

# الگوریتمی مبتنی بر آتاماتونهای یادگیر برای دسته‌بندی الگوها با استفاده از نقاط کنترلی

غلامرضا رضایی      محمدرضا میبیدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر  
دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
تهران - ایران

**چکیده:** یکی از روشهای دسته‌بندی الگوهای با نظارت (Supervised Pattern Recognition)، استفاده از تولید تمایز می‌باشد. برای تعیین تولید تمایز روشهای متعددی پیشنهاد شده است. گروهی از این روشها، بر اساس آتاماتونهای یادگیر می‌باشند [۱۹...۲۱] [۱۷] [۳...۹]. در [۱۹] کارایی آتاماتونهای یادگیر تک‌سطحی در تعیین پارامترهای تابع تمایز از طریق بازی آتاماتونهای یادگیر با پلخ پکسان بررسی شد و آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت جدیدی که کارایی بالاتری در تعیین تولید تمایز (نزدیک به) بهینه و خود نشان می‌دهند، پیشنهاد گردید. در [۲۰] با توسعه آتاماتونها و الگوریتمهای یادگیری ارائه شده در [۱۹]، آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار ثابت جدید ارائه گردیده و کارایی آنها در تخمین پارامترهای تابع تمایز نشان داده شده است. در [۲۱]، از ترکیب آتاماتونهای یادگیر با روشهای کلاسیک، الگوریتمهایی جدید به منظور تعیین تولید تمایز ارائه شده است. الگوریتمهای پیشنهادی در [۲۱] با اصلاح روشهای کلاسیک توسط آتاماتونهای یادگیر تک‌سطحی یا سلسله‌مراتبی، سعی در تعیین خودکار حدود هر کلاس الگو می‌نمایند. در الگوریتمهای ارائه شده در [۲۱] با در نظر گرفتن فرمی کلی برای تابع تمایز (و یا قطعه تابعهای تمایز) ضرایب آنها که پارامترهای سیستم می‌باشند، تعیین می‌شوند. در این مقاله، الگوریتمی برای دسته‌بندی قطعه‌قطعه با استفاده از تعدادی نقاط کنترلی در فضای نمونه‌های مسئله مورد نظر ارائه می‌گردد. فضای مسئله بین گروههایی از نقاط کنترلی تقسیم می‌شود و برای هر گروه، یک قطعه تابع تمایز تعیین می‌گردد. مجموعه قطعه‌تابعها، حدود تصمیم‌گیری را معین می‌نمایند. موقعیت نقاط کنترلی با استفاده از بازی آتاماتونهای یادگیر با پلخ پکسان تعیین می‌گردد. هر قطعه از تابع تمایز می‌تواند تابعی خطی یا غیرخطی باشد. پارامترهای این الگوریتم، نقاط کنترلی آن هستند که مستقل از نوع قطعه تابع در نظر گرفته شده می‌باشد. درحالی‌که در الگوریتمهای مبتنی بر تعیین ضرایب تابع تمایز، تعداد پارامترها بستگی زیادی به نوع تابع تمایز در نظر گرفته شده دارد.

**کلمات کلیدی:** شناسایی الگو، آتاماتونهای یادگیر، تولید تمایز، دسته‌بندی قطعه‌قطعه

## ۱ - مقدمه

مسئله شناسایی الگو به جداسازی یک کلاس الگو از سایر کلاسهای موجود در کاربرد مورد نظر می‌پردازد. غالباً اطلاعات کامل درباره مسئله مورد نظر در دست نیست، بنابراین قاعده تصمیم‌گیری برای جداسازی یک کلاس الگو از سایر کلاسها، با استفاده از یک سری نمونه‌های آموزشی موجود در حوزه کاربرد مورد نظر یاد گرفته می‌شود. برای تعیین قاعده تصمیم‌گیری از نمونه‌های آموزشی، روشهای متعددی پیشنهاد شده است که یکی از آنها استفاده از تولید تمایز می‌باشد. در یک مسئله کلاسه، اگر  $g(\cdot)$  تابع تمایز باشد، قاعده تصمیم‌گیری به صورت  $\text{if } g(x) > 0 \text{ then } x \in W_1 \text{ else } x \in W_2$  می‌باشد. روشهای متعددی برای تعیین تولید تمایز ارائه شده‌اند که گروهی از آنها بر اساس آتاماتونهای یادگیر می‌باشند. در روشهای ارائه شده، ابتدا یک فرم کلی بصورت  $g(x) = h(x, \theta)$  برای تابع تمایز در گرفته می‌شود ( $x$  بردار نمونه ویژگی و  $\theta$  بردار پارامترها می‌باشد) و سپس الگوریتم یادگیری، سعی در تعیین مقادیر بهینه برای بردار پارامتر  $\theta$  می‌نماید. فرم کلی تمایز با استفاده از اطلاعاتی که در مورد مسئله مورد نظر در دست است، تعیین می‌شود [۱۹...۲۱] [۱۷] [۱۳] [۱۰...۹].

در [۳...۸] روشهایی برای تعیین تولید تمایز با استفاده از آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر ارائه شده است. رضایی و میبیدی در [۱۹] و [۲۰] کارایی آتاماتونها یادگیر با ساختار ثابت در تخمین پارامترهای (بهینه) تولید تمایز با استفاده از بازی آتاماتونهای یادگیر با پلخ پکسان را مورد بررسی قرار داده‌اند. در [۱۹] آتاماتونها یادگیر تک‌سطحی با ساختار ثابت جدیدی ارائه شده است که قادرند پارامترهای تابع تمایز را با کارایی بالایی تعیین نمایند. در [۲۰] با توسعه آتاماتونهای ارائه شده در [۱۹]، آتاماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی جدیدی که قادرند در محدوده وسیعتری پارامترهای تابع تمایز را تعیین کنند، ارائه گردیده است. روشهای ارائه شده در [۱۹] [۲۰] برای تعیین پارامترهای تولید تمایزی که فرم کلی آن از قبل معلوم باشد، قابل استفاده می‌باشند. همچنین محدوده پارامترهای تابع تمایز که باید تخمین زده شوند باید از قبل مشخص باشد. در [۲۱] با ترکیب روشهای کلاسیک برای تعیین تولید تمایز خطی با روش آتاماتونهای یادگیر، سعی در اصلاح پارامترهای تولید تمایز و تعیین خودکار محدوده هر کلاس الگو شده است. در این روشها، پوش هر کلاس الگو با استفاده از روشهای کلاسیک تقریب زده شده و توسط آتاماتونهای یادگیر اصلاح می‌گردد. در روشهای فوق، پارامترهای یادگیری، ضرایب مربوط به تولید تمایز می‌باشند که تعداد آنها بستگی به نوع تابع تمایز مورد نظر دارد.



