



تعیین توابع تمایز برای دسته‌بندی الگوها با استفاده از آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی

محمد رضامیانی

غلامرضا ضاربایی

دانشکده مهندسی کامپیوتر

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران - ایران

چکیده: یکی از روش‌های دسته‌بندی الگوها، استفاده از توابع تمایز^(۱) می‌باشد. در این مقاله روش‌های جدیدی براساس بازی آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی با پاسخ پیکان^(۲) جهت تعیین پارامترهای بهینه توابع تمایز ارائه شده است. هر بازیگر بازی، یک واحد تشکیل شده از یک ساختار سلسله مراتبی (درخت) از آتاماتونهای یادگیر من باشد که وظیفه آن یادگیری یکی از پارامترهای تابع تمایز من باشد. در این روشها، تابع تمایز از طریق یک جستجوی احتمالاتی^(۳) در فضای پارامترهای احتمالاتی^(۴) در فضای پارامترهای تابع تمایز بدلست می‌آید. در [۱۶] الگوریتم‌هایی براساس بازی آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت برای تعیین پارامترهای تابع تمایز پیشنهاد گردید. در این روشها هر پارامتر تابع تمایز توسط یک آتاماتون منفرد در بازه‌ای که برای آن تعريف می‌شود، یادگرفته می‌شود. تعیین دقیق بازه هر پارامتر می‌تواند تأثیر سیار زیادی در کاربری الگوریتم داشته باشد. انتخاب بازه بزرگ باعث افزایش زمان همگرایی و بازه کوچک باعث پایین آمدن دقت دسته‌بندی می‌گردد. به منظور رفع این مشکل، در این مقاله روش‌هایی براساس آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی پیشنهاد شده است. به این ترتیب برای هر پارامتر می‌توان بازه بزرگی درنظر گرفت و هر پارامتر را در محدوده وسیعتری جستجو کرد و احتمال تعیین صحیح پارامترها را افزایش داد. در این مقاله از آتاماتونهای یادگیر با ساختارهای سلسله مراتبی بازی یادگیری از آنها استفاده شده و کارایی این آتاماتونها در یادگیری توابع تمایز بهینه خصوصاً با غیر خطی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

کلمات کلیدی : شناسایی الگو، توابع تمایز، آتاماتونهای یادگیر، ساختارهای سلسله مراتبی

۱- مقدمه

یکی از روش‌های دسته‌بندی الگوها، استفاده از توابع تمایز می‌باشد^(۱). در این مقاله از روش‌های تعیین تابع تمایز^(۲) با استفاده از آتاماتونهای یادگیر^(۴) ارائه کردند که بر اساس آن، با برقراری یک رابطه انجمنی^(۵) بین هر عضو از تعریف زوایدی^(۶) و هر عمل شده‌اند. Andrew Barto و Andrew R. Sastry^(۷) به نام Thatachar با استفاده از بازی^(۸) یادگرفته می‌شود^(۹). تابع تمایز به فرم $T_X = \theta(g(x))$ نصیب گیری با استفاده از آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر^(۱۰)، تابع تمایز به فرم $T_X = \theta(g(x))$ یادگرفته می‌شود^(۱۱). پاسخ پیکان آتاماتونها و استفاده از آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر به عنوان بازگران بازی، روش راجه شناسایی پارامترهای بهینه تابع تمایز از طریق انجام یک جستجوی احتمالاتی در فضای پارامترهای از پیش تعريف شده ارائه گردید^(۱۲). Phananskar و Thatachar^(۱۳) با استفاده از شبکه‌های پیشخور^(۱۴) از آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر با الگوریتم^(۱۵) L_{R-I} روش راجه پیاده سازی یک میثم دسته‌بندی سطوحی خطی قطعه به قطعه به قطعه^(۱۶) ارائه گردید و شناسان داده‌اند که مجموعه می‌تواند به یک نقطه بهینه محلی همگرا شود^(۱۷). Sastry با ارائه گونه جدیدی از آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر بنام PLA^(۱۸) روش را برای تعیین پارامترهای بهینه تابع تمایز با استفاده از شبکه‌های یادگیر ارائه کرد^(۱۹). و شناسان داده‌اند که تحت شرایط ویژه‌ای می‌تواند به نقطه بهینه سراسری همگرا شود.

در [۱۶] الگوریتم‌هایی بر اساس بازی آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت^(۲۰) پیشنهاد گردیده و نشان داده شده که مجموعه با کارایی بالایی می‌تواند توابع تمایز^(۲۱) نزدیک به بهینه را یادگیرد. در روش‌های ارائه شده در [۱۶] هر جزو بازی، یک آتاماتون منفرد می‌باشد که مجموعه در فضای پارامترهای از پیش تعريف شده می‌نماید. بدليل اینکه مقدار هر پارامتر تابع تمایز از قابل مشخص نمی‌باشد، بازه مناسب برای هر پارامتر براساس حدس و رگمان و تابع اندازه‌گیری با استفاده از اطلاعات موجود در مسئله تعیین می‌شود. انتخاب نامناسب بازه منجر به افزایش زمان همگرایی و یا پایین آمدن دقت دسته‌بندی می‌گردد. انتخاب بازه بزرگ باعث افزایش تعداد عملهای آتاماتون و در نتیجه باعث بالارفتن زمان همگرایی و بازه کوچک ممکن است به کاهش دقت منجر شود. در این مقاله بمنظور رفع مشکل تعیین بازه، از آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی استفاده گردیده است. به این ترتیب می‌توان هر پارامتر را در محدوده وسیعتری جستجو کرد و از این طریق احتمال تعیین صحیح پارامترها افزایش می‌باشد. در این مقاله از آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت به عنوان اجزای ساختار سلسله مراتبی استفاده گردیده است.

سایر پیشنهادهای مقاله بصورت زیر تحلیل شده است. در بخش ۲ آتاماتونهای یادگیر طور خلاصه تعریف می‌گردد و در بخش ۳ نحوه یادگیری پارامترهای تابع تمایز با استفاده از بازی آتاماتونهای یادگیر سلسله مراتبی ارائه خواهد شد. در بخش ۴ یک مسئله نمونه ۳ کلاسه تعریف می‌گردد که روش‌های مختلف روی آن یاددازی خواهد شد. در بخش ۵ کارایی آتاماتونهای یادگیر با ساختار متغیر در حل مسئله نمونه بررسی خواهد شد. در بخش‌های ۶ و ۷ دو گروه از آتاماتونهای یادگیر با ساختار ثابت جدید که مناسب برای استفاده در ساختارهای سلسله مراتبی می‌باشند پیشنهاد و معرفی می‌گردد. در بخش ۸ تبیخه گیری و مقایسه‌ای بین روش‌ها ارائه شده، انجام خواهد شد.

