

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

غلامرضا رضایی      محمدرضا میبدی

دانشکده مهندسی کامپیوتر

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران - ایران

**چکیده:** یکی از روش‌های مستهندی الگوهای پاتریارک (Supervised Pattern Recognition)، استفاده از تابع تابز من‌بلد. برای تعیین تابع تابز روش‌های متعددی پیشنهاد شده است. گروه از این روش‌ها، براساس آناتامونهای یادگیر من‌بلد [۱۹..۲۱] در [۱۹] کاربری آناتامونهای یادگیر نکمطوح در تعیین پارامترهای تابع تابز از طریق بازی آناتامونهای یادگیر با پاسخ بکسان بررسی شد و آناتامونهای یادگیر با ساختار ثابت جدیدی که کاربری بالاتری در تعیین تابع تابز (نژدیک به) بهینه و خود نشان می‌دهند، پیشنهاد گردید. در [۲۰] با توسعه آناتامونهای یادگیری ارائه شد، در [۱۹] آناتامونهای یادگیر مسلسله‌مراتیس با ساختار ثابت جدید ارائه گردید، و کاربری آنها در تعیین پارامترهای تابع تابز نشان داده شد. در [۲۱] از ترکیب آناتامونهای یادگیر با روش‌های کلاسیک، الگوریتم‌های جدید به منظور تعیین تابع تابز ارائه شده است. الگوریتم‌های پیشنهادی در [۲۱] با اصلاح روش‌های کلاسیک توسط آناتامونهای یادگیر نکمطوح یا مسلسله‌مراتیس، سعی در تعیین خودکار حدود هر کلام اگو من‌نباند. در الگوریتم‌های ارائه شده در [۲۱] با درنظر گرفتن فرم کلی برای تابع تابز (و یا قطعه تابع‌های تابز) ضرایب آنها که پارامترهای سه‌تایی من‌بلد، تعیین می‌شوند. در این مقاله، الگوریتم‌یاری مستهندی قطعه‌بقطه با استفاده از تعدادی نقاط کنترلی در فضای نمونه‌های مسلله موردنظر ارائه می‌گردد. فضای مسلله بین گروه‌های از نقاط کنترلی تقسیم می‌شود و برای هر گروه، یک قطعه تابع تابز تعیین می‌گردد. مجموعه قطعه تابع‌ها، حدود تضمیم‌گیری را مین می‌نمایند. موقعیت نقاط کنترلی با استفاده از بازی آناتامونهای یادگیر با پاسخ بکسان تعیین می‌گردد. هر قطعه از تابع تابز می‌تواند تابع خطي یا غیرخطي باشد. پارامترهای این الگوریتم، نقاط کنترلی آن هستند که مstellen از نوع قطعه تابع درنظر گرفته شده می‌بلد درحالیکه در الگوریتم‌های مبتنی بر تعیین ضرایب تابع تابز، تعداد پارامترها بستگی زیادی به نوع تابع تابز درنظر گرفته شده دارد.

**کلمات کلیدی:** شناسایی الگو، آناتامونهای یادگیر، تابع تابز، مستهندی قطعه‌بقطه

## ۱ - مقدمه

مسئله شناسایی الگو به جداسازی یک کلام اگو از سایر کلامهای موجود در کاربرد مورد نظر می‌پردازد. غالباً اطلاعات کامل درباره مسئله موردنظر در دست نیست، بنابراین قاعدة تصمیم‌گیری برای جداسازی یک کلام اگو از سایر کلامها، با استفاده از یک سری نمونه‌های آموخته موجود در حوزه کاربرد مورد نظر پادگ من‌شود. برای تعیین قاعدة تصمیم‌گیری از نمونه‌های آموخته، روش‌های متعددی پیشنهاد شده است که یکی از آنها استفاده از تابع تابز من‌بلد. در یک مسئله کلام، اگر  $(\cdot)$  تابع تابز باشد، قاعدة 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 تابع تابز ارائه شده اند که گروهی از آنها بر اساس آناتامونهای یادگیر می‌باشند. در روش‌های ارائه شده، ابتدا یک فرم کلی بصورت  $g(x, \theta) = h$  برای تابع تابز در گرفته می‌شود ( $x$  بردار نمونه و  $\theta$  بردار پارامترها می‌باشد) و سپس الگوریتم یادگیری، سعی در تعیین مقادیر بهینه برای بردار پارامتر  $\theta$  می‌نماید. فرم کلی تابع تابز با استفاده از اطلاعاتی که در مورد مسئله موردنظر در دست است، تعیین می‌شود [۱۹..۲۱] [۱۳] [۱۷] [۱۰..۹]. در [۱۰..۸] روش‌هایی برای تعیین تابع تابز با استفاده از آناتامونهای یادگیر با ساختار متغیر ارائه شده است. رضایی و میبدی در [۱۹] و [۲۰] کاربری آناتامونهای یادگیر با ساختار ثابت در تعیین پارامترهای (بهینه) تابع تابز با استفاده از بازی آناتامونهای یادگیر را مورد بررسی قرار داده‌اند. در [۱۹] آناتامونهای یادگیر نکمطوح با ساختار ثابت جدیدی ارائه شده است که قادرند پارامترهای تابع تابز را با کاربری بالای تعیین تابز نشانند. در [۲۰] با توسعه آناتامونهای ارائه شده [۱۹] آناتامونهای یادگیر مسلسله‌مراتیس جدید که قادرند در محدوده وسیعی پارامترهای تابع تابز را تعیین کنند، ارائه گردیده است. روش‌های ارائه شده در [۱۹] برای تعیین پارامترهای تابع تابزی که فرم کلی آن از قبل معلوم باشد، قابل استفاده می‌باشند. همچنین محدوده پارامترهای تابع تابز که باید تعیین زده شوند باید از قبل مشخص باشد. در [۲۱] با ترکیب روش‌های کلاسیک برای تعیین تابع تابز خطی با روش آناتامونهای یادگیر، سعی در اصلاح پارامترهای تابع تابز و تابع خودکار محدوده هر کلام اگو شده است. در این روشها، پوش هر کلام اگو با استفاده از روش‌های کلاسیک تقسیم شده و توسعه آناتامونهای یادگیر مصلح می‌گردد. در روش‌های فوق، پارامترهای یادگیری، ضرایب مربوط به تابع تابز می‌باشند که تعداد آنها بستگی به نوع تابع تابز مورد نظر دارد.