روشی که در این مقاله ارائه می‌گردد، سعی در تعیین محدوده‌های تصمیم‌گیری بوسیله منحنی‌های قطعه‌قطعه (خطی یا غیرخطی) با استفاده از نقاط کنترلی در فضای مسئله مورد نظر می‌نماید. در این روش، ابتدا تعدادی نقاط کنترلی برای سیستم دستبندی در نظر گرفته می‌شود. تعداد و موقعیت‌های این نقاط پارامترهای سیستم هستند. با استفاده از تعدادی از نقاط مجاور، یک قطعه منحنی ایجاد می‌شود و مجموعه قطعه منحنی‌های ایجاد شده، مسئله مورد نظر را دستبندی می‌نماید. در فضای دو بعدی، هر دو نقطه مجاور می‌توانند یک قطعه خط را ایجاد کنند که به این ترتیب یک سیستم دستبندی قطعه‌قطعه خطی ایجاد می‌شود. با استفاده از روش رسم منحنی اسپلاین (Spline)، می‌توان یک منحنی قطعه‌قطعه هموار برای دستبندی کلاس مورد نظر بدست آورد. برای تعیین موقعیت نقاط برای هر نقطه محدوده‌ای در نظر گرفته می‌شود و این محدوده به موقعیت‌های تقسیم می‌شود. برای هر نقطه یک آناماتون یادگیر در نظر گرفته می‌شود بطوریکه عملیات آن، موقعیت‌های در نظر گرفته شده برای آن نقطه باشد. آناماتون‌های یادگیر در قالب بازی با پاسخ پکسان سعی می‌کنند بهترین موقعیت را از بین موقعیت‌های در نظر گرفته شده برای نقاط کنترلی، تعیین نمایند. در روش‌های ارائه شده برای تعیین ضرایب تابع تمایز، تعداد پارامترهای سیستم بستگی زیادی به تعداد ضرایب و در نتیجه نوع تابع تمایز در نظر گرفته شده دارد (به عنوان مثال تعداد ضرایب یک تابع درجه ۲ بسیار بیشتر از تابع خطی است) [۱۷] [۱]. در روش ارائه شده در این مقاله، نقاط کنترلی، پارامترهای سیستم هستند که تعدادشان لزماً وابسته به نوع قطعه منحنی‌های در نظر گرفته شده نیست. سایر بخش‌های مقاله به صورت زیر تنظیم شده‌اند.

در بخش ۲ آناماتون‌های یادگیر و بازی آناماتون‌های یادگیر با پاسخ پکسان بطور خلاصه معرفی می‌گردد. همچنین آناماتون  $SLR_1$  که در [۱۷] ارائه شده است، بطور خلاصه توضیح داده می‌شود. در بخش ۳ الگوریتم نقاط کنترلی توضیح داده می‌شود. در بخش ۴ نتایج شبیه‌سازی الگوریتم برای حل دو مسئله نمونه<sup>۱</sup> ارائه می‌گردد. توزیع نرمال در فضای ۲ بعدی ارائه می‌شود. قطعه منحنی‌های رسم شده بصورت خطی قطعه‌قطعه و اسپلاین درجه سوم قطعه‌قطعه (که یک منحنی هموار ایجاد می‌کند) می‌باشد. در بخش ۵ نتیجه‌گیری و در بخش ۶ منابع ارائه شده است.

## ۲- آناماتون یادگیر

یک آناماتون یادگیر، یک آناماتون احتمالی (Stochastic Automaton) است که با محیط خود به صورت پیوسته (Feedback) تراکنش دارد. خروجی آناماتون، عملی است که به عنوان ورودی، به محیط داده می‌شود و خروجی محیط، پاسخ محیط به عمل انجام شده است که به عنوان ورودی به آناماتون ارسال می‌گردد. آناماتون یادگیر بر اساس پاسخ محیط استراتژی خود را در تصمیم‌گیری‌های آینده به‌هنگام می‌نماید. هدف از فعالیت آناماتون، انتخاب عمل‌هایی از مجموعه اعمال آناماتون است که بهترین پاسخ را از محیط دریافت کند. رابطه محیط و آناماتون که بصورت پیوسته می‌باشد در شکل (۱) نشان داده شده است.

از نظر ساختاری، آناماتون‌های یادگیر به دو دسته آناماتون‌های یادگیر با ساختار ثابت (Fixed Structure Learning Automata) و آناماتون‌های یادگیر با ساختار متغیر (Variable Structure Learning Automata) تقسیم می‌شوند. در آناماتون‌های با ساختار ثابت، نحوه تغییر حالت آناماتون از قبل مشخص می‌شود. بر اساس حالت آناماتون در مرحله  $k$ ام، عمل  $\alpha(k)$  با استفاده از تابع انتخاب عمل آناماتون، در محیط انجام می‌شود و با دریافت پاسخ  $\beta(k)$  از جانب محیط، حالت بعدی آناماتون تعیین می‌گردد. در آناماتون‌های یادگیر با ساختار متغیر، نحوه تغییر حالت آناماتون از قبل مشخص نیست. در این مدل، بردار احتمال عمل (Action Probability Vector) یا بردار احتمال حالت (State Probability Vector) احتمال انتخاب عمل را با قرار گرفتن آناماتون در حالت بعدی را تعیین می‌کند. در آناماتون‌های یادگیر با ساختار متغیر، یک توزیع اولیه (معمولاً یکنواخت) به عنوان مقادیر اولیه بردار احتمال عمل در نظر گرفته می‌شود. در هر مرحله، با توجه به احتمال عملها، آناماتون یک عمل را انتخاب و به محیط اعلام می‌نماید و پاسخ آن را از محیط دریافت می‌کند. بر اساس پاسخ دریافت شده، آناماتون، این احتمال را به‌هنگام می‌نماید. هدف از این به‌هنگام سازی، یافتن عمل مناسب با هدف دریافت بیشترین احتمال پاسخ مطلوب از محیط است. به نحوه تغییر احتمالات، الگوریتم یادگیری (Learning Algorithm) یا روش تقویتی (Reinforcement Scheme) گفته می‌شود که می‌تواند تابعی خطی یا غیرخطی از احتمالات باشد.

محیط بر اساس مجموعه  $\beta$  (مجموعه پاسخ محیط) به سه دسته تقسیم می‌شود: مدل  $P$  که در آن، مجموعه  $\beta$  دو عضوی است که یک عضو بیشتر پاسخ مطلوب و عضو دیگر بیشتر پاسخ نامطلوب می‌باشد، مدل  $Q$  که در آن، مجموعه خروجی به صورت مجموعه محدود  $\{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  تعریف می‌شود و مدل  $S$  که در آن، مجموعه خروجی، یک مجموعه نامحدود به صورت  $\beta = \{(a, b)\}$  می‌باشد. در این مدل، پاسخ محیط می‌تواند یکی از مقادیر پیوسته در ناحیه  $(a, b)$  را اختیار کند. در مدل‌های  $Q$  و  $S$  معمولاً مقدار بیشتر برای پاسخ محیط به عنوان پاسخ بهتر در نظر گرفته می‌شود. بر اساس مجموعه  $\beta$  (مجموعه مشخصات داخلی محیط)، محیط به دو دسته ایستا (Stationary) و پویا (Non Stationary) طبقه‌بندی می‌شود. در مدل ایستا مقادیر  $c_i$  ها (احتمال دادن پاسخ نامطلوب به عمل  $\alpha(i)$ ) و در نتیجه مشخصات محیط در طول زمان ثابت است، در صورتیکه در مدل پویا، مشخصات داخلی محیط در طول یادگیری در حال تغییر می‌باشد.

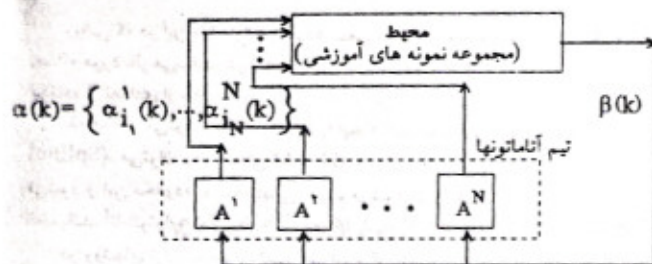
از نظر تئوری، یک مسئله را می‌توان با یک آناماتون منفرد که با محیط در ارتباط است حل کرد که در این صورت، ممکن است مجبور به استفاده از آناماتون‌های با تعداد عمل‌های بسیار زیاد بشویم که این، منجر به سرعت همگرایی بسیار پایین می‌گردد [۹]. برای حل مشکل سرعت همگرایی، می‌توان از مجموعه‌ای از آناماتون‌ها که به صورت یک تیم در حل مسئله شرکت می‌کنند، استفاده کرد. مدل‌های مختلفی از بازی آناماتون‌ها ارائه شده است. در مدلی که در این مقاله در نظر گرفته شده است، همه بازیگران در انتهای هر بازی پاسخ یکسانی را از محیط دریافت می‌کنند [۹].