Probabilistic Search (۲۱)

Game of Hierarchical Learning Automata with Common Pay-Off (۲۲)

Discriminant Function (۱)

Variable Structure LA (۲۳)

Associative Relation (۲۴)

Learning Automata (LA) (۲۵)

Fixed Structure LA (۲۶)

3-Layer Linear Piecewise Classification (۲۷)

Feedforward Network (۲۸)

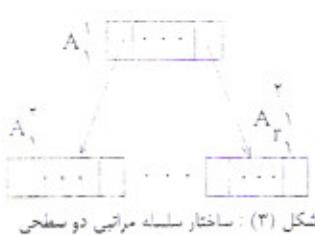
۲- آناتامونهای یادگیر

یک آناتامون یادگیر، یک آناتامون احتمالی^(۱) است که با محیط خود بصورت پسحور^(۲) تراکنش دارد. مطابق شکل ۱، خروجی آناتامون شخص است که به عنوان ورودی به محیط داده می‌شود و خروجی محیط پاسخ محیط به عمل انجام شده است که به عنوان ورودی به آناتامون ارسال می‌گردد. آناتامون یادگیر بوسیله $\Phi = \{\Phi_1, \dots, \Phi_S\}$ مجموعه حالات داری آناتامون، $\{\alpha_1, \dots, \alpha_i\}$ مجموعه عضمهای آناتامون، β مجموعه ای محدوده یا نامحدوده است که پیانگر مجموعه ورودی آناتامون می‌باشد. تابع F تابع تغییر حالت آناتامون براساس حالت و ورودی فعلی را G تابع خروجی آناتامون براساس حالت فعلی است. محیط بوسیله $\mathcal{C} = \{\alpha_1, \dots, \alpha_i\}$ تعریف می‌شود که در آن $\alpha_i = \{\alpha_{i,1}, \dots, \alpha_{i,n}\}$ مجموعه ورودیها، β مجموعه خروجی‌ها و $P(\beta|k) = \Pr\{\beta(k) = \alpha_i | \mathcal{C}_i\}$ پاسخ تامظرب از α_i به صورت $\Pr\{\beta(k) = \alpha_i | \mathcal{C}_i\}$ می‌باشد. به این ترتیب احتمال غرایافت پاسخ تامظرب از جانب محیط است اگر عمل β در محیط انجام گیرد.

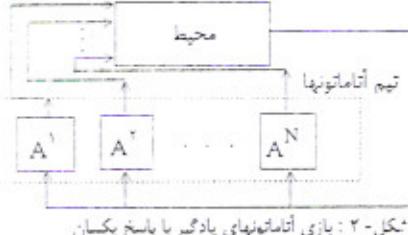
از نظر ساختاری آناتامونهای یادگیر به ذکر دسته تقسیم می‌شوند: آناتامونهای یادگیر با ساختار ثابت و با ساختار متغیر. در آناتامونهای با ساختار ثابت، نحوه تغییر حالت آناتامون بوسیله تابع F از قبل مشخص می‌شود. براساس حالت آناتامون در مرحله k ام، عمل $\alpha_i(k)$ با استفاده از تابع G در محیط انجام می‌شود و دریافت پاسخ $\beta(k)$ از جانب محیط حالت بعدی آناتامون تعیین می‌گردد. در آناتامونهای با ساختار متغیر، نحوه تغییر حالت از قبل مشخص نیست. در این مدل، تعداد هر عمل بر اساس بردار احتمال عمل^(۳) که احتمال انتخاب هر عمل را در لحظه k ام، معین می‌کند را به صورت $P(k) = \{P_1(k), \dots, P_n(k)\}$ تعریف می‌شود. توزیع اولیه این بردار معمولاً بصورت پکتواخت درنظر گرفته می‌شود و در هر مرحله براساس پاسخ دریافت شده، این بردار به هنگام مبتدء، این بهنگام‌سازی با هدف پافتن عمل بهینه به مظور دریافت پیشترین احتمال پاسخ مطلوب از جانب محیط انجام می‌شود. برای اطلاعات بیشتر درباره آناتامونهای یادگیر، می‌توانید به [۹] [۱۰] [۱۱] [۱۲] [۱۳] [۱۴] [۱۵] [۱۶] [۱۷] [۱۸] [۱۹] [۲۰] [۲۱] [۲۲] [۲۳] [۲۴] [۲۵] مراجعه نمایید.

۳- نحوه یادگیری تابع تمايز

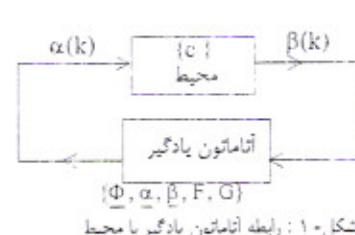
فرض کنیم $X = g(\theta, \theta_N, x)$ تابع تمايز مورد نظر باشد بطوریکه θ_N شوند و x بردار نمونه زیزگی است که باید مستحبه شود. با استفاده از N آناتامون یادگیر در قالب یک بازی با پاسخ یکسان، مطابق شکل ۲. می‌توان پارامترهای فوق را تعیین زد. هر آناتامون A^1 دارای $\alpha_1, \dots, \alpha_i$ عمل^(۴) می‌باشد و هر عمل آناتامون A^1 یک مقدار ممکن برای پارامتر θ از تابع تمايز درنظر گرفته می‌شود. مقدار ممکن برای پارامتر θ در نتیجه مجموعه عملهای آناتامون A^1 از قبل تعیین شده‌اند. هدف از این بازی بیندازند مقادیری برای پارامترهای θ می‌باشد بطوریکه تعداد مستحبه‌های غلط پنجم گردد. در هر مرحله آناتامون A^1 با توجه به شیوه تصمیم‌گیری خود یک عمل (مقدار) از مجموعه عملهای خود (مجموعه مقادیر ممکن برای پارامتر θ) را انتخاب و به محیط اعلام می‌نماید. یک (یا چند) نمونه از بردارهای ویژگی موجود در محیط توسط تابع تمايز بدست آمده از پارامترهای انتخاب شده، مستحبه می‌شود و نتیجه بصورت درست با خلط (و با نسبت تعداد مستحبه‌های آزمایش شده) به تیم ارسال می‌گردد. براساس نتیجه بدست آمده، آناتامون نتیجه گیری خود را در انتخاب عمل بعدی با هدف بدست آوردن پارامترهای بهینه برای تابع تمايز، به هنگام مناسب نماید.