روشی که در این مقاله ارائه می‌گردد، معنی در تعیین محدوده‌های تصمیم‌گیری بوسیله منحنی‌های قطعه‌قطعه (خطی یا غیرخطی) با استفاده از نقاط کنترلی در فضای مولله مورد نظر می‌نماید. در این روش، لبندان تعدادی نقاط کنترلی برای سیستم دسته‌بندی درنظر گرفته می‌شود. تعداد و موقعیت‌های پارامترهای این نقاط پارامترهای سیستم هستند. با استفاده از تعدادی از نقاط مجاور، یک قطعه منحنی ایجاد می‌شود و مجموعه قطعه منحنی‌های ایجاد شده، مولله مورد نظر را دسته‌بندی می‌نماید. در فضای در بعدی، هر دو نقطه مجاور می‌تواند یک قطعه خطی ایجاد کنند که به این ترتیب یک سیستم دسته‌بندی قطعه‌قطعه خطی ایجاد می‌شود. با استفاده از روش رسم منحنی سلپلاین (Spline)، می‌توان یک منحنی قطعه‌قطعه هموار برای دسته‌بندی کلام مورد نظر بدست آورده. برای تعیین موقعیت نقاط برای هر نقطه محدوده‌ای درنظر گرفته می‌شود و این محدوده به موقعیت‌های تقسیم می‌شود. برای هر نقطه یک آناتامون یادگیر درنظر گرفته می‌شود بطوریکه عملهای آن، موقعیت‌های درنظر گرفته شده برای آن نقطه بشکند. آناتامونهای یادگیر در قالب بازی با پاسخ یکسان سیمی کنند بهترین موقعیت را از بین موقعیت‌های درنظر گرفته شده برای آن نقطه بشکند.

در روشهای ارائه شده برای تعیین ضرایب تابع تابع تابع، تعداد پارامترهای سیستم بستگی زیادی به تعداد ضرایب دارد (به عنوان مثال تعداد ضرایب یک تابع درجه ۲ بسیار بیشتر از تابع خطی است) [۱] [۱۷]. در روش ارائه شده در این مقاله، نقاط کنترلی، پارامترهای سیستم هستند که تعدادشان را اماً و بسته به نوع قطعه منحنی‌های درنظر گرفته شده نیست. سایر بخش‌های مقاله به صورت زیر ترتیب شده‌اند.

در بخش ۲ آناتامونهای یادگیر و بازی آناتامونهای یادگیر با پاسخ یکسان بطور خلاصه معرفی می‌گردد. همچنین آناتامون  $I_{SLR}$  که در [۱۷] ارائه شده است، بطور خلاصه توضیح داده می‌شود. در بخش ۳ الگوریتم نقاط کنترلی توضیح داده می‌شود. در بخش ۴ تابع شبیه‌سازی الگوریتم هموار حل دو مسئله معرفه آناتامونهای توزیع نرمال در فضای ۲ بعدی ارائه می‌شود. قطعه منحنی‌های رسم شده بصورت خطی قطعه‌قطعه و سلپلاین سوم قطعه‌قطعه (که یک منحنی هموار ایجاد می‌کند) می‌باشدند. در بخش ۵ نتیجه‌گیری و در بخش ۶ منابع ارائه شده است.

## ۲ - آناتامون یادگیر

یک آناتامون یادگیر، یک آناتامون احتمالی (Stochastic Automaton) است که با محیط خود به صورت پاسخ‌خواه (Feedback) تراکنش دارد. خروجی آناتامون، عملی است که به عنوان ورودی، به محیط داده می‌شود و خروجی محیط به عمل انجام شده است که به عنوان ورودی به آناتامون ارسال می‌گردد. آناتامون یادگیر براساس پاسخ محیط استراتژی خود را در تصمیم‌گیری‌های آینده به عنوان دسته‌بندی اینها می‌نماید. هدف از فعالیت آناتامون، انتخاب عملهای از مجموعه اعمال آناتامون است که بهترین پاسخ را از محیط دریافت کند. رابطه محیط و آناتامون که بصورت پاسخ‌خواه می‌باشد در شکل (۱) شان داده شده است.

از نظر ساختاری، آناتامونهای یادگیر به دو دسته آناتامونهای یادگیر با ساختار ثابت (Fixed Structure Learning Automata) و آناتامونهای یادگیر با ساختار متغیر (Variable Structure Learning Automata) تقسیم می‌شوند. در آناتامونهای با ساختار ثابت، نحوه تغییر حالت آناتامون از قبل مشخص می‌شود. براساس حالت آناتامون در مرحله  $k$ ام، عمل ( $k$ ) با استفاده از تابع انتخاب عمل آناتامون، در محیط انجام می‌شود و با دریافت پاسخ (تا)  $\beta$  از جایزه، حالت بعدی آناتامون تعیین می‌گردد. در آناتامونهای یادگیر با ساختار متغیر، نحوه تغییر حالت آناتامون از قبل مشخص نیست. در این مدل، بردار احتمال عمل Vecout (Action Probability Vector) پا بردار احتمال حالت (State Probability Vector) انتخاب عملی را فرآور کردن آناتامون در حالت بعدی را معین می‌کند. در آناتامونهای یادگیر با ساختار متغیر، یک توزیع اولیه (عمولاً پکنراحت) به عنوان مقادیر اولیه بردار احتمال عمل درنظر گرفته می‌شود. در هر مرحله، با توجه به احتمال عملها، آناتامون یک عمل را انتخاب و به محیط اعلام می‌نماید و پاسخ آن را از محیط دریافت می‌کند. براساس پاسخ مطلوب از محیط دریافت شده، آناتامون، این احتمال‌ها را به عنوان دسته‌بندی می‌نماید. هدف از این بهعنوان سازی، یافتن عمل مناسب با مدل دریافت پیشترین احتمال پاسخ مطلوب از محیط است. به نحوه تغییر احتمالها، الگوریتم یادگیری (Learning Algorithm) پا روش تقویتی (Reinforcement Scheme) می‌شود که من تواند تابع خطی یا غیرخطی از احتمالها بشکند.

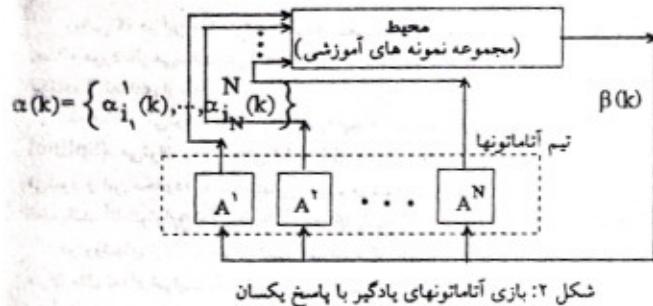
محیط براساس مجموعه  $\beta$  (مجموعه پاسخ محیط) به سه دسته تقسیم می‌شود: مدل  $P$  که در آن، مجموعه  $\beta$  دو عضوی است که یک عضو پیش‌بازگرد پاسخ مطلوب و عضو دیگر پیش‌بازگرد نامطلوب می‌باشد، مدل  $Q$  که در آن، مجموعه  $\beta$  که در آن، مجموعه  $\beta$  دو عضوی است که یک عضو پیش‌بازگرد مطلوب و عضو دیگر پیش‌بازگرد نامطلوب می‌باشد، در این مدل، پاسخ محیط می‌تواند یکی از مقادیر پیش‌بازگرد نامناسب باشد. در مدل‌های  $Q$  و  $S$  عموماً مقدار بیشتر برای پاسخ محیط به عنوان پاسخ بهتر درنظر گرفته می‌شود. براساس مجموعه  $\beta$  (مجموعه مشخصات داخلی محیط)، محیط به در دسته اپتا (Stationary) و پویا (Non Stationary) طبقه‌بندی می‌شود. در مدل اپتا مقادیر  $\beta$  (ما (احتمال دادن پاسخ نامطلوب به عمل ( $i$ ) و در تیجه 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 مولله را می‌توان با یک آناتامون متفاوت که با محیط در ارتباط است حل کرد که در این صورت، ممکن است می‌تواند عملهای بسیار زیاد بشویم که این، منجر به سرعت همگراشی بسیار پایین می‌گردد [۹]. برای حل مشکل سرعت همگراشی، می‌توان از مجموعه احتمالی این آناتامونهای ارزانی ارائه شده است. در مدلی که در این مقاله درنظر گرفته شده است، همه بازیگران در لنهای هر بازی پاسخ یکسانی را از محیط دریافت می‌کنند.