فرض کنیم تابع تمایز به فرم  $h(x) = g(\theta_1, \dots, \theta_N, x)$  باشد بطوریکه  $\theta_1, \dots, \theta_N$  پارامترهای تابع  $g$  هستند که باید یاد گرفته شوند و  $x$  بردار نمونه ویژگی‌ها است که باید دستبندی شود. با استفاده از  $N$  آناماتون یادگیر در قالب یک بازی با پاسخ پکسان مطابق شکل (۲) می‌توان پارامترهای فوق را تعیین کرد.

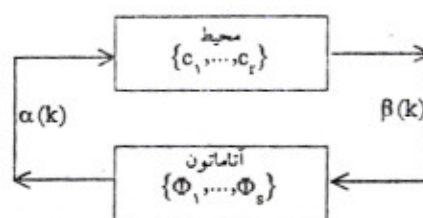
در شکل (۲)، آناماتون‌های  $A^1, \dots, A^N$  در بازی شرکت کرده‌اند. هر آناماتون  $A^i$  دارای  $\alpha_i$  عمل  $\alpha^1, \dots, \alpha^i, \dots, \alpha^N$  می‌باشد. هر عمل آناماتون  $A^i$  یک مقدار ممکن برای پارامتر  $\theta_i$  از تابع تمایز در نظر گرفته می‌شود. مقادیر ممکن برای پارامتر  $\theta_i$  (و در نتیجه اعمال آناماتون  $A^i$ ) از قبل تعیین شده‌اند. هدف از این بازی، پیدا کردن مقادیری برای پارامترهای  $\theta_i$  می‌باشد بطوریکه تعداد دستبندی‌های غلط منبسط گردد. در هر مرحله، آناماتون  $A^i$  با توجه به شیوه تصمیم‌گیری خود، یک عمل (مقدار) از مجموعه اعمال خود (مجموعه مقادیر ممکن برای  $\theta_i$ ) را انتخاب و به محیط اعلام می‌نماید. یک (یا چند) نمونه از بردارهای ویژگی موجود در محیط توسط تابع تمایز بدست آمده (با استفاده از پارامترهای انتخاب شده) دستبندی می‌شود و نتیجه بصورت نسبت تعداد دستبندی‌های صحیح به کل نمونه‌های آزمایش شده، به تیم ارسال می‌شود. بر اساس پاسخ بدست آمده، آناماتون‌های شرکت کننده در بازی، شیوه تصمیم‌گیری خود را به‌هنگام می‌نمایند. هدف از بازی، بدست آوردن تابع تمایز است که بر اساس آن احتمال دریافت پاسخ نامطلوب و یا به عبارت دیگر تعداد دستبندی‌های غلط نمونه‌ها منبسط گردد.

برای اطلاعات بیشتر درباره آناماتون‌های یادگیر، می‌توانید به [۹] [۱۰] [۱۱] [۱۲] [۱۳] [۱۴] [۱۵] [۲۲] مراجعه نمایید. برخی از کاربردهای آناماتون‌های یادگیر عبارتند از: مسیریابی در شبکه‌ها [۲۳] [۲۴]، استفاده در سیستم‌های صف [۲۵]، بازی‌های رانشی [۲۶]، کنترل رباتیک [۲۷]، کنترل رباتیک [۲۸]، حل مسائل دیتا مشکل [۲۹]. آنچه در ادامه این بخش می‌آید، شرح مختصری است از آناماتون  $SLR_1$  که در [۱۷] پیشنهاد شده و در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است.





شکل ۲: بازی آتاماتونهای یادگیر با پاسخ یکسان



شکل ۱: رفتار متقابل محیط و آتاماتون

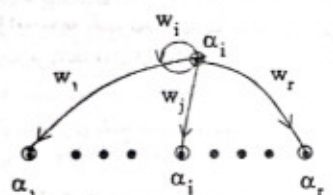
## ۱-۲ - آتاماتون SLR-I

آتاماتونی با حالت  $r$  حالت  $\Phi_1, \dots, \Phi_r$  و عمل  $\alpha_1, \dots, \alpha_r$  بطوریکه در هر حالت  $\Phi_i$  عمل  $\alpha_i$  توسط آتاماتون انتخاب شود را در نظر بگیرید. برای هر عمل  $\alpha_i$  وزن  $w_i$  با توزیع اولیه یکنواخت (مقدار  $\frac{1}{r}$  برای هر  $w_i$ ) در نظر گرفته می شود. در صورتیکه در مرحله  $k$ ام، عمل  $\alpha_i(k)$  توسط آتاماتون انتخاب شود (آتاماتون در حالت  $\Phi_i(k)$  باشد) با دریافت پاسخ محیط، آتاماتون تشویق یا تنبیه می شود. در صورت تشویق شدن، وزن عملهای آتاماتون مطابق رابطه (۱) به هنگام می شود بدین معنی که به وزن عمل انتخاب شده مقداری اضافه شده و از وزن سایر عملها کم می شود. در صورت تنبیه شدن، بدون اینکه وزن عملهای آتاماتون تغییر کند، با احتمال  $w_i(k)$  در حالت فعلی باقی مانده و با احتمال  $w_j(k)$  به حالت  $\Phi_j$  تغییر حالت می دهد. عملی که وزن آن از حد مشخصی (مثلاً ۰/۹۹) بیشتر شود، به عنوان عمل بهینه انتخاب می شود.  $W$  عددی است صحیح که پارامتر یادگیری نامیده می شود.

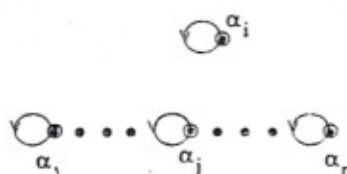
$$w_i(k+1) = w_i(k) + \frac{1}{W}(1 - w_i(k)) \quad , \quad w_j(k+1) = \left(1 - \frac{1}{W}\right)w_j(k) \quad j \neq i \quad (1)$$

شکلهای (۳) و (۴) نحوه تغییر حالت آتاماتون با دریافت پاسخ مطلوب و نامطلوب از جانب محیط را نشان می دهند. در شکلهای فرض شده است که آتاماتون در حالت  $\Phi_i$  قرار دارد، به این ترتیب عمل  $\alpha_i$  را انتخاب می نماید. با دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط، آتاماتون تشویق می گردد و وزن عملهای آن مطابق رابطه (۱) به هنگام می گردد. با دریافت پاسخ نامطلوب، آتاماتون با احتمال  $w_i$  در حالت  $\Phi_i$  باقی می ماند و با احتمال  $w_j$  ( $1 \leq j \leq r, j \neq i$ ) به حالت  $\Phi_j$  تغییر حالت می دهد. باید

توجه داشت که همواره  $\sum_{i=1}^r w_i = 1$  می باشد. برای کسب اطلاعات بیشتر درباره این آتاماتون می توانید به [۱۷] مراجعه نمایید.



شکل ۴: گراف تغییر حالت آتاماتون SLR-I با دریافت پاسخ نامطلوب از جانب محیط



شکل ۳: گراف تغییر حالت آتاماتون SLR-I با دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط

## ۳ - الگوریتم نقاط کنترلی

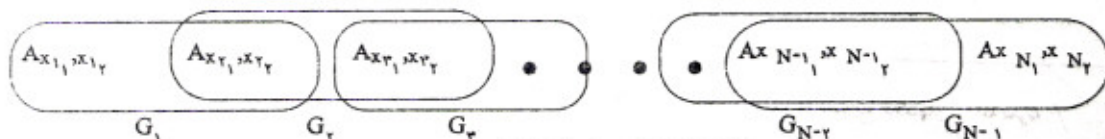
الگوریتمی که در این بخش ارائه می گردد اختصاص به فضای  $2$  بعدی دارد و برای فضاهای با ابعاد بیشتر از  $2$  پیاده سازی آن به راحتی امکان پذیر نیست. در این الگوریتم ابتدا تعدادی نقطه کنترلی در فضای نمونه ها تعیین می شود. سپس با عبور دادن خط یا مجموعه خطوطی از نقاط کنترلی، تابع تمایز جداکننده کلاس الگوی  $w_i$  از سایر کلاسهای موجود در مسئله مورد نظر تخمین زده می شود.