شکل (۳): ساختار سلسله مراتبی دو سطحی



شکل - ۲: بازی آناتامونهای یادگیر با پاسخ یکسان



شکل - ۱: رابطه آناتامون یادگیر با محیط

در این روش مقادیر ممکن برای پارامتر θ توسط مجموعه $\{\alpha_1, \dots, \alpha_i\}$ (که مجموعه عملهای آناتامون A^1 می‌باشد) با α_i مقدار گسته درنظر گرفته می‌شود. درصورتیکه اطلاعات کمی در مرور حدود پارامتر θ دردست نباشد، باید مجموعه بزرگی برای هر پارامتر درنظر گرفته شود، به این ترتیب تعداد عملهای آناتامون A^1 (که همان i است) می‌تواند به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یابد که این امر می‌تواند منجر به کند شدن سرعت فرآیند یادگیری توسط هر آناتامون گردد. برای حل این مشکل، می‌توان در بازی آناتامونها به جای استفاده از آناتامون مفرد، از واحدی از آناتامونهای یادگیر A^1 استفاده کرد که هر واحد شکلی درختی از آناتامونهای یادگیر می‌باشد. برگهای این درخت حاری مقادیر ممکن درنظر گرفته شده برای پارامتر θ می‌باشد. شکل ۲ ساختار یک واحد A^1 با دو سطح را نشان می‌دهد. در این ساختار انتخاب یک مقدار برای θ در دو قدم انجام می‌شود. در ریشه آناتامون A^1 با A^1 عمل قرار دارد. هر عمل متناظر با یکی از آناتامونهای سطح دروم می‌باشد. با انتخاب هر عمل، یکی از آناتامونهای A^2 ، $A^2 \leq j \leq 1$ انتخاب می‌شود. در قدم بعد یکی از عملهای آناتامون A^2 انتخاب می‌شود که این عمل یک مقدار ممکن برای پارامتر θ محاسبه می‌گردد. به این ترتیب یک مسیر فعل در درخت ایجاد می‌شود که شامل آناتامونهای A^1 و A^2 می‌باشد. با انجام عمل انتخاب شده در محیط، پاسخ محیط به واحد A^1 داده شد و نحوه تصمیم‌گیری آناتامونهای فعل انجام شده با توجه به شیوه انتخاب می‌شود و نحوه تصمیم‌گیری سایر آناتامونها تغییر نمی‌کند. در انتها فرآیند یادگیری، هر واحد A^1 را یاد می‌گیرد که پیانگر مقدار بهینه برای پارامتر θ می‌باشد. در ساختارهای با عمق بیشتر از ۲ عمل می‌کند. در هر سطح آناتامون انتخاب شده، یک آناتامون یادگیر در سطح بعد را انتخاب می‌کند. با افزایش تعداد سطوح (عمق درخت) در هر واحد A^1 می‌توان تعداد پیشتری انتخاب

برای هر پارامتر β_i درنظر گرفت و به این ترتیب از محدوده بزرگتری برای هر پارامتر استفاده گردد.

۴- یک مسئله نمونه

مسئله: بیداگردن نایع تابع تابع برای سه کلاس W_1, W_2, W_3 با نوزدهای سرمال با مشخصات زیر:

$$W_1: M = (20, 10)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, W_2: M = (12, 2)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{pmatrix}, W_3: M = (26, 4)^T, \Sigma = \begin{pmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{pmatrix}$$

بردار M ، بردار میانگین و ماتریس کوواریانس نوزدهای میانگین در شکل ۴. شکل نوزیع کلاسها را نایع تابع تابع برای کلاس شناس داده است.

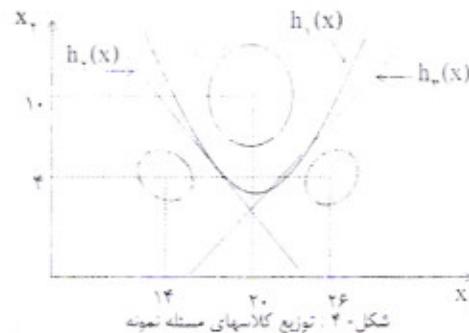
نایع $(x) \cdot h_p(x) \geq 0$ if $h_p(x) \geq 0$, then $x \in W_p$ else $x \notin W_p$

نایع: $h_1(x) = x_1 - x_2 + 23 \geq 0 : x \in W_1$ و $h_1(x) = x_1 - x_2 + 1/2x_1^2 + 1/2x_2^2 + 10 \geq 0$

$h_2(x) = -x_1 + x_2 - 17 \geq 0 : x \in W_2$ من توانند تغییرهای خوبی از نایع تابع تابع کلاسیای مسئله باشند. همانطور که مشاهده می شود $h_2(x)$ دارای ۲ پارامتر است که باید پاد گرفته شوند. بنابراین از سه نیم آنماتون مجزا شامل ۳، ۲ و ۲ واحد آنماتون که به طور مستقل کار می کنند، به صورت

$h_2: U_{11}, U_{12}, U_{22} \rightarrow h_2 = -x_1 + \alpha_{11}x_1 + \alpha_{12}x_2$ و $h_2: U_{11}, U_{12}, U_{22} \rightarrow h_2 = x_2 - \alpha_{21}x_1 - \alpha_{22}x_2$

$h_2(x)$ برای پادگیری نایع تابع تابع استفاده می کنیم. U_{11} را واحدهای آنماتون پادگیری نایع تابع تابع هستند. U_{12} پارامترهای نایع تابع $h_2(x)$ را تعیین می کنند. U_{22} پارامترهای نایع تابع $h_2(x)$ را تعیین می کنند. مجموعه مقابیر ممکن برای پارامترهای این سه نایع تابع تابع بصورت زیره شده است. هر مقدار متوسط یک واحد درست محض از آنماتونها که هر آنماتون ۵ عمل دارد پادگیره می شود (۱۰۰ مقدار برای هر پارامتر). مجموعه مقابیر ممکن برای هر واحد در جلوی نام آن واحد نوشته شده است:



شکل ۴. نایع کلاسیای مسئله نمونه

$$\begin{aligned} U_{11} &: \{\alpha_{11}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{11}(t) = -1.5 + 0.2t\} \\ U_{12} &: \{\alpha_{12}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{12}(t) = 1/6 + 1/5t\} \\ U_{22} &: \{\alpha_{22}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{22}(t) = 2 + 0.5t\} \\ U_{11} &: \{\alpha_{11}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{11}(t) = -2 + 0.25t\} \quad (1) \\ U_{12} &: \{\alpha_{12}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{12}(t) = -1 + 2t\} \\ U_{22} &: \{\alpha_{22}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{22}(t) = -2 + 0.25t\} \\ U_{11} &: \{\alpha_{11}(t)|1 \leq t \leq 22, \alpha_{11}(t) = -2 + 0.25t\} \end{aligned}$$

در هر واحد U_{ij} در ریشه یک آنماتون با ۵ عمل وجود دارد که هر عمل آن یکی از آنماتونهای سطح درم را فعال می کند. هر آنماتون سطح درم ۵ عمل دارد که هر عمل مناظر با یکی از مقابیر ذکر شده در (۱) برای پارامتر β_i می باشد. مقابیر ذکر شده برای هر U_{ij} در (۱) به ترتیب و به صورت ۵ عمل برای هر آنماتون، بنابراین آنماتونهای سطح درم نوزیع می شوند.

