی داخلی اوربیتوفرانانتال کمی فعال تر از عامل تقویتی آمیگدالا است. در واقع این عامل به دنبال کاهش تفاوت بین خروجی آمیگدالا و عامل تقویتی است. در پایان خروجی نهایی بوسیله فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$E(n) = E_a(n) - E_o(n) \quad (10)$$

۳-۵. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱

بعد از پیشنهاد شبکه پرسپترون تک لایه توسط روزنبلات (Rosenblatt, 1962)، مینسکی و پاپرت نشان دادند که بسیاری از مسایل دنیای واقعی توسط این شبکه قابل حل نیست و این شبکه‌ها توانایی پیاده سازی توابع غیرخطی را ندارند. آنها همچنین نشان دادند که این مسایل می‌توانند توسط شبکه‌های پرسپترون چند لایه حل شوند (Minsky, 1969).

شبکه‌های پرسپترون چند لایه از یک لایه ورودی، تعدادی لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است که در شکل زیر دیده می‌شود.



شکل ۴. ساختار پرسپترون چند لایه

در این شبکه‌ها شرایط زیر وجود دارد:

- نرون‌های هر لایه تنها به نرون‌های لایه بعدی متصل می‌باشند.
- هر نرون به تمامی نرون‌های لایه بعد متصل می‌باشد.
- نرون‌های لایه ورودی عملی را انجام نمی‌دهند و همگی وزنی ثابت و برابر یک دارند. این نرون‌ها تابع فشرده‌سازی ندارند. تمامی نرون‌ها به غیر از لایه ورودی جمع‌کننده بوده و هر نرون می‌تواند تابع فشرده‌سازی مستقلی داشته باشد.
- هر نرون می‌تواند دارای بایاس مستقل باشد.
- تعداد لایه‌های پنهان مشخص نمی‌باشد.

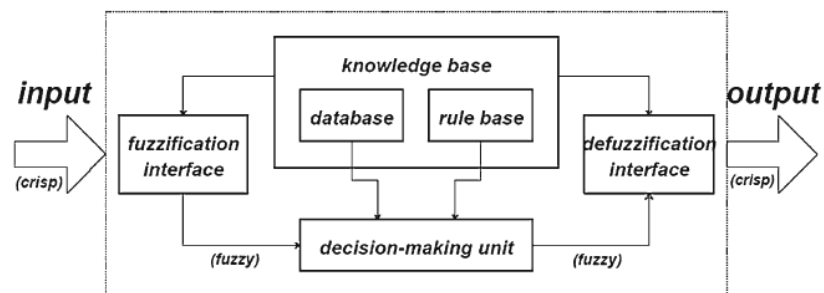
1. MultilayerPerceptron(MLP)

در شبکه‌های پرسپترون چندلایه، تعداد لایه‌های پنهان می‌تواند هر تعداد باشد. البته در بیشتر کاربردها یک لایه پنهان کفایت می‌کند. در برخی مواقع نیز دو لایه پنهان یادگیری را ساده‌تر می‌کند. در حالتی که تعداد لایه‌های پنهان بیش از یک لایه باشد، باید الگوریتم‌های یادگیری را برای تمامی لایه‌ها تعمیم داد.

در این مقاله، ما نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی خود را با یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مقایسه کردیم. برای این منظور از یک الگوریتم عصبی پرسپترون دو لایه با نرخ یادگیری متغیر استفاده نمودیم. این شبکه ۱۵ نود در لایه میانی داشت و از میانگین مربعات خطا برای محاسبه خطا استفاده شد.

۵. سیستم استنتاج فازی

سیستم استنتاج فازی، کار نگاشت ورودی به خروجی را با استفاده از منطق فازی انجام می‌دهد. سیستم استنتاج فازی همچنین به نام سیستم مبتنی بر قواعد نیز نامیده می‌شود، زیرا این سیستم‌ها از تعدادی عبارت «اگر-آنگاه» ساخته شده‌اند. سیستم‌های استنتاج فازی در زمینه‌های مختلف مثل کنترل خود کار، طبقه بندی داده‌ها، آنالیز تصمیم، سیستم‌های خبره، بینایی کامپیوتر و غیره با موفقیت به کار گرفته شده‌اند. اساساً یک سیستم استنتاج فازی (شکل ۵) از پنج بخش اصلی تشکیل شده که عبارتند از:



شکل ۴-۸. سیستم استنتاج فازی

پایگاه قواعد^۱: شامل قواعد و عبارات «اگر-آنگاه» فازی

پایگاه داده: تعریف توابع عضویت

واحد تصمیم گیری^۲: انجام عملیات روی قواعد فازی

رابط فازی ساز^۳: تبدیل ورودی‌های حقیقی به مجموعه‌های فازی

رابط غیر فازی ساز^۴: تبدیل نتایج فازی به مقادیر حقیقی

دو واحد پایگاه داده و پایگاه قواعد با هم تحت عنوان پایگاه دانش شناخته می‌شوند، که سه عمل بکارگیری عملگرهای فازی روی مقدم^۵، رسیدن از مقدم به موخر^۶، استخراج موخر از میان قوانین را در بر می‌گیرد.