فرض کنیم در مسئله مورد نظر  $n$  کلاس  $w_1, \dots, w_n$  وجود داشته باشد و هدف، جداسازی کلاس  $w_i$  از سایر کلاسها باشد. با توجه به نمونه های آموزشی موجود، می توان محدوده مولفه های نمونه های آموزشی (حدقل و حداکثر مقدار ممکن برای مولفه های بردارهای ویژگی) را محاسبه نمود. (در فضای دو بعدی) فرض کنیم بردار ویژگی بصورت  $\underline{x} = (x_1, x_2)$  بوده و در مجموعه نمونه های آموزشی، مولفه  $x_1$  در بازه  $[x_{1min}, x_{1max}]$  و مولفه  $x_2$  در بازه  $[x_{2min}, x_{2max}]$  قرار داشته باشند.  $N$  نقطه کنترلی بصورت  $(x_{11}, x_{21})$  و  $(x_{12}, x_{22})$  و  $\dots$  و  $(x_{1N}, x_{2N})$  در فضای نمونه های آموزشی در نظر گرفته می شود. از هر زوج نقطه رابطه (۲) می توان بردار ویژگی  $\underline{x} = (x_1, x_2)$  را دستمندی نمود.

$$\underline{x} \in w_i \text{ if } \exists m : x_1 \in [x_{1m}, x_{1m+1}] , h_{x_m}(\underline{x}) > 0 \quad \text{otherwise } \underline{x} \notin w_i \quad (2)$$

در رابطه (۲) با استفاده از یکی از مولفه های بردارهای ویژگی  $(x_1)$  نمونه ها قطعه بندی می شوند. به این ترتیب فضای مسئله به  $N-1$  قطعه تقسیم شده و برای هر

قطعه، یک تابع تمایز خطی در نظر گرفته می‌شود. هر نمونه ورودی، با توجه به قطعه‌ای که به آن تعلق دارد، دسته‌بندی می‌گردد. برای پیاده‌سازی روش فوق، تعداد  $N$  نقطه کنترلی در نظر گرفته می‌شود. برای هر مختصه  $x_{jm}$  ( $j = 1, 2$ ) از نقطه کنترلی  $(x_{1m}, x_{2m})$  ( $1 < m < N$ ) مقدار ممکن بصورت  $x_{jm_1}, \dots, x_{jm_p}, \dots, x_{jm_N}$  در نظر گرفته می‌شود. مقادیرهای در نظر گرفته شده برای هر نقطه کنترلی، به عنوان عملهای دو (یا یک) آتاماتون یادگیر در نظر گرفته می‌شود. آتاماتونها به  $N-1$  گروه  $G_1, \dots, G_{N-1}, G_N$  تقسیم می‌گردند. هر گروه از آتاماتونها وظیفه تعیین خط تمایز  $h_{x_m}$  را بر عهده دارد، به این ترتیب گروه‌های تعیین کننده نقاط مشترک کنترلی بین دو تابع تمایز مجاور، دارای آتاماتونهای مشترک می‌باشند. این مطلب در شکل (۵) نشان داده شده است. در این شکل، آتاماتون  $A_{x_{m_1}, x_{m_2}}$  مکان نقطه کنترلی  $(x_{m_1}, x_{m_2})$  را تعیین می‌نماید.



شکل ۱۰-۴: گروههای آتاماتونها

در فرآیند یادگیری، در هر مرحله  $k$ ، آتاماتونهای شرکت کننده با توجه به شیوه تصمیم‌گیری خود، یک عمل و در نتیجه یک مقدار برای نقطه کنترلی تعیین می‌نمایند. یک نقطه بطور تصادفی از مجموعه نمونه‌های آموزشی موجود در محیط انتخاب و توسط گروه آتاماتونی که نقطه به محدوده آن تعلق دارد، مطابق رابطه (۲) دسته‌بندی می‌شود و پاسخ دسته‌بندی بصورت دسته‌بندی درست یا غلط به گروه دسته‌بندی کننده ارسال می‌گردد. با توجه به پاسخ بدست آمده، شیوه تصمیم‌گیری گروه فعال شده بصورت بازی با پاسخ یکسان به هنگام می‌گردد و نحوه تصمیم‌گیری سایر گروه‌ها و آتاماتونها بدون تغییر می‌ماند. این به هنگامسازی به گونه‌ای انجام می‌شود که احتمال دریافت پاسخ صحیح در مراحل بعدی افزایش یابد. شرط خاتمه بازی زمانی است که کلیه آتاماتونهای شرکت کننده در تیم‌های تعیین کننده خطوط تمایز به عمل بهینه خود همگرا شده باشند یعنی برای نقطه کنترلی مربوط به خودشان موقعیتی مناسب را تعیین کرده باشند. در این روش اگرچه در هر مرحله فقط یک گروه آتاماتون فعال می‌گردد، اما با مشترک بودن آتاماتونها بین گروه‌های مختلف، عملاً در مراحل مختلف یادگیری بین گروه‌های مختلف ارتباط برقرار می‌گردد.

در صورتیکه هر گروه شامل دو نقطه بوده و بیاتر یک قطعه خط باشد، منحنی نهایی یک منحنی خطی قطعه به قطعه خواهد شد و در نقاط اتصال دو خط مجاور، بین دو تابع خطی مجاور پیوستگی وجود نخواهد داشت، بنابراین منحنی نهایی هموار نخواهد بود. با استفاده از رسم اسپلاینهای قطعه به قطعه از هر گروه، می‌توان یک منحنی هموار برای جداسازی کلاس  $w_i$  از سایر کلاسها بدست آورد. باید توجه داشت که در این الگوریتم، پارامترهای سیستم دسته‌بندی، نقاط کنترلی در نظر گرفته شده می‌باشد که تعداد این پارامترها مستقل از نوع قطعه خط (خطی، درجه ۲، ...، ...) می‌باشد. الگوریتم (۱) روش دسته‌بندی بوسیله نقاط کنترلی را نشان می‌دهد. در الگوریتم (۱)، ابتدا به تعداد نقاط کنترلی، آتاماتون یادگیر تعریف می‌شود. هر آتاماتون  $A[i]$  وظیفه تعیین مختصات نقطه کنترلی  $i$ ام را بر عهده دارد. سپس در حلقه Repeat ... Until موقعیت هر نقطه کنترلی یاد گرفته می‌شود. در هر تکرار حلقه (هر مرحله) یک نمونه تصادفی انتخاب و قطعه‌ای که نمونه به آن تعلق دارد تعیین می‌شود. سپس با استفاده از عمل انتخاب شده توسط آتاماتونهای آن قطعه، تابع تمایز آن قطعه تعیین شده و نمونه انتخاب شده، توسط آن دسته‌بندی می‌گردد. در صورتیکه دسته‌بندی درست انجام شده باشد، آتاماتونهای شرکت کننده در تعیین تابع تمایز، تشویق و در غیر اینصورت تنبیه می‌گردند. شرط خاتمه الگوریتم (EndOfGame) زمانی است که کلیه آتاماتونها مقدار نهایی را برای نقطه کنترلی خود انتخاب کرده باشند (احتمال یا وزن انتخاب یکی از عملهای آن به بیش از حد معینی، مثلاً ۰/۹۹، رسیده باشد [۱۷]، [۹]).