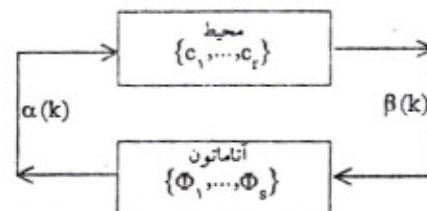
فرض کنیم تابع تابع به فرم  $(X, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) = g$  باشد بطوریکه  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$  پارامترهای تابع  $\beta$  هستند که باید یاد گرفته شوند.  $X$  بردار شمومه ویژگی‌ها است که باید دسته‌بندی شود. با استفاده از آناتامون یادگیر در قالب یک بازی با پاسخ یکسان مطابق نشکل (۲) می‌توان پارامترهای فیزیکی را انتخاب کرد.

در شکل (۲)، انتخاب‌های  $A_1, \dots, A_n$  در بازی شرکت کردند. هر آناتامون  $A_i$  در بازی شرکت کردند. هر آناتامون  $A_i$  یک مقدار مسکن برای پارامتر  $\theta_i$  از تابع تابع تابع می‌شود. مقادیر ممکن برای پارامتر  $\theta_i$  (و در نتیجه اعمال آناتامون  $A_i$ ) از قبل تعیین شده‌اند. هدف از این بازی، پیدا کردن مقادیری برای پارامترهای  $\theta_i$  می‌باشد بطوریکه تعداد دسته‌بندی‌های غلط مینیمم گردد. در هر مرحله، آناتامون  $A_i$  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. پک (با چند) نمونه از بردارهای ویژگی موجود در محیط توسط تابع پیش‌بازگرد آمده (با استفاده از پارامترهای انتخاب شده) دسته‌بندی می‌شود و نتیجه بصورت نسبت تعداد دسته‌بندی‌های صحیح به کل نمونه‌های آزمایش شده، به نیم ارسال می‌شود. براساس پاسخ بدست آمده، آناتامونهای شرکت کننده در بازی، شیوه تصمیم‌گیری خود را به عنوان دسته‌بندی می‌نمایند. هدف از بازی، بدست آوردن تابع شناسی از همه براساس آن احتمال دریافت پاسخ نامطلوب و یا به عبارت دیگر تعداد دسته‌بندی‌های غلط نمونه‌ها مینیمم گردد.

برای اطلاعات پیشتر دریاره آناتامونهای یادگیر، می‌توانید به [۹] [۱۰] [۱۱] [۱۲] [۱۳] [۱۴] [۱۵] [۱۶] [۱۷] [۱۸] [۱۹] [۲۰] [۲۱] [۲۲] [۲۳] [۲۴] مراجعه نمایید. برخی از کاربردهای آناتامونهای یادگیر عبارتند از: مسیرهای در شبکه [۲۳] [۲۲]، استفاده در سیستم‌های صف [۲۰]، بازی‌لیستی و شمشایی نمودار [۱۸]، تکنیک سیکلت [۱۱]، بهینه‌سازی در شبکه‌های سیمی [۲۶] [۲۷]، گسترل رو تاپیک [۲۸]، حل مسائل دلتا مشکل [۲۹]. آنچه در ادامه این بخش می‌آید، شرح مختصری است از آناتامون  $I_{SLR}$  که در [۱۷] پیشنهاد شده و در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است.



شکل ۲: بازی آناتامونهای پادگیر با پاسخ پکسان



شکل ۱: رفتار متقابل محیط و آناتامون

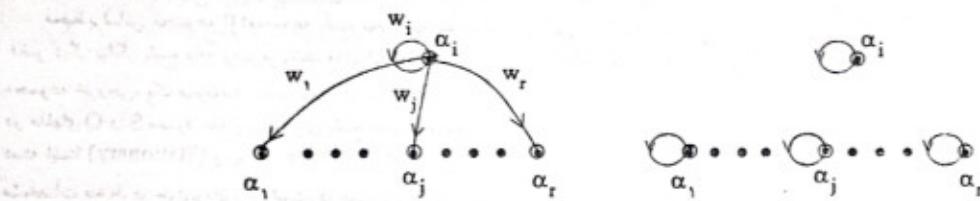
## ۱-۲ - آناتامون I

آناتامونی با ۲ حالت  $\Phi_i, \Phi_j$  و عمل  $\alpha_1, \dots, \alpha_r$  بطوریکه در هر حالت  $\Phi_i$  عمل  $\alpha_i$  توسط آناتامون انتخاب شود را درنظر بگیرید. برای هر عمل  $\alpha_i$  وزن  $w_i$  با توزیع اولیه یکتوار است (مقدار  $\frac{1}{r}$  برای هر  $\Phi_i$ ) درنظر گرفته می‌شود. در مرحله kام، عمل  $\alpha_i(k)$  توسط آناتامون انتخاب شود (آناتامون در حالت  $\Phi_i(k)$  باشد) با دریافت پاسخ محیط، آناتامون شویق یا تنبیه می‌شود. در صورت شویق شدن، وزن عملهای آناتامون مطابق ربطه (۱) به هنگام منشود بدین معنی که وزن عمل انتخاب شده مقداری اضافه شده و از وزن سایر عملهای کم می‌شود، در صورت تنبیه شدن، بدون اینکه وزن عملهای آناتامون تغییر کند، با احتمال  $w_i(k)$  در حالت فعلی باقیمانده و با احتمال  $1-w_i(k)$  در حالت  $\Phi_j$  تغییر حالت می‌دهد. عملی که وزن آن از حد مخصوص (منلا ۰/۹۹) بیشتر شود، به عنوان عمل بهینه انتخاب می‌شود. W عددی است صحیح که پارامتر پادگیری نامیده می‌شود.

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

شکل‌های (۳) و (۴) نحوه تغییر حالت آناتامون‌ها دریافت پاسخ مطلوب و نامطلوب از جانب محیط را نشان می‌دهند. در شکل‌ها فرض شده است که آناتامون در حالت  $\Phi_i$  قرار دارد، به این ترتیب عمل  $\alpha_i$  را تاختاب می‌نماید. با دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط، آناتامون شویق می‌گردد و وزن عملهای آن مطابق ربطه (۱) به هنگام منشود. با دریافت پاسخ نامطلوب، آناتامون با احتمال  $w_i$  در حالت  $\Phi_i$  باقی می‌ماند و با احتمال  $1-w_i$  در حالت  $\Phi_j$  تغییر حالت می‌دهد. پادگیر

تجهیز داشت که همواره  $\sum_{i=1}^r w_i = 1$  می‌باشد. برای کسب اطلاعات بیشتر درباره این آناتامون می‌توانید به [۱۷] مراجعه نمایید.