در ادبیات مربوطه، چند نوع استلال فازی وجود دارد که بر اساس آنها، چند سیستم استنتاج فازی مختلف بوجود آمده است (Roger Jang, 1993). در این میان دو سیستم فازی ممدانی^۷ و سوگنو^۸ بیش از دیگران مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این کار، ما از یک سیستم استنتاج فازی سوگنو استفاده کردیم. استنتاج فازی سوگنو از قوانین اگر - آنگاه فازی سوگنو استفاده می‌کند (Takagi & Sugeno, 1983). در سیستم استنتاج فازی سوگنو، خروجی هر قانون یک ترکیب خطی از متغیرهای ورودی به علاوه یک جمله ثابت است. خروجی نهایی هم میانگین وزنی خروجی هر کدام از قوانین است. نحوه عملکرد سیستم استنتاج فازی سوگنو مشابه آن چیزی است که در بالا و به طور کلی گفته شد. اما تفاوت اصلی این سیستم با حالت کلی در این است که توابع عضویت خروجی در اینجا خطی یا ثابت هستند.

-
1. Rule base
 2. Decision making unit
 3. Fazzification interface
 4. Defazzificationinterface
 5. Antecedent
 6. Consequent
 7. Mamdani
 8. Sugeno

بعنوان مثال، یک قانون در مدل فازی سوگنو به فرم زیر است:

If input1=x and input2=y, then output is $z=ax+by+c$

برای یک مدل فازی سوگنو مرتبه صفر، خروجی Z یک ثابت است ($a=b=0$).
خروجی سطح Z_i هر قانون با قدرت وزن w_i قانون مشخص می شود. برای مثال،
برای قانون AND با ورودی $input1=x$ و $input2=y$ داریم:

$$W_i = AndMethod(F_1(x), F_2(y))$$

جایی که $F_1(x)$ و $F_2(x)$ توابع عضویت برای ورودی ۱ و ۲ هستند.
خروجی نهایی سیستم هم، میانگین وزنی خروجی‌های همه قوانین است که به
صورت زیر محاسبه می گردد.

$$FinalOutput = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i}$$

طوری که N تعداد قوانین است.

۶. نتایج

در این مقاله مدل محاسباتی CDCBEL به عنوان یک طبقه‌بند دینامیک برای
طبقه‌بندی داده‌های آشوب‌گونه و استخراج دانش نهفته در این داده‌ها ارائه شد و بر
روی داده‌های مربوط به سیگنال‌های مغزی که یکی از انواع داده‌های دارای ذات آشوب
گونه هستند، مورد آزمون قرار گرفت. همان طور که گفته شد، برای این کار از ۹ نفر
آزمون گرفته شد و در هر آزمون از فرد می‌خواستیم تعداد تکرار یک تصویر خاص را
در میان دنیاله ای از تصاویر بشمارد. هدف نهایی تشخیص و طبقه بندی بین
سیگنال‌های مغزی فرد در مواجهه با تصویر هدف یا غیر هدف بود.

برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، کار طبقه بندی را به طور مجزا توسط

الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و الگوریتم استنتاج فازی انجام دادیم. جدول ۱ نتایج مربوط به طبقه بندی را در فاز آموزش و آزمایش نشان می دهد.

همانطور که قبلاً بیان کردیم، هر فرد در چهار جلسه مورد آزمایش قرار می گیرد. در هر مرحله، سه جلسه را برای آزمایش و یک جلسه برای آزمون در نظر گرفته شده است. ضمناً این کار را چهار مرتبه تکرار می کنیم تا در هر مرحله یک جلسه مجزا به عنوان جلسه آزمون انتخاب شود.

در این تحقیق، کلیه الگوریتم‌ها در محیط متلب ۲۰۱۱ پیاده سازی شده اند. نتایج مربوط به صحت طبقه بندی داده‌های هر سه الگوریتم در مرحله آزمایش و آزمون، بر اساس درصد، در جدول ۱ نشان داده شده است. نتایج مربوط به استفاده از داده‌های پیکربندی ۴ الکترودی که بهترین عملکرد را نسبت به سایر پیکربندی‌ها دارد، در این جدول مشاهده می شود.