#### Procedure Learning;

```

for i := 1 to NoOfControlPoints do
    Define Learning Automata A[i] for determining ith Control Point ControlPoints[i];
end for;
Repeat
    Accept a Random Sample  $\underline{x}$ ;
    Compute the Index Group  $j$  where  $\underline{x} \in j$ th Group (ControlPoints[j], ControlPoints[j+1]);
    Define the piecewise line  $h_j(\underline{x})$  Using selected Actions of jth Group of Automata (A[j], A[j+1]);
    if ( $h_j(\underline{x}) > 0$  and  $\underline{x} \in w_j$ ) or ( $h_j(\underline{x}) < 0$  and  $\underline{x} \notin w_j$ ) then
        DoReward (A[j], A[j+1])
    else
        DoPenalty(A[j], A[j+1])
    end if
Until EndOfGame;
End Procedure Learning;
```

الگوریتم ۱

#### ۴ - نتایج شبیه‌سازی

الگوریتم ارائه شده روی دو مسئله نمونه پیاده‌سازی شد که نتایج آن در این بخش آورده شده است.



# ۱-۴ - مسئله نمونه ۱

مسئله: جداسازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها در یک مسئله سه کلاسه با توزیعهای نرمال با مشخصات زیر:



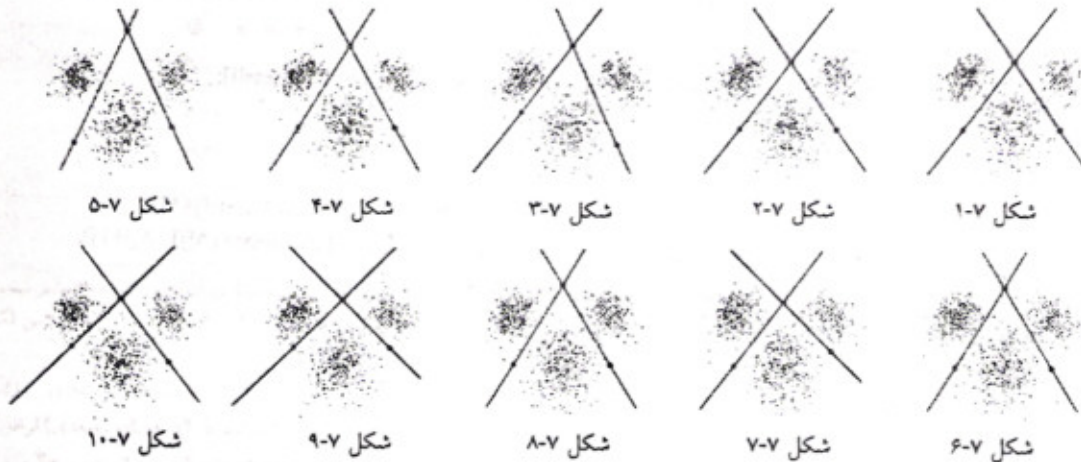
$$\begin{aligned} w_1: M &= (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \\ w_2: M &= (12, 2)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & -0.5 \\ -0.5 & 2 \end{pmatrix} \\ w_3: M &= (26, 2)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

بردار  $M$  بردار میانگین و ماتریس  $\Sigma$  ماتریس کوواریانس توزیعها می‌باشد. شکل (۶) توزیع کلاسها را نشان می‌دهد. مسئله نمونه فوق با روش گفته شده پیاده‌سازی و حل گردید. در آزمایش انجام شده، سه نقطه کنترلی به مشخصات  $A_1: (x_1, 14), A_2: (x_2, 20), A_3: (x_3, 26)$  در نظر گرفته شد. مختصه  $x_4$  کلیه نقاط کنترلی ثابت فرض شد و برای تعیین مختصه  $x_5$  هر نقطه کنترلی ۷ مقدار مختلف مطابق رابطه (۲) در نظر گرفته شد. به این ترتیب ۳ آناتون که هریک دارای ۷ عمل می‌باشد برای تعیین مختصه  $x_5$  نقاط کنترلی در نظر گرفته شد. بنابراین مجموعاً ۲۱ خط تمایز برای جداسازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها یاد گرفته می‌شود. برای یادگیری نقاط از آناتونهای  $SLR-I$  با پارامتر یادگیری  $W = 2000$  استفاده گردید. شرط خاتمه الگوریتم، رسیدن وزن عمل بهینه به بیش از ۰/۹۹ در نظر گرفته شد. جدول (۱) نتیجه ۱۰ بار اجرای الگوریتم فوق برای جداسازی کلاس  $w_1$  از دو کلاس دیگر با مشخصات گفته شده را نشان می‌دهد. ستون میانگین، میانگین دقتهای بدست آمده در ۱۰ بار اجرای آزمایش را نشان می‌دهد. ستون بیز، میانگین ۱۰ بار اجرای قانون بیز برای جداسازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها را نشان می‌دهد (در صورتیکه اطلاعات مسئله بطور کامل معلوم باشد، قانون بیز تابع تمایزی که بیشترین دقت دسته‌بندی را از خود نشان می‌دهد را تولید می‌نماید [۱]). شکلهای ۱-۷ تا ۱۰-۷ خطوط یاد گرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند. نقاط پررنگ بیانگر نقاط کنترلی تعیین شده می‌باشند. در شکلهای محور  $x_4$  به سمت پایین در نظر گرفته شده است، بنابراین کلاس  $w_1$  در زیر دو کلاس دیگر دیده می‌شود.

$$A_1: 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16, A_2: -2 \ 0 \ 2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10, A_3: 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16 \quad (4)$$

جدول ۱

بیز	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
۹۸/۹۴	۹۸/۷۸	۹۸/۸۷	۹۸/۸۷	۹۸/۹۳	۹۸/۶	۹۹/۰۷	۹۸/۲۷	۹۹/۰۷	۹۸/۷۳	۹۹/۱۳	۹۸/۶۷	دقت دسته بندی
---	۲۷۲۸۴	۵۵۴۷۱	۷۵۵۹۵	۲۱۵۱۸	۲۹۶۶۷	۲۳۲۹۴	۷۵۷۳۹	۲۳۱۱۱	۵۶۴۱۴	۲۸۶۰۰	۶۳۴۳۳	تعداد مراحل یادگیری



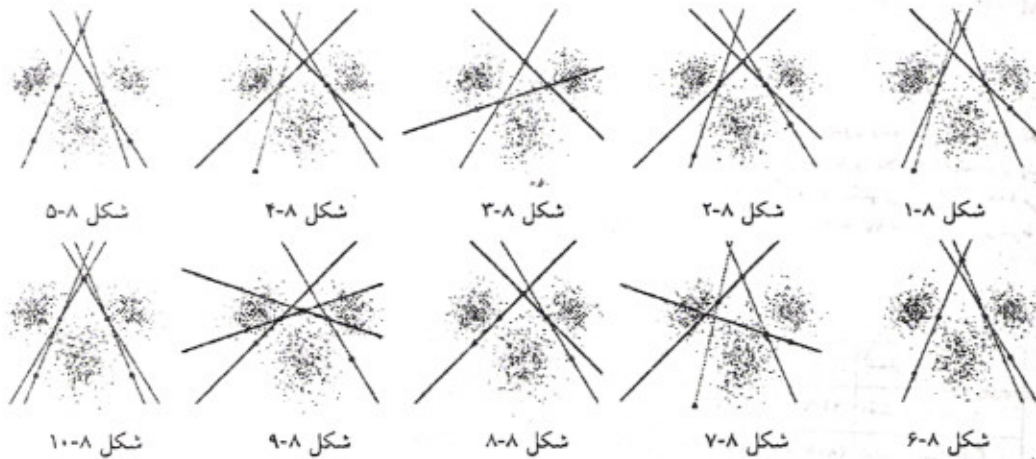
آزمایش فوق با در نظر گرفتن ۵ نقطه کنترلی با مشخصات  $A_1: (x_1, 14), A_2: (x_2, 20), A_3: (x_3, 26), A_4: (x_4, 17), A_5: (x_5, 23)$  و  $A_6: (x_6, 26)$  تکرار گردید. برای مولفه اول هر نقطه ۷ عمل مطابق رابطه (۵) در نظر گرفته شد. به این ترتیب ۴ خط تمایز در قالب ۴ تیم آناتون یاد گرفته می‌شود. جدول (۲) نتیجه ۱۰ بار انجام آزمایش با شرایط جدید را نشان می‌دهد. شکلهای ۱-۸ تا ۱۰-۸ توابع تمایز یاد گرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهد. نقاط پررنگ، نقاط کنترلی یاد گرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند.