در قسمت پادگیری، برای هر کلاس ۵۰۰ نمونه ناصادی آمزشی درنظر گرفته می شود. پس از انجام عمل پادگیری، نتیجہ در گزارش کاربری روی مجموعهای ۵۰۰ تایی که مقابرات با مجموعهای آمزشی هستند، انجام می گیرد. در هر آزمایش، شایع اعلام شده، میانگین 5×5 نسبت مازی می باشد. مسئله مسویه فوق در [۱۶] بوسیله مجموعه ای از آنماتونهای پادگیر مفرد با استفاده از روشهای مختلف مبنی بر آنماتونهای پادگیر با ساختار متغیر و آنماتونهای با ساختار ثابت حل شده است. در این مقاله هدف، استفاده از آنماتونهای پادگیر سلسه مراتبی برای تعیین پارامترهای نایع تابع تابع می باشد.

۵- آنماتونهای پادگیر سلسه مراتبی با ساختار متغیر

در این بخش به بررسی کاربری آنماتونهای پادگیر سلسه مراتبی با ساختار متغیر که دارای شیوه به هگام سازی خطی احتمالها می باشند می پردازیم. اگر در مرحله k عمل (k) توسط آنماتون A_k انتخاب شده باشد، بردار احتمال عمل با استفاده از روابط ۲ و ۳ به شرح می شود:

الف- با دریافت پاسخ مطلوب:

$$P_j(k+1) = P_j(k) + a[1 - P_j(k)] \quad (2)$$

$$P_j(k+1) = (1 - a)P_j(k), j = i$$

$$P_i(k+1) = (1 - b)P_i(k) \quad (3)$$

$$P_j(k+1) = \frac{b}{1-b} + (1-b)P_j(k), j = i$$

ب- با دریافت پاسخ نامطلوب:

a و b پارامترهای پادگیری هستند [۹]. با توجه به روابط (۲)، (۳) با دریافت پاسخ مطلوب از محیط احتمال عمل انتخاب شده افزایش و احتمال سایر عملها کاهش می پارند و با دریافت پاسخ نامطلوب احتمال عمل انتخاب شده کاهش و احتمال سایر عملها افزایش می پارند. باید توجه داشت که به هگام سازی به گونه ای انجام می شود که در هر مرحله k داشته باشیم $\sum_{i=1}^{r-1} P_i(k) = 1$. شرط پایان الگوریتم رسیدن احتمال عمل بهینه به بیش از ۹۹٪ درنظر گرفته شده است.

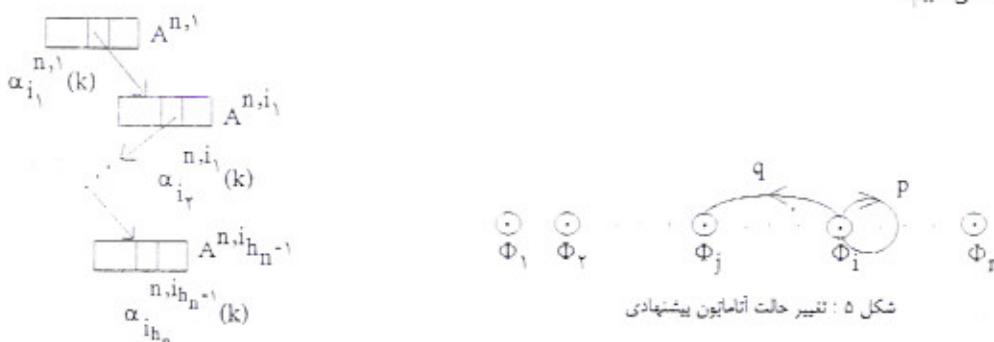
بر حسب اینکه مقابیر a و b روابط آنها نسبت به هم چگونه باشند سه نوع الگوریتم به هگام سازی حاصل می شود که عبارتند از:

$$-1 > a > 0, b = 0 : L_{R-I} \quad 1 > a > b = 0 : L_{R-EP}$$

آناتماتونهای یادگیر فرق به عنوان گردهای ساختار سلسله‌مراتبی ارائه شده در بخش ۲ در نظر گرفته شد و بردار احتمال عمل هر آناتماتون فعال شده، بوسیله روابط ۲ و ۳ با توجه به پاسخ دریافت شده از جایب محیط پنهانگام گردید. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم $L_{R,p}$ کارایی خوب در حل مسئله از خود نشان می‌دهد و بین معنی که سیستم به سمت انتخاب مجموعه پارامترهای بهینه همگرا نمی‌گردد، نمودارهای (۱-الف) و (۱-ب) نمودار دقت حدسازی و تعداد مراحل مورد برآورد برای همگرایی را برای الگوریتم $L_{R,p}$ و نمودارهای (۲-الف) و (۲-ب) دقت و تعداد مراحل را برای الگوریتم $L_{R,q,p}$ نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود با کوچکتر شدن پارامترهای یادگیری (a)، دقت حدسازی و تعداد مراحل مورد برآورد افزایش می‌یابد. الگوریتم $L_{R,q,p}$ با شرط $\frac{a}{b} = b$ احراز شد و مشاهده گردید که به ازای $a = 1$ و $b = 1$ سیستم همگرا نمی‌شود (بندهد در [۱۶] نیز مشاهده گردیده است). بنابراین به ازای $a = 1$ و $b = 1$ ، الگوریتم با شرط $\frac{a}{b} = b$ اجرا گردید. حداقل دقت بدست آمد برای $L_{R,p}$ به ازای $a = 10000$ برابر 97.745 درصد با تعداد متوسط مراحل 191501 و برای $L_{R,q,p}$ به ازای $a = 10000$ ، $b = 10000$ برابر 97.74072 با تعداد مراحل 376072 می‌باشد. با توجه به نتایج بدست آمد، می‌توان چنین نتیجه گرفت که برای دقتی بالا، الگوریتم $L_{R,q,p}$ برآورد کند عمل می‌کند.

۶- آناتماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار ثابت (گروه اول)

در [۱۶] کارایی آناتماتونهای یادگیر با ساختار ثابت مورد بررسی قرار گرفت و نتایج بدست آمده نشان داد که آناتماتونهای ساختار ثابت با عمق حافظه ۱ پیشین نتیجه را بدست می‌کنند. با اصلاح آناتماتونهای ساختار ثابت و ارائه آناتماتونهای جدید که آناتماتونهای نوع ۱ تابع غنایمده، شفند، آناتماتونهای با ساختار ثابت جدیدی با کارایی بالاتر ارائه شدند. غراین بخش با توسعه آناتماتونهای پیشنهاد شده در [۱۶] و ارائه الگوریتمهای یادگیری مناسب برای آناتماتونهای یادگیر سلسله‌مراتبی با ساختار ثابت، معنی در حل مسئله نموده نمایم.