جدول ۱. نتایج مربوط به صحت طبقه بندی داده‌های الگوریتم‌های شبکه عصبی، فازی

و CDCBEL در مرحله آزمایش و آزمون

Classifier	MLP		Fuzzy inference system		DCBEL	
	train	Test	train	Test	Train	test
83.86	98.21	93.89	84.67	83.86	98.21	93.89
83.38	98.35	93.78	84.31	83.38	98.35	93.78
87.63	97.63	95.39	89.15	87.63	97.63	95.39
83.72	97.96	94.57	84.85	83.72	97.96	94.57
84.34	96.79	93.27	85.76	84.34	96.79	93.27
85.19	96.56	92.47	87.17	85.19	96.56	92.47
88.11	96.74	93.17	89.88	88.11	96.74	93.17
84.02	97.31	92.35	85.05	84.02	97.31	92.35

مطابق نتایج موجود در جدول ۱، صحت طبقه بندی الگوریتم‌های شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی به هم نزدیک است. اما نتایج بدست آمده توسط الگوریتم CDCBEL نسبت به دو الگوریتم دیگر بهبود قابل ملاحظه ای داشته است. تعریف ارتباطات مناسب بین بخش‌های مختلف، که الهام گرفته از سیستم یادگیری مغزاست و استفاده از سیستم یادگیری تقویتی، سبب این بهبود قابل توجه گردیده است. همان طور که می‌بینید، شماره افراد از ۴ به ۶ رفته یعنی نفر پنجمی وجود ندارد. دلیل این امر آن است که فرد پنجم بدلیل معلولیت امکان برقراری ارتباط کلامی را نداشته و از درک صحیح او اطمینان حاصل نشد. همچنین سطح هوشیاری این فرد در طول آزمایش نیز متغیر بود. به همین دلیل او از آزمایشات حذف گردید.

جدول ۲. میانگین نتایج بدست آمده توسط پیکربندی‌های مختلف

Classifier	Neural Network				Fuzzy Inference System				CDCBEL			
	4	8	16	32	4	8	16	32	4	8	16	32
S1	83.08	82.04	82.81	82.97	83.86	82.77	79.91	21.93	93.89	92.47	89.11	81.76
S2	82.75	82.48	82.89	80.67	83.38	82.79	82.80	34.95	93.78	92.64	91.85	81.91
S3	87.19	87.36	87.64	85.34	87.63	86.85	83.79	32.32	95.39	91.52	87.56	85.91
S4	82.90	82.31	85.73	82.10	83.72	83.89	77.12	36.23	94.57	92.06	88.33	85.66
S6	83.93	85.87	85.18	85.01	84.34	81.92	77.76	46.46	93.27	91.26	88.43	85.4
S7	84.23	84.76	85.88	84.68	85.19	83.19	81.83	30.6	92.47	89.12	87.16	84.94
S8	86.54	89.92	89.90	89.51	88.11	89.42	88.01	24.96	93.17	90.63	90.67	89.36
S9	83.28	83.36	82.78	82.63	84.02	82.76	82.76	35.92	92.35	91.79	91.68	82.67
Avg(All)	84.24	84.76	85.34	84.11	85.03	84.19	81.74	32.91	93.61	91.43	89.34	84.7

همان طور که بیان شد، در این کار از پیکربندی‌های مختلف ۴، ۸، ۱۶ و ۳۲ الکترودی استفاده شده، میانگین نتایج مربوط به این پیکربندی‌ها برای الگوریتم‌های ذکر شده در فاز آزمون، در جدول ۲ نشان داده شده است. لذا دیده می‌شود که عملکرد

الگوریتم پیشنهادی تحت پیکربندی ۴ الکترودی بهترین عملکرد بوده است. بدین ترتیب می‌بینیم که نه تنها الگوریتم CDCBEL قادر است داده‌های آشوب‌گونه را به خوبی طبقه‌بندی کند، بلکه با انجام کمترین محاسبات به بهترین نتیجه دست یافته است.

در مورد الگوریتم شبکه عصبی، می‌بینیم که این سیستم در هر چهار پیکربندی مختلف نتایج مشابهی را بدست می‌آورد. این در حالیست که زمان اجرای آن با افزایش تعداد الکترودها کمی افزایش می‌یابد. در مورد الگوریتم سیستم استنتاج فازی با افزایش تعداد الکترودها، نتایج به ترتیب کاهش می‌یابد. به طوری که در پیکربندی ۳۲ الکترودی این سیستم دیگر قادر به تشخیص قوانین نبوده و عملکرد آن به شدت کاهش می‌یابد.