$$\begin{aligned} A_1: 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16, A_2: 1 \ 3 \ 5 \ 7 \ 9 \ 11 \ 13 \ 15, A_3: -2 \ 0 \ 2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10, \\ A_4: 1 \ 3 \ 5 \ 7 \ 9 \ 11 \ 13 \ 15, A_5: 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16 \end{aligned} \quad (5)$$



جدول ۲

بیز	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
۹۸/۹۴	۹۸/۹	۹۹/۰۷	۹۹/۰۷	۹۸/۷۳	۹۸/۲	۹۹/۱۳	۹۹/۲	۹۸/۲۷	۹۹/۱۳	۹۹/۰۷	۹۸/۹۳	دقت دسته بندی
—	۶۷۱۱۷	۳۱۳۲۵	۳۴۶۱۰	۸۹۶۸۲	۱۱۹۲۹۸	۹۱۸۶۴	۳۲۹۵۲	۶۸۲۲۴	۸۹۹۲۲	۳۷۱۹۵	۵۶۱۰۷	تعداد مراحل یادگیری

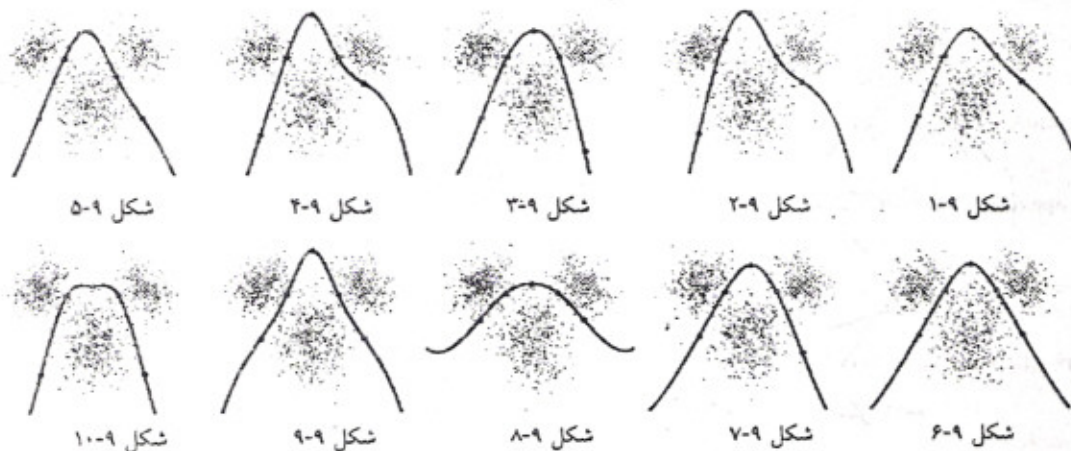


آزمایش فوق با دو نظر گرفتن ۵ نقطه کنترلی ذکر شده در رابطه (۵) و رسم منحنی اسپلاین قطعه به قطعه درجه ۳ مفید (مشق دوم منحنی در نقاط ابتدایی و انتهایی صفر فرض شد، در این تقریب فرض می‌شود که در نقاط ابتدایی و انتهایی، شیب منحنی تغییر نمی‌کند) تکرار گردید. به این ترتیب کلاس  $W_1$  توسط یک منحنی هموار از دو کلاس دیگر جدا می‌شود. برای تعیین موقعیت نقاط کنترلی از آتاماتون  $SLR-1$  با پارامتر یادگیری  $W = 2000$  استفاده گردید و در هر مرحله از یادگیری، با توجه به نتیجه دسته‌بندی، کلیه آتاماتونها تشویق یا تنبیه شدند (زیرا معادله منحنی اسپلاین فقط به نقاط ابتدایی و انتهایی آن قطعه بستگی ندارد بلکه از سایر نقاط نیز تأثیر می‌پذیرد). جدول (۳) نتیجه ۱۰ بار اجرای آزمایش با شرایط جدید را نشان می‌دهد. شکل‌های ۱-۹ تا ۱۰-۹ منحنی‌های نهایی یادگرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند. نقاط پررنگتر، موقعیت تعیین شده برای نقاط کنترلی را نشان می‌دهند.

باید توجه داشت که اگرچه نوع منحنی تفاوت بسیاری با آزمایش قبلی دارد، اما تعداد پارامترهای سیستم یادگیری (که برابر با تعداد نقاط کنترلی و محدوده در نظر گرفته شده برای هر نقطه است) در هر دو آزمایش یکسان می‌باشد، در صورتیکه در روشهای مبتنی بر تعیین ضرایب منحنی‌های تمایز، پارامترهای سیستم به نوع منحنی در نظر گرفته شده بستگی دارد.

جدول ۳

بیز	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
۹۸/۹۴	۹۸/۹۱	۹۹/۰۷	۹۸/۶۷	۹۸/۸۷	۹۸/۸۷	۹۸/۲	۹۸/۹۳	۹۹/۱۳	۹۸/۸	۹۸/۵۳	۹۹/۰۷	دقت دسته بندی
—	۷۲۵۶۰	۶۷۸۹۲	۸۰۳۳۷	۱۲۶۵۰۸	۶۲۷۸۷	۱۱۲۴۹۴	۲۸۲۵۲	۴۱۵۴۶	۴۶۷۹۳	۱۰۲۸۷۷	۳۴۱۱۲	تعداد مراحل یادگیری





## ۲-۲ - مسئله نمونه ۲

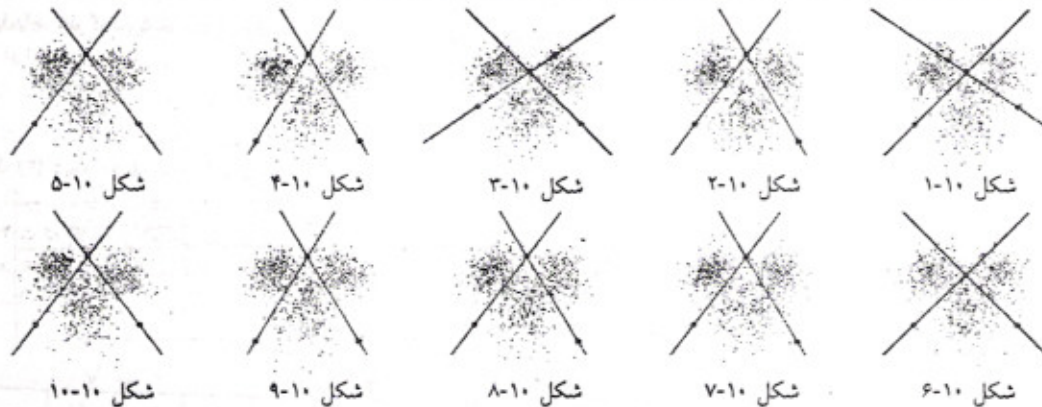
مسئله: جداسازی کلاس  $W_1$  از سایر کلاسها در یک مسئله سه کلاسه با توزیعهای نرمال با مشخصات زیر:

$$\begin{aligned} W_1: M &= (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 6 \end{pmatrix} \\ W_2: M &= (16, 6)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & -0.5 \\ -0.5 & 2 \end{pmatrix} \\ W_3: M &= (24, 6)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 2 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