شکل ۵ - مسیر فعال شده در واحد U^n

اگر $(k)\Phi(k)$ حالت آناتماتون در مرحله k است، خروجی $\alpha_i(k)$ توسط آناتماتون در لحظه k انتخاب و به محیط اخراج می‌گردد و پاسخ محیط به آناتماتون ارسال می‌گردد و حالت بعدی $(k+1)\Phi(k+1)$ آناتماتون با توجه به حالت فعلی و پاسخ دریافت شده، مشخص می‌گردد. شکل ۵ آناتماتون با ۱۱ حالت Φ_1, \dots, Φ_{11} و ۲ عمل $\alpha_1, \dots, \alpha_{11}$ را نشان می‌دهد. تابع خروجی آناتماتون بصورت $\alpha_i(\Phi_i) = \alpha_i$ (G(Φ_i) تعریف می‌شود. آناتماتون در حالت $\Phi_i(k)$ عمل $\alpha_i(k)$ را انتخاب و به محیط اعلام می‌کند و پاسخ آن $(k)\beta$ را که به یکی از در صورت پاسخ مطلوب یا پاسخ نامطلوب می‌باشد را از محیط دریافت می‌نماید. در صورت دریافت پاسخ مطلوب، آناتماتون در حالت فعلی باقی مانده و در صورت دریافت پاسخ نامطلوب با احتمال q تنبیه می‌شود و به هر عمل آناتماتون وزن $w_i(k)$ با $w_i(k)$ مقدار اولیه $\frac{1}{2}$ که ۲ تعداد عملهای آناتماتون است، نسبت داده می‌شود. در صورت انجام عمل تشویقی، وزن عمل تجامم گرفته افزایش یافته و وزن سایر عملها کاهش می‌یابد. در صورت انجام تنبیه، آناتماتون تغییر حالت می‌دهد. این تغییر حالت می‌تواند بصورت تصادفی انجام گیرد [۸]. در الگوریتمهای پیشنهاد شده می‌شود وزن عمل $w_i(k)$ با استفاده از رابطه ۴ بهینگانمی‌شود:

$$p_i(k+1) = p_i(k) + \frac{1 - p_i(k)}{W} \quad , \quad p_j(k+1) = p_j(k) - \frac{p_j(k)}{W} \quad , \quad j \neq i \quad , \quad j \in [1, \dots, 11] \quad (4)$$

عددی صحیح است را برای یادگیری نمایند، می‌شود. اگر عمل انتخاب شده در مرحله k ام، $\alpha_i(k)$ باشد، با توجه به رابطه ۴ می‌توان سادگی نشان داد:

$$\Delta w_i(k) = w_i(k+1) - w_i(k) = \frac{1 - w_i(k)}{W} \quad (5-1) \quad , \quad \sum_{j=1}^{11} w_j(k) = 1 \quad (5-2)$$

رابطه ۵-۱ نشان می‌دهد که با برگرایش W سرعت همگرایی کاهش می‌یابد. احتمالهای p و q به حالت داخلی آناتماتون و حالت آناتماتونهای دیگری که در نیم با آناتماتون همگرایی می‌کنند و همچنین به حالت آناتماتونهای دیگری که در سایر سطوح ساختار درختی از آناتماتونها قرار دارند، ارتباط دارد. انتخاب نوع ارتباط تابع پیشنهادی در کارایی الگوریتم خواهد داشت.

فرض کنیم در بازی آناتماتونها، واحد آناتماتون U^1, \dots, U^N شرکت دارند که هر واحد وظیفه پیداگردن پارامتر θ از تابع شناختی مربوطه را بر عهده دارد. هر واحد

U^N از یک ساختار درختی از آناتماتونهای یادگیر با h_n سطح تشکیل شده است. شکل ۶ مسیر فعال شده در این واحد را در لحظه k ام نشان می‌دهد. مطابق شکل ۶ آناتماتون $A^{n,1}_1$ که آناتماتون ریشه واحد U^1 می‌باشد، عمل $(k)\alpha_{i_1}^{n,1}$ را انتخاب می‌کند که منجر به فعال شدن آناتماتون $A^{n,1}_2$ در سطح درم می‌شود و این آناتماتون

نیز عمل $(k)\alpha_{i_2}^{n,1}$ را انتخاب می‌کند که باعث فعال شدن آناتماتون $A^{n,1}_3$ در سطح سوم می‌شود و به همین ترتیب یک مسیر فعال تا سطح h_n ام ایجاد می‌شود.

مقدار انتخاب شده برای پارامتر θ_n علی $A^{n,i_{h_n-1}}$ که توسط آنماشون $\alpha_{i_{h_n-1}}^{n,i_{h_n-1}}$ در سطح h_n ام انتخاب شده است، می‌باشد. به این ترتیب در هر لحظه k در واحد Ω در سطح m آنماشون $A^{n,i_{m-1}}$ فعال شده و عمل $\alpha_{i_m}^{n,i_{m-1}}$ با وزن $w_{i_m}^{n,i_{m-1}}$ که انتخاب می‌شود (برای سازگارشدن نگارش رابطه ذکر شده با امام آنماشون ریشه در شکل ۵، θ_n برای این آنماشون اختیاراتی p را بصورت مطابق روابط ۶ تا ۱۲ تعریف می‌شوند):

$$p = \begin{cases} 1 & \text{if } PI \geq PMax \\ \frac{PI}{PMax} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (x) \quad , \quad p = \begin{cases} 1 & \text{if } PI < PMax \\ \frac{PMax}{PI} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (y)$$

ظریکه:

$$PI = \sqrt[N]{\prod_{n=1}^N PW_n} \quad (z) \quad , \quad PMax = \sqrt[N]{\prod_{n=1}^N PWMax_n} \quad (4)$$

$$PW_n = \left(\prod_{j=m}^{h_n} w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \right)^{\frac{1}{h_n-m+1}} \quad (10) \quad , \quad PWMax_n = \left(\prod_{j=m}^{h_n} w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \right)^{\frac{1}{h_n-m+1}} \quad (11)$$

$$w_{i_{j,\max}}^{n,i_{j-1}}(k) = \max \left\{ w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) | j = 1, \dots, r_{h_n}, j \neq i_{h_n,j} \right\} \quad (12)$$