شکل ۴ : گراف تغییر حالت آناتامون I  
SL<sub>R-I</sub>  
با دریافت پاسخ نامطلوب از جانب محیط

شکل ۳ : گراف تغییر حالت آناتامون I  
SL<sub>R-I</sub>  
با دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط

## ۳ - الگوریتم نقاط کنترلی

الگوریتم که در این بخش ارائه می‌گردد اختصاص به فضای ۲ بعدی دارد و برای فضاهای با بعدی بیشتر از ۲ پیاده‌سازی آن به راحتی امکان‌پذیر نیست. در این الگوریتم لبنا تعدادی نقطه کنترلی در فضای نمونه‌ها تعیین می‌شود. سپس با عبور دادن خط یا مجموعه خطوط از نقاط کنترلی، تابع تمايز جدالنده کلاس‌گوی  $w_i$  از سایر کلاس‌های موجود در مسئله مورد نظر تخمین زده می‌شود.

فرض کنیم در مسئله مورد نظر ۲ کلاس  $w_1, \dots, w_N$  وجود داشته باشد و هدف، جذب‌سازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها باشد. با توجه به نمونه‌های آموزشی موجود، می‌توان محدوده مولفه‌های نمونه‌ای آموزش (حداقل و حداکثر مقدار ممکن برای مولفه‌های بردارهای ویزگی) را محاسبه نمود. (در فضای دو بعدی) فرض کنیم بردار ویزگی بصورت  $X = (X_1, X_2) = (X_1, X_2, \dots, X_N)$  بوده و در مجموعه نمونه‌ای آموزشی، مولفه  $X_1$  در بازه  $[X_{1\min}, X_{1\max}]$  و مولفه  $X_2$  در بازه  $[X_{2\min}, X_{2\max}]$  قرار داشته باشد. نقطه کنترلی بصورت  $(X_1, X_2)$  و  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$  در فضای نمونه‌ای آموزشی درنظر گرفته می‌شود. از هر ترجمه نقطه داشته باشد.  $N$  نقطه کنترلی بصورت  $(X_1, X_2, \dots, X_N)$  می‌توان قطعه خط  $h_{X_m}$  را عبور داد. به این ترتیب  $N-1$  قطعه خط ابزار می‌شود. با استفاده و ربطه (۲) می‌توان بردار ویزگی  $(X_1, X_2) = X$  را مستهندی نمود.

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

در ربطه (۲) با استفاده از یکی از مولفه‌های بردارهای ویزگی  $(X_i)$  نمونه‌ها قطعه‌بندی می‌شوند. به این ترتیب فضای مسئله به  $1 - N$  قطعه تقسیم شده و برای هر

قطعه، یک تابع تمايز خطي درنظر گرفته می شود. هر نمونه ورودی، با توجه به قطعه ای که به آن تعلق دارد، دسته بندی می گردد.  
 برای پاده مازی روش فوق، تعداد  $N$  نقطه کنترلی درنظر گرفته می شود. برای هر مختصه  $x_{j_m}$  ( $1 \leq m \leq N$ ) ( $x_{1_m}, x_{2_m}, \dots, x_{N_m}$ ) (ج) از نقطه کنترلی  $A_{x_{1_m}, x_{2_m}}$  مقدار مسکن بصورت  $x_{j_m}$  درنظر گرفته می شود. مقدارهای درنظر گرفته شده برای هر نقطه کنترلی، به عنوان عملهای در (ا) یک آناماتون پادگیر درنظر گرفته می شود. آناماتونها به ۱ -  $G_1$  ،  $\dots$  -  $G_N$  تقسیم می گردد. هر گروه از آناماتونها وظیفه تعیین خط تمايز  $h_{x_m}$  را بر عهده دارد، به این ترتیب گروههای تعیین کننده نقاط مشترک کنترلی بین دو تابع تمايز مجاور، دارای آناماتونهای مشترک می باشند. این مطلب در شکل (۵) نشان داده شده است. در این شکل، آناماتون  $A_{x_{1_m}, x_{2_m}}$  مکان نقطه کنترلی  $(x_{1_m}, x_{2_m})$  را تعیین می نماید.



شکل ۱۰۰۴: گروههای آناماتونها

در فرآیند پادگیری، در هر مرحله  $k$ ، آناماتونهای شرکت کننده با توجه به شیوه تصمیم گیری خود، یک عمل و در نتیجه یک مقدار برای نقطه کنترلی تعیین می نمایند. یک نقطه بطور تصادفی از مجموعه نمونهای آموزش موجود در محیط انتخاب و توسط گروه آناماتونی که نقطه به محدوده آن تعلق دارد، مطابق ربطه (۲) - دسته بندی می شود و پاسخ دسته بندی بصورت مستهندی درست با غلط به گروه دسته بندی کننده ارسال می گردد. با توجه به پاسخ بدست آمد، شیوه تصمیم گیری گروه فعل شده بصورت بازی با پاسخ یکسان به هنگام می گردد و نحوه تصمیم گیری سایر گروهها و آناماتونها بدون تغییر مملک. این به هنگام اسازی به گونه ای تعیین کننده خطوط تمايز به عمل پیشنهاد می شود همگرا شده باشند پعنی برای نقطه کنترلی مربوط به خودشان موقعیتی مناسب را تعیین کرده باشند. در این روش اگرچه در هر مرحله فقط یک گروه آناماتون فعال می گردد، اما با مشترک بودن آناماتونها بین گروههای مختلف، عملیاً در مراحل مختلف پادگیری بین گروههای مختلف ارتباط برقرار می گردد.

در صورتیکه هر گروه شامل دو نقطه بوده و پیانگر یک نقطه خط بالشد، منحنی های 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 مسلاحيهای قطعه به قطعه از خر گروه، من توان یک منحنی مسوار برای جلسازی کلاس  $W_i$  از سایر کلاسها بدست آوردم. باید توجه داشت که در این الگوریتم، پارامترهای سیستم دسته بندی، نقاط کنترلی درنظر گرفته شده می باشند که تعداد این پارامترها مستقل از نوع قطعه خط (خط، درجه ۲، ...، پاند). الگوریتم (۱) روش دسته بندی پوسیله نقاط کنترلی را انشان می دهد.