همانطور که در رابطه (۶) دیده می‌شود، در مسئله نمونه ۲ نسبت به مسئله نمونه ۱، میانگین کلاسهای  $W_2$  و  $W_3$  به هم نزدیک و  $W_1$  نزدیکتر شده‌اند، بنابراین کلاسها از روی هم افتادگی بیشتری نسبت به مسئله نمونه ۱ برخوردارند و با دقت کمتری قابل جداسازی می‌باشند. جدول (۴) نتایج بدست آمده از ۱۰ بار آزمایش برای جداسازی کلاسها با استفاده از سه نقطه کنترلی با مشخصات گفته شده در رابطه (۴) و برازش خط راست از هر دو نقطه متوالی، جدول (۵) نتایج جداسازی کلاسها با استفاده از پنج نقطه کنترلی با مشخصات گفته شده در رابطه (۵) و برازش خط راست از هر دو نقطه متوالی و جدول (۶) نتایج جداسازی کلاسها با استفاده از پنج نقطه کنترلی با مشخصات ذکر شده در رابطه (۵) و استفاده از سه‌لایه مقید را نشان می‌دهند. شکل‌های ۱-۱۰ تا ۱۰-۱۰ مربوط به جدول (۴)، شکل‌های ۱-۱۱ تا ۱۰-۱۱ مربوط به جدول (۵) و شکل‌های ۱-۱۲ تا ۱۰-۱۲ مربوط به جدول (۶) می‌باشند. برای یادگیری از آتاماگون  $SLR_{-I}$  با پارامتر یادگیری  $W = 2000$  استفاده شده و شرط خاتمه الگوریتم رسیدن وزن عمل بهینه برای کلیه آتاماگونهای شرکت کننده در بازی به بیش از ۰/۹۹ در نظر گرفته شده است.

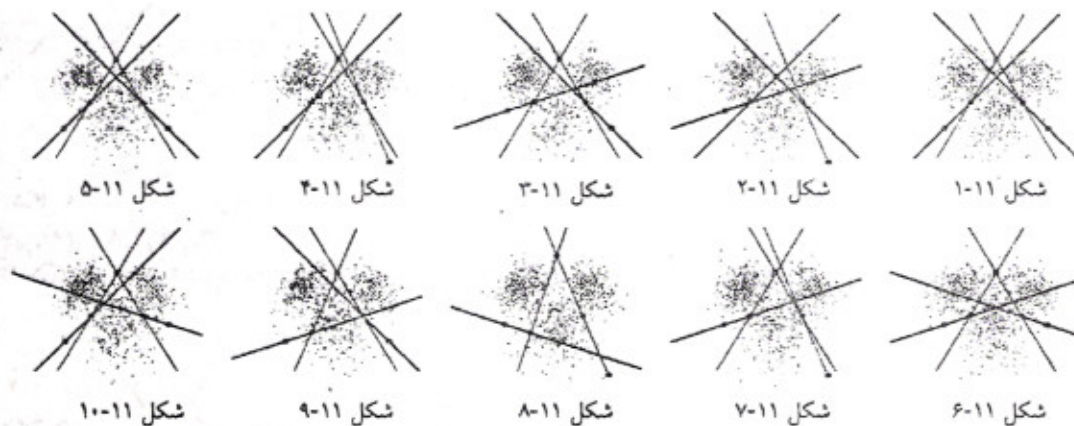
جدول ۴

بیز	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
۹۳/۶۵	۹۲/۹۲	۹۲/۰۷	۹۲/۲۷	۹۳/۲	۹۳	۹۲/۷۳	۹۳/۶۷	۹۲/۶۷	۹۳/۳۳	۹۲/۲۳	۹۲/۷۳	دقت دسته بندی
—	۱۹۴۶۱۵	۲۳۵۷۰۵	۱۹۰۳۳۳	۲۰۶۰۹۵	۱۸۰۳۲۴	۸۷۵۲۷	۸۲۱۹۰	۱۶۶۷۱۷	۲۹۹۸۹۰	۲۰۷۶۶۰	۲۸۷۶۰۰	تعداد مراحل یادگیری



جدول ۵

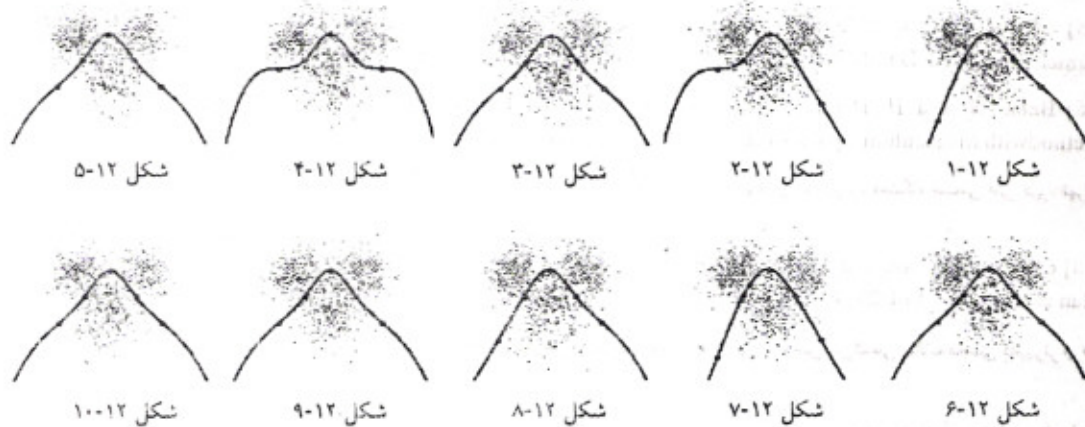
بیز	میانگین	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
۹۳/۶۵	۹۳/۴	۹۲/۶۷	۹۲/۶۷	۹۲/۲	۹۳/۳۳	۹۳/۳۳	۹۳/۷۳	۹۲/۸۷	۹۲/۰۷	۹۳/۶	۹۳/۵۳	دقت دسته بندی
—	۳۱۱۳۵۳	۱۶۲۳۷۲	۲۴۷۵۰۲	۳۲۶۷۷۲	۳۳۰۱۸۱	۷۷۱۳۸۸	۳۰۵۶۳۱	۱۵۵۲۱۰	۲۸۸۸۹۳	۳۶۴۶۲۵	۱۶۰۹۶۵	تعداد مراحل یادگیری





جدول ۶

شماره آزمایش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین	بهر
دقت دسته بندی	۹۲/۰۶	۹۳/۷۳	۹۳	۹۲/۲۷	۹۳/۶	۹۲/۲۷	۹۲/۲	۹۳/۵۳	۹۲/۲	۹۳/۱۳	۹۳/۶۲	۹۳/۶۵
تعداد مراحل یادگیری	۳۲۸۹۵۳	۲۹۶۰۱۵	۲۷۳۵۶۹	۱۸۲۵۵۲	۲۳۹۵۷۳	۲۳۹۲۳۳	۲۰۶۶۲۶	۹۹۶۱۶	۱۳۶۸۲۱	۱۸۸۳۴۱	۲۲۹۳۵۱	—



## ۵ - نتیجه گیری

در این مقاله، الگوریتم دسته بندی الگوها با استفاده از نقاط کنترلی پیشنهاد گردید. در این الگوریتم، برای جداسازی یک کلاس الگو از سایر کلاسها، ابتدا  $N$  نقطه کنترلی در فضای مسئله در نظر گرفته می شود. نقاط کنترلی به گروه های  $M$  تایی ( $M < N$ ) تقسیم می شوند که هر گروه با گروه مجاور خود دارای تعدادی نقطه مشترک می باشد. فضای نمونه های مسئله بین گروه های مختلف توزیع می گردد. برای هر گروه تابع نمایش تعیین می گردد که وظیفه دسته بندی فضای متعلق به خود را بر عهده دارد. مجموعه قطعه تولید بدست آمده، نحوه دسته بندی را معین می کند. در این الگوریتم، موقعیت نقاط کنترلی، پارامترهای قطعه منحنی می باشد. این موقعیت توسط بازی اتوماتونهای یادگیر در فضای در نظر گرفته شده برای آن تعیین می گردد. در روشهای ارائه شده قبلی، ضرایب تولید نمایش، پارامترهای سیستم هستند. که باید یاد گرفته شوند و تعداد این پارامترها بستگی به نوع تابع نمایش در نظر گرفته شده دارد. در روش ارائه شده در این مقاله، مکان نقاط کنترلی، پارامترهای سیستم یادگیری هستند که تعدادشان از ما وابسته به نوع منحنی های نمایش نیستند.