رابطه ۱۲ حداکثر وزن عملیاتی انتخاب شده توسط آنماشون $A^{n,i_{h_n-1}}$ را تعریف می‌کند. رابطه ۱۰ و ۱۱ می‌گذین هندسی وزن عملیاتی انتخاب شده و حداکثر وزن عملیاتی انتخاب شده آنماشونهای قرار گرفته در مسیر فعل شده در واحد Ω را از سطح m به بعد محاسبه می‌کند. رابطه ۸ و ۹ می‌گذین هندسی حاصل روابط ۱۰ و ۱۱ را بین واحدهای مختلف شرکت کننده در بازی محاسبه می‌کند. توسط روابط ۱۰ و ۱۱ وزن هر آنماشون در ساختار درختن توسط آنماشونهای زیرین تحت تأثیر قرار می‌گیرد. به این ترتیب، تبیه و تشویق آنماشونهای موجود در مسیر با یکدیگر همراه می‌شوند. رابطه ۸ و ۹ بین آنماشونهای فعل شده در هر سطح در واحدهای مختلف از اساطع برقرار می‌کند که این از ایجاد باعث همگون شدن پادگیری پارامترهای مختلف شرکت کننده در بازی می‌شود. روابط ۶ و ۷ اختیاراتی تبیه و تشویق را در هر لحظه تعریف می‌کنند. طبق رابطه ۶ اگر پاسخ مثبت (مطلوب بودن عملیت) در حالی دریافت شود که وزن عملیاتی انتخاب شده در مسیرهای فعل، بیشتر از وزن سایر عملیات باشد، اختلاط عملیاتی انتخاب شده، عملیات بهینه بوده و آنماشونهای فعل قطعاً تشویق می‌شوند. در غیر اینصورت اختلاط عملیاتی انتخاب شده، عملیات بهینه نبوده و آنماشونهای شرکت کننده در بازی با اختلال کمتری تشویق می‌شوند. طبق رابطه ۷ اگر پاسخ ممنوع (مطلوب بودن عملیت انجام شده) در حالی دریافت گردد که وزن عملیاتی انتخاب شده در مسیرهای فعل قطعاً تبیه می‌شود، در غیر اینصورت اختلاط عملیاتی انتخاب شده، عملیات بهینه بوده و اما در مفهومی باعث تولید پاسخ ممنوع شده‌اند. بنابراین آنماشونهای شرکت کننده در بازی با اختلال کمتری تبیه می‌شوند. روابط ۶ تا ۱۲ از موصفات اضافی آنماشونهای شرکت کننده در بازی به سمت انتخاب مخصوص، عملیاتی بهینه (پارامترهای بهینه برای تابع تابع) می‌شوند. الگوریتم تعریف شده در روابط ۶ تا ۱۲ در بازی آنماشونها را **الگوریتم نوع ۱** نامید.

الگوریتم نوع ۱ برای مسئله سیوی پیاده‌سازی را اجرا شده و نسخه‌دارهای درصد دقت دستیابی صحیح و متوسط تعداد مراحل مورد نیاز برای همگرایی بررسی پارامتر W در نسخه‌دارهای (۳-الف) و (۳-ب) آمده است. همانطور که انتظار می‌رفت، با افزایش W همگرایی کمتر و دقت دستیابی بیشتر شده است. جداکثر دقت بدست آمده به ازای $W = 200$ برابر $97/810$ با تعداد مراحل $10/953$ حاصل شده است.

با ایجاد تغییراتی در الگوریتم نوع ۱ می‌توان الگوریتمهای دیگری بدست آورد. طبق روابط ۱۰ و ۱۱، PW_n و $PWMax_n$ بصورت می‌گذین هندسی وزن عملیاتی آنماشونهای فعل شده در مسیر فعل از پایین به بالا محاسبه شده است. این ترتیب به این علت در نظر گرفته شده است که آنماشونهای موجود در برگهای درخت آنماشونها، مستقیماً با محیط در ارتباط در حالیکه عملیاتی انتخاب شده توسط آنماشونهای بالایی از طریق آنماشونهای پایین با پیشگویی می‌گذرد. با تغییر ارتباط پیدا می‌کند. به این پیش ترتیب حاصل‌صرف‌ب مطابق روابط ۱۳ و ۱۴ می‌توان الگوریتم دیگری بدست آورد. در روابط ۱۳ و ۱۴ می‌گذین هندسی در مسیر فعل از ریشه به سمت پایین محاسبه شده است. الگوریتم جدید را **الگوریتم نوع ۲** نامیم. تبیه احری این الگوریتم در نسخه‌دارهای (۴-الف) و (۴-ب) آمده است. جداکثر دقت جداسازی به ازای $W = 200$ برابر $97/211$ با تعداد مراحل $24/876$ بدست آمده است.

$$PW_n = \left(\prod_{j=1}^m w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \right)^{\frac{1}{m}} \quad (13) \quad , \quad PWMax_n = \left(\prod_{j=1}^m w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \right)^{\frac{1}{m}} \quad (14)$$

در الگوریتم نوع ۱ به جای استفاده از می‌گذین هندسی وزنهای می‌توان از حاصل‌صرف‌ب وزنهای آنماشونهای شرکت کننده در بازی استفاده کرد. به این ترتیب **الگوریتم نوع ۳** حاصل می‌شود، در این الگوریتم PW_n و $PWMax_n$ مطابق روابط ۱۵ و ۱۶ تعریف می‌شوند.

$$PW_n = \prod_{j=m}^{h_n} w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \quad (15) \quad , \quad PWMax_n = \prod_{j=m}^{h_n} w_{i_j}^{n,i_{j-1}}(k) \quad (16)$$

با انجام این تغییر تأثیر آنماشونهای قرار گرفته در سطوح بالایی نسبت به الگوریتم نوع ۱ تضعیف می‌شوند. چون هر آنماشون قرار گرفته در سطوح بالاتر نسبت‌داشته کلیه آنماشونهای موجود در سطوح پایین‌تر که مرتبط با آن هستند، می‌باشد، این استراتژی همانطور که نتایج آزمایشها نشان می‌دهد، باعث افزایش دقت دستیابی و تعداد

مراحل شده است. نتیجه احرای الگوریتم سوی ۳ در نسودارهای (۵-الف) و (۵-ب) آمده است. ملاحظه می شود که حداقل وقت بدست آمده به ازای $W = 75$ برابر $97/824$ با تعداد مراحل ۱۲۷۸۸۱ می باشد می ایجاد تغییرات دیگری در PW_n و PWM_{n+1} می توان تابع بهتری بدست آورد. برای آناماتون A با عمل. حداقل وزن پک عمل در طول فرآیند یادگیری طبق رابطه ۱۷ تعریف می شود:

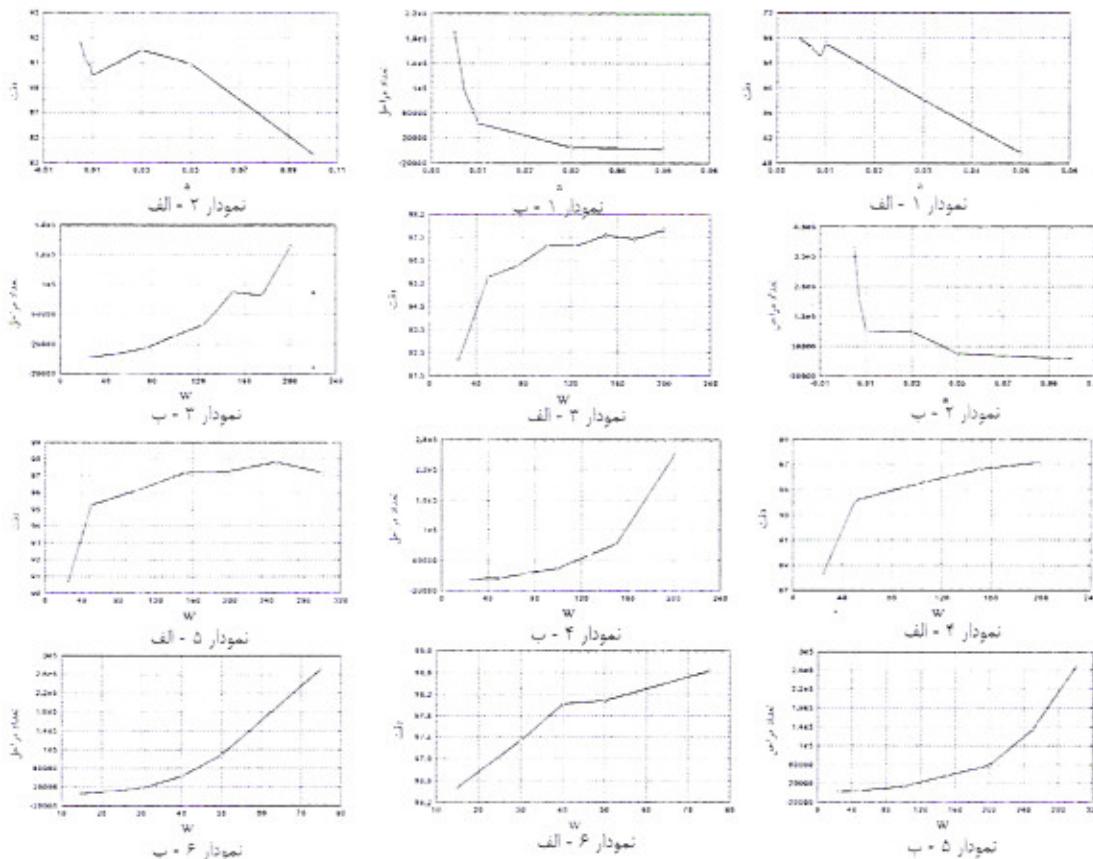
$$w_{\max_j}(k) = \text{Max} \{ w_j(k') | 1 \leq j \leq r, 1 \leq k' \leq k \} \quad (17)$$