در الگوریتم (۱)، ابتدا به تعداد نقاط کنترلی، آناماتون پادگیر تعریف می شود. هر آناماتون  $[i]$   $A$  وظیفه تعیین مختصات نقطه کنترلی آن را بر عهده دارد. سپس در حلقة Until ... Repeat موقعيت هر نقطه کنترلی پادگیر گرفته می شود. در هر تکرار حلقة (هر مرحله) یک نمونه تصادفی انتخاب و قطعه ای که نمونه به آن تعلق دارد تعیین می شود. سپس با استفاده از عمل انتخاب شده توسط آناماتونهای آن قطعه، تابع تمايز آن قطعه تعیین شده و نمونه انتخاب شد، توسط آن دسته بندی می گردد. در صورتیکه دسته بندی درست نجام شده باشد، آناماتونهای شرکت کننده در تعیین تابع تمايز، تشویق و در غیر اینصورت تنبیه می گردد. شرط خاتمه الگوریتم (EndOfGame) زمانی است که کلیه آناماتونها مقدار نهایی را برای نقطه کنترلی خود انتخاب کرده باشند (احتمال یا وزن انتخاب یکی از عملهای آن به بیش از حد معین، مثلاً 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 ( $h_j(\underline{x}) \geq 0$  and  $\underline{x} \in w_i$ ) or ( $h_j(\underline{x}) < 0$  and  $\underline{x} \notin w_i$ ) then
        DoReward (A[j], A[j+1])
    else
        DoPenalty(A[j], A[j+1])
    end if
Until EndOfGame;
End Procedure Learning;

```

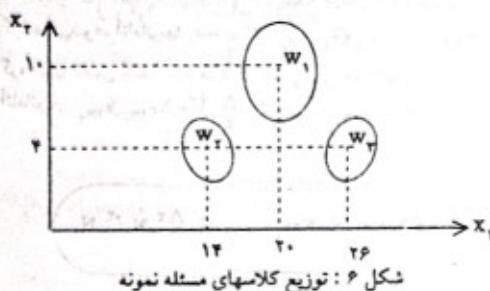
#### الگوریتم ۱

### ۳ - نتایج شبیه سازی

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

#### ۱-۴ - مسئله نمونه ۱

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



شکل ۶: توزیع کلاسها در مسئله نمونه

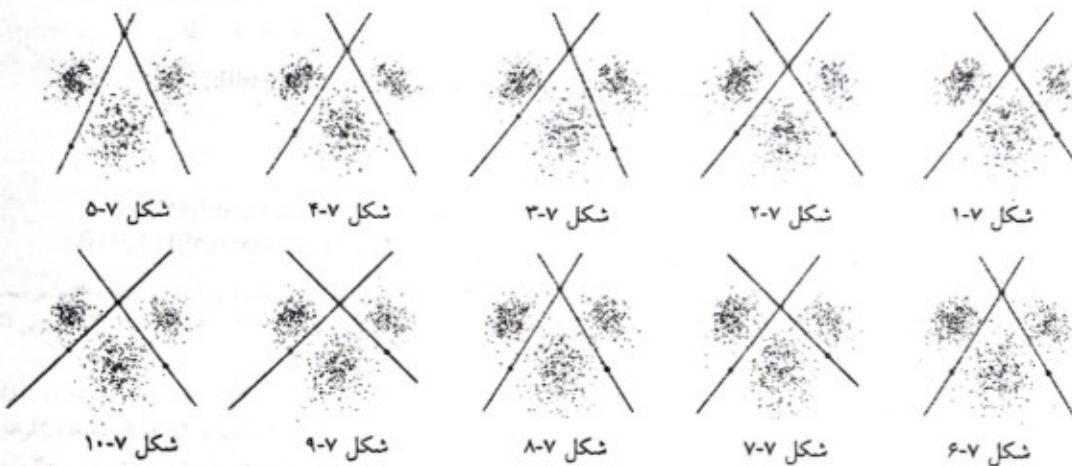
$$\begin{aligned} w_1: M &= (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 16 \end{pmatrix} \\ w_2: M &= (12, 4)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0/0 \\ 0/0 & 4 \end{pmatrix} \\ w_3: M &= (26, 4)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0/0 \\ 0/0 & 4 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (۳)$$

بردار  $M$ ، بردار میانگین و ماتریس  $\Sigma$ ، ماتریس کوواریانس توزیعها می‌باشد. شکل (۶)، شکل توزیع کلاسها را نشان می‌دهد. مسئله نمونه فوق با روش گفته شده پیاده‌سازی و حل گردید. در آزمایش نجام شده، سه نقطه کنترلی به مشخصات  $(X_1, 14)$ ,  $(X_2, 20)$ ,  $(X_3, 26)$  دارند. درنظر گرفته شد، مشخصه  $x$  کلیه نقاط کنترلی ثابت فرض شد و برای تعیین مشخصه  $x$  هر نقطه کنترلی  $x$  مقدار مختلف مطابق رابطه (۷) درنظر گرفته شد. به این ترتیب ۳ آناماتون که هر یک دارای ۷ عمل می‌باشد برای تعیین مشخصه  $x$  نقاط کنترلی درنظر گرفته شد. بنابراین مجموعاً ۲ خط تمايز برای جذلسازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها پادگرفته می‌شود. برای پادگیری نقاط از آناماتونهای  $R_{SL}$  با بارتر پادگیری  $W = 2000$  استفاده گردید. شرط خاتمه الگوریتم، رسیدن وزن عمل بهینه به بیش از ۹۹٪ درنظر گرفته شد. جدول (۱) نتیجه ۱۰ بار اجرای الگوریتم فوق برای جذلسازی کلاس  $w_1$  از دیگر کلاسها بهینه 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 جذلسازی کلاس  $w_1$  از سایر کلاسها را نشان می‌دهد (درصورتیکه اطلاعات مسئله بطور کامل معلوم باشد، قانون بیز تابع تمايزی که بهترین دقت مستنبتدی را از خود نشان می‌دهد را تولید می‌نماید [۱]). شکل‌های ۱-۷ تا ۱۰-۷ خطوط پادگرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند. نقاط پرزنگ پیاپی نقاط کنترلی تعیین شده می‌باشند. در شکلها، محور  $x$  به سمت پایین درنظر گرفته شده است، بنابراین کلاس  $w_1$  در زیر دو کلاس دیگر دیده می‌شود.