## ۶ - منابع

- [1] Fukunaga, An Introduction to Statistical Pattern Recognition, New York, Academic Press, 1972.
- [2] Pierre A. Devijver and Joseph Kittler, Pattern Recognition Theory and Applications, NATO ASI Series, Series F: Vol. 30, 1986.
- [3] Andrew G. Barto and P. Anandan, "Pattern Recognition Stochastic Learning Automata", IEEE Trans. Sys. Man and Cybern., Vol. SMC-15, No. 3, May/January 1985.
- [4] Mandayam A. L. Thatachar and P. S. Sastry, "Learning Optimal Discriminant Functions Through a Cooperative Game of Automata", IEEE Trans. Sys. Man and Cybern., Vol. SMC - 17, No. 1, January/February 1987.
- [5] Mandayam A. L. Thatachar and V. V. Phananskar, "A Feedforward Network of Learning Automata for Pattern Recognition", in Proc. Int. Joint. Conf. Neural Networks, Singapore, Nov. 1991.
- [6] Mandayam A. L. Thatachar and V. V. Phananskar, "Convergence of Teams and Hierarchies of Learning Automata in Connectionist Systems", IEEE Trans. Sys. Man and Cybern., Vol. 25, No. 11, Nov. 1995.
- [7] Phananskar V. V. and M. A. L. Thatachar, "Global Convergence of Teams of Learning Automata", in Symp. Intell. Syst., Bangalore, Dec. 1991.
- [8] Mandayam A. L. Thatachar and V. V. Phananskar, "Learning Global Maximum with Parameterized Learning Automata", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 6, No. 2, March 1995.
- [9] Kumpan S. Narendra and M. A. L. Thatachar, Learning Automata: An Introduction, New Jersey, Prentice Hall, 1989.
- [10] Najim K. and A. S. Poznyak, Learning Automata: Theory and Applications, Elsevier Science Ltd, 1994.



[11] Mars P., J.R. Chen and R. Nombiar, Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications, CRC Press, New York, 1998.

[12] Lakshimivarhan S., Learning Algorithms: Theory and Applications, New York, Springer - Verlag, 1981.

[13] Tou J. T. and R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principals, Reading, MA : Addison-Welsey, 1974.

[14] Meybodi M. R. and S. Lakshimivarhan, "On a Class of Learning Algorithms which Have a Symmetric Behavior Under Success and Failure", Springer - Verlag Lecture Notes in Statistics, PP. 145-155, 1984.

[15] Meybodi M. R., "Results on Strongly Absolutely Expedient Learning Automata", Proceedings of Inference Conference 86, ed. D.R. Moates and R. Butrick (Athens, Ohio : Ohio University Press, 1987), pp. 197-209.

[16] Baba N. and H. Handa, "Utilization of Hierarchical Structure Stochastic Automata for the Back Propagation Methodwith Momentum", proc. of IEEE ICNN-95, pp. 389-393, 1995.

[۱۷] غلامرضا رضایی، بررسی کارایی آتاماتونهای یادگیر در تعیین توابع تمایز، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۷.

[18] Oommen B. John and Edward V. de St. Croix, "String Taxonomy Using Learning Automata", IEEE Trans. on Sys., Man and Cybern, Vol. 27, No. 3, April 1997.

[۱۹] غلامرضا رضایی و محمدرضا مبینی، تعیین خودکار توابع تمایز برای دستبندی الگوها، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس بین المللی سالانه هجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، ۱۳۷۷.

[۲۰] غلامرضا رضایی و محمدرضا مبینی، تعیین توابع تمایز برای دستبندی الگوها با استفاده از آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی، مجموعه مقالات هفتمین کنفرانس مهندسی برق ایران، مرکز تحقیقات مخابرات ایران، تهران، ایران، ۱۳۷۸.

[۲۱] غلامرضا رضایی و محمدرضا مبینی، الگوریتمهای ترکیبی برای شناسایی الگو (آتاماتونهای یادگیر + روشهای کلاسیک)، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۸.

[22] Meybodi M. R. and Lakshimivarhan S., "Optimality of a General Class of Learning Algorithm", Information Science, Vol. 28, pp 1-20, 1982.

[23] Narendra K. S., E. A. Wright and L. G. Mason, "Application of Learning Automata to Traffic Management and Routing", IEEE Trans. on Syst., Man and Cybern., SMC-7, 1977, pp. 785-792.

[24] Mason L.G. and X. D. Gu, "Learning Automata Models for Adaptive flow Control in Packet Switching Networks", in Adaptive and Learning Systems, K. S. Narendra [Ed.], New York : Plenum Press, 1986, pp. 213-228

[25] Meybodi M. R. and Lakshimivarhan. S., "A Learning Approach to Priority Assignment in a Two Class M/M/1 Queuing System with Unknown Parameters", Proc. of Third Yale Workshop on Applications of Adaptive Systems Theory, Yale University, pp. 106-109, 1983.

[۲۶] حمید بیگی و محمدرضا مبینی، بهینه سازی ساختار شبکه های عصبی توسط آتاماتونهای یادگیر، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس بین المللی سالانه هجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، ۱۳۷۷.

[27] Meybodi M. R. and Beigy H., "New Class of Learning Automata Based Scheme of Backpropagation Algorithm Parameters", Proc. of EUFIT-98, Achen, Germany, pp. 339-344, 1998.

[28] Simons J., Van Brussel H., De Schutter J., and Verhaert J., "A Self-Learning Automaton with Variable Resolution for High Precision Assembly by Robots", IEEE Trans., 1982, AC-27, pp. 721-730.

[۲۹] حمید بیگی و محمدرضا مبینی، ایزومرفیسم گراف با استفاده از آتاماتونهای یادگیر، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۸.

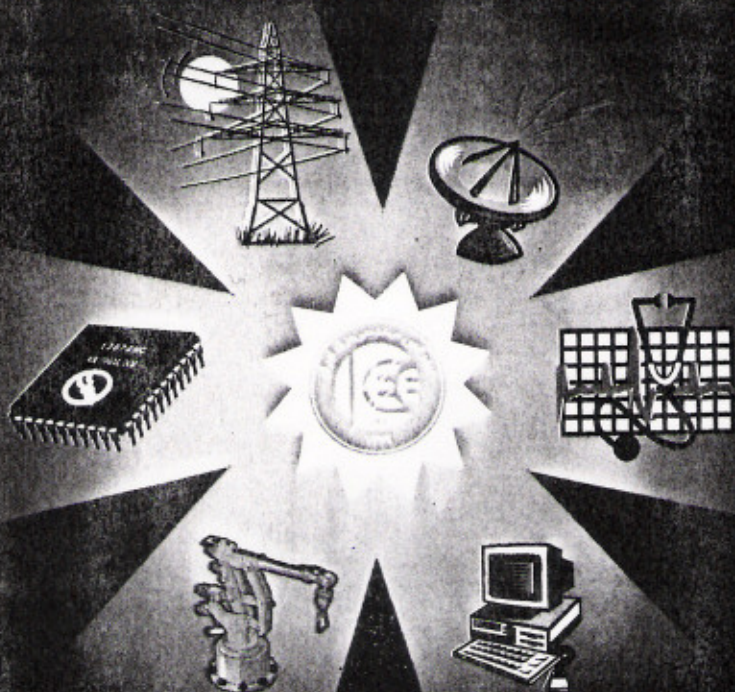




هشتمین

# کنفرانس مهندسی برق ایران

۲۸ تا ۳۰ اردیبهشت ۱۳۷۹ - دانشکده برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی اصفهان



مجموعه مقالات

الکترونیک و کامپیوتر

جلد اول

ICEE 2000