با قرار دادن $w_{\max_j}(k)$ در روابط ۱۰ تا ۱۱ روابط ۱۸ تا ۲۰ بدست می آید:

$$PW_n = \left(\prod_{j=m}^{h_u} w_{\max_j}(k) \right)^{\frac{1}{h_u-m+1}} \quad (18) \quad , \quad PWM_{n+1} = \left(\prod_{j=m}^{h_u} w_{\max_j}(k) \right)^{\frac{1}{h_u-m+1}} \quad (19)$$

$$w_{i,j,\max}^{n,i_{j-1}}(k) = \text{Max} \left\{ w_{\max_j}(k') | j=1, \dots, r, i_{j-1} \neq i_j \right\} \quad (20)$$

با قرار دادن روابط ۱۰ تا ۲۰ بجای روابط ۱۱ تا ۱۳ در الگوریتم شماره ۴، و با تشبیه آناماتون به محض دریافت پاسخ مطلوب از جانب محیط. الگوریتم نوع ۴ حاصل می شود. شرط بایان الگوریتم رسیدن وزن کلیه آناماتونهای فعلی به مقدار ثابت (۹۹٪) در نظر گرفته شده است. با استفاده از روابط ۲۰ و همچنین با تشبیه آناماتون با دیدن پاسخ مطلوب، آناماتون می توان سریع تر به پاسخ مطلوب برسد. الگوریتم ۴ با درنظر گرفتن مقادیر ۱۵، ۳۰، ۴۰، ۵۰، ۷۵ در هر یک از آناماتونهای شرکت کشته در واحدهای $U_{1,0}, U_{1,1}, U_{1,2}, U_{1,3}$ و مقدارهای ۲۵، ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰، ۲۰۰ برای W در هر یک از آناماتونهای شرکت کشته در سایر واحدها پیاده سازی و اجرا شده تابع آن در نسودارهای (۶-الف) و (۶-ب) آمده است. همانطور که مشاهده می شود، به ازای $W = 40$ وقت 22222 تا $98/824$ با تعداد مراحل ۱۲۷۸۸۱ دقت $W = 50$ به ازای $W = 84/824$ با تعداد مراحل ۱۰ تا $98/824$ دقت $W = 75$ به ازای $W = 88/824$ با تعداد مراحل ۱۰ تا $98/824$ دقت آمده است که بهتر از تابع قبلی می باشد.



۷ - آناماتونهای یادگیر سلسله مراتبی با ساختار ثابت (گروه دوم)

در این قسمت آناماتون پیشنهاد می دهیم که وزنهای W در ساختار آناماتون گنجانده شده است. آناماتون پیشنهادی دارای در عمل نیز بر احتیت قابل گسترش است. آناماتون با در عمل $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N$ و $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ حافظه تعداد حالتهای آناماتون من باشد (۴). $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N$ مجموعه حالاتی است که اگر آناماتون در آن قرار بگیرد عمل $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ را انتخاب می کند. گراف تغییر حالت آناماتون با آمدن پاسخ مطلوب و پاسخ نامطلوب از جانب محیط در شکل (۶-الف) و (۶-ب) نشان داده شد. است. همانطور که در شکل ۶-الف و ۶-ب نشان داده شده است. آناماتون در حالت Φ_{A_1} قرار دارد و عمل α_1 را انتخاب می کند. با انتخاب پاسخ مطلوب از جانب محیط آناماتون با استعمال p تشویل می شود که در این صورت به عمل α_1 و یک واحد اضافه می شود (آناماتون به حالت $\Phi_{A_1} + \alpha_1$ رسید) و در صورتی که

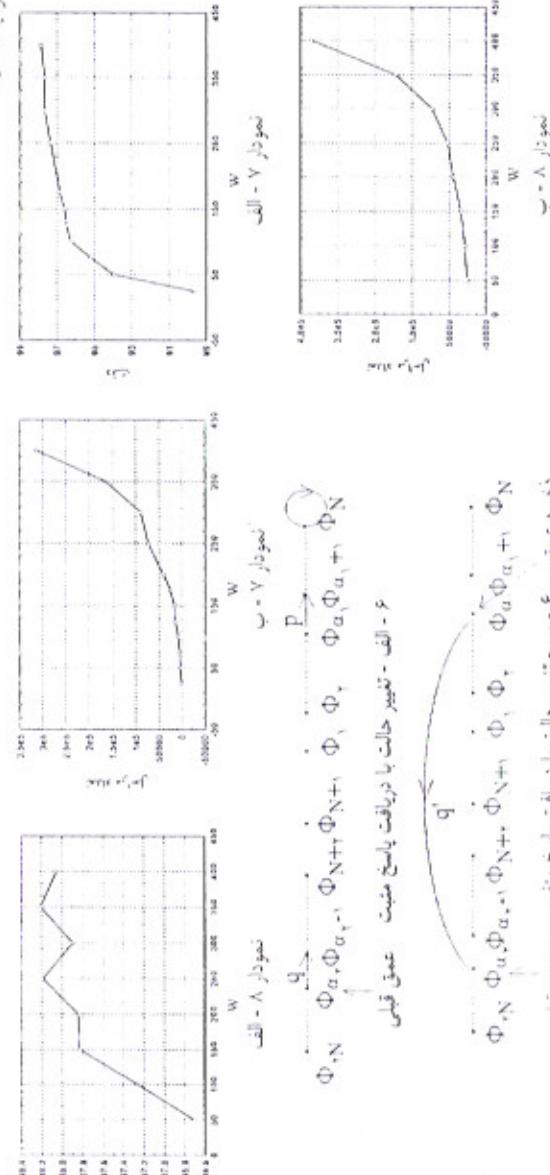
این‌جاکه در حالت Φ_1 پانزده در همان حالت باقی ماند، در صورت این‌جاکه عمل تکمیلی، مرحله مذکوره حالت پانزده ایجاد شود که در این صورت (که) عمق قفسی α_{N+1} (باشد) یک واحد از عمق آن کم می‌شود (عمق قفسی عمل Φ_{10})، در نظر گیره می‌شود (با درنظر گرفتن مطالعه ای جلاس) مجموع این‌جاکه با این‌جاکه (با نسبیت به این‌جاکه) می‌شود که در این صورت، حالت عمقی آن به عمق حالت قفسی عمل Φ_{10} برابر باشد، در نظر گیره می‌شود (با این‌جاکه) در حالت قفسی عمل Φ_{10} (که در شکل Φ_{10} نشان داده شد) تغییر حالت می‌دهد، مخصوصاً این‌جاکه برای که عدهای مذکور شوند کار آن‌جاکه M در نظر گیره.