$$A_{11}: 26 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16 \ 18 \quad A_{21}: -2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10 \quad A_{31}: 2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10 \quad (۴)$$

جدول ۱

شماره آزمایش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین	بیز
دقت دسته پندی	۹۸/۶۷	۹۹/۱۲	۹۸/۷۳	۹۹/۰۷	۹۸/۲۷	۹۹/۰۷	۹۸/۶	۹۸/۹۳	۹۸/۸۷	۹۸/۸۷	۹۸/۷۸	۹۸/۹۴
تعداد مرحله پادگیری	۶۳۴۲۲	۲۸۶۰۰	۵۶۴۱۲	۴۲۱۱۱	۷۰۷۳۹	۲۲۲۹۴	۲۹۶۶۷	۲۱۰۱۸	۷۰۰۹۰	۰۰۴۷۱	۲۷۲۸۴	—

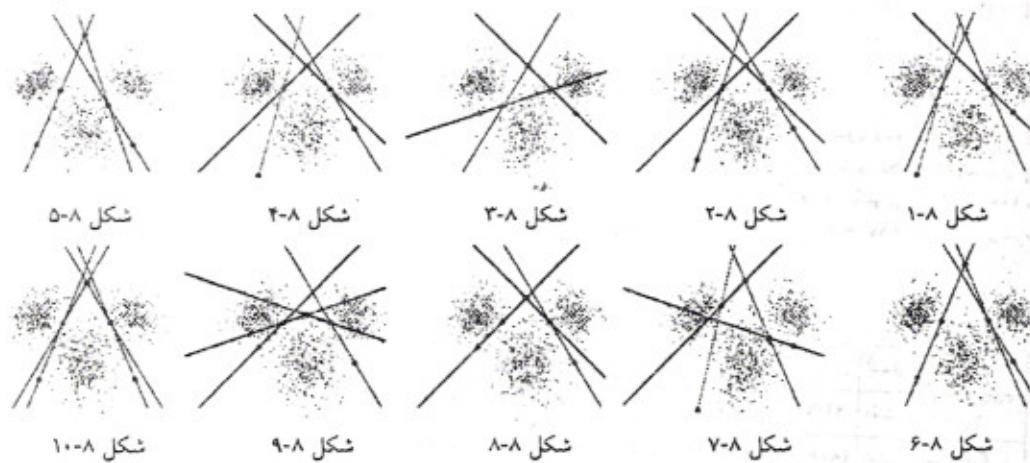


آزمایش فرق با درنظر گرفتن ۵ نقطه کنترلی با مشخصات  $(X_1, 14)$ ,  $(X_2, 20)$ ,  $(X_3, 26)$ ،  $A_1: (X_1, 17)$ ,  $A_2: (X_2, 20)$  و  $A_3: (X_3, 23)$  نکرار گردید. برای مولقه اول هر نقطه ۷ عمل مطابق رابطه (۵) درنظر گرفته شد. به این ترتیب ۴ خط تمايز در قالب ۴ تیم آناماتون پادگرفته می‌شود. جدول (۵) نتیجه ۱۰ بار نجام آزمایش با شرایط جدید را نشان می‌دهد. شکل‌های ۱-۸ تا ۱۰-۸ تابع تمايز پادگرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند. نقاط پرزنگ، نقاط کنترلی پادگرفته شده در هر آزمایش را نشان می‌دهند.

$$\begin{aligned} A_{11}: 26 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16 \quad A_{21}: 1 \ 3 \ 5 \ 7 \ 11 \ 13 \ 15 \quad A_{31}: -2 \ 4 \ 6 \ 8 \ 10 \\ A_{41}: 1 \ 3 \ 5 \ 7 \ 11 \ 13 \ 15 \quad A_{51}: 4 \ 6 \ 8 \ 10 \ 12 \ 14 \ 16 \quad (۵) \end{aligned}$$

جدول ۲

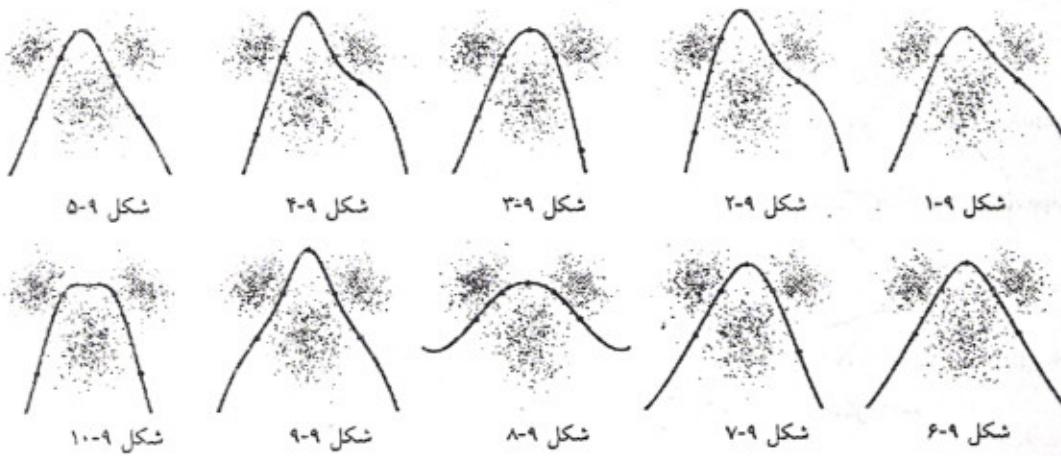
شماره آزمایش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین	بیز
دقت دسته بندی	۹۸/۹۳	۹۹/۰۷	۹۹/۱۲	۹۸/۲۷	۹۹/۲	۹۹/۱۳	۹۸/۲	۹۸/۷۳	۹۹/۰۷	۹۹/۰۷	۹۸/۹	۹۸/۹۴
تعداد مراحل پادگیری	۵۶۱۰۷	۴۷۱۹۵	۸۹۹۲۲	۶۸۲۲۲	۲۲۹۰۷	۹۱۸۶۲	۱۱۹۲۹۸	۸۹۶۸۲	۳۲۶۱۰	۳۱۳۲۰	۶۷۱۱۷	—



آزمایش فرق با در نظر گرفتن ۵ نقطه کترالی ذکر شده در رابطه (۵) و رسم منحنی سپاهان قطعه به قطعه درجه ۳ مفید (مشق دوم منحنی در نقاط بندایی و انتهایی صفر فرض شد، در این تقریب فرض می شود که در نقاط بندایی و انتهایی، شبیه منحنی تغییری نمی کند) تکرار گردید. به این ترتیب کلاس  $W_1$  توسط یک منحنی همچو از دو کلاس دیگر جدا می شود. برای تعیین موقعیت نقاط کترالی از آناتامون  $SL_{R-1}$  با پارامتر پادگیری  $W = 2000$  مستفاده گردید و در هر مرحله از پادگیری، با توجه به نتیجه دسته بندی، کلیه آناتامونها شرایق یا تنبیه شلند (زیرا معادله منحنی قطعه سپاهان فقط به نقاط بندایی و انتهایی آن قطعه بستگی ندارد بلکه از سایر نقاط بیز ناگفته می باشد). جدول (۲) نتیجه ۱۰ بار اجرای آزمایش با شرایط جدید را نشان می دهد. شکل های ۱-۹ تا ۱۰-۹ منحنی های انتهایی پادگیری شده در هر آزمایش را نشان می دهدند. نقاط پرونگکر، موقعیت تعیین شده برای نقاط کترالی را نشان می دهند. پاید توجه داشت که اگرچه نوع منحنی تفاوت بسیاری با آزمایش قبلی دارد، اما تعداد پارامترهای سیستم پادگیری (که برابر با تعداد نقاط کترالی و محدوده در نظر گرفته شده برای هر نقطه است) در هر دو آزمایش یکسان می باشد، در صورتیکه در روش های مبتنی بر تعیین ضرایب منحنی های تایز، پارامترهای سیستم به نوع منحنی در نظر گرفته شده پستگی دارد.

جدول ۳

شماره آزمایش	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میانگین	بیز
دقت دسته بندی	۹۹/۰۷	۹۸/۰۳	۹۸/۸	۹۹/۱۳	۹۸/۹۳	۹۹/۲	۹۸/۸۷	۹۸/۸۷	۹۸/۹۷	۹۹/۰۷	۹۸/۹۱	۹۸/۹۴
تعداد مراحل پادگیری	۳۲۱۱۲	۱۰۲۸۷۷	۴۶۷۹۳	۲۱۰۴۶	۲۸۲۰۱	۱۱۲۴۹۴	۶۷۷۸۷	۱۲۶۰۰۸	۸۰۳۴۷	۶۷۸۹۷	۷۲۰۵۰	—



## ۲-۴ - مسئله نمونه ۲

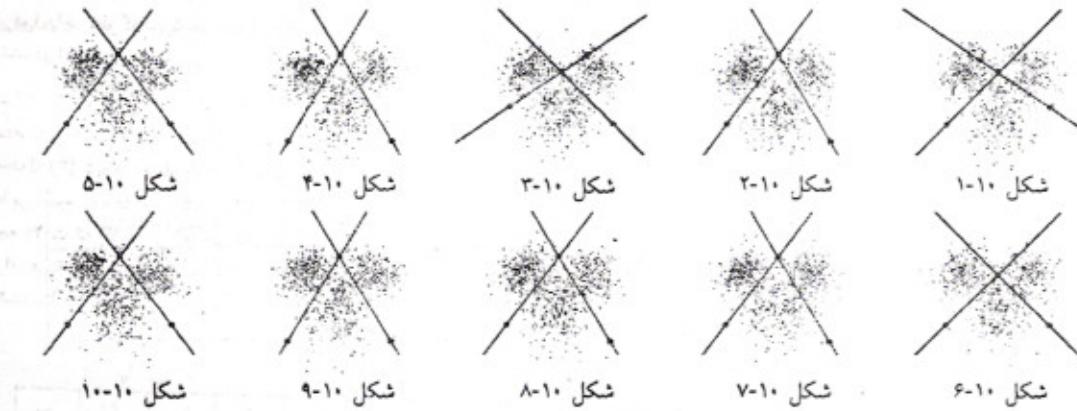