۷. نتیجه‌گیری

هدف اصلی این مقاله طبقه‌بندی داده‌های سیستم‌های آشوب‌گونه و استخراج دانش در آنها بود. تاکنون روش‌های گوناگون یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی داده‌های سیستم‌های آشوب‌گونه به کاررفته‌اند؛ بسیاری از این روش‌ها برگرفته از طبعت زیستی پیرامون ما بوده‌اند. در این اثر ما نیز سعی کردیم یک مدل محاسباتی کارآمد را با الهام‌گیری از ساختار یادگیری هیجانی مغز ارائه دهیم تا بتواند به خوبی به طبقه‌بندی داده‌ها در محیط‌های آشوب‌گونه پردازد.

پس از آن این الگوریتم را برای پردازش سیگنال‌های مغزی در سیستم‌های واسط مغز و کامپیوتر مبتنی بر P300 به کار گرفتیم. همزمان از الگوریتم شبکه عصبی چند لایه بازگشتی و سیستم استنتاج فازی نیز به طور جداگانه برای پردازش سیگنال‌های و طبقه‌بندی آنها استفاده نمودیم.

سپس بین نتایج بدست آمده، توسط الگوریتم شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی با الگوریتم پیشنهادی مقایسه صورت گرفت. نتایج بدست آمده نشان داد که عملکرد

الگوریتم پیشنهادی به طور قابل ملاحظه ای بالاتر از دو روش دیگر بود. در واقع تعریف ارتباطات صحیح بین بخش‌های مختلف، الهام گرفته از سیستم یادگیری مغز انسان، این بهبود قابل ملاحظه را سبب شد.

نکته قابل توجه دیگر در نتایج بدست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی، موفقیت این روش در پردازش با حداقل داده‌ها بود. بهترین نتایج بدست آمده توسط این الگوریتم تحت پیکربندی ۴ الکترودی صورت گرفت، که در مقایسه با پیکربندی‌های ۸، ۱۶ و ۳۲ الکترودی، بار محاسباتی کمتری داشته و زمان اجرای الگوریتم را نیز کاهش می داد.

منابع

- Alpaydin E (2010), **Introduction to machine learning**, 2nd edition, MIT press, Cambridge, 1-50.
- Babaie T, Karimizandi R, Lucas C (2008), "**Learning based brain emotional intelligence as a new aspect for development of an alarm system**", *Soft Computing*, vol. 12, pp. 857-873.
- Devaney R (1992), **A First Course in Chaotic Dynamical Systems**.
- Fellous J.M., Armony J, LeDoux J (2003), **Emotion and computational neuroscience**, MIT Press.
- Hoffmann U, Jean-Marc V, Touradj E, Karin D (2008), "**An efficient P300-based brain -computer interface for disabled subjects**", *Neuroscience methods*, vol. 167, no. 1, p. 115-125.
- Maclean P (1952), "**Some psychiatric implications of physiological studies on frontotemporal portion of limbic system**", *Electroencephalogram Clinical Neurophysiology*, vol. 4, no. 4, pp. 407-418.
- Minsky W.T, Papert S (1969), **Perceptrons**, MIT Press, Cambridge.
- Mitchell T.M (1997), **Machine Learning**, MC-Graw-Hill, New York.
- Moren J, Balkenius C (2000), "**A computational model of emotional learning in the amygdala**", in: J. Mayer, A. Berthoz, D. Floreano, H. Roitblat, S. Wilson (Eds.) *From animals to animats 6*, MIT, Cambridge, pp. 383-391.
- Ott, E (2002), **Chaos in Dynamical Systems**. Cambridge University Press New, York.
- Papez J (1995), "**A proposed mechanism of emotion**", *Journal of Neuropsychiatry Clinical Neuroscience*, vol. 7, no. 1, pp. 103-112.
- Roberts A.C (2006), "**Primate Orbitofrontal cortex and adaptive behavior**", *Trends in cognitive sciences*, 10(2), 83-90.
- Roger Jang J.S (1993), "**ANFIS: adaptive network-based fuzzy inference systems**", *IEEE transaction systems man and cybernetics*, vol. 23, pp. 665-685.

۸۱ □ استخراج دانش در محیط‌های آشوب

- Rolls E (1995), "*A theory of emotion and consciousness, and its application to understanding the neural basis of emotion*", in: Michael Gazzaniga S (Ed) *The cognitive neurosciences*, MIT, Cambridge, pp. 1091-1106.
- Rosenblatt F (1962), *Principles of Neurodynamics*, Spartan Books, New York.
- Takagi T, Sugeno M (1983), "*Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions*", in: *Proceeding of the IFAC symp on fuzzy information, knowledge representation and decision analysis*, pp. 55-60.