$$w_i(k) = \frac{m_i(k)}{M}$$

وأيضاً في تطوير وسائل الاتصال والتكنولوجيا، مما يفتح آفاقاً جديدة للتعاون والتنمية.

$$p = \begin{cases} \frac{p_1}{p_{\text{Max}}} & \text{if } p_1 \approx p_{\text{Max}} \\ \frac{p_{\text{Max}}}{p_1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11) \quad , \quad q = w_{i_j}^{n_{i_j}(k)} \quad (12) \quad , \quad q' = \begin{cases} \frac{p_{\text{Max}}}{p_1} & \text{if } p_1 \approx p_{\text{Max}} \\ \frac{p_1}{p_{\text{Max}}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

روطه ۲۲ و ۲۳ مانند روش را در عالمی می کنند، مثلاً برای PI و PMax مطالق روطه ۸ و ۹ محسوسه هستند،
که مطالق روطه ۲۴ و ۲۵ نیز هستند. این روشها را مطالق روطه ۲۶ و ۲۷ نیز می نویسند.



28

الدرازگیری گرد. شیخه ۵ بار آزمایش قانون بیز روی ۵۰ مجموعه نمونه مختلف، دقت متوسط ۹۸/۷۱۷ را بدست می‌دهد. جدول شماره ۱ حلاصه شایع بدست آمده از کارایی روش‌های مختلف ارائه شده در این مقاله در حل مسئله نمونه را نشان می‌دهد.

جدول ۱ علاوه بر حلاصه شایع بدست آمده برای حل مسئله نمونه ارائه شده در بخش ۲، شایع بدست برای حل مسئله نمونه شماره ۲ را نیز نشان می‌دهد. در مسئله شماره ۲، میزان روی‌نمود افتادگی پیش‌بینی برای کلاسهای مختلف نمونه درنظر گرفته شد، به این ترتیب دقت جاذب‌تری امکان‌پذیر است. حلقه‌ای مشخص شده با \cdots به معنی عدم شناخت این سیستم می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود، به ازای برخی پارامترها، الگوریتم‌های نوع ۲ قادر به همگرا شدن نمی‌باشند. همچین در هر دو مورد می‌توان مشاهده نمود که آن‌امانویه‌ای پادگیر با ساختار ثابت کارایی خوب در حل مسئله‌ها از خود نشان می‌دهند.

جدول ۱

صوره دوم				صوره اول				روش
برچسب	دقت	بارگذارها	برچسب	دقت	بارگذارها	برچسب	برچسب	
۳۱۹۹۱۵	۹۱/۹۵۷	$a = +/+0.5$	۱۹۱۰۲۱	۹۷/۹۴۵	$a = +/+0.5$	L ₂₊₁		
۴۷۴۲۳۱	۸۱/۸۴۶	$a = +/+0.5$	۳۷۴۲۳۱	۹۳/۹۴۴	$a = +/+0.5$	L ₂₊₁₊₂		
۳۷۲۱۰۷	۸۶/۸۶۶	$W = +$	۱۰۱۹۰۷	۹۵/۹۱۱	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۱		
۳۱۳۳۷۶	۸۷/۸۷۶	$W = +$	۳۷۴۰۶۱	۹۷/۹۱۱	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۲		
۱۱۸۰۰۰	-----	$W = 0$	۱۷۷۰۰۱	۹۷/۹۱۱	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۳		
۲۱۳۸۸۵	۷۵/۷۴۵	$W = +$	۱۷۷۰۰۱	۹۷/۹۱۱	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۴		
۱۷۱۲۰۷۵	۸۸/۸۷۵	$W = +$	۱۷۷۰۰۱	۹۷/۹۱۱	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۵		
۴۷۹۰۰۰	۸۶/۸۶۶	$W = 10$	۳۷۳۱۹۲	۹۳/۹۴۴	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۶		
۱۳۰۰۰۰	-----	$W = 25$	۳۷۳۱۹۲	۹۳/۹۴۴	$W = +0.0$	الگوریتم نوع ۷		
۴۷۹۱۱۱	۸۸/۸۱۴	$M = +$	۳۱۰۰۲۱	۹۶/۹۴۷	$M = +0.0$	الگوریتم نوع ۸		
۴۱۴۹۶	۸۸/۸۷۶	$M = +$	۱۹۴۹۱۲	۹۸/۹۴۰	$M = +0.0$	الگوریتم نوع ۹		
۱۷۷۰۰۷۱	۸۸/۸۰۷	$M = +0.0$						
	۹۷/۹۰			۹۸/۹۱۷				قانون بیز

۹- مراجع

- [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] M. 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] M. 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] V.V. Phananskar and M.A.L. Thatachar, "Global Convergence of Teams of Learning Automata", in Symp. Intell. Syst., Bangalore, Dec. 1991.
- [8] M. 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] K. Najim and A. S. Poznyak, Learning Automata Theory and Applications, Elsevier Science Ltd, 1994.
- [11] P. Mars, J.R. Chen and R. Nombiar, Learning Algorithms Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications, CRC Press, New York, 1998.
- [12] S. Lakshimavarhan, Learning Algorithms Theory and Applications, New York, Springer - Verlag, 1981.
- [13] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, Pattern Recognition Principals, Reading, MA : Addison-Wesley, 1974.
- [14] M. R. Meybodi 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] M.R. Meybodi, '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] G.R. Rezaei and M.R. Meybodi, "Automatic Determination of Discriminant Functions for Pattern Recognition", Proceedings of Fourth International Conference of Computer Society of Iran, 1998.
- [17] N. Baba and H. Handa, "Utilization of Hierarchical Structure Stochastic Automata for the Back Propagation Method with Momentum", proc. of IEEE ICNN-95, pp. 389-393, 1995.



The 7th Iranian Conference On Electrical Engineering

Iran Telecommunication Research Center 17-19 May 1999



Proceedings Computer