مسئله: جدلسازی کلاس‌ها  $W_1$  از سایر کلاس‌ها در پک مسئله سه کلاسه با توزیعهای نرمال با مشخصات زیر:

$$\begin{aligned} w_1 : M &= (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ w_2 : M &= (16, 6)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 4 & -0.5 \\ -0.5 & 2 \end{pmatrix} \\ w_3 : M &= (24, 6)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 4 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (۶)$$

همانطور که در ربطه (۶) دیده می‌شود، در مسئله نمونه ۲ نسبت به مسئله نمونه ۱، میانگین کلاس‌های  $w_2$  و  $w_3$  به میانگین کلاس  $w_1$  نزدیک شده‌اند. بنابراین کلاس‌ها از روی هم انتادگی بیشتری نسبت به مسئله نمونه ۱ برخوردارند و با دقت کمتری قابل جدلسازی می‌باشند. جدول (۷) نتایج بدست آمده از ۱۰ بار آزمایش برای جدلسازی کلاس‌ها با استفاده از سه نقطه کنترلی با مشخصات گفته شده در ربطه (۴) و برآراش خط راست از هر دو نقطه متوازی، جدول (۸) نتایج جدلسازی کلاس‌ها با استفاده از پنج نقطه کنترلی با مشخصات گفته شده در ربطه (۵) و برآراش خط راست از هر دو نقطه متوازی و جدول (۹) نتایج جدلسازی کلاس‌ها با استفاده از پنج نقطه کنترلی با مشخصات ذکر شده در ربطه (۶) و استفاده از لسلابین مقید را نشان می‌دهند. شکل‌های ۱-۱۰ تا ۱۰-۱۲ مربوط به جدول (۷)، شکل‌های ۱۱-۱۲ مربوط به جدول (۸) و شکل‌های ۱۳-۱۴ مربوط به جدول (۹) می‌باشند. برای پادگیری از آناماتون  $SL_{R-I}$  با پارامتر پادگیری  $W = 2000$  استفاده شده و شرط خاتمه الگوریتم رسیدن وزن عمل بهینه برای کلية آناماتونهای شرکت کننده در بازار به بیش از ۹۹٪ درنظر گرفته شده است.

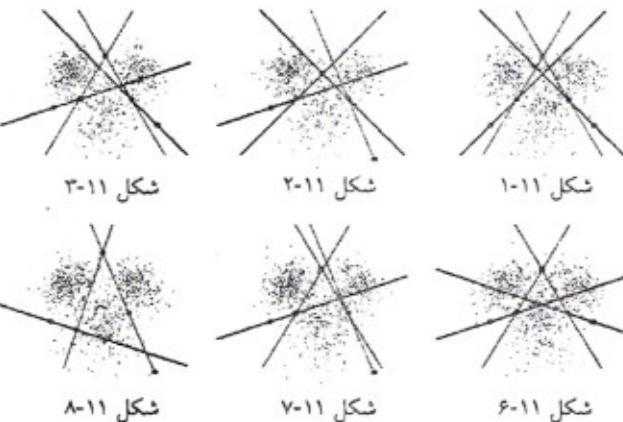
جدول ۴

میانگین	بیز	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
بیز	۹۲/۹۲	۹۲/۷۳	۹۲/۲۳	۹۲/۲۲	۹۲/۶۷	۹۲/۵۷	۹۲/۷۳	۹۲	۹۲/۲	۹۲/۴۷	۹۲/۰۷	۹۲/۹۲
دقت دسته پندی	۹۲/۷۳	۹۲/۲۳	۹۲/۲۲	۹۲/۶۷	۹۲/۵۷	۹۲/۷۳	۹۲	۹۲/۲	۹۲/۴۷	۹۲/۰۷	۹۲/۹۲	۹۲/۹۰
تعداد مرحله پادگیری	۲۸۷۶۰۰	۲۰۷۵۵۰	۲۹۹۸۹۰	۱۶۶۷۱۷	۸۴۱۹۰	۸۷۰۴۷	۱۸۰۴۲۴	۲۰۶۹۵	۱۹۰۳۳۳	۲۳۰۷۰۰	۱۹۴۶۱۰	—



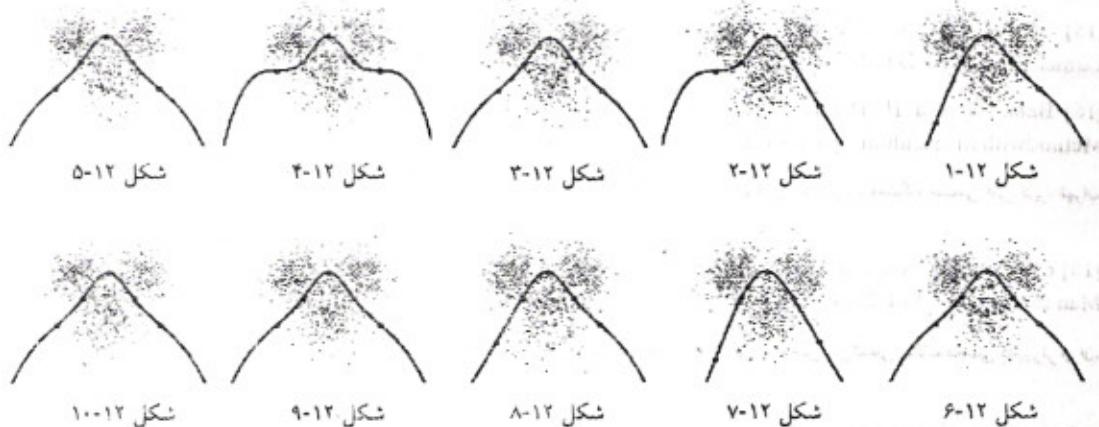
جدول ۵

میانگین	بیز	۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	شماره آزمایش
بیز	۹۲/۴	۹۲/۲	۹۲/۵	۹۲/۰۷	۹۲/۸۷	۹۲/۷۳	۹۲/۲۳	۹۲/۲	۹۲/۵۷	۹۲/۰۷	۹۲/۹۲	۹۲/۹۰
دقت دسته پندی	۹۲/۰۷	۹۲/۲	۹۲/۵	۹۲/۰۷	۹۲/۸۷	۹۲/۷۳	۹۲/۲۳	۹۲/۲	۹۲/۵۷	۹۲/۰۷	۹۲/۹۲	۹۲/۹۰
تعداد مرحله پادگیری	۱۶۰۹۶۰	۲۶۴۶۲۰	۲۸۸۸۹۳	۱۰۰۲۱۰	۷۰۵۷۱	۷۷۱۲۸۸	۲۲۰۱۸۱	۲۲۵۷۷	۲۴۷۵۰۲	۱۶۲۲۷۲	۲۱۱۳۰۲	—



جدول ۶

شماره آزمایشی	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	میلکن	جه
دقت دسته پنهانی	۹۲/۰۶	۹۲/۸۷	۹۳	۹۲/۷۸	۹۲/۶	۹۲/۷۸	۹۲/۴	۹۲/۰۲	۹۲/۲	۹۲/۱۲	۹۲/۶۲	۹۲/۹۰
تعداد مراحل یادگیری	۲۲۸۹۰۷	۱۹۶۰۱۰	۲۷۷۰۶۹	۱۸۷۰۰۷	۲۲۹۰۷۳	۲۲۹۴۲۳	۲۰۶۶۲۶	۹۹۶۱۶	۱۷۵۸۲۱	۱۸۸۲۲۱	۲۲۹۳۵۱	—



## ۵ - نتیجه‌گیری

در این مقاله، الگوریتم مستهندی الگوها با استفاده از نقاط کنترلی پیشنهاد گردید. در این الگوریتم، برای جدل‌سازی یک کلاس الگو از سایر کلاسها، مقدار N تعلق کنترلی در فضای مسئله درنظر گرفته می‌شود. نقاط کنترلی به گروههای M تابعی (M < N) تقسیم می‌شوند که هر گروه با گروه مجاور خود دارای تعدادی نقطه مشترک می‌باشد. فضای نمونه‌های مسئله بین گروههای مختلف توزیع می‌گردد. برای هر گروه،تابع تمايزی تعیین می‌گردد که وظیفه مستهندی فضای متعلق به خود را بر عهده دارد. مجموعه نقطه توابع بدست آمد، تابعه مستهندی را معین می‌کند. در این الگوریتم، موقیعت نقاط کنترلی، پارامترهای قطعه منحنی می‌باشد. این موقیعت توسط پارامترهای یادگیر در فضای درنظر گرفته شده، برای آن تعیین می‌گردد. در روش‌های ارائه شده، قبلي، مسرايب توابع تمايز، پارامترهای سیستم هستند. که باید یاد گرفته شوند و تعداد این پارامترها استگی به نوع تابع تمايز درنظر گرفته شده دارد. در روش ارائه شده در این مقاله، مکان نقاط کنترلی، پارامترهای سیستم یادگیری هستند که تعدادشان از اما وابسته به نوع منحنی‌های تمايز نیستند.

## ۶ - منابع

- [1] Fukunaga, An Introduction to Statistical Pattern Recognition, New York, Academic Press, 1972.
- [2] Pieñe 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 Cybem., 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 Cybem., 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 Cybem., 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.

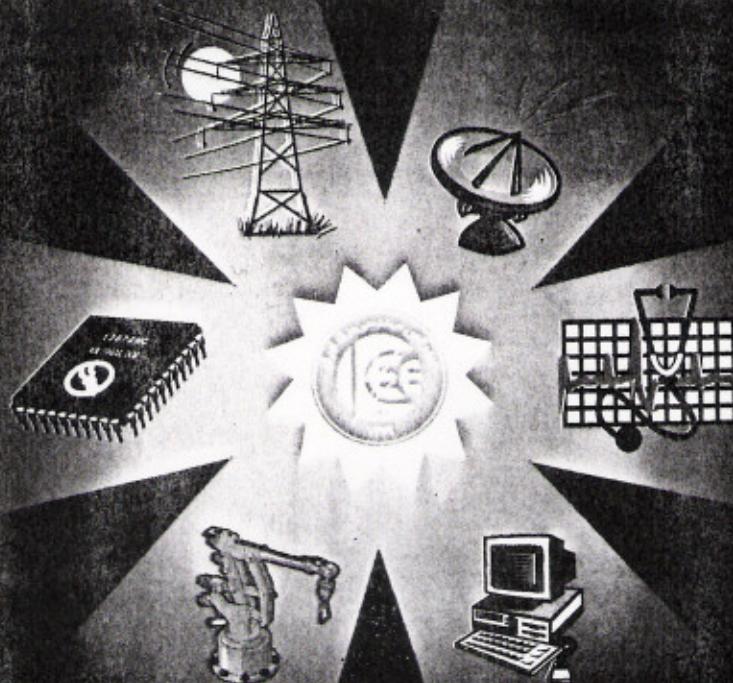
- [11] Mars P. , J.R. Chen and R. Nombiar, Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications, CRC Press, New York, 1998.
- [12] Lakshimavarhan S. , Leaming Algorithms: Theory and Applications, New York, Springer - Verlag, 1981.
- [13] Tou J. T. and R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principals, Reading, MA : Addison-Welscy, 1974.
- [14] Meybodi M. R. and S. Lakshimavarhan, "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 آناتونهای یادگیر در تعیین توابع تمايز، پایاننامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۷.
- [18] Oemann B. John and Edward V. de St. Croix, "String Taxonomy Using Learning Automata", IEEE Trans. on Sys., Man and Cybem, Vol. 27, No. 3, April 1997.
- [۱۹] غلامرضا رضایی و محمدرضا میدی، تعیین خودکار توابع تمايز برای مستهندی الگوها، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس بین المللی سالانه تجمیع کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، ۱۳۷۷.
- [۲۰] غلامرضا رضایی و محمدرضا میدی، تعیین توابع تمايز برای مستهندی الگوها با استفاده از آناتونهای یادگیر سلسله مراتبی، مجموعه مقالات هفتمین کنفرانس مهندسی برق ایران، مرکز تحقیقات مخابرات ایران، تهران، ایران، ۱۳۷۸.
- [۲۱] غلامرضا رضایی و محمدرضا میدی، الگوریتمهای ترکیبی برای شناسایی الگو (آناتونهای یادگیر + روش‌های کلاسیک)، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۸.
- [22] Meybodi M. R. and Lakshmivarhan S., "Optimality of a General Class of Learning Algorith'm, 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 Cybem., 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 Leaming Systems, K. S. Narendra [Ed.], New York : Plenum Press, 1986, pp. 213-228
- [25] Meybodi M. R. and Lakshmivarhan. S., "A Leaming 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 میدی، بهینه‌سازی ساختار شبکه‌های عصبی توسط آناتونهای یادگیر، مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس بین المللی سالانه تجمیع کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، ۱۳۷۷.
- [27] Meybodi M. R. and Beigy H. , "New Class of Leaming 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 میدی، ایزو-مرلیسم گراف با استفاده از آناتونهای یادگیر، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ایران، ۱۳۷۸.



هشتمین

# کنفرانس مهندسی برق ایران

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



مجموعه مقالات

الكترونيک و کامپیوتر

جلد اول

ICEE 2